



**HAL**  
open science

# Modélisation et optimisation d'un système de stockage couplé à une production électrique renouvelable intermittente

Laurent Bridier

► **To cite this version:**

Laurent Bridier. Modélisation et optimisation d'un système de stockage couplé à une production électrique renouvelable intermittente. Energie électrique. Université de la Réunion, 2016. Français. NNT : 2016LARE0038 . tel-01525696

**HAL Id: tel-01525696**

**<https://theses.hal.science/tel-01525696>**

Submitted on 22 May 2017

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

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

# THÈSE

pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LA REUNION**

Spécialité : **Énergétique**

Présentée par

**Laurent BRIDIER**

préparée au sein du **Laboratoire Physique et Ingénierie Mathématique pour l'Énergie, l'Environnement et le Bâtiment (PIMENT)**,  
dans l'**École Doctorale : Sciences et Techniques, Santé (STS)**.

## **Modélisation et Optimisation d'un Système de Stockage couplé à une Production électrique renouvelable intermittente.**

Thèse soutenue publiquement le **29 Juin 2016**,

devant le jury composé de :

**M. Bernard MULTON**

Professeur ENS de Rennes, Laboratoire SATIE, Rapporteur

**M. Xavier ROBOAM**

Directeur de recherche CNRS, Laboratoire LAPLACE, Toulouse, Rapporteur

**M. Stéphane LASCAUD**

Président Directeur général EDF Store and Forecast, Examineur

**M. Patrice PONGÉRARD,**

Professeur au Laboratoire PIMENT, Examineur

**M. Philippe LAURET**

Professeur au Laboratoire PIMENT, Directeur de thèse

**M. Mathieu DAVID**

MCF HDR au Laboratoire PIMENT, Codirecteur

Invité : **M. Denis Lefebvre** , société Quadran

*À mes fleurs*

# Remerciements

Cette thèse a été financée par une allocation de recherche issue du projet Enertosck avec l'Université de La Réunion et le fonds de recherche OSEO incluant tous les partenaires du projet : Aerowatt, Mecamidi, Saft, Sogreah (aujourd'hui Artelis), EDF-SEI, INP Grenoble, laboratoire PIMENT, Université de La Réunion.

Je voudrais tout d'abord remercier M. Philippe LAURET, Professeur à l'Université de La Réunion et précédent directeur du laboratoire PIMENT, qui a été mon directeur de thèse et m'a donné l'opportunité d'effectuer ce travail de recherche au sein de ce laboratoire. En tant que directeur de thèse, je lui suis reconnaissant de m'avoir accompagné et toujours encouragé malgré, parfois, des phases de doutes ou de difficultés. Je le remercie aussi de la confiance qu'il m'a toujours accordée même lorsque j'en manquais moi-même. Merci également d'être allé à la "chasse aux heures" de TD de mathématiques à effectuer dans les différents départements afin de me permettre d'enseigner à l'Université.

Je suis également reconnaissant à Mathieu David qui grâce à ses conseils avisés a su m'orienter vers des pistes fructueuses. En tant qu'ingénieur en calcul scientifique et modélisation, l'introduction au domaine de l'énergétique a été un vrai défi pour moi. Mathieu a su apporter son esprit, ses capacités, sa compréhension et ses connaissances dans son domaine. Bien que le temps passé à m'accompagner durant ces trois années ait été pris sur ses propres activités, il s'est toujours montré disponible et m'a grandement aidé dans toutes les étapes de cette thèse.

Je remercie également la société AEROWATT, aujourd'hui QUADRAN, qui a piloté le projet EnerStock et m'a donné tous les éléments pour bien démarrer mon travail. En particulier, mes remerciements vont à son directeur technique Denis Lefèbre pour ses documents et les données de production annuelle. Tous les échanges avec Sylvain Tavernier, chargé d'affaire sur ce projet, m'ont été aussi extrêmement utiles, notamment dans le travail de modélisation.

Je tiens à remercier à M. Bernard Multon, professeur à l'ENS de Rennes ainsi qu'à M. Xavier Roboam, directeur de recherche au CNRS, d'avoir acceptés d'être rapporteurs de mon mémoire. Je remercie également à M. Stéphane Lascaud, Ingénieur à EDF d'avoir accepté de prendre part à mon jury. Je souhaite remercier l'ensemble des membres du jury pour l'énergie dédiée à la lecture et correction de mon mémoire de thèse. Vos corrections, remarques et commentaires ont été très appréciés.

Enfin, une pensée particulière va à tous ceux qui m'ont accueilli au sein de leur unité à l'Université de La Réunion, en particulier Philippe Charton et Christiane Vincent du Département de Mathématiques-Informatique et Khalid ADDI de l'Esiroi. Que tous mes

amis et collègues de l'IUT : Fabiola, Jocelyne, Audrey, Gilles, Christian... soient également remerciés de ces bons moments de repas, de fou rires ou même de répétition musicale qui resteront gravés dans ma mémoire. Je voudrais remercier tous mes collègues du Département SBE, de l'IUT du bâtiment EnerPos à l'IUT , ainsi que tous les doctorants et étudiants du laboratoire, en particulier Audrey Journoud qui m'a si souvent servi du thé. Merci également aux militants de l'Écologie solidaire à La Réunion, en particulier Jean-Alain Cadet, Danon Odayen, Gérard Chopinet et Yvette Duchemann, qui m'ont permis d'agir dans la continuité de mon travail, ce qui a contribué, de mon point de vue, à donner du sens à cette étude.

Finalement, je suis particulièrement reconnaissant à mes parents ainsi qu'à mes soeurs, en particulier Sophie qui m'a toujours encouragé dans cette voie. Son expérience du doctorat m'a beaucoup servi et m'a permis de prendre du recul lorsqu'il le fallait. En dernier mais première dans mon cœur, je remercie ma femme Emmanuelle. Merci d'avoir su me soutenir et me donner les meilleures conditions possibles pour terminer ce travail. Ces derniers mois furent intenses et pleins d'émotions. Merci de m'avoir donné cette magnifique petite Capucine ainsi que cet enfant bientôt prêt à naître. Pour terminer, un remerciement spécial à ma grande fille Clara qui m'a également soutenu, tout en gardant consciencieusement sa petite soeur.

*“Allé Soley la fini Chapé”*  
*“Lèr ke lé pou dansé”*  
*“Get pa si la pli la po mouyé ton sévé kafrine”*  
*“Roul ton maloya ma fi”*  
*“Si ton ker lé kontan”*

Kalou Pilé

*“Mi sa si somin mi wa cou d’kony na plin ki coté zot i vient.”*  
*“Partout mi sava tout sa mi compren pa na trop wati watia.”*  
*“Toute lo wati watia.”*  
*“Toute zot wati watia.”*

Alain Peters



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction générale</b>	<b>3</b>
1.1	Introduction . . . . .	3
1.2	Énergies renouvelables intermittentes (EnRI) . . . . .	4
1.2.1	Contexte énergétique . . . . .	4
1.2.1.1	Contexte mondial, européen et français . . . . .	4
1.2.1.2	Énergies Renouvelables (EnR) . . . . .	9
1.2.1.3	Problématique spécifique aux EnRI . . . . .	11
1.2.2	EnRI en contexte insulaire . . . . .	12
1.2.2.1	Zones non interconnectées (ZNI) . . . . .	12
1.2.2.2	La Réunion . . . . .	13
1.2.3	Intermittence et prévision . . . . .	17
1.2.3.1	Intermittence . . . . .	17
1.2.3.2	Prévision . . . . .	19
1.3	Systèmes de Stockage d'énergie (SSE) . . . . .	20
1.3.1	Enjeux . . . . .	21
1.3.2	Description générale . . . . .	23
1.3.2.1	Technologies . . . . .	23
1.3.2.2	Comparaison . . . . .	28
1.3.3	Stockage d'énergie renouvelable . . . . .	31
1.3.3.1	Projets industriels et commerciaux . . . . .	31
1.3.3.2	Recherche et Développement . . . . .	33
1.4	Problématique et objectifs de la thèse . . . . .	36
1.4.1	Cadre du projet Enerstock . . . . .	36
1.4.1.1	Objectifs . . . . .	36

1.4.1.2	Cahier des charges . . . . .	37
1.4.2	Approche retenue . . . . .	37
1.4.2.1	Objectifs . . . . .	37
1.4.2.2	Démarche . . . . .	38
<b>2</b>	<b>Modélisation</b>	<b>41</b>
2.1	Introduction . . . . .	41
2.2	Modèle de stockage . . . . .	42
2.2.1	Modèles usuels . . . . .	42
2.2.1.1	Modèles dynamiques . . . . .	42
2.2.1.2	Modèles statiques . . . . .	46
2.2.2	Modes d'intégration . . . . .	47
2.2.2.1	Présentation . . . . .	47
2.2.2.2	Site isolé . . . . .	47
2.2.2.3	Site connecté au réseau . . . . .	48
2.2.3	Modèle retenu . . . . .	49
2.2.3.1	Mode d'intégration . . . . .	49
2.2.3.2	Modélisation systémique . . . . .	50
2.2.3.3	Description et hypothèses de modélisation . . . . .	51
2.2.3.4	Equations . . . . .	53
2.3	Modèle économique . . . . .	54
2.3.1	Modèles standards . . . . .	54
2.3.1.1	Classification . . . . .	54
2.3.1.2	Critères de performance économique . . . . .	54
2.3.2	Modèle utilisé . . . . .	57
2.3.2.1	Objectif et choix du modèle . . . . .	57
2.3.2.2	Hypothèses du modèle économique . . . . .	58
2.3.2.3	Calcul de la NPV . . . . .	59
2.4	Scénarios d'injection réseau . . . . .	62
2.4.1	Principe général . . . . .	62
2.4.2	Description des scénarios . . . . .	65
2.4.2.1	Scénarios S1 : puissance prévue et lissée . . . . .	65

2.4.2.2	Scénarios S2 : puissance constante garantie . . . . .	67
2.4.2.3	Scénarios S3 : combinaisons de scénarios . . . . .	69
2.4.3	Tarification . . . . .	70
2.5	Modèle de dimensionnement du stockage . . . . .	71
2.5.1	Modèles existants . . . . .	71
2.5.1.1	Méthodologie . . . . .	71
2.5.1.2	Modèles de production . . . . .	72
2.5.1.3	Critères de performance technique . . . . .	73
2.5.1.4	Dimensionnement déterministe . . . . .	75
2.5.1.5	Dimensionnement stochastique . . . . .	77
2.5.2	Modèle développé . . . . .	79
2.5.2.1	Objectifs et motivations . . . . .	79
2.5.2.2	Méthodologie . . . . .	80
2.5.2.3	Dimensionnement optimal du stockage . . . . .	81
2.5.3	Synthèse . . . . .	81
<b>3</b>	<b>Optimisation</b>	<b>85</b>
3.1	Introduction . . . . .	85
3.2	Méthodes et outils d'optimisation SSE+EnRI . . . . .	86
3.2.1	Problèmes d'optimisation . . . . .	86
3.2.1.1	Cadre général . . . . .	86
3.2.1.2	Dimensionnement SSE optimal . . . . .	88
3.2.2	Programmation linéaire, non linéaire et stochastique . . . . .	89
3.2.2.1	Problèmes déterministes . . . . .	89
3.2.2.2	Prise en compte de l'incertitude . . . . .	91
3.2.2.3	Application au dimensionnement optimal . . . . .	92
3.2.3	Programmation dynamique . . . . .	93
3.2.3.1	Cadre général . . . . .	93
3.2.3.2	Dimensionnement optimal . . . . .	93
3.2.4	Métaheuristiques et heuristiques . . . . .	96
3.2.4.1	Métaheuristiques à trajectoire . . . . .	96
3.2.4.2	Métaheuristiques à population . . . . .	96

3.2.4.3	Heuristiques . . . . .	97
3.2.5	Outils d'optimisation . . . . .	98
3.2.5.1	Solveurs . . . . .	98
3.2.5.2	Logiciels ad hoc . . . . .	99
3.3	Gestion optimisée SSE+EnRI . . . . .	100
3.3.1	Motivations du choix heuristique . . . . .	100
3.3.2	Cas d'étude . . . . .	102
3.3.2.1	Productions et prévisions . . . . .	102
3.3.2.2	Valeurs de base techniques . . . . .	105
3.3.3	Heuristiques . . . . .	106
3.3.3.1	Algorithme glouton . . . . .	106
3.3.3.2	Utilisation de la bande de tolérance (H1) . . . . .	106
3.3.3.3	Gestion proactive des défauts (H2) . . . . .	109
3.3.3.4	Limitation des oscillations (H3) . . . . .	111
3.3.3.5	Limitation des pertes d'énergie (H4) . . . . .	113
3.3.4	Synthèse . . . . .	115
3.3.4.1	Charge adaptative (CA) . . . . .	115
3.3.4.2	Dimensionnement optimal . . . . .	116
3.4	Comparaison CA et modèles NLP/LP/MILP . . . . .	117
3.4.1	Solutions de référence . . . . .	117
3.4.1.1	Problème de référence . . . . .	117
3.4.1.2	Modèle fixe de base ( $y$ ) . . . . .	120
3.4.1.3	Modèle libre de base ( $yzd$ ) . . . . .	125
3.4.1.4	Modèle libre avec stratégies ( $\beta xyzd$ ) . . . . .	127
3.4.1.5	Solveurs utilisés . . . . .	130
3.4.2	Comparaison avec la charge adaptative . . . . .	131
3.4.2.1	Lissage Horaire (S1a) sur une journée . . . . .	132
3.4.2.2	Lissage horaire (S1a) sur l'année . . . . .	136
3.4.2.3	Garantie annuelle (S2a) . . . . .	140
3.5	Conclusion . . . . .	142

<b>4</b>	<b>Dimensionnement optimal</b>	<b>145</b>
4.1	Introduction . . . . .	145
4.2	Dimensionnement technico-économique . . . . .	145
4.2.1	Principe . . . . .	145
4.2.1.1	Démarche et Définitions . . . . .	145
4.2.1.2	Valeurs de base économiques . . . . .	148
4.2.2	Optimisation des seuils adaptatifs . . . . .	148
4.2.3	Scénarios non garantis (S1) . . . . .	152
4.2.3.1	Lissage horaire (S1a) . . . . .	152
4.2.3.2	Lissage journalier (S1b) . . . . .	153
4.2.4	Scénarios garantis (S2) . . . . .	154
4.2.4.1	Garantie H24 (S2a) . . . . .	154
4.2.4.2	Garantie sur un créneau horaire (S2b) . . . . .	156
4.2.4.3	Garantie sur deux créneaux horaires (S2c) . . . . .	158
4.3	Amélioration des services rendus . . . . .	159
4.3.1	Combinaison des scénarios garanti/non garanti (S3) . . . . .	159
4.3.1.1	Scénario S3a . . . . .	160
4.3.1.2	Scénario S3b . . . . .	161
4.3.2	Optimisation des créneaux horaires . . . . .	162
4.3.2.1	Scénario S3d . . . . .	162
4.3.2.2	Scénario S3c . . . . .	163
4.3.3	Hybridation des sources . . . . .	164
4.4	Analyse de sensibilité . . . . .	167
4.4.1	Analyse de sensibilité globale . . . . .	167
4.4.1.1	Méthodes . . . . .	167
4.4.1.2	Modèle . . . . .	168
4.4.1.3	Sensibilité technique . . . . .	171
4.4.1.4	Sensibilité technico-économique . . . . .	172
4.4.1.5	Régression linéaire . . . . .	174
4.4.2	Impact de la qualité de prévision . . . . .	175
4.4.2.1	Comparaison Persistance et Modèle ECMWF (PV) . . . . .	175

4.4.2.2	Impact des variations de l'erreur . . . . .	177
4.5	Conclusion . . . . .	178
<b>Conclusions et Perspectives</b>		<b>181</b>
<b>Annexes</b>		<b>185</b>
A1	ANNEXE A : Charge Adaptative . . . . .	185
A1.1	Seuil de décharge adaptative . . . . .	185
A1.2	Algorithme CA . . . . .	186
A2	ANNEXE B : Exemples de trajectoires optimisées . . . . .	188
A2.1	Scénario S1a . . . . .	188
A2.2	Scénario S2a . . . . .	189
A3	ANNEXE C : Amélioration des services rendus . . . . .	190
A3.1	Scénarios S3a et S3b . . . . .	190
A3.2	Scénarios S3c et S3d . . . . .	191
A4	ANNEXE D : Indices de sensibilité . . . . .	193
<b>Bibliographie</b>		<b>194</b>

# Table des figures

1.1	Consommation énergétique mondiale et émission de GES. . . . .	4
1.2	Répartition de la satisfaction des besoins mondiaux en énergie (ktep). <i>Source : BP Statistical Review of World Energy, Juin 2015.</i> . . . . .	5
1.3	Evolution du coût de l'énergie et prospective. <i>Source : AIE, 2014.</i> . . . . .	6
1.4	Consommation et dépendance énergétiques de l'Union Européenne. <i>Source Eurostat.</i> . . . . .	7
1.5	Production et consommation d'énergie primaire en France. <i>Source : Commissariat au développement durable, Ministère de l'Environnement, 2014</i> . . . . .	7
1.6	Emissions de CO <sub>2</sub> en Europe et en France . . . . .	8
1.7	Evolution des capacités de production EnR installées. <i>Source : IRENA, 2014.</i>	10
1.8	Les énergies renouvelables à La Réunion - Production électrique (MW). <i>Source OER 2015.</i> . . . . .	14
1.9	Site de production d'électricité et de stockage à La Réunion. <i>Source EDF-SEI 2015.</i> . . . . .	16
1.10	Variabilité de la production d'électricité d'origine renouvelable intermittente.	18
1.11	Services réseau pouvant être assurés par le stockage. <i>Source EDF, 2011.</i> . . . . .	22
1.12	Schéma de principe d'une STEP. <i>Source ECRIN [Multon and Ruer, 2003].</i>	24
1.13	Schéma de principe d'un Volant d'inertie. <i>Source NREL, 2004.</i> . . . . .	24
1.14	Schéma de principe d'un stockage à air comprimé en caverne. <i>Source ECRIN [Multon and Ruer, 2003].</i> . . . . .	25
1.15	Schéma de principe d'une batterie Lithium-Ion. <i>Source CEA, 2006.</i> . . . . .	27
1.16	Schéma de principe d'une batterie à circulation. <i>Source Regenesys.</i> . . . . .	28
1.17	Caractéristiques technico-économiques des Systèmes de Stockage d'Énergie (SSE). <i>Source ARER</i> . . . . .	29
1.18	Répartition des SSE par puissance/temps de réponse. <i>Source ENEA.</i> . . . . .	30
1.19	Applications du stockage par type. <i>Source CEA</i> . . . . .	30

1.20	Applications du stockage d'énergie : équilibre offre-demande. . . . .	31
1.21	Capacités de stockage installées dans le monde. <i>Source EPRI, 2010.</i> . . . .	32
1.22	Plan de thèse. . . . .	39
2.1	Organisation du chapitre 2. . . . .	42
2.2	Courbe de rendement turbine hydraulique. . . . .	43
2.3	Dynamique batterie Li-Ion modélisée sous Simulink. . . . .	44
2.4	Comparaison dimensionnement modèles batterie cinétique vs statique. . . .	45
2.5	Modes d'intégration du SSE. . . . .	47
2.6	Site isolé : schéma de principe. <i>Source [Chauhan and Saini, 2014].</i> . . . .	48
2.7	Production EnRI (PV) connectée au réseau. . . . .	48
2.8	Micro-réseau et systèmes de production distribués. <i>Source [Mohammadi et al., 2012]</i> . . . . .	49
2.9	Modèle SSE-EnRI. . . . .	50
2.10	Principe de compensation de l'intermittence par le stockage. . . . .	52
2.11	Scénarios d'injection Réseau. <i>Source [Zhao et al., 2015]</i> . . . . .	62
2.12	Tolérance et défaut de service dans les scénarios d'injection réseau. . . . .	63
2.13	Exemple de production EnRI+SSE avec défaut. . . . .	65
2.14	Scénarios d'injection réseau S1a et S1b. . . . .	66
2.15	Scénario <b>S1a</b> - exemples d'annonce EnRI+SSE. . . . .	67
2.16	Scénarios de puissance garantie <b>S2</b> . . . . .	68
2.17	Scénarios combinés <b>S3</b> . . . . .	69
2.18	Modélisation du dimensionnement : Méthodologie standard. <i>Source [Mohammadi et al., 2012]</i> . . . . .	72
2.19	Modèle de production éolienne. . . . .	73
3.1	Méthodes de dimensionnement de SSE couplé à une production EnRI. <i>Source [Upadhyay and Sharma, 2014].</i> . . . .	88
3.2	Méthode de séparation-évaluation dans la programmation mathématique. . . .	90
3.3	Méthode de coupes dans les programmes linéaires en nombres entiers (ILP). . .	90
3.4	Recherche de gestion SSE optimale par programmation dynamique. <i>Source Y. Riffoneau, 2009.</i> . . . .	94
3.5	Fonctionnement SSE optimal par programmation dynamique. . . . .	95

3.6	Dimensionnement optimal (SDP) : Tolérance vs Capacité SSE. <i>Source Thèse P. Haessig, 2014</i> . . . . .	95
3.7	Logiciels de dimensionnement SSE-ENRI : schéma de principe. <i>Source [Sinha and Chandel, 2015]</i> . . . . .	100
3.8	Erreurs de prévision - Éolien, Houle, PV. . . . .	104
3.9	Stratégies d'utilisation de la bande de tolérance. . . . .	107
3.10	Comparaison des stratégies d'utilisation de la bande de tolérance. . . . .	108
3.11	Comparaison sans (DI) vs avec la stratégie <b>H2</b> (DC) - Scénario <b>S1a</b> . . . . .	110
3.12	Seuil tarif Énergie en défaut ( $Revenus^{H2} > Revenus^{DI}$ ) - Scénario <b>S1a</b> . . . . .	110
3.13	Réduction des oscillations liées à la stratégie <b>H2</b> . . . . .	112
3.14	Influence du seuil de décharge adaptatif $seuilD$ ( <b>H3</b> ). . . . .	113
3.15	Influence du seuil de charge adaptative $seuilC$ ( <b>H3</b> ) - Scénario <b>S1a</b> . . . . .	114
3.16	Zones de stratégies de charge/décharge adaptative ( <b>CA</b> ). . . . .	115
3.17	Méthode heuristique de gestion optimisée SSE+EnRI ( <b>CA</b> ). . . . .	116
3.18	Matrice des contraintes SOC ( <b>C2</b> ). . . . .	122
3.19	Représentation Injection réseau (exemple sans SSE, 11 défauts). . . . .	132
3.20	Optimisation non linéaire fixe ( <b>H2</b> non autorisée). . . . .	133
3.21	Optimisation linéaire - modèles fixe ( <b>H2</b> non autorisée). . . . .	134
3.22	Optimisation linéaire mixte en nombres entiers - modèle de base. . . . .	134
3.23	Optimisation linéaire mixte en nombres entiers - modèle avec stratégie. . . . .	135
3.24	Charge adaptative - heuristiques <b>H1,H2</b> imposées, 5 défauts. . . . .	136
3.25	Optimisation non linéaire/linéaire - modèle fixe de base. . . . .	138
3.26	Optimisation linéaire mixte en nombres entiers - modèles libres. . . . .	138
3.27	Comparaison Charge Adaptative - Modèle de référence ( <b>M*</b> ), Éolien. . . . .	140
3.28	Comparaison Modèle de référence - Charge Adaptative, Houle. . . . .	141
3.29	Comparaison Modèle de référence - Charge Adaptative, PV. . . . .	141
4.1	Dimensionnement et paramètres adaptatifs (scénario <b>S1a</b> ). . . . .	149
4.2	Influence du paramètre $seuilC$ (scénario <b>S1a</b> , $seuilD = 20\%$ ). . . . .	150
4.3	Influence du paramètre $seuilD$ ( <b>S1a</b> , $seuilC = 20\%$ ). . . . .	151
4.4	Dimensionnement SSE - scénario <b>S1a</b> (lissage horaire). . . . .	153
4.5	Dimensionnement SSE - scénario <b>S1b</b> (lissage journalier). . . . .	154
4.6	Dimensionnement SSE - scénario <b>S2a</b> (puissance garantie annuelle). . . . .	155

4.7	Éolien, scénario <b>S2a</b> - $P_G = 100$ kW/MWc (1 mois). . . . .	156
4.8	Dimensionnement SSE - scénario <b>S2b1</b> puissance garantie 7h-17h. . . . .	157
4.9	Dimensionnement SSE - scénario <b>S2b2</b> puissance garantie HP[19h-21h]. . .	158
4.10	Dimensionnement SSE - scénario <b>S2c</b> puissance garantie 7h-17h et 19h-21h.	159
4.11	scénario <b>S3a</b> : puissance garantie HP = [18h-22h]. . . . .	160
4.12	scénario <b>S3b</b> : puissance garantie 18h-22h. . . . .	161
4.13	Solutions viables - scénario <b>S3d</b> . . . . .	162
4.14	Dimensionnement SSE - scénario <b>S3c</b> (puissance garantie HC & HP=18h- 22h). . . . .	164
4.15	Hybridation des sources - scénario <b>S1a</b> (lissage horaire). . . . .	165
4.16	Hybridation des sources - scénarios <b>S2</b> ( $P_G=100$ kW garantis). . . . .	166
4.17	Analyse de sensibilité technique du modèle <b>CA</b> . . . . .	171
4.18	Analyse de sensibilité du modèle de dimensionnement technico-économique par la méthode FAST-RBD. . . . .	173
4.19	Impact de la qualité de la prévision PV : ECMWF et persistance. . . . .	176
4.20	Impact de la qualité de la prévision sur le dimensionnement. . . . .	178
A.1	Effets du seuil de décharge adaptative <i>seuilD</i> . . . . .	185
A.2	S1a-PV, tolérance = 0 ( $DTR \leq 5\%$ ). . . . .	188
A.3	Puissance injectée et SOC - service <b>S2a</b> (puissance garantie annuelle). . .	189
A.4	Dimensionnement SSE - Service <b>S3a</b> (lissage horaire + puissance garantie[18h- 22h]). . . . .	192

# Liste des tableaux

2.1	Exemple de calcul d'amortissement d'un investissement (US vs FR). . . . .	60
2.2	Exemple de calcul de Valeur Actualisée Nette (NPV). . . . .	61
2.3	Estimation des coûts du combustible et des investissements évités - La Réunion ( <i>Source : EDF-SEI 2013</i> ). . . . .	70
2.4	Paramètres du dimensionnement SSE+EnRI. <i>Source [Iqbal et al., 2014]</i> . . . . .	77
2.5	Variables aléatoires du dimensionnement SSE+EnRI . . . . .	79
2.6	Variables technico-économiques du modèle de dimensionnement. . . . .	84
3.1	Indicateurs statistiques de prévision/production EnRI. . . . .	104
3.2	Valeurs de base des variables techniques. . . . .	105
3.3	Critères d'optimisation linéaire (modèles de base). . . . .	125
3.4	Stratégies autorisées de fonctionnement du stockage. . . . .	126
3.5	Solveurs utilisés. . . . .	131
3.6	Comparaison optimisation globale et charge adaptative sur une année. Service S1a-Éolien-Fond Caraïbes, Sept.2010-Août2011. . . . .	137
3.7	Temps de calcul : modèles linéaires/non linéaires et charge adaptative. Service S1a - Éolien, Fond Caraïbes, Sept. 2010-Août 2011 ( $N = 8760h$ ). . . . .	139
3.8	Comparaison modèle de référence et charge adaptative sur une année Service S2a, paramètres de base $S = 1000$ kWh, $tol = 25\% \overline{P}_{prod}$ et $P_G = 50\% \overline{P}_{prev}$ . . . . .	140
4.1	Valeurs de base des variables économiques. . . . .	148
4.2	Bornes des variables d'entrée du modèle CA retenues pour l'AS. . . . .	169
4.3	Bornes des variables de sortie du modèle CA retenues pour l'AS. . . . .	170
4.4	Coefficients de détermination linéaire. . . . .	174
4.5	Qualité des prévisions PV. . . . .	175

A.1	Combinaison et optimisation des scénarios H24. . . . .	190
A.2	Combinaison et optimisation des scénarios restreints. . . . .	191
A.3	Sensibilité - 1 <sup>er</sup> ordre - du modèle de dimensionnement technico-économique (basé sur <b>CA</b> ) obtenue par la méthode FAST-RBD, Scénario <b>S1a</b> , $N_e =$ $2048 \times 14 + 1$ . . . . .	193

# Notations

Note 1 : Les expressions en anglais ainsi que les variables ou paramètres sont en italique.

Note 2 : Les puissances ou énergies en kW ou kWh par MWc sont rapportées à la puissance installée.

## Nomenclature

$P_{offre}$	Engagement de puissance J+1	[kW]
$P_{prev}$	Prévision de puissance	[kW]
$P_{prod}$	Puissance produite (EnRI)	[kW]
$E_{prod}$	Énergie produite (EnRI)	[kWh]
$P_{stock}$	Puissance de stockage ( $P_{stock} > 0$ décharge, $P_{stock} < 0$ charge)	[kW]
$P_{grid}$	Puissance injectée (vendue) au réseau	[kW]
$E_{grid, Serv}$	Énergie annuelle fournie dans le respect du scénario choisi	[kWh]
$P_{ecart}$	Écart entre Production et Engagement (à compenser par stockage)	[kW]
$P_{err}$	Erreur de prévision = $P_{prod} - P_{prev}$	[kW]
$P_G$	Engagement constant garanti toute l'année	[kW]
$P_{inst}$	Puissance installée	[kW]
$P_{lost}$	Puissance produite perdue (délestage)	[kW/MWc]
$E_{lost}$	Énergie produite perdue (délestage)	[kWh/MWc]
$P_{sup,inf}$	Puissance max. pouvant être déchargée, chargée	[kW/MWc]
$S$	Capacité de stockage nominale utile	[kWh/MWc]
$S_{max}$	Capacité de stockage réellement disponible	[kWh/MWc]
$SOC$	État de charge du stockage	[%S]
$SOC_{min,max}$	État de charge minimal, maximal du stockage	[%S]
$dod$	Profondeur de décharge continue du stockage	[%S]
$\eta_{decharge}$	Rendement du stockage en décharge	[%]
$\eta_{charge}$	Rendement du stockage en charge	[%]
$seuilD$	Paramètre de décharge adaptative	[%S]
$seuilC$	Paramètre de charge adaptative	[%S]
$DTR$	Part de défaut annuelle	[%année]
$DMT$	Durée moyenne d'une défaillance	[h]
$tol$	Tolérance sur la fourniture de puissance	[% $\bar{P}_{prod}$ (ou kW)]
$coefprev$	Part de la prévision prise pour engagement	[%]
$\alpha$	Facteur sur la qualité de prévision	[%]
$\beta$	Part de la production injectée au réseau (modèle linéaire)	[%]
$\gamma$	Facteur multi-objectif Fiabilité et productivité/efficacité (modèle linéaire)	[%]
$rMAE$	Erreur moyenne absolue relative	[% $\bar{P}_{prod}$ ]
$NPV$	Valeur actualisée nette	[€/MWh]
$FIT$	Tarif de revente de l'énergie avec stockage	[€/MWh]
$FIT_0$	Tarif de revente de l'énergie sans stockage	[€/MWh]
$SDR$	Coefficient de pénalité appliqué au tarif de revente de l'énergie	[%]
$inv$	Coût de l'installation de production EnRI	[M€/MWc]
$om_{enri/sse}$	Coût de maintenance EnRI/SSE	[% $inv$ ]
$\Delta t$	Pas de temps	[h]
$N$	Nombre de pas de temps sur l'année	
$X(i)$ ou $X_i$	$i^{\text{ème}}$ coordonnée du vecteur X	
$\bar{x}$	Valeur moyenne de la variable $x$	
$x^*$	Solution optimisée pour la variable $x$	

**Notations en gras**

<b>S1-3</b>	Scénarios d'injection réseau N°1 à 3
<b>H1-4</b>	Heuristiques N°1 à 4
<b>CA</b>	Charge adaptative
<b>NLP,LP,MILP</b>	Programmes non linéaire, linéaire, linéaire mixte en nombres entiers

**Abréviations**

ACS	Coût annualisé du système ( <i>Annualized Cost of System</i> )
AS	Analyse de Sensibilité
CCS	Capture et Stockage du Carbone ( <i>Carbon Capture and Storage</i> )
CRE	Commission de Régulation de l'Énergie
ECMWF	Institut européen de prévision météo. ( <i>European Center for Medium range Weather Forecasting</i> )
EnR	Énergie Renouvelable
EnRI	Énergie Renouvelable Intermittente
GC	Mode connecté au réseau ( <i>Grid Connected</i> )
GES	Gaz à Effet de Serre
ktep,Mtep	Millier, million de tonnes équivalents Pétrole
LCE,LCOE	Coût unitaire de l'Énergie ( <i>Levelized Cost of Energy</i> )
LPSP	Probabilité de non fourniture de la demande ( <i>Loss of Power Supply Probability</i> )
NPV	Valeur actualisée nette ( <i>Net Present Value</i> )
PAC	Pile À Combustible
PBP	Temps de Retour sur Investissement ( <i>Payback Period</i> )
Prev	Prévision de la puissance produite
Prod	Production électrique issue d'une source EnRI
SA	Mode site isolé ( <i>Stand-Alone</i> )
SSE	Système de Stockage d'Énergie
STEP	Station de Transfert d'Énergie par Pompage-turbinage
TAC	Coût annualisé total ( <i>Total Annualized Cost</i> )
UVE	Unité de Valorisation de l'Énergie
ZNI	Zone Non Interconnectée
resp.	Respectivement
i.e.	C'est-à-dire ( <i>id est</i> )
e.g.	Par exemple ( <i>exempli gratia</i> )
cf	Confer



# Publications

Les travaux menés dans le cadre de la présente thèse ont donné lieu aux publications suivantes :

## Journaux

- L. Bridier, D. Hernández-Torres, M. David, P. Lauret ; **A heuristic approach for optimal sizing of ESS coupled with intermittent renewable sources systems** ; Renewable Energy, 2016, vol. 91, p. 155-165.
- L. Bridier, D. Hernández-Torres, M. David, P. Lauret ; **Optimal design of a storage system coupled with intermittent renewables** ; Renewable Energy, 2014, vol. 67, p. 2-9.
- D. Hernández-Torres, L. Bridier, M. David, P. Lauret ; **Technico-economical analysis of a hybrid wave powerair compression storage system** ; Renewable Energy, 2015, vol. 74, p. 708-717.

## Conférences

- L. Bridier, M. David, P. Lauret ; Optimal design of a storage system coupled with intermittent renewables, présenté au *World Renewable Energy Congress (WREC)* ; 2013, Australie.
- D. Hernández-Torres, L. Bridier, M. David, P. Lauret , T. Ardiale ; **Optimal storage sizing for dedicated grid services using day ahead forecast data with renewable wave, wind and PV power** ; 2014, présenté au Symposium Énergie & Environnement, Fort de France, Martinique.

## Résumé

L'objectif de cette thèse est la gestion et le dimensionnement optimaux d'un Système de Stockage d'Énergie (SSE) couplé à une production d'électricité issue d'Énergies Renouvelables Intermittentes (EnRI). Dans un premier temps, un modèle technico-économique du système SSE-EnRI est développé, associé à trois scénarios types d'injection de puissance au réseau électrique : lissage horaire basé sur la prévision J-1 (**S1**), puissance garantie (**S2**) et combiné (**S3**). Ce modèle est traduit sous la forme d'un programme d'optimisation non linéaire de grande taille. Dans un deuxième temps, les stratégies heuristiques élaborées conduisent à une gestion optimisée - selon les critères de fiabilité, de productivité, d'efficacité et de rentabilité du système - de la production d'énergie avec stockage, appelée "*charge adaptative*" (**CA**). Comparée à un modèle linéaire mixte en nombres entiers (**MILP**), cette gestion optimisée, applicable en conditions opérationnelles, conduit rapidement à des résultats proches de l'optimum. Enfin, la charge adaptative est utilisée dans le dimensionnement optimisé du SSE - pour chacune des trois sources : éolien, houle, solaire (PV). La capacité minimale permettant de respecter le scénario avec un taux de défaillance et des tarifs de revente de l'énergie viables ainsi que les énergies conformes, perdues, manquantes correspondantes sont déterminées. Une analyse de sensibilité est menée montrant l'importance des rendements, de la qualité de prévision ainsi que la forte influence de l'hybridation des sources sur le dimensionnement technico-économique du SSE.

*Mots clés* : Stockage d'énergie renouvelable, dimensionnement optimal, services réseau, optimisation heuristique.

## Abstract

This thesis aims at presenting an optimal management and sizing of an Energy Storage System (ESS) paired up with Intermittent Renewable Energy Sources (IReN). Firstly, we developed a technico-economic model of the system which is associated with three typical scenarios of utility grid power supply : hourly smoothing based on a one-day-ahead forecast (**S1**), guaranteed power supply (**S2**) and combined scenarios (**S3**). This model takes the form of a large-scale non-linear optimization program. Secondly, four heuristic strategies are assessed and lead to an optimized management of the power output with storage according to the reliability, productivity, efficiency and profitability criteria. This ESS optimized management is called "Adaptive Storage Operation" (**ASO**). When compared to a mixed integer linear program (**MILP**), this optimized operation that is practicable under operational conditions gives rapidly near-optimal results. Finally, we use the ASO in ESS optimal sizing for each renewable energy : wind, wave and solar (PV). We determine the minimal sizing that complies with each scenario, by inferring the failure rate, the viable feed-in tariff of the energy, and the corresponding compliant, lost or missing energies. We also perform sensitivity analysis which highlights the importance of the ESS efficiency and of the forecasting accuracy and the strong influence of the hybridization of renewables on ESS technico-economic sizing.

*Keywords* : Renewable energy storage, optimal sizing, grid services, heuristic optimization.

# Chapitre 1

## Introduction générale

### 1.1 Introduction

Dans ce premier chapitre, afin de mieux comprendre les enjeux liés à la production et à la consommation d'énergie, la problématique de la thèse est, dans un premier temps, resituée dans un contexte énergétique mondial, européen, national et insulaire. Dans ce contexte souvent tendu, les énergies renouvelables, même intermittentes (éolienne, marine, solaire) représentent, face aux énergies fossiles polluantes en déclin, une alternative écologique et économique en plein essor [Delucchi and Jacobson, 2011, Jacobson and Delucchi, 2011].

Une présentation de ces énergies renouvelables intermittentes (EnRI) est donc faite dans un deuxième temps. Les systèmes de stockage d'énergie (SSE) apparaissent comme une solution pertinente à l'insécurité sur le réseau due à l'intermittence des EnRI et aux ruptures d'équilibre entre production et consommation d'énergie. Les évolutions technologiques en matière de SSE entraînant une baisse des coûts [Shah and Booream-Phelps, 2015] ainsi que les contraintes fortes pesant sur les gestionnaires de réseau permettent d'entrevoir un réel intérêt technico-économique à coupler la production d'électricité au stockage [International Energy Agency, 2014]. C'est ainsi que l'on observe, au niveau mondial, une recrudescence des projets de couplage SSE-EnRI [Akhil et al., 2015]. Une description des SSE ainsi qu'un état des lieux des projets industriels de couplage EnRI-SSE sont alors dressés dans le paragraphe 1.3.

Enfin, le cadre, la méthodologie ainsi que les apports visés - objectifs - du travail effectué sont brièvement exposés à la fin de ce chapitre. Dans cette dernière partie, nous souhaitons poser le problème en amont et répondre aux questions : "Pourquoi cette thèse ? Pour quoi faire ?". Les choix effectués, les hypothèses prises, les stratégies élaborées et les résultats obtenus seront détaillés dans les trois chapitres suivants.

## 1.2 Énergies renouvelables intermittentes (EnRI)

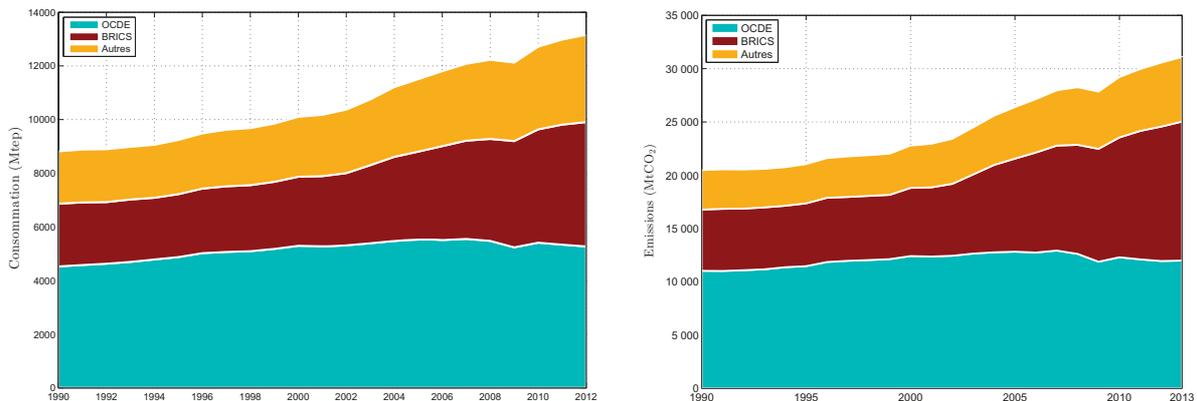
Les projets EnR répondent à deux grands objectifs partagés au niveau européen et mondial : limiter les émissions de CO<sub>2</sub>, principal gaz responsable de l'effet de serre et réduire la dépendance aux ressources fossiles en raison de leur raréfaction inéluctable et de l'augmentation de leur coût. L'enjeu est donc de taille puisqu'il s'agit de répondre aux deux défis majeurs de l'Énergie du XXI<sup>e</sup> siècle : l'atténuation du changement climatique, notamment par la baisse de l'émission des GES, et la maîtrise et la sécurité de l'approvisionnement en énergie (équilibre offre/demande). Ces problématiques sont encore plus prégnantes dans un contexte insulaire non interconnecté.

### 1.2.1 Contexte énergétique

#### 1.2.1.1 Contexte mondial, européen et français

##### \*\*\* Une consommation non durable à croissance rapide

La demande mondiale en énergie primaire i.e. issue directement de ressources naturelles a plus que doublé en 40 ans : de 5000 Mtep en 1970 à 13000 Mtep en 2012 (figure 1.1a).



(a) Evolution de la demande mondiale en énergie. (b) Emissions de CO<sub>2</sub> dans le monde. *Source : Enerdata, Energy Statistical Yearbook, 2014.*

FIGURE 1.1 – Consommation énergétique mondiale et émission de GES.

Cela correspond à une augmentation moyenne de plus de 2,2% par an et pourrait se traduire, si cette croissance rapide se confirmait, par plus de 25000 Mtep en 2050 [Percebois and Mandil, 2012]. Selon l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE), cette consommation mondiale devrait continuer à augmenter durant les prochaines décennies du fait, d'une part, de la forte croissance démographique i.e. de 7 à 9 milliards de 2010 à 2050 et, d'autre part, de la croissance économique essentiellement soutenue par les pays émergents hors OCDE<sup>1</sup> tels l'Inde et la Chine [International Energy Agency, 2013].

1. OCDE = Organisation de Coopération et de Développement Economiques (Europe, Australie, Canada, Corée, Etats-Unis, Israël, Japon, Mexique, Nouvelle-Zélande).

En 2011, les émissions dues à la combustion d'énergie représentant 80% des émissions mondiales continuent d'augmenter (figure 1.1b), mais à un rythme nettement plus faible que l'année précédente : +2,7% contre +5,3% en 2010 [Observatoire&Statistiques, 2015]. En particulier, les émissions par habitant de la Chine ont triplé au cours des vingt dernières années. En 2011, elles s'élèvent ainsi à 5,9 t CO<sub>2</sub>/habitant, plus qu'en France (5,0 t CO<sub>2</sub>/hab.) mais près de trois fois moins qu'aux États-Unis (16,9 t CO<sub>2</sub>/hab.). Les émissions mondiales de CO<sub>2</sub> dues à la combustion d'énergie sont désormais supérieures de 49% à celles de 1990, année de référence du protocole de Kyoto.

La figure 1.2 montre que les énergies fossiles satisfont la grande majorité (82% en 2011) des besoins mondiaux et, parmi elles, la première source est le pétrole avec 33% de l'approvisionnement, puis le charbon (27%) et le gaz (21%). Les énergies renouvelables restent stables à 13% de la consommation d'énergie primaire, dont 10% pour l'hydraulique tandis que le nucléaire fournit 5% (-1 point) de la demande mondiale [BP, 2014].

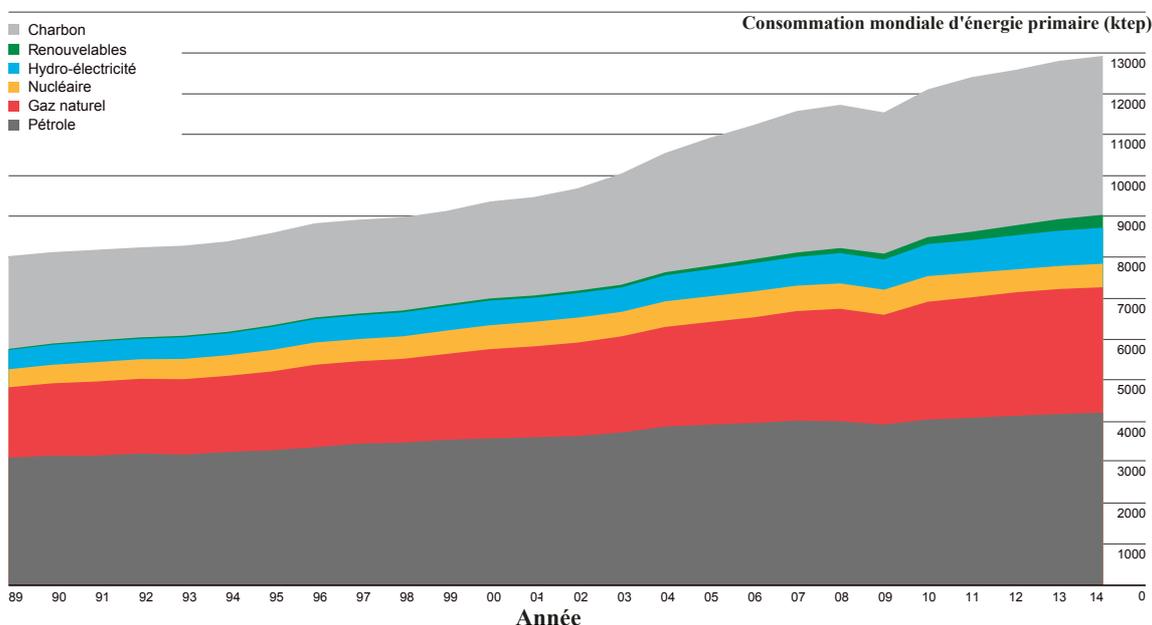


FIGURE 1.2 – Répartition de la satisfaction des besoins mondiaux en énergie (ktep).  
Source : BP Statistical Review of World Energy, Juin 2015.

L'enjeu climatique requiert de moins recourir aux énergies carbonées, ce qui nécessite non seulement de maîtriser voire réduire la demande d'énergie mais aussi de développer davantage les énergies décarbonées moins polluantes que représentent aujourd'hui les énergies renouvelables. Le Groupement International d'Expert sur le Climat (GIEC ou IPCC en anglais) rappelle d'ailleurs, dans son dernier rapport spécial sur le changement climatique [Seyboth et al., 2012], qu'en plus des mesures de sobriété et d'efficacité énergétique, des procédés de capture et de stockage de carbone<sup>2</sup>, les énergies renouvelables sont un des moyens essentiels d'atténuation des émissions de GES. Par conséquent, cet enjeu climatique conduit à un changement fort du mix énergétique mondial. Pour autant, ce mix doit toutefois être pensé en prenant en compte les autres enjeux énergétiques majeurs tels la sécurité et la maîtrise de l'approvisionnement.

2. Carbon Capture and Storage (CCS) en anglais.

### \*\*\* Un coût de l'énergie en hausse

L'édition 2014 du World Energy Outlook (WEO) de l'AIE propose des prédictions en matière énergétique jusqu'en 2040. Les conclusions des experts de l'OCDE ne sont pas optimistes puisque le scénario central prévoit une augmentation de 37% de la demande énergétique d'ici 2040, une augmentation de la consommation de pétrole de 90 millions de barils par jour (mb/j) en 2013 à 104 mb/j en 2040 [IEA, 2014].

Quelle que soit la zone, le rapport prévoit que les prix de l'énergie - toutes formes confondues - vont continuer à augmenter, comme le montre la figure 1.3. En particulier,

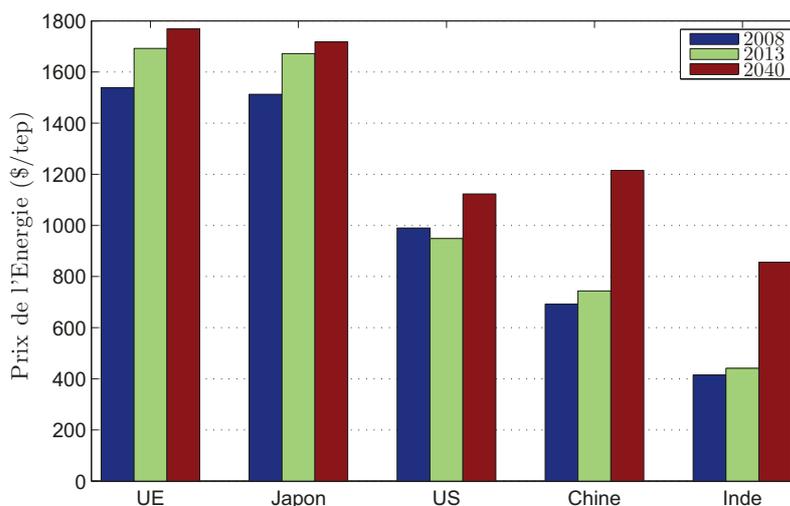


FIGURE 1.3 – Evolution du coût de l'énergie et prospective. *Source : AIE, 2014.*

les prix de l'électricité, resp. du gaz, pour les clients résidentiels français ont augmenté de 18,6% (12,86 c€/kWh en 2013), resp. 22,6% (10,2 c€/kWh), de 2010 à 2013.

### \*\*\* Une volonté partagée d'atténuation des émissions de GES

A l'instar de la majorité des pays de la planète, la figure 1.4 montre que la part fossile donc très fortement carbonée représente plus des trois quarts de la consommation européenne d'énergie, d'où une forte dépendance - plus de la moitié de l'approvisionnement énergétique - vis-à-vis de l'extérieur [Enerdata]. Le recours aux sources d'énergies renouvelables est considéré comme un élément fondamental de la politique énergétique européenne. En Décembre 2008, les objectifs à l'horizon 2020 appelés "3x20" de réduction des émissions de GES, d'augmentation de la part des EnR dans la consommation finale (23% pour La France) et de diminution de la demande en énergie primaire ont été fixés par l'UE. Le Parlement européen souhaite également développer un réseau cohérent et décentralisé de sources et de moyens de transports d'énergies renouvelables, base d'une « troisième révolution industrielle » [Rifkin, 2012]. En 2014, la commission européenne a adopté une nouvelles séries d'orientations<sup>3</sup> données aux politiques énergétique et climatique pour renforcer le cadre existant mais sans objectifs contraignants en matière d'énergies renouvelables et d'efficacité énergétique.

3. Conseil européen, 23-24 Oct. 2014 - Conclusions sur le cadre d'action en matière de Climat-Énergie à l'horizon 2030. [http://www.consilium.europa.eu/uedocs/cms\\_data/docs/pressdata/fr/ec/145364.pdf](http://www.consilium.europa.eu/uedocs/cms_data/docs/pressdata/fr/ec/145364.pdf)

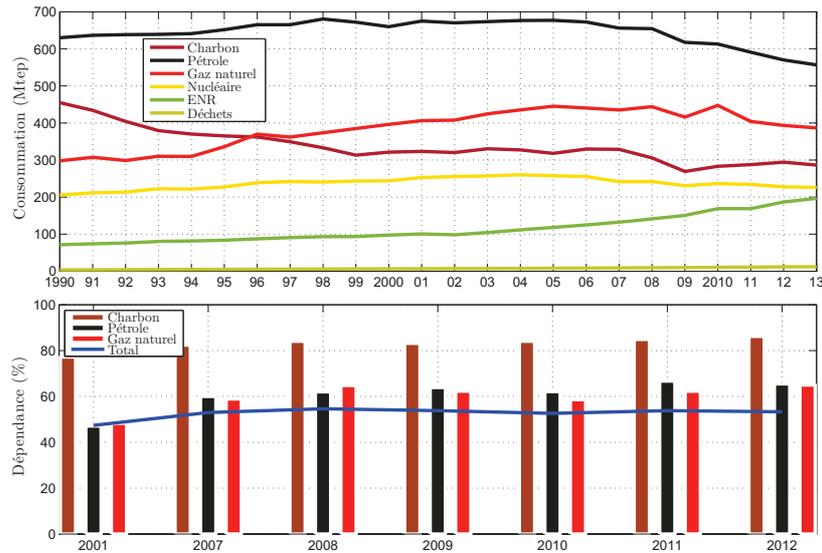


FIGURE 1.4 – Consommation et dépendance énergétiques de l'Union Européenne. *Source Eurostat.*

En France, la production nationale d'énergie primaire, comme le montre la figure 1.5, est passée de 44 Mtep en 1973 (dont 9% de nucléaire) à 136 Mtep en 2012 (81% de nucléaire) alors même que les productions de charbon, de pétrole et de gaz naturel ont poursuivi leur déclin, jusqu'à s'arrêter complètement en 2004 pour le charbon. Notons que

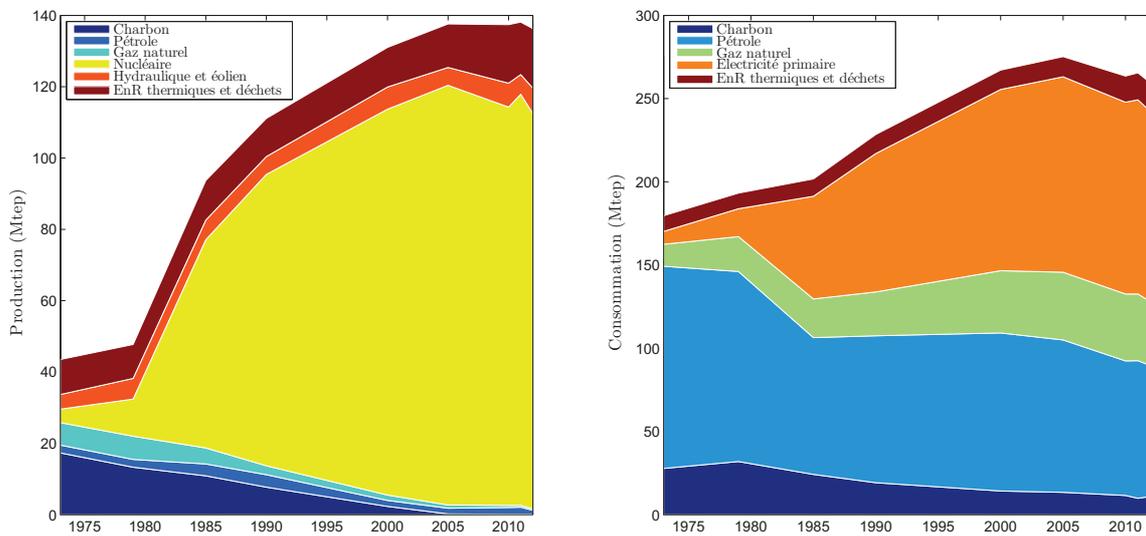


FIGURE 1.5 – Production et consommation d'énergie primaire en France. *Source : Commissariat au développement durable, Ministère de l'Environnement, 2014*

l'uranium n'est pas produit mais enrichi en France, ce qui en fait une ressource primaire massivement importée, contrairement à ce que pourrait laisser croire le graphique.

Concernant les émissions de GES, l'on note, dans la figure 1.6 des émissions liées à la combustion de combustibles fossiles, une tendance à la baisse insuffisante pour respecter les objectifs 3x20.

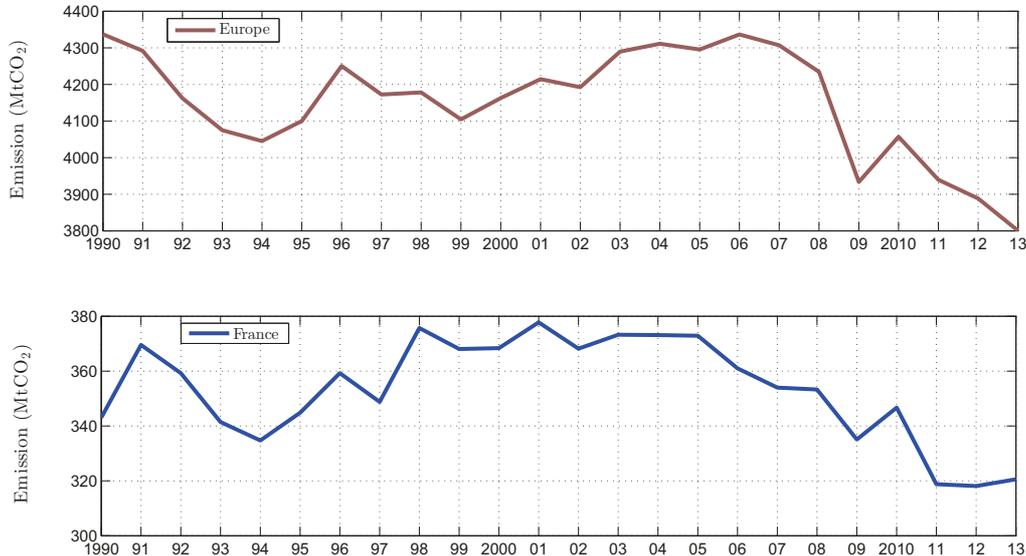


FIGURE 1.6 – Emissions de CO<sub>2</sub> en Europe et en France

Les lois “Grenelle 1” en 2009<sup>4</sup> et “Grenelle 2” en 2010<sup>5</sup> ainsi que la loi pour la transition énergétique en 2015<sup>6</sup> ont réaffirmé, en particulier dans la perspective de la conférence mondiale sur le climat<sup>7</sup> des objectifs chiffrés en matière d’efficacité et de sobriété énergétiques, notamment la réduction de 50% de la consommation énergétique en 2050 ainsi qu’une part des énergies renouvelables à 32% de la consommation finale et à 40% de la production d’électricité en 2030. Un rapport de l’Agence française de l’Environnement et de la Maîtrise de l’Énergie [ADEME, 2015] paru en Avril 2015 étudie même, de façon objective et sérieuse, les modalités et les conséquences d’un scénario de production électrique “100% EnR” pour la France à l’horizon 2050. Les conclusions de ce rapport montrent que cet objectif, loin d’être farfelu, est atteignable avec un coût moyen de l’électricité estimé à 11,9 c€/kWh, à mettre en comparaison avec le coût actuel de 9,1 c€/kWh.

En conclusion, le contexte énergétique mondial, européen et français en particulier, est favorable à l’essor des EnR pour plusieurs raisons :

- hausse du coût de l’énergie ainsi que l’inéluctable épuisement des ressources fossiles,
- contrainte partagée de réduction des impacts environnementaux, en particulier liés aux émissions de GES,
- volonté de baisse de la dépendance énergétique, notamment aux énergies fossiles importées.

4. Loi N°2009-967, 3 août 2009, relative à la mise en oeuvre du Grenelle de l’environnement.

5. Loi N° 2010-788 du 12 juillet 2010 portant engagement national pour l’environnement.

6. Loi N°2015-992 du 17 août 2015 relative à la Transition Énergétique pour la Croissance Verte.

7. COP21, Paris, Décembre 2015

### 1.2.1.2 Énergies Renouvelables (EnR)

Les sources d'énergie renouvelable (EnR) sont principalement le soleil, le vent, la mer (courants marins, marées, vagues, gradient de température) et les cours d'eau, la biomasse, ainsi que la chaleur de la terre. On parle alors d'énergies solaire, éolienne, hydraulique, houlomotrice, marémotrice, thermique des mers, issue de la biomasse, géothermique. D'autre part, les flux des déchets organiques et de chaleur de l'activité économique qui peuvent donner lieu à une valorisation énergétique sont également considérés comme des énergies renouvelables. Il s'agit essentiellement de valorisation des déchets de l'agriculture et de l'exploitation forestière, part fermentescible des ordures ménagères et des déchets industriels, énergie issue des process industriels. Les EnR sont produites à partir de ces sources naturelles directement inépuisables à l'échelle humaine (vent, mer, soleil) mais peuvent être également cultivées comme le bois-énergie ou les agrocarburants. Ces sources renouvelables peuvent être converties en énergie sous diverses formes permettent de produire de l'énergie utile (électricité, chaleur, froid, carburants) :

- soit de manière centralisée à l'aide de centrales (ou fermes) de production raccordées au réseau électrique haute tension ou de production de chaleur/froid distribués par réseaux,
- soit de manière décentralisée à l'aide d'installations de petite capacité raccordées au réseau électrique basse ou moyenne tension ou d'installations de production de chaleur et de froid à l'échelle d'un ou quelques bâtiments, raccordés ou non [site isolé] au réseau basse tension.

Les énergies renouvelables sont des énergies de flux. Elles se régénèrent en permanence d'où une valorisation qui ne restreint pas leur utilisation ultérieure.

On distingue six types d'EnR [Augustine et al., 2012] :

1. **Énergie éolienne** :

produite à partir des vents atmosphériques, soit à terre (*onshore*) soit en mer (*offshore*).

2. **Énergie solaire** :

produite à partir des rayons solaires, issue soit du rayonnement global sur des cellules photovoltaïques (PV) pour produire de l'électricité soit du rayonnement direct pour chauffer un fluide caloporteur permettant de produire de l'électricité (centrale solaire thermodynamique, *Concentrating Solar Power Plant* ou *CSP* en anglais).

3. **Énergie marine** :

produite à partir soit des courants marins, de la houle ou des vagues, du gradient de température entre surface et profondeurs de la mer, ou encore de la marée.

4. **Énergie issue de la biomasse** :

produite à partir de la combustion de matière organique (bois, bagasse, biogaz après méthanisation) ou transformations chimiques (agrocarburants) [IFP, 2010]. C'est la deuxième source d'énergie renouvelable en France après l'hydraulique. Elle est considérée renouvelable s'il existe une gestion durable de la ressource limitant les impacts environnementaux. La combustion du bois-énergie est fortement émettrice de CO<sub>2</sub> d'où des systèmes de capture et stockage du carbone [GIEC, 2011]. L'énergie produite à partir des déchets urbains dans des Unités de Valorisation Énergétiques (UVE) n'est pas considérée comme énergie renouvelable. Les biocarburants

ne donnent pas lieu à une production électrique mais sont utilisés comme carburants non fossiles dans les transports.

#### 5. Énergie hydro-électrique :

produite à partir de barrages situés sur des rivières, fleuves ou lac artificiels et équipés de turbine entraînant un générateur. L'hydroélectricité est, de loin, la première source d'électricité renouvelable : 3782,0 TWh sur 5016,4 TWh, soit 75% en 2013 de la production renouvelable mondiale [Observ'ER, 2013]. La filière hydraulique, avec une puissance installée de 25,4 TW, représente 13,8% de la consommation d'électricité française.

#### 6. Énergie géothermique :

exploite le gradient de température de l'écorce terrestre pour produire de l'électricité ou de la chaleur, de trois manières différentes : la géothermie à moyenne et basse énergie des nappes aquifères de 30 à 150 °C (utilisable uniquement pour la chaleur), la géothermie à très basse énergie exploite la chaleur à environs 10 mètres de profondeur pour le chauffage (ou la climatisation) des logements individuels et la géothermie profonde issues de nappes aquifères ou de roches sèches dont on tire la vapeur sous haute pression convertie en électricité. La production mondiale d'électricité géothermique reste marginale avec 11,7 GWe en 2012 dont près d'un tiers aux Etats-Unis [REN21, 2013].

Certaines énergies renouvelables sont considérées comme stables car ne varient peu pendant la durée de leur production : énergie géothermique, bois-énergie, hydraulique, marémotrice, thermique des mers.

La figure 1.7 retraçant l'évolution et la répartition mondiale et européenne des EnR montre une part grandissante des EnR dans la production totale qui est passée, y compris l'hydraulique, de 18,53% en 2002 à 20,78% en 2012 [Taylor et al., 2015].

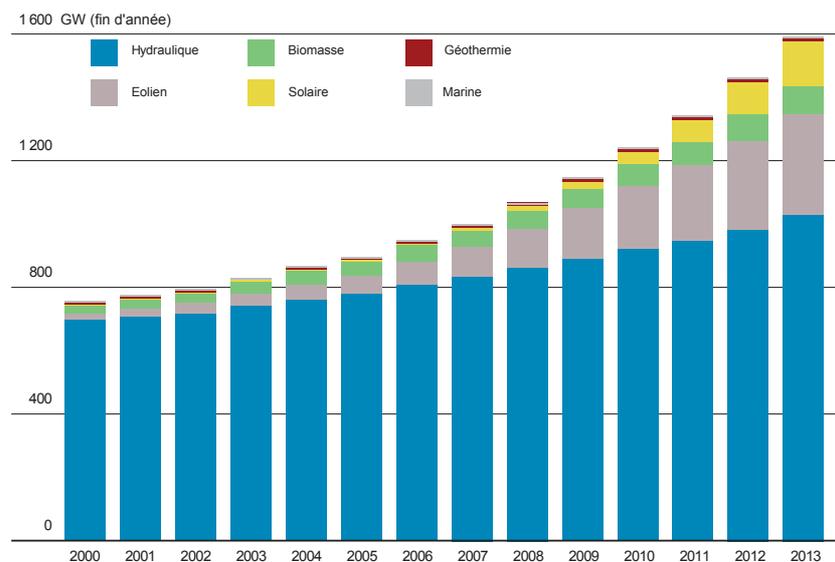


FIGURE 1.7 – Evolution des capacités de production EnR installées. *Source : IRENA, 2014.*

### 1.2.1.3 Problématique spécifique aux EnRI

Les EnR intermittentes sont les énergies éolienne, photovoltaïque ou marine qui présentent les caractéristiques suivantes [Aerowatt and EDF-SEI] :

1. **non programmables** : Le niveau de production ne peut être adapté au profil de consommation des usagers. La production globale d'un système électrique doit s'ajuster en permanence à la consommation. Ces énergies ne permettent pas ces ajustements, leur profil de production est subi et n'est pas modulable.
2. **non garanties** : ces énergies sont par nature non garanties : on ne peut malheureusement pas garantir la présence de soleil, ni de vent. Si la production de ces énergies se substitue à des combustibles fossiles, elle n'épargne en revanche pas l'investissement dans des moyens présentant des garanties en termes de puissance. Des moyens de production garantie sont donc nécessaires pour compenser l'absence potentielle de production (absence de vent, absence de soleil).
3. **difficilement prévisibles** : ces énergies sont difficilement prévisibles même si de nombreux travaux sont en cours dans ces domaines pour favoriser le développement de ces énergies et une meilleure gestion des systèmes électriques. Les horizons de prévisions recherchés aujourd'hui sont essentiellement de deux types :
  - Prévisions du jour pour le lendemain permettant d'optimiser au mieux la planification de production des différents moyens de production et notamment les arrêts/démarrages, les politiques de gestion des stocks hydrauliques ;
  - Prévisions infra journalières qui rendent possible l'anticipation des ruptures potentielles d'équilibre offre-demande en ajustant le programme de fonctionnement des différents ouvrages de production.

Il existe d'autres besoins de prévision moins contraignants pour la gestion du système électrique : prévisions à la semaine, au mois, pour prévoir au mieux les approvisionnements en combustibles, une planification efficace des maintenances des autres moyens de production, une optimisation des stratégies de gestion des stocks hydrauliques. L'absence de ces prévisions entraîne un amoindrissement de l'optimisation du système mais ces prévisions à moyen/long terme représentent un enjeu moindre par rapport aux deux types de prévision évoqués précédemment. D'une manière générale, des moyens de production complémentaires sont nécessaires pour compenser les erreurs de prévision.

4. **fluctuantes** : Les installations éoliennes et photovoltaïques présentent des fluctuations rapides de leur production. Cette instabilité nécessite la mise en oeuvre de moyens de compensation pour ajuster l'équilibre offre-demande en temps réel.
5. **inadaptées aux services système** : les installations photovoltaïque et éolienne aujourd'hui n'offrent pas de possibilité d'ajustement fréquence puissance (réserve primaire) permettant d'assurer la sécurité du système électrique.
6. **dénuées d'inertie** : les installations photovoltaïques et éoliennes interfacées par de l'électronique de puissance n'offrent pas pour le PV et peu pour l'éolien, d'énergie cinétique, ce qui tend donc à augmenter les vitesses de variation de la fréquence, rendant plus difficile le maintien de la stabilité du réseau.

Lorsque la présence d'une EnRI est massive sur un système électrique, ces caractéristiques peuvent alors rapidement être incompatibles avec la gestion sécurisée dynamique du réseau.

## 1.2.2 EnRI en contexte insulaire

### 1.2.2.1 Zones non interconnectées (ZNI)

L’insertion d’éoliennes et de photovoltaïque dans un réseau isolé, notamment insulaire, pose des problèmes plus difficiles à résoudre que dans un grand réseau continental interconnecté [SEI, 2013]. La puissance fournie par ces différentes sources est par nature aléatoire. Les variations de vents ou d’ensoleillement conduisent à de fortes variations de la puissance fournie. Ces variations de puissance sont susceptibles de provoquer des variations de fréquence et de tension. En outre, aux conditions limites, lorsque le vent dépasse une certaine valeur, l’éolienne se déconnecte du réseau, faisant passer sa puissance injectée de  $P_{max}$  à 0. Cette instabilité aléatoire de la production peut être atténuée par le foisonnement de l’ensemble des générateurs raccordés sur le territoire [Notton, 2015]. Mais sur des zones géographiques limitées comme celles des systèmes électriques insulaires, ce foisonnement reste limité. En effet, le foisonnement, consistant à multiplier les types d’énergies intermittentes pour moyenniser les irrégularités de ce type de production, s’il est efficace à l’échelle d’un pays car les variations météorologiques y sont importantes, peut s’avérer insuffisant à l’échelle d’une région ou d’une île. Par ailleurs, avec les technologies actuellement utilisées en France, les générateurs éolien et photovoltaïque ne participent pas au réglage de la fréquence, rarement au réglage de la tension et apportent peu sinon aucune puissance de court-circuit, nécessaire à la bonne tenue en tension du réseau lors de défauts. Par conséquent, lorsque la part de production de source aléatoire n’est plus marginale dans un réseau isolé, il est nécessaire d’augmenter la réserve disponible sur les autres moyens de production afin de conserver le contrôle de la fréquence et de la tension et d’éviter ainsi de dégrader la qualité de fourniture à la clientèle, voire des coupures.

Ces multiples contraintes incitent les gestionnaires de réseau isolé à limiter le taux instantané de pénétration d’énergie aléatoire dans l’énergie totale injectée sur le réseau (cf note 10). Les autorités des Canaries ont ainsi réglementé le taux de pénétration en limitant la puissance éolienne raccordée en fonction des heures de la journée (heures de pointe, heures pleines, heures creuses), avec des valeurs adaptées à chaque île de l’archipel [RUPplus et al., 2007]. En outre, les conditions particulières qui prévalent dans les régions non-interconnectées (ZNI) disposant d’un système électrique qualifié ”d’insulaire”, ne permettent pas l’émergence d’un marché concurrentiel dans le secteur énergétique. Ainsi et compte tenu des réalités économiques de ces zones, EDF-SEI<sup>8</sup> continue, en Corse et en outre-mer, d’intégrer l’ensemble des métiers de l’électricité pour en assurer le service public : production, achat, gestion de l’équilibre offre-demande, transport et distribution aux clients finaux.

Les particularités de zones non interconnectées (ZNI) à un réseau continental sont les suivantes<sup>9</sup> :

1. Des systèmes isolés.

Dans le domaine de l’énergie, les îles présentent la particularité commune de former des « petits systèmes isolés » i.e. ne bénéficiant pas d’interconnexion à un réseau électrique continental, ou alors de façon limitée (cas de la Corse). Ces régions sont

---

8. EDF-SEI : filiale d’EDF dédiée aux Systèmes Electriques Insulaires.

9. <http://sei.edf.com/nos-engagements/particularites-des-systemes-insulaires-47782.html>

dans une situation particulière par rapport aux pays continentaux. L'électricité doit être produite sur place et l'équilibre offre-demande est fragile.

2. Des coûts de production importants.

Chaque région doit produire sur place la totalité de l'électricité qu'elle consomme. D'où un surcoût élevé en comparaison des coûts de production courants sur le territoire continental. Ainsi, en Corse et en outre-mer, le coût de revient de l'électricité est, dans le meilleur des cas, deux fois plus élevé que son prix de vente au tarif garanti par la péréquation tarifaire (voir ci-dessous).

3. Une péréquation nécessaire.

Les coûts liés au développement des réseaux électriques dans les ZNI sont en général plus élevés que sur un réseau continental. L'équilibre économique est alors assuré par un système de solidarité nationale : la contribution au service public de l'électricité (CSPE). Etabli par la loi, ce fonds est financé par une contribution de tous les consommateurs d'électricité en France.

Aujourd'hui, le problème de l'intermittence des EnRI est traité principalement par la mise en fonctionnement de centrales thermiques (gaz, fioul ou charbon) afin de compenser les fluctuations dans la production d'énergie renouvelable. Mais ces centrales thermiques dites à flamme sont le plus souvent fortement émettrices de CO<sub>2</sub> ou de particules fines, ce qui augmente l'impact environnemental de la production électrique. Une maîtrise de la consommation d'énergie s'avère nécessaire et pourrait permettre le déplacement des charges électriques des périodes de pointe vers les périodes creuses où l'énergie est disponible et bon marché. Les technologies de foisonnement des sources de production peuvent jouer aussi un rôle important dans la réduction de l'écart entre la demande et la production et, par suite, faciliter l'intégration des énergies renouvelables dans le réseau électrique. Le déplacement d'énergie peut être également réalisé par du stockage contribuant ainsi à l'équilibre offre-demande (cf section 1.3).

### 1.2.2.2 La Réunion

#### **\*\*\* Une production et une consommation fortement carbonées**

Le bilan énergétique 2014, dressé par l'Observatoire de l'énergie Réunion (OER) dans son rapport annuel [OER, 2015] montre que l'île de La Réunion reste très dépendante des produits fossiles avec 1,4 million de tonnes importées. 86,8% de l'énergie consommée sont issus du charbon, fioul lourd, carburacteur/gazole/essence et gaz butane. La production électrique à La Réunion provient à deux tiers des énergies primaires fossiles (pétrole et charbon) et à un tiers des énergies renouvelables (bagasse, hydraulique, photovoltaïque, éolien et biogaz). La figure 1.8 montre l'évolution de cette production.

Pour autant, la production d'électricité ne représente qu'un quart des importations de produits fossiles. L'immense majorité, les trois quarts restants, provient des transports (route, maritime et aérien) soit 569 304 tonnes de carburant. A La Réunion, près de 635 712 tonnes de charbon ont été brûlées en 2014 dans les centrales du Gol et de Bois Rouge. La part des sources renouvelables a atteint 33% de la production électrique totale en 2014 (37,8% en 2013), essentiellement grâce à l'hydraulique (14,9%), mais aussi au photovoltaïque (8,3%) et à la bagasse issue de la canne (8,8%). Même si La Réunion est encore aujourd'hui "pétrodépendante" et importe une part importante de son énergie, l'île

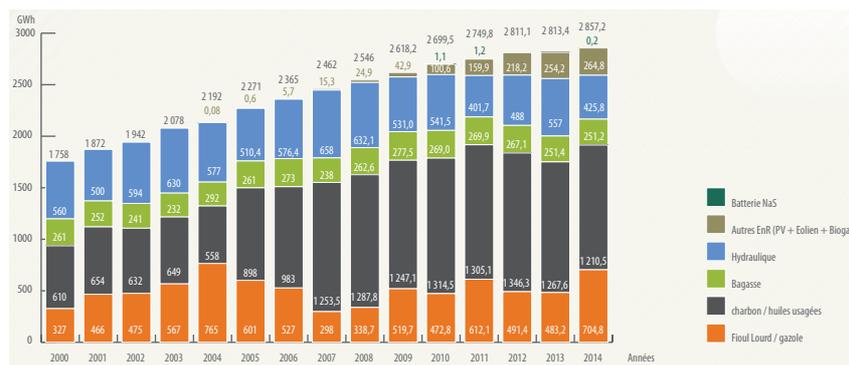


FIGURE 1.8 – Les énergies renouvelables à La Réunion - Production électrique (MW).  
Source OER 2015.

dispose de nombreuses sources d'énergie renouvelable qui lui permettraient d'atteindre à terme l'autosuffisance énergétique. Ainsi, la bagasse, issue de la canne à sucre, permet déjà d'alimenter un foyer réunionnais sur dix. Les principaux enjeux restent la capacité de l'île à maîtriser la demande en énergie et à diminuer la vulnérabilité du réseau électrique face aux événements extrêmes.

La politique tarifaire incitative a généré une forte croissance de la puissance photovoltaïque installée entre 2006 et 2010 à La Réunion : en 2013, 160 MW de panneaux photovoltaïques étaient raccordés au réseau contre 9,9 MW en 2008. Cette forte croissance et le caractère intermittent de la ressource ont amené les autorités à prendre un arrêté ministériel en 2008<sup>10</sup> fixant le seuil maximal d'énergies intermittentes à 30% de la puissance appelée sur le réseau. Au-delà de ce seuil, le gestionnaire de réseau est autorisé à déconnecter des sources de production intermittentes. La Réunion atteint cette limite de 30% les jours ensoleillés, venteux et/ou fériés entraînant, par exemple, 47 jours de déconnexions d'installations PV en 2014 (55 jours en 2013) [OER, 2015].

EDF, en partenariat avec les collectivités locales, développe également des réseaux électriques intelligents ("smart grids" en anglais), rendus plus performants grâce notamment à l'électronique de puissance et l'informatique permettant l'échange d'informations, la régulation voire la prise de contrôle à distance (Projet MILLENER).

### \*\*\* Vers une autonomie électrique durable

10. Arrêté du 23 avril 2008 relatif aux prescriptions techniques de conception et de fonctionnement pour le raccordement à un réseau public de distribution d'électricité en basse tension ou en moyenne tension d'une installation de production d'énergie électrique. Chapitre III : Prescriptions techniques particulières applicables aux installations de production situées dans une zone du territoire non interconnectée au réseau métropolitain continental. Article 19 : « Toute installation de production dont la puissance Pmax atteint au moins 1% de la puissance minimale transitant sur le réseau, cette puissance minimale correspondant à la valeur moyenne des minima constatés pendant les trois années précédant le raccordement doit fonctionner sans limitation de durée dans la plage de fréquence de 48Hz à 52Hz. » Article 22 : « Toute installation de production visée par les dispositions de I de l'article 19 et mettant en oeuvre de l'énergie fatale à caractère aléatoire telles les fermes éoliennes et les installations photovoltaïques peut être déconnectée du réseau public de distribution d'électricité à la demande du gestionnaire de ce réseau lorsque ce dernier constate que la somme des puissances actives injectées par de telles installations atteint 30% de la puissance active totale transitant sur le réseau. Les circonstances dans lesquelles ces déconnexions peuvent être demandées sont précisées dans la convention de raccordement et les modalités selon lesquelles elles sont effectuées le sont dans la convention d'exploitation ».

La loi pour la Transition Énergétique et la Croissance Verte (TECV) du 17 Août 2015 a posé des objectifs ambitieux dans les territoires d’Outre-Mer : autonomie énergétique en 2030 avec des objectifs intermédiaires de 30% d’EnR à Mayotte et de 50% d’EnR à la Réunion, en Martinique, en Guadeloupe et en Guyane en 2020. Dans la perspective d’une autonomie énergétique, le scénario STARTER [Agence Régionale de l’Energie Réunion, 2009b] proposait en 2009 un objectif de 65% de renouvelable dans la production électrique à l’horizon 2020 pour atteindre l’indépendance électrique totale en 2030.

La Programmation Pluriannuelle de l’Énergie (PPE) élaborée en concertation avec les acteurs du marché (Etat, collectivités, entreprises, gestionnaire) fixe un objectif de 43% en 2018, 49% en 2023 et 100% d’EnR en 2030 dans le mix énergétique réunionnais [Région Réunion and Etat/Préfét, 2015]. La PPE rappelle également que cet objectif ambitieux d’autonomie électrique en 2030 n’est possible que par la conjugaison des axes : maîtrise de la demande en énergie, lutte contre la précarité énergétique, développement des énergies renouvelables dont l’hydro-électricité, le photovoltaïque, l’éolien, mais surtout la biomasse (bagasse, canne fibre, bois énergie, déchets verts, effluents, etc.) associés à des moyens de stockage. Des scénarios similaires avaient déjà été étudiés et modélisés (tendanciel, volontariste) et ont servi de base technique à la prospective du mix énergétique à La Réunion sur les 20 ans à venir [Agence Régionale de l’Energie Réunion, 2009b]. Avec 173,1 MW de panneaux raccordés, La Réunion se classe d’ailleurs au sixième rang européen en surface installée. Par ailleurs, l’utilisation des énergies de la mer, notamment la houle et l’énergie thermique (ETM), font partie des grands projets de demain car elles disposent d’avantages financiers et écologiques majeurs : stabilité et gratuité de la ressource permettant un fonctionnement permanent et, pour l’ETM, une fourniture d’électricité quasi-constante, garantie sur l’année. Les premiers résultats recueillis grâce aux des tests menés dans le Sud de l’île sont concluants et la construction d’un prototype en mer est prévue à La Réunion ou en Martinique en 2016 [Journoud, 2015]. Le gestionnaire de réseau EDF assure, de son côté, que pour parvenir à l’objectif de 50% d’EnR dans la production d’électricité en 2020, c’est une conjonction de toutes les filières qui est nécessaire. De la cogénération aux énergies marines en passant par l’hydraulique, le photovoltaïque ou l’éolien, La Réunion affirme donc sa volonté d’aller vers une autonomie électrique.

Cependant, le chemin vers une autonomie énergétique durable reste encore long et incertain. Le scénario ambitieux de 100% d’électricité renouvelable en 2030 suppose non seulement des efforts en matière de maîtrise de la consommation (MDE<sup>11</sup>) par un renforcement de la sobriété et de l’efficacité énergétique mais aussi de promouvoir des modes de production d’électricité innovants tels que la houle, l’énergie thermique des mers (ETM), la géothermie, le bois-énergie ou le développement de la canne-fibre (2 à 3 fois plus riche en fibre-énergie que la canne à sucre). Force est de constater qu’en 2014, ces filières ne sont encore qu’au stade d’études, ce qui reporte la réalisation de ce scénario.

En résumé, La Réunion dispose de nombreuses ressources et de nombreux atouts (mer, solaire, éolien, hydraulique...) pour que l’objectif d’autonomie électrique - 100%EnR - puisse devenir une réalité. La réussite de ce projet repose non seulement sur la conjonction de plusieurs facteurs (sobriété et efficacité énergétiques, développement des énergies renouvelables) mais aussi sur une nécessaire volonté collective forte.

---

11. MDE : Maîtrise de la Demande en Énergie. Ensemble des actions des pouvoirs publics, entreprises et particuliers afin de limiter voire réduire la consommation finale d’énergie.

### \*\*\* Une intégration progressive des EnR facilitée par le stockage

L'augmentation de l'intégration d'EnRI dans le réseau, levier de l'autonomie énergétique, impose la fourniture de puissances prévues et/ou garanties notamment grâce à des dispositifs de stockage d'énergie. La figure 1.9 montre le parc de production d'électricité dont trois sites avec stockage d'énergie.

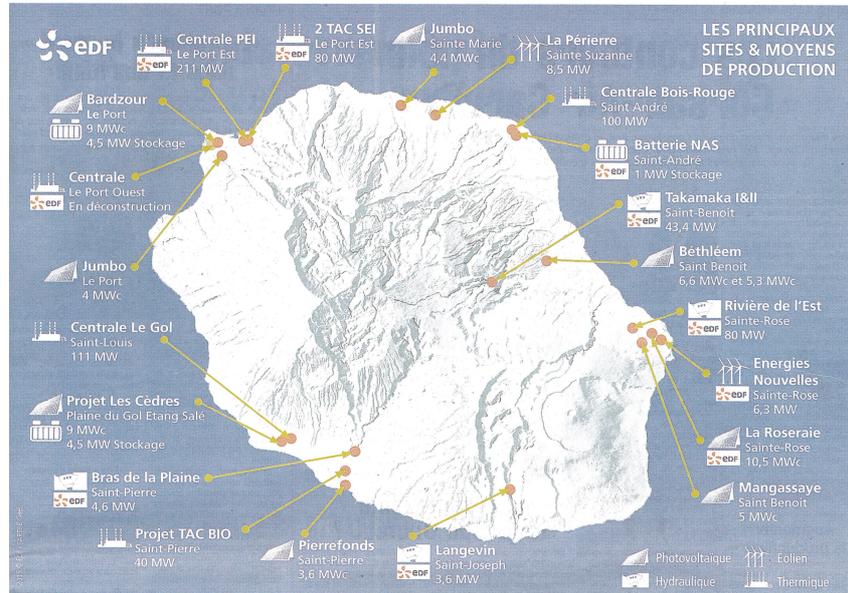


FIGURE 1.9 – Site de production d'électricité et de stockage à La Réunion. *Source EDF-SEI 2015.*

Il s'agit :

1. Bois-Rouge (EDF) : Batterie Sodium-Sulfure (NaS) 7,2 MWh/1 MWc installée en 2009, arrêtée en 2013 pour des problèmes techniques, puis redémarrée en 2014 et située à proximité de la centrale thermique (charbon/bagasse) de Bois-Rouge de 100 MW.
2. Projet "Bardzour"<sup>12</sup>, Le Port (Akua) : Batterie Li-Ion 4,5 MWc/9MWh couplée à 9 MWc de PV. Mise en service en Septembre 2014.
3. Projet "Les Cèdres", Le Gol (Akua) : Batterie Li-Ion 4,5 MWc/9MWh couplée à 9 MWc de PV. Mise en service prévue en 2016.
4. Site d'Albioma en toiture du Leclerc du Portail à Saint-Leu. 1 MWc PV + stockage. Mise en service en Août 2014.

Les 2 projets industriels de stockage de l'entreprise Akua Energy sont lauréats d'un appel à projet de la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE) lancé en 2012 Un nouvel appel d'offres a été publié en Mai 2015 pour 50 MW PV+stockage dont environ 10MW pour La Réunion<sup>13</sup>.

L'électricité sur le réseau n'est pas directement stockée par le gestionnaire-dispatcher ; il faut pourtant maintenir un équilibre entre la production et la consommation. Les moyens

12. Rapport de stage de Nicolas Lan Fook, élève-ingénieur de l'ESIROI, Septembre 2014.

13. <http://www.cre.fr/documents/appels-d-offres>, <http://www.developpement-durable.gouv.fr/Installations-avec-stockage-100.html>, visités le 30 Juin 2015.

actuels de prévisibilité et d'ajustement ne permettent pas d'injecter sur le réseau une puissance instantanée supérieure à 30% d'électricité intermittente. L'avenir des filières de production d'énergie intermittente se trouve donc probablement, en partie, dans le développement de sous-filières accompagnées de moyens de stockage. La production EnRI-SSE permettrait notamment de lever le verrou des 30% d'intermittence supportés par le réseau électrique. Pour le moment, le stockage est peu répandu car comparativement trop coûteux par rapport à l'intermittence. C'est pourquoi les conditions précises du développement des EnR intermittentes nécessiteront encore des études technico-économiques et environnementales - recherche et développement - non seulement des solutions de stockage mais aussi des réseaux intelligents, des mécanismes de production distribuée ou encore des systèmes dits résilients [Tsuchida, 2014].

### 1.2.3 Intermittence et prévision

#### 1.2.3.1 Intermittence

L'intermittence est le caractère plus ou moins irrégulier voire fatal d'une production électrique, lié en particulier aux variations de flux des sources d'énergie mobilisées. Deux éléments caractérisant le degré d'intermittence [Pestourie, 2012] :

1. l'amplitude et le spectre fréquentiel de l'aléa qui caractérise la variabilité de la production ;
2. la facilité ou difficulté avec laquelle on peut prévoir le flux intermittent, aux différentes échelles de temps (horizons de prévision) concernés.

Les énergies intermittentes combinent ces deux caractéristiques à des degrés divers. Il est difficile de comparer les sources tant celles-ci ont des caractéristiques (temporelles et spatiales) différentes, par ailleurs fortement liées aux particularités du site considéré [Widén et al., 2015].

- énergie éolienne : caractère aléatoire marqué et difficile à prévoir longtemps à l'avance,
- énergie houlomotrice : cycles plus réguliers que le vent qui les génère,
- énergie marémotrice : cycles réguliers et prévisibles,
- énergie solaire (PV) : cycles a priori réguliers (saisonnier et diurne) auxquels se superposent des variations directement liées à la météo (nébulosité) dont on peut prévoir la valeur moyenne mais pas la valeur précise à chaque instant. Cette valeur instantanée nécessiterait de prévoir la nature et le moment exacts de passage des nuages.

Le degré d'intermittence va également dépendre de la granularité géographique, du fait du foisonnement entre installations donc de leur dispersion géographique : sites éoliens obéissant à des régimes de vent différents, sites PV suffisamment éloignés pour ne pas être affectés par les mêmes systèmes nuageux.

Les énergies photovoltaïque et éolienne sont des énergies intermittentes difficilement prévisibles avec différentes typologies de journées et une forte variabilité, comme le montrent les exemples de la figure 1.10. Si la puissance peut être relativement élevée, les quantités d'énergie sont relativement faibles. En éolien, le facteur de charge moyen est, par

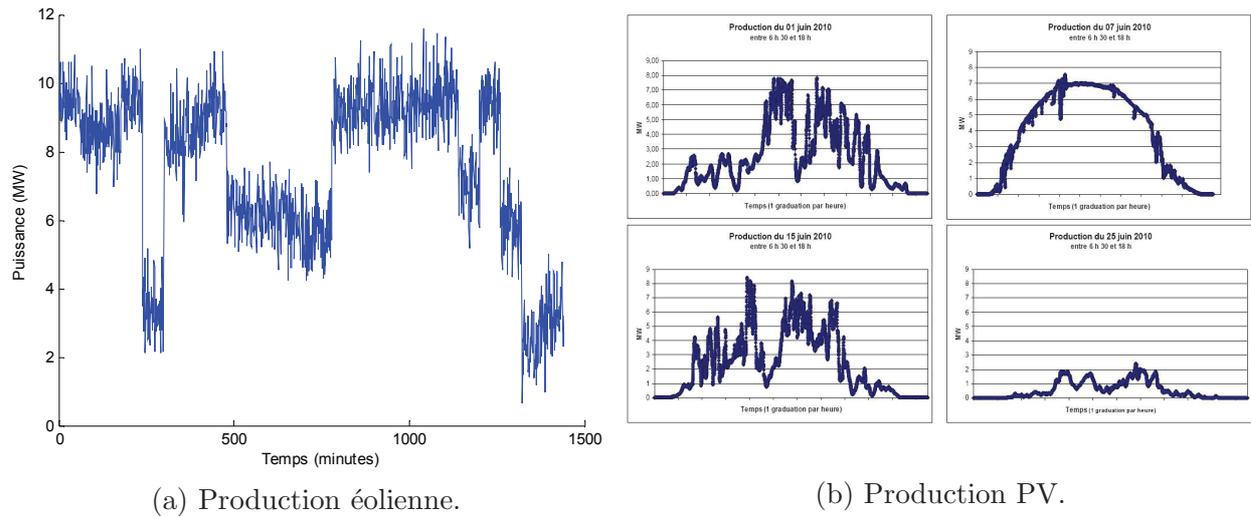


FIGURE 1.10 – Variabilité de la production d'électricité d'origine renouvelable intermittente.

exemple, de 23% sur Fonds Caraïbes en Guadeloupe et 16% sur le site de La Perrière à La Réunion. Sur une année, le rapport de la durée équivalente à pleine puissance sur la puissance installée peut varier du simple au triple (par exemple 600h à 1800h pour un site PV de Guadeloupe). En outre, l'intermittence des productions EnRI dépend fortement de la zone géographique d'implantation.

D'autre part, il ne faut pas négliger la part de l'électronique de puissance (liée au raccordement de certaines productions décentralisées) dans les impacts sur le système électrique. Le recours à l'électronique de puissance est positif sur de nombreux aspects liés au raccordement de la production décentralisée mais peut impacter fortement la stabilité du réseau. La réduction de l'inertie du réseau et donc la sensibilité accrue à toute perturbation sont directement liées à l'interfaçage de ces nouvelles sources de production et sont indépendantes de la nature intermittente de leur production.

Les EnRI ne sont pas des sources d'énergie comme les autres. Elles dépendent du temps et ne sont pas forcément là lorsque on en a besoin. La modulation exigée de la production entraîne souvent une perte d'énergie. Le terme "fatale" est alors utilisé pour qualifier l'électricité produite par les énergies intermittentes (éolien, solaire, houle) lorsque celle-ci est inutilisable, faute de demande et de stockage. La variabilité d'une heure sur l'autre, d'une minute sur l'autre, d'une seconde sur l'autre peut être importante. Ces moyens de production « ne soutiennent pas » le réseau qui a besoin d'inertie, d'où une plus grande sensibilité aux « événements système » et donc un système plus vulnérable. Des moyens de production complémentaires à ce type d'énergie fatale sont par conséquent nécessaires pour produire quand cette puissance fatale n'est pas disponible et pour compenser ces fluctuations. Un seuil minimum de génératrices disposant d'inertie telles que les machines tournantes (turbines) est nécessaire à tout instant. La production EnRI ne peut donc fonctionner seule car c'est une « production fragile » qui ne se substitue pas à des moyens dispatchables. Il faut également provisionner une réserve de puissance et d'énergie suffisante et trouver un nouvel optimum pour la gestion de l'ensemble des moyens de production.

L'insertion des EnRI est un défi technique et économique car il faut :

- anticiper les événements brutaux (chute de production, rampes de forte amplitude) et donc améliorer la prévision à court et moyen terme ;
- garantir une réserve de puissance mobilisable pour compenser l'absence d'inertie ;
- lisser les intermittences hautes fréquences et rendre moins sensibles les installations.

L'agrégation des sources (foisonnement) peut permettre de contenir la variabilité de la production EnRI cumulée à très court terme (ou haute fréquence) mais ne l'atténue, en général, que de façon limitée, en particulier pour les fluctuations à long terme [David et al., 2014]. Ce foisonnement dépend en outre de la répartition sur le territoire et du type d'installation. Des actions sont entreprises à la fois du côté des producteurs EnR et du gestionnaire de réseau pour mieux caractériser le productible et son intermittence : monitoring des productions au pas 5 à 10 minutes et campagnes de mesure au pas 1 à 5 secondes, analyses statistiques de la variabilité, travaux sur la prévision, analyse des impacts sur le système.

### 1.2.3.2 Prévision

Les informations détaillées sur les prévisions de la production et de la consommation d'énergie représentent un élément essentiel pour les stratégies de gestion et d'exploitation du réseau électrique. En effet, des prévisions fiables pour la production d'énergies renouvelables intermittentes permettent un moindre recours au stockage et une meilleure intégration de quantités plus importantes d'EnRI sur le réseau.

La prévision est une estimation de l'évolution à court, moyen ou long terme d'une variable ou d'un phénomène. Elle est utilisée dans le domaine des énergies intermittentes afin d'anticiper la production à venir. En fonction de cette prévision, des décisions peuvent être prises et des stratégies appliquées, notamment concernant le fonctionnement de moyens de production (EnRI ou stockage). La prévision doit être adaptée à l'application voulue. Les méthodes de prévision sont souvent élaborées dans une collaboration entre les utilisateurs (opérateurs réseau, producteurs...) et les prévisionnistes afin de définir le contexte et les objectifs de leur application. Dans le cadre de la participation des énergies renouvelables intermittentes au mix énergétique, le gestionnaire du réseau électrique a besoin de prévisions sur la production pour assurer un système d'approvisionnement électrique performant, sécurisé et économique [Diagne, 2015].

Deux éléments caractérisent la prévision : l'horizon de prévision et la granularité. L'horizon de prévision est le temps pendant lequel les différentes variables ou phénomènes sont prédits alors que la granularité correspond au pas de temps de cette prévision. On distingue ainsi trois types de prévision [Kostylev, 2011] :

- Les prévisions immédiates : elles ont un horizon de prévision allant de 15 minutes (m+15) à 2 heures (H+2) avec une granularité de 30 secondes à 5 minutes. Ces prévisions permettent de prendre des décisions relatives à la régulation du réseau et à la distribution en temps réel ;
- Les prévisions à très court terme : elles ont un horizon de prévision allant de 1 heure à 6 heures avec une granularité horaire. Elles sont utilisées dans le suivi des

charges (*load following*) et dans l'actualisation du planning d'utilisation des moyens de production ;

- Les prévisions à court terme : elles ont un horizon de prévision allant de 1 jour à 3 jours (J+1 à J+3) avec une granularité horaire. Elles sont exploitées dans le choix des unités de production (*unit commitment*) dans l'objectif de minimiser le coût global lié à la mise en route ou à l'arrêt de chaque unité. Ces prévisions journalières aident à optimiser la planification des moyens de production, de stockage et de maîtrise de la demande énergétique. Ce type de prévision est souvent réalisé la veille pour le lendemain pour une annonce de production J+1 transmise au gestionnaire généralement en fin d'après-midi.

Dans les pays de forte production éolienne, la prévision est essentielle dans les systèmes de contrôle des réseaux électriques [Monteiro et al., 2009]. De même, la prévision de la production photovoltaïque occupe une place de plus en plus importante, encore plus dans les pays où la législation favorise l'utilisation de l'énergie solaire. Des efforts croissants sont actuellement consacrés à la recherche pour améliorer les prévisions du rayonnement solaire donc les prévisions de production photovoltaïque correspondante qui en découlent directement. Des prévisions du rayonnement solaire plus fiables permettront d'améliorer l'intégration des EnRI solaires, que ce soit sans ou avec stockage, dans les réseaux électriques, en particulier insulaires.

Déterminée de plus en plus par des sociétés spécialisées, la prévision est devenue un marché qui intéresse à la fois les producteurs et le gestionnaire de réseau. Elle reste cependant un obstacle technique et de nombreux travaux de recherche sont en cours, notamment via l'utilisation d'images satellitaires [Lorenz et al., 2004].

En conclusion, les problématiques énergétiques des milieux insulaires seront celles auxquelles sera confronté le monde de demain. Par leurs spécificités énergétiques, à savoir un gisement important d'énergies renouvelables, un mix énergétique majoritairement fossile, un accès à l'énergie tendu et coûteux ainsi qu'un réseau intrinsèquement plus fragile et plus vulnérable, ces territoires sont des laboratoires pertinents pour éprouver les nouvelles technologies de stockage et de gestion du couple EnRI-SSE. Dans ce contexte, nous avons développé une méthode de gestion du stockage en essayant de répondre aux besoins et aux contraintes à la fois du producteur et du gestionnaire de réseau électrique (cf section 1.4).

### 1.3 Systèmes de Stockage d'énergie (SSE)

Le présent paragraphe est une synthèse des enjeux et problématiques liés au stockage d'énergie renouvelable intermittente (EnRI) ainsi que des applications associées. Les différents systèmes de stockage sont rappelés dans le paragraphe 1.3.2 mais ne seront pas présentés en détail dans ce chapitre. Les questions suivantes sont donc abordées :

1. Pourquoi stocker et pour quoi faire ?
2. Comment et sous quelle forme stocker de l'énergie, en particulier issue de sources intermittentes ?

### 1.3.1 Enjeux

L'enjeu du "stockage d'énergie" est d'apporter de la flexibilité et de renforcer la fiabilité des systèmes énergétiques. Il s'agit d'équilibrer l'offre et la demande en énergie, aussi bien pour la fourniture d'électricité que de chaleur ou de froid. Aujourd'hui, la réponse aux « pointes » de consommation, c'est-à-dire la régulation de la demande d'électricité aux heures pleines i.e. de forte demande, est principalement réalisée soit par l'importation d'électricité, soit par la mise en fonctionnement de centrales à gaz ou au fioul (turbines à combustion ou TAC) soit par le stockage hydraulique (STEP) [CEA, 2012]. Le déploiement d'autres systèmes de stockage permettrait non seulement de baisser le coût de l'électricité importée mais aussi de diminuer, de manière significative, les émissions de GES engendrées par l'utilisation de centrales thermiques et d'une manière générale par le recours aux ressources fossiles. Par ailleurs, le stockage stationnaire de l'énergie, aussi bien le stockage d'électricité que le stockage thermique, est associé au développement des énergies renouvelables en garantissant un courant de « qualité » sur le réseau de distribution. En effet, la production intermittente d'électricité grâce aux énergies solaires et/ou éoliennes engendre des fluctuations importantes qui perturbent et détériorent les équipements de distribution. En outre, l'offre intermittente est souvent en inadéquation avec la demande, par exemple, pour le photovoltaïque lors de la pointe du soir. Le stockage, en fonction de son dimensionnement, de ses spécifications techniques, adossé à une source d'énergie intermittente, peut offrir des garanties en termes de puissance, de prévisibilité, de stabilité, voire fournir une énergie programmable (« dispatchable ») tout en assurant des services systèmes requis pour le bon fonctionnement des systèmes électriques [Lefebvre, 2011]. Dans le chapitre 3 seront d'ailleurs présentés différents scénarios de fonctionnement possibles du couple EnRI-SSE.

Dans le contexte actuel de développement des énergies renouvelables, le stockage de l'énergie apparaît donc comme une solution possible pour favoriser l'insertion des énergies renouvelables fluctuantes, améliorer l'efficacité énergétique, apporter de la flexibilité aux systèmes énergétiques et renforcer la sécurité des réseaux. L'étude ADEME-ATEE-DGCIS<sup>14</sup> sur le potentiel du stockage d'énergies à l'horizon 2030 a confirmé que le stockage d'électricité peut jouer un rôle important dans l'équilibre offre-demande, en particulier les jours de grand froid [Artelys et al., 2013]. En effet, en stockant aux périodes de moindre demande et en déstockant pendant les quelques heures d'ultra-pointe, des investissements dans des capacités de production (TAC) peuvent être évités. Cette valeur capacitaire du stockage d'électricité représente environ la moitié des valorisations présentées et reste indépendante de l'évolution des prix des combustibles. Elle dépend cependant fortement de la durée de décharge et du taux de pénétration du stockage d'électricité : un stockage d'électricité "longue durée" - plusieurs jours - permettra de déplacer la demande vers d'autres jours où la consommation est moins forte, alors qu'un déploiement important de stockage d'électricité "courte durée" - quelques heures - ne permettrait pas de résoudre un manque prolongé de capacités de production, le stockage d'électricité ne pouvant plus se recharger entre deux périodes d'ultra-pointe. Il est ainsi recommandé de favoriser des projets de R&D innovants pour réduire les coûts du stockage, ce qui devrait permettre de répondre à long terme à un important déploiement du parc intermittent, avec des coûts

---

14. Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie, Association Technique Énergie Environnement, Direction Générale de la Compétitivité de l'Industrie et des Services

de revient satisfaisants.

Le mix énergétique optimal concerne la production d'énergie mais également son stockage sous ces diverses formes, notamment l'électricité, la chaleur et par voie d'hydrogène. Dans cette optique, il faut aussi considérer notamment la dépense énergétique nécessaire pour fabriquer (investissement énergétique) et recycler les éléments du système. Par exemple, des études sur les batteries électrochimiques, notamment le bilan du programme INVESTIRE [E. Alsema, 2003], montrent que l'investissement énergétique d'un accumulateur est très lourd [Robin et al., 2005]. Par ailleurs, d'autres solutions pour mieux adapter la production à la consommation existent : une consommation pilotée par la production que l'on pourrait qualifier de consommation intelligente (tarification incitative, heures creuses par exemple, délesteurs de charge...). Des actions dans la maîtrise de l'énergie (MDE) - efficacité et sobriété énergétiques - pourraient également contribuer à réduire les besoins de stockage et à améliorer les bilans carbone de la consommation d'énergie.

Le stockage de l'énergie électrique représente donc un enjeu majeur pour permettre une réelle pénétration des immenses ressources renouvelables naturellement dispersées, notamment celles de la mer (vent, houle, courants), intermittentes et plus ou moins aisément prédictibles. Il s'agit également d'une solution d'accroissement de la sûreté des systèmes raccordés au réseau avec la possibilité de disposer d'un stockage décentralisé pilotable de façon centralisée. En cela, les DOM-TOM représentent un terrain d'expérimentation propice au développement du stockage stationnaire d'électricité. Même si le gisement français reste limité (200 à 400 MW), les projets étudiés (CAES de surface, batteries Li-Ion) sont rentables pour la collectivité et les perspectives de déploiement au niveau mondial sont prometteuses, en considérant non seulement les îles mais également les régions dont le réseau électrique est peu interconnecté [Lefebvre, 2011].

Les principaux services rendus au réseau par un SSE sont illustrés dans la figure 1.11 :

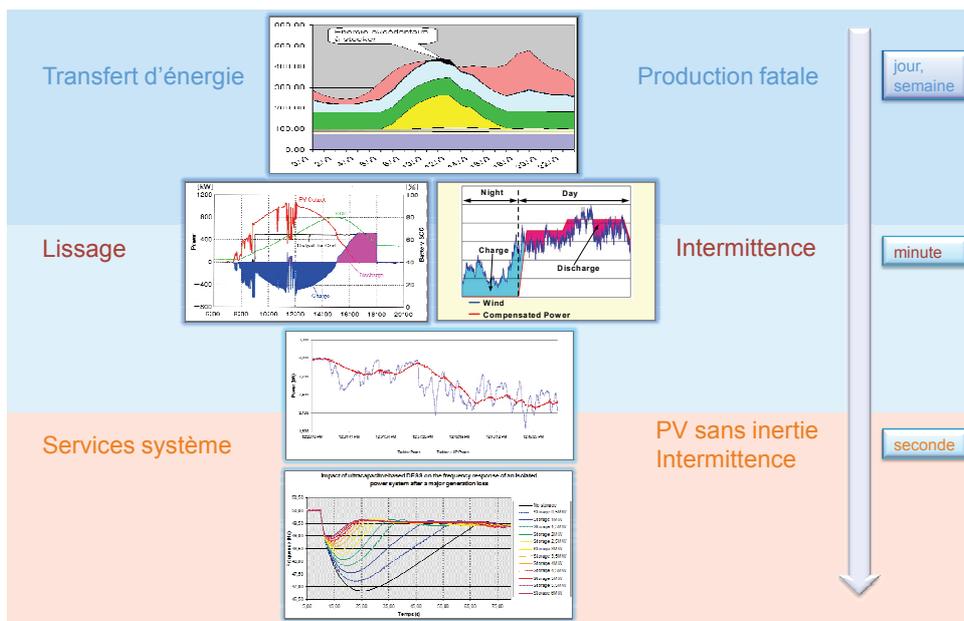


FIGURE 1.11 – Services réseau pouvant être assurés par le stockage. *Source EDF, 2011.*

1. Déplacement d'énergie (charge, resp. décharge, lorsque l'énergie est chère, resp. moins chère), Lissage de charge, Effacement de pointe ;
2. Lissage de production EnRI (*renewables capacity firming, PV/wind output smoothing*). Il s'agit de compenser la variabilité de la production EnRI par le SSE ;
3. Services système : régulation en fréquence et, dans une moindre mesure, en tension ;

Pour autant, les enjeux induits par chaque source d'EnRI peuvent présenter différentes caractéristiques et il n'y a souvent pas qu'une seule technologie de stockage qui peut être employée dans l'intégration des EnRI dans le réseau [Beaudin et al., 2010].

## 1.3.2 Description générale

### 1.3.2.1 Technologies

Stocker de l'énergie c'est garder une quantité d'énergie pour une utilisation future. Par extension, le stockage d'énergie désigne aussi le stockage de la matière contenant l'énergie. Il existe deux sortes d'applications : le stockage stationnaire (ou fixe) et le stockage embarqué (ou mobile). Nous nous intéressons plus particulièrement dans cette partie au stockage stationnaire qui concerne les productions d'électricité, notamment issues d'EnRI, connectées au réseau ou en site isolé.

Le stockage n'est pas une installation de production d'énergie comme les autres puisque le fonctionnement d'un système de stockage connecté au réseau ne peut pas être envisagé seul. En effet, un stockage seul est un « outil de production » qui consomme de l'énergie : les pertes techniques induites par le stockage entraînent un bilan énergétique du système négatif. Un ouvrage de stockage absorbe donc plus d'énergie qu'il n'en restitue, le ratio entre énergie restituée et énergie absorbée définissant alors le rendement global du SSE. Nous ne donnons dans cette section que les principales informations techniques (principes de fonctionnement, caractéristiques, applications type) des différentes technologies de SSE à grande échelle. L'objectif est plutôt de situer le stockage d'EnRI dans le contexte général des SSE. Pour une revue complète et détaillée, le lecteur pourra se référer à [Augustine et al., 2012] ou [Gonzalez et al., 2004].

Les Systèmes de Stockage d'Énergie (SSE) permettent de convertir l'électricité, difficilement stockable directement, en énergie potentielle, cinétique ou chimique. Il existe cinq catégories physico-chimiques de stockage stationnaire selon que l'énergie stockée soit sous forme mécanique, chimique, thermique, électrochimique ou électromagnétique.

1. Stockage sous forme d'énergie mécanique.

- **Station de Transfert d'Énergie par Pompage-turbinage ou STEP** (*pumped-hydro energy storage* ou *PHS*).

La STEP permet de stocker de grande quantité d'énergie électrique par l'intermédiaire de l'énergie potentielle de l'eau. Ce type de centrale hydroélectrique, est utilisée pour transférer l'eau entre deux bassins situés à des altitudes différentes. Lorsque le réseau fournit un surplus d'électricité, l'eau du bassin inférieur est pompée dans le bassin supérieur (figure 1.12).

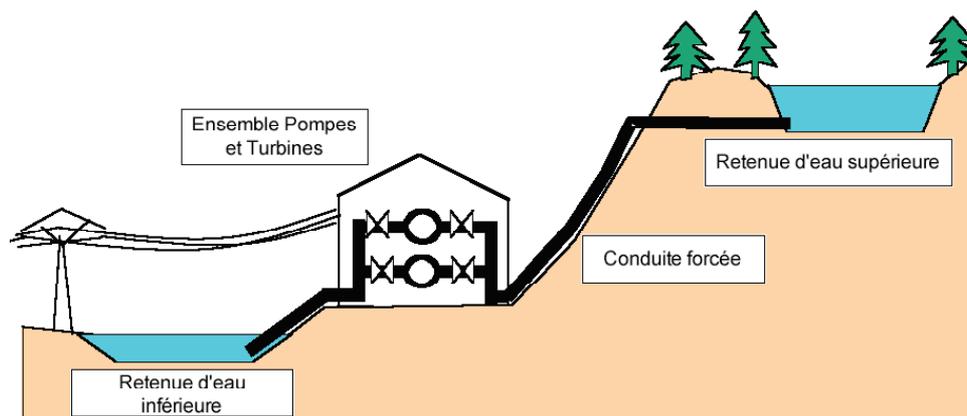


FIGURE 1.12 – Schéma de principe d'une STEP. *Source ECRIN [Multon and Ruer, 2003].*

Sous l'effet de la pesanteur, cette masse d'eau représente une future capacité de production électrique. Lors d'un déficit de production électrique, la circulation de l'eau est inversée : la pompe devient turbine et restitue l'énergie accumulée. Avec un rendement pouvant atteindre plus de 80%, il s'agit de la solution la plus employée pour stocker l'énergie des centrales électriques [Chen et al., 2009].

#### — Volant d'inertie (*flywheels*)

L'énergie peut être stockée sous forme d'énergie cinétique d'un dispositif en forme de roue tournant autour de son axe central, comme indiqué dans la figure 1.13.

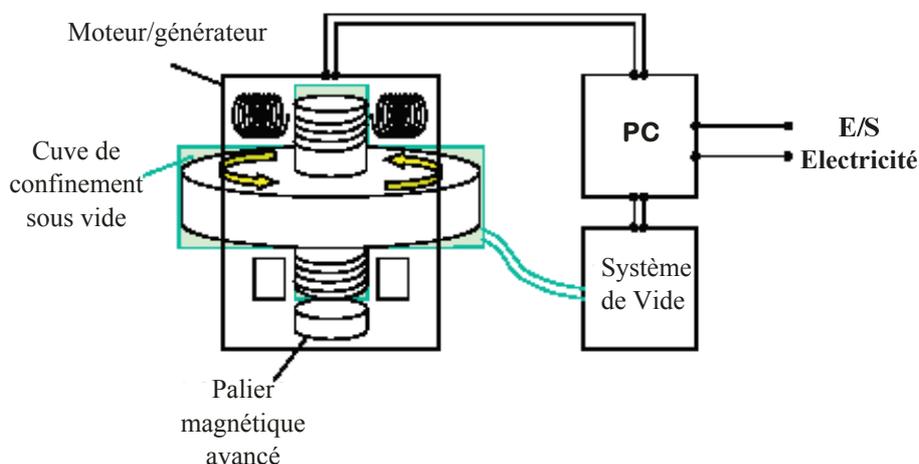


FIGURE 1.13 – Schéma de principe d'un Volant d'inertie. *Source NREL, 2004.*

Une machine électrique lui fournit l'énergie cinétique (fonctionnement moteur) et la récupère selon les besoins (fonctionnement générateur), entraînant une baisse de la vitesse de rotation du volant d'inertie. L'ensemble fonctionne sous vide afin d'éliminer les pertes d'énergie par frottement. Ce système permet de restituer plus de 80% de l'énergie accumulée mais pour un temps de stockage limité [Nair and Garimella, 2010]. En pratique, le volant d'inertie est utilisé

pour un lissage à très court terme de la fourniture d'énergie au sein d'appareils de production. C'est notamment le cas des moteurs thermiques et surtout des moteurs Diesel.

— **A air comprimé** (*compressed air energy storage* ou *CAES*)

Quand la demande d'électricité est faible, les systèmes existants utilisent d'anciennes mines de sel comme réservoirs et un ensemble moteur-générateur-turbine. Quand la demande d'électricité est importante, l'air comprimé en caverne est utilisé pour faire tourner une turbine couplée à un alternateur produisant de l'électricité (figure 1.14).

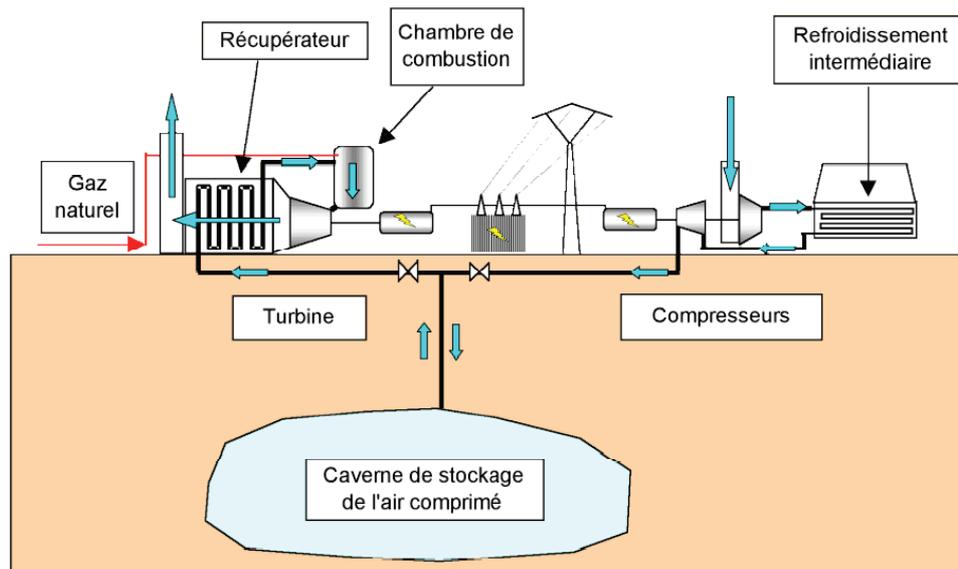


FIGURE 1.14 – Schéma de principe d'un stockage à air comprimé en caverne. *Source ECRIN [Multon and Ruer, 2003].*

Le rendement, actuellement aux environs de 50%, est un axe de recherche et de développement (CAES adiabatique, cf section 1.3.3.2). Le stockage à air comprimé en caverne à partir des énergies éolienne et solaire fait l'objet d'installations pilotes en Allemagne et aux Etats-Unis.

## 2. Stockage sous forme d'énergie chimique

— **Hydrocarbure**

Les hydrocarbures liquides sont actuellement la forme dominante du stockage d'énergie en volume, notamment pour le secteur du transport. Les carburants proviennent des énergies fossiles et ont un rendement de 75% de la "source à la pompe", le rendement source - électricité étant souvent inférieur à 50%. Les biocarburants sont eux issus de la biomasse, avec un rendement de 70% "de la biomasse à la pompe".

— **Biomasse**

Tout combustible peut être considéré comme un stock d'énergie sous forme chimique. En brûlant, le composé dégage de l'énergie sous forme de chaleur

qui peut être récupérée et valorisée. Le terme « biomasse » désigne l'ensemble des matières organiques pouvant devenir des sources d'énergie. Dans le cas des végétaux, elle est une forme de stockage de l'énergie solaire : les matières organiques sont issues du  $\text{CO}_2$  capté lors de la photosynthèse. Toutefois, ce processus de stockage d'énergie est long, de l'ordre de plusieurs mois, et d'un rendement faible. En effet, seul 1% des rayonnements solaires utilisés lors de la photosynthèse est restitué sous la forme de biomasse.

— **Piles à combustible à hydrogène** (*fuel cells*).

Le dihydrogène, communément appelé hydrogène, n'existe pas à l'état naturel mais est très abondant sur Terre sous forme atomique H (eau, hydrocarbures...). L'électrolyse, qui consiste à décomposer la molécule d'eau en hydrogène et en dioxygène, nécessite de l'électricité (rentable si la production d'électricité présente elle-même un coût peu élevé). L'hydrogène a la faculté de restituer de l'énergie, ce qui en fait une forme particulièrement intéressante de stockage. Il peut être utilisé directement comme carburant de véhicules équipés de moteurs à combustion fonctionnant au gaz. Il peut aussi être stocké avant d'être reconverti en énergie par une pile à combustible, pour des applications stationnaires, fournissant soit de l'électricité (production connectée au réseau) soit de la chaleur (maisons).

Un des avantages de l'hydrogène est qu'il peut être produit à partir de toutes les sources d'énergie primaires (fossiles, EnR). Cependant, les systèmes électrolyseur-hydrogène-pile à combustible ont un coût d'investissement encore élevé pour un rendement global - synthèse du dihydrogène et compression ou liquéfaction - faible. De plus, leur durée de vie s'avère encore insuffisante pour des applications connectées au réseau électrique. Cependant, le vecteur Hydrogène peut devenir compétitif pour des besoins à fort ratio énergie/puissance grâce au découplage naturel puissance (stack) énergie (réservoir), découplage que l'on retrouve dans les batteries redox. Par ailleurs, le "power to gas" - conversion de l'électricité en dihydrogène (électrolyse) ou en méthane (méthanation) - mise en oeuvre dans de nombreuses collectivités constitue une voie très prometteuse de stockage des surplus EnR.

3. Stockage sous forme d'énergie thermique

Actuellement, le stockage thermique est peu exploité. Son usage devrait croître à l'occasion du développement des fermes solaires thermodynamiques.

— **Par chaleur sensible**

L'élévation de la température d'un matériau permet de stocker de l'énergie. Ce principe est, entre autres, celui des chauffe-eau solaires : ils récupèrent la chaleur dans la journée pour la restituer ensuite, avec un rendement moyen de l'ordre de 40% pour les systèmes les plus récents. Les matériaux privilégiés sont l'eau, l'huile de synthèse, la roche ou encore le béton.

Pour de grands volumes, la chaleur de capteurs solaires ou des rejets industriels peut être stockée dans le sous-sol. Le stockage géologique, pouvant être couplé à des opérations de géothermie, est encore assez peu répandu.

— **Par chaleur latente** Ce mode de stockage est basé sur l'énergie mise en jeu lorsqu'un matériau change d'état (par exemple solide-liquide). La transformation inverse permet de libérer l'énergie accumulée sous forme de chaleur ou de

froid, avec un rendement d'environ 60%. Cette technique peut être appliquée dans les bâtiments, par l'intermédiaire des Matériaux à Changement de Phase (MCP). Incorporés aux parois, ils servent de régulateur thermique en fonction de la chaleur apportée par le soleil.

#### 4. Stockage sous forme d'énergie électrochimique

##### — batteries électrochimiques

Le stockage de l'énergie dans les batteries électrochimiques est la technique la plus répandue pour les petites quantités d'énergie électrique. En fonction du type de batterie (plomb-acide, lithium-ion, nickel-métal hydrure, etc.), différentes réactions chimiques sont provoquées à partir de l'électricité : il s'agit de la phase de charge de la batterie. Selon la demande, les réactions chimiques inversées produisent ensuite de l'électricité et déchargent le système. Ce principe est illustré dans la figure 1.15.

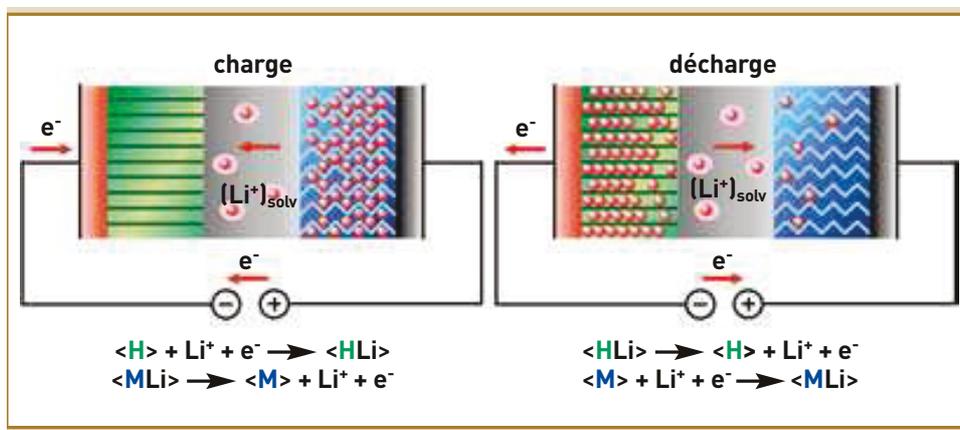


FIGURE 1.15 – Schéma de principe d'une batterie Lithium-Ion. *Source CEA, 2006.*

Les batteries électrochimiques sont souvent destinées à des applications portables. De puissance relativement faible, elles présentent néanmoins une grande capacité de stockage pour des durées de décharge élevées (jusqu'à plusieurs heures) avec un taux de rendement de 70 à 90%. Ces dispositifs peuvent également avoir des fonctions de secours lorsque le réseau électrique est défaillant ou dans le cas d'une production d'électricité issue des énergies renouvelables, avec des valeurs d'énergie stockée de quelques Wh jusqu'à 40 MWh. L'inconvénient majeur est lié à leur durée de vie, limitée par les dégradations chimiques des réactions et leur coût.

##### — batteries à circulation (*flow batteries*)

#### 5. Stockage sous forme électromagnétique

##### — supercondensateurs (*super capacitors*)

Certains systèmes permettent de stocker directement l'énergie sous forme électrique. Il s'agit principalement des supercondensateurs, composants électriques constitués de deux armatures conductrices stockant des charges électriques opposées. Ils sont capables de délivrer une forte puissance pendant un temps très court. À la différence des batteries électrochimiques, ils peuvent se décharger en un temps de l'ordre de la seconde ou moins avec un rendement compris entre

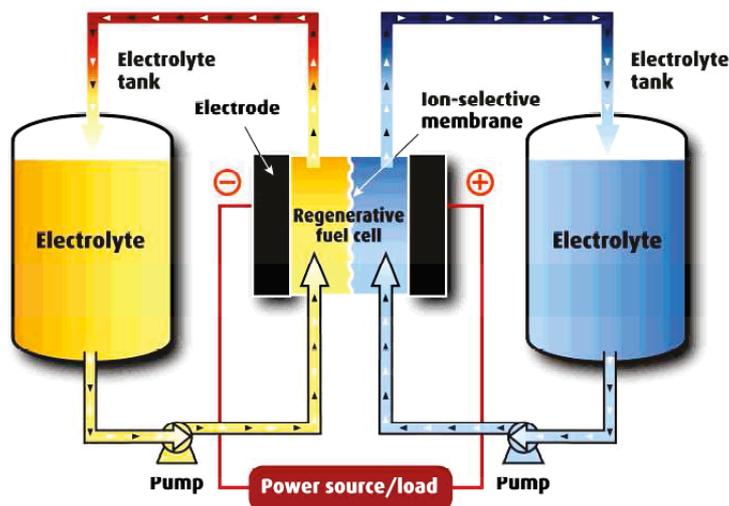


FIGURE 1.16 – Schéma de principe d'une batterie à circulation. *Source Regenesys.*

80% et plus de 90%. Toutefois, ces dispositifs ne stockent pas de grandes quantités d'énergie. Les supercondensateurs ont des applications dans le domaine des transports terrestres. Ils assurent notamment l'arrêt et le redémarrage à un feu rouge (*stop and go*).

— **supraconducteurs** (*super conducting magnetic energy storage* ou *SMES*)

Une autre piste est celle du stockage électromagnétique à base de matériaux supraconducteurs. Ce système se destine au stockage de grandes quantités d'énergie, dont 50% peuvent être restituées en moins d'une seconde. De plus, un tel dispositif bénéficie d'un rendement de 75% à plus de 90%. Toutefois, les applications de SMES, aux coûts encore très élevés, sont encore limitées et doivent démontrer leur faisabilité à grande échelle, du fait de la nécessité de maintenir une température très basse. Elles sont développées essentiellement aux États-Unis.

### 1.3.2.2 Comparaison

Les solutions de stockage sont nombreuses mais tellement différentes dans leurs spécifications qu'elles sont difficiles à comparer. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi de présenter un ensemble de caractéristiques techniques et économiques qui permettent d'améliorer les conditions d'acceptabilité des SSE. Le tableau suivant (figure 1.17) synthétise ces caractéristiques [Agence Régionale de l'Énergie Réunion, 2009a].

Les volants d'inertie sont plus adaptés à des temps de réponses courts avec de grandes puissances de décharge ; ils sont donc bien établis sur les marchés de consommation énergétique critique et des systèmes de régulation de puissance (*UPS*). Même si ils ont une grande capacité de cyclage, les pertes par friction sont importantes et entraînent des coûts d'installation et de maintenance élevés [Chen et al., 2009]. Parallèlement aux volants, les piles à combustible et les batteries à circulation sont également deux technologies en vue dans les systèmes de stockage d'énergie renouvelable. Les systèmes de production photovoltaïques hybrides hydrogène/pile à combustible sont employés en raison du fait qu'ils

	Supraconducteur	Supercondensateur	Batterie électrochimique	Batterie à circulation	Volant d'inertie	Hydrogène	Air comprimé	Hydraulique gravitaire
<b>Caractéristiques techniques</b>								
Densité énergétique	1 – 5 Wh/kg	5 – 10 Wh/kg	20 – 120 Wh/kg	33 kWh/m <sup>3</sup>	1 – 5 Wh/kg	300 – 600 Wh/kg	8 Wh/kg à 200 bars	1 kWh/m <sup>3</sup> pour une chute de 360 m
Forme d'énergie	Magnétique	Electrostatique	Chimique	Chimique	Mécanique	Chimique	Mécanique	Mécanique
Capacité	Qq kWh	Qq kWh	0,1 – 40 MWh	10 – 100 MWh	qq kWh	?	Qq kWh - 10 000 MWh	1 – 100 GWh
Puissance			0,1 – 10 MW	1 – 10 MW		1 – 200 kW	Jusqu'à 1 000 MW	100 – 1 000 MW
Constante de temps	Faible : qq s à 1 min	Faible : qq s à qq min	10 min (NiCd) – qq 10 h (Pb)		Qq min à 1h	1h à qq j	1 h à qq j	
Rendement	> 0,9	> 0,9	0,7 – 0,8	0,7	0,9	0,3 – 0,5	0,5	0,65 – 0,8
Cyclabilité	10 000 – 100 000	10 000 – 100 000	100 – 5 000	10 000	10 000 – 100 000	?	1 000 – 10 000	> 10 000
Reactivité	Ms	ms	ms	ms	ms	?	min	min
Maturité	++	++	+++	+	++	- / +		+++
Sécurité	Cryogène Electronique de puissance	Pas de polluant	Métaux lourds	Pas de contamination				
<b>Caractéristiques économiques</b>								
Coût €/kWh	500 – 72 000	50 000 – 150 000	50 – 200 (Pb) 700 – 2 000 (Li)	100 – 300	150 – 25 000	15	50 – 80	70 – 150
Coût €/kW	~ 300	~ 300	250 – 300 (Pb) 1 500 – 3 000 (Li)	1 000 – 2 000	300 – 350	6 000	400 – 1 200	600 – 1 500

Tableau 26: éléments de comparaison technico-économiques entre les technologies de stockage - source ARER

FIGURE 1.17 – Caractéristiques technico-économiques des Systèmes de Stockage d'Énergie (SSE). *Source ARER*

sont propres, respectueux de l'environnement, modulaires et indépendants de combustibles fossiles. Les batteries à circulation permettent de fortes puissances, des systèmes de puissance et d'énergie découplés, une faible auto-décharge mais avec de faibles rendements par rapport à d'autres formes de technologies de stockage. Les piles à combustible et les batteries à circulation sont adaptées à l'intégration des énergies renouvelables à petite échelle [Nair and Garimella, 2010].

La figure 1.18 place les différents SSE soit selon leur puissance ou énergie : petites (de l'ordre du kW, kWh) ou grandes (de l'ordre du MW, MWh ou du GW, GWh), soit selon leur temps de réponse : court (de l'ordre de la seconde, minute) ou long (de l'ordre de l'heure).

Les applications envisagées, regroupées par catégorie dans la figure 1.19 ne sont pas les mêmes en fonction du type de SSE sur la base de critères technico-économiques : puissance/énergie, temps de réponse, maturité, coûts...

Les technologies telles que le CAES ou la STEP ne sont pas adéquates pour du stockage à petite échelle en raison des travaux nécessaires et du coût associé. Elles sont plutôt utilisées dans les réseaux d'électricité régionaux ou nationaux [Nair and Garimella, 2010].

Le stockage de l'énergie est au coeur des enjeux actuels, qu'il s'agisse d'optimiser les ressources énergétiques ou d'en favoriser l'accès. Il permet d'ajuster la « production » et la « consommation » d'énergie en limitant les pertes. L'énergie, stockée lorsque sa disponibilité est supérieure aux besoins, peut être restituée à un moment où la demande s'avère plus importante. Face à l'intermittence ou la fluctuation de production de certaines énergies, par exemple renouvelables, cette opération permet également de répondre à une

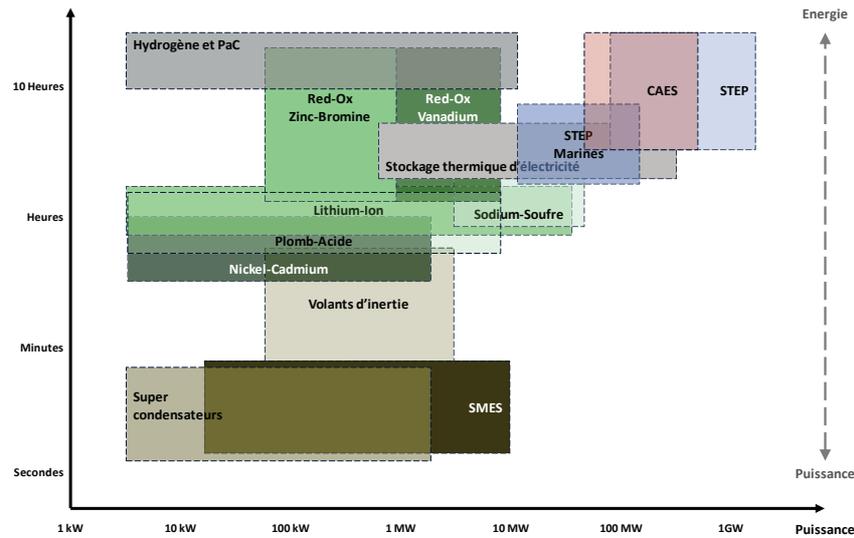


FIGURE 1.18 – Répartition des SSE par puissance/temps de réponse. *Source ENEA.*

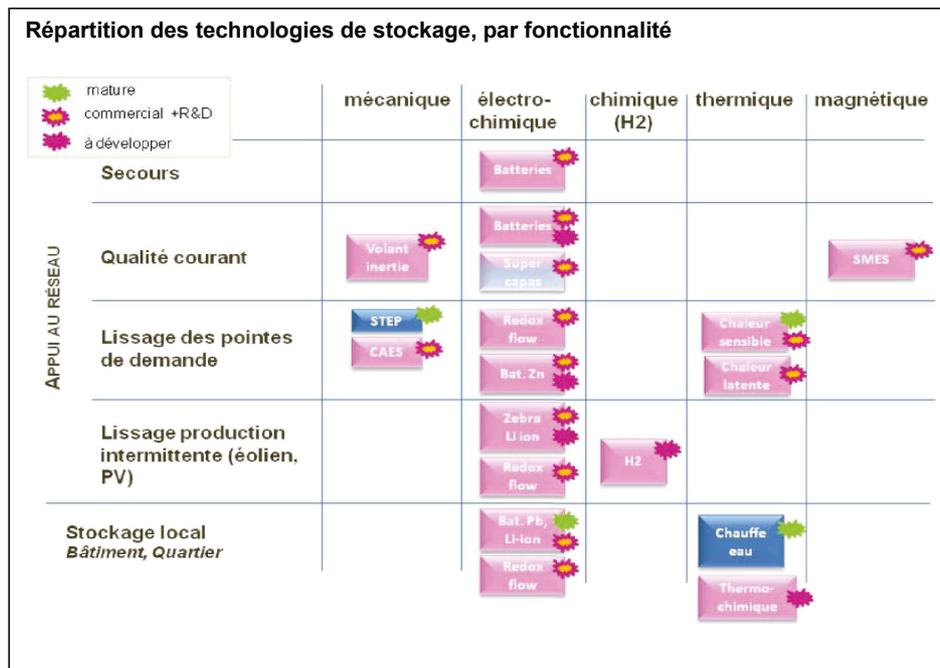


FIGURE 1.19 – Applications du stockage par type. *Source CEA*

demande constante comme le montre la figure 1.20 modifiée d'après [Chen et al., 2009].

Les méthodes de stockage dépendent du type d'énergie. Les sources d'énergies fossiles (charbon, gaz, pétrole), sous forme de réservoirs à l'état naturel, remplissent naturellement la fonction de stocks. Une fois extraites, elles peuvent facilement être isolées, hébergées et transportées d'un point de vue technique. Le stockage s'avère plus complexe pour les énergies intermittentes : leur production est relayée par des vecteurs énergétiques tels que l'électricité, la chaleur ou l'hydrogène, nécessitant des systèmes spécifiques de stockage.

Il faut distinguer deux configurations d'utilisation très différentes [Robin et al., 2005] :

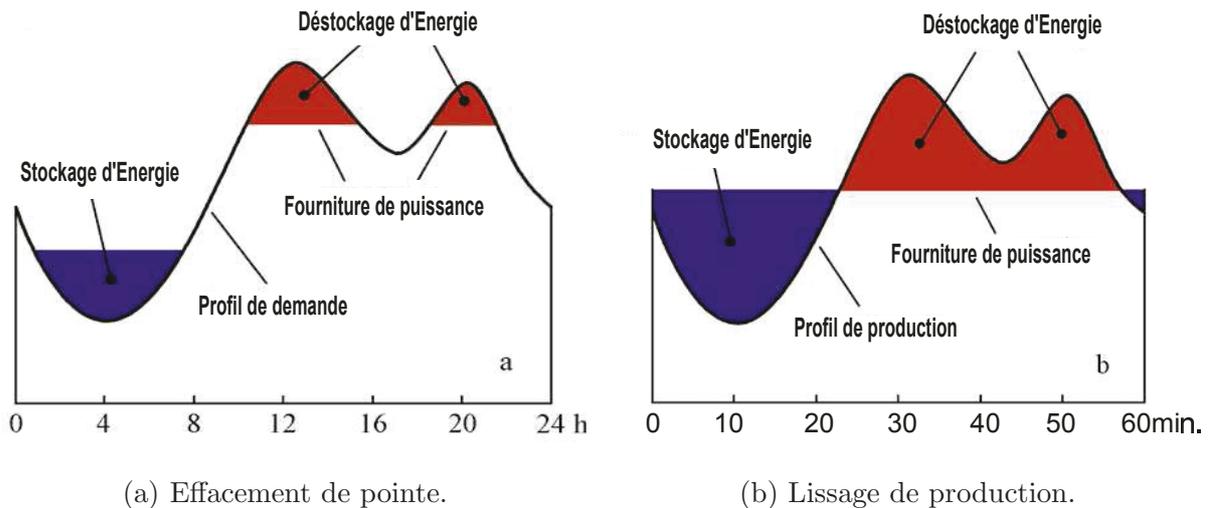


FIGURE 1.20 – Applications du stockage d'énergie : équilibre offre-demande.

1. les systèmes autonomes (*stand-alone*) ;
2. les systèmes raccordés au réseau (*grid-connected*).

Dans les systèmes autonomes, le stockage est nécessaire afin de respecter l'adéquation entre production et consommation. Des délestages de production (partiels ou totaux selon la technologie du système de production) peuvent être effectués en cas de surplus d'énergie lorsque la puissance produite à partir des éléments naturels intermittents (vent, houle, solaire) est supérieure à la somme de la puissance consommée et de la puissance maximale acceptable par le dispositif de stockage, fonction de l'état de charge. Réciproquement, des délestages de consommation peuvent éventuellement être opérés en cas de puissance demandée supérieure à la somme de la puissance produite et de la puissance maximale délivrable par l'accumulateur, toujours fonction de son état de charge. Mais ces délestages sont généralement considérés comme indésirables et le système est dimensionné pour les éviter.

Dans le cas de systèmes raccordés au réseau, la situation est sensiblement différente, car les contraintes sont toutes autres. Si l'électricité est fournie au « fil du vent », du soleil ou de la houle, le stockage est inutile. Pour autant, la présence d'un stockage offre la possibilité de participer aux « services systèmes » (régulation du réseau) et de mieux valoriser économiquement l'énergie produite. Dans ce contexte, le dimensionnement du stockage relève d'une problématique différente de celle précédemment décrite, notamment à travers les critères et les contraintes, mais les paramètres à optimiser restent les mêmes. Un tel dispositif permet également l'îlotage en cas de déconnexion du réseau. Dans ce cas, on se retrouve dans la situation autonome décrite précédemment.

### 1.3.3 Stockage d'énergie renouvelable

#### 1.3.3.1 Projets industriels et commerciaux

Le Département de l'Énergie des Etats-Unis (DOE) recense à travers le monde, en Février 2015, 1250 projets opérationnels ou en cours de déploiement [US Department

of Energy (DOE), 2015]. L'ensemble de ces installations représente, en Janvier 2015, une puissance totale de 184,5 GW dont la très grande majorité (98% soit 181 GW) de stockage hydro-électrique comme le montre la figure 1.21.

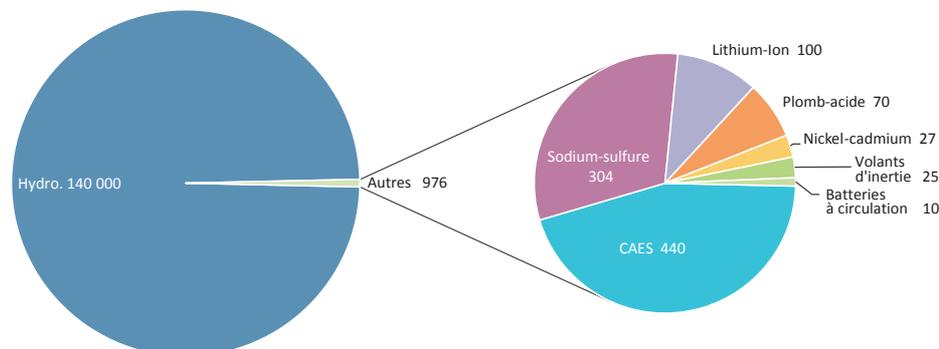


FIGURE 1.21 – Capacités de stockage installées dans le monde. *Source EPRI, 2010.*

Mais les moyens de stockage se diversifient, notamment avec la construction de batteries électrochimiques de grande capacité. 40 GW de puissance installée sont prévus d'ici à 2030, principalement au Japon et aux États-Unis. La version 2014 du rapport *Energy Technologies Perspectives* (ETP) de l'AIE [Agence Internationale de l'Énergie, 2014] met l'accent sur le rôle de l'électricité dans l'atteinte des objectifs climatiques et consacre un chapitre sur le stockage d'énergie, comme moyen de flexibilité des systèmes énergétiques. Dans le scénario 2DS de ce rapport, les besoins additionnels de capacités de stockage sont estimées au total à 310 GW entre les États-Unis, l'Inde, la Chine et l'Europe.

Les batteries électrochimiques, notamment Li-Ion, semblent être une des options les plus prometteuses pour un stockage fixe ou mobile. Signe de cet essor croissant des batteries de grande capacité, des projets de plusieurs dizaines de MW voient le jour. Au Japon, par exemple, le *Sendai Substation Lithium Ion Battery Pilot Project*<sup>15</sup> d'une puissance nominale de 40 MW pour une capacité de 20 MWh permettra de pallier les perturbations en fréquence et en tension du réseau dues à l'augmentation de production EnRI (PV/éolien). Toujours au Japon, le programme ENE-FARM a permis d'installer, de 2011 à 2015, près de 70 000 unités de micro-cogénération (électricité + chaleur). Le principe repose sur un système de pile à combustible (PAC) à usage domestique, capable de reformer du gaz naturel issu du réseau (méthane → hydrogène) pour fournir électricité et chaleur à la maison. Aux États-Unis (Texas), la société Duke Energy, dans le cadre du *Notrees Wind Storage Demonstration Project*, exploite depuis 2013 un accumulateur au plomb amélioré (*Advanced Lead Acid Battery*) de 36 MW/24 MWh. Ce SSE permet de stocker l'électricité afin de compenser l'intermittence et aider à la régulation en fréquence du réseau des 153 MW de turbines éoliennes sur le territoire. En Irlande du Nord, un projet de la société AES pourrait atteindre les 100 MW<sup>16</sup>.

Concernant l'hydrogène, le démonstrateur de la plate-forme Myrte<sup>17</sup> installée en Corse

15. projet soutenu par le *New Energy and Industrial Technology Development Organization (NEDO)*, équivalent de l'Ademe au Japon, qui a lancé le programme "*Development of Large Scale Energy Storage System with High Safety and Cost Competitiveness*". Ce projet est déployé par l'entreprise TOSHIBA.

16. <http://www.windpowermonthly.com/article/1288692/aes-plans-100mw-northern-ireland-wind-energy-storage>, 2015-04-13

17. Mission hydrogène renouvelable pour l'intégration au réseau électrique

est constitué d'une centrale PV de 560 kWc couplée à une PAC de 100 kW. L'installation permet de d'améliorer la gestion et la stabilisation du réseau électrique corse afin de [CEA, 2012]

- répondre aux pics de consommation, en restituant le soir sur le réseau l'énergie électrique stockée ;
- atténuer les variations de production des panneaux photovoltaïques selon l'ensoleillement ;
- limiter les surtensions sur le réseau en situation de forte production photovoltaïque ET de faible consommation.

Dans les DOM (La Réunion, Guadeloupe et Martinique), la limite de 30% d'EnRI étant régulièrement atteinte, des appels d'offres de la CRE sur l'éolien en 2010 et sur les grandes installations photovoltaïques en 2012 ont imposé l'installation concomitante de capacités de stockage d'énergie afin d'apporter des services aux réseaux électriques. Pour l'éolien, neuf projets totalisant 66 MW ont été retenus en mars 2012 comme lauréats. En 2015, aucun projet lauréat de l'appel d'offres n'a été mis en service. Pour le photovoltaïque, les lauréats du lot spécifique aux territoires ultramarins de l'appel d'offres de 2012 (17 centrales au sol retenues pour une puissance cumulée de 59 MW) ont commencé l'installation des capacités de stockage, et ont reçu une extension de délai d'un an pour la mise en ligne opérationnelle [DICOM-DGEC, 2014].

A La Réunion, une centrale de 9 MWc comportant 4,5 MWh de stockage par batterie Li-Ion (projet Bardzour) est en exploitation depuis Septembre 2014 alors qu'une deuxième de même capacité est prévue en 2016. Le projets portés par EDF-SEI ont permis également l'installation d'une batterie NaS à La Réunion de 1 MWh (projet PEGASE) en 2010 ainsi que l'équipement de 1500 foyers équipés de PV+stockage individuels (projet MILLENER), 5,1 GW pour 9 MWh de stockage au total, intégrés à un réseau intelligent. A Madagascar, 200 habitations sont équipées de panneaux photovoltaïques d'une puissance nominale de 1,4 kWc couplés à 18 batteries Ni-Cd d'une capacité totale de 1,2 kWh, système développé et déployé par la société SAFT.

### 1.3.3.2 Recherche et Développement

Les technologies de stockage de l'énergie font l'objet d'activités de recherche depuis de nombreuses années [Department of Energy (DOE), 2013]. Les applications du stockage ainsi que les différents vecteurs énergétiques (électricité, hydrogène, chaleur) sont souvent développées en partenariat avec le monde industriel. A travers de nombreux programmes, les chercheurs travaillent :

- à la mise au point de technologies stationnaires innovantes grâce aux recherches menées sur les matériaux, et sur leur gestion ;
- au développement des énergies renouvelables et à leur intégration sur le réseau ;
- à la conception de systèmes de stockage adéquats et optimisés pour la production EnRI.

Ces recherches couvrent des applications et des technologies diversifiées, qui vont de la micro-électronique à la thermique, en passant par l'électrochimie, l'hydrogène et la thermohydraulique [CEA, 2012].

Outre les travaux de recherche sur la conception ou le dimensionnement de systèmes de stockage adaptés aux sources EnRI et optimisés pour elles, il est nécessaire d'améliorer les modèles d'évaluation de leur durée de vie en cyclage complexe [Unterrieder et al., 2015] et, parfois, leurs modèles de rendement, comme dans le cas des accumulateurs électrochimiques.

Les recherches sur le stockage entrent soit dans le champ des expérimentations avec nouveaux matériaux ou procédés visant à améliorer les performances (rendements / durée de vie, temps de réponse...) soit dans le champ de nouvelles modélisations/simulations permettant de mieux gérer et anticiper les phénomènes physiques ou chimiques en jeu mais aussi de dimensionner de façon optimale le SSE. Dans ce dernier cas, il s'agit d'optimiser les caractéristiques, notamment la capacité qui est un critère principal, dans le contexte de fourniture d'énergie : systèmes stationnaires (isolés, autonomes connectés ou production réseau) ou embarqués.

### \*\*\* Batteries

Une grande partie des recherches se concentrent sur les batteries électrochimiques, en particulier Lithium-Ion. Les perspectives commerciales sont en effet immenses. Le marché mondial des batteries devrait atteindre 80 milliards de dollars en 2020, soit deux fois plus qu'en 2015. Dans ce domaine, la détermination de l'état de charge est un sujet préoccupant car il est important de connaître avec précision l'état de la batterie à un instant donné afin de gérer au mieux les systèmes et de prendre les bonnes décisions. Des chercheurs du CEA<sup>18</sup> ont récemment modélisé sur un supercalculateur la cinétique de charge (macroscopique) à partir d'éléments microscopiques, ouvrant ainsi la voie de la prédiction du vieillissement d'une batterie Lithium-Ion [Krishnan et al., 2013].

Les matériaux font également l'objet d'études abondantes. Une nouvelle méthode informatique à haute capacité de traitement a permis de scanner à ce jour des milliers de molécules pour la recherche d'un nouvel électrolyte au Laboratoire de Berkeley [Cheng et al., 2015]. D'autres matériaux que le Li-Ion sont également à l'étude. En particulier, une équipe du Réseau français sur le stockage électrochimique de l'énergie (RS2E) a mis au point une batterie Sodium-Ion aux caractéristiques comparables au Li-ion (densité de 90 Wh/kg et une durée de vie de 2000 cycles). L'avantage du sodium est d'être beaucoup plus abondant (2,6% contre 0,06 % pour le lithium) donc moins cher à produire.<sup>19</sup>

Les chercheurs visent par ailleurs à améliorer les procédés de charge/décharge. Un projet de batterie à flux continu au Lawrence Berkeley National Laboratory financé par ARPA-E a vu le jour en 2011<sup>20</sup> Une équipe de ce laboratoire a ainsi développé une technologie basée sur des électrodes silicium-oxyde (SiO) de grande capacité qui augmente de 20% les performances des batteries Li-Ion [Park et al., 2015].

### \*\*\* CAES

Pour aider au développement du stockage d'énergie par air comprimé, une amélioration du rendement de ces installations est nécessaire. Les études actuellement menées visent

---

18. Commissariat à l'Énergie Atomique et aux Énergies Alternatives - Institut Nanosciences et Cryogénie (INAC), Laboratoire de simulation atomistique, Grenoble.

19. <https://lejournal.cnrs.fr/articles/batterie-sodium-ion-une-revolution-en-marche>, 27 Nov. 2015.

20. Bulletin Electronique Etats-Unis n°234, 4 Février 2011. <http://www.bulletins-electroniques.com/actualites/65800.htm>

ainsi à récupérer et à utiliser la chaleur émise lors de la compression de l'air. Le projet de recherche *Search*, soutenu par l'ANR, auquel sont associés scientifiques et industriels français vise à parvenir au CAES adiabatique [Hadj-Hassen, 2014].

### \*\*\* PAC $H_2$

Dans le domaine du stockage par pile à combustible à vecteur d'énergie dihydrogène, la réduction du volume de stockage est un enjeu technique essentiel, notamment pour les systèmes embarqués. Puisque l'hydrogène est le plus léger des éléments : il occupe, à poids égal, beaucoup plus de volume qu'un autre gaz : dans les conditions normales de température et de pression 333 litres/kWh pour l'hydrogène et 0,1 pour l'essence. Le stockage sous forme solide d'hydrures permet ainsi de descendre à 0,25 L/kWh. Le projet PUSHY partenariat du CEA et de la société leader française McPhy promeut cette technologie. Pour des véhicules légers, le stockage gazeux sous pression constitue une voie mature. Avec cette technologie, l'hydrogène occupe un volume de 0,47 litre/kWh. Ainsi, des constructeurs proposent déjà des véhicules électriques à PAC Hydrogène ou des prototypes avec une production prévue dans la prochaine décennie<sup>21</sup>. Cependant, l'avenir de cette technologie dans le domaine des transports sera fortement liée à l'essor des batteries.

### \*\*\* Thermo-chimique

Enfin, dans le domaine de la chaleur sensible, on vise également à augmenter les performances. Des rendements supérieurs à 70% ont ainsi pu être atteints pour des applications stationnaires à grande échelle [Desrues et al., 2010].

### \*\*\* Intégration des SSE

Par ailleurs, de nombreuses recherches visent à intégrer toutes ces technologies de stockage au sein d'un réseau intelligent. Le réseau intelligent ou *smart grid* peut en effet supporter le déploiement de ces technologies avec de l'électronique de puissance, du stockage, des processus de contrôle et de gestion de l'information. Le smart grid permet un fonctionnement optimisé du réseau électrique en fournissant des informations en temps-réel. Le réseau intelligent du futur donnera donc la possibilité à tous les acteurs - producteurs, consommateurs, gestionnaires - d'intervenir activement en gérant au mieux à la fois l'équilibre offre-demande, la qualité de l'énergie fournie et d'améliorer ainsi la flexibilité, l'équilibre et la stabilité et la sécurité du système [Zhang et al., 2015].

---

21. Toyota Mirai ou FCV, Honda Clarity Fuel Cell, Audi H-tron Quattro, Hyundai N 2025 Vision Gran Turismo, BMW i8, Mercedes GLC F-Cell

## 1.4 Problématique et objectifs de la thèse

### 1.4.1 Cadre du projet Enerstock

#### 1.4.1.1 Objectifs

Les objectifs généraux du projet Enerstock de production avec stockage sont d'une part d'augmenter l'intégration des EnR en garantissant leur approvisionnement, d'autre part d'améliorer la qualité des services rendus au réseau par rapport à la production d'origine renouvelable sans stockage i.e. au fil de l'eau.

Les objectifs technologiques du programme Enerstock sont [Lefebvre, 2011] :

1. à court terme, de déterminer les conditions de réalisation concrète d'installations de stockage d'énergie de plusieurs MW à travers une installation pilote en laboratoire, puis (hors projet) une installation de démonstration. L'enjeu est de développer un moyen de stockage (typiquement STEP et/ou batterie de moyenne puissance) adapté à la particularité des réseaux isolés. La réalisation de ces installations sur les réseaux des DOM doit permettre de lever les barrières techniques qui freinent ou empêchent le développement de nouveaux projets éoliens ou solaires ;
2. à moyen terme, de contribuer à la création d'une filière française du stockage de l'énergie à l'échelle de quelques MW, et dans un second temps permettre d'exporter cette solution de stockage et les compétences acquises au sein des partenaires industriels et exploitants français sur d'autres réseaux électriques isolés à l'étranger.

Le territoire visé pour le démonstrateur est l'île de La Réunion. Il cadre idéalement avec le projet par une production à base d'énergie renouvelable existante et en fort développement associée à un besoin de stockage. Il existe aussi une volonté d'aboutir à l'autonomie énergétique tant au niveau des autorités locales que nationales. La mise en oeuvre du projet Enerstock tend, dans ce cadre, à associer les différents acteurs de la filière : industriels (équipements hydrauliques et batteries), producteur d'électricité renouvelable, gestionnaire de réseau insulaire, laboratoires de recherche et bureaux d'étude dans le secteur, pôles de compétitivité compétents présents sur le territoire d'accueil du projet.

Les innovations du projet Enerstock dans le domaine du stockage d'énergie portent sur les composants de base (optimisation de l'architecture, du coût, du fonctionnement) et sur le système hybride EnRI-SSE grâce à un pilotage anticipatif et réactif. Ce pilotage doit permettre d'adapter les flux d'énergie aux besoins du gestionnaire du réseau et du producteur mais aussi, couplé à des productions EnR fluctuantes, de réduire le recours aux énergies fossiles. Les dispositifs de stockage ciblés ont une capacité de 1 à 20 h et visent à accroître la capacité d'accueil des EnRI en palliant les limites de ces sources d'énergies sur les volets suivants : compensation des fluctuations, garanti de production, respect de la prévision, réserve primaire, régulation de la tension. Il est proposé dans le cadre du projet Enerstock d'étudier différents cas d'étude correspondant à des spécifications techniques d'unités de production EnRI couplées à un stockage.

### 1.4.1.2 Cahier des charges

Dans le projet Enerstock, plusieurs cahiers des charges associés à différents niveaux de qualité, différents niveaux de services, ont été définis au regard des besoins du système électrique. L'objectif est d'aboutir pour chaque configuration à un design optimal des installations (ratio de puissance EnR intermittente et stockage, capacité en énergie, mix hybride de production) permettant de minimiser le coût de ce type d'installations, tout en assurant le service attendu. On définit ainsi les cahiers des charges suivants, dont les exigences s'accroissent pour permettre d'accepter de plus en plus d'énergies intermittentes :

1. Production « prévue et lissée ».

La production prévue et lissée consiste en la fourniture d'une puissance basée sur les prévisions horaires avec interpolation linéaire entre chaque heure ronde.

2. Production « par gabarit garanti ».

La production par gabarit garanti consiste en la fourniture au gestionnaire de réseau d'une puissance garantie constante sur l'année.

## 1.4.2 Approche retenue

### 1.4.2.1 Objectifs

L'objectif général de la thèse est d'améliorer la performance technico-économique d'un système de stockage d'énergie couplé à une production d'électricité d'origine renouvelable intermittente. Le système hybride que nous avons étudié est donc raccordé au réseau. Une conséquence importante visée est l'augmentation du taux de pénétration des EnR sur ces réseaux, notamment en contexte insulaire, d'où, in fine, une baisse de la dépendance aux énergies fossiles ainsi que des émissions de gaz à effet de serre. Les objectifs techniques sont le dimensionnement optimal et la gestion anticipée optimisée du stockage conduisant à un minimum de défauts de service pour des coûts de revente acceptables.

Les apports conceptuels de la thèse sont :

1. Un **MODELE** d'analyse technico-économique du couplage Production intermittente - Stockage, relatif à différents scénarios d'injection Réseau ;
2. Un **ALGORITHME** de charge/décharge fondé sur une optimisation heuristique adaptée au contexte du stockage d'EnRI (*charge adaptative*) ;
3. Une **METHODE** de dimensionnement du stockage avec étude de l'impact des erreurs de prévisions et du foisonnement des sources.

Les apports opérationnels de cette thèse sont fonction de l'acteur considéré. Il s'agit pour le producteur de :

1. bénéficier d'une aide à la décision avant un projet d'investissement EnRI+SSE afin de :
  - choisir, pour chaque site, le type de source(s) adaptée(s) au scénario d'injection souhaité et réciproquement,
  - déterminer des caractéristiques techniques optimales pour le stockage en priorisant les paramètres les plus importants,

- réduire la capacité de stockage donc le coût d'investissement nécessaires,
  - trouver un équilibre, technico-économique, viable à la fois pour le producteur et le gestionnaire de réseau ;
2. disposer d'un outil simple et rapide permettant d'optimiser la gestion du système de stockage en conditions opérationnelles ;
  3. pouvoir fixer des objectifs de qualité aux sous-traitants chargés de la prévision, afin de respecter des impératifs économiques.

Pour l'autorité de régulation, l'outil implémenté permettra d'adapter ses appels d'offres, e.g. le niveau d'exigence requis ou la tolérance acceptée, en matière de production d'électricité d'origine renouvelable avec stockage. Cet outil donne également la possibilité de déterminer, en fonction des besoins et du scénario d'injection spécifiques à une zone, les contraintes techniques et économiques (politique tarifaire) raisonnables, l'intérêt du gestionnaire et du producteur étant que le service contractualisé soit respecté au maximum.

#### 1.4.2.2 Démarche

La ligne directrice adoptée dans cette thèse consiste en l'optimisation du fonctionnement du stockage, en fonction de critères techniques et économiques adaptés au contexte du respect par le producteur d'un scénario d'injection dans le réseau. Pour ce faire, un outil a été développé permettant de dimensionner et de gérer de manière optimisée le stockage. Le moyen utilisé est une modélisation systémique Production-SSE-Réseau conduisant à un programme non linéaire à résoudre. L'outil de simulation développé sous Matlab implémente et compare des stratégies heuristiques d'optimisation.

A partir des stratégies retenues, une méthode opérationnelle de gestion du stockage, rapide à exécuter, est alors élaborée ; le dimensionnement optimal est obtenu par itérations de l'outil de simulation, relativement à des scénarios d'injection types. Une analyse économique est menée afin de déterminer la rentabilité du stockage c'est-à-dire l'intérêt financier, pour un producteur EnRI, d'investir dans un SSE, hors subventions éventuelles. A partir de ce modèle économique nous définissons pour chaque scénario et chaque source le tarif annuel minimal de revente d'énergie permettant un retour sur investissement dans le stockage favorable, i.e. positif à 20 ans.

La méthode implémentée permet, par conséquent, non seulement de déterminer un stockage optimisé mais aussi le choix des sources les plus adaptées, d'un point de vue technico-économique affirmant ou infirmant ainsi leur faisabilité dans des projets à grande échelle, en fonction de chaque scénario. La rapidité de calcul de la méthode rend possible une analyse de sensibilité sur un échantillon de grande taille qui vient valider a posteriori le choix des paramètres retenus. La figure 1.22 donne une synthèse du plan adopté pour la thèse.

Dans le chapitre 2, le modèle systémique de fonctionnement du stockage et de ses interactions avec le système de production et le réseau est défini ainsi que les critères techniques et économiques associés. Des choix et des hypothèses sont faits pour construire un modèle de type systémique. Une approximation physico-mathématique du couple (EnRI,SSE) est élaborée grâce à des sous-systèmes ou blocs composant le système global à étudier et des

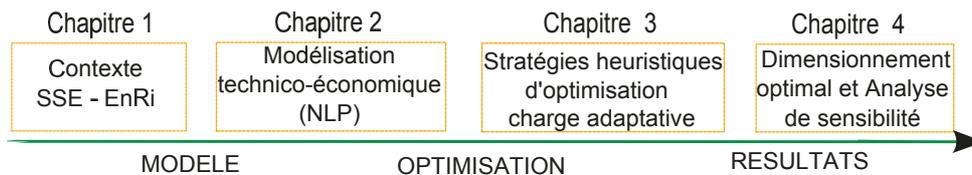


FIGURE 1.22 – Plan de thèse.

flux d'échange entre ces blocs. Cette modélisation conduit à un programme mathématique non linéaire (*Non Linear Programming* ou NLP) de grande taille.

Puis, la résolution du programme NLP est abordée dans le chapitre 3. Les différentes stratégies de gestion du stockage  $y$  sont exposées et comparées afin de sélectionner un ensemble d'heuristiques de référence - regroupées sous l'appellation "*charge adaptative*" - qui tient compte de l'état du stockage à chaque instant. Les stratégies retenues permettent de gérer de manière optimisée le stockage en conditions opérationnelles, la veille pour le lendemain. La charge adaptative est alors comparée avec d'autres méthodes/outils classiques - programmes non linéaires, linéaires, mixtes en nombres entiers - validant ainsi, dans une certaine mesure, le modèle élaboré.

Enfin, le chapitre 4 applique la charge adaptative au dimensionnement du stockage dans trois cas d'étude : éolien en Guadeloupe et solaire/houle à La Réunion. Des scénarios non prévus par Enerstock ont été rajoutés afin d'augmenter les performances rendues par le SSE, notamment les puissances totales fournies. L'impact de la qualité de prévision ainsi que du foisonnement des sources  $y$  est également déterminé.



# Chapitre 2

## Modélisation

### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre sont présentés les modèles technico-économiques, existants et retenus pour l'étude d'un Système de Stockage d'Énergie (SSE) couplé à une production d'électricité intermittente.

Les données historiques de production seront utilisées comme entrées du modèle de stockage. C'est pourquoi nous n'étudierons pas en détail les modèles de production d'électricité à partir des EnRI. Pour une revue plus complète de ces modèles, le lecteur pourra se référer aux articles cités pour chaque source dans les sections relatives au stockage et au dimensionnement. De même les séries temporelles de prévision sont tirées de modèles implémentés par des entreprises ou organisations (ECMWF, MetNext) spécialisées. De nombreux travaux portent sur ce domaine spécifique, que ce soit dans le cadre des énergies solaire, éolienne ou marine [Widén et al., 2015]. Les modèles standards (ferme de production, systèmes distribués, auto-consommation, site isolé) sont brièvement introduits. Le système étudié dans cette thèse est vu côté producteur. Il s'agit d'une unité de production pouvant intégrer plusieurs source d'EnRI dont la limite d'étude est le point d'injection sur le réseau Haute Tension (cf section 4).

Les services contractuels que doit fournir le producteur EnRI au réseau sont le fil rouge de la deuxième partie de ce chapitre et de l'ensemble des chapitres suivants puisque le dimensionnement du stockage vise à ce que ces services soient respectés au mieux. Les services réseau sont décrits dans ce chapitre selon deux types : fourniture d'une puissance non garantie d'une part (**S1**) et garantie d'autre part (**S2**).

L'objectif de cette modélisation est de permettre, par des simulations numériques pour chaque service et pour chaque source, de dégager des principes optimaux de fonctionnement du SSE au regard de critères technico-économiques définis par le producteur et/ou le gestionnaire de réseau. Une synthèse du problème de dimensionnement optimal sous forme de programme d'optimisation mathématique est alors donnée. La résolution de ce programme d'optimisation sera abordée dans le chapitre 3.

L'organisation de ce chapitre est représentée dans la figure 2.1.

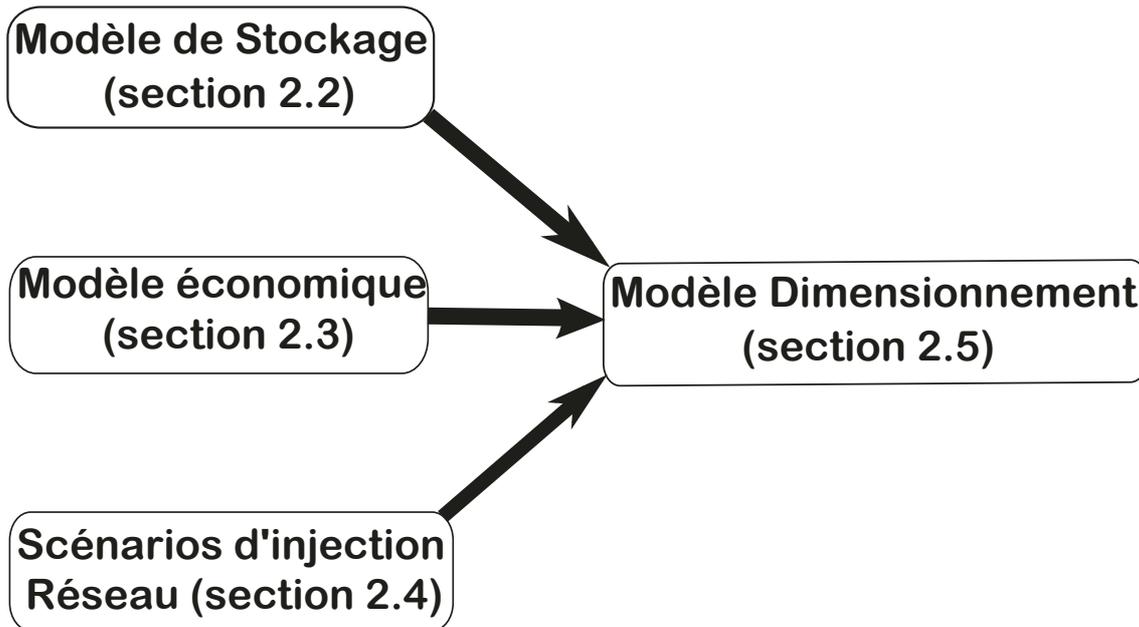


FIGURE 2.1 – Organisation du chapitre 2.

## 2.2 Modèle de stockage

Le chapitre 1 a présenté les différentes technologies de stockage ainsi que les applications associées en fonction du rapport Energie/Puissance (constante de temps). Les principaux paramètres technico-économiques communs ont été présentés dans une synthèse. La présente section complète et approfondit cette présentation dans la perspective de dimensionnement du stockage dans une production EnRI+SSE connectée au réseau public, en particulier à un réseau insulaire ne disposant pas d'interconnexion.

### 2.2.1 Modèles usuels

Les modèles de fonctionnement du stockage peuvent être classés en deux catégories : les modèles dynamiques (haute fréquence) et les modèles statiques (basse fréquence). Dans les modèles dynamiques, les processus transitoires à l'établissement d'un régime nominal sont pris en compte, souvent au pas de temps de l'ordre de la seconde alors qu'ils sont négligés dans les modèles statiques, dans des intervalles temporels de l'ordre de l'heure.

#### 2.2.1.1 Modèles dynamiques

La modélisation essaye de traduire le plus précisément possible la réalité physique dans un langage rationnel, généralement mathématique. Cependant, la modélisation n'est qu'une traduction (approximative) du monde réel destinée soit à expliquer des observations - monde réel  $\leftrightarrow$  modèle (descriptif) - soit à prédire les valeurs de variables ou de paramètres - modèle  $\leftrightarrow$  monde réel (prédictif). En effet, même si l'on peut établir et résoudre des équations différentielles complexes régissant le fonctionnement (paramètres) en

temps réel des composants électroniques, mécaniques, chimiques, le monde réel dépasse in fine le cadre de ce formalisme [Poincaré, 1917].

Dans ce contexte, les modèles dynamiques sont fortement liés à la physique du système et dépendent donc de chaque type de stockage. Tous les éléments composant le système doivent être modélisés plus ou moins finement, jusqu'à l'échelle nanométrique dans le cas d'un stockage électro-chimique, afin d'approcher au mieux la dynamique de réponse à une sollicitation, en particulier dans les mécanismes de charge/décharge. Pour le détail de la dynamique associée à chaque SSE, le lecteur pourra se référer aux articles ou thèses cités.

### \*\*\* Turbines : STEP / Eolien

La courbe de rendement de la turbine est très dépendante des données constructeur et est généralement fournie sous forme d'abaque. La figure 2.2 en donne un exemple pour trois types de turbines classiques.

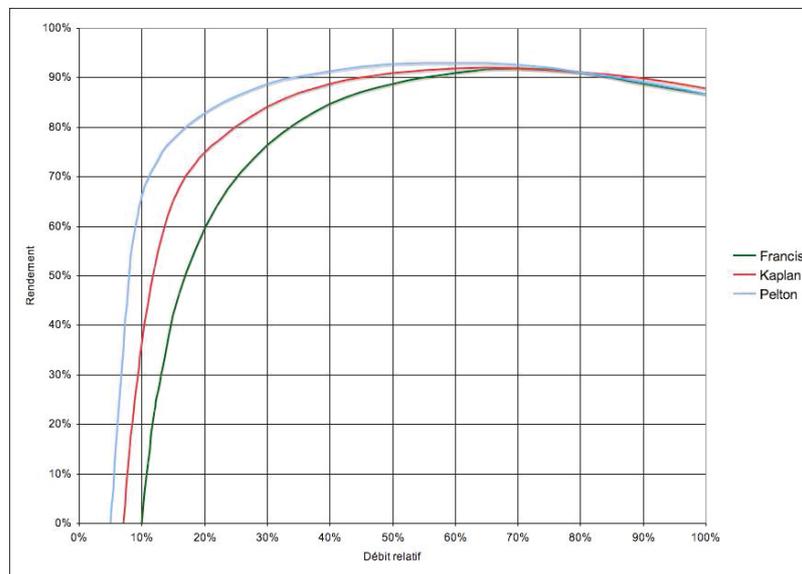


FIGURE 2.2 – Courbe de rendement turbine hydraulique.

Dans le cas d'une STEP, les paramètres spécifiques ayant le plus d'influence sont la hauteur de chute, le volume du bassin et le type de turbine et de générateur. La quantité d'eau dans le réservoir amont  $Q_{UR}$  peut être modélisée par la formule [Ma et al., 2014b] :

$$Q_{UR}(t) = Q_{UR}(t-1)(1 - \alpha) + \int_{t-1}^t q_{pump}(t) dt - \int_{t-1}^t q_{turb}(t) dt \quad (2.1)$$

où  $\alpha$  représente le taux de perte par évaporation et fuite et  $q_{pump}$ , resp.  $q_{turb}$ , le débit en charge, resp. décharge.

### \*\*\* Batteries

Dans le cas électro-chimique, la dynamique de la tension d'une batterie peut être modélisée par des équations différentielles décrivant l'évolution du système. Dans [Tremblay et al., 2007], ces équations sont données pour trois types de batteries (Pb-Acide, Li-Ion et NiMH, NiCd). Par exemple, pour une batterie Li-Ion, le modèle dynamique de tension

de la batterie est donné par les fonctions

$$\text{Décharge } (i^* > 0) : V_{batt}(it, i^*, i) = E_0 - K \cdot \frac{Q}{Q - it} \cdot i^* - K \cdot \frac{Q}{Q - it} \cdot it + A \cdot \exp(B \cdot it) \quad (2.2)$$

$$\text{Charge } (i^* < 0) : E_{batt}(it, i^*, i) = E_0 - K \cdot \frac{Q}{it + 0.1 \cdot Q} \cdot i^* - K \cdot \frac{Q}{Q - it} \cdot it + A \cdot \exp(B \cdot it) \quad (2.3)$$

où  $E_0$  est la tension constante [V],  $K$  la constante de polarisation [ $V \cdot Ah^{-1}$ ],  $i$  le courant de batterie,  $it = \int idt$  la puissance extraite [Ah],  $Q$  la puissance maximale [Ah],  $A$  la tension exponentielle [V],  $B$  la puissance exponentielle [ $Ah^{-1}$ ].

Ce type de modélisation dynamique conduit à une courbe caractéristique de décharge et de charge dont l'allure est donnée dans la figure 2.3.

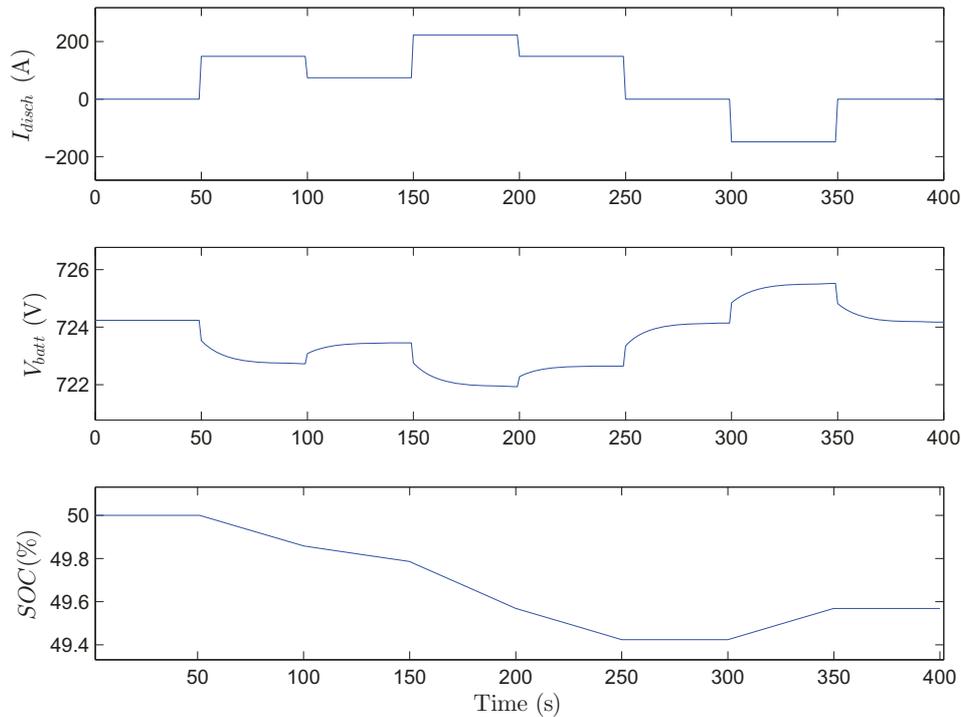


FIGURE 2.3 – Dynamique batterie Li-Ion modélisée sous Simulink.

Des réactions secondaires entre les électrodes peuvent induire des pertes de charge : c'est le phénomène dit d'auto-décharge. La valeur de ce paramètre dépend de chaque type de batterie (NiMH, Li-Ion, ...), de ses caractéristiques de capacité/puissance mais aussi de son état de charge (SOC) et de santé (*state of health* ou SOH) [Guasch and Silvestre, 2003]. Dans [Pawel, 2014], le taux d'auto-décharge  $\sigma_{batt}$  varie de 0,1 à 3,7% par an en fonction de la technologie ou encore 0.2%/jour dans [Yang et al., 2008]. L'effet de l'auto-décharge peut ne pas être pris en compte si la batterie est "cyclée" i.e. connaît des cycles ininterrompus de charges et de décharges [Rydh and Sandén, 2005]. Un autre

paramètre spécifique est le vieillissement de la batterie. Les modèles de vieillissement prennent en compte deux facteurs : le vieillissement calendaire de la batterie au repos et le vieillissement spécifique dû à un cyclage plus ou moins élevé. Un modèle de vieillissement est proposé dans [Latimier et al., 2014]. Par convention, la batterie est déclarée en “fin de vie” lorsque sa capacité initiale a baissé de 20% [Kularatna, 2014].

L'état de charge  $SOC$ , en Wh, peut être classiquement calculé [Yang et al., 2003] par intégration de la puissance

$$SOC(t) = \int_{t-1}^t I_{bat}(t) \cdot V_{bat}(t) dt \quad (2.4)$$

dont une version discrétisée est [Estahbanati et al., 2014],[Yang et al., 2008] :

$$SOC(t+1) = SOC(t) \left(1 + \sigma * \frac{\Delta t}{24}\right) - P_{bat} \cdot \Delta t \cdot \eta_{bat}(t) \quad (2.5)$$

où  $\Delta t$  est le pas de temps ou période d'échantillonnage (*sampling period*),  $\sigma$  le coefficient d'auto-décharge de la batterie,  $I_{bat}(t)$ , resp.  $V_{bat}(t)$ , le courant, resp. la tension de la batterie et  $\eta_{I_{bat}(t)}$  est l'efficacité relative au courant en charge, son inverse en décharge. Cette formule suppose que la température de la batterie est constante ; une baisse de 0,6% par degré est préconisée dans [Berndt, 1994] en l'absence de données constructeur. Les phénomènes physico-chimiques en jeu étant complexes, l'on a recours en général à une estimation de l'état de charge par des méthodes d'approximation [He et al., 2014, Unterrieder et al., 2015]. Ces modèles d'estimations peuvent également prendre en compte la tendance non linéaire du système à rester dans un état donné (hysteresis) [Zhang et al., 2015] qui entraîne des profils SOC-tension différents selon le sens croissant (charge) ou décroissant (décharge).

Un modèle cinétique proposé par Manwell et McGowan [Manwell and McGowan, 1993] a été utilisé pour le dimensionnement d'un SSE couplé à un générateur Diesel dans [Arun et al., 2008]. L'étude conclut que le dimensionnement obtenu est peu différent de celui calculé avec un modèle statique de batterie où l'efficacité est supposée constante (fig. 2.4).

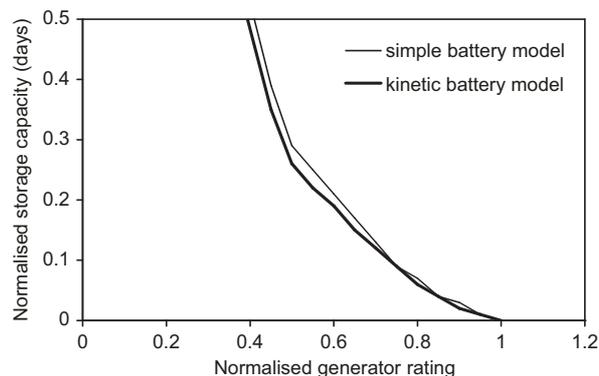


FIGURE 2.4 – Comparaison dimensionnement modèles batterie cinétique vs statique.

Les modèles haute-fréquence sont plutôt utilisés pour des applications temps-réel [Ren et al., 2015], par exemple avec les batteries embarquées dans les véhicules électriques [Nair and Garimella, 2010][Tremblay and Dessaint, 2009]. Dans [Castano et al., 2015]

plusieurs modèles ont été mis en oeuvre selon la technologie employée. Les modèles haute-fréquence de SSE avec couplage de production d'électricité peuvent aussi être utilisés dans des systèmes isolés (“*stand-alone*”) pour la compensation des variations rapides, infra-secondes, de la source renouvelable, notamment en éolien [Mesbahi et al., 2014].

### 2.2.1.2 Modèles statiques

Lorsque le pas de discrétisation  $\Delta t$  du modèle considéré est supérieur à la constante de temps  $\tau$  du SSE, les phénomènes transitoires en jeu peuvent être négligés pour ce qui concerne la production d'électricité. Ce qui importe est alors la capacité du SSE à fournir (décharge) ou emmagasiner (charge) l'énergie requise au bout de cet intervalle de temps  $\Delta t$ .

Dans la littérature sur le dimensionnement de stockage d'énergie à grande échelle, les pas de temps sont généralement d'une heure [Korpaas et al., 2003]. Le SSE est alors défini par ses caractéristiques de base [Robin et al., 2005] :

1. La capacité utile de stockage  $S$ ,
2. la puissance de décharge, respectivement charge, maximale  $P_{decharge,max}$ , respectivement  $P_{charge,max}$ ,
3. l'efficacité en décharge, resp. décharge,  $\eta_{decharge}$ , resp.  $\eta_{charge}$ .

Deux conventions de signe sont possibles. La convention “décharge  $\equiv P < 0$ ” correspond au système vu du SSE dont l'énergie est réduite, resp. augmentée, en décharge, resp. en charge. La convention généralement adoptée [Korpaas et al., 2003] est celle

$$\text{Décharge} \equiv P_{stock} > 0 \quad (2.6)$$

qui correspond à un point de vue réseau, externe au SSE, où l'énergie déstockée s'ajoute à celle produite par la ferme pour donner l'énergie totale injectée. C'est aussi la convention de signe classique du point de vue de la physique et des circuits électriques.

La puissance de stockage  $P_{stock}$  statique représente la moyenne de la puissance instantanée durant le pas de temps. Les puissances sont considérées constantes sur l'intervalle  $[t = n\Delta t ; t + \Delta t[$ . Nous emploierons pour simplifier, lorsqu'aucune ambiguïté n'est possible, la notation  $[t ; t + 1[$  au lieu de  $[n\Delta t ; (n + 1)\Delta t[$ .

L'état de charge du SSE, en %, s'en déduit à chaque pas de temps  $t$  [Ru et al., 2013] :

$$SOC(t + 1) = SOC(t) - \eta_{stock} \cdot P_{stock}(t) \cdot \Delta t / S \quad (2.7)$$

avec  $\eta_{stock} = \begin{cases} \eta_{charge} & \text{si charge } (P_{stock}(t) \leq 0) \\ \frac{1}{\eta_{decharge}} & \text{si décharge } (P_{stock}(t) > 0) \end{cases}$ .

L'équation (2.7) correspond à l'équation (2.4) dans laquelle le taux d'auto-décharge est considéré négligeable et le type de SSE non fixé a priori.

## 2.2.2 Modes d'intégration

### 2.2.2.1 Présentation

Trois modes de production/distribution de l'électricité peuvent être envisagés selon que l'on soit connecté ou non au réseau : site isolé (non connecté), auto-consommation (connecté), ferme (connecté) et correspondent à trois types d'intégration donc de contribution du SSE à la fourniture d'électricité au réseau.

Le schéma synoptique d'un SSE couplé à une production d'électricité d'origine renouvelable connecté ou non au réseau est présenté dans la figure 2.5. La demande est la consommation d'une entité, foyer ou bâtiment public ou privé, disposant d'un compteur électrique.

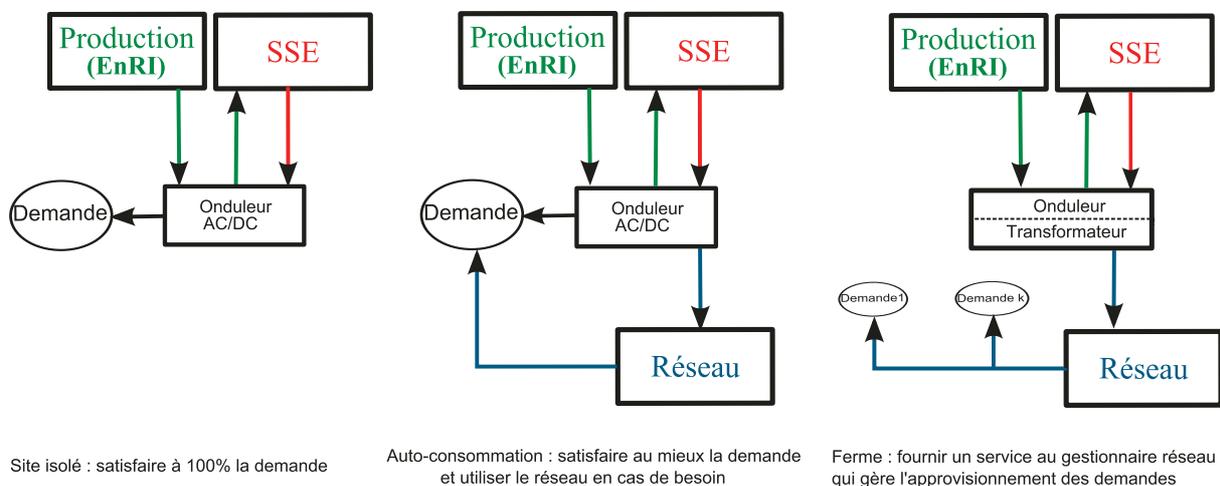


FIGURE 2.5 – Modes d'intégration du SSE.

### 2.2.2.2 Site isolé

En site isolé (*stand-alone* ou SA), la production avec stockage vise à satisfaire au mieux une demande (charge ou *load*) c'est-à-dire une consommation en amont de la production [Diaf et al., 2008] selon le principe indiqué dans la figure 2.6. Ce sont en général des puissances de l'ordre du kW pour des capacités de l'ordre du kWh (SSE petite échelle).

Dans l'intégration des énergies renouvelables, trois configurations électriques sont possibles [Chauhan and Saini, 2014] : courant continu ou DC, courant alternatif ou AC, couplé AC/DC. Dans les configurations AC ou DC, il n'y a qu'un bus sur lequel sont interfacés tous les éléments à travers des circuits électroniques appropriés. La configuration AC est plutôt utilisée dans les domaines haute-fréquence tels les applications pour l'aviation, les sous-marins, ou l'aérospatiale.

La charge de délestage par désoptimisation du point de puissance maximale ou par résistance de dissipation (*dump load*) permet au système de se départir d'une énergie qui ne peut être utilisée ni par le SSE ni par le réseau. Cette énergie délestée sera notée  $E_{lost}$ .

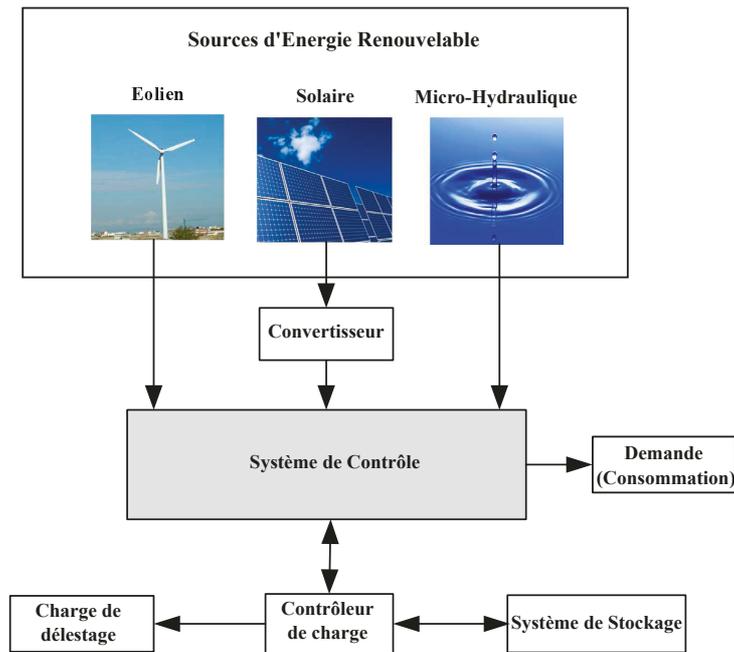


FIGURE 2.6 – Site isolé : schéma de principe. *Source [Chauhan and Saini, 2014].*

### 2.2.2.3 Site connecté au réseau

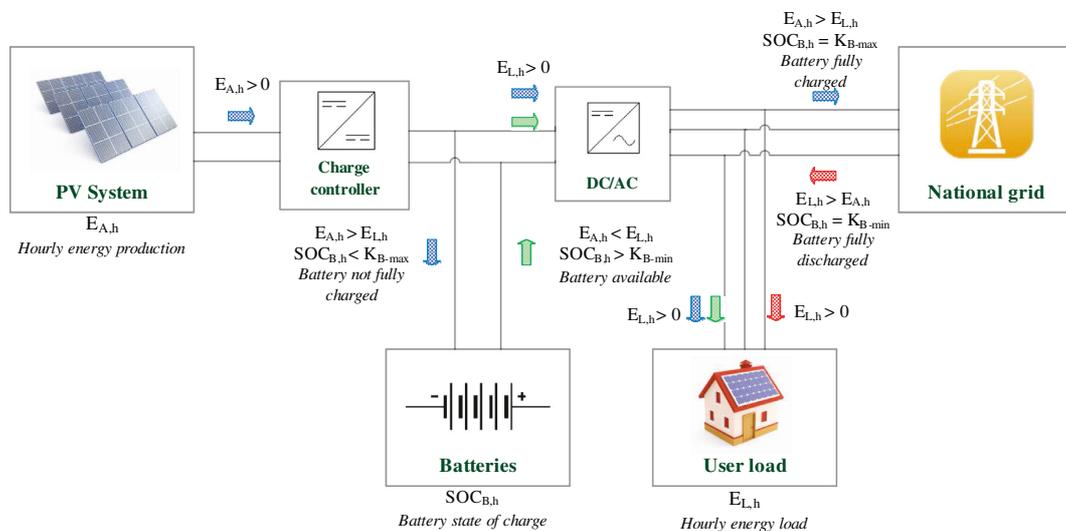


FIGURE 2.7 – Production EnRI (PV) connectée au réseau.

Le mode connecté (*grid-connected* ou GC), illustré dans la figure 2.7 est celui d'une production industrielle, appelée centrale ou ferme, où le producteur fournit une énergie soit au fil de l'eau si aucun moyen de stockage n'est prévu soit en fonction d'un scénario d'injection contractualisé avec SSE. C'est le cas, par exemple en France, des appels d'offres de la CRE. Cette approche est détaillée dans le mode d'intégration retenu de la section 3.

Ce sont en général des puissances de l'ordre du MW pour des capacités de l'ordre du MWh (SSE grande échelle).

Une variante de ce mode GC fait l'objet d'un nombre croissant de publications. Il s'agit des micro-réseaux (*microgrids*) ou systèmes distribués (*Distributed Generation*, DG ou *Distributed Energy Resources*, DER), comme rappelé dans [Mohammadi et al., 2012] dont est issue la figure 2.8.

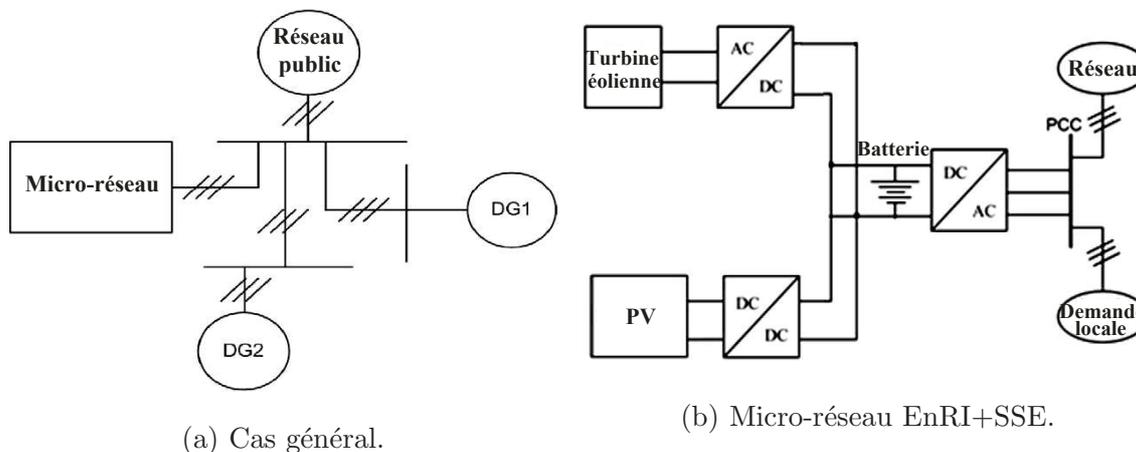


FIGURE 2.8 – Micro-réseau et systèmes de production distribués.

Source [Mohammadi et al., 2012]

Ce concept de production répartie datant d'Edison (1885) est aujourd'hui réactualisé car il permet d'augmenter la fiabilité du système de production [Basak et al., 2012]. La problématique est alors de dimensionner le nombre, la répartition, la capacité des unités de production en optimisant les coûts associés. Depuis 2009, la recherche sur les systèmes distribués a majoritairement inclus des SSE. Cette thématique des micro-réseaux est appelée à être un axe majeur de la production d'énergie dans le futur [Fathima and Palanisamy, 2015].

## 2.2.3 Modèle retenu

### 2.2.3.1 Mode d'intégration

Le projet Enerstock vise à simuler puis expérimenter dans le cadre d'un cahier des charges [Lefebvre, 2011] la fourniture au réseau public de la production industrielle d'électricité d'origine renouvelable intermittente couplée à un système de stockage. Les travaux issus de ce projet ont donc naturellement porté essentiellement sur ce mode "Ferme" (*Grid Connected* ou GC). Pour autant, le modèle développé et implémenté peut s'appliquer à l'auto-consommation, dans le cas d'une revente d'énergie à tarif constant (cas des réseaux insulaires).

Le mode de production en site isolé illustré dans la figure 2.5 (Mode 1) ne sera pas étudié. Les scénarios et, par suite, les contraintes sur le stockage y sont différentes qu'en mode connecté puisqu'il n'est pratiquement pas envisageable de ne pas satisfaire à un instant donné la demande : le SSE doit compenser exactement, à chaque instant, la différence entre la production EnRI et la consommation. Le choix de charger ou d'injecter dans le réseau n'est - a priori - pas possible et, par conséquent, les stratégies optimisées

de charge/décharge telles que développées dans le chapitre suivant n'ont pas lieu d'être. L'optimisation pourrait être dans le mix à réaliser entre différentes sources pour minimiser la taille du stockage.

### 2.2.3.2 Modélisation systémique

L'objectif est de déterminer quel scénario est techniquement faisable et économiquement viable, avec quelle EnRI et quelle taille de stockage. Le niveau de détail dynamique avec modèle fin de chaque composant (notamment système de production / électronique de puissance[onduleurs, transformateurs, hacheurs...]) n'est pas retenu. En effet, le choix d'un tel modèle dépend du niveau auquel l'on se place et des objectifs attendus. Le parti pris dans le présent mémoire est de considérer des données de production de l'ordre de dix minutes. La dynamique liée à des influences infra-minute ou seconde n'a donc pas lieu d'être, dans cette première approche. Le temps de réponse  $\tau$  du stockage doit être compatible avec les intervalles temporels des données, donc de l'ordre de la minute au maximum. Puisque les pas de temps considérés pour les simulations sont de l'ordre de la dizaine de minutes, les effets transitoires liés à la dynamique haute-fréquence - infra-seconde - peuvent être négligés. Le modèle retenu est donc basse-fréquence (statique) mais pourra être utilement couplé à un modèle dynamique plus fin si une technologie spécifique est à étudier plus précisément. La contrainte technique, hypothèse principale du modèle, est donc que le SSE est capable de fournir au bout du pas de temps considéré l'énergie demandée si cette énergie est disponible. Ceci est justifié par le fait que les compensations à effectuer sont en général faibles devant la puissance maximale (cf chapitre 3).

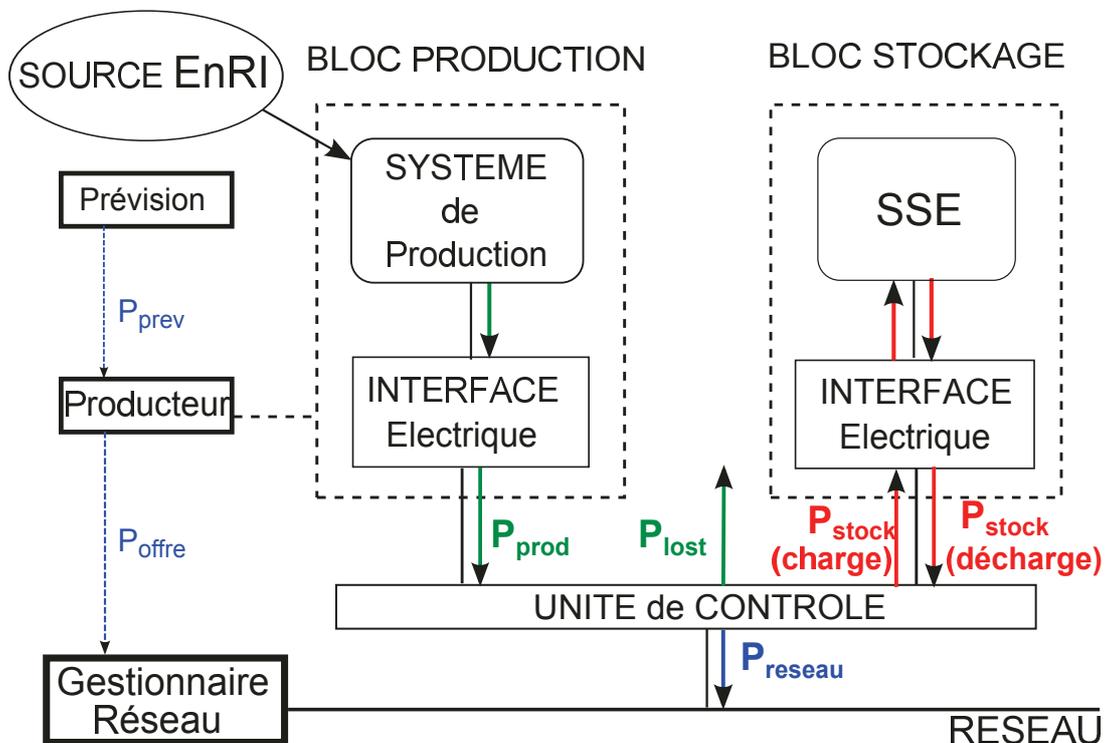


FIGURE 2.9 – Modèle SSE-EnRI.

La figure 2.9 représente le schéma du modèle par blocs de production et de stockage. L'efficacité du bloc SSE prend en compte les éventuels onduleurs ou convertisseurs électriques en entrée/sortie du système. Notons que ce modèle peut être appliqué à un problème de consommation d'énergie, dans un bâtiment ou une maison par exemple, en remplaçant l'engagement de puissance  $P_{offre}$  par la demande  $P_{conso}$ .

La puissance de charge/décharge  $P_{stock}$  est ici vue de l'extérieur, côté production/réseau, mais pas vue du côté stockage. Autrement dit, le stockage est vu comme émetteur et pas comme récepteur, d'où la convention classique de signe : "Décharge  $\equiv P_{stock} > 0$ ". La puissance réellement produite par l'installation EnRI, en sortie des éventuels équipements électriques (onduleurs), est notée  $P_{prod}$ . Le cas échéant, elle pourra être notée  $P_{PV}$ , resp.  $P_{WP}$  ou  $P_{WV}$ , pour la puissance PV, resp. éolienne ou houlomotrice. La puissance qui n'a pu être stockée dans le SSE ni injectée sur le réseau est considérée perdue et notée  $P_{lost}$ .

Il ne s'agit pas de construire un contrôle commande du stockage en conditions opérationnelles car aucun type particulier de stockage n'est privilégié a priori. En outre, ce contrôle nécessiterait, d'une part, une modélisation dynamique du système donc une connaissance fine des réponses de chaque composant et, d'autre part, des données annuelles complètes au pas de temps de la seconde, ce qui n'était le cas que pour une seule des trois sources étudiées. Le modèle sera donc statique et de type "boîte noire".

Le désavantage de cette modélisation est une réponse globale au problème du dimensionnement, les composants donc les paramètres spécifiques n'étant pas détaillés. Il s'agit là d'une première approche qui nécessite un approfondissement dans chaque cas particulier de SSE. Cependant, l'avantage de cette "vue d'ensemble" est de disposer d'éléments d'aide à la décision permettant non seulement de faire des choix de technologie donc d'investissements mais aussi d'obtenir des consignes ou principes généraux de gestion pouvant être mis en oeuvre dans l'élaboration du contrôle commande optimisé d'un SSE donné.

### 2.2.3.3 Description et hypothèses de modélisation

Le principe directeur du modèle que nous avons implémenté est le fait que le stockage intervient essentiellement pour compenser l'intermittence des EnRI, c'est-à-dire, comme indiqué dans la figure 2.10, l'écart entre l'offre (ou engagement) et la production réelle. L'objectif est d'augmenter la prévisibilité des sources et leur stabilité (objectif gestionnaire) donc leur pénétration dans le réseau (objectif producteur ou citoyen).

Dans la modélisation de type "boîte noire" adoptée, le SSE est connu et défini uniquement par ses caractéristiques (statiques) de base :

1. la puissance maximale de charge  $P_{charge,max}$ ,
2. la puissance maximale de décharge  $P_{decharge,max}$ ,
3. le rendement en charge  $\eta_{charge}$ ,
4. le rendement en décharge  $\eta_{decharge}$ ,
5. l'état de charge minimal  $SOC_{min}$ ,
6. l'état de charge maximale  $SOC_{max}$ ,
7. l'état de charge initial  $SOC_0$ ,

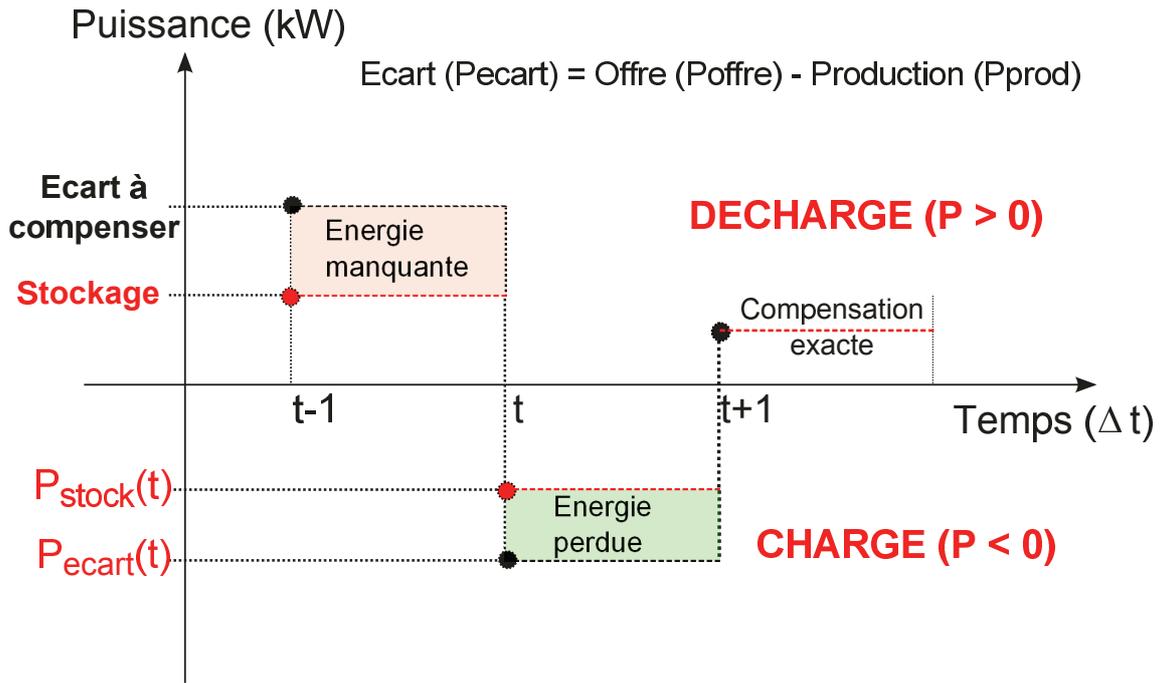


FIGURE 2.10 – Principe de compensation de l'intermittence par le stockage.

8. la profondeur de décharge maximale  $dod_{max}$ .

Les variables d'entrées que nous n'avons pas retenues sont l'auto-décharge et le vieillissement car ces paramètres sont très dépendants du type de stockage et nécessitent une modélisation physique plus fine, comme indiqué dans la section précédente. Il en est de même pour les paramètres liés directement à chaque technologie comme la température dans les batteries ou la hauteur de bassin dans une STEP. En effet, le modèle élaboré utilise comme entrées des données historiques de production et non pas les caractéristiques des composants servant à cette fourniture de puissance, par exemple, vitesse du vent, type et dimension des pâles en éolien.

Concernant le vieillissement, un comptage des cycles sera effectué afin d'avoir malgré tout, un indicateur de ce facteur en sortie. En effet, d'une part l'objectif fixé est prioritairement de respecter le scénario contractualisé et d'autre part le SSE sera supposé avoir une durée de vie de 20 ans (cas de la batterie Li-Ion *SAFT Insuperion 1MW*). Ce paramètre ne sera donc pas intégré à l'optimisation mais pourrait utilement l'être, notamment dans le cas de micro-réseau avec des batteries de plus faible puissance (quelques dizaines de kW ou moins) d'une durée de vie autour de 10 ans voire moins. Dans tous les cas, ces paramètres ont un impact sur l'endommagement donc sur les paramètres techniques du stockage et, par suite, sur les résultats technico-économiques [Latimier et al., 2014], impact qu'il faudrait quantifier dans une approche plus fine.

L'auto-décharge n'est pas pris en compte car très variable selon les types de stockage. De plus, dans notre étude, le stockage est rarement au repos car cela correspondrait à une production EnRI exactement égale à l'offre prévue la veille. Dans le cas d'un SSE électro-chimique, la batterie serait donc cyclée et les effets de l'auto-décharge négligeables [Rydh and Sandén, 2005].

Nous supposons enfin que les temps de réponse du stockage sont suffisamment inférieurs

au pas de temps considéré pour fournir ou emmagasiner l'énergie requise si celle-ci est disponible. Cela implique une contrainte supplémentaire sur le SSE. La puissance modélisée fournie ou absorbée par le stockage correspond alors à la puissance moyenne du système réel sur le pas de temps, ce qui permet de négliger les effets transitoires du système :

$$P_{stock}(t) = \frac{1}{\Delta t} \int_t^{t+\Delta t} P_{stock}^{instant}(\tau) d\tau \quad (2.8)$$

Ainsi, à l'intérieur du pas de temps, les puissances,  $P_{stock}$  en particulier, sont considérées constantes. L'énergie à charger/décharger durant  $[t; t + \Delta t]$  est donc proportionnelle, au coefficient d'efficacité près, au produit de la puissance  $P_{stock}(t)$  par le pas de temps  $\Delta t$ , conformément à l'équation (2.7) du SOC en modèle statique.

Les rendements en charge, décharge  $\eta_{charge,decharge}$  sont posés comme étant les rendements globaux du sous-système stockage. Toutes les pertes internes, notamment la dissipation de chaleur par effet Joule, sont intégrées dans ces rendements globaux. Les rendements intermédiaires entre le SSE et le point de livraison réseau tels l'interface électrique (lignes, onduleurs, convertisseurs, transformateurs éventuels) sont supposés également y être englobés. En première approximation, ces rendements sont supposés constants au cours de l'année et indépendants de l'état de charge. Une modélisation plus fine pour un type de stockage spécifique, par exemple électro-chimique, gravitaire ou à air comprimé, fait partie des perspectives de cette thèse.

### 2.2.3.4 Equations

La puissance du stockage  $P_{stock}$  est contrainte par la puissance maximale en charge/décharge et par la capacité disponible. Le fonctionnement du stockage et le calcul de son état de charge découlent des choix effectués précédemment, adoptés par exemple dans [Ru et al., 2013], avec, en sus, la prise en compte de la profondeur de décharge maximale. En fonction des besoins en énergie et de la tolérance  $tol$  admise sur la puissance injectée au réseau, le stockage doit charger ou décharger avec une certaine puissance  $P_t$  à l'instant  $t$  comme suit :

— **DECHARGE** ( $P_t$ ) avec  $P_t > 0$  :

$$\begin{cases} P_{stock}(t) & = \min(P_t, P_{decharge,max}, P_{sup}(t), P_{offre}(t) + tol) \\ P_{grid}(t) & = P_{prod}(t) + P_{stock}(t) \\ P_{lost}(t) & = 0 \\ SOC(t+1) & = SOC(t) - \frac{1}{\eta_{decharge}} P_{stock}(t) \Delta t / S \\ DOD(t+1) & = DOD(t) + (SOC(t) - SOC(t+1)) \end{cases} \quad (2.9)$$

— **CHARGE** ( $P_t$ ) avec  $P_t \leq 0$  :

$$\begin{cases} P_{stock}(t) & = \max(P_t, -P_{charge,max}, P_{inf}(t), -P_{prod}(t)) \\ P_{grid}(t) & = \min(P_{prod}(t) + P_{stock}(t), P_{offre}(t) + tol) \\ P_{lost}(t) & = P_{prod}(t) + P_{stock}(t) - P_{grid}(t) \\ SOC(t+1) & = SOC(t) - \eta_{charge} P_{stock}(t) \Delta t / S \\ DOD(t) & = 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

où

$$\begin{cases} P_{sup}(t) = \min(SOC(t) - SOC_{min}, DOD_{max} - DOD(t)) \cdot S \cdot \eta_{decharge} / \Delta t \\ P_{inf}(t) = (SOC(t) - SOC_{max}) \cdot S / (\eta_{charge} \Delta t) \end{cases} \quad (2.11)$$

Les puissances sont exprimées en kW, l'état de charge et la profondeur de décharge en pourcentage de la capacité utile.

Ces équations expriment en premier lieu le fait que la puissance du SSE est, en conditions opérationnelles et à chaque instant, limitée par sa puissance maximale, sa capacité disponible, la profondeur maximale admise en cas de décharge ainsi que l'écart à compenser, à la tolérance près.

Idéalement, sans aucune stratégie, le SSE devrait compenser exactement l'écart entre l'engagement de puissance et la puissance EnRI réellement produite i.e. :

$$P_t = P_{ecart}(t) = P_{offre}(t) - P_{prod}(t) \quad (2.12)$$

Les stratégies de fonctionnement optimisé du stockage appelées “*charge adaptative*” et décrites dans le chapitre 3 proposeront de ne pas respecter scrupuleusement cette égalité.

## 2.3 Modèle économique

### 2.3.1 Modèles standards

#### 2.3.1.1 Classification

Les modèles standards peuvent être répertoriés selon les critères utilisés pour quantifier la performance, souvent synonyme de rentabilité, du système étudié. Cette évaluation n'est en général pas spécifique à un SSE et se réfère à tout système de production d'électricité, couplé/hybride ou non, connecté au réseau [Mohammadi et al., 2012]. La viabilité économique d'une installation dépend de différents paramètres comme les taux d'actualisation, d'inflation ainsi que les coûts d'investissement initial, de remplacement éventuel du stockage, de fonctionnement et de maintenance.

Il existe deux types de situations prises en compte dans ces modèles : marché “spot” ou prix constant. Dans le marché spot le prix de revente est fluctuant selon l'offre et la demande et peut varier du simple au double. Cette situation correspond plus à un marché interconnecté qu'à des zones isolées [Korpaas et al., 2003].

#### 2.3.1.2 Critères de performance économique

Pour dimensionner le SSE, il est nécessaire d'évaluer le système non seulement en terme technique - fiabilité notamment, cf section 2.4 - mais aussi économique. La rentabilité

économique du couple EnRI-SSE peut être mesurée à travers différentes notions présentées ci-après [Luna-Rubio et al., 2012].

En ce qui concerne les coûts, l'analyse sur tout le cycle de vie (*Life Cycle Cost Analysis* ou LCCA [Ma et al., 2014a]) est l'approche historique privilégiée. L'analyse complète des coûts sur le cycle de vie prend en compte l'ensemble des coûts associés au projet pendant toute sa durée de vie. Les coûts associés sont classiquement : l'investissement initial, les coûts de fonctionnement et de maintenance (*Operation and Maintenance* ou OM), les coûts de remplacement, les coûts résiduels liés à la valeur de récupération (*salvage value*) [Zakeri and Syri, 2015]. Ces coûts sont actualisés annuellement durant la vie de l'installation EnRI+SSE. En effet, si l'on veut comparer des flux financiers cumulés sur une période pluriannuelle donnée, ceux-ci doivent être convertis en valeur actualisée (NPV) à travers un taux d'actualisation annuel  $act$  (*discount rate*) pour tenir compte de l'évolution du coût du capital.

Le coût d'investissement total  $inv_{tot}$  (*Total Capital Cost* ou TCC) est le coût initial de l'ensemble des composants du système :

$$inv_{tot} = C_{SSE} \cdot S + C_{EnRI} \cdot P_{inst} + C_{pcs} \cdot P_{pcs} \quad (2.13)$$

où  $C_X$  représente le cout unitaire du composant X soit par MWh ou MW soit par module lorsque l'on cherche à optimiser le nombre d'unités de production EnRI/SSE. Le PCS (*Power Conversion système*) représente l'interface électrique i.e. l'ensemble des éléments de conversion de puissance tels les onduleurs, transformateurs, hacheurs...

\*\*\* **Coût total annualisé** (*Total Annualized Cost of the System* ou TAC)

Le TAC est calculé en prenant en compte la valeur actualisée nette (*Net Present Value* ou NPV) des coûts totaux (investissement initial, maintenance et coûts de remplacement) sur la période, annualisée via le facteur de recouvrement de l'investissement *Capital Recovery Factor* ou CRF [Luna-Rubio et al., 2012] :

$$TAC = (NPV(inv_{tot}) + NPV(rempl) + NPV(OM)) \cdot CRF \quad (2.14)$$

où  $inv$ , resp.  $rempl$  et  $OM$  représentent l'investissement, resp. les coûts de remplacement et de maintenance du système, l'installation EnRI+SSE dans notre cas.

La NPV reflète la valeur présente réelle d'une coût/revenu actualisée par la valeur du capital à l'année  $n$ . La NPV d'un flux financier  $C$  sur une période  $n$  est donnée par [Short et al., 1995] :

$$NPV[act, n, C] = \sum_{i=0}^n \frac{C_i}{(1 + act)^i} \quad (2.15)$$

Le CRF est donnée par [Lazou and Papatsoris, 2000] :

$$CRF[d, n] = \frac{d(1 + d)^n}{(1 + d)^{n-1} - 1} \quad (2.16)$$

avec  $d$  le taux d'intérêt nominal (€ courants), pris égal au taux d'actualisation  $act$  et  $n$  la période considérée, par exemple la durée de vie du système, en années. Dans [Yang et al., 2009], le coût annualisé du système (*Annualized Cost of System* ou ACS) est calculé avec

le CRF basé sur le taux d'actualisation réel  $d = \frac{act-infl}{1+infl}$ , en € constants [Short et al., 1995]. Le coût de remplacement de la batterie est alors actualisé par le facteur de fonds d'amortissement SFF (*sinking fund factor*)

$$SFF[d, n] = \frac{d}{(1+d)^n - 1}. \quad (2.17)$$

**\*\*\* Coût énergétique unitaire** (*Levelized cost of energy*, LCOE ou LCE)

Le coût énergétique unitaire peut être défini comme le prix constant par unité d'énergie qui permet un juste retour sur l'investissement. C'est une estimation économique de l'énergie générée par le système de production qui inclut tous les coûts pendant toute sa durée de vie. Ce coût est donc le ratio entre le coût total annualisé du système et l'énergie totale (EnRI) produite [Luna-Rubio et al., 2012] :

$$LCE = \frac{TAC}{E_{tot}} \quad (2.18)$$

Cette approche a notamment été utilisée par [Diaf et al., 2008] pour le dimensionnement optimal du stockage d'EnRI. Le LCE d'un SSE est calculé spécifiquement dans [Pawel, 2014].

**\*\*\* Valeur Actualisée Nette globale** (*Net Present Value* ou NPV)

La NPV du flux de trésorerie ou *cash flow* du système peut être calculée en ajoutant les valeurs actualisées des revenus et y soustrayant les valeurs actualisées des coûts totaux [Dufo-López et al., 2009] :

$$NPV_{CashFlow} = NPV_{revenus} - NPV_{coûtstotaux} \quad (2.19)$$

Les revenus sont liés à la revente d'énergie au réseau (mode connecté GC) ainsi qu'à la valeur résiduelle  $VR$  du bien en fin de vie

$$Revenus(n) = \sum_{t=1}^N E_{grid,n}(t) * c_{grid,n}(t) + VR \quad (2.20)$$

où  $E_{grid,n}(t)$  est l'énergie injectée sur le réseau au tarif  $c_{grid,n}(t)$ , durant l'intervalle  $[t-\Delta t, t[$  de l'année  $n$ . Une approche uniquement fondée sur les revenus est aujourd'hui moins répandue car elle ne prend pas en compte l'ensemble des coûts (investissements et fonctionnement) liés à l'installation de production, avec ou sans stockage.

**\*\*\* Taux interne de retour** (*Internal Rate-of-Return* ou IRR)

Le taux interne de retour est le taux d'intérêt réel du système durant sa durée de vie opérationnelle ( $n$  années). Il fait référence au retour sur investissement (ROI) et est associé à la NPV des flux de trésorerie. L'IRR est calculé comme le taux d'actualisation permettant une NPV du projet égal à 0 [Short et al., 1995] :

$$\sum_{k=0}^n \frac{C_k}{(1+IRR)^k} = NPV = 0 \quad (2.21)$$

\*\*\* **Temps de retour sur Investissement** (*Payback period* ou PBP)

Le PBP est la période de retour sur investissement i.e. le temps nécessaire à ce que l'ensemble des coûts soit compensés par l'ensemble des recettes. On peut le calculer par [Chauhan and Saini, 2014] :

$$PBP = \frac{\text{investissement initial}}{\text{rentrée de fonds par période}} \quad (2.22)$$

En conclusion, les critères économiques sont issus de l'analyse des coûts et des revenus sur la durée de vie totale du projet. Les définitions associées et présentées (LCE, ACS, PBP, NPV, IRR...) sont aussi appelés critères de faisabilité économique [Luna-Rubio et al., 2012]. Ces critères sont utilisés par différents auteurs pour l'élaboration de modèles de dimensionnement optimal, généralement en tant que fonction objectif à minimiser (cf section 2.5). Chauhan [Chauhan and Saini, 2014] présente une revue des fonctions objectifs coûts utilisées dans des articles de dimensionnement SSE avec EnRI. Dans [Zakeri and Syri, 2015], est également présentée une revue des différentes approches économiques relatives au stockage d'énergie électrique. Les critères les plus utilisés sont le coût total rapporté à l'énergie produite LCE, en €/MWh, et la valeur actualisée nette des coûts NPV, en € ou €/MWh.

## 2.3.2 Modèle utilisé

### 2.3.2.1 Objectif et choix du modèle

L'objectif final de l'analyse économique est de déterminer la rentabilité du stockage c'est-à-dire l'intérêt financier, pour un producteur EnRI, d'investir dans un SSE pour fournir un profil de puissance ou scénario dédié. A partir de ce modèle, il doit être possible de définir, pour chaque scénario et chaque source, le tarif annuel minimal de revente d'énergie permettant un retour sur investissement dans le stockage favorable i.e. positif à 20 ans.

Pour obtenir l'intérêt ou le gain économique du SSE à 20 ans, l'ensemble des coûts et des revenus doivent être considérés. C'est pourquoi les variables d'entrée économiques prennent en compte à la fois l'investissement, son amortissement, les coûts d'exploitation y compris l'éventuel remplacement du stockage ainsi que les revenus issus de la production/revente d'énergie. Les taux d'actualisation et d'inflation font également partie du modèle et permettent ainsi de déterminer la valeur actualisée nette de la rentabilité de l'installation avec et sans stockage.

Le rapport exhaustif de la NREL<sup>1</sup> [Short et al., 1995] sur l'évaluation économique des technologies liées aux énergies renouvelables présente les éléments de choix d'un critère économique en fonction du type de projet EnR. Ce rapport recommande l'analyse NPV globale pour évaluer les décisions d'investissement dans des projets ayant des caractéristiques techniques, économiques, sociales ou environnementales différentes, comme dans notre cas - avec et sans stockage. Cette méthode permet une comparaison avec un investissement plus grand mais des retours plus favorables. L'analyse des coûts sur le cycle

---

1. National Renewable Energy Laboratory, Département de l'Energie américain.

de vie (LCC) est aussi considérée dans ce rapport comme pouvant être utilisée pour de telles comparaisons. La LCC est employée dans [Ma et al., 2014a] afin de déterminer l’alternative de stockage (STEP ou PAC par exemple) économiquement la plus intéressante. Cependant, il nous a paru important de tenir compte également non seulement des coûts mais aussi des revenus, différents avec et sans stockage. Les revenus seront donc intégrés au calcul de la NPV globale.

Le modèle d’analyse NPV globale choisi vise à déterminer la rentabilité économique de la production EnRI avec stockage sur la période d’étude considérée. Une approche similaire a été utilisée dans [O’Connor et al., 2013] pour évaluer la performance économique d’une ferme de production d’électricité à partir d’énergie renouvelable couplée à un SSE.

Remarquons enfin que les différents objectifs d’optimisation sont liés entre eux : maximisation de la fiabilité et de l’énergie injectée donc des bénéfices d’une part, minimisation de la capacité requise, de l’énergie perdue et du tarif de revente d’autre part. En particulier, la rentabilité du stockage augmente lorsque, à capacité constante, plus d’énergie est fournie au réseau. L’exigence d’une valeur ajoutée positive du stockage à 20 ans aura donc tendance à maximiser aussi l’énergie fournie au réseau dans le respect du scénario. D’autre part, puisque plus l’énergie produite peut être injectée au réseau moins celle-ci est perdue, cette contrainte sur la rentabilité du stockage tendra également à minimiser l’énergie perdue.

### 2.3.2.2 Hypothèses du modèle économique

Le modèle économique retenu ne prend pas en compte des pénalités quadratiques appliquées lorsque le scénario n’est pas respecté qui conduiraient à valoriser fortement une injection proche de la limite tolérée. Les pénalités sont supposées linéaires, selon un coefficient fixé - e.g. 50% à 100% - appliqué au tarif de revente de l’énergie conforme, fournie dans le respect du scénario. Une étude sur l’incidence de ce niveau de pénalité sera effectuée dans le chapitre 3 (section)

Une pénalité élevée de 100% incite fortement le producteur à respecter au maximum le scénario qu’il a contractualisé avec le gestionnaire. Les revenus sont alors proportionnels à l’énergie injectée dans le respect du scénario  $E_{grid, Serv}$  (énergie conforme) et au tarif de revente  $FIT$  :

$$revenus(n) = E_{grid, Serv}(n) \cdot FIT \cdot (1 + infl)^n \quad (2.23)$$

Le coût de maintenance comprend l’ensemble des coûts d’exploitation par nature très dépendants du site, de la technologie, des subventions ... Son montant courant est donné par [Short et al., 1995] :

$$maintenance(n) = (om_{EnRI} inv_{EnRI} + om_{sse} inv_{sse}) \cdot (1 + infl)^n \quad (2.24)$$

Il ne s’agit pas, dans ce cadre, d’exprimer une vision exhaustive des coûts de fonctionnement et de maintenance (main d’oeuvre, matériel, charges fixes/variables...) d’une instal-

---

2. Critère de pénalisation de l’appel d’offres éolien-stockage de la CRE [Commission de Régulation de l’Energie, 2010] : “la production durant la période de 10 minutes pendant laquelle [un] écart survient est rémunérée à 50% du tarif [de rachat]” (§6.2 Garantie de la production électrique).

lation de production EnRI couplée à un SSE associés mais de comparer les 3 sources sur une même base.

La durée de vie de l'installation est supposée supérieure ou égale à 20 ans, ce qui est, en général, le cas des centrales EnRI [Pawel, 2014].

Le tarif (*feed-in tariff* ou *FIT*) est le prix de revente de l'énergie conforme i.e. respectant le scénario d'injection réseau, contractualisé entre le producteur au gestionnaire. Afin de comparer, pour chaque scénario, les tarifs optimisés de revente de la production EnRI+SSE, le tarif de revente sans stockage  $FIT_0$  sera fixé identique pour chaque source.

Les coûts du stockage (acquisition et maintenance), au vu de la modélisation par bloc (cf section 2.2), englobent les coûts des éléments de conversion de puissance associés.

La durée de l'analyse économique, ou durée d'étude en années et notée  $N_e$ , peut être supérieure à la durée de vie du stockage mais inférieure à la durée de vie de la centrale. En effet, le projet étant délimité par l'installation construite, il n'y pas de sens à étudier ce projet après sa durée de vie. En général, cette durée d'étude correspond à la durée d'amortissement du bien, soit 20 ans dans notre cas. La valeur résiduelle est la valeur d'un bien à la fin de la période considérée. Si l'investissement peut être revendu ou recyclé, elle est positive. S'il doit être démantelé ou détruit, elle peut être négative. En général, cette valeur est estimée comme tarif de revente du bien en fin de période d'étude. Elle est traitée comme une source de revenu. Dans le cas d'une centrale de production EnRI, il n'est pas possible de revendre l'installation en fin de vie, cette valeur sera prise égale à 0 pour une période d'étude de 20 ans.

La production injectée sur le réseau est supposée constante sur la durée d'étude, égale à la production initiale. En effet, en l'absence d'historique de production sur plusieurs dizaines d'années, l'hypothèse que la moyenne météorologique annuelle (ensoleillement, vent, houle) reste stable sur 10 ou 20 ans est raisonnable dans les zones à fort potentiel. D'autre part, l'on peut supposer que les variations éventuelles en cours de projet pourraient être compensées par des gains de productivité, par exemple des progrès technologiques. En tout état de cause, cette hypothèse ne remet pas en cause l'analyse issue du modèle économique puisqu'elle s'applique à la production avec stockage et sans stockage.

### 2.3.2.3 Calcul de la NPV

L'amortissement qui vient en déduction des taxes prélevés sur le revenu est nécessaire à l'analyse économique. L'amortissement permet à une entreprise de constater, de manière comptable, la dépréciation ou la perte de valeur d'un bien au fil des années et de son utilisation. Deux méthodes de calcul peuvent être envisagées : l'amortissement dégressif et l'amortissement linéaire<sup>3</sup>. L'amortissement est calculé à partir des règles *MACRS*<sup>4</sup> éditées dans une publication annuelle du service des impôts américain [Internal Revenue Service, 2014]. Le taux d'amortissement y est donné par type et durée de projet. Pour la production d'énergie renouvelable, ce taux est fixé à 200%.

La valeur nette comptable (VNC) est la valeur du bien diminuée de l'amortissement.

---

3. *Declining Balance Depreciation* et *Straight Line Depreciation* en anglais

4. *Modified Accelerated Cost Recovery System*

L'amortissement dégressif est basé sur l'investissement initial  $inv$  puis calculé à l'année  $n + 1$  de proche en proche en fonction de la VNC de l'année précédente comme suit :

$$VNC(n + 1) = VNC(n) - amortis(n + 1) \quad (2.25)$$

avec l'amortissement

$$amortis(n + 1) = \begin{cases} amortis_{deg}(n + 1) = VNC(n) * dep/N_e & \text{si dégressif} > \text{linéaire} \\ amortis_{lin}(n + 1) = VNC(n)/(N_e - n + 1) & \text{si linéaire} \geq \text{dégressif} \end{cases} \quad (2.26)$$

et  $VNC(0) = inv$ .

Le tableau 2.1 donne un exemple d'amortissement pour un investissement d'un million d'euros sur 10 ans (arrondi à l'unité la plus proche).

TABLE 2.1 – Exemple de calcul d'amortissement d'un investissement (US vs FR).

Année	Amortissement dégressif (US)	Amortissement Linéaire	Amortissement retenu (US)	VNC fin d'exercice (US)	Amortissement dégressif (FR)	VNC fin d'exercice (FR)
1	200000	100000	200000	800000	225000	775000
2	160000	88889	160000	640000	174375	600625
3	128000	80000	128000	512000	135141	465484
4	102400	73143	102400	409600	104734	360750
5	81920	68267	81920	327680	81169	279582
6	65536	65536	65536	262144	62906	216676
7	52429	65536	65536	196608	54169	162507
8	39322	65536	65536	131072	54169	108338
9	26214	65536	65536	65536	54169	54169
10	13107	65536	65536	0	54169	0

La durée d'étude est la durée d'amortissement de l'installation prise égale à sa durée de vie, soit 10 ans pour cet exemple. Aucune revente n'est escomptée et la valeur résiduelle du bien en fin de projet est nulle. Le taux d'amortissement dégressif américain  $dep$  est de 200% sur la période (*double declining balance depreciation*), soit 20% par an et le taux annuel français est égal à  $(1/10) * 2,25$  soit 22,5%. La base légale française conduit donc à un amortissement plus rapide que le calcul américain, ce qui est une incitation à l'investissement.

Le flux de trésorerie ("*cash flow*" en anglais) pour l'année  $n$  représente la trésorerie nette après enlèvement des taxes sur le revenu taxable, compte-tenu de l'amortissement de l'investissement :

$$C_n = revenus(n) - OM(n) - taxe * (revenus(n) - OM(n) - amortis(n)) \quad (2.27)$$

où la maintenance à la fin de l'année  $n + 1$  est donnée par

$$OM(n + 1) = OM(1) * (1 + infl)^n \quad (2.28)$$

Un calcul classique de la Valeur Actualisée Nette (NPV) du cash flow est alors effectué. La NPV, cumul sur la période de tous les cash flows actualisés, est donnée par [Short et al.,

1995] :

$$NPV(n) = \sum_{k=0}^n \frac{C_k}{(1 + act)^k} \quad (2.29)$$

où  $C_0$  est le cash flow initial i.e. la valeur opposée de l'investissement de départ.

Le tableau 2.2 reprend l'exemple précédent avec un taux de d'actualisation de 10%. Le revenu initial est tiré d'une production annuelle de 1 GWh revendue à 100 €/MWh. Le coût de maintenance est de 5% de l'investissement initial et subit une inflation, comme le tarif de revente et le revenu, de 2%.

TABLE 2.2 – Exemple de calcul de Valeur Actualisée Nette (NPV).

Année	Investissement	Maintenance	Amortissement	Revenus	Revenu taxable	Impôt	Cash flow net $C_n$	Valeur actualisée
$n$	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)=(a-b-c)	(f)=(e)*taxe	(g)=(c-a-b-f)	(g)* $coef_{act}(n)$
0	1000000€	0	0	0	NA	NA	-1000000€	-1000000€
1	0	51000	200000	204000	0	0	153000	139091
2	0	52020	160000	208080	0	0	156060	128975
3	0	53060	128000	212242	31181	7795	151386	113738
4	0	54122	102400	216486	59965	14991	147374	100658
5	0	55204	81920	220816	83692	20923	144689	89841
6	0	56308	65536	225232	103388	25847	143077	80763
7	0	57434	65536	229737	106767	26692	145611	74722
8	0	58583	65536	234332	110213	27553	148196	69134
9	0	59755	65536	239019	113728	28432	150832	63967
10	0	60950	65536	243799	117313	29328	153521	59189

$NPV = -79921 \text{ €}$

Le revenu taxable et, par suite, l'impôt prélevé est nul les 2 premières années, compte-tenu de la maintenance et de l'amortissement déductibles. La valeur négative de la NPV indique un projet qui n'est pas rentable, hors subvention publique ou aide extérieure.

Le temps de retour sur investissement dans le stockage *tris* mesure l'intérêt économique d'investir dans un SSE par rapport à une production sans stockage. Si ce temps est supérieur à la durée de vie de l'installation, il est préférable pour le producteur de réaliser le projet sans SSE. Il est défini par

$$tris = \min\{n \leq N_e; NPV_{EnRI+SSE}(n) > NPV_{EnRI}(n)\} \quad (2.30)$$

si l'ensemble est non vide, " $> N_e$ " sinon, avec  $N_e$  période d'étude inférieure à la durée de vie de l'installation. Rappelons que, bien que n'étant pas explicite dans cette formule, la valeur actualisée des bénéfices, avec ou sans stockage, est bien dépendante de toutes les variables d'entrée, notamment du tarif de revente.

En conclusion, le critère économique retenu n'est pas le revenu ni le coût total mais la valeur ajoutée du SSE qui mesure l'intérêt d'investir dans un stockage par rapport à une production EnRI seule. La performance économique du stockage est donc évaluée par sa contribution à la rentabilité de l'installation. Cette contribution, appelée valeur ajoutée ou gain, sur une période de  $n$  années est définie, pour chaque scénario et source d'énergie, par

$$valeur\_ajoutee_{SSE}(n) = NPV_{EnRI+SSE}(n) - NPV_{EnRI}(n) \quad (2.31)$$

On voit ici l'intérêt de choisir un calcul économique (NPV) permettant de comparer des projets exclusifs l'un de l'autre avec des investissements et des revenus différents. En

effet, dans ce cadre, le modèle économique adopté permet alors de calculer le tarif de revente minimal  $FIT^*$  pour le scénario considéré donnant une valeur ajoutée - positive - du stockage à 20 ans. C'est ce critère qui est choisi dans le cadre de l'optimisation technico-économique du dimensionnement (cf chapitres suivants).

## 2.4 Scénarios d'injection réseau

### 2.4.1 Principe général

Les scénarios présentés dans cette section ne sont pas des services système au sens strictement électrique du terme : qualité de l'électricité (maintien en fréquence ou en tension), arbitrage prix ou réserves primaires, secondaires, tertiaires... Le mot "service" sera tout de même employé pour désigner la prestation de fourniture annuelle d'énergie issue de la production couplée EnRI+SSE qui est un engagement contractualisé entre le producteur et le gestionnaire. Cet engagement donc les scénarios associés diffèrent selon soit

- le type d'engagement : production lissée journalière ou garantie annuellement,
- la plage horaire : toute la journée ou sur un ou plusieurs créneaux horaires,

soit les deux. La figure 2.11 donne trois exemples de scénarios classiques : puissance garantie, effacement de pointe (ou *peak shaving* en anglais), lissage infra-horaire.

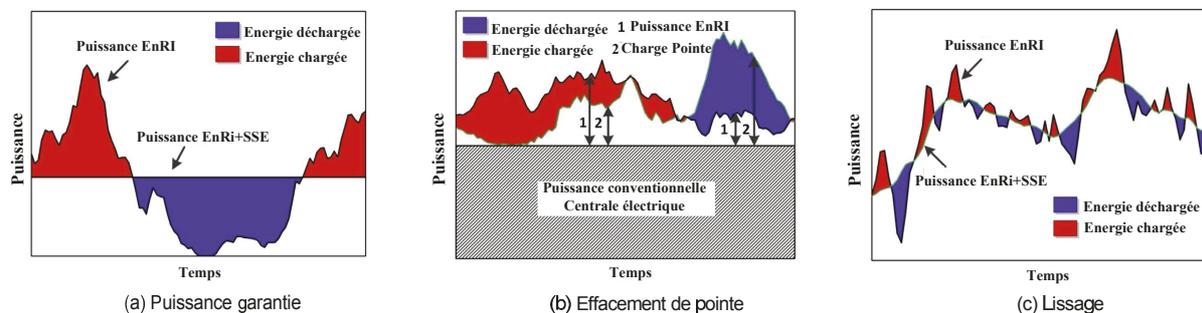


FIGURE 2.11 – Scénarios d'injection Réseau.

Source [Zhao et al., 2015]

La présente section donne le principe général, la description ainsi que les tarifs applicables à chacun des 8 scénarios d'injection réseau relatifs aux trois types de service fournis par le producteur au gestionnaire : **S1**, **S2** et **S3**.

Le principe général défini dans le cahier des charges du projet Enerstock [Lefebvre, 2011] est que le producteur annonce la veille pour le lendemain une offre de puissance qu'il s'engage à respecter. Cette offre ou engagement de puissance est encadrée par un contrat annuel sur lequel se sont engagés le producteur, pour la fourniture du service et le gestionnaire pour le tarif d'achat de l'énergie ainsi produite.

Deux types de tolérance sont alors prévues :

1. la tolérance sur le niveau de puissance injectée  $tol$ ,

2. la tolérance sur le non respect de l'engagement  $DTR^{max}$ .

La tolérance sur le niveau de puissance injectée  $tol$  peut être vue de deux façons. Du point de vue du producteur, il s'agit d'une marge de manoeuvre en cas de besoin liée à une production trop forte ou trop faible. Côté gestionnaire, la tolérance peut être utilisée comme un paramètre de décision, par exemple dans le cas d'un appel d'offres, afin d'avoir plus sûrement un scénario respecté et donc un réseau plus sécurisé. Le producteur n'est pas considéré en défaut s'il fournit une puissance comprise entre l'engagement plus ou moins la tolérance  $P_{offre} \pm tol$ . L'énergie injectée dans le réseau peut donc être légèrement différente de l'engagement compte tenu de la tolérance admise ainsi que des défauts éventuels. Ces deux niveaux de tolérance sont des variables d'entrée du modèle.

Un défaut représente le pas de temps  $\Delta t$  durant lequel le service donc le scénario n'est pas respecté i.e.

$$defaut(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } P_{grid}(t) < P_{offre}(t) - tol \text{ (défaut)} \\ 0 & \text{sinon (service respecté)} \end{cases},$$

La part de défaut (*Default Time Rate* ou DTR), est alors définie comme la proportion du temps où le service n'est pas respecté. Le taux DTR est donc une mesure de la non fiabilité du système EnRI+SSE :

$$DTR = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N defaut(t), \quad (2.32)$$

où  $N$  est le nombre de pas de temps sur la période considérée. Un DTR de 0% signifie un système totalement fiable alors qu'un système avec un DTR de 100% ne l'est pas du tout. La figure 2.12 montre un exemple de défaut survenant lorsque la production réelle du jour est, malgré le stockage, inférieure - à la tolérance près - à l'engagement de puissance (offre) fait la veille.

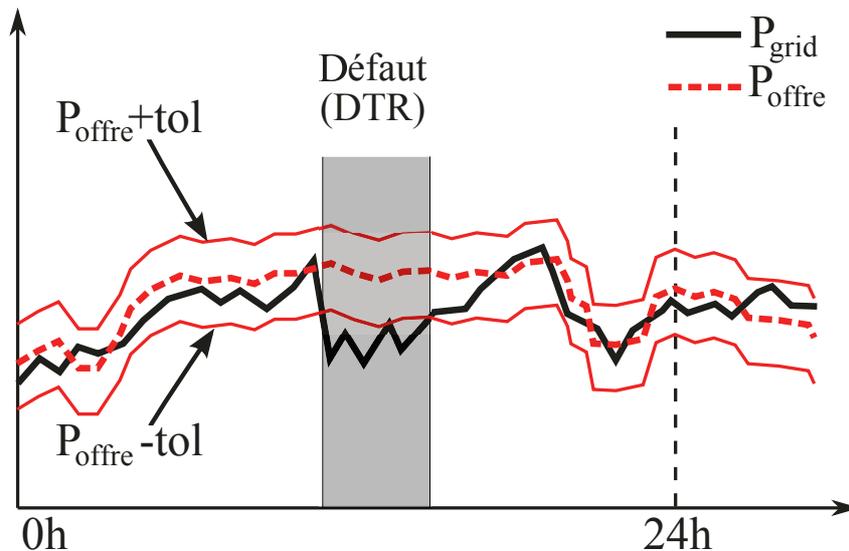


FIGURE 2.12 – Tolérance et défaut de service dans les scénarios d'injection réseau.

Durant un défaut, l'engagement de puissance fait la veille n'est pas satisfait, à la tolérance autorisée près, soit à cause d'une défaillance technique soit à cause d'une production

insuffisante mal anticipée. Cette définition est similaire à celle développée dans [Yang et al., 2008] pour un système hybride Solaire+Eolien couplé à une batterie. Dans cette étude où l’engagement correspond à une demande de consommation, le DTR est alors représenté par la perte de probabilité de fourniture de puissance (*Loss of Power Supply Probability* ou LPSP, cf section 2.5.1.3).

Le producteur est considéré comme ayant respecté le service, donc son engagement, si la part de défaut est inférieure à un seuil contractuel  $DTR^{max}$ . Pour les applications numériques et les simulations des chapitres suivants, la valeur de base de ce seuil est fixée égale à 5% [Lefebvre, 2011].

Il n’y a pas de défaut lors d’une surproduction. Ce cas pourrait représenter un dépassement haut de l’offre mais l’énergie produite en surplus qui ne peut ni être chargée dans le SSE ni fournie au réseau est considérée comme perdue ( $E_{lost}$ ). Cette perte se produit lorsque le stockage est plein et que la production est plus élevée que la borne supérieure admise  $P_{offre}(t) + tol$ . Elle peut être programmée soit par une déconnexion d’une partie des équipements de production soit par une opération des onduleurs/convertisseurs situés juste avant le réseau soit encore via une valorisation en interne de cette énergie (auto-consommation par exemple).

L’énergie  $E_{grid, Serv}$  injectée dans le réseau pendant que le service est satisfait, aux tolérances près, est appelée énergie conforme et est donnée par

$$\begin{aligned} E_{grid, Serv} &= \sum_{t=1}^N (1 - default(t)) \cdot P_{grid}(t) \cdot \Delta t \\ &= \sum_{\substack{1 \leq t \leq N \\ P_{grid}(t) \geq P_{offre}(t) - tol}} P_{grid}(t) \cdot \Delta t. \end{aligned} \quad (2.33)$$

L’intérêt du producteur comme celui du gestionnaire est de minimiser les défauts (respect du service) et de maximiser cette énergie conforme injectée dans le réseau donc les revenus du producteur et, par suite, la rentabilité de l’installation.

Un exemple de production EnRI+SSE fournie au réseau est donné dans la figure 2.13 qui montre les cas d’énergie perdue et de défaut dus à la capacité restreinte du stockage. Les puissances produite (EnRI) et injectée (EnRI+SSE) sont données en kW par MW installé.

Dans cet exemple, lorsque le stockage est plein à 7h30 et que la production est supérieure à l’offre annoncée la veille, l’énergie produite est perdue, au sens défini dans le modèle de stockage, alors que le stockage vide à 18h entraîne, dans un contexte de faible production, un non respect de l’offre appelé défaut. L’on voit naturellement l’intérêt de mettre en place des stratégies qui permettront de limiter ces évènements; c’est ce qui sera fait au chapitre 3.

Deux classes principales de scénarios d’injection réseau ont été définies dans le cahier des charges du projet Enerstock [Lefevre and Guilbaud, 2011]. Ces scénarios correspondent aux exigences requises par le gestionnaire de réseau afin de répondre aux impératifs de prévisibilité et de sécurité d’approvisionnement du réseau. La première classe de scénarios **S1** consiste en la fourniture d’une puissance non garantie mais prévue et lissée la veille

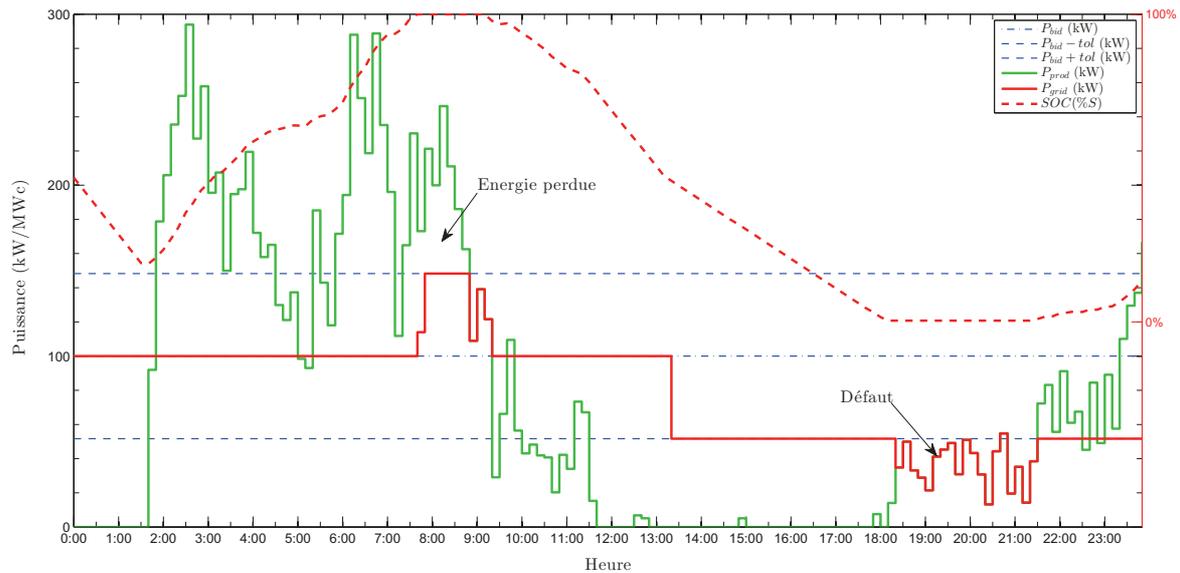


FIGURE 2.13 – Exemple de production EnRI+SSE avec défaut.

pour le lendemain alors que la deuxième classe **S2** permet d'injecter sur le réseau une puissance constante garantie, aux tolérances près, toute l'année. Enfin, afin d'augmenter les puissances fournies, il nous a paru utile d'y ajouter une dernière classe de scénarios **S3** comme combinaison des deux premières. Ce type de scénario comporte une partie non garantie, par exemple hors créneau de pointe, et une partie garantie, par exemple durant la pointe du soir. Les variantes de chaque scénario permettent d'adapter soit le type de puissance fournie (**S1**) soit les horaires de début ou de fin du scénario et de concentrer le scénario **S2** sur des créneaux de pointe plus intéressants financièrement car plus tendus en terme d'approvisionnement.

Ces scénarios seront étudiés plus en détail dans le chapitre 4, en condition opérationnelle où seulement la production antérieure au jour  $J$  et la prévision  $J+1$  sont connues.

## 2.4.2 Description des scénarios

### 2.4.2.1 Scénarios **S1** : puissance prévue et lissée

Le premier type de scénarios **S1** correspond à une puissance

- prévue : le producteur annonce la veille une chronique de production pour le lendemain,
- lissée : la chronique de production est horaire et une interpolation linéaire de la puissance est faite entre chaque heure ronde.

Dans ce type de service, aucun minimum garanti de puissance n'est fourni par le producteur au gestionnaire qui peut donc annoncer une puissance nulle à certaines heures de la journée. Deux profils de chronique horaire, associées à deux variantes des scénarios **S1**, sont envisagés et représentés :

- scénario **S1a** : chronique horaire basée sur la prévision,
- scénario **S1b** : chronique de production constante sur la journée (mais variable d'une journée à l'autre)

La figure 2.14 représente ces deux scénarios du service **S1**.

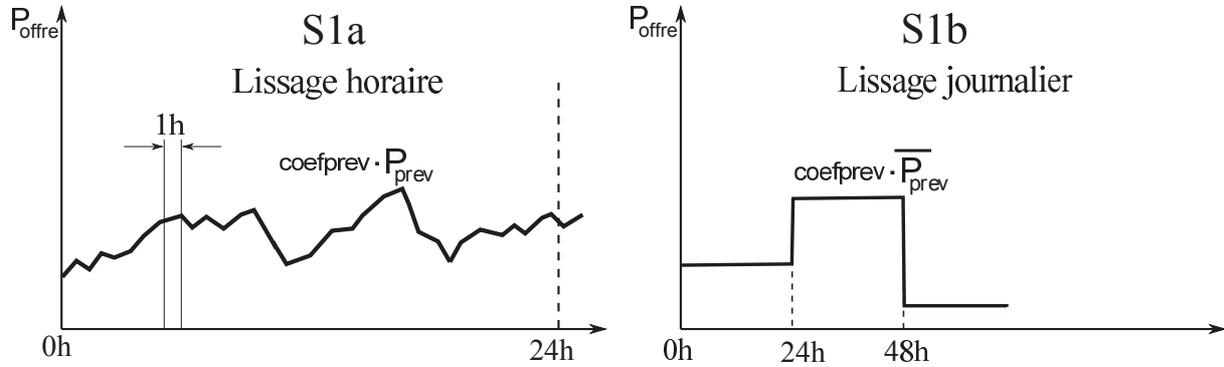


FIGURE 2.14 – Scénarios d'injection réseau S1a et S1b.

Afin d'étudier le niveau de puissance adapté à chaque source pour chaque scénario, le facteur  $coefprev$  est introduit. Ce coefficient multiplicatif positif représente la part de la puissance prévue que le producteur s'engage à fournir la veille pour le lendemain. Ceci conduit pour chaque variante aux définitions suivantes de la puissance annoncée  $P_{offre}$  la veille pour le lendemain :

$$\mathbf{S1a} \equiv P_{offre}(\text{heure}) = coefprev \cdot P_{prev}(\text{heure}) \quad (2.34)$$

$$\mathbf{S1b} \equiv P_{offre}(\text{jour}) = coefprev \cdot \bar{P}_{prev}(\text{jour}) \quad (2.35)$$

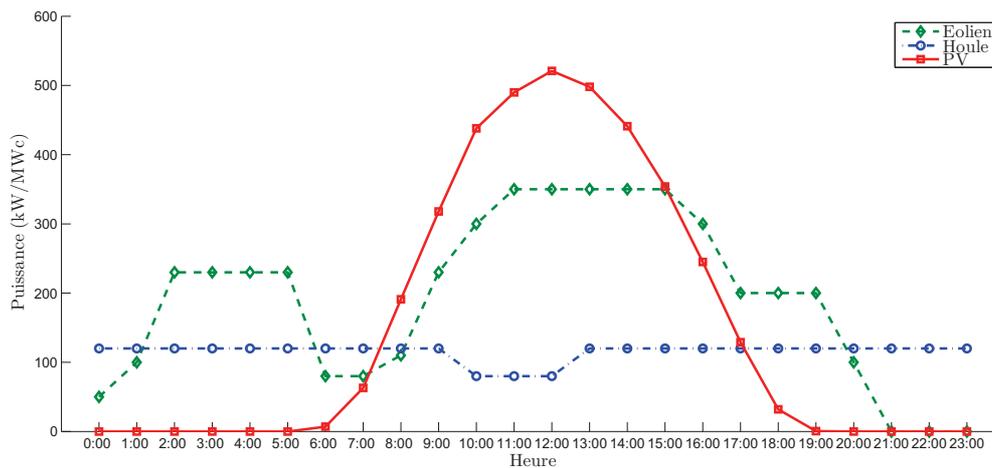
Par exemple, choisir  $coefprev = 1$ , resp. 0,8 et 1,2, dans le scénario **S1b** revient à annoncer chaque jour exactement la moyenne de prévision de puissance durant toute la journée du lendemain, resp. -20% et +20%. Il est envisageable que ce facteur soit réactualisé tous les jours pour le lendemain en fonction des informations disponibles, notamment du seuil de confiance sur la prévision donc de la probabilité que cette prévision se réalise. Plus cette probabilité est grande plus le niveau de puissance annoncé peut être élevé et le coefficient  $coefprev$  proche voire supérieur à 1.

La figure 2.15 donne un exemple d'annonce la veille pour le lendemain dans le cas du scénario S1a.

L'annonce horaire est, au coefficient sur la fourniture de puissance  $coefprev$  près, égale à la prévision horaire du lendemain. Les scénarios **S1** sont donc fortement dépendant de la prévision de puissance, donc météorologique, qui détermine l'offre horaire sur laquelle s'engage le producteur, la veille pour le lendemain.

Bien que ce scénario ne garantisse pas une puissance minimale il permet au gestionnaire :

- d'anticiper la production disponible du lendemain,
- de lisser l'offre i.e. de compenser les variations infra-horaires ou infra-journalières de ce type d'énergie intermittente.

FIGURE 2.15 – Scénario **S1a** - exemples d'annonce EnRI+SSE.

Ces scénarios contribuent donc à améliorer la sécurité de l'approvisionnement énergétique et, par suite, la pénétration des EnRI sur le réseau.

#### 2.4.2.2 Scénarios **S2** : puissance constante garantie

Il est très important pour le gestionnaire afin de sécuriser son réseau de s'assurer à J-1 d'avoir une offre disponible suffisante. Cela implique de pouvoir disposer d'offres garanties c'est-à-dire avec un engagement de fourniture d'une puissance minimale. C'est l'objectif de la classe de scénarios **S2** qui consiste en la fourniture d'une puissance  $P_G$  constante garantie sur l'année, aux tolérances ( $tol$  et  $DTR^{max}$ ) près.

L'estimation de cet engagement de puissance peut être basé sur la prévision, par exemple la moyenne de l'année à venir, ou plus simplement la moyenne de production des années précédentes. Ainsi, pour ce type de service, le coefficient  $coef_{prev}$  ne sera pas utilisé puisque les variables de sortie optimales seront obtenues directement en fonction de la puissance garantie  $P_G$  (cf chapitre 4).

La consommation étant variable sur une journée avec des périodes de pointe (HP) à midi et le soir, il est opportun de définir des plages de production afin de maximiser le service rendu pendant ces créneaux horaires. Trois variantes sont donc envisagées selon qu'aucun, un ou deux créneaux soient définis

- **S2a** : aucun créneau restreint. Le producteur s'engage sur une puissance garantie toute la journée (et toute l'année).
- **S2b** : un seul créneau horaire de production *HP*. Une puissance garantie durant *HP* (heures pleines) et rien en dehors (créneau heures creuses *HC*), si ce n'est les rampes de montée, resp. de descente, en puissance durant l'heure précédente, resp. suivante.
- **S2c** : deux créneaux  $HP1 = [10h;14h]$  et  $HP2 = [19h;21h]$  de puissance garantie sur l'année. Aucune puissance n'est fournie au réseau hors créneaux *HC*, si ce n'est les rampes de montée et de descente durant les heures encadrantes.

Ces définitions sont résumées par les expressions suivantes :

$$\mathbf{S2a} \equiv P_{offre}(an) = P_G \quad (2.36)$$

$$\mathbf{S2b} \equiv P_{offre}(HP) = P_G \quad (2.37)$$

$$\mathbf{S2c} \equiv P_{offre}(HP_{1\&2}) = P_G \quad (2.38)$$

Le scénario **S2b** correspondant à un engagement minimal de puissance durant un créneau horaire fixé sur l'année est lui-même décliné en deux variantes selon le créneau horaire considéré :

- **S2b1** : garantie jour durant  $HP = [7h;17h]$ .
- **S2b2** : garantie pointe du soir  $HP = [19h;21h]$ .

La figure 2.16 résume schématiquement les quatre scénarios du service **S2**.

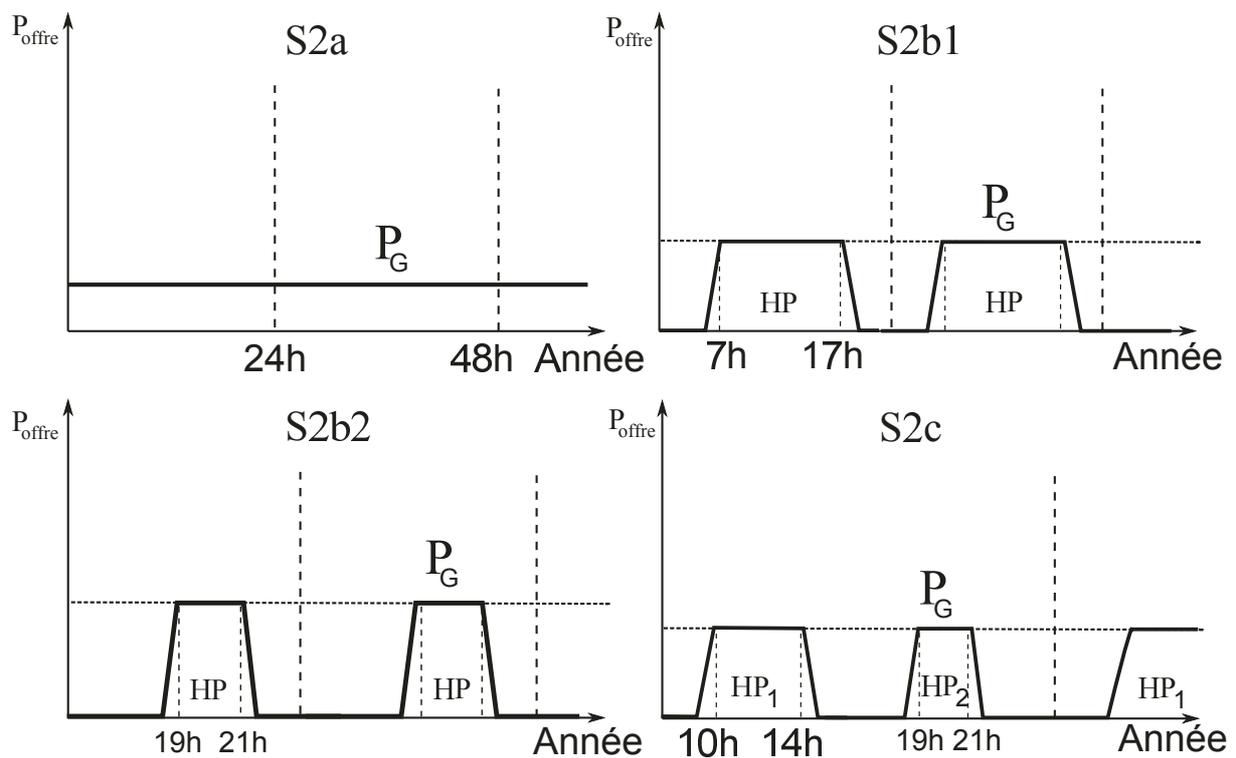


FIGURE 2.16 – Scénarios de puissance garantie **S2**.

Le scénario **S2b2** correspond à un effacement de pointe du soir et est d'autant plus intéressant que le réseau possède déjà une forte intégration EnRI.

## 2.4.2.3 Scénarios S3 : combinaisons de scénarios

Dans l'objectif d'optimiser la fourniture d'énergie sur la journée, deux scénarios différents sont définis sur deux créneaux distincts *HP* (pointe du soir) et *HC* (hors pointe) :

$$HP = [19h ; 21h],$$

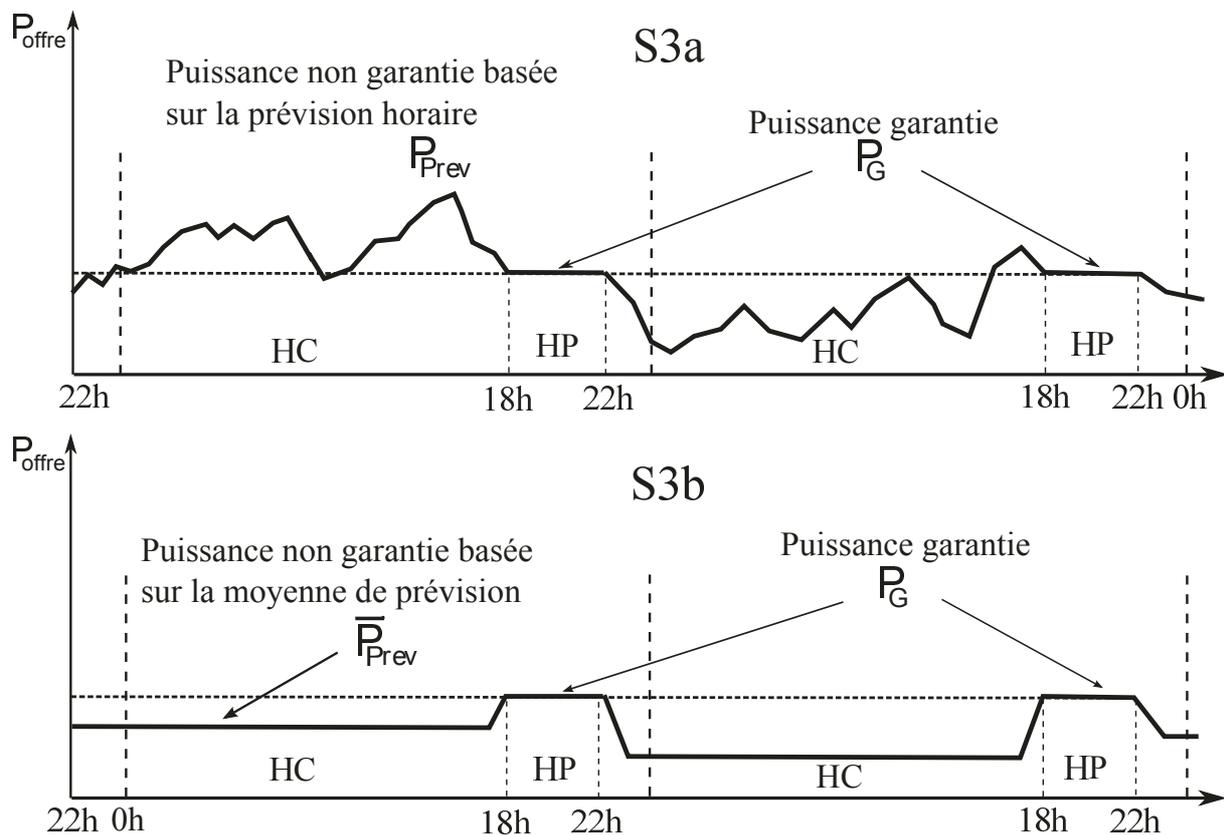
$$HC = [0h ; 24h] - (HP + H_{\text{rampes}}) = [0h ; 18h[ \cup ]22h ; 24h[ = ]22h ; 18h[.$$

Les scénarios **S3** retenus visent à augmenter la puissance fournie lors du pic de demande entre 19h et 21h, grâce au lissage horaire ou journalier durant la période hors pointe (**S1<sub>HC</sub>**) associé à la fourniture d'une puissance garantie en pointe du soir (**S2<sub>HP</sub>**) :

$$\mathbf{S3a} \equiv S1a_{HC} + S2b2_{HP} \quad (2.39)$$

$$\mathbf{S3b} \equiv S1b_{HC} + S2b2_{HP} \quad (2.40)$$

La figure 2.17 présente schématiquement la deux scénarios du service **S3**.



L'intérêt - à priori - de ces combinaisons est non seulement de perdre moins d'énergie lors des heures creuses mais aussi de maximiser la puissance injectée lors de la pointe du soir. Il s'agit ainsi d'augmenter les revenus du producteur donc la viabilité de l'installation EnRI+SSE tout en garantissant au gestionnaire un niveau de service optimisé, notamment en période tendue.

### 2.4.3 Tarification

Il n'y a pas de tarif obligatoire imposé à EDF pour l'achat - revente côté producteur - de puissance EnRI avec stockage. La tarification est proposée par les candidats producteurs à chaque appel d'offres spécifique. Par exemple, AKUO, lauréat de l'appel d'offre de la CRE paru en 2012 (CRE2), a réalisé une installation PV de 9 MW avec un stockage (Li-Ion) de 9 MWh soit 1 MWh/MWc. Son engagement garantit une puissance de 3,6 MW entre 2 heures annoncées la veille. Le tarif de revente pour ce scénario PV+stockage serait compris entre 350 et 400 €/MWh. Il n'y a pas de pénalités pécuniaires directes - somme à reverser au gestionnaire - imposées au producteur en cas de non respect de l'engagement, l'autorité considérant, à juste titre, que le simple fait de ne pas valoriser une production en défaut est déjà très pénalisant.

En fonction du scénario adopté pour l'injection de la production du système, la valorisation économique n'est pas la même. En effet, une puissance garantie constante (**S2**) peut permettre de limiter les investissements dans des systèmes de production utilisant des énergies fossiles. Ce qui n'est pas le cas d'une puissance non garantie constante (**S1**). D'autre part, si l'horaire d'injection correspond à une pointe de consommation, il permettra d'éviter le démarrage de systèmes de production conventionnels dont le coût de l'énergie est élevé (**S2b2**). Le tableau 2.3 donne les ordres de grandeur des coûts évités en fonction du scénario réalisé pour la zone non interconnectée (ZNI) de l'île de La Réunion. La capacité à produire une puissance garantie constante sur un créneau de pointe est donc valorisable à un coût bien supérieur à celui d'une production lissée et prévue.

TABLE 2.3 – Estimation des coûts du combustible et des investissements évités - La Réunion (*Source : EDF-SEI 2013*).

Scénario d'injection réseau		Combustible fossile évité	Investissement évité
<b>S1a</b>	Puissance prévue lissée	100 €/MWh	-
<b>S1b</b>	Puissance constante non garantie	150 €/MWh	-
<b>S2a</b>	Puissance constante garantie	200 €/MWh	300 €/MW
<b>S2b1</b>	Puissance constante garantie créneau	200 €/MWh	100-300 €/MW
<b>S2b2,c</b>	Puissance constante garantie pointe	250 €/MWh	100-300 €/MW

Notons que le tarif de revente  $FIT_0$  correspond à une production revendue directement, sans stockage, au réseau (pas de service spécifique fourni) et  $FIT_{1,2,3}$  est le tarif de revente avec stockage pour les scénarios de type **S1**, **S2** ou **S3**. A priori, la condition  $FIT_0 < FIT_1 < FIT_2$  est vérifiée puisque la puissance garantie peut éviter au gestionnaire de prévoir des moyens de compensation à démarrage rapide tels que les turbines à combustion (TAC), au coût environnemental et financier élevé. De plus, les scénarios **S2** sont plus intéressants pour le gestionnaire que les scénarios **S1**, une puissance minimale garantie

sur l'année améliorant significativement la sécurité de l'approvisionnement par rapport à une puissance non garantie, même prévue et lissée.

## 2.5 Modèle de dimensionnement du stockage

### 2.5.1 Modèles existants

#### 2.5.1.1 Méthodologie

Dimensionner le stockage c'est trouver la taille optimale permettant, compte-tenu de la production et éventuellement des prévisions, de maximiser (ou minimiser) des critères de performance prédéfinis. Les modèles de dimensionnement du stockage, que ce soit en mode connecté (GC) ou non (SA), suivent une méthodologie commune utilisée par la communauté scientifique. Trois types de paramètres d'entrée sont distingués [Mohammadi et al., 2012] :

- les paramètres économiques,
- les paramètres météorologiques (mesures et prévision),
- les paramètres de production (non renouvelable, EnR/EnRI, SSE)

Une procédure d'optimisation est alors effectuée afin de déterminer la configuration optimale en fonction de critères prédéfinis. Les paramètres en sortie sont le coût optimisé, le nombre de modules élémentaires (panneaux PV, turbines éoliennes, batteries...) ou la répartition de production (énergie/puissance) dans le cas d'un système distribué, la taille du stockage ainsi que son fonctionnement associés sur la période, comme indiqué dans la figure 2.18.

Deux types de modèles sont considérés dans la littérature liée au dimensionnement optimal d'un stockage hybride selon que l'on soit en site isolé (SA) ou connecté au réseau (GC). En mode isolé, la contrainte principale sera principalement la fiabilité du système basée sur le taux d'énergie manquante ou non fournie (*loss of power supply probability* ou LPSP). La configuration avec le coût minimal est prise parmi celles qui garantissent la fiabilité de la fourniture d'énergie, inférieure à 2% dans [Yang et al., 2008]. En mode connecté (GC), l'optimum technico-économique est également recherché mais avec une contrainte moins forte sur la fiabilité qui peut être fixée à un seuil permettant d'obtenir un optimum viable.

Cependant les scénarios d'injection réseau du point de vue du producteur tel qu'envisagés dans la présente thèse n'ont été que peu étudiés. C'est par exemple le cas du très répandu logiciel de dimensionnement HOMER qui nécessite d'entrer une charge (demande ou *load*) à satisfaire. Pour autant, une analogie peut être établie entre l'annonce  $P_{offre}$  faite par le producteur au gestionnaire dans le cadre d'un contrat de fourniture d'une puissance garantie ou lissée et la demande classique liée au besoin d'un consommateur final. En effet, ce sont tous deux des profils de puissance qui doivent être respectés par le producteur, souvent à l'échelle d'un ou de quelques bâtiments pour un micro-réseau, afin de satisfaire au mieux, grâce au stockage, la puissance journalière requise i.e. l'offre (en mode GC) ou la demande (en mode SA).

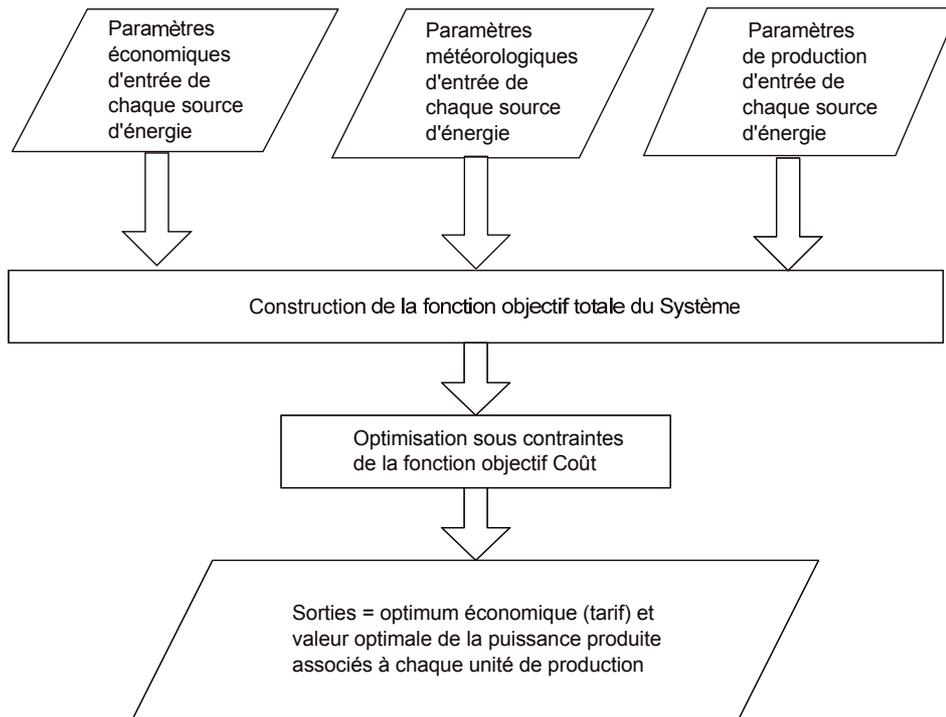


FIGURE 2.18 – Modélisation du dimensionnement : Méthodologie standard.  
Source [Mohammadi et al., 2012]

### 2.5.1.2 Modèles de production

Différents modèles ont été développés afin de caractériser la production PV, éolienne, houlomotrice à partir des mesures météorologiques. Ces modèles permettent de comprendre, de caractériser voire de prédire le fonctionnement d'une installation EnRI. Nous n'en donnerons ici qu'un aperçu puisque ce sont les données historiques qui seront utilisées dans les simulations des chapitres suivants.

#### \*\*\* Eolien

Le modèle production  $P_w$  [kW]/vent  $V$  [m/s] développé dans [Mohammadi et al., 2012] et basé sur une approximation polynomiale cubique prend en compte quatre paramètres : la puissance nominale de la turbine  $P_r$ , la vitesse du vent  $V_r$  associée à la puissance nominale,  $V_{ci}, V_{co}$  la vitesse de coupure basse, haute indiquées dans la figure 2.19. Un exemple de courbe de montée en charge y est donné. Ces caractéristiques spécifiques sont liées essentiellement à la turbine (type, puissance).

#### \*\*\* Energie houlomotrice

Là encore, le modèle et les paramètres caractéristiques dépendent fortement du type d'installation employée. Pour une conversion mécanique de l'énergie de type Pelamis<sup>5</sup> couplée à un stockage à air comprimé, le lecteur pourra notamment se référer à l'article [Hernandez et al., 2014].

5. Le démonstrateur installé par l'entreprise SeaWatt, au large de Saint-Pierre de La Réunion, a été arrêté en 2014 pour raisons financières.

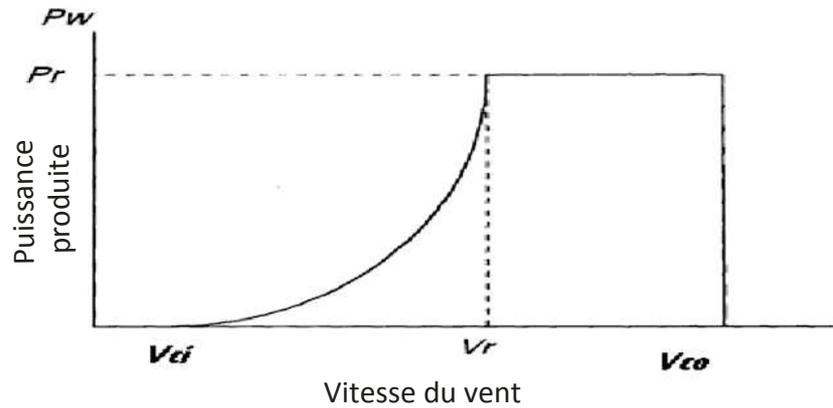


FIGURE 2.19 – Modèle de production éolienne.

### \*\*\* Photovoltaïque ou PV :

Le système photovoltaïque est vu comme une source d'énergie qui transforme l'ensoleillement, les radiations solaires, en énergie électrique. La modélisation utilisée peut être de type "boîte noire" avec une approximation polynômiale [Mohammadi et al., 2012] :

$$P_{PV} = A_{PV}x^2 + B_{PV}x + C_{PV} \quad (2.41)$$

où  $x$  est la radiation solaire en  $W/m^2$ ,  $A_{PV}$ ,  $B_{PV}$ ,  $C_{PV}$  sont des constantes calculées à partir des données mesurées. Des formules simplifiées à partir de l'irradiance incidente  $G_{in}$  en  $W/m^2$  :  $P_{PV} = G_{in} * Surface * \eta_{PV} * \eta_B * \eta_{onduleur}$  sont utilisées dans [Bataineh and Dalalah, 2012].

Des paramètres supplémentaires peuvent être introduits pour tenir compte d'effets plus complexes. Par exemple, cinq paramètres ( $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $R_s$  and  $n_{MPP}$ ) sont intégrés pour la prise en compte des effets non linéaires des facteurs environnementaux sur la performance des panneaux PV [Zhou et al., 2007].

#### 2.5.1.3 Critères de performance technique

Il existe différents critères qui permettent d'évaluer la performance d'un système de production couplé EnRI+SSE [Upadhyay and Sharma, 2014] :

1. critères techniques ou technologiques,
2. critères économiques,
3. critères environnementaux : émissions de GES, impacts paysagers ou fonciers...,
4. critères socio-politiques : acceptabilité social et/ou politique d'un projet, impact sur l'emploi...

Les critères le plus souvent utilisés dans le dimensionnement sont soit des critères uniquement techniques comme la fiabilité du système hybride EnRI+SSE soit également économiques comme sa rentabilité (cf section 2.3.1.2). Dans le choix technico-économique, il s'agit généralement de minimiser le coût total sur la période, en valeur ou par MWh, sous

les contraintes liées au stockage avec des variantes liées au type d'application [Mohammadi et al., 2012].

Cette partie présente les différents critères techniques de mesure de la fiabilité du système, couramment utilisés dans l'étude des systèmes EnRI+SSE [Luna-Rubio et al., 2012]. D'une manière générale, la fiabilité (*reliability*) d'un système de production électrique est sa capacité à satisfaire la demande ou l'engagement de puissance pendant la durée de vie de l'installation. Cette capacité est d'autant plus importante et difficile à obtenir que la production EnRI est, par nature, fluctuante.

**\*\*\* Probabilité de défaut d'approvisionnement LPSP** (*Loss of Power Supply Probability* [%])

Ce concept a été introduit dans [Yang et al., 2003] pour les systèmes isolés. Il permet d'évaluer la fiabilité de la satisfaction de la demande dans le cas d'un système isolé (*Loss of load probability* ou LLP) et représente la part d'énergie non fournie sur l'énergie demandée [Luna-Rubio et al., 2012] :

$$LPSP = \frac{\sum_{t=1}^N DE(t)}{\sum_{t=1}^N P_{load}(t)\Delta t} \quad (2.42)$$

où  $DE(t)$  est l'énergie manquante (*deficit energy*) pendant l'intervalle de temps  $[t; t + \Delta t[$  et  $P_{load}$  est la demande (*load*) due à la consommation.

Une autre définition est posée dans [Yang et al., 2008] et se réfère à la part, en temps et non plus en énergie, de défaut de service

$$LPSP = \frac{power\_failure\_time}{period} \quad (2.43)$$

Une application de ce critère sur une journée en mode SA - PV + batterie - pour des  $LPSP$  de 1% et 2% est alors donnée.

**\*\*\* Probabilité de perte de charge LOLP** (*Loss Of Load Probability* [%])

Le LOLP est la probabilité qu'une situation de LOL survienne, c'est-à-dire un moment où la consommation est supérieure à l'ensemble des moyens de production à disposition, ce qui peut conduire à un délestage. Ce critère est aussi employé dans la sécurité des systèmes électriques nationaux pour le quel le nombre d'heures admissibles de LOL sur une année (*Loss Of Load expectation* ou LOLE) est de 3 heures ( $LOLP = 0,034\%$ ).

**\*\*\* Taux de demande non satisfaite UL** (*Unmet Load* [%])

Il s'agit de l'énergie non fournie durant les LOL divisée par la demande totale annuelle.

**\*\*\* Niveau d'autonomie LA** (*Level of Autonomy*)

LA est définie comme le complément à 1 du ratio entre le nombre d'heures de LOL divisé par le nombre totale d'heures où l'installation est opérationnelle :

$$LA = 1 - \frac{H_{LOL}}{H_{tot}} \quad (2.44)$$

\*\*\* **Energie attendue non fournie EENS** (*Expected energy not supplied*) et **Mesure de fiabilité énergétique EIR** (*Energy Index of Reliability*)

L'EENS est un index probabiliste de fiabilité utilisé dans [Tina et al., 2006] pour une production hybride (éolienne + PV) sans stockage. Cet index mesure l'énergie manquante non fournie au système (réseau /consommateur) à cause d'une production trop faible qui ne permet pas de satisfaire le besoin (engagement producteur/demande locale).

En posant  $L$  la demande et  $P_h$  la puissance produite par le système hybride, l'EENS est donné par :

$$EENS(t) = \begin{cases} E_t - \int_{P_{min}}^{P_{max}} P_t \cdot f_{prod}(P_t) dP_t & \text{si } E_t > P_{max}, \\ \int_{P_{min}}^{P_{max}} (E_t - P_t) \cdot f_{prod}(P_t) dP_t & \text{si } P_{min} \leq E_t \leq P_{max}, \\ 0 & \text{si } E_t < P_{min}. \end{cases} \quad (2.45)$$

où  $E_t$  est l'énergie à fournir,  $P_{min,max}$  la puissance minimale (prise égale à 0), maximale produite et  $f_{prod}$  est la densité de probabilité de la production.

L'EIR est alors définie comme le complément à 1 du rapport de l'énergie manquante totale sur l'énergie à fournir pour la période considérée :

$$EIR = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N EENS(t)}{\sum_{t=1}^N E_t} \quad (2.46)$$

EIR vaut donc 1 si aucune énergie n'a manqué et 0 si aucune énergie requise n'a été fournie.

Dans le dimensionnement d'un système électrique, les critères de fiabilité sont essentiels à sécurité de l'approvisionnement. En mode isolé (SA) mais aussi connecté (GC), il s'agit de répondre au mieux à une demande de consommateurs finaux, ce qui n'est pas la configuration - ferme de production EnRI centralisée, couplée à un SSE, connectée au réseau - que nous avons étudiée. Pour autant, ces critères sont aussi valides dans notre cas en considérant que la demande (consommation) est l'offre i.e. l'engagement de production avec stockage fait par le producteur au gestionnaire, la veille pour le lendemain, dans le cadre d'un contrat de service relatif à un scénario d'injection réseau annuel, d'où

$$LPSP_{offre} \equiv DTR. \quad (2.47)$$

#### 2.5.1.4 Dimensionnement déterministe

Il est important de ne pas confondre un modèle déterministe où chaque variable a une valeur déterminée (entrée) ou à déterminer (sortie) avec une méthode de résolution d'un problème, e.g. programme mathématique, qui, elle, peut être de nature ou comporter un aspect stochastique. C'est le cas, par exemple, des méthodes de Monte-Carlo, d'intelligence artificielle ou métaheuristiques (algorithmes génétiques, réseaux neuronaux, etc) qui seront évoquées dans le chapitre 3.

Les modèles de dimensionnement consistent en l'élaboration puis la résolution d'un programme mathématique du type

$$\min f(x, p) \quad (2.48)$$

$$s.c. \begin{cases} g_i(x) \leq 0, & i = 1, \dots, k \\ h_j(x) = 0, & j = 1, \dots, l \\ L_r \leq x_r \leq U_r, & r = 1, \dots, N \end{cases} \quad (2.49)$$

Les paramètres d'entrées  $p$  sont en général les données météorologiques (vitesse du vent, ensoleillement, hauteur des vagues/période pic...) ou les données historiques de production/prévision. Lors du dimensionnement, les paramètres sont considérés fixes dans le modèle déterministe. Les variables de décision  $x_n, n = 1, \dots, N$  caractérisent quantitativement et qualitativement le système étudié : production et stockage. La fonction objectif  $f$  est liée au point de vue adopté mais consiste souvent à minimiser un coût global. Les contraintes sont liées au stockage mais aussi au problème spécifique, par exemple d'allocation de ressources dans des micro-réseaux (systèmes distribués). Les sorties sont fonction de l'optimum  $x^*$  et représentent le gain attendu. Nous donnerons dans cette section uniquement les grands principes de la modélisation du dimensionnement d'une production EnRI+SSE qui ont guidé nos choix. Pour une étude plus détaillée le lecteur pourra se référer aux articles cités.

Le tableau 2.4 propose une vue d'ensemble des différentes approches du problème de dimensionnement du stockage dans un contexte général (SA/GC, micro-réseau ou ferme) de production électrique d'origine intermittente.

Dans de nombreux modèles, la production PV, éolienne ainsi que le fonctionnement d'un stockage électrochimique sont modélisés via des modules élémentaires de production (panneaux, turbines, batteries en parallèle/série) et l'on retrouve leur nombre (entier) comme variables de décision à optimiser/déterminer [Fetanat and Khorasaninejad, 2015].

Les systèmes distribués, par exemple à l'échelle d'un quartier ou d'une zone d'activité, sont les plus complexes à modéliser et dépassent le cadre du dimensionnement. Du fait de la multiplicité des consommateurs et des sources sur un territoire, ce sont trois types de problèmes qui sont traités dans la littérature [Gamarra and Guerrero, 2015] :

- problème de choix de sources puis de dimensionnement (*power mix selection and sizing*). Dans une zone donnée, il s'agit de choisir les sources les plus adaptées à la demande puis de dimensionner ces sources en fonction des critères d'efficacité technique (fiabilité), économique (rentabilité), environnementaux (émissions CO<sub>2</sub>) voire sociaux ou politiques.
- problème d'allocation de ressources (*siting*) : quels moyens de production à quel emplacement du micro-réseau ? Dans ce problème non seulement les ressources mais aussi leur coût de transmission à l'utilisateur final sont pris en compte. Les consommateurs actuels mais aussi futurs doivent également être intégrés dans la recherche d'une planification optimale.
- problème d'ordonnancement (*scheduling*) : quelle production doit fournir quelle puissance à quel moment ? Ce type de problème a pour objectif la minimisation des coûts opérationnels et environnementaux tout en satisfaisant la demande. Les conditions

TABLE 2.4 – Paramètres du dimensionnement SSE+EnRI.

Source [Iqbal et al., 2014]

Entrées	Sorties
Nombre et type d'unité de production EnRI	Energie totale produite
Superficie utilisée	Nombre et puissance installée des unités de production
Données météorologiques	Durée de vie
Technologie des unités de production	Best mix
Coûts de maintenance	Variabilité de la source EnRI
Mode de fonctionnement	Bénéfice attendu
Durée de vie	superficie estimée
Efficacité	Investissement total
Conditions météorologiques	Localisation des installations
	variables spécifiques liées au type de source
Fonction objectif	Contraintes
Min : Coût total du système	Contrainte environnementale/atmosphérique
Min : Coût par énergie produite	Contrainte sur la gestion de la demande
Min : Superficie de terrain	Contrainte économique/budgétaire
Min : Investissement	Capacité de stockage
Min : Coût total de maintenance	Puissance nominale en charge/décharge
Min : Pollution sonore et GES	Emission de CO2
Min : LPSP	Contrainte social ou règlementaire
Max : Efficacité	Contrainte LPSP
Max : Productivité	Durée de vie des composants
Max : Fiabilité du système	Puissance installée des unités de production
Max : Bénéfices	Contraintes de distribution (lignes)
Max : Durée de vie	Superficie utilisée
Max : Revenus	Nombre d'unités de production
Max : Objectif(s) spécifique(s) au(x) type(s) de sources	Contrainte(s) spécifique(s)

optimales de fonctionnement pour différentes configurations de micro-réseau sont recherchées par différentes techniques d'optimisation relativement à une plusieurs fonctions objectif (*multi-objective optimization*).

Les modèles associés font en général intervenir des doubles sommes portant à la fois sur les variables de décision temporelles mais aussi sur les unités de production considérées [Fossati et al., 2015].

Dans [Maleki et al., 2015], en mode autonome, le respect d'une fiabilité maximale, fixée à 5%, est introduit comme une contrainte :

$$LPSP \leq LPSP_{max} = 5\% \quad (2.50)$$

La prédiction de la production couplée à un modèle météorologique est notamment utilisée dans [Delfanti et al., 2015] pour dimensionner en puissance et en énergie le stockage associé à une ferme photovoltaïque.

### 2.5.1.5 Dimensionnement stochastique

Un aspect important du dimensionnement est l'existence d'incertitude dans des caractéristiques liées à la conception et au fonctionnement du système. Les modèles stochastiques permettent de prendre en compte l'incertitude de certaines variables comme le prix de l'électricité ou plus communément la météorologie ou la demande par nature aléatoires [Giannakoudis et al., 2010]. On ajoute aux quantités déterministes - nous entendons par

là : "déterminées ou à déterminer" - dans les équations des variables aléatoires. La fonction objectif est alors une fonction aléatoire, souvent l'espérance du critère choisi alors que la contrainte stochastique exprime la probabilité que la contrainte déterministe se réalise. Le modèle peut donc être représenté de nouveau sous la forme d'un programme d'optimisation mais comportant certaines variables aléatoires appelé programme stochastique :

$$\min f(x, p, \xi) \quad (2.51)$$

$$\text{s.c.} \begin{cases} \mathbb{P}[g_i(x, p, \xi) \leq 0] \geq \alpha_i, & i = 1, \dots, k \\ \mathbb{P}[h_j(x, p, \xi) = 0] \geq \beta_j, & j = 1, \dots, l \end{cases} \quad (2.52)$$

où  $\xi$  est un vecteur aléatoire de loi  $\mathcal{L}$ .

Dans [Arun et al., 2009], l'inégalité de l'équation (2.52) exprime la contrainte que la probabilité de satisfaction de la demande soit supérieure au seuil de confiance  $\alpha$ .  $\mathcal{L}$  est une loi approchée donnée soit par sa densité soit par sa répartition. Elle est en général obtenue via des considérations physiques et validée de manière empirique. Par exemple, la vitesse du vent peut être modélisée par une loi de Weibull [Haessig, 2014].

Ierapetritou donne une classification des incertitudes [Ierapetritou et al., 1996] :

— **Incertitudes inhérentes au Modèle.**

Ces incertitudes sont liées aux paramètres mécaniques, électriques, chimiques ou physiques utilisées pour représenter chaque sous-système. Ces paramètres incluent des constantes dépendantes des matériaux ou composants fournies soit par les constructeurs soit par l'expérience in situ. Par exemple les membranes dans les piles à combustible et électrolyseurs sont fonction de paramètres tels les coefficients de transfert de masse, les résistances (Ohm), du type de membrane qui dépendent du matériau.

— **Incertitudes inhérentes au Système.**

Les paramètres correspondants sont souvent considérés constants mais peuvent varier en conditions opérationnelles. Par exemple, l'efficacité du SSE entre dans cette catégorie car elle peut fluctuer en fonction de l'usure des composants, matériaux, de la température, des variations de pression...

— **Incertitudes externes.**

Ces incertitudes résultent des variations observées aussi bien dans les conditions environnementales que la demande ou les prix. Les valeurs des paramètres associés sont généralement obtenus grâce à des méthodes de prévision, des données historiques et des indicateurs de marché.

— **Incertitudes discrètes.**

Ces incertitudes sont associées à la disponibilité des équipements ou à d'autres événements ponctuels pour lesquels les valeurs sont généralement données par le constructeur.

Des exemples de variables qui peuvent être stochastiques i.e. pour lesquelles il existe des variations et des incertitudes significatives sont donnés dans le tableau .

TABLE 2.5 – Variables aléatoires du dimensionnement SSE+EnRI

Sous-système	Variable
Prévision	Vitesse du vent, direction
Prévision	Rayonnement solaire, ensoleillement
Prévision	Hauteur des vagues, amplitude
Production	Productible
Demande	Consommation unitaire, globale
Stockage	Tension / Courant batterie
Stockage	Température
Stockage	Etat de charge
Réseau	Prix de l'électricité (marché "spot")

Les modèles stochastiques peuvent aussi intégrer un modèle de prévision [Ghofrani et al., 2014].

## 2.5.2 Modèle développé

### 2.5.2.1 Objectifs et motivations

Dans les modélisations standards de la section précédente, un modèle de production pour une source EnRI spécifique est introduit et conduit à des données simulées de production. Cette production couplée à un SSE doit satisfaire au mieux une demande ("*load*"). La demande est en général soit issue de données historiques soit simulée (moyenne ou journée type mensuelle [Shaahid and Elhadidy, 2007]). Ce n'est pas l'option prise dans ce mémoire où ce sont les données historiques (séries temporelles 10 minutes) de production disponibles pour le solaire et l'éolien qui seront utilisées en entrée des simulations. La production houlomotrice sera simulée à partir des données météorologiques, la hauteur des vagues notamment [Hernández-Torres et al., 2015].

L'objectif pour le gestionnaire est que le service (production lissée ou garantie) contractualisé avec le producteur soit respecté tout au long du contrat. Plusieurs services rendus au réseau peuvent être contractualisés (cf section 2.4) mais d'une manière générale le producteur s'engage sur une offre de puissance  $P_{offre}$  annoncée la veille. La puissance de stockage  $P_{stock}$  vient compenser l'écart entre l'annonce et la production EnRI  $P_{prod}$ . L'objectif pour le producteur est de maximiser ses revenus et par suite l'énergie annuelle  $E_{grid}$  fournie au réseau dans le respect du service. Une contrainte supplémentaire est que l'investissement conséquent réalisé dans le stockage ait une réelle (positive) valeur ajoutée financière au bout de sa durée de vie.

Les modélisations classiques conduisent à un programme sous contraintes, de type linéaire/non linéaire (LP/NLP) éventuellement mixtes en nombres entiers (MILP/MINLP), avec une fonction objectif économique ou technico-économique, sur l'année. Les solutions sont la capacité SSE optimale, éventuellement le nombre d'unités (mode distribué DG),

le coût opérationnel, les intervalles de confiance (modèle stochastique), etc. Nous avons fait le choix de nous placer d'un point de vue opérationnel du producteur qui à chaque pas de temps  $t$  doit se poser la question : combien d'énergie doit-on charger/décharger ? L'objectif étant qu'au bout de chaque année, le scénario ait été respecté avec une bonne rentabilité du système. Nous avons fait ce choix pour trois raisons :

1. les approches directes classiques NLP/IP, MINLP/MILP même résolues par méthodes métaheuristiques (GA, SA, TS...) peuvent être relativement gourmandes en temps dans des problèmes de très grandes tailles (plusieurs centaines de milliers de variables/contraintes) ;
2. une stratégie heuristique opérationnelle d'optimisation du fonctionnement du stockage permet de déduire des solutions technico-économiquement "viables" au problème original ;
3. le respect du service étant la contrainte primordiale à la fois pour le producteur et le gestionnaire, il nous a paru judicieux d'élaborer un modèle permettant d'améliorer la fiabilité du couplage EnRI-SSE puis de le comparer, sur ce critère, à une approche classique de programme linéaire/non linéaire.

### 2.5.2.2 Méthodologie

La recherche d'une capacité optimale nous conduit à l'élaboration d'une méthode heuristique de fonctionnement optimisé du stockage appelée "*charge adaptative*" dont la justification sera donnée au chapitre 3. La démarche adoptée est par conséquent décomposée en deux phases :

1. Recherche de stratégies opérationnelles augmentant la fiabilité du couplage EnRI-SSE (Chapitre 3).
2. Dimensionnement optimal et étude de l'influence de chacun des paramètres d'entrée (analyse de sensibilité), à partir des stratégies retenues (Chapitre 4).

La méthodologie standard de la figure 2.18 est donc reprise mais l'optimisation technico-économique est alors réalisée en 2 étapes :

1. Recherche de la capacité minimale  $S^*$  permettant de respecter le service (aux tolérances admissibles près).
2. Détermination du tarif de revente  $FIT^*$  associé à cet optimum permettant une valeur ajoutée du stockage i.e. un intérêt d'investir dans un SSE, à 20 ans.

Le parti pris dans cette thèse est d'utiliser des données historiques de production qui ont l'inconvénient d'être liées à un site donné pour lequel une installation est déjà opérationnelle depuis plus d'un an. L'analyse qui en découle ne peut donc, à priori, être directement reproduite sur un autre site, ce que permettrait une modélisation de la production à partir des paramètres météorologiques. En contrepartie, l'avantage des séries historiques est de disposer de données de production et de prévision réelles donc fiables, à la mesure près, d'où une analyse plus proche de la réalité bien que moins reproductible. De plus, dans cette configuration la nature aléatoire de la source est directement exprimée et n'a pas à être modélisée. Les arrêts pour cause de maintenance, de vent trop faible, trop fort (cyclone) ou de panne entraînant une production nulle y sont intégrés.

### 2.5.2.3 Dimensionnement optimal du stockage

Pour des caractéristiques du SSE données, en particulier sa capacité utile, le problème initial est de déterminer le fonctionnement optimal qui minimise le tarif nécessaire permettant une rentabilité du stockage à 20 ans tout en respectant le service. D'un point de vue technique, cela revient à maximiser l'énergie totale injectée directement proportionnelle au revenu annuel, sous les contraintes de puissance, de capacité et de profondeur de décharge.

En posant, comme inconnue à déterminer le  $N$ -vecteur

$$y = P_{stock}, \quad (2.53)$$

le problème original peut être formulé comme suit :

$$\min FIT^{tris20}(y) \text{ s.c. } \begin{cases} DTR(y, t) < DTR^{max} \\ -P_{charge, max} \leq y(t) \leq P_{decharge, max} \\ SOC_{min} \leq SOC(y, t) \leq SOC_{max} \\ dod(y, t) \leq dod^{max} \end{cases}, t = 1, \dots, N \quad (\mathbf{NLP}). \quad (2.54)$$

Le problème original est donc un problème non continu, non linéaire (*Non Linear Programming* ou NLP) de grande taille. Dans le chapitre 3, seront présentées des méthodes et stratégies pour résoudre ce programme (**NLP**). Nous chercherons alors à obtenir, en un temps de calcul court, des solutions optimisées de bonne qualité.

### 2.5.3 Synthèse

Dans le cadre du dimensionnement où l'on cherche à calculer la taille optimisée du stockage, celle-ci n'est plus une variable d'entrée mais une sortie  $S^*$ , capacité minimale conforme i.e. permettant de respecter le service avec un taux de défauts

$$DTR \leq DTR^{max} \quad \equiv \quad \text{Respect du service} \quad (2.55)$$

D'autres variables secondaires de sortie (résultat) technique n'ont pas été retenues en première approche :  $\overline{SOC}$ ,  $\sigma_{SOC}$  valeur moyenne et écart-type de l'état de charge du stockage (% $S$ ), ainsi que  $SOC_{use}$  = temps d'utilisation du stockage (%année). Ce ne sont pas des critères principaux d'optimisation mais peuvent apporter des informations sur la manière dont le stockage est utilisé. De même, le nombre de cycles annuel  $N_{cycles}$  sera donné le cas échéant mais ne constituera pas, en tant que tel, un critère d'optimisation pour les raisons évoquées dans la section 2.2.3.3.

D'une manière générale, l'exposant \* et les termes "optimal" ou "optimisé" indiquent que la sortie est issue d'un processus d'optimisation (simulations itératives du modèle de charge adaptative) aboutissant au respect du service. Nous emploierons le terme "optimisé" au lieu d'optimal lorsque nous ferons référence à la stratégie heuristique, appelée *charge adaptative* (**CA**), élaborée dans le chapitre 3. En effet, cet algorithme (cf annexe A)

ne garantit pas un optimum global mais une solution réalisable sous-optimale bien que proche, en un sens qui sera précisé, de l'optimum.

Le tarif de revente optimisé  $FIT^*$  est celui qui permet, dans le respect du service, un retour sur investissement dans le stockage *tris* de 20 ans. Le prix de revente  $FIT$  est considéré constant sur l'année, un marché de l'énergie ayant peu de sens dans des zones non interconnectées (ZNI) où les acteurs sont peu nombreux et, par conséquent, l'équilibre offre-demande fortement biaisé.

Les coûts relatifs de maintenance opérationnelle, en pourcentage de l'investissement ont été pris égaux pour le stockage et la centrale de production EnRI. Cette approximation globale ne détaille les coûts de fonctionnement car ceux-ci comportent généralement une part fixe qui dépend plus du type d'installation que de l'investissement.

Les revenus engendrés par la production avec stockage n'ont pas été retenus car directement proportionnels à l'énergie injectée dans le respect du service. Il nous a paru plus intéressant d'obtenir un tarif de revente cohérent plutôt que de le fixer pour étudier un temps hypothétique de retour sur investissement. En effet, en l'état actuel du marché, des temps de retour de plus de 50 ans sont impraticables alors que des tarifs supérieurs à 500 €/MWh sont utopiques.

En résumé, le dimensionnement du SSE étudié est un problème d'optimisation technico-économique d'un programme non linéaire de grande taille, avec au total :

- 3 sources : solaire PV, éolien, houle,
- 7 scénarios : 2 non garantis (**S1a,b**), 4 garantis (**S2a,b1,b2,c**) et 2 combinés (**S3a,b**),
- 22 variables d'entrée : 15 techniques et 7 économiques,
- 5 variables de sortie : 4 techniques et 1 économique

et, pour chaque jeu de données - production et prévision -  $N = 8760$  (pas de temps  $\Delta t = 1$  heure) à  $N = 52560$  (10 minutes) variables de décision  $P_{stock}(t)$ ,  $t = 1, \dots, N$ .

Les critères d'évaluation des solutions (sorties) sont :

1. **Fiabilité** =  $1 - DTR^*$ .

La fiabilité est représentée par la part du temps, en %, où l'engagement de puissance (scénario) est respecté : 100%, resp. 0%, signifie un engagement toujours, resp. jamais, respecté ( $DTR^* < DTR^{max}$ ).

2. **Profitabilité** =  $FIT_0/FIT^*$ .

Nous la définissons comme valeur ajoutée du SSE. Plus cette valeur est proche de 0 - par exemple, inférieure à 25% - moins un producteur aura intérêt d'investir dans le stockage de sa production EnRI. Une valeur ajoutée de 100% signifie que le gain du stockage en terme de puissance injectée - qualité de service (scénario) et quantité (énergie revendue) - au réseau compense exactement son coût, sur 20 ans.

3. **Productivité** =  $E_{grid, Serv}^*$ .

Il s'agit de la productivité conforme du système, exprimée en % $E_{prod}$  i.e. la part de l'énergie injectée - EnRI+SSE - dans le respect du service (scénario sur lequel s'est engagé le producteur). Une valeur de 100% signifie que le producteur a réussi, via le stockage, à injecter autant d'énergie que toute la production intermittente, non plus au fil de l'eau mais en respectant un scénario prévu, lissé ou garanti.

4. **Efficacité** =  $1 - E_{lost}^*$ 

L'efficacité du couplage SSE+EnRI est définie comme le complément à 1 de la part d'énergie perdue rapportée à l'énergie EnRI produite annuellement  $E_{prod}$ . Moins il y a d'énergie perdue et plus le stockage a été efficace dans le respect de l'engagement relatif à un scénario. Une efficacité de 100% signifie que toute l'énergie intermittente produite peut être injectée, grâce au SSE, afin de satisfaire au scénario de fourniture de puissance considéré, aux tolérances admises -  $tol$  et  $DTR^{max}$  - près.

Ces critères sont classés dans l'ordre d'importance c'est-à-dire que l'on cherchera en tout premier lieu à respecter les service, puis parmi les solutions fiables, retenir les plus rentables.

Il est à noter que le modèle retenu comporte deux paramètres d'entrée importants non considérés, dans le processus de dimensionnement, comme variables : la production de la centrale  $P_{prod}$  et la prévision à J-1  $P_{prev}$ . Ces paramètres sont dépendants de chaque source d'EnRI sur chaque site/année. L'influence de la qualité de prévision est analysée sous 2 formes : indirectement via le niveau de puissance annoncé (variable  $coefprev$ ) et directement par le degré de précision de la prévision (variable  $alpha$ ) qui permet de faire varier l'erreur et, par suite, la qualité de la prévision. Pour le service **S1**, c'est cette erreur, fonction et de la production et de la prévision, qui devra être compensée, au mieux, par le stockage via la méthode de charge adaptative implémentée. Ces données seront présentées et examinées dans le chapitre 3.

Les variables d'entrée/sortie considérées sont regroupées dans le tableau 2.6 suivant. Les puissances sont rapportées au MW installé (EnRI).

Notons que dans un calcul de revenus sans dimensionnement optimal (chapitre 3), le tarif de revente de l'énergie pour le scénario  $Sn$  n'est plus une sortie mais une entrée notée  $c_{Sn}$  (ou simplement  $c_S$  s'il n'y a pas d'ambiguïté), resp.  $c_{Sn,Dtr}$  (ou  $c_D$ ) pour le tarif de revente de l'énergie conforme i.e. injectée dans le respect du scénario, resp. en défaut.

En conclusion, le problème de dimensionnement optimal est posé comme un problème de programmation non linéaire. Ce programme pourrait être traité de manière directe (solveurs ad hoc) mais sera résolu à travers la recherche d'une gestion d'énergie heuristique 'optimisée' (*charge adaptative*) permettant de dimensionner le SSE. Les deux méthodes - directe et heuristique - seront comparées, du point de vue de la fiabilité d'abord, dans le chapitre 3.

TABLE 2.6 – Variables technico-économiques du modèle de dimensionnement.

$i$	Variable d'entrée $X_i$	Description
Variables techniques		
1	$P_{charge,max}$	Puissance maximale de charge [kW/MWc]
2	$P_{decharge,max}$	Puissance maximale de décharge [kW/MWc]
3	$S$	Taille de stockage [kWh/MWc]
4	$SOC_0$	Etat de charge initial [% $S$ ]
5	$SOC_{min}$	Etat de charge minimal [% $S$ ]
6	$SOC_{max}$	Etat de charge initial [% $S$ ]
7	$DOD_{max}$	Profondeur de décharge maximale [% $S$ ]
8	$\eta_{charge}$	Rendement en charge du stockage [%]
9	$\eta_{decharge}$	Rendement en décharge du stockage [%]
10	$tol$	Tolérance sur la puissance injectée dans le réseau [kW, % $\bar{P}_{prod}$ ]
11	$DTR^{max}$	Taux de défaillance maximal admissible [%année]
12	$seuilC$	Seuil de charge adaptative [% $S$ ]
13	$seuilD$	Seuil de décharge adaptative [% $S$ ]
14	$coefprev$	Part de la prévision annoncée [%]
15	$\alpha$	Facteur de qualité de la prévision [%]
Variables économiques		
16	$inv$	Investissement installation EnRI [M€/MWc]
17	$om$	Maintenance annuelle de la centrale [%inv]
18	$c_{stock}$	Coût unitaire de stockage [€/kWh]
19	$dv_{stock}$	Durée de vie du stockage [année]
20	$act$	Taux d'actualisation annuel [%]
21	$infl$	Taux d'inflation annuel [%]
22	$tax$	Taxe publique sur les revenus [%]
$j$	Variable de sortie $Y_j$	Description
1	$S^*$	Capacité minimale permettant de respecter le scénario i.e. $DTR^* < DTR^{max}$ et inférieure à 2 [MWh/MWc]
2	$E_{grid}^*$	Energie injectée dans le réseau associée à l'optimum $S^*$ [% $E_{prod}$ ] Mesure de la productivité totale
3	$E_{grid,Serv}^*$	Energie injectée dans le respect du service, à l'optimum [% $E_{prod}$ ] Mesure de la productivité conforme
4	$E_{lost}^*$	Energie perdue, à l'optimum [% $E_{prod}$ ] Mesure de l'efficacité
5	$E_{lack}^*$	Energie manquante, à l'optimum [% $E_{prod}$ ]
6	$FIT^*$	Prix de revente ( <i>Feed-In Tariff</i> ) minimal (< 400 €/MWh) pour un retour sur investissement fixé à 20 ans, associé à $S^*$

# Chapitre 3

## Optimisation

### 3.1 Introduction

Le chapitre 2 a présenté les modèles technico-économiques retenus en vue de l'implémentation d'un outil de gestion d'un Système de Stockage d'Énergie (SSE) couplé une production d'électricité d'origine renouvelable intermittente (EnRI). Une synthèse du problème de dimensionnement sous forme de programme d'optimisation non linéaire (**NLP**) de grande taille a été donnée. La construction d'une loi de gestion "optimisée" - pas nécessairement optimale - appelée charge adaptative est développée dans le présent chapitre. Cette loi permettra de dimensionner le SSE afin de respecter avec des tailles de stockage viables, en conditions opérationnelles et aux tolérances admises près, le scénario sur lequel le producteur s'engage annuellement, tout en lui garantissant un intérêt économique à investir dans ce stockage.

D'une manière générale, les problèmes d'optimisation sont des problèmes de recherche de minimum (ou maximum) d'une fonction d'une ou plusieurs variables soumises ou non à des contraintes. Ces problèmes sont courants dans tous les domaines de la physique, de la chimie, de l'économie, des sciences sociales ou environnementales... Ce chapitre présente les principales méthodes utilisées pour l'optimisation du couple EnRI-SSE mais ne détaille pas tous les algorithmes. L'objectif de cette partie n'est pas de donner une liste exhaustive de méthodes et outils de ce vaste domaine qu'est l'optimisation ou programmation mathématique mais plutôt d'exposer les différentes options possibles et les choix qui ont été faits dans cette thèse. Nous avons donc pris le parti de limiter les considérations théoriques générales ; pour une revue plus complète des méthodes, le lecteur pourra utilement se référer aux citations ainsi qu'aux nombreux livres s'y rapportant, notamment [Allaire, 2006, Chong and Zak, 2013, Rao, 1996].

Une approche intégrant diverses méthodes de résolution de ce problème d'optimisation original est abordée dans le présent chapitre. En premier lieu sous l'angle général des méthodes et outils disponibles pour ce type de problème : non linéaire, non différentiable avec un grand nombre de variables et des données incertaines. Puis des heuristiques, ou stratégies, basées sur une méthode simple de résolution, l'algorithme glouton, adaptée à la structure du problème sont proposées et regroupées sous le nom de "charge adaptative". En deuxième lieu, différents modèles sont élaborés conduisant à des programmes non

linéaires (**NLP**), linéaires (**LP**), linéaires mixtes en nombres entiers (**MILP**). Un modèle de référence (**M\***) est sélectionné sur le critère de fiabilité d'abord puis de productivité et d'efficacité du couplage EnRI+SSE. Enfin, une comparaison est effectuée entre ce modèle et la charge adaptative (**CA**).

## 3.2 Méthodes et outils d'optimisation SSE+EnRI

### 3.2.1 Problèmes d'optimisation

#### 3.2.1.1 Cadre général

Nous rappelons la définition d'un problème d'optimisation, dans sa version déterministe :

$$\begin{aligned} & \min_{X \in \mathbb{R}^N} f(X) \\ & \text{sous les contraintes } g(X) \leq 0 \end{aligned} \quad (3.1)$$

où  $X$  sont appelées variables de décision (cf chapitre 2).

$f$  est appelée la fonction objectif et  $g = (g_k)$  représente l'ensemble des contraintes auxquelles sont soumises les variables.  $g$  définit ainsi le domaine des contraintes appelé domaine de faisabilité ou domaine réalisable. Notons qu'il est possible de transformer les inégalités en égalités en rajoutant des variables (*slack* en anglais). Si  $g$  ne dépend pas de  $X$ , le problème est un problème d'optimisation sans contraintes, sinon d'optimisation sous contraintes.

Si le nombre de variables  $N$  est grand (plusieurs dizaines voire centaines de milliers) et que l'ensemble des solutions est fini, le problème est un problème d'optimisation combinatoire (ou discret) où l'on cherchera plutôt à utiliser des méthodes dites de recherche opérationnelle (*operation research* ou RO). Ce sont des méthodes développées pour traiter des problèmes de grande taille : problèmes de planification, d'ordonnancement, d'emploi du temps, de tournée de véhicules, de routage dans les réseaux de télécommunications ...[Allaire, 2006]. Ces problèmes d'optimisation combinatoire sont NP-difficiles i.e. sont résolus en un temps qui augmente de façon exponentielle avec la taille. Par exemple, le problème du voyageur de commerce (*Traveling Salesman Problem* ou TSP) avec 100 variables - villes - nécessiterait des siècles à être énuméré exhaustivement. Le mot méthode peut être entendu dans ce chapitre comme algorithme. Nous ne donnerons pas de version détaillée des algorithmes mais nous nous bornerons à présenter les caractéristiques principales qui ont conduit à leur utilisation dans des problèmes de gestion ou dimensionnement optimal SSE+EnRI.

Il est possible de classer les problèmes d'optimisation en deux types (cf chapitre 2, section modèle de dimensionnement) :

- déterministe : la variable de décision  $X$  garde une valeur déterminée si les conditions initiales de sa réalisation sont inchangées. Dans l'optimisation déterministe, la programmation robuste (*robust programming*) cherchera à ce que la solution ne soit pas trop sensible à des variations des conditions initiales ;

- stochastique : certaines variables  $X_i$  sont aléatoires de loi connue ou approchée ou de caractéristiques (espérance, variance) estimées.

D'autres classifications sont envisageables [Yang, 2010] : mono / multi objectif, avec / sans contraintes, uni / multimodal, discret / continu / mixte, contraintes et/ou fonction objectif non linéaire / quadratique / de type cône du second ordre (*second order cone* ou SOS) / linéaire.

Plusieurs types de contraintes peuvent être définies :

1. contraintes de bornes  $X_{min} < X < X_{max}$ . Le domaine de définition est un pavé.
2. contraintes linéaires  $A \cdot X = b$  ou  $A \cdot X \leq b$  ou  $b_1 < A \cdot X < b_2$ . Le domaine des contraintes est alors un polyèdre.
3.  $X$  réel, entier, binaire ou mixte. On parle alors d'optimisation continue, discrète ou mixte. Certains solveurs acceptent également un type "semi-continu" ou "semi-entier" signifiant que la variable peut prendre soit la valeur 0 soit tout autre valeur, réelle ou entière, du domaine de définition [IBM, 2013, Gur, 2013].

Plus  $f$  est régulière, par exemple une ou deux fois continûment différentiable, plus les méthodes pourront utiliser des théorèmes assurant soit la convergence soit l'établissement d'un procédé direct de recherche de solutions. Ces théorèmes sur les conditions d'optimalité, tels le théorème de Lagrange, de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) ou les conditions nécessaires, suffisantes de premier, second ordre (*first, second-order necessary, sufficient conditions* ou FONC, SONC, SOFC) en optimisation sous contraintes, se basent en effet sur l'existence et la régularité de la dérivée première ou seconde de la fonction objectif et des contraintes.

L'optimisation "globale" ou "prévisionnelle" consiste à trouver une solution au problème NLP original, avec la connaissance, à chaque instant, de l'ensemble des données futures. Lorsque l'avenir est incertain, il s'agit d'optimisation réactive [Riffonneau, 2009]. L'obtention de solution(s) dans l'optimisation globale nécessite la globalité des données, historiques ou estimées, de production EnRI et de prévision météorologique sur toute la période considérée (journée/semaine, mois/année). Elle est qualifiée de déterministe si les variables de décision ou paramètres ont une valeur déterminée (ou à déterminer).

La recherche "locale" diffère de l'optimisation "globale" en ce sens que le parcours de l'espace des solutions se fait uniquement en fonction des voisins proches d'une solution courante qui peut être incomplète i.e. construite au fur et à mesure. Une application au dimensionnement du stockage en est donnée à travers la *charge adaptative* exposée dans le présent chapitre (cf section 3.3) qui peut s'apparenter à une stratégie d'un jeu à 2 joueurs - producteur et gestionnaire - cherchant chacun à maximiser leur gain. La question est alors de savoir, à chaque instant  $t$ , quelle est la meilleure stratégie de compensation (charge/décharge) appelée gestion optimale du SSE, sachant ce qui s'est passé les jours/instants précédents, notamment l'état de charge du stockage ainsi que la prévision, la production, etc. Dans ce cadre, l'effet de l'incertitude sur les données sera évalué par l'impact de la qualité de prévision sur les résultats.

### 3.2.1.2 Dimensionnement SSE optimal

Nous présentons dans cette section les principales caractéristiques de l'optimisation du dimensionnement et du fonctionnement (*ESS optimal sizing and management*) d'un système de stockage d'énergie (SSE) couplé à une production d'énergie renouvelable intermittente (EnRI). Dans [Upadhyay and Sharma, 2014], les méthodes de dimensionnement optimal SSE-EnRI sont classées en cinq catégories indiquées dans la figure 3.1.

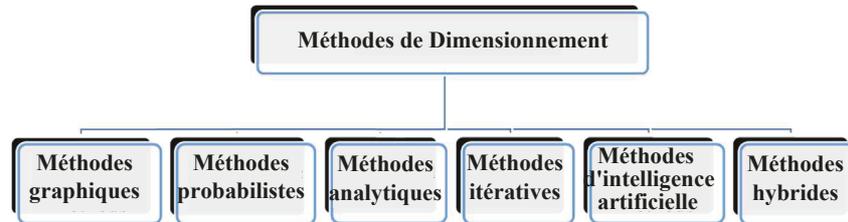


FIGURE 3.1 – Méthodes de dimensionnement de SSE couplé à une production EnRI.  
Source [Upadhyay and Sharma, 2014].

Une revue plus complète des méthodes de dimensionnement a été menée notamment dans [Chauhan and Saini, 2014], [Dufo-López et al., 2009], et Luna [Luna-Rubio et al., 2012]. Les méthodes probabilistes prennent en compte l'incertitude sur les données, notamment la prévision ou le prix de l'électricité dans le cas de marchés interconnectés de l'Énergie (prix spot).

Il existe deux manières de réaliser le dimensionnement optimal d'un SSE couplé à une production d'EnRI :

- soit l'on construit ou définit une loi de gestion, optimale ou sous-optimale, d'énergie qui minimise le ou les critères choisis (technique, économique, environnementaux). Puis dans un deuxième temps cette politique est appliquée de manière itérative afin de déterminer la capacité et la puissance optimale du SSE ;
- soit dans la boucle d'optimisation principale, l'on cherche à la fois et la politique de gestion et la capacité de stockage optimales.

Dans les articles de dimensionnement cités, c'est la première voie qui est choisie. Typiquement dans [Belfkira et al., 2011], la loi de gestion est donnée - a priori - à travers des règles simples, en posant  $\Delta P = P_{RE} - P_{load}$  la différence de puissance, entre la production renouvelable et la demande, à compenser soit par la batterie soit par le générateur diesel. Si  $\Delta P > 0$  (excès d'énergie) alors  $Charge(\Delta P)$ . Si la batterie est pleine alors l'énergie en excès est perdue. Dans le cas contraire (manque d'énergie), si  $\Delta P$  peut être fourni par la batterie alors  $Décharge(\Delta P)$  sinon  $\Delta P$  est produit par le générateur diesel. La deuxième voie est plus délicate à mettre en oeuvre [Haessig, 2014].

Dans les méthodes proposées, l'optimisation nécessite la connaissance de toute la production. Il n'y a pas d'aide à la décision à chaque pas de temps ce qui conduit à un dimensionnement qui minimise un coût ou maximise la fiabilité mais dont il est difficile d'en déduire des décisions optimales - consignes de fonctionnement SSE - à chaque instant. C'est pourquoi nous proposons une démarche différente procédant de façon inverse :

une gestion optimisée du SSE, relative au(x) critère(s) choisi(s), avec des décisions heuristiques basées, notamment, sur la situation et les données connues à l'instant  $t$  est d'abord élaborée. Cette aide à la décision est alors utilisée pour dimensionnement optimal. Le modèle développé au chapitre 2 permet de tester et de choisir différentes stratégies de façon à déterminer et comparer des solutions viables. L'objectif n'est pas d'obtenir une solution optimale globale mais de déterminer des stratégies de gestion améliorant en priorité la fiabilité du couplage puis sa productivité/rentabilité.

## 3.2.2 Programmation linéaire, non linéaire et stochastique

### 3.2.2.1 Problèmes déterministes

Les classes les plus étudiées sont les problèmes de Programmation linéaire (LP) avec des variables réelles ou en nombres entiers (Programmation Linéaire en Nombre Entiers ou *Integer Linear Programming*, ILP) ou encore mixtes - (*Mixed-Integer Linear Programming* ou MILP).

Un des premiers algorithmes performants de programmation linéaire dû à G.B. Dantzig en 1947 est l'algorithme du SIMPLEX. Dans cette méthode, les sommets du polyèdre des contraintes qui augmentent la fonction objective sont recherchés. Cependant la complexité de cet algorithme peut, au pire, être exponentielle même si, en général, ce n'est pas le cas (*exponential worst-case complexity*). C'est pourquoi les recherches se sont orientées vers des méthodes fournissant des solutions en un temps polynomial. Kachiyan en 1979 fut le premier à présenter une telle méthode mais avec plus d'intérêt théorique que pratique puis Karmakar en 1984 proposa un nouvel algorithme polynomial de programmation linéaire. Ce travail engendra le développement des méthodes dites de point intérieur [Allaire, 2006]. Un des prolongements de ces méthodes furent les algorithmes de type primal-dual [Wright, 1997]. L'algorithme des points intérieurs, à l'origine destiné aux LP est aujourd'hui utilisé non seulement pour les ILP/MILP mais aussi pour les NLP dans les solveurs, par exemple dans la fonction `fmincon` d'optimisation non linéaire sous contraintes de MATLAB.

La programmation quadratique a permis de résoudre de nombreux problèmes non linéaires (mais différentiables). Les méthodes les plus connues telles la programmation quadratique séquentielle ou SQP utilisent une approximation quadratique de la fonction objectif et du Hessien. Le problème (NLP) originel (cf chapitre 2) pourrait être approché par un problème quadratique (QP) qui minimise la différence quadratique entre la puissance SSE et la compensation requise sous des contraintes de capacité linéaires [Bridier et al., 2014]. Nous verrons, au chapitre 4, dans quelle mesure cette approche n'est pas satisfaisante. Dans les problèmes comportant des variables de décision entières/binaires (IP/MIP, MILP, MINLP) de grande dimension, une méthode souvent utilisée consiste à décomposer le domaine des contraintes à explorer en régions faisables bornées par des frontières alignées sur des entiers. Les domaines sont ainsi "séparés", puis la région à explorer en premier est "évaluée" : c'est la méthode la séparation-évaluation ou *branch-and-bound* en anglais. La séparation permet d'obtenir une méthode générique pour énumérer toutes les solutions tandis que l'évaluation évite l'énumération systématique de toutes les solutions.

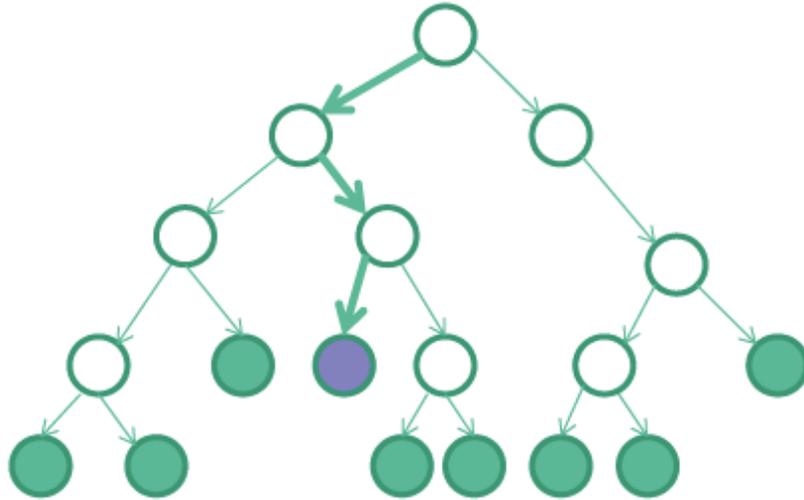


FIGURE 3.2 – Méthode de séparation-évaluation dans la programmation mathématique.

Le principe des coupes de Gomory est de remplacer les contraintes dans le PLNE par d'autres contraintes linéaires (les coupes) qui correspondent à l'enveloppe convexe des variables entières se trouvant à l'intérieur du polyèdre  $\{x \in \mathbb{R}^N | Ax \leq b, x \geq 0\}$ .

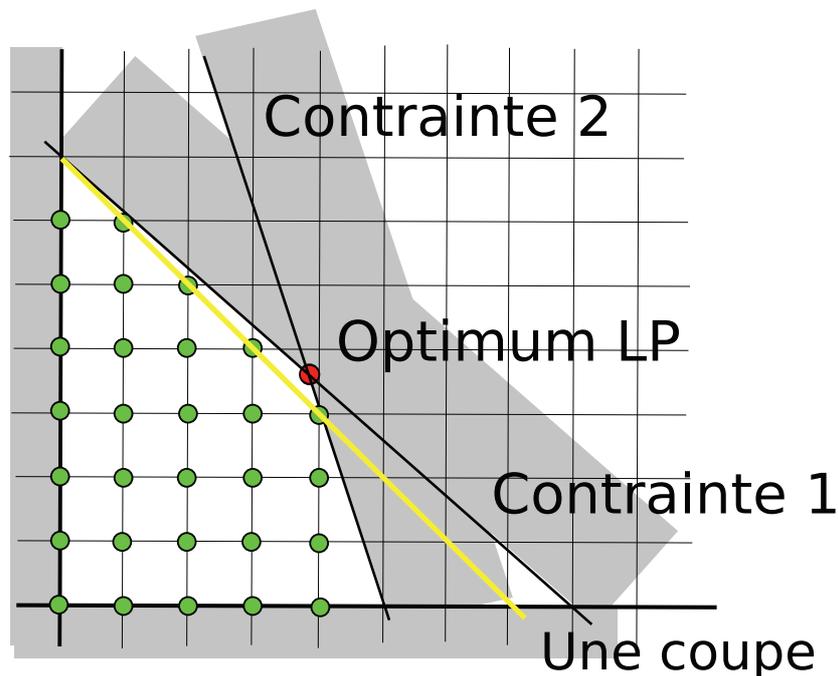


FIGURE 3.3 – Méthode de coupes dans les programmes linéaires en nombres entiers (ILP).

La plupart des solveurs linéaires (LP / ILP / MILP) utilisent les méthodes de Branchement/Séparation (*Branch and Cut*). Lorsque la fonction objectif n'est pas différentiable ou que sa dérivée n'est pas ou difficilement accessible, il est nécessaire de disposer de méthodes ne faisant pas intervenir les dérivées (*derivative- ou gradient-free optimization*),

par exemple le Nelder-Mead downhill simplex method [Nelder and Mead, 1965]. Mais ces méthodes sont très sensibles au point de départ, près ou loin de la solution, et peuvent rester coincées dans des minima locaux. Les méthodes métaheuristiques permettent d'éviter cet écueil.

### 3.2.2.2 Prise en compte de l'incertitude

Les méthodes précédentes sont dites déterministes en ce sens que tous les paramètres du système sont exacts et déterminés. Mais en réalité une incertitude existe toujours, notamment dans le cas de propriétés physiques des matériaux (SSE, onduleurs, générateurs, composants divers...) ou encore lorsque des prévisions sont en jeu. Dans cette vision plus proche de la réalité, les variables sont des variables aléatoires. Il s'agit alors d'un problème d'optimisation stochastique qui peut être écrit comme

$$\begin{aligned} \min_{X \in \mathbb{R}^N} f(X, \xi) \\ \text{sous les contraintes } g(X, \xi) \leq 0 \end{aligned} \quad (3.2)$$

où  $\xi$  est une variable aléatoire de loi de probabilité souvent non connue de manière exacte mais modélisée empiriquement.

Trois approches de prise en compte de l'incertitude sont possibles : l'analyse de sensibilité, la programmation robuste et la programmation stochastique [Yang, 2010].

L'analyse de sensibilité consiste à évaluer la sensibilité de la solution (sorties) à des variations des paramètres (entrées), par des méthodes d'échantillonnage donc de parcours de l'espace des entrées. Relativement simple à implémenter dans le cas d'échantillons de type Monte-Carlo, la qualité de l'analyse est contrainte par le temps de calcul nécessaire, notamment dans le cas de fonctions complexes et longues à évaluer (solution d'une EDP<sup>1</sup> par exemple) ainsi que par l'intervalle discrétisé de variation des paramètres (borne min./max., pas).

La programmation robuste cherche à s'assurer que la solution trouvée n'est pas sensible à de petites variations des paramètres. Elle peut être vue comme intermédiaire entre l'analyse de sensibilité et la programmation stochastique puisque les paramètres dits incertains n'ont pas une valeur déterminée mais prennent leur valeur dans un intervalle défini appelé domaine d'incertitude. Par exemple, dans le cas d'un programme linéaire (LP)  $\min\{c^T x : A \cdot x \leq b\}$ , la version robuste du problème sera

$$\min\{c^T x : A \cdot x \leq b, \forall A \in \mathbb{I}_A, c \in \mathbb{I}_c, b \in \mathbb{I}_b\} \quad (3.3)$$

où  $\mathbb{I}_A, \mathbb{I}_c, \mathbb{I}_b$  sont les domaines d'incertitude i.e. l'ensemble des réalisations possibles des données incertaines [Ben-Tal et al., 2009].

La programmation stochastique - *stochastic programming* - vise la résolution des problèmes d'optimisation contenant des variables aléatoires du type 3.2. Pour résoudre numériquement le programme stochastique, on considère que  $\xi$  a une série finie de réalisations possibles  $\xi_1, \dots, \xi_K$  appelées scénarios. Deux méthodes de résolution d'un programme

---

1. EDP = Equation Différentielle Partielle

stochastique peuvent être utilisées : résolution de l'équivalent déterministe et pour la programmation linéaire l'algorithme stochastique de Benders [Kall and Mayer, 2005]. En effet, l'équivalent déterministe ayant souvent un nombre de variables ou de scénarios trop importants pour une résolution directe, la décomposition de Benders [Benders, 1962] permet d'obtenir des équivalents déterministes résolus en un temps raisonnable. Si la probabilité de  $\xi$  est connue ou approchée, les solveurs chercheront plutôt à résoudre le problème

$$\min_{X \in \mathbb{R}^N} \mathbb{E}_\xi[f(X, \xi)] \quad (3.4)$$

$$\text{sous les contraintes } \mathbb{E}_\xi[g(X, \xi)] \leq 0 \quad (3.5)$$

L'avantage de la programmation stochastique est bien sûr de prendre en compte l'information probabiliste dans le modèle même ; Cependant, l'implémentation est plus délicate, notamment en cas de contraintes non linéaires. Une discussion plus approfondie des concepts et méthodes associés peut être trouvée par exemple dans [Birge and Louveaux, 1997].

### 3.2.2.3 Application au dimensionnement optimal

Les modèles couramment utilisés sont des programmes mixtes en nombre entiers (MILP/MINLP [Abbaspour et al., 2013]) où la fonction objectif coût est économique (NPC[Zhou et al., 2010], LCOE[Lazou and Papatsoris, 2000]) ou technique (LPSP [Maleki et al., 2015], LA [Luna-Rubio et al., 2012]) et les contraintes sont non linéaires. Des variables binaires modélisent, dans le cas de plusieurs unités de production, le déclenchement ou pas de tel moyen de production, la revente ou l'utilisation (charge stockage) de l'énergie [Fathima and Palanisamy, 2015]. Dans ces études, la période est généralement de 24h à quelques jours et le système est considéré retrouver le même état à la fin de la période [Berrada and Loudiyi, 2016].

Le problème sous sa forme non linéaire gagnera à être linéarisé sous la forme (MILP) pour lequel on dispose de méthodes plus performantes, notamment dans le cas de problème de grande taille (étude infra-horaire sur une année).

L'approche probabiliste - prise en compte des variations aléatoires de certains paramètres tels les conditions météorologiques - permet de présenter des résultats dont la probabilité (Méthode de Monte-carlo) est supérieure à un seuil de confiance donné  $\alpha$  [Arun et al., 2009],

Dans [Sinha and Chandel, 2015], parmi les techniques dites classiques (graphiques, itératives, probabilistes, par compensation/risque), la programmation linéaire est présentée comme la technique permettant d'améliorer le plus la qualité de la décision. D'autre part, il est souligné que ce modèle est plus flexible que les autres dans le sens où un large éventail de problèmes peuvent être modélisés et facilement résolus de cette manière.

### 3.2.3 Programmation dynamique

#### 3.2.3.1 Cadre général

Introduite par Richard Bellman en 1957 [Bellman, 1957], la programmation dynamique est une méthode de résolution des problèmes d'optimisation séquentielle. Un problème d'optimisation séquentielle est défini par<sup>2</sup> :

1.  $N$  : le nombre de périodes considérées,
2.  $x_k \in S_k$  l'état du système au début de la période  $k$ ,
3.  $u_k \in U_k(x_k)$  : décision devant être prise à la période  $k$ ,
4.  $w_k$  : bruit aléatoire (éventuellement nul), suivant une loi de probabilité  $H_k(\cdot|x_k, u_k)$ .

Dans le cas où  $w$  est nul l'on parle de programmation dynamique déterministe, stochastique sinon.

Le système dynamique est décrit par la formule séquentielle :

$$x_{k+1} = f_k(x_k, u_k, w_k), k = 1, \dots, N \quad (3.6)$$

où les  $f_k$  sont appelées fonctions de transfert. Le coût total  $J$  à minimiser, engendré par le processus complet de décision est donné par

$$J = g_{N+1}(x_{N+1}) + \sum_{k=1}^N g_k(x_k, u_k, w_k), \quad (3.7)$$

où  $g_k(x_k, u_k, w_k)$  est la fonction de coût associée à la période  $k$  et  $g_{N+1}(x_{N+1})$  le coût total de l'état atteint à la fin du processus.

Une politique de décision est une suite de fonctions  $(\mu_1, \dots, \mu_N)$  dans laquelle  $\mu_k$  associe à chaque état  $x_k \in S_k$  une décision  $u_k = \mu_k(x_k)$ . Cette politique est admissible si pour tout  $k \in \{1, \dots, N\}$  et  $x_k \in S_k$  :  $\mu_k(x_k) \in U_k(x_k)$ . La programmation dynamique est fondée sur le principe d'optimalité de Bellman : "toute politique optimale est formée de politiques résiduelles optimales". Ce principe est le fondement de l'algorithme d'optimisation associé qui procède depuis la période  $N$  jusqu'à la période 1, selon les étapes suivantes :

$$\begin{aligned} (\forall x_{N+1} \in S_{N+1}) \quad J_{N+1}(x_{N+1}) &= g_{N+1}(x_{N+1}) \\ (\forall k \in \{N, \dots, 1\}) \quad J_k(x_k) &= \min_{u_k \in U_k(x_k)} \mathbb{E}(g_k(x_k, u_k, w_k) + J_{k+1}(f_k(x_k, u_k, w_k))) \end{aligned} \quad (3.8)$$

où l'équation 3.8 est appelée "équation de Bellman".

#### 3.2.3.2 Dimensionnement optimal

La formulation 3.6 est particulièrement adaptée au problème de fonctionnement optimal d'un SSE. En effet, si l'on ne tient pas compte du fait que les paramètres (capacité, efficacité,...) se dégradent au fil des cycles, l'état de charge  $x_{t+1} = SOC(t+1)$  ne dépend

---

2. [http://www.isima.fr/vbarra/IMG/pdf/programmation\\_dynamique.pdf](http://www.isima.fr/vbarra/IMG/pdf/programmation_dynamique.pdf), cours de Vincent Barra, ISIMA, Clermont-Ferrand, Nov. 2006.

que de l'état précédent  $SOC(t)$  à l'instant  $k = t$  et de la puissance (décision)  $u_t = P_{stock}(t)$ . La condition nécessaire au principe d'optimalité de Bellman et, par suite, de la programmation dynamique peuvent donc être appliquées. L'équation de Bellman est en lien étroit avec la théorie des graphes puisque la solution est le plus court chemin i.e. de coût minimal dans un graphe où chaque noeud représente l'état de charge du stockage  $SOC(t)$  et chaque arête passant de l'état  $t$  à  $t + 1$  a un poids égal au coût technico-économique associé. La fonction coût peut être, par exemple, la fonction indicatrice de défaillance  $defaut(t)$  définie au chapitre 2 ou le coût de la plus-value énergétique du stockage.

Dans la thèse soutenue par Y. Riffoneau [Riffonneau, 2009], la programmation dynamique est appliquée au dimensionnement d'un stockage par batteries couplé à une production PV. La solution optimale est vue comme le plus court chemin dans le graphe des différents états ( $SOC=20,30,40\dots,90\%$ ), à chaque instant, du système SSE (figure 3.4). Le coût de chaque arc associé est la différence de la valorisation économique de la puissance échangée avec le réseau et, selon un modèle de vieillissement, de la perte de capacité dans l'intervalle de temps (10 min.). La gestion réactive recalcule, pour chaque journée, en fonction des prévisions court-terme le poids de chaque arc et détermine la nouvelle politique optimale en partant de l'état final connu :  $SOC(\text{final})=SOC(\text{initial})=50\%$ .

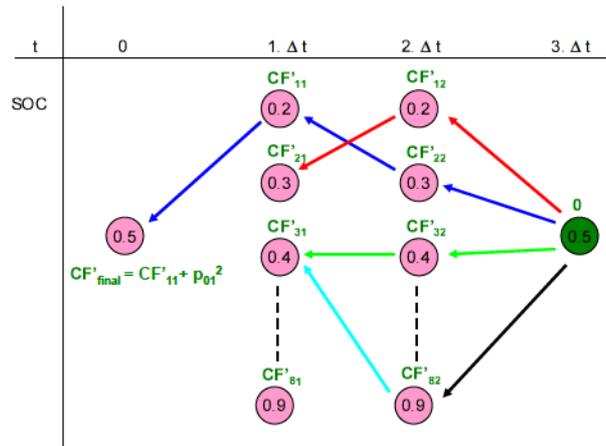


FIGURE 3.4 – Recherche de gestion SSE optimale par programmation dynamique.  
Source Y. Riffoneau, 2009.

Les résultats sont donnés au pas de temps 10 min. sur 24 heures (figure 3.5). En effet, la programmation dynamique nécessite de la mémoire et un temps de calcul important pour des simulations sur des pas de temps plus fins (infra-minute) ou des périodes plus longues (année) [Lu and Shahidehpour, 2005].

Dans ce cas, le SSE-batterie (10 batteries 12V en série) est de taille fixée 12 kWh, d'efficacité 90%, pour 3 kWc de PV. L'objectif est le fonctionnement optimal permettant de répondre à la demande au meilleur coût.

La programmation dynamique stochastique (*stochastic dynamic programming* ou SDP) reprend ce principe en tenant compte des incertitudes. P. Haessig<sup>3</sup> applique l'équation

3. Thèse soutenue en Juillet 2014 à l'Ecole Normale Supérieure de Cachan - Laboratoire SATIE.

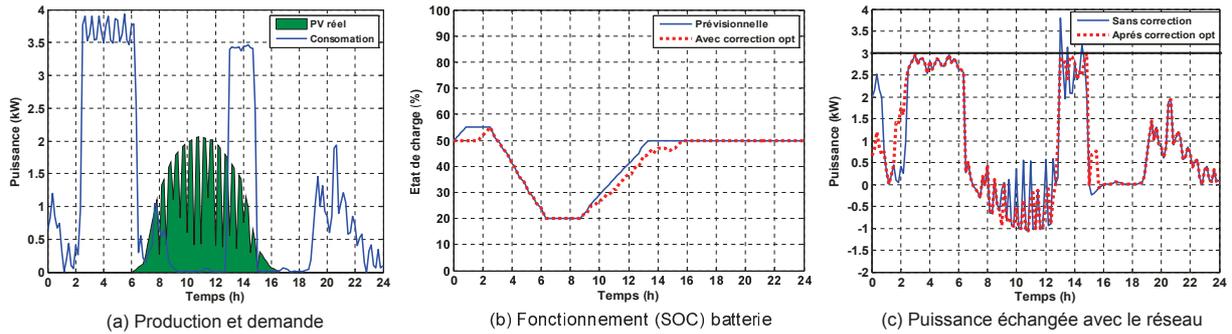
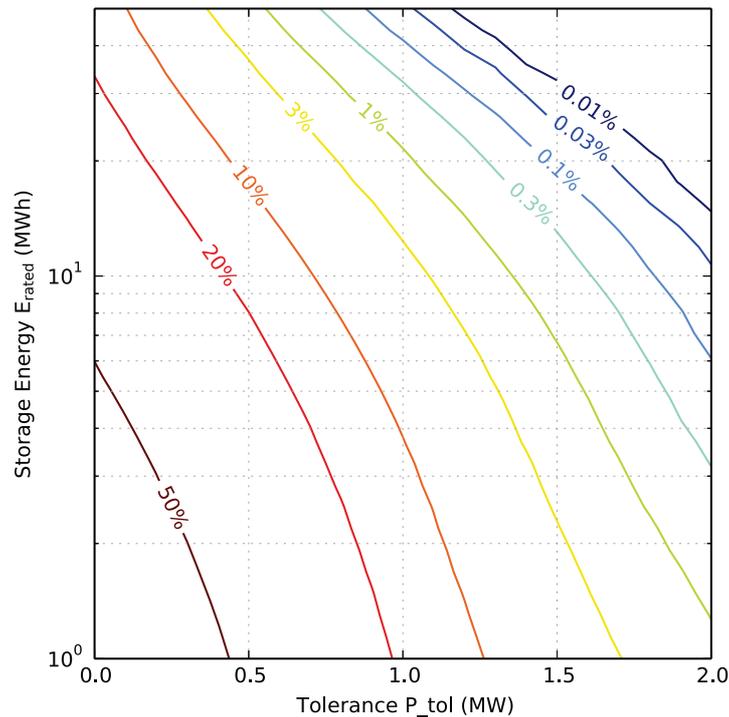


FIGURE 3.5 – Fonctionnement SSE optimal par programmation dynamique.

(3.8) à la recherche d'une gestion optimale de l'énergie SSE-EnRI [Haessig, 2014]. La partie aléatoire  $w$  modélise le bruit relatif aux erreurs de prévision  $P_{err}$  corrélés par un facteur  $\Phi = 0,8$ , ce qui permet de générer des prévisions ou trajectoires. L'algorithme est alors utilisé pour minimiser l'espérance du coût de gestion associée à ces prévisions.

Cette gestion optimale est utilisée pour dimensionner le stockage. Les résultats sont présentés notamment en fonction de la tolérance sur la puissance fournie au réseau, comme dans la figure suivante 3.6, pour une ferme éolienne de  $P_{inst} = 10$  MWc. L'indication chiffrée sur chaque courbe correspond à la limite tolérée du taux de défaillance (DTR ou LPSP) pendant laquelle l'engagement n'est pas tenu.

FIGURE 3.6 – Dimensionnement optimal (SDP) : Tolérance vs Capacité SSE.  
Source Thèse P. Haessig, 2014

Par exemple, pour une tolérance de 1 MW soit  $10\%P_{inst}$ , P. Haessig obtient qu'il faut, sur le site étudié (La Perrière, La Réunion), une capacité d'au moins 8 MWh, soit 800 kWh/MWc pour avoir moins de 5% de non-respect du scénario.

### 3.2.4 Métaheuristiques et heuristiques

La non-linéarité, la multimodalité, la grande irrégularité des fonctions à minimiser peuvent rendre les méthodes itératives classiques inefficaces. Un autre problème peut venir du nombre important, par exemple plusieurs dizaines voire centaines de milliers, de variables de décision. La nonlinéarité conjuguée à la grande dimension, comme dans notre cas (cf modèle NLP présenté en fin de chapitre 2), compliquent encore plus les choses. Par exemple, en optimisation combinatoire, le problème du voyageur de commerce (TSP) avec 100 villes donne lieu à  $100! \simeq 9,3 \cdot 10^{157}$  combinaisons, ce qui rend impossible toute tentative d'énumération des trajets possibles. Il faut donc trouver des méthodes plus efficaces. Les algorithmes heuristiques puis métaheuristiques ont été développés pour traiter de ce type de problème combinatoire NP-difficile. Les métaheuristiques peuvent être classées en 2 catégories : à solution unique (*single-solution based* ou *trajectory metaheuristics*), à population de solutions (*population-based metaheuristics*) [Yang, 2010].

#### 3.2.4.1 Métaheuristiques à trajectoire

La première catégorie d'algorithmes métaheuristiques est constituée des méthodes itératives à solution unique, basées sur un algorithme de recherche de voisinage. L'algorithme démarre avec une solution initiale et l'améliore pas à pas en choisissant une nouvelle solution dans son voisinage. Les méthodes les plus utilisées sont les méthodes de descente (*hill climbing*), le recuit simulé (*simulated annealing* ou SA), la recherche tabou *tabu search* ou TS, la recherche adaptative aléatoire gloutonne (*greedy randomized adaptive search procedures* ou GRASP), recherche par voisinage variable (*variable neighborhood search* ou VNS), recherche locale itérée (*iterated local search* ou ILS) [Boussaïd et al., 2013].

La recherche tabou et le recuit simulé ont été appliqués avec succès dans de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire y compris liés aux systèmes électriques. Le désavantage de ces méthodes est que leur efficacité dépend beaucoup de la façon dont les paramètres internes - la liste tabou ou la température - sont construits et utilisés [Sadegeh, 2011]. Dans cet article, une comparaison est faite entre les méthodes SA, TS avec la programmation mixte en nombre entier (MIP) classique. L'objectif est l'optimisation d'un système de production et de distribution (*power system planning*) au regard du coût en émissions carbone. L'auteur conclut que TS et SA peuvent avoir, selon le réglage des paramètres internes, des résultats proches en nombre d'itérations mais inférieurs à la programmation mixte en nombres entiers. L'algorithme génétique (cf section ci-dessous) donne de meilleurs résultats, en terme de qualité et de rapidité (+37 à 43%), que TS et SA.

#### 3.2.4.2 Métaheuristiques à population

L'autre classe d'algorithmes métaheuristiques s'inspire en général des comportements naturels ou biologiques et sont qualifiés d'évolutionnaires. Les premiers ont été les algorithmes génétiques (*Genetic Algorithms* ou GA) développés par John Holland à la fin des années 60. Depuis, d'autres méthodes ont été élaborées, utilisées et testées dans le cadre de l'optimisation de système électrique, de gestion optimale d'énergie et de dimensionne-

ment de système de production : colonie de fourmis (*Ant Colony Optimization* ou ACO), à particules (*Particles Swarm optimization* ou PSO) mais aussi DHS, Bat/Bee optimization, Intelligence Artificielle... [Baños et al., 2011].

Une grande partie des articles de dimensionnement a été effectuée avec et GA et PSO, éventuellement améliorés ou adaptés à la structure du problème. Une comparaison entre PSO et GA est effectuée dans [Mohammadi et al., 2012] pour la conception optimale d'un micro-réseau montrent des résultats très proches (moins de 0,1% d'écart dans l'évaluation du coût optimal). Dans [Sinha and Chandel, 2015] les algorithmes génétiques sont analysés comme les plus utilisés en matière de gestion et de dimensionnement optimaux SSE-EnRI, notamment pour les systèmes hybrides PV-Éolien+SSE ou PV-Éolien-TAC+SSE et les systèmes distribués avec stockage. Les performances de différents algorithmes évolutionnaires appliqués au dimensionnement optimal ont été évalués par [Maleki et al., 2015] pour des systèmes PV-Éolien+SSE. Sept méthodes heuristiques ou métaheuristiques d'optimisation ont été testées, selon le critère du coût total, et comparées : PSO, TS, IHS (recherche basée sur les harmonies), IHSBSA (IHS+SA), ABSO (*Artificial Bee Swarm Optimization*). Les auteurs concluent que ABSO montre des résultats plus prometteurs que pour les six autres algorithmes.

Le point commun des méthodes métaheuristiques, parfois appelées méthodes stochastiques, d'optimisation est qu'elle procèdent par la définition d'un cadre heuristique général qui peut être utilisé, avec peu d'adaptations, pour des problèmes d'optimisation spécifiques différents. C'est là un des avantages des méthodes métaheuristiques qui s'appliquent même dans le cas non continu ou non différentiable ou d'une dérivée difficilement calculable donc dans une classe beaucoup plus large de problèmes d'optimisation que les méthodes itératives classiques. D'autre part, elles se révèlent souvent efficaces dans les problèmes de très grande taille et, de surcroît, peuvent bénéficier de théorèmes de convergence tout en fournissant en un temps raisonnable des solutions de bonne qualité. L'inconvénient de ce type de méthodes est l'existence de paramètres à régler afin d'obtenir une convergence satisfaisante, par exemple le taux de mutation (*crossover*) dans les algorithmes génétiques.

Le dimensionnement, en mode autonome (SA), d'un système hybride Éolien-PV couplé à un stockage électrochimique a été optimisé grâce à un algorithme génétique dans [Yang et al., 2008]. La capacité optimale de batterie est calculée en fonction du taux de défaut de service admissible ou LPSP (cf chapitre 2) pris égal à 1 ou 2%. La solution correspondant à un LPSP de 1% comporte 6 kWc en éolien et 12,8 kWc PV couplés à une série de 6 batteries d'une capacité totale de 14,4 kWh soit 766 Wh/kWc. Pour 2% de défauts, avec 6+11,5 kWc éolien+PV, un ratio de 686 Wh/kWc est obtenu.

### 3.2.4.3 Heuristiques

L'heuristique, dans le sens où nous l'entendons, est donc "une stratégie de recherche de solution permettant de produire des solutions acceptables - de qualité satisfaisante - à un problème complexe en un temps raisonnable". Il faut distinguer les heuristiques, par exemple des stratégies de placement dans le problème des dames ou des cavaliers sur un échiquier, des métaheuristiques qui appliquent à chaque étape une heuristique. Dans les méthodes heuristiques, l'on applique une stratégie, aléatoire ou pas, qui permet de trouver une bonne solution pas forcément optimale rapidement. Remarquons que certains

articles parlent parfois d’heuristique (“*heuristic*”) pour ce que X. Yang a défini comme métaheuristique à trajectoire : Dynamic Harmony search ou DHS.

Dans le cadre de la gestion d’énergie et dans toute la suite, le mot heuristique est lié à la gestion empirique *rule-based control* fondée, en général, sur l’expertise du gestionnaire. Les heuristiques associées font alors intervenir des conditions (‘*Si...Alors...Sinon*’) basées sur l’état du système afin d’orienter au mieux la décision à chaque instant. La mise en oeuvre d’une optimisation “myope” c’est-à-dire sans connaissance du futur constitue, à ce titre, une loi de gestion empirique. Quoique très liées à la structure du problème ainsi que des paramètres d’entrée - production et prévision annuelles relatives à un site donné par exemple - l’avantage de ces méthodes est :

1. de tenir compte de l’expérience acquise dans le domaine,
2. de fournir une solution de “bonne” qualité, bien que souvent non optimale, en un temps de calcul rapide,
3. de dégager des processus décisionnels ou consignes de contrôle claires et facilement implémentables donc utilisables et testables en conditions opérationnelles.

Par exemple, l’heuristique simple “ $P_{stock} = P_{err}$ ” que l’on pourrait qualifier de gloutonne et qui consiste à compenser exactement, dans la mesure du possible (capacité/puissance SSE disponibles), l’écart entre la production EnRI est appliquée dans [Haessig, 2014] afin de la comparer à une optimisation proactive.

### 3.2.5 Outils d’optimisation

La recherche d’un dimensionnement optimal peut se ramener à la résolution d’un problème d’optimisation, linéaire ou non, sous contrainte. C’est pourquoi, avec l’intérêt grandissant du stockage comme vecteur d’accroissement de la pénétration des EnRI (cf chapitre 1), des logiciels et des méthodes d’optimisation ont été utilisés ou parfois développés ces dernières années afin de minimiser les coûts totaux et optimiser le fonctionnement du stockage. Le nombre d’articles consacrés aux algorithmes d’optimisation de systèmes hybrides EnRI-SSE a ainsi été multiplié par 10 de 1999 à 2009 [Baños et al., 2011]. Cet intérêt croissant est notamment dû à la complexité des systèmes étudiés, souvent non linéaires et de grande dimension. Les méthodes employées sont deux ordres : soit des logiciels déjà développés, commerciaux ou libres, soit des implémentations ad hoc adaptant des existants ou développant de nouveaux algorithmes d’optimisation.

#### 3.2.5.1 Solveurs

Un solveur est un logiciel permettant de résoudre un problème d’optimisation. Il existe une multitude de solveurs<sup>4</sup> libres, propriétaires ou de licence académique gratuite. Certains sont spécialisés dans la programmation linéaire<sup>5</sup> ou quadratique d’autres dans l’optimisation non linéaire. Tous ne permettent pas une prise en compte de l’incertitude,

---

4. [https://en.wikipedia.org/wiki/List\\_of\\_optimization\\_software](https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_optimization_software),  
<http://www.orms-today.org/surveys/LP/LP-survey.html> (Août 2015).

5. [https://en.wikipedia.org/wiki/Linear\\_programming](https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_programming).

comme le font par exemple AIMMS, COIN-OR (libre), DECIS, LINDO ou encore les solveurs accessibles sur le serveur NEOS.

Les méthodes principales utilisées sont les méthodes du simplexe (primal-dual), des points intérieurs, de la séparation-réduction (*Branch and Cut*), des fonctions barrière, du domaine actif (*active set*).

Les solveurs parmi les plus connus et les plus couramment employés sont :

- logiciels propriétaires (commerciaux) : CPLEX (IBM), GUROBI (Gurobi Optimization), XPRESS (FICO), MOSEK.
- logiciels libres : COIN-OR, SCIP.

Des environnements intégrés incluant des méta-langages de description et de formalisation du problème à résoudre ont également été développés : AIMMS, GAMS, AMPL... mais certains solveurs comme CPLEX peuvent avoir leur propre interface.

Certains logiciels proposent une interface soit intégrée soit en API vers la plupart des solveurs : GAMS, TOMLAB ou encore le package libre MATLAB OPTI TOOLBOX, développé par l'Université d'Auckland, fournit une interface Matlab (*mex file*), libre et gratuite, vers une grande partie des solveurs existants, libres ou propriétaires. L'*Optimization Toolbox* du logiciel commercial MATLAB propose des fonctions adaptées à chaque type de problème : NLP = `fmincon`, QP = `quadprog`, LP = `linprog` et `bintprog` (variables binaires).

### 3.2.5.2 Logiciels ad hoc

Un des logiciels les plus répandus dans le dimensionnement de SSE couplé à des EnRI est HOMER<sup>6</sup> développé par la National Renewable Energy Laboratory (NREL) dans les années 90. D'autres logiciels tels HYBRIDS, HOGA, RET SCREEN, TRNSYS, WEB OPT ont depuis fait leur apparition avec des spécificités pour chacun. Pour une revue complète le lecteur pourra se référer à [Connolly et al., 2010, Upadhyay and Sharma, 2014, Chauhan and Saini, 2014]. D'une manière générale, ces logiciels fonctionnent sur une analyse "*bottom-up*" suivant le schéma 3.7 d'une ou plusieurs sources EnRI (hybridation) couplée(s) à un système de stockage+onduleur, dans le but de répondre à une demande (*load*) connectée (*grid connected* ou GC) ou non (*stand-alone* ou SA) au réseau.

---

6. Hybrid Optimization Model for Electric Renewables (HOMER).

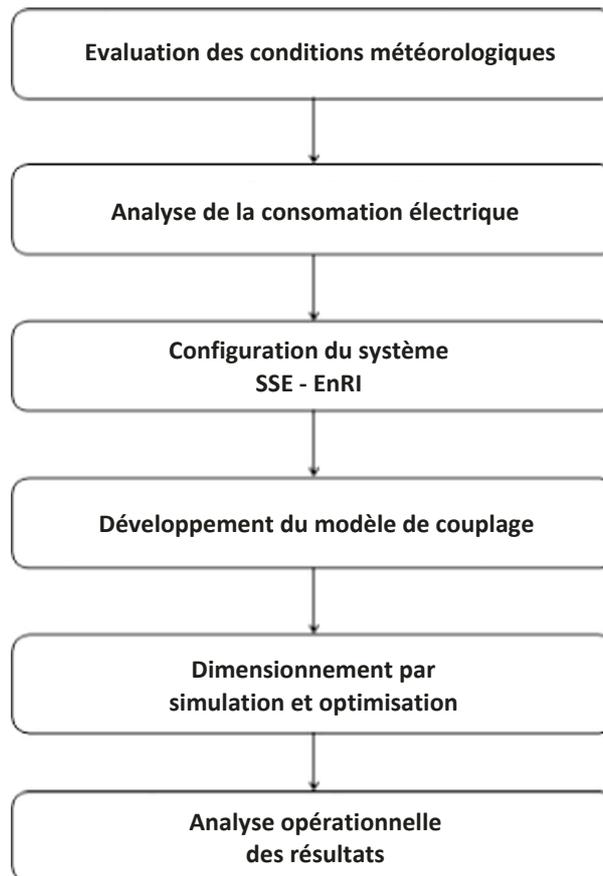


FIGURE 3.7 – Logiciels de dimensionnement SSE-ENRI : schéma de principe.  
*Source [Sinha and Chandel, 2015]*

Dans [Sinha and Chandel, 2015], des exemples sont cités où les algorithmes génétiques conduisent à de meilleurs résultats en terme d'optimisation comparés à ceux obtenus avec HOMER. En outre, même en mode connecté, ces logiciels tendent à une satisfaction de la demande, généralement sur des pas de temps horaires. Les scénarios dédiés avec tolérances sur la puissance annoncée la veille pour le lendemain ainsi que sur la fiabilité ne sont donc pas modélisés en tant que tels dans ces logiciels.

## 3.3 Gestion optimisée SSE+EnRI

### 3.3.1 Motivations du choix heuristique

Pour atteindre les objectifs fixés par la modélisation au chapitre 2 (résolution d'un problème non continu non linéaire sur des données annuelles), il nous a paru nécessaire de procéder différemment des modèles existants. Trois raisons ont motivé le choix heuristique :

- la grande dimension du problème,
- la structure particulière du problème,

- la volonté d’obtenir des principes généraux de commande/fonctionnement du stockage en condition opérationnelle.

En effet, le problème, que ce soit sous une forme combinatoire, continue ou mixte (cf section suivante) peut comporter 8760 variables pour un pas de temps horaire et jusqu’à plusieurs dizaines de millions de variables et contraintes pour des données historiques de production à la seconde sur l’année. Nous savons que dans ce cas des méthodes classiques d’optimisation (recherche itérative d’un optimum global ou local) de la programmation dynamique ou de la programmation non linéaire peuvent s’avérer peu performantes en temps de calcul ou en place mémoire (cf section précédente). Notons qu’il ne s’agit pas, dans ce cadre annuel, d’étendre l’horizon de planification, au sens où l’engagement serait ‘planifié’ (annoncé) sur toute l’année, sauf dans le cas garanti **S2**. Dans les scénarios **S1**, l’annonce est bien faite la veille pour le lendemain mais la réponse est apportée, dans le mémoire, aux questions suivantes : “est-ce que, si le producteur annonce chaque jour la prévision du lendemain, pourra-t-il tenir sur l’année cet engagement (aux tolérances admises près) et si oui avec quelle capacité de stockage ?” “Dans ce cas, peut-il espérer une rentabilité financière et a-t-il intérêt à investir dans un SSE ?”

En outre, l’objectif prioritaire de fiabilité nous conduit à rechercher une stratégie, au sens d’ensemble de politiques ponctuelles, minimisant le nombre ou la part de défauts (DTR). Or, il est facile de construire des cas où il vaut mieux se mettre en défaut (grande compensation requise) pour éviter des défauts futurs éventuels (série de petites compensations). Le principe de Bellman n’est donc pas strictement respecté si la fonction coût est le nombre de défauts. Le problème (NLP) initial est de plus non continu donc non différentiable et les algorithmes de programmation non linéaire itératifs standards (SQP, méthodes de descente, Quasi-Newton...) ne sont pas applicables en tant que tels. Il faut donc se tourner vers des méthodes ou solveurs capables de traiter ce type de fonction (*derivative-free optimization*). Pour la grande dimension, beaucoup se sont tournés vers des méthodes métaheuristiques.

D’autre part dans la gestion optimale par les méthodes méta-heuristiques précitées, il n’y a pas d’aide à la décision sur le fonctionnement du stockage. On vérifie que la solution (puissance de stockage en charge/décharge) convient et permet de répondre au problème posé de manière satisfaisante mais ne permet pas en général d’en déduire des principes généraux - lois de gestion optimales - du fonctionnement SSE en charge-décharge basés, notamment, sur l’état de charge et les conditions météorologiques.

Nous n’utiliserons pas de version stochastique du programme non linéaire où l’on construit une solution robuste permettant d’avoir un certain niveau de confiance en la solution face à des prévisions aléatoires. En effet, des données historiques de production/prévision disponibles sur une année ont été employées (cf 3.3.2). D’autre part, cela aurait nécessité des modèles de production/prévision - ou tout du moins de l’erreur - spécifiques à chaque source. Enfin, dans la classe de service **S2**, une fois fixé le niveau de puissance garantie, la prévision n’intervient plus (sauf scénarios où les heures de début et de fin de production sont annoncées la veille<sup>7</sup>) et la capacité du système couplé à répondre à l’engagement - à travers une loi de gestion optimisée - est essentielle.

---

7. Appel d’Offres CRE PV+stockage 2012.

L'avantage du choix heuristique est de disposer d'une méthode simple à implémenter (principes opérationnels) et rapide à exécuter, en conditions opérationnelles. Notre approche heuristique développée dans le présent chapitre découle de ces trois objectifs majeurs :

1. Conditions "opérationnelles".

Le mot opérationnel est entendu ici non pas d'une façon technologique i.e. avec une connaissance fine (dynamique) de l'ensemble des composants mais plutôt d'un point de vue d'aide à la décision où le décideur dispose à chaque pas de temps d'éléments (stratégies) lui permettant de faire des choix de gestion appropriés voire optimaux.

2. Simplicité d'implémentation et rapidité du calcul

Des principes simples intégrables dans un contrôle commande du stockage (politiques ou lois de gestion de l'énergie), un dimensionnement rapide - de l'ordre de la seconde - permettant d'étudier l'influence de multiples paramètres d'entrée, notamment de la qualité de prévision.

3. Qualité de la solution.

Les résultats, en terme de fiabilité, sont proches de ceux obtenus en optimisation globale avec des modèles classiques (MILP) et des solveurs performants (Cplex, Gurobi, Mosek, Xpress).

### 3.3.2 Cas d'étude

#### 3.3.2.1 Productions et prévisions

Les données historiques - séries temporelles - de production (sauf pour la houle) et de prévision sont utilisées pour les simulations. L'avantage est disposer de données réelles mais avec des résultats, à priori, moins facilement transposables à d'autres sites. D'autre part, l'objectif n'est pas d'évaluer la qualité d'un modèle de production ce qui rajouterait une incertitude liée à ce modèle mais d'évaluer le dimensionnement optimal d'un SSE couplé à une production EnRI donnée (éolien, PV, houle).

La production éolienne a été mesurée toutes les 10 minutes de Septembre 2010 à Août 2011 à Fonds Caraïbes en Guadeloupe. Il s'agit d'une ferme de 4,4 MW composée de 20 turbines<sup>8</sup>. La prévision horaire est réalisée, la veille pour le lendemain, par la société *MetNext*<sup>9</sup> sur la base des prévisions météorologiques du centre national français *Météo France*. Bien que la plus élevée des trois sources étudiées en quantité totale d'énergie, la production sur ce site est très irrégulière, notamment nulle près d'un quart du temps : 2200h correspondant soit à des périodes sans vent soit avec trop de vent (soit maintenance/panne). La prévision éolienne est bonne la plupart du temps (rMAE < 10%). Il y a pourtant un nombre significatif d'heures où une erreur importante est observée. Pour près de 3000h, le MAE (*Mean Absolute Error*) est supérieur à 100 kW dont 1100 heures, supérieur à 200 kW.

Concernant la houle, les mesures ont été effectuées toutes les 3 heures au large de Pierrefonds (La Réunion) de 2000 à 2007 et en 2009. L'année 2006 est choisie comme année

---

8. Vergnet GEV 26/220 (puissance de 220 kW, diamètre de 26 m).

9. *MetNext* : filiale de *Météo France* spécialisée dans les services climatiques régionaux.

de référence car sont disponibles l'ensemble des mesures et des prévisions. Un modèle de production du *Pelamis* (750 kWc) a été développé [Hernandez et al., 2014] et donne les valeurs estimées de productions et de prévision, interpolées linéairement sur un pas de temps de 10 min. La prévision de l'état de la houle est diffusée publiquement, à partir du modèle WW3, par l'US-Navy<sup>10</sup>. Comme pour le solaire, l'analyse des données sur plusieurs années montre un comportement également saisonnier avec de plus fortes houles durant l'hiver austral.

La puissance PV a été mesurée toutes les minutes de Janvier à Décembre 2009 à Saint-Pierre de La Réunion. L'installation est de 50 kWc, extrapolés à 1 MWc. A cause de la nature même de la radiation solaire durant l'année, un comportement saisonnier est observé. Durant l'hiver austral, de Mars à septembre, les jours sont plus courts - 11h au lieu de 13h en moyenne - et la production est plus faible - 3 au lieu de 4,5 MWh/MWc/jour. Dans ce cas d'étude, la prévision est donnée par le modèle de la persistance i.e. la prévision pour le lendemain est égale à la production du jour à la même heure. La précision globale de cette méthode est, dans ce cas, plutôt correcte ( $rMAE = 31,4\%$ ), supérieure à celles de la prévision éolienne et houlomotrice, quoique calculée non pas sur toute l'année mais uniquement en journée (environ 55% du temps). D'autres méthodes de prévision J+1 plus élaborées, prenant en compte notamment l'imagerie satellitaire, sont généralement employées même si, en l'occurrence, sur le site considéré avec un fort ensoleillement, la persistance n'est pas si mauvaise. D'ailleurs sont testées dans le chapitre 4 - section 4.4.2 - de meilleures prévisions. Ceci étant, l'intérêt était de tester notre approche heuristique (charge adaptative) précisément pour une prévision de qualité relativement modeste afin de montrer que l'on pouvait obtenir malgré tout des solutions viables, avec l'avantage de données immédiatement disponibles et la perspective en cas de prévision meilleure d'avoir besoin de capacités de stockage plus faibles. Cependant cette possibilité n'est pas garantie en général (dans le cas homothétique oui, cf 4.4.2.2) car cela dépend de la distribution effective des erreurs qui ne se résume à seul indice de qualité (MAE, RMSE ou autre).

Pour les trois sources (éolienne, solaire PV, houle), les données de production et de prévision ont été normalisées à une puissance crête installée de

$$P_{inst} = 1 \text{ MW}. \quad (3.9)$$

Le pas de temps est

$$\Delta t = 10 \text{ min.}, \quad (3.10)$$

d'où le nombre de points sur une année

$$N = 52560. \quad (3.11)$$

Les erreurs de prévision sont présentées dans la figure 3.8.

Les indicateurs statistiques associés sont donnés dans le tableau 3.1. Puisqu'un défaut peut survenir que l'écart à compenser par le stockage soit élevé ou faible, la métrique choisie pour la mesure de la précision est l'erreur absolue moyenne relative  $rMAE$  (*relative Mean Absolute Error*) donnée par

$$rMAE = \frac{MAE}{\bar{P}_{prod}} = \frac{\sum_{t=1}^N |P_{err}(t)|}{N \cdot \bar{P}_{prod}} = \frac{\sum_{t=1}^N |P_{prod}(t) - P_{prev}(t)|}{N \cdot \bar{P}_{prod}} \quad (3.12)$$

10. <http://www.usgodae.org/> (Global Ocean Data Assimilation Experiment). Modèle WaveWatchIII.

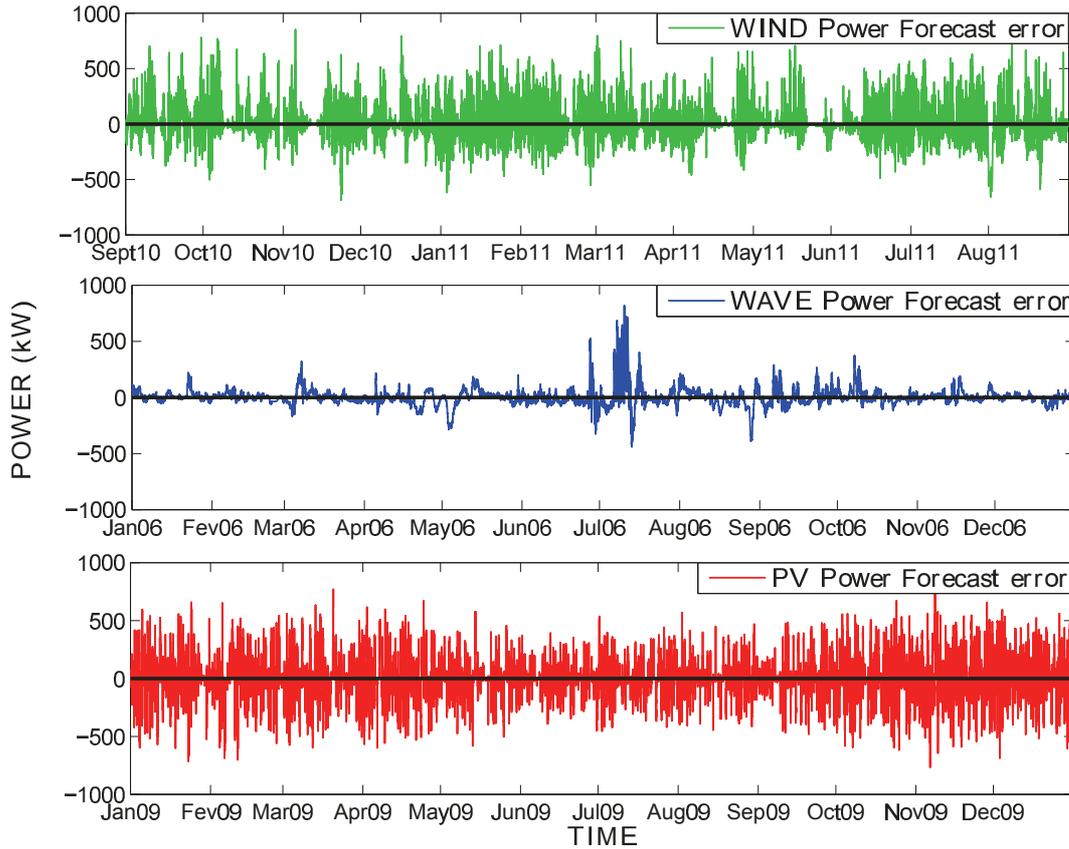


FIGURE 3.8 – Erreurs de prévision - Éolien, Houle, PV.

En effet, le MAE est moins sensible aux valeurs extrêmes que l'erreur quadratique RMSE (*root mean square error*) plus couramment utilisée pour les erreurs de prévision [Hoff et al., 2013]. Les expressions sont, d'une manière générale, rapportées à la moyenne de production EnRI, ce qui permet de comparer les sources de façon plus objective.

TABLE 3.1 – Indicateurs statistiques de prévision/production EnRI.

Source	Prod. annuelle $E_{prod}$	$\overline{P}_{prod}$	$\overline{P}_{prev}$	$\max(P_{prod})$	MAE	$rMAE$	Correlation	Correlation
EnRI	[MWh/MWc]	[kW]	[kW]	[kW]	[kW]	[%]	Prod./Prév. [%]	Prod. J-1/J[%]
Éolien	1692.2	193.2	189.4	1000	90.9	47.1	77.3	52.0
Houle	964.3	110.1	107.1	888.8	47.9	43.5	72.6	69.7
PV	1356.6	154.9	154.9	923.1	48.7	31.4	87.1	87.1

Nous rappelons quelques notations définies dans le chapitre 2 et utilisées à multiples reprises par la suite :

- $P_{prod}$  = Production EnRI,
- $P_{offre}$  = Offre annoncée (engagement) la veille pour le lendemain,
- $tol$  = Tolérance sur l'offre,
- $P_{offre,min/max} = P_{offre} - / + tol$  = engagement bas/haut,
- $P_{stock}$  = Puissance stockage vue du producteur ou du réseau :

- $P_{ecart} = P_{offre} - P_{prod} =$  Ecart entre l'offre annoncée la veille et la production réelle du lendemain, à compenser par le stockage,
  - $P_{ecart} > tol$  : Manque d'énergie (Décharge SSE requise sinon défaillance)
  - $P_{ecart} \leq -tol$  : Surplus d'énergie (charge SSE nécessaire sinon énergie perdue)
- $P_{grid} =$  Puissance totale injectée sur le réseau.

Les puissances, resp. énergies, sont données en kW/MWc, resp. kWh/MWc mais pourront, dans la comparaison entre les sources, être exprimées en pourcentage de la production moyenne  $\% \bar{P}_{prod}$ , resp.  $\% \bar{E}_{prod}$ .

### 3.3.2.2 Valeurs de base techniques

La signification des entrées est définie dans la table 2.6 du chapitre 2. Les valeurs de base sont issues de considérations commerciales ou physiques et servent de référence pour les comparaisons. Elles sont indiquées dans la table 3.2.

TABLE 3.2 – Valeurs de base des variables techniques.

Variable d'entrée	Valeur de base	Justifications
$DTR_{max}$	5%	Cahier des charges Enerstock
$P_{charge,max}$	500 kW/MWc	Basé sur l'offre Li-Ion SAFT Insperion 1 MW
$P_{decharge,max}$	500 kW/MWc	Basé sur l'offre Li-Ion SAFT Insperion 1 MW
$S$	1000 kWh/MWc	Investissement acceptable (moitié du seuil max.)
$SOC_{max}$	95 %S	Limitation des pertes (état de charge proche de 100%)
$SOC_{min}$	10 %S	Réserve primaire
$SOC_0$	50 %S	Valeur moyenne de la plage maximale possible
$dod_{max}$	60 %S	Basé sur l'offre SAFT, augmentation de la durée de vie (limitation des séries de décharge continue)
$\eta_{charge}$	90 %u	Li-Ion 1 MW
$\eta_{decharge}$	90 %u	Li-ion 1 MW
$seuilD$	20% %S	Régularité de la puissance injectée au réseau
$seuilC$	20% %S	Optimisation technico-économique (cf chap. 4)
$tol$	25 % $\bar{P}_{prod}$	Bande de tolérance = moitié de la moyenne annuelle de production ( $< 5\% P_{max}$ pour le PV)
$coef_{prev}$	1	Niveau d'engagement Puissance fournie = Prévission
$\alpha$	1	Facteur de qualité de la prévission (qualité initiale = prévission réelle, cf chap. 4 section 4.4.2.2)

En particulier, afin de pouvoir comparer les sources entre elles, la tolérance sera souvent calculée relativement à la production moyenne. Ce choix permet de niveler les différences de production réelle entre les sources. En général, dans les appels d'offres de la CRE<sup>11</sup>, la tolérance est exprimée en % de la puissance maximale de la centrale et varie d'une source à l'autre :

11. Appels d'Offres CRE Éolien+stockage 2009, PV+stockage 2012.

- Éolien :  $tol = 15\%P_{max}$ ,
- PV :  $tol = 5\%P_{max}$ .

L'objectif dans cette partie étant de déterminer un fonctionnement du stockage améliorant, en premier lieu, la fiabilité du système, la variable de décision principale est uniquement liée à cet objectif : le  $N$ -vecteur  $P_{stock}$ . A chaque instant  $t = 1, \dots, N$ , une décision  $P_{stock}(t)$  (consigne SSE) doit être prise et devra permettre de minimiser les défauts sur l'année, c'est-à-dire d'augmenter la fiabilité du couplage SSE-EnRI.

### 3.3.3 Heuristiques

#### 3.3.3.1 Algorithme glouton

Les algorithmes gloutons sont des heuristiques très simples comme, par exemple, les approches par amélioration itérative [Gardeux, 2011]. Le principe des méthodes gloutonnes est de faire une succession de choix optimaux localement, jusqu'à ce que l'on ne puisse plus améliorer la solution, et ce, sans retour en arrière possible. Ce principe, assez générique, doit être adapté en fonction de la structure du problème. Les heuristiques sont guidées par des spécificités liées au problème posé et en sont donc dépendantes. L'algorithme glouton qui consiste à faire au mieux à chaque étape reviendrait dans le problème du voyageur de commerce (TSP) à partir de chaque ville d'aller toujours à la ville la plus proche. Evidemment, cela n'est pas optimal dans le cas général mais dans les problèmes de très grande dimension il a été montré que cet algorithme simple peut apporter des solutions de bonne qualité en un temps raisonnable.

L'algorithme glouton, à chaque pas de temps  $t$ , essaye de faire au mieux, ce qui tendrait, d'un point de vue producteur-réseau et en l'absence de stratégie, à fournir ou absorber la compensation exacte, conformément à la modélisation proposée dans le chapitre 2 (cf équations "Charge/Décharge" 2.2.3.4) :

$$P_t = P_{ecart}(t) = P_{offre}(t) - P_{prod}(t). \quad (3.13)$$

Cet algorithme est modifié par quatre principes ou règles heuristiques **H1**, **H2**, **H3**, **H4** (*rule-based algorithm*) qui correspondent à quatre stratégies ou consignes de fonctionnement du SSE décrites ci-après. La charge adaptative élaborée dans ce chapitre est basée sur l'algorithme glouton non pas d'un point de vue réseau qui conduirait à une charge/décharge exacte mais du point de vue du couplage et, par suite, de la fiabilité du système à travers la règle heuristique d'utilisation de la bande de tolérance (**H1**).

Les tests de performance des heuristiques ont été effectués sur la base des cas d'étude présentés dans la section précédente. Dans ce chapitre, les comparaisons ont été effectuées avec la stratégie la plus fiable mais aussi la moins productive, appelée stratégie N°0 (cf synthèse 3.3.4). Le dimensionnement technico-économique est étudié au chapitre 4.

#### 3.3.3.2 Utilisation de la bande de tolérance (**H1**)

Le producteur peut fournir sans être considéré en défaut ni pénalisé, toute puissance comprise dans la bande de tolérance  $[P_{offre} - tol, P_{offre} + tol]$  ; Il apparaît alors pertinent,

toujours du point de vue de la fiabilité du système, de choisir un niveau optimal de puissance dans cette bande.

Trois niveaux d'engagement sont définis en fonction de la tolérance sur la puissance injectée au réseau  $tol$  :

- soit l'engagement exact  $P_{offre}$  noté "0";
- soit le minimum  $P_{offre,min} = P_{offre} - tol$ . Cette limite basse respectant le scénario est notée "+" dans le cas de la charge car cela équivaut à charger le plus possible et "-" dans le cas de la décharge car cela équivaut à décharger le moins possible;
- soit le maximum  $P_{offre,max} = P_{offre} + tol$ . Cette limite haute respectant le scénario est notée "-" dans le cas de la charge car l'on charge le moins possible et "+" dans le cas de la décharge car l'on décharge le plus possible.

Ces trois choix "+" / "0" / "-" correspondant à trois niveaux de puissance - en charge et en décharge - sont représentés dans la figure 3.9. Par exemple, charge/décharge = "+/-" signifie qu'à chaque instant le producteur cherchera à charger au maximum le stockage lorsque la production est au-dessus de l'engagement bas ou à décharger le minimum lorsque la production est au-dessous de l'engagement bas.

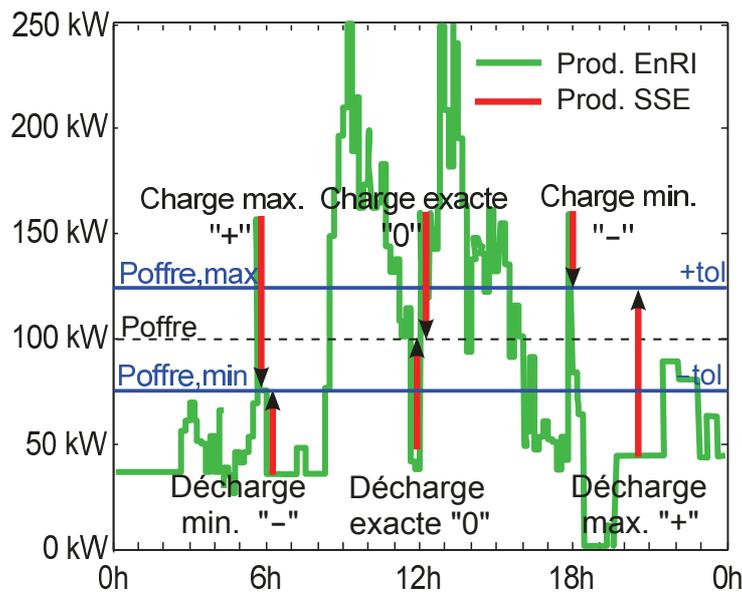


FIGURE 3.9 – Stratégies d'utilisation de la bande de tolérance.

Ce découpage conduit à 9 stratégies possibles. Les stratégies "+/-", "0/0" et "-/+ " correspondent respectivement à l'engagement  $P_{offre} - tol$ ,  $P_{offre}$  et  $P_{offre} + tol$ . Notons que les stratégies "+/0", "+/+" et "0/+" ne peuvent être appliquées en raison de consignes contradictoires lorsque la production est dans la bande de tolérance - stratégies dites inconsistantes - et aucune action (charge/décharge) n'est opérée dans ces cas.

La comparaison des différentes règles envisagées est présentée dans la figure 3.10 pour le scénario **S1a** avec les valeurs de base, notamment une capacité de stockage  $S = 1000$  kWh/MWc et une tolérance  $tol = 25\% \overline{P}_{prod}$ . Comme la principale contrainte, notamment dans un contexte tendu lié à une capacité de stockage limitée, est de respecter le service, le critère de sélection est la fiabilité donc, par opposition, le taux annuel de défaut  $DTR$ .

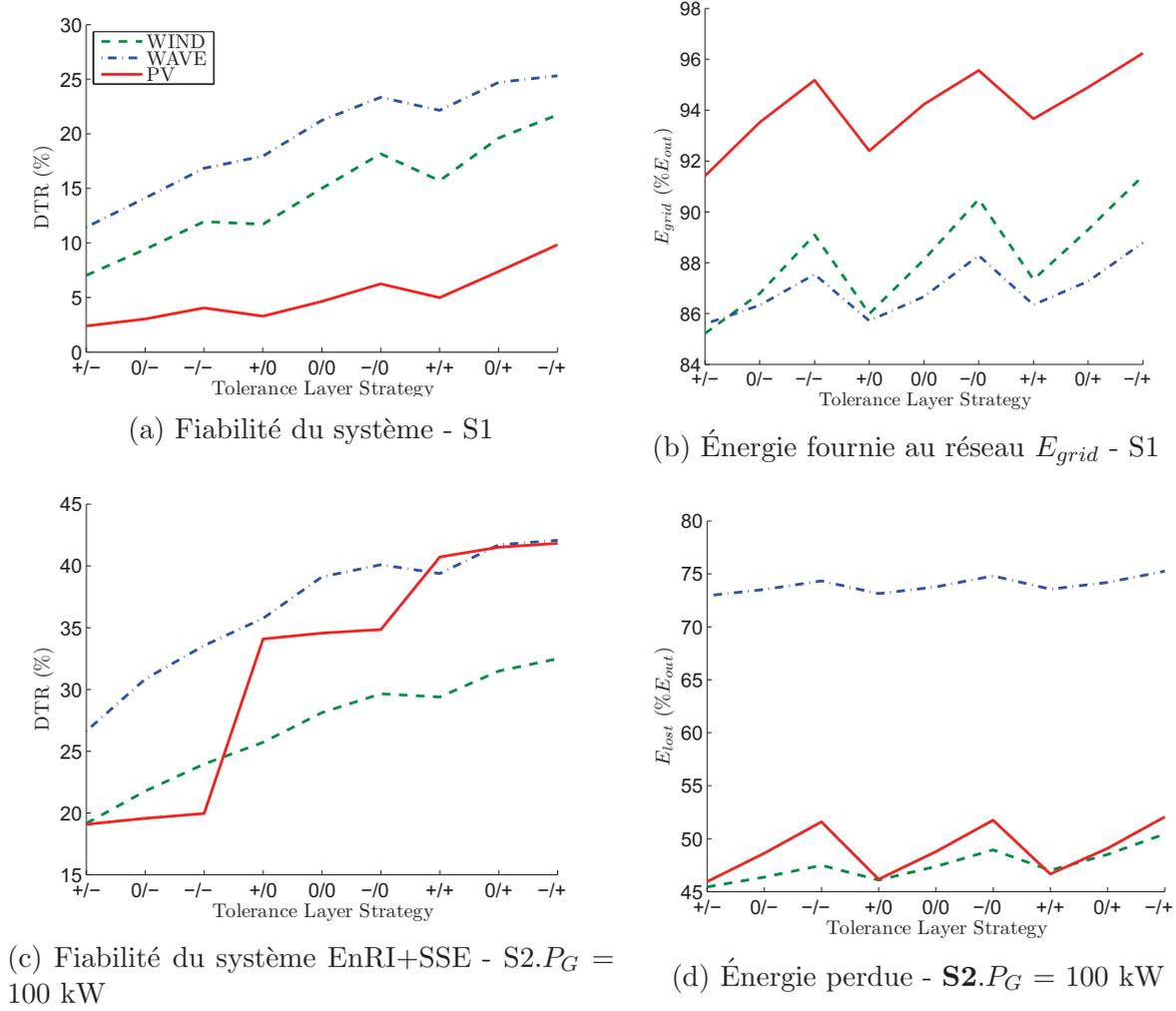


FIGURE 3.10 – Comparaison des stratégies d’utilisation de la bande de tolérance.

Cette comparaison montre que pour les trois sources, la meilleure fiabilité i.e. le plus faible  $DTR$  est obtenue avec la stratégie “+/-”. D’une manière générale, la stratégie de charge maximale est, comme attendu, la meilleure pour réduire le nombre de défauts donc la capacité de stockage optimale i.e. la capacité minimale permettant de respecter le service. Pour autant, la contrepartie est une augmentation de la perte d’énergie et donc une baisse de la puissance moyenne injectée dans le réseau.

Il est à souligner que, d’après ces résultats, seule la production PV peut satisfaire le service **S1a** (5%- $DTR$ ) avec une capacité de 1000 kWh/MWc et une tolérance de 25% de la moyenne annuelle de production, soit 4,7% de la puissance crête  $P_{inst}$ . La stratégie “+/-” est donc choisie comme heuristique de référence pour la gestion optimale et le dimensionnement du SSE :

$$(H1) \text{ Charge maximale / Décharge minimale .} \quad (3.14)$$

Cette stratégie a été également testée dans le cadre d’une production houlomotrice (Pelamis) couplée à un stockage par air comprimé (CAES) [Hernández-Torres et al., 2015].

### 3.3.3.3 Gestion proactive des défauts (H2)

Le stratégie **H1** de charge maximale/décharge minimale est adoptée afin d'augmenter la fiabilité du système. Dans cette stratégie, l'énergie produite lors d'un défaut est injectée dans le réseau ("Défaut = Injection" ou DI). Or cette énergie est peu valorisée par le gestionnaire afin d'inciter, autant que faire se peut, le producteur à respecter son engagement contractuel.

C'est pourquoi il semble plus intéressant d'utiliser cette énergie pour charger le stockage et, ainsi, conforter l'objectif prioritaire d'une plus grande fiabilité. Cette deuxième heuristique est appelée "Défaut = Charge" ou DC :

$$(H2) \text{ Défaut} \equiv \text{Charge} \quad (3.15)$$

Avec cette stratégie, l'énergie en défaut est gardée, autant que possible, pour la charge du SSE. Du point de vue de la fiabilité, la figure 3.11 montre la contribution de la stratégie **H2** qui permet de diviser par deux ou plus le taux de défaillance  $DTR$ . Il s'en suit qu'avec une capacité SSE de 1 MWh/MWc et une tolérance de 25% (valeurs de base), il est alors possible, pour chacune des trois sources, de respecter le service avec un taux de défaillances inférieur à 5% (a), ce qui n'était le cas uniquement pour le PV sans cette stratégie ("Défaut = Injection" ou DI).

Le calcul des revenus a été effectué avec un tarif de revente de l'énergie injectée en défaut  $c_D$  équivalent à une pénalité de 50% du prix de l'énergie conforme  $c_S$ , soit  $c_D = 100$  et  $c_S = 200$  €/MWh (valeurs de base). Puisque  $Revenus = c_S \times E_{grid, Serv} + c_D \times E_{grid, Dtr}$ , la contrainte  $Revenus^{H2} > Revenus^{DI}$  équivaut alors, en supposant  $\Delta E_D > 0$ , à

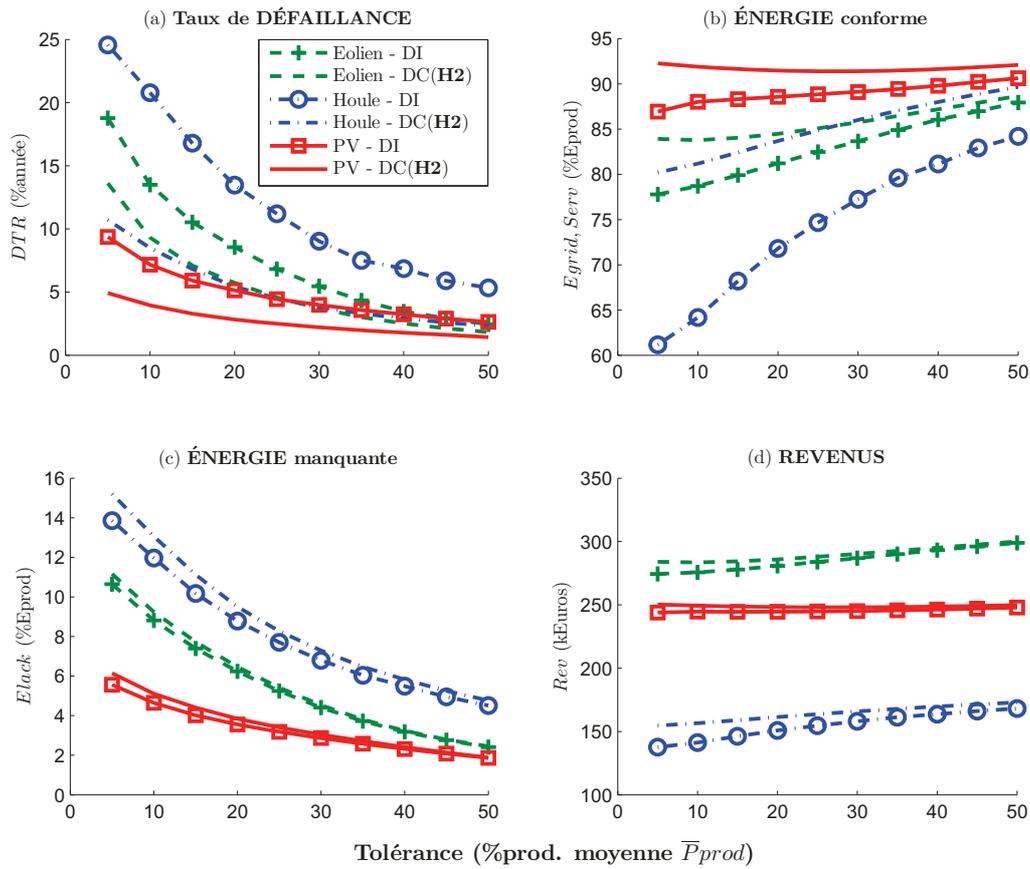
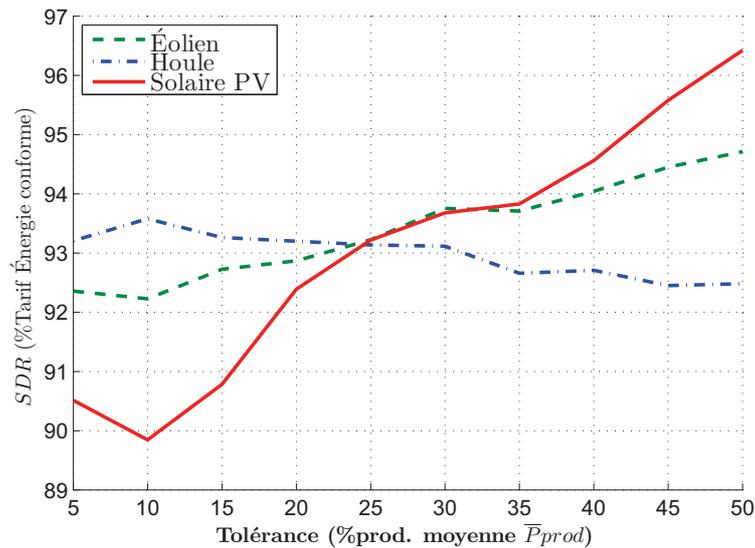
$$c_D < SDR \times c_S \quad (3.16)$$

$$\text{où } SDR = \frac{\Delta E_S}{\Delta E_D} = \frac{E_{grid, Serv}^{H2} - E_{grid, Serv}^{DI}}{E_{grid, Dtr}^{DI} - E_{grid, Dtr}^{H2}}. \quad (3.17)$$

La détermination, dans notre cas d'étude, du tarif, rapporté au tarif conforme, de l'énergie en défaut  $SDR$  en-dessous duquel il est plus intéressant, du point de vue des revenus, de charger que d'injecter<sup>12</sup> est illustrée dans la figure 3.12.

Il est vérifié, pour les trois EnRI, que la différence  $\Delta E_D$  est bien positive i.e. qu'il y a moins d'énergie revendue en défaut avec la stratégie "Défaut=Charge" que sans (stratégie DI), ce qui, par définition, était prévisible. Nous constatons qu'à moins d'avoir un tarif de revente de l'énergie non conforme (injectée lors d'une défaillance) élevé, supérieur à  $SDR = 90\%$  du prix de l'énergie conforme, les revenus obtenus sont supérieurs avec la

12. AO CRE3-PV, Nov. 2015 : le coefficient de pénalité ( $1-SDR$ ) appliqué au tarif conforme - pénalité payée par le producteur au gestionnaire si l'injection réseau est inférieure à l'engagement, avec une tolérance de 5% de la puissance installée - est variable en fonction de la production et de l'engagement. Par exemple, si  $P_{offre} = P_{prev} = 180$  kW et  $P_{inst} = 1000$  kW, le coefficient de pénalité pour une production de 10 à 130 kW est égal à [384 170,5 100 65,3 44,8 31,5 22,3 15,6 10,7 6,9 4 1,75 0]%. Ce calcul de pénalité tendrait, selon la figure 3.12 ( $tol = 32, 3\% \overline{P}_{prod} = 50$  kW =  $5\% P_{inst} \implies 1 - SDR = 5,8\%$ ), à supposer, lorsque la production est supérieure à 105 kW pour une offre basse  $P_{offre, min}$  de 130 kW, qu'il pourrait être plus intéressant d'injecter - en défaut - que de charger. Cependant, selon la figure 3.11, cette stratégie de profit à court-terme entraînerait une baisse de la fiabilité sur l'année.

FIGURE 3.11 – Comparaison sans (DI) vs avec la stratégie **H2** (DC) - Scénario **S1a**.FIGURE 3.12 – Seuil tarif Énergie en défaut ( $Revenus^{H2} > Revenus^{DI}$ ) - Scénario **S1a**.

stratégie **H2** que sans. En effet, l'énergie supplémentaire fournie lors des défaillances avec

DI ne compense pas le surplus d'énergie conforme DC (fig. 3.11.b). Ce fait, ajouté à la baisse significative des défaillances, valide a posteriori l'heuristique **H2**.

Notons que dans la mise en oeuvre opérationnelle de la stratégie **H2**, le test conditionnel `Default_A_Venir` à l'instant  $t$  peut se faire dans les quelques secondes ou minutes précédentes, à l'instant  $t'$  de l'intervalle  $]t - \Delta t; t - \tau[$  durant lequel l'engagement est considéré constant i.e.

$$\text{Default\_A\_Venir}(t) \equiv P_{grid}(t') < P_{offre, min}(t). \quad (3.18)$$

### 3.3.3.4 Limitation des oscillations (H3)

Appliquer la stratégie **H2** seule conduit à des oscillations dans la puissance fournie au réseau, comme le montre le premier graphe de la figure 3.13, dans une journée de faible production éolienne (21/04/10) avec 25% de tolérance et une capacité de stockage de 1000 kWh/MWc. Ces oscillations sont dues à des phases alternatives de charge puis décharge correspondant à un stockage vide et presque vide. Ce comportement est inacceptable pour le gestionnaire car induit de l'instabilité dans le réseau. Il est peu pratique pour le producteur et augmente la sollicitation des composants du système, notamment du SSE.

C'est pourquoi, afin de réduire ces oscillations, le paramètre de "décharge adaptative" nommé *seuilD* est introduit. *seuilD* représente l'énergie, exprimée en pourcentage de la capacité du SSE, qui doit être absorbée par le stockage avant d'autoriser la décharge vers le réseau :

$$0 \leq \text{seuilD} \leq SOC_{max} - SOC_{min} = \frac{S_{max}}{S}. \quad (3.19)$$

En résumé, **H3** revient à décharger le SSE après une défaillance uniquement si le stockage a atteint un niveau de charge supérieur à un seuil adaptable  $SOC^-$ .

$$\text{(H3) } SOC < SOC^- \ \& \ \text{Défaut\_précédent} \implies \text{Charge} \quad (3.20)$$

où l'on a posé

$$SOC^- = SOC_{min} + \text{seuilD}. \quad (3.21)$$

Idéalement, *seuilD* devrait correspondre à la moitié de l'énergie produite lors d'une série de défauts, par exemple quand la production chute jusqu'à ce qu'elle reparte ou encore lorsque l'écart à compenser est trop important. Ce paramètre interne à la charge adaptative est donc très dépendant de la durée moyenne d'une série de défauts donnée *DMT* (*Default Mean Time*) ou de manière équivalente du nombre total de séries de défauts *DSN* (*Default Series Number*). Plus la série de défauts sera longue, plus le paramètre adaptatif *seuilD* devrait être élevé. Ce paramètre pourrait utilement être adapté chaque jour voire même chaque heure si des prévisions à court-terme, e.g. une à six heures, sont disponibles. Cette possibilité fait partie des perspectives de notre étude.

La réduction des oscillations - baisse du *DSN* correspondant à une augmentation du *DMT* - de la charge adaptative, à travers le paramètre *seuilD*, est montrée dans la figure 3.13 pour une journée en éolien. Cette réduction est vérifiée sur toute l'année pour les trois sources d'EnRI, comme l'indique la figure 3.14 obtenue avec les valeurs de base. Pourtant,

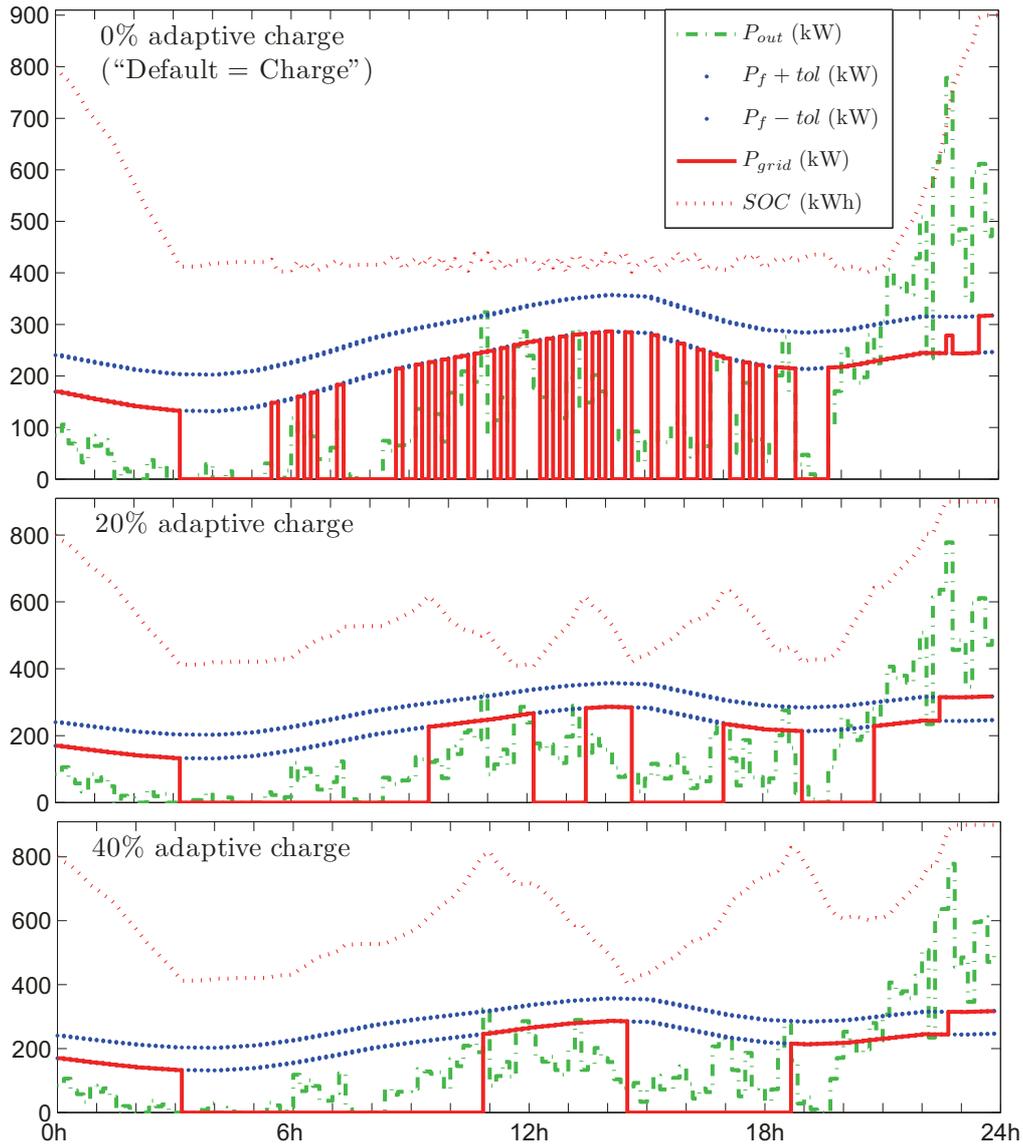
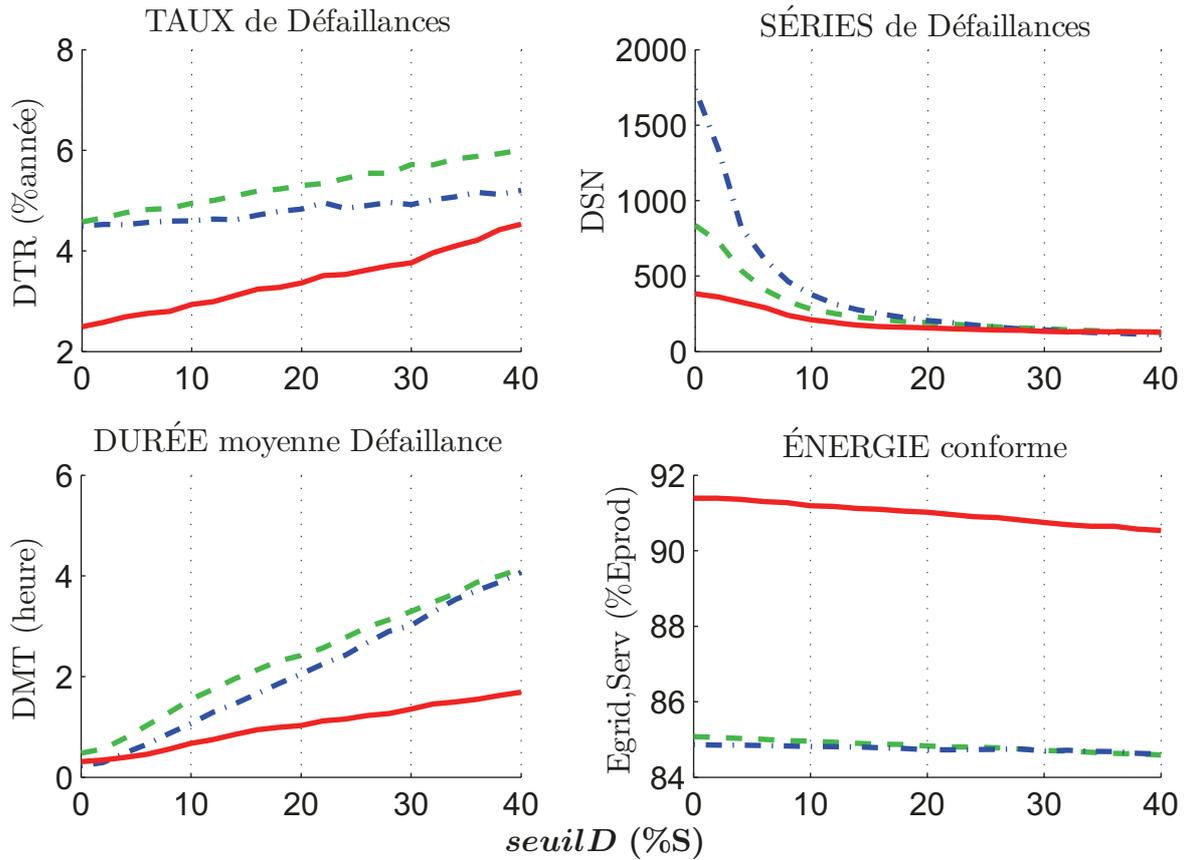


FIGURE 3.13 – Réduction des oscillations liées à la stratégie **H2**.

pour les scénarios **S1**, nous observons que le PV est moins sensible à ce paramètre. En effet, la durée totale des défauts donc la capacité nécessaire sont plus faibles que pour l'éolien et la houle. Ce fait est explicité dans les résultats du chapitre 4.

Les oscillations sont effectivement réduites grâce à un paramètre de décharge adaptative plus élevé. Cependant, en contrepartie, le taux de défaillance  $DTR$  est plus important d'où une plus grande capacité de stockage nécessaire au respect du service. Une valeur du paramètre de décharge adaptative  $seuilD = 20\%$  est, en l'absence d'informations supplémentaires, un compromis raisonnable entre réduction des oscillations et augmentation des défauts (cf chapitre 4).

En revanche, concernant les comparaisons - théoriques - avec un modèle de référence (section 3.4) basées essentiellement sur le critère de fiabilité, nous pouvons laisser de côté cet aspect de stabilité de la puissance injectée sur le réseau et choisirons par conséquent  $seuilD = 0$ .

FIGURE 3.14 – Influence du seuil de décharge adaptatif  $seuilD$  (H3).

### 3.3.3.5 Limitation des pertes d'énergie (H4)

Lorsque le stockage est plein ou presque, il est pratiquement certain qu'il n'y aura pas de défauts dans les minutes qui suivent. Il y a là une marge de manoeuvre pour une application de **H1** moins stricte. En effet, décharger plus et charger moins que jusqu'à l'engagement bas, idéalement jusqu'à l'engagement exact, peut conduire à un stockage moins plein, ce qui pourrait, d'après les résultats précédents sur l'utilisation de la bande de tolérance, engendrer plus de défauts mais également moins d'énergie perdue et plus d'énergie injectée.

Nous introduisons donc un nouveau paramètre heuristique  $seuilC$  appelé seuil de charge adaptative ou seuil "haut", à partir duquel il est permis de compenser exactement voire plus l'écart de production, avec  $0 \leq seuilC < SOC_{max} - SOC_{min}$ . Ce paramètre autorise à ne pas tenir compte de la stratégie **H1** de charge maximale/décharge minimale. Il est donc permis, en fonction de ce seuil  $seuilC$ , de fournir plus que la limite basse, à savoir l'engagement  $P_{offre,min}$ , quitte à prendre ainsi le risque, dans le cas d'une faible production à venir, d'avoir un stockage moins souvent plein d'où un peu plus de défaillances.

$$(H4) \quad SOC > SOC^+ \implies \text{Compensation (H1) augmentée.} \quad (3.22)$$

où

$$SOC^+ = SOC_{max} - seuilC. \quad (3.23)$$

Afin que les deux stratégies correctrices n'interfèrent pas, nous imposons

$$SOC^- < SOC^+ \equiv seuilC + seuilD < SOC_{max} - SOC_{min}. \quad (3.24)$$

La figure 3.15 confirme, pour les valeurs de base et le scénario **S1a**, la limitation de l'énergie perdue et la maximisation de l'énergie injectée avec  $seuilC$ .

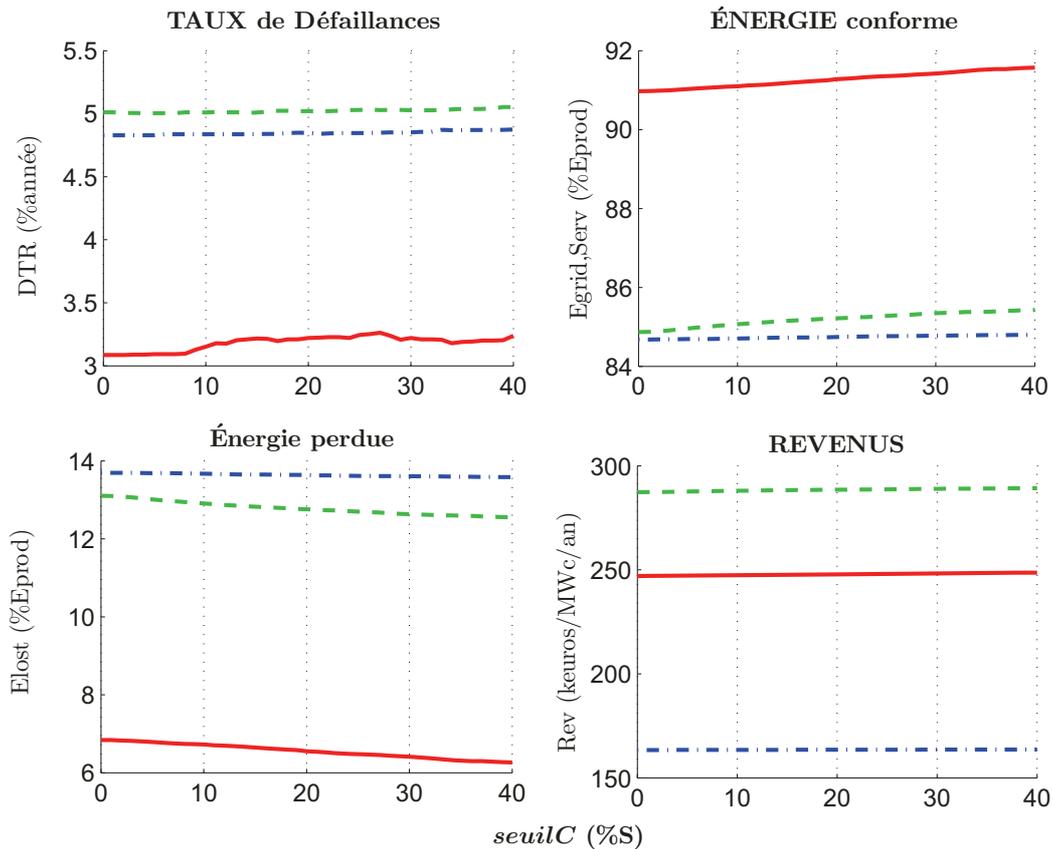


FIGURE 3.15 – Influence du seuil de charge adaptative  $seuilC$  (**H3**) - Scénario **S1a**.

Le graphique 3.15.(a) montre que l'augmentation de défauts est limitée - quelques heures par an - pour des seuils inférieurs à 40%. Il est à noter que la production houlomotrice est beaucoup moins sensible à ce paramètre de charge adaptative puisque seulement 0,11%, resp. 0,12% d'énergie perdue, resp. conforme, sont gagnés à  $seuilC = 40\%$ .

Ce deuxième paramètre interne à la charge adaptative  $seuilC$  relâche donc l'heuristique **H3**, dans des situations favorables, ce qui permet de réduire la perte d'énergie sur l'année mais au prix d'une légère baisse de fiabilité. Déterminer la valeur appropriée de ce seuil "adaptatif" revient donc à rechercher un compromis technico-économique entre fiabilité et productivité/profitabilité/efficacité. Ce paramètre sera donc optimisé lors du dimensionnement technico-économique du chapitre 4. C'est pourquoi, dans la comparaison avec les modèles d'optimisation globale (section 3.4),  $seuilC$  sera pris égal à 0 afin de privilégier le critère de fiabilité, ce qui revient à ne pas appliquer la stratégie **H4**.

### 3.3.4 Synthèse

#### 3.3.4.1 Charge adaptative (CA)

Les stratégies présentées précédemment définissent un mode opératoire du fonctionnement du stockage - prise de décision dans le cadre d'une gestion de l'énergie EnRI+SSE - appelé *charge adaptative* ou **CA**. Les deux premières heuristiques **H1** et **H2**, destinées à augmenter la fiabilité du système, sont les stratégies de base modifiées, le cas échéant, par les deux autres : la troisième pour la régularité de la puissance injectée dans le réseau et la dernière pour limiter les pertes d'énergie. A cet effet, deux paramètres liés à l'état de charge du SSE ont été introduits pour une correction (**H3-seuilD**) ou une gestion plus fine (**H4-seuilC**) de la puissance fournie lors de l'application des stratégies de base. Seules les stratégies de base sont choisies comme stratégies de référence pour la comparaison avec un autre modèle sur le critère de fiabilité (section suivante 3.4).

Cette gestion optimisée (mais pas forcément optimale) est fonction de l'engagement fondé sur la prévision et le scénario, de la production réelle mais aussi de l'état de charge du stockage à chaque pas de temps. En conséquence, la gestion adoptée est différente selon la position relative du niveau de production EnRI par rapport à l'engagement et selon le niveau de stockage. Quatre zones en production et trois en stockage ont été ainsi définies comme indiquées dans le schéma 3.16.

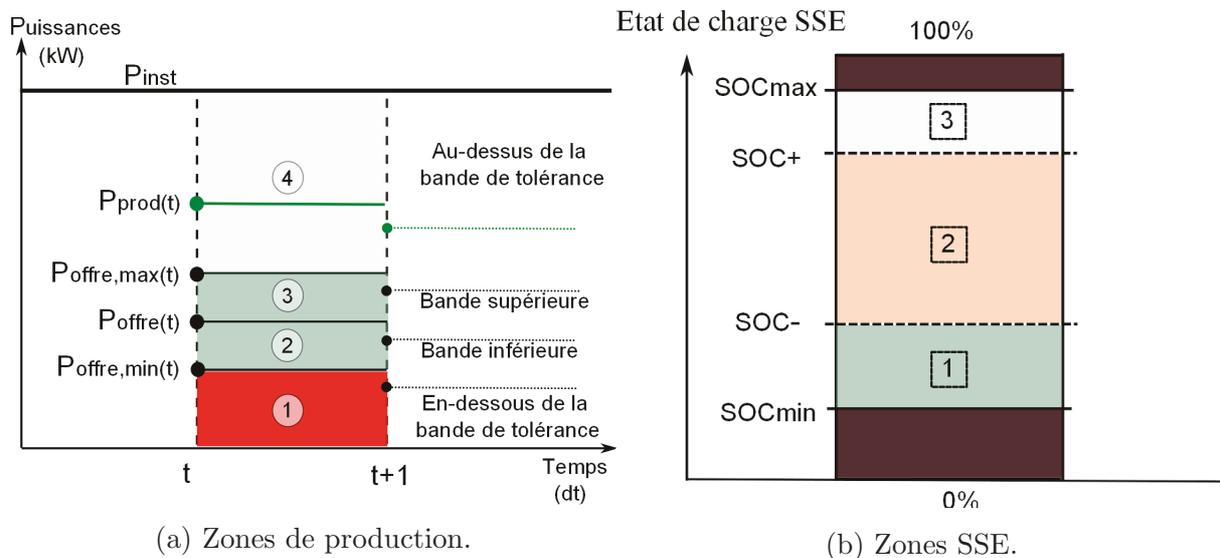


FIGURE 3.16 – Zones de stratégies de charge/décharge adaptative (CA).

La figure 3.17 représente le diagramme global d'application des stratégies en fonction des niveaux de production et de stockage. Les conventions sont définies conformément au schéma 3.9 d'utilisation de la bande de tolérance i.e. :

$$\begin{aligned}
 C^{++} / "0" / "--" &\equiv \text{Charge, si possible, jusqu'à } P_{offre,min} / P_{offre} / P_{offre,max}, \\
 D^{++} / "0" / "--" &\equiv \text{Décharge, si possible, jusqu'à } P_{offre,max} / P_{offre} / P_{offre,min}.
 \end{aligned}$$

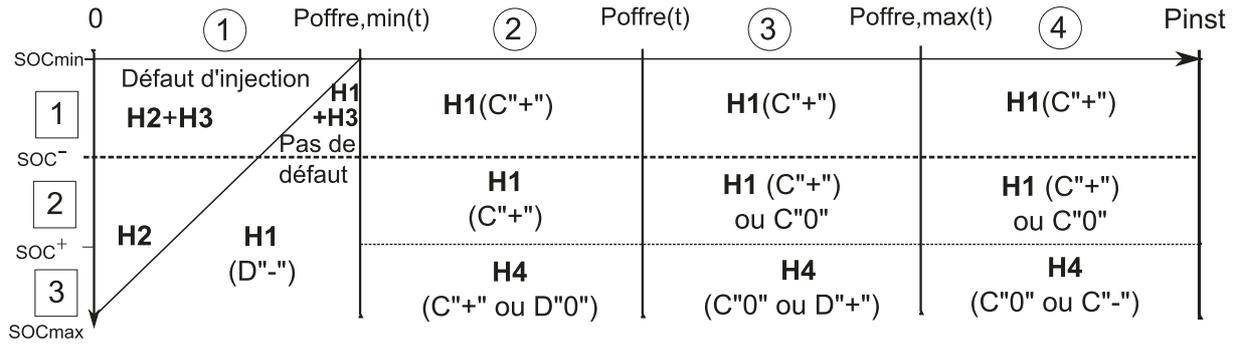


FIGURE 3.17 – Méthode heuristique de gestion optimisée SSE+EnRI (CA).

Les cinq choix de charge/décharge possibles dans les zones de production sans défaut (supérieures à  $P_{offre, min}$ ) conduisent à  $2^5 = 32$  politiques possibles de gestion optimisée du SSE. Lorsque  $seuilC = seuilD = 0$ , il n'y a qu'une zone SSE d'où uniquement 4 politiques correspondant au choix d'injection réseau  $P_{offre}$  ou  $P_{offre, min}$  lorsque la production est soit dans la bande supérieure soit au-dessus de la bande. Les simulations précédentes ont toutes été effectuées avec la stratégie la plus fiable i.e correspondant à l'injection la plus basse possible **CA0** (cf annexe C) qui est par conséquent également utilisée pour la comparaison de fiabilité dans la section suivante.

L'algorithme détaillé - pseudo-code - utilisant les fonctions **CHARGE** et **DECHARGE** définies dans la partie modélisation (équations de la section 2.2.3.4 du chapitre 2) est donné en Annexe. Les paramètres algorithmiques  $seuil_{soc1, 2, 3}$  ont été introduits afin d'implémenter la limitation des oscillations qui apparaissent lorsqu'un seuil de décharge (stratégie **H3**) ou de charge (**H4**) est mis en oeuvre.

Appliquée sur l'année, la **CA** donne non seulement le taux de défaillance  $DTR$  mais également les énergies (SSE/injectées(réseau)/perdus/manquantes) correspondantes d'où l'on tire les coûts/bénéfices associés ainsi que les tarifs annuels de revente permettant une valeur ajoutée du stockage sur 20 ans (cf modèle économique du chapitre 2). L'algorithme **CA** peut donc être appliqué par le producteur en conditions opérationnelles - pratiquement en temps réel - afin de respecter plus sûrement et plus efficacement le scénario d'injection contractualisé avec le gestionnaire.

### 3.3.4.2 Dimensionnement optimal

La méthodologie heuristique de dimensionnement optimal choisie procède en 2 étapes :

- étape 1 = élaborer et tester une politique de gestion (fonctionnement en charge/décharge) du stockage appelée *charge adaptative* permettant d'augmenter la fiabilité du couplage EnRI-SSE i.e. d'obtenir le moins de défauts sur l'engagement de fourniture de puissance tout au long de l'année. (Chapitre 3)
- étape 2 = dimensionner le stockage à partir de cette méthode et en déduire tous les paramètres techniques et économiques associés. (Chapitre 4)

La charge adaptative sera, dans le chapitre 4, la procédure de référence du dimensionnement optimal i.e. du calcul de la taille de stockage minimale  $S^*$  permettant de

respecter le service  $DTR < 5\%$ , tout en limitant la profondeur de décharge maximale  $DOD < DOD_{max}$ .

## 3.4 Comparaison CA et modèles NLP/LP/MILP

La finalité de cette section est la comparaison du modèle de charge adaptative avec des modèles classiques de programmation non linéaire (NLP) ou linéaires (LP/MILP) résolus par des solveurs reconnus sur le marché.

La comparaison se fait sur la base de l'objectif primordial fixé : respecter le scénario d'engagement de puissance la veille pour le lendemain. Le but est d'obtenir, à capacité fixée, le moins de défauts possibles. Par conséquent, les différents modèles classiques (NLP, QP, LP, MILP) sont comparés avec le dimensionnement fondé sur la charge adaptative (**CA**), sur la base du critère de fiabilité ( $DTR$ ).

Les outils de dimensionnement spécifiques (cf section 3.2.5) n'ont pas été ici utilisés car peu adaptés au contexte : pas de service spécifique dédié, pas de tolérance, satisfaction d'un profil orienté consommation (*load*), routine d'optimisation non accessible en tant que telle pour la résolution du programme linéaire, critère de fiabilité parfois implicite ou donné en tant que sortie.

### 3.4.1 Solutions de référence

La priorité est de respecter le service avec un taux de défaillances inférieur ( $DTR$ ) à 5%. Les stratégies - heuristiques **H1** et **H2** exposées dans la précédente section visent cet objectif. En conséquence, le problème retenu dans la comparaison avec la charge adaptative est de maximiser la fiabilité i.e. de minimiser le nombre de défauts où l'injection réseau est inférieure à l'engagement bas  $P_{grid} < P_{offre,min}$ , sous les contraintes de puissance (**C1**) et d'énergie/capacité (**C2**) du SSE.

Le deuxième critère est, conformément au problème original (**NLP-dtrinj**) pour une capacité de stockage fixée, de maximiser l'énergie injectée, ce qui augmente les revenus donc la rentabilité de l'installation, à fiabilité constante voire supérieure.

#### 3.4.1.1 Problème de référence

La "variable de décision" représentant la puissance SSE à chaque pas de temps est un vecteur de dimension  $N$  :

$$y = P_{stock} \quad (3.25)$$

De plus, il est posé

$$\begin{cases} y^- = \min(y, 0_N) & = P_{stock,charge} & (\leq 0) \\ y^+ = \max(y, 0_N) & = P_{stock,decharge} & (\geq 0) \end{cases} \quad (3.26)$$

soit, pour  $t = 1, \dots, N$

$$\begin{cases} y_t^- = y_t \text{ si } y_t < 0, & 0 \text{ sinon} \\ y_t^+ = y_t \text{ si } y_t > 0, & 0 \text{ sinon} \end{cases}, \quad (3.27)$$

d'où

$$y^- + y^+ = y. \quad (3.28)$$

Notons que  $y^+$  et  $y^-$  ne sont pas, en général, des fonctions linéaires de  $y$ .

Le problème de référence (**NLPdtr**) s'écrit alors sous la forme

$$\begin{aligned} & \min_{y \in \mathbb{R}^N} DTR(y) && (3.29) \\ \text{sous les contraintes} & \begin{cases} y^{\min} \leq y \leq y^{\max} & : \text{Bornes Puissance (C1)} \\ SOC_{\min} \leq SOC(y) \leq SOC_{\max} & : \text{Contraintes SOC (C2)} \end{cases} && (3.30) \end{aligned}$$

où  $y^{\min, \max}$  sont les bornes inférieure et supérieure (*lower, upper bound*) de puissance.  $SOC$  n'est pas, sauf dans le cas idéal  $\eta_{charge} = \eta_{decharge} = 1$ , une fonction linéaire de  $y$  puisque l'on a, d'après le modèle de charge/décharge (Eq. 2.9 et 2.9) du chapitre 2 :

$$SOC(y_t) = SOC_0 - \sum_{i=1}^t (\eta_{charge} y_i^- + \frac{1}{\eta_{decharge}} y_i^+), \quad t = 1, \dots, N. \quad (3.31)$$

Nous appelons différence de compensation la différence entre l'écart production-engagement que devrait idéalement compenser le SSE et la puissance réelle du stockage i.e.  $P_{ecart} - y$ . Cette différence est un manque si  $|y_t| \leq |P_{ecart}(t)|$ , un excès sinon.

Le problème (**NLPdtr**) est relâché par rapport au problème initial (**NLP**) énoncé à la fin du chapitre 2, section 2.5.3, car seul l'aspect technique - fiabilité du système EnRI+SSE - est ici retenu. En outre, les contraintes sur la profondeur de décharge maximale  $DOD_{\max}$  n'ont pas été prises en comptes. D'une part, ces limitations ne sont pas nécessaires dans une comparaison où l'on s'intéresse essentiellement aux défaillances puisque le fait de choisir une profondeur maximale  $DOD_{\max} = 100\%$  dans la charge adaptative permet de s'affranchir de cette contrainte et d'effectuer la comparaison dans ce cadre. D'autre part, cela évite de rajouter au modèle  $N$  contraintes non linéaires du type  $\sum_{\text{decharges consecutives}} y_i^+ \leq dod_{\max}$  donc d'augmenter inutilement le temps de calcul du solveur.

En ce qui concerne l'aspect économique, une solution du problème (**NLP**) est une solution qui, parmi celles respectant le service, maximise l'énergie injectée donc les revenus. Il s'agit typiquement d'une optimisation multi-objectif que nous ne mènerons pas en tant que telle puisque nous avons choisi d'effectuer la comparaison sur le critère principal de la fiabilité du couplage EnRI-SSE. Pour autant, nous chercherons, dans les différents modèles proposés, également à maximiser l'énergie injectée. L'étude prenant en compte les aspects économiques (retour sur investissement, prix de revente...) est présentée dans le chapitre 4 et sera comparée à une optimisation technico-économique globale :

$$(\text{NLPfit}) \quad \min_{(S,y) \in \mathbb{R}^+ \times \mathbb{R}^N} FIT_{tris20}(S, y) \quad \text{s.c.} \quad \begin{cases} (\text{C1}), (\text{C2}) \\ DTR(y, S) < DTR_{\max} \\ S < S_{viable, \max} \end{cases}. \quad (3.32)$$

Les contraintes sur la capacité du stockage nécessitent une attention particulière dans l'écriture du programme mathématique. En effet, à chaque instant  $t$ , l'état de charge dépend de l'efficacité  $\eta_{charge}$  ou  $\eta_{decharge}$  donc du fait que l'on soit en charge ou en décharge. Or lors du processus d'optimisation, il n'est pas possible, à priori, de savoir quelle sera le signe de  $y_t^*$  à l'optimum. Les coefficients de la matrice des contraintes SOC dépendraient donc du signe de la solution, ce qui en ferait une contrainte non linéaire non continue plus difficile à traiter. Seul le cas irréaliste du stockage parfait où  $\eta_{charge} = \eta_{decharge} = 1$  permet d'éviter cette dépendance non linéaire.

Nous avons donc élaboré et testé deux façons de contourner le problème de signe (charge/décharge) dans les contraintes SOC (C2) : la modélisation fixe ou libre.

**La modélisation fixe** revient à imposer la charge, resp. décharge, lorsque il y a un surplus, resp. besoin d'énergie i.e.

$$P_{ecart}(t) \leq 0 \Leftrightarrow CHARGE : y_t = y_t^- \Leftrightarrow t \in \mathbb{I}_{charge}, \quad (3.33)$$

$$P_{ecart}(t) > 0 \Leftrightarrow DECHARGE : y_t = y_t^+ \Leftrightarrow t \in \mathbb{I}_{decharge}, \quad (3.34)$$

où  $P_{ecart}(t) = P_{offre}(t) - P_{prod}(t)$  représente l'écart (exact) entre l'engagement du producteur la veille pour le lendemain et la production EnRI.

Cette approche où les décisions de charge et de décharge sont fixées uniquement en fonction de la quantité d'énergie disponible ou manquante et en-dehors de toute autre stratégie est adoptée dans les modèles à une variable  $y$  : programmes non linéaires (NLP $y$ ), quadratique (QP $y$ ) ou linéaire (LP $y$ ). Ce choix minimal a l'avantage de réduire le nombre de variables du programme et par suite le temps de calcul nécessaire à sa résolution par le solveur. L'inconvénient principal du modèle fixe est de ne pas autoriser la charge du SSE lors d'un défaut potentiel donc d'appliquer la stratégie H2. Nous verrons que cette stratégie augmente significativement non seulement la fiabilité du système mais aussi sa production conforme à l'engagement. Pour autant, l'analyse économique du chapitre 4 montrera que le modèle fixe peut être intéressant avec de faibles pénalités.

**La modélisation libre** consiste à introduire deux variables, vecteurs de dimension  $N$ , supplémentaires  $z$  et  $d$  qui permettent de choisir "librement" i.e. indépendamment de la situation (besoin ou surplus d'énergie) une décharge ( $z$ ) ou une charge ( $y - z$ ). C'est la méthode permise - à priori non obligatoire - dans le cas plus général des modèles MILPmax ( $3N$  variables  $yzd$ ) et MILPdtrxxx ( $5N$  variables  $\beta xyzd$ ).

Enfin, les contraintes de puissance permettent dans les modèles utilisés d'encadrer également l'utilisation de la bande de tolérance. D'une manière générale, nous faisons les hypothèses suivantes :

1. Un surplus d'énergie EnRI ne peut entraîner une décharge du SSE i.e.

$$y_t^{max} \leq 0 \quad \text{si } P_{ecart}(t) \leq 0. \quad (3.35)$$

que l'on peut résumer sous la forme

$$(H0) \quad \text{Surplus} \equiv \text{Charge.}$$

Il serait pourtant envisageable lorsque la production EnRI est supérieure à l'engagement mais inférieure à l'engagement haut (bande supérieure ou zone 3) de, malgré tout, décharger dans cette limite, ce qui augmenterait ponctuellement l'énergie injectée. Ce cas est relativement peu fréquent mais surtout les simulations annuelles ci-après montrent que réduire la décharge, en l'occurrence inutile du point de vue du respect de l'engagement, permet de réduire les défaillances, en gardant l'énergie du SSE pour les réels manques d'énergie futurs. Par ailleurs, le fait de chercher aussi à maximiser la décharge en tant que critère de la fonction objectif permet également, dans une certaine mesure, de maximiser l'injection réseau.

2. En cas de surplus, on ne peut charger que jusqu'à l'engagement bas, en d'autres termes

$$y_t^{min} \geq P_{ecart}(t) - tol \text{ si } P_{ecart}(t) \leq 0 \quad (3.36)$$

3. En cas de besoin de compensation, on ne peut décharger que jusqu'à l'engagement haut, en d'autres termes

$$y_t^{max} \leq P_{ecart}(t) + tol \text{ si } P_{ecart}(t) > 0 \quad (3.37)$$

Ces deux dernières hypothèses sont raisonnables dans le sens où, elles permettent de ne pas créer volontairement des défauts qui peuvent être évités.

#### 3.4.1.2 Modèle fixe de base ( $y$ )

Ce modèle comporte un seul vecteur, soit  $N$  variables scalaires, de décision : la puissance  $y$  du SSE, à valeurs réelles. Ce modèle est fixe puisque la seule manière de modéliser les cas de charge/décharge, sans variable supplémentaire et sans utiliser le signe de  $y$  qui donnerait des contraintes SOC non continues, se fait à travers les indices de cette variable. Cela revient alors à choisir une partition préalable de  $\llbracket 1, N \rrbracket$  en  $\mathbb{I}_{charge}$  et  $\mathbb{I}_{decharge}$ , correspondant, à tout moment, à la charge, resp. décharge du SSE. Par exemple, une autre partition envisageable pourrait être :

$$\mathbb{I}_{C_\epsilon} = \{t \in \llbracket 1, N \rrbracket, P_{ecart}(t) \leq \epsilon \cdot tol\} \quad (3.38)$$

$$\mathbb{I}_{D_\epsilon} = \{t \in \llbracket 1, N \rrbracket, P_{ecart}(t) > \epsilon \cdot tol\} \quad (3.39)$$

où  $\epsilon \in [-1, 1]$ . Plus  $\epsilon$  sera proche de 1, resp. -1, plus le stockage aura tendance à charger, resp. décharger, ce qui signifie, in fine, une stratégie préalablement fixée d'utilisation de la bande de tolérance. La partition choisie dans la définition (Eq. 3.33) correspond à  $\epsilon = 0$ .

#### \*\*\* Contraintes de Puissance SSE (C1)

D'une manière générale, les  $N$  contraintes de borne sur le  $N$ -vecteur de décision  $y$  modélisant la puissance de stockage peuvent s'écrire

$$(C1) \quad y^{min} \leq y \leq y^{max} \quad (3.40)$$

A tout instant, la puissance de stockage est limitée par les puissances maximales en charge et en décharge i.e., compte-tenu de la convention de signe adoptée :

$$-P_{charge,max} \leq y_t^{min} \leq 0 \leq y_t^{max} \leq P_{decharge,max} \quad t = 1, \dots, N. \quad (3.41)$$

Dans notre hypothèse où l'énergie n'est pas prise du réseau vers le SSE, le seul moyen de charger le stockage est la production EnRI d'où

$$-P_{prod} \leq y^{min}. \quad (3.42)$$

En outre, dans la modélisation fixe, il est nécessaire d'ajouter la contrainte imposant l'impossibilité de charge en cas de manque d'énergie ( $P_{ecart}(t) > 0$ ) soit

$$y_i^{min} \geq 0 \quad \text{si } P_{ecart}(i) > 0. \quad (3.43)$$

Cette dernière contrainte rend, de facto, impossible la stratégie "Défaut=Charge" (H2) et sera donc modifiée dans les modèles libres.

### \*\*\* Contraintes d'Énergie SSE (C2)

Les  $2N$  contraintes dues à la capacité en énergie limitée du stockage, également appelées contraintes SOC, sont, grâce aux approches fixes ou libres, linéaires. La matrice des contraintes SOC  $A_{soc}$  de taille  $2N \times N$ , dépendante de l'efficacité en charge/décharge et le  $2N$ -vecteur borne  $b_{soc}$  - fixé à partir de l'état de charge initial, minimal et maximal du SSE - ainsi que les bornes de puissance du modèle fixe de base sont explicités ci-après (Eq. 3.48 et 3.49). Dans le modèle fixe, les  $N$  contraintes sur la capacité du SSE du problème de référence

$$SOC(t) \in [SOC_{min}; SOC_{max}], \quad t = 1, \dots, N$$

peuvent s'écrire, d'après l'équation 3.31 décrivant l'état de charge du SSE :

$$(C2) \quad pmin \leq \sum_{i=1}^t \eta_i \cdot y_i \leq pmax, \quad t = 1, \dots, N \quad (3.44)$$

avec, pour  $i = 1, \dots, N$

$$\eta_i = \begin{cases} \eta_{charge} & \text{si CHARGE i.e. } P_{ecart}(i) \leq 0 \Leftrightarrow i \in \mathbb{I}_{charge} \\ \frac{1}{\eta_{decharge}} & \text{si DECHARGE i.e. } P_{ecart}(i) > 0 \Leftrightarrow i \in \mathbb{I}_{decharge} \end{cases} \quad (3.45)$$

et

$$pmin = (SOC_0 - SOC_{max})/\Delta t \quad (\leq 0), \quad (3.46)$$

$$pmax = (SOC_0 - SOC_{min})/\Delta t \quad (\geq 0). \quad (3.47)$$

Par conséquent, la matrice  $A_{soc}$  et le vecteur borne  $b_{soc}$  des contraintes SOC (C2) sont définis par :

$$A_{soc}(i, t) = \begin{cases} \eta_i & \text{si } t \leq i, 0 \text{ sinon,} & i = 1, \dots, N & t = 1, \dots, N \\ -\eta_i & \text{si } t \leq i, 0 \text{ sinon,} & i = N + 1, \dots, 2N & t = 1, \dots, N \end{cases} \quad (3.48)$$

et

$$b_{soc}(i) = \begin{cases} pmin & \text{si } 0 \leq i \leq N \\ -pmax & \text{si } N + 1 \leq i \leq 2N \end{cases} \quad (3.49)$$

Dans notre cas d'étude horaire ( $N = 8760$ ), la matrice  $A_{soc}$  de dimension  $(17520, 8760)$  comporte  $nz = 76746360$  valeurs non nulles représentées dans la figure 3.18 par deux triangles correspondant aux contraintes sur la capacité maximale (triangle haut) et minimale (triangle bas) du SSE.

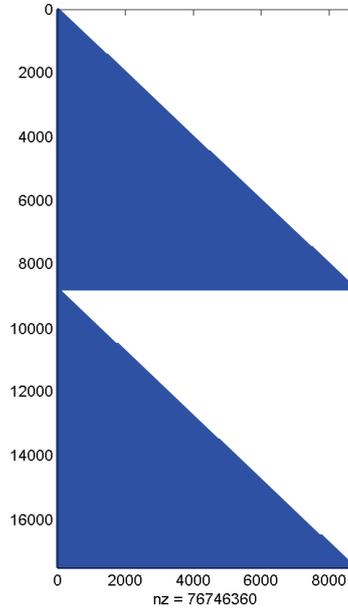


FIGURE 3.18 – Matrice des contraintes SOC (C2).

Une première utilisation de la bande peut se faire en remplaçant  $P_{ecart}$  par  $P_{ecart} \pm tol$ , ce qui permet de restreindre ou d'augmenter le niveau maximal de charge/décharge dans la bande, à l'instar de l'heuristique **H1**. Nous voyons là une limite d'un modèle d'optimisation globale par programme linéaire ou non linéaire résolu via un solveur commercial. La solution ne peut finalement prendre en compte des stratégies spécifiques qu'à travers le programme même (variables de décision, fonction objectif, contraintes) et, éventuellement, via certains paramètres de réglages fournis par le solveur mais en aucun cas par l'adaptation spécifique de l'algorithme au problème posé impliquant une modification du code.

### \*\*\* Puissance injectée et énergie perdue

Dans les modèles de base, on définit la puissance totale maximale pouvant être injectée sur le réseau :

$$P_{totale} = P_{prod} + y \quad (3.50)$$

puis la puissance réellement injectée sur le réseau par

$$P_{grid} = \min(P_{totale}, P_{offre,max}), \quad (3.51)$$

d'où l'énergie perdue

$$E_{lost} = \max(P_{totale} - P_{grid}, 0) \cdot \Delta t. \quad (3.52)$$

C'est-à-dire que nous supposons, dans une première étape d'optimisation, qu'il est toujours possible de charger ou d'injecter la production  $P_{prod}$  donc qu'il n'y a pas de limite haute et, par suite, pas d'énergie perdue. Nous laissons ainsi le solveur trouver des solutions conduisant éventuellement à des injections réseau  $P_{grid}$  au-dessus de l'engagement haut  $P_{offre,max}$ . Dans une deuxième étape, une fois la solution trouvée, cette puissance totale, si supérieure à l'engagement haut, est "coupée" : on ne fournit uniquement  $P_{offre,max}$  et le reste est perdu.

Dans le modèle libre de base, le cas où le stockage aurait été déchargé alors que, dans cet intervalle de temps, de l'énergie aurait été perdue est théoriquement possible puisque aucune borne supérieure n'est imposée à l'injection réseau. En pratique (cf section 3.4), la minimisation des défauts conduit à exclure cette option.

### \*\*\* Fonctions objectifs non linéaires (NLPxxx)

La fonction objectif prise pour référence de comparaison est le nombre de défauts, d'où

$$f_{nlpdtr}(y) = \sum_{t=1}^N defect(t), \quad (3.53)$$

avec

$$defaut = \mathbb{1}_{\{P_{grid} \notin [P_{offre,min}, P_{offre,max}]\}} \quad (3.54)$$

où  $\mathbb{1}_I$  désigne la fonction indicatrice de l'ensemble  $I$  i.e.

$$defaut(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } P_{grid}(t) \notin [P_{offre,min}(t), P_{offre,max}(t)] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad i = 1, \dots, N. \quad (3.55)$$

Il n'y a pas de dépassement haut puisque même dans le cas où le stockage ne peut absorber toute l'énergie en surplus, la production est "coupée" et l'énergie restante est perdue. La fonction objectif est donc le nombre de fois où la production couplée EnRI+SSE injectée au réseau est inférieure à l'engagement bas.

Le modèle non linéaire, fixe, de référence s'écrit alors en fonction du  $N$ -vecteur  $y$  :

$$(NLPdtr) \quad \min_{y \in \mathbb{R}^N} f_{nlpdtr}(y) \quad \text{s.c. (C1), (C2)}, \quad (3.56)$$

avec la convention - notée " $C < 0$ " - de charge négative/décharge positive du chapitre 2, rappelée dans les équations (Eq. 3.33).

Afin de tenir compte également de l'intérêt économique, via la productivité du système, il peut être intéressant de chercher, tout en minimisant les défauts à maximiser la puissance injectée au réseau. La fonction mono-objectif associée est ainsi définie par :

$$f_{nlpdtrinj}(y) = f_{nlpdtr}(y) + \sum_{t=1}^N \omega_t y_t \quad (3.57)$$

où  $\omega = (\omega_t)_{t=1, \dots, N} > 0$  est le poids relatif associé à ces deux objectifs de maximisation d'une part de la fiabilité et d'autre part de la productivité. Le modèle correspondant est alors donné de la même manière que précédemment :

$$(NLPdtrinj) \quad \min_{y \in \mathbb{R}^N} f_{nlpdtrinj}(y) \quad \text{s.c. (C1), (C2)}, \quad (3.58)$$

La non différentiabilité de ces fonctions objectif obligent à utiliser des solveurs et algorithmes ne nécessitant pas de dérivée (*derivative free*) tels que les algorithmes évolutionnaires (NOMAD PSWARM, NLOPT ou algorithme Génétique).

Les fonctions  $f_{dtr}$  et  $f_{dtrin_j}$  sont non linéaires non continues et non convexes pour lesquels l'optimisation est plus délicate. La question se pose alors de savoir s'il est possible d'améliorer la fiabilité du système donnée par la solution de **(NLPdtr)**, ou tout au moins de faire aussi bien, tout en essayant de diminuer le temps de calcul. Les contraintes linéaires **(C1)** et **(C2)** sont gardées puisque liées aux caractéristiques du SSE. La fonction objectif a été transformée de façon à être plus régulière (*smooth*), quadratique ou linéaire. En effet, nous avons vu dans la section 3.2 que l'on dispose pour de telles fonctions de méthodes donc de solveurs performants.

### \*\*\* Fonction objectif quadratique (QP)

C'est la première idée formulée dans [Bridier et al., 2014]. Il s'agit simplement de minimiser la différence entre l'écart à compenser et la puissance de stockage, au sens des moindres carrés i.e. l'écart quadratique :

$$f_{qp}(y) = \|y - P_{ecart}\|_2^2. \quad (3.59)$$

Il est ainsi attendu que le fait de minimiser la somme quadratique des écarts minimise aussi le nombre de défauts, ce qui, comme il est montré dans la section 3.4, n'est pas, à priori, assuré. Cette fonction a l'avantage d'être deux fois différentiable et convexe, fonctions pour lesquels des méthodes performantes sont intégrés aux solveurs (cf section ) avec l'assurance d'une convergence vers un optimum global.

### \*\*\* Fonction objectif linéaire (LP)

Nous cherchons, en premier lieu, à maximiser l'énergie injectée, espérant ainsi minimiser également, dans une certaine mesure, les défauts. Puisque la puissance injectée est, à l'énergie perdue près, égale à  $P_{prod} + y$ , cela revient à maximiser la fonction objectif

$$\begin{aligned} f_{lpinj}(y) &= \sum_{i=1}^N (y_i) \\ \Leftrightarrow f_{lp,-+} &= \sum_{i=1}^N (y_i^- + y_i^+). \end{aligned} \quad (3.60)$$

La maximisation de  $f_{lpinj}$  tend à minimiser la charge  $|y_i^-|$  lorsque il y a un surplus d'énergie :  $P_{ecart}(i) \leq 0$  d'où  $y_i = y_i^- \leq 0$ , d'après l'hypothèse générale et à minimiser la décharge lorsque le système a besoin d'énergie :  $P_{ecart}(i) \geq 0$  d'où  $y_i \geq 0$  d'après le modèle fixe.

D'une manière générale, il est possible de choisir de maximiser ou de minimiser la charge ou la décharge par la fonction objectif

$$f_{lp,\epsilon_C,\epsilon_D}(y) = \sum_{i=1}^N (-\epsilon_C y_i^- + \epsilon_D y_i^+) \quad (3.61)$$

selon deux paramètres  $\epsilon_C$  et  $\epsilon_D$  valant  $-1, 0$  ou  $1$ . Les indices 'C' et 'D' dénotent respectivement la charge et la décharge du SSE.

La fonction  $f_{lp, \epsilon_C, \epsilon_D}$  à maximiser peut alors être associée aux différents objectifs décrits dans le tableau 3.3 suivant.

$\epsilon_C \backslash \epsilon_D$	-1	0	1
-1	minC/minD (sol. triviale $P_{stock} = 0$ )	minC	minC/maxD (maxInj.)
0	minD		maxD
1	maxC/minD	maxC	maxC/maxD

TABLE 3.3 – Critères d'optimisation linéaire (modèles de base).

Les valeurs  $(\epsilon_C, \epsilon_D) = (+1, +1) \equiv$  "maxC/maxD" sont notées "max" i.e.

$$f_{lpmax}(y) = \sum_{i=1}^N (-y_i^- + y_i^+), \tag{3.62}$$

soit, dans le modèle fixe, la fonction objectif à maximiser

$$f_{lpmax}(y) = - \sum_{i \in \mathbb{I}_{charge}} y_i + \sum_{i \in \mathbb{I}_{decharge}} y_i. \tag{3.63}$$

Les modèles d'optimisation globale élaborés ne permettent pas, à priori, la stratégie systématique et exacte d'utilisation de la bande (charge/décharge max/min "+/-", "0/0"...), en particulier d'imposer l'heuristique **H1**. "+/-" correspond à une charge maximale/décharge minimale autorisée mais c'est une borne supérieure que le solveur n'est pas obligé d'atteindre exactement, sauf à mettre des contraintes d'égalité. La mise en défaut forcée, en particulier l'heuristique (**H3**) et la charge lors d'un défaut (heuristique **H2**) ne sont pas possibles avec l'approche fixe. C'est pourquoi, le modèle libre plus général est proposé.

### 3.4.1.3 Modèle libre de base ( $yzd$ )

Ce modèle comporte trois  $N$ -variables de décision  $y, z$  et  $d$ . Au modèle fixe à une variable  $y$  sont ajoutées les variables  $z$  et  $d$  qui permettent de modéliser donc de maîtriser le choix, à chaque pas de temps, de décharger ou non le stockage. Ce choix est alors qualifié de libre car il n'est plus une contrainte imposée par le modèle. A cet effet, nous définissons  $z$  comme la puissance du stockage en décharge :

$$\begin{aligned} z &= y^+ \\ &= P_{stock,decharge} \quad (\geq 0) \end{aligned} \tag{3.64}$$

et  $d$  la variable binaire de décision de décharge i.e.

$$d = \mathbb{1}_{\text{decharge}} \Leftrightarrow d_i = \begin{cases} 1 & \text{si décharge,} \\ 0 & \text{si charge.} \end{cases} \quad i = 1, \dots, N \quad (3.65)$$

d'où

$$P_{\text{stock,charge}} = y^- = y - z \quad (\leq 0). \quad (3.66)$$

Les contraintes de bornes sur la puissance du SSE n'imposent alors plus une décharge dans le cas d'un manque d'énergie d'où

$$(C1) \quad \begin{cases} y_i^{\min} \leq y_i \leq y_i^{\max} \\ 0 \leq z_i \leq P_{\text{decharge,max}} \end{cases} \quad i = 1, \dots, N. \quad (3.67)$$

où les bornes de puissance  $y^{\min, \max}$  du SSE sont données par le tableau 3.4 suivant. Ce tableau résume les stratégies possibles, dites autorisées, d'utilisation de la bande de tolérance en fonction de la situation, compte tenu des hypothèses générales définies en fin de section 3.4.1.1.

TABLE 3.4 – Stratégies autorisées de fonctionnement du stockage.

$y_i^{\min}$	$y_i^{\max}$	Stratégie autorisée
<b>Surplus d'énergie : <math>P_{\text{ecart}}(i) \leq 0</math></b>		
$-\min(\max(-P_{\text{ecart}}(i) - \text{tol}, 0), P_{\text{prod}}(i), P_{\text{charge,max}})$	0	Charge minimale (jusqu'à $P_{\text{offre,max}}$ )
$-\min(-P_{\text{ecart}}(i), P_{\text{charge,max}})$	0	Charge exacte (jusqu'à $P_{\text{offre}}$ )
$-\min(-P_{\text{ecart}}(i) + \text{tol}, P_{\text{prod}}(i), P_{\text{charge,max}})$	0	Charge maximale (jusqu'à $P_{\text{offre,min}}$ )
<b>Manque d'énergie : <math>P_{\text{ecart}}(i) &gt; 0</math></b>		
$-\min(P_{\text{prod}}(i), P_{\text{charge,max}}) \equiv \text{"Libre"}$ (0 $\equiv$ "Fixe")	$\min(P_{\text{ecart}}(i) + \text{tol}, P_{\text{decharge,max}})$	Décharge maximale (jusqu'à $P_{\text{offre,max}}$ )
	$\min(P_{\text{ecart}}(i), P_{\text{decharge,max}})$	Décharge exacte (jusqu'à $P_{\text{offre}}$ )
	$\min(\max(P_{\text{ecart}}(i) - \text{tol}, 0), P_{\text{decharge,max}})$	Décharge minimale (jusqu'à $P_{\text{offre,min}}$ )

Les contraintes SOC s'écrivent à partir des équations (3.44), en tenant compte de (3.66) :

$$(C2) \quad p_{\min} \leq A_y y + A_z z \leq p_{\max} \quad (3.68)$$

avec

$$A_y = -\eta_{\text{charge}} I_1, \quad (3.69)$$

$$A_z = \left( \eta_{\text{charge}} - \frac{1}{\eta_{\text{decharge}}} \right) I_1, \quad (3.70)$$

et

$$I_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 1 & \cdots & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.71)$$

Enfin, la relation entre  $z$  et  $y$ , établie via la variable binaire auxiliaire  $d$ , est inspirée d'une méthode de linéarisation proposée par P. Rubin<sup>13</sup> :

$$(C3) \quad \begin{cases} z_i \leq y_i^{max} \cdot d_i \\ z_i \geq y_i \\ z_i \leq y_i - y_i^{min}(1 - d_i) \end{cases} \quad i = 1, \dots, N \quad (3.72)$$

d'où, en tenant que compte  $z \geq 0$ , nous obtenons bien :

$$d_i = 0 \Rightarrow z_i = 0 \text{ et } y_i^{min} \leq y_i \leq 0 \text{ (charge)}, \quad (3.73)$$

$$d_i = 1 \Rightarrow z_i = y_i \text{ et } 0 \leq y_i \leq y_i^{max} \text{ (décharge)}. \quad (3.74)$$

La maximisation de l'injection réseau donc de la fonction objectif

$$f(y, z, d) = \sum_{i=1}^N y_i \quad (3.75)$$

tend à minimiser la charge ce qui ne donnera pas l'effet escompté en augmentant les défaillances (cf section 3.4.2). Il est donc souhaitable de maximiser la charge tout en cherchant également à injecter le maximum d'énergie dans le réseau, ce qui se traduit par :

$$f_{milpmax}(y, z, d) = \sum_{i=1}^N (y_i^+ - y_i^-) = \sum_{i=1}^N (2z_i - y_i). \quad (3.76)$$

En résumé, nous obtenons un programme linéaire de  $3N$  variables ( $2N$  réelles et  $N$  binaires) comportant, en sus des contraintes bornes,  $5N$  contraintes :

$$(MILPmax) \quad \max f_{milpmax} \text{ s.c. } \begin{cases} (C1) & [\text{Bornes}, 6N] \\ (C2) & [\text{SOC}, 2N] \\ (C3) & [\text{Auxiliaire}, 3N] \end{cases}. \quad (3.77)$$

#### 3.4.1.4 Modèle libre avec stratégies ( $\beta xyzd$ )

Deux nouvelles variables auxiliaires,  $N$ -vecteurs de décision  $\beta$  - réel - et  $x$  - binaire - sont introduites.

D'une part, dans les modèles précédents, toute la production pouvait se retrouver, dans la solution obtenue par le solveur, injectée au réseau. La procédure de coupure post-optimisation venait alors limiter cette injection. L'énergie alors perdue n'était donc pas

13. <http://orinanobworld.blogspot.com/2010/10/binary-variables-and-quadratic-terms.html>

contrôlée, à priori, et le cas d'une énergie perdue concomittante à une décharge était possible. Ce ne sera plus le cas dans le modèle libre avec stratégie où est modélisée la possibilité de ne pas injecter toute la production. Cette modélisation qui permet d'imposer donc de respecter durant l'optimisation, l'engagement haut est réalisée au moyen de la variable  $\beta$ . Le vecteur de décision  $\beta$ , dont les  $N$  composantes réelles sont comprises entre 0 et 1, représente la part de la production injectée directement au réseau.

D'autre part, dans les modèles de base, aucune borne haute, ni basse, n'était imposée à l'injection réseau. La minimisation de la part de défauts  $DTR$  s'effectuait uniquement à travers la fonction objectif, sans aucune stratégie de fourniture de puissance. Dans le modèle plus complet présenté dans ce paragraphe, nous souhaitons imposer à l'injection réseau d'être, autant que faire se peut, comprise dans la bande autorisée  $[P_{offre,min}, P_{offre,max}]$ . Cette stratégie est réalisée au moyen de variable supplémentaire  $x$ .  $x$  permet le choix de ne rien injecter en-dehors de la bande et, par suite, de garder tout ou partie de la production pour charger le stockage.  $x$  est alors définie par

$$x_i = \begin{cases} 0 & \text{si } P_{grid}(i) = 0, \\ 1 & \text{si } P_{grid}(i) \in [P_{offre,min}; P_{offre,max}] \text{ (respect du service)} \end{cases} \quad i = 1, \dots, N. \quad (3.78)$$

$x_i$  vaut 0 si le producteur décide ne rien fournir dans l'intervalle  $[i, i + 1[\Delta t$ , ce qui correspond, la plupart du temps, à un défaut. A l'inverse,  $x_i$  vaut 1 s'il décide de fournir mais nous imposons dans ce cas que le service soit respecté i.e. compris entre les engagements bas et haut (pas de défaut).

La puissance fournie au réseau est donc définie par

$$P_{grid}(i) = \beta_i P_{prod}(i) + y_i \quad i = 1, \dots, N. \quad (3.79)$$

Conformément à la définition de  $x$ , nous forçons cette puissance injectée au réseau à être soit nulle, donc généralement en défaut si l'engagement bas n'est pas nul (grande majorité des cas), soit dans la bande de tolérance (respect du service) :

$$(C4) \quad P_{offre,min}(i) \cdot x_i \leq P_{grid}(i) \leq P_{offre,max}(i) \cdot x_i \quad i = 1, \dots, N. \quad (3.80)$$

La variable  $x$  permet donc une stratégie d'injection réseau binaire du type : "tout [respect du service] ou rien [pas de puissance fournie au réseau]". Dans le cas d'un manque d'énergie entraînant un besoin de compensation par le SSE -, a fortiori lors d'un défaut, une charge de tout ou partie de la production est autorisée. La stratégie **H2** ("défaut=Charge") peut donc être appliquée. Pour autant, cette stratégie n'est pas contrôlée mais est un résultat d'optimisation. Elle peut être plus ou moins privilégiée en fonction des algorithmes et peut donc différer selon les méthodes ou solveurs utilisés.

Enfin, puisque la part  $\beta_i P_{prod}(i)$  est directement injectée au réseau, le stockage ne dispose plus que de  $(1 - \beta_i) P_{prod}(i)$  pour sa charge  $|y_i^-| = z_i - y_i$ , ce qui est traduit par la contrainte :

$$(C5) \quad z_i - y_i \leq (1 - \beta_i) P_{prod}(i) \quad i = 1, \dots, N. \quad (3.81)$$

L'énergie perdue est alors donnée par soustraction de la part  $1 - \beta$  de la production non injectée au réseau et de la puissance  $|y^-| = z - y$  chargée par le stockage i.e. :

$$E_{lost} = \sum_{i=1}^N [(1 - \beta_i) P_{prod}(i) - (z_i - y_i)] \Delta t. \quad (3.82)$$

Nous voyons là l'intérêt de l'approche libre avec stratégie (binaire) d'injection réseau qui permet, par les variables  $\beta$  et  $z, d$  de modéliser, in fine, l'énergie perdue. A l'inverse des modèles précédents, cette énergie peut être maintenant optimisée.

Enfin, augmenter la fiabilité du système EnRI+SSE revient à améliorer le respect du service (variable binaire  $x$ ), d'où la fonction objectif linéaire à maximiser

$$\mathbf{f}_{milpdtr}(\beta, x, y, z, d) = \sum_{i=1}^N x_i. \quad (3.83)$$

Cependant, à travers la fonction objectif  $\mathbf{f}_{milpdtr}$ , seuls les défauts sont optimisés mais pas, a priori, l'énergie injectée. L'autre objectif important du producteur est de pouvoir maximiser également l'énergie revendue au réseau afin de maximiser ses revenus donc la rentabilité de l'installation. Pour ce faire, nous rajoutons, dans une approche multi-objectif simplifiée, cette énergie pondérée d'un facteur positif  $\omega$  :

$$\mathbf{f}_{milpdtrinj}(\beta, x, y, z, d) = \sum_{i=1}^N (x_i + \omega_i^{inj} (\beta_i P_{prod}(i) + y_i)). \quad (3.84)$$

Un choix équivalent aurait pu être de faire porter la pondération non pas sur l'énergie injectée mais sur les défauts. Le choix du  $N$ -vecteur poids  $\omega^{inj}$  qui représente l'importance relative des deux objectifs - est fait de telle sorte que la fiabilité reste l'objectif principal i.e.

$$\omega_i^{inj} (\beta_i P_{prod}(i) + y_i) \leq 1. \quad (3.85)$$

Or, d'après les contraintes de fiabilité (C4), il est assuré que l'injection réseau sera soit nulle soit comprise dans la bande de tolérance donc toujours inférieure à l'engagement haut  $P_{offre,max}$ . Par conséquent, nous pouvons choisir

$$\omega_i^{inj} = \frac{\gamma^{inj}}{P_{offre,max}(i)} \quad (3.86)$$

où  $\gamma^{inj}$  est un facteur de l'ordre de l'unité traduisant l'importance relative défauts/énergie injectée et sera optimisé dans les simulations (section 3.4.2).

Une autre démarche envisageable dans le choix de la fonction objectif est de chercher à minimiser, avec les défauts, l'énergie perdue donnée par l'équation 3.82. Cela équivaut alors à maximiser la part d'énergie EnRI utilisée (non perdue) égale à la somme de la part de la production injectée au réseau et au stockage (charge). La fonction objectif à maximiser est alors donnée par :

$$\mathbf{f}_{milpdtrlost}(\beta, x, y, z, d) = \sum_{i=1}^N (x_i + \omega_i^{lost} (\beta_i P_{prod}(i) + z_i - y_i)). \quad (3.87)$$

D'après la contrainte (C5), nous pouvons choisir

$$\omega_i^{lost} = \frac{\gamma^{lost}}{P_{prod}(i) + 1}. \quad (3.88)$$

Par exemple, une fonction objectif simplifiée peut être donnée in extenso par

$$\mathbf{f}_{milpdtrlost1}(\beta, x, y, z, d) = \sum_{i=1}^N \left( x_i + \beta_i + \frac{z_i - y_i}{P_{prod}(i) + 1} \right). \quad (3.89)$$

Notons que plus, resp. moins,  $\gamma^{inj,lost}$  est proche de 0 plus, resp. moins, la fiabilité est privilégiée par rapport à la productivité, efficacité du système EnRI+SSE. Le choix  $\gamma^{lost,inj} = 0$  revient à ne minimiser que les défauts i.e.  $\mathbf{f}_{milpdtrinj,lost} = \mathbf{f}_{milpdtr}$ .

Les contraintes auxiliaires **(C3)** établissant les relations entre  $y$  et sa partie positive  $z$  modélisant la décharge à l'aide de la variable binaire  $d$  restent également valides. Nous obtenons alors un programme linéaire mixte à  $5N$  variables ( $3N$  réelles  $\beta, y, z$ ,  $2N$  binaires  $x, d$ ) à résoudre comportant, en sus des contraintes-bornes,  $8N$  contraintes :

$$(\text{MILPdtr/dtrinj,lost}) \quad \max \mathbf{f}_{milpdtr/dtrinj,lost} \quad \text{s.c.} \quad \begin{cases} (\text{C1}) & [\text{Bornes}, 10N] \\ (\text{C2}) & [\text{SOC}, 2N] \\ (\text{C3}) & [\text{Auxiliaire}, 3N] \\ (\text{C4}) & [\text{Fiabilité}, 2N] \\ (\text{C5}) & [\text{Charge}, N] \end{cases} \quad (3.90)$$

D'autres modèles peuvent être construits à partir des combinaisons des différents choix possibles : stratégies fixe/libre, utilisation de la bande, objectif minmaxCD/dtr/inj... Citons notamment :

- MILPdtr,dtrinj,dtrlost- $xy, xyzd$
- MILPdtr,dtrinj,dtrlost- $\beta p, \beta pzd$  où l'on modélise directement la puissance injectée au réseau  $p$  plutôt que le stockage. Il est alors simple d'imposer une injection soit nulle soit dans la bande en posant  $p$  "semi-continue", type de variable ('S') permis dans les solveurs GUROBI et CPLEX.

Cependant ces modèles sont moins complets que le modèle MILP- $\beta xyzd$ , sauf celui MILP- $\beta pzd$  mais qui donne lui aussi de moins bons résultats.

Le modèle de référence noté **(M\*)** est celui qui minimise les défauts et l'énergie perdue avec un facteur multi-objectif  $\gamma = 0,2$  (cf section 3.4.2), ce qui correspond approximativement à une pondération cinq fois plus grande des défauts (fiabilité) relativement à l'énergie injectée (productivité).

$$(\text{M}^*) \equiv (\text{MILPdtrlost})_{\gamma = 0,2}. \quad (3.91)$$

Dans ce modèle, les stratégies **H1** et **H2** (modèle libre) sont autorisées.

### 3.4.1.5 Solveurs utilisés

Les programmes non linéaires (NLP / QP) et linéaires (LP / MILP) sont résolus par des solveurs "classiques" (Cplex, Gurobi, Xpress, Mosek, Matlab/fmincon) et métaheuristiques (MIDACO, Matlab/PSO,GA).

Tous les solveurs disponibles du marché n'ont bien évidemment pas été testés. Par exemple, certains tels GENOPT (métaheuristique) ne sont pas adaptés à des modèles à large dimension<sup>14</sup>. D'autres ne disposent pas d'interface simple (API) avec Matlab tels COIN-OR. D'autres encore, comme GAMS, ne proposent pas de licence académique gratuite.

Seuls les meilleurs résultats, en terme de fonction objectif, sont présentés. Sans surprise, ce sont les solveurs les plus réputés (CPLEX, GUROBI pour les solveurs linéaires ou quadratiques) qui obtiennent les meilleures solutions en le moins de temps. Du côté métaheuristique, MIDACO a montré, dans l'approche fixe de base, sa capacité à traiter des problèmes non linéaires avec un nombre de l'ordre de la dizaine de milliers de variables.

TABLE 3.5 – Solveurs utilisés.

Nom	Propriétaire/version	Optimisation
NLP		
PSWARM	libre / OPTI Toolbox	PSO
NOMAD	libre / OPTI Toolbox	<i>Mesh Adaptive Direct Search</i> (MADS)
MATLAB/GA	<i>MathWorks</i> Optimtoolbox R2014b	Algorithme Génétique
MATLAB/FMINCON	<i>MathWorks</i> Optimtoolbox R2014b	Points intérieurs, <i>Active Set</i>
MIDACO	<i>Midaco-Solver</i> v4	Colonie de fourmis (ACO)
QP, LP, MILP		
SCIP	libre, OPTI Toolbox	
MATALAB/LINPROG,	<i>MathWorks</i> Optimtoolbox R2014b	Simplex dual-primal, points intérieurs, <i>Active Set</i>
LSQLIN		
MOSEK	<i>Mosek</i>	LP, QP, QCQP, SOCP
XPRESS	<i>FICO</i>	
GUROBI	<i>Gurobi</i> v8.1	+ idem mixte entiers
CPLEX	<i>IBM</i> v12.6.1	

Les solveurs sont dits classiques car largement utilisés dans la communauté scientifique soit directement soit à travers des outils intégrés tels que GAMS ou AIMMS ou TOMLAB. Dans le cadre de problèmes de grande taille, mixtes en nombre entiers, ces solveurs emploient la méthode des points intérieurs voire du simplex (LP primal/dual) ainsi que des méthodes de séparation-évaluation (*Branch and Bound*), avec coupes (*Branch and Cut*) ou réduction (*Branch and Reduce*).

### 3.4.2 Comparaison avec la charge adaptative

Dans cette section sont présentés les résultats de comparaison de la méthode de charge adaptative avec les différents modèles de référence présentés dans la section précédente.

Les tests et simulations de comparaison sont effectuées avec des données horaires ( $N =$

14. <https://simulationresearch.lbl.gov/GO/download/manual-2-1-0.pdf>

8760) pour limiter le temps de calcul par les différents solveurs sur un PC standard<sup>15</sup>. La source retenue est l'éolien qui présente la plus grande irrégularité annuelle. La capacité du SSE est  $S = 1000$  kWh.

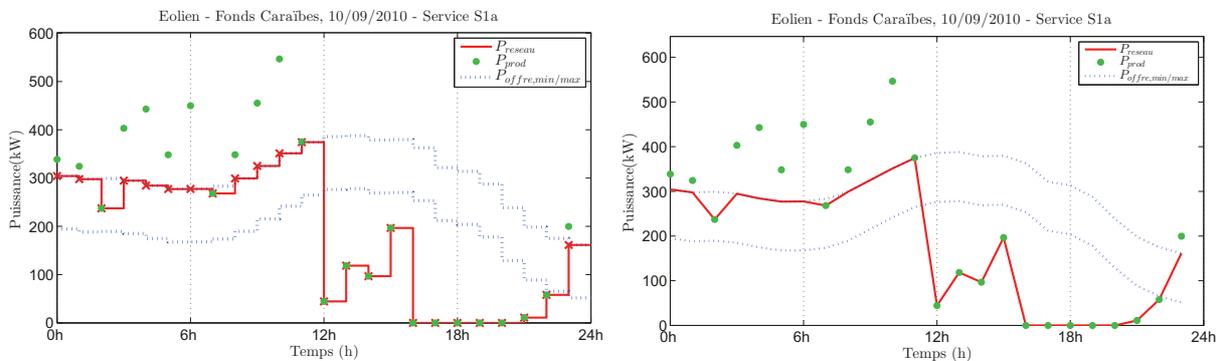
Les différents modèles (NLP / QP / LP / MILP) ont été testés avec les solveurs du tableau 3.5 disponibles en licence libre ou académique. Les résultats présentés sont ceux qui obtiennent les meilleures fonctions objectif, donc, en général, la meilleure fiabilité. Ceci pourrait constituer, sur ce type de problème à forte structure, un test comparatif de ces solveurs bien que ce ne soit pas l'objet de la présente section.

En ce qui concerne la charge adaptative, les valeurs de base décrites dans la table 3.2 du cas d'étude ont été utilisées. Les paramètres *seuilC* et *seuilD* ont été fixé à 0, ce qui revient à ne pas appliquer les stratégies (H3) et (H4). En effet, celles-ci ne sont pas appliquées dans les modèles de référence mais seront utilisés pour le dimensionnement optimal (chapitre 4).

### 3.4.2.1 Lissage Horaire (S1a) sur une journée

La journée de production éolienne du 10 Sept. 2010 sur le site de Fonds Caraïbes en Guadeloupe a été choisie comme test car la production est forte puis faible, ce qui permet de mettre en évidence les phénomènes de compensation charge / décharge ainsi que les défauts.

La présentation des résultats dans les figures suivantes n'est pas conforme à la modélisation. La représentation conforme en escalier correspond à la figure 3.19a.



(a) Représentation conforme à la modélisation. (b) Représentation non conforme choisie.

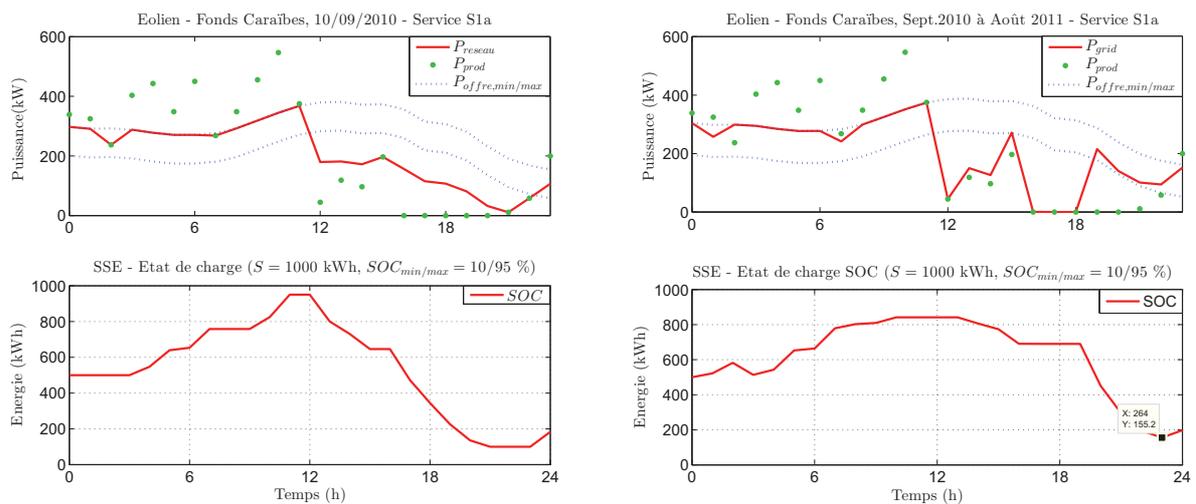
FIGURE 3.19 – Représentation Injection réseau (exemple sans SSE, 11 défauts).

Cependant, nous avons jugé plus lisible la représentation continue de la figure 3.19b, adoptée dans la suite du mémoire, dans le sens où elle permet de mieux suivre les variations de l'injection réseau. Le dernier point à minuit n'est pas noté puisqu'étant le premier point de la journée suivante. Sous cette forme, les puissances injectées et annoncées ne sont pas représentées constantes dans l'intervalle  $\Delta t$ , pris égal à une heure pour la comparaison optimisation globale/locale (10 min. dans le dimensionnement technico-économique optimisé du chapitre 4).

15. PCi7-3,3GhZ-16GoRam, env. 200 GFlops

Dans tous les cas présentés, la solution correspond toujours aux meilleurs résultats en terme de fiabilité puis d'énergie injectée sur le réseau. Pour les trois modèles testés, la possibilité de décharger le maximum ou l'impossibilité de charger le maximum dans la bande de tolérance, donc de ne pas appliquer la stratégie **H1**, conduit à une moins bonne fiabilité. Un exemple en est donné dans la figure 3.21 pour le modèle linéaire à une variable (fixe). Ce résultat est confirmé, tous solveurs/modèles confondus, sur l'année.

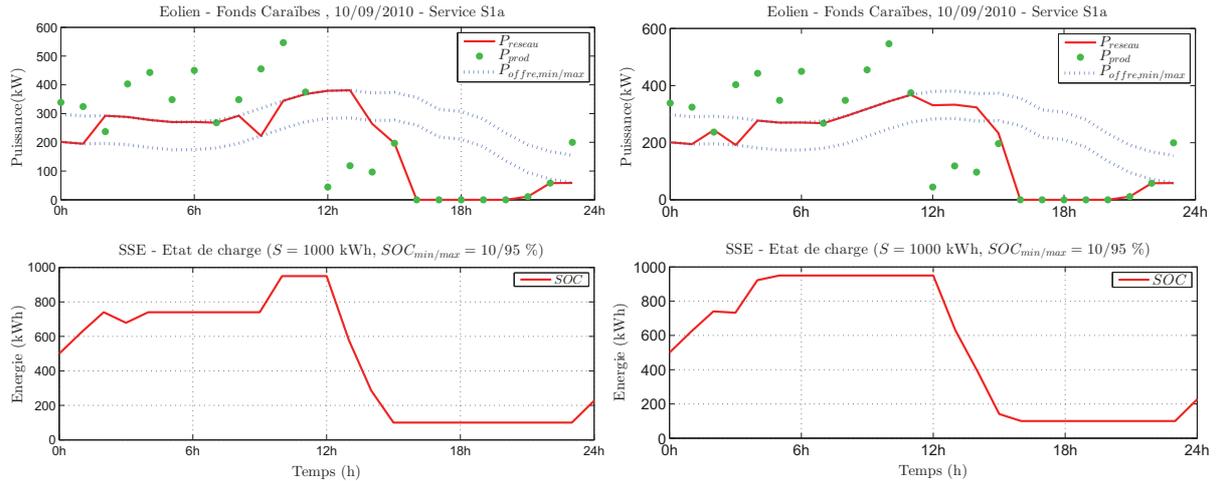
L'approche quadratique dont le principe est de minimiser la différence de compensation est clairement infirmée dans le graphique 3.20a. Même si aucune énergie n'a été perdue pendant les heures de forte production, les défauts qui s'accumulent depuis midi jusqu'en fin de journée mettent en évidence l'inefficacité de cette stratégie du point de vue de la fiabilité du système. L'injection réseau reste en effet durant toute cette période en-deçà de l'engagement bas. Notons que les résultats sont identiques pour le modèle libre ou fixe, le critère de minimisation quadratique prenant le pas sur toute stratégie liée aux contraintes linéaires.



(a) Min. Différence quadratique de compensation. (b) Minimisation des Défauts.  
(QP-y), GUROBI. (NLPdtr-y), MIDACO.

FIGURE 3.20 – Optimisation non linéaire fixe (**H2** non autorisée).

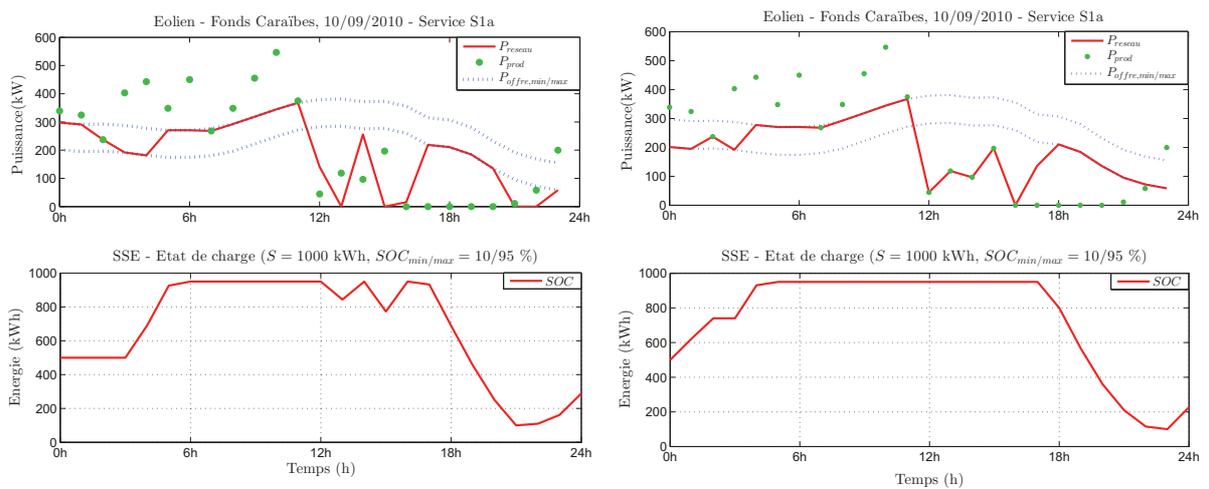
L'approche non linéaire fixe est plus erratique que ce soit dans l'utilisation de la bande avant midi - 1h et 7h par exemple - ou lorsqu'elle impose de fournir la production de 14h avec une compensation du stockage inférieure à celle nécessaire et possible (mise en défaut forcée). Pour autant, la puissance injectée reste à peu près conforme à l'intuition : égale à l'engagement haut en cas de forte production, égale à l'engagement bas en cas de faible production, égale à la production en cas de défaut (hors stratégie **H2**).



(a) **(LP-y)** Critère Max. Charge/Décharge ++ autorisé, modèle fixe, CPLEX (8 défauts). +/- autorisé, modèle fixe, CPLEX (7 défauts).

FIGURE 3.21 – Optimisation linéaire - modèles fixe (**H2** non autorisée).

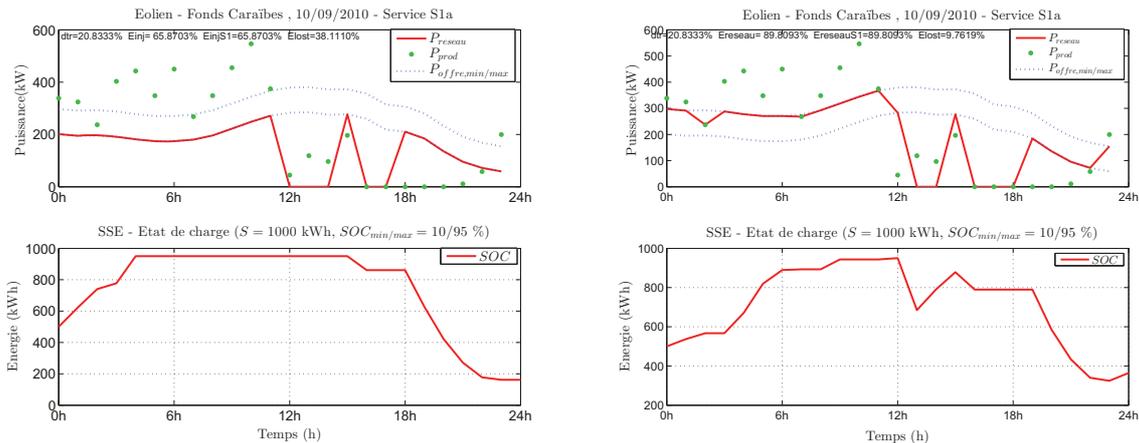
Il en va de même pour la stratégie **H2** autorisée uniquement dans les modèles libres. Il n’y a qu’un seul cas, représenté dans les figures 3.22, où la stratégie fixe est meilleure - sur cette journée du 10 Sept. 2010 - que la stratégie libre. Il peut alors paraître étonnant qu’une contrainte, 24 bornes sur la puissance de stockage, relâchée conduise à une solution moins fiable. Ceci est dû au fait que la fonction “max” correspondant à **(LPmax)** ou **(MILPmax)** ne minimise pas réellement les défauts mais cherche à maximiser la charge et la décharge. Ceci conduit par exemple à 14h à fournir juste au-dessous de l’engagement bas alors qu’un défaut aurait pu être évité. Nous voyons là la limite de ces modèles, d’un point de vue de l’amélioration de la fiabilité.



(a) **(MILPmax)** : **H1**, **H2** autorisées - (b) **(MILPmax)** : **H1** autorisée, **H2** non autorisée - CPLEX, 7 défauts. CPLEX, 6 défauts.

FIGURE 3.22 – Optimisation linéaire mixte en nombres entiers - modèle de base.

Les meilleurs résultats sont obtenus, comme attendu, avec les modèles libres avec stratégie (MILP) à 5 variables  $\beta xyzd$ . La figure 3.23 montre, avec le modèle (MILPdtr), une solution optimale en terme de défaillance. La variante (MILPdtrinj) améliore bien l'énergie injectée tout en préservant la fiabilité, ce qui sera confirmé sur l'année. 5 défauts et 89,81% d'énergie revendue au réseau dans le respect du service est proche de ce qu'il est possible de faire de mieux sur cette journée.



(a) (MILPdtr) : **H1**, **H2** autorisées, CPLEX, 5 défauts.

(b) (**M\***) : **H1**, **H2** autorisées, CPLEX, 5 défauts.

FIGURE 3.23 – Optimisation linéaire mixte en nombres entiers - modèle avec stratégie.

Notons que cette solution de référence n'est pas un optimum global du point de vue de l'énergie injectée au réseau. En effet, il serait possible de décharger à 2h et à 7h jusqu'à l'engagement haut, tout en préservant un stockage plein à midi, garant d'une bonne gestion ultérieure des défauts de l'après-midi où la production est faible. C'est une limite de ce modèle de référence (**M\***) - non de la modélisation en elle-même - ainsi que de la charge adaptative : décharger alors qu'il y a un surplus d'énergie est contraire à l'heuristique **H1** de charge maximale/décharge minimale dans la bande de tolérance ainsi qu'à la première hypothèse générale (**H0**) "Surplus $\equiv$ Charge". Cette stratégie est délicate dans le sens où elle ne doit pas être appliquée systématiquement sans l'assurance que la production restera suffisante pour arriver, avant la baisse de production entraînant les défauts, au niveau maximal possible. Il y a là une amélioration de ces modèles mais qui nécessite des prévisions plus fiables à court terme (horizon de l'ordre de quelques heures).

Dans le cas de la charge adaptative, la figure 3.24 montre que l'application de la stratégie **H1** tend à fournir l'engagement bas non seulement l'après-midi lorsque la production est faible mais aussi la nuit lorsque la production est forte. Ce comportement augmente la charge durant cette période mais aussi, ponctuellement, l'énergie perdue. Ce n'est que lorsque le stockage est plein - à 7h - et que la production est forte, que la production injectée au réseau correspond à l'engagement haut, limitant alors la perte de production EnRI.

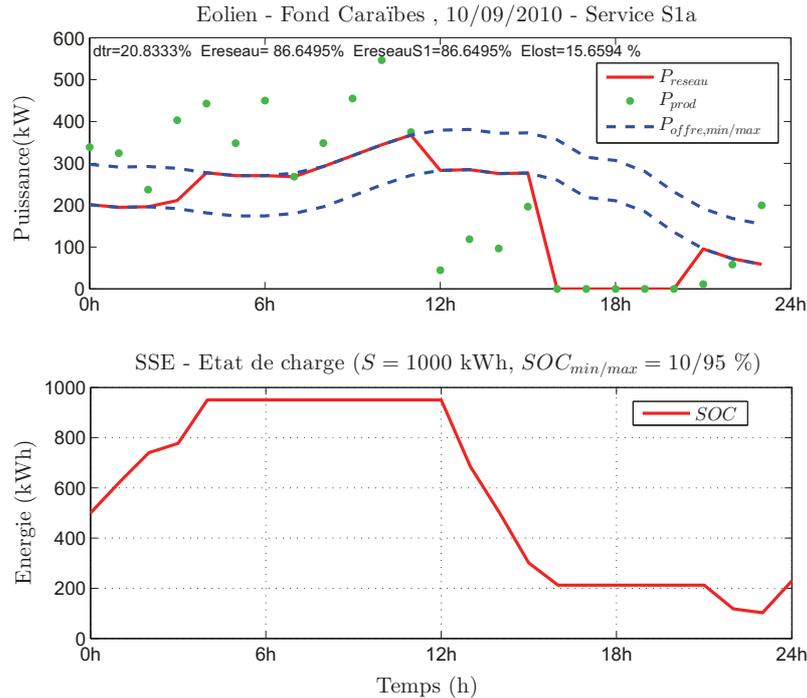


FIGURE 3.24 – Charge adaptative - heuristiques **H1,H2** imposées, 5 défauts.

Nous constatons que sur une journée les performances de la charge adaptative sont comparables à celle du modèle de référence (**M\***) en terme de fiabilité bien qu’inférieurs en terme de productivité (86,6% au lieu de 89,8% de la production EnRI injectée) et d’efficacité (15,6% au lieu 9,8%). Cette journée n’est pourtant pas avantageuse, dans le sens où la production nulle de 16h à 20h rend la stratégie “Défaut=Charge” **H2** inopérante. Les résultats annuels viendront cependant conforter cette stratégie.

### 3.4.2.2 Lissage horaire (S1a) sur l’année

La comparaison entre les modèles d’optimisation globale et la charge adaptative s’effectue d’abord sur le critère principal de fiabilité (temps ou proportion de défauts  $DTR$ ) du système EnRI+SSE, puis sur sa productivité (quantité ou part totale d’énergie conforme, injectée sur le réseau dans le respect du service  $E_{grid, Serv}$ ). La quantité  $E_{lost}$  représentant la part d’énergie produite qui n’a pu être injectée ni dans le réseau ni dans le stockage (cf chapitre 2, section 2.2.3.3) est aussi un troisième critère de sélection, à fiabilité et productivité égales.

Les quatre modèles présentés sont ceux qui donnent, pour chaque type de programme (NLP / LP / MILP), la meilleure fiabilité EnRI+SSE, tous solveurs confondus. Les résultats sont souvent très proches entre GUROBI et CPLEX en terme de fonction objectif à l’optimum, le choix se faisant sur l’un ou l’autre par une fiabilité légèrement meilleure puis par l’énergie injectée et le temps de calcul donnés dans le tableau et 3.7.

Le tableau 3.6 synthétise les éléments de comparaison des différentes solutions ainsi obtenues sur l’année (1<sup>er</sup> Sept.2010-31 Août 2011), avec la stratégie **H1** et, pour les modèles

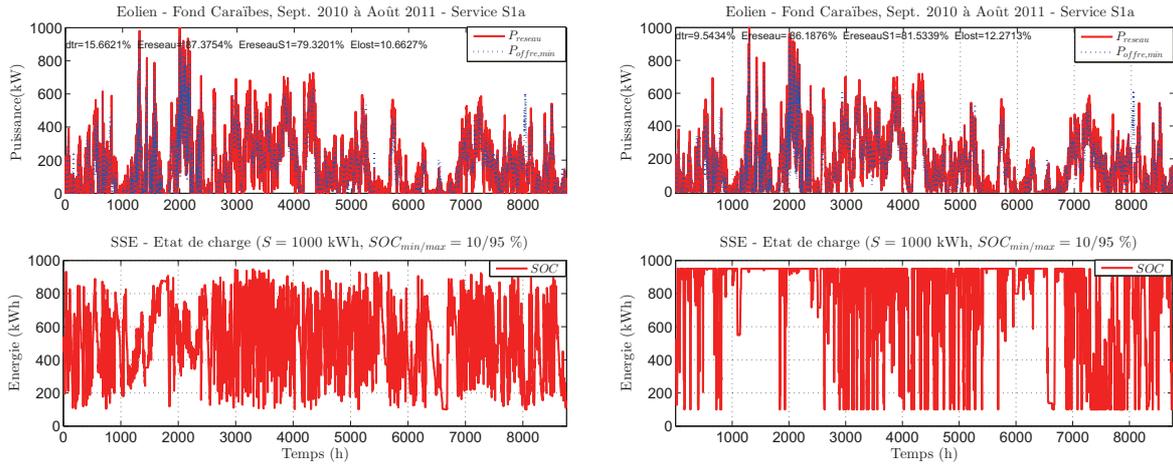
libres, la stratégie **H2**.

TABLE 3.6 – Comparaison optimisation globale et charge adaptative sur une année. Service S1a-Éolien-Fond Caraïbes, Sept.2010-Août2011.

Programme ( <b>H1</b> autorisée)	Solveur	$DTR$ [% $N$ ]	$E_{grid}$	$E_{grid,S1a}$ [% $E_{prod}$ ]	$E_{lost}$
Modèle fixe ( <b>H2</b> NON autorisée)					
<b>NLPdtr-<math>y</math></b>	MIDACO	15,66%	87,38%	81,53%	10,66%
<b>LPmax-<math>y</math></b>	GUROBI	9,54%	86,19%	81,53%	12,97%
Modèle libre de base ( <b>H2</b> autorisée)					
<b>MILPmax-<math>yzd</math></b>	CPLEX	9,01%	84,78%	83,39%	13,08%
Modèle libre avec stratégie ( <b>H2</b> autorisée)					
<b>MILPdtr-<math>\beta xyzd</math></b>	GUROBI	4,6233%	71,94%	71,94%	26,27%
<b>MILPdtrinj-<math>\beta xyzd_{\gamma=1}</math></b>	GUROBI	5,78%	87,87%	87,87%	10,61%
<b>MILPdtrinj-<math>\beta xyzd_{\gamma=0,1}</math></b>	GUROBI	4,6689%	88,0385%	88,0385%	10,2614%
<b>MILPdtrlost-<math>\beta xyzd_{\gamma=0,5}</math></b>	GUROBI	4,6575%	88,2794%	88,2794%	9,9137%
<b>(M*)</b>	CPLEX	4,6461%	88,2921%	88,2611%	9,9071%
<b>(M*)</b>	GUROBI	4,6233%	88,2698%	88,2698%	9,9223%
Charge adaptative ( <b>H1,H2</b> imposées)					
<b>CA</b>	-	5,22%	85,51%	85,51%	12,73%
Pas de SSE ( $\Leftrightarrow S = 0$ )					
“au fil de l’eau”	-	26,21%	84,04%	68,67%	15,96%

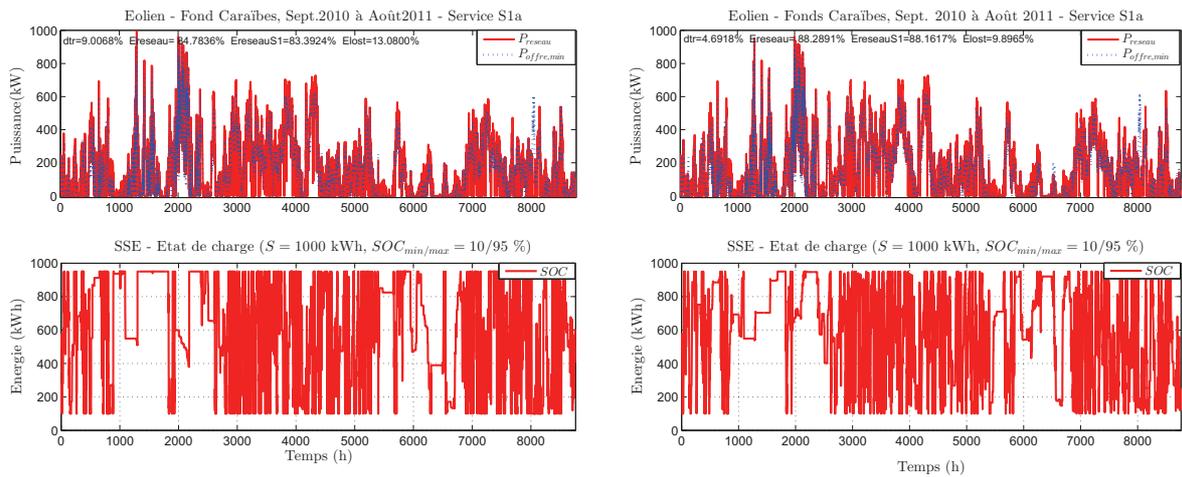
Comme sur une journée, les performances de la charge adaptative et du modèle MILP de référence (**M\***) sont comparables en terme de fiabilité (moins de 50h d’écart sur l’année) mais moins bonnes en terme de productivité et d’efficacité avec près de 3% d’énergie injectée en moins et d’énergie perdue en plus. Dans l’objectif fixé de fiabilité, les heuristiques **H1**, **H2** mises en oeuvre sont profitables à long terme. Il est intéressant de constater que ces heuristiques sont validées implicitement par l’optimisation globale elle-même puisque la fiabilité est augmentée de manière significative lorsque, dans le même modèle, ces stratégies sont autorisées.

Les puissances injectées sur le réseau ainsi que le fonctionnement du stockage associé sont représentés dans les figures 3.25 et 3.26.



(a) (NLPdtr), H1 autorisée, H2 non autorisée, (b) (LPmax), H1 autorisée, H2 non autorisée, GUROBI.

FIGURE 3.25 – Optimisation non linéaire/linéaire - modèle fixe de base.



(a) (MILPmax), H1, H2 autorisées, CPLEX. (b) (MILPdtrlost), H1, H2 autorisées, CPLEX.

FIGURE 3.26 – Optimisation linéaire mixte en nombres entiers - modèles libres.

Les temps de résolution des modèles d'optimisation globale non linéaire (NLP) ou linéaire (LP / MILP) donnés dans le tableau 3.7 sont très supérieurs au de temps de calcul relatif à la charge adaptative. Les solutions (NLP) et (MILP) n'ont pu être obtenues en optimisation globale annuelle sur un PC standard en un temps raisonnable, inférieur à un jour, et sont issus d'un recollement de douze optimisations mensuelles. Dans le cas (LP), nous vérifions que les deux méthodes - annuelle et mensuelle - conduisent à des résultats très proches, ce qui est révélateur de la forte structure du problème. C'est d'ailleurs cette caractéristique permet de bons résultats à l'optimisation locale de la charge adaptative.

Dans les problèmes linéaires mixte en nombres entiers (MILP), Le paramètre *MipGap* donne l'écart à la meilleure borne inférieure de minimisation obtenue par relaxation la-

grangienne (*dual simplex*). Plus ce paramètre sera petit plus l'on sera proche d'un optimum global. Une valeur inférieure à 1% est habituellement recommandée pour une solution de qualité. Par défaut, ce paramètre est égal à 0,01%. Dans le solveur non linéaire, il n'existe pas cette information d'écart relatif à une meilleure solution possible : le nombre - mensuel - d'évaluation de la fonction objectif détermine un critère d'arrêt.

TABLE 3.7 – Temps de calcul : modèles linéaires/non linéaires et charge adaptative. Service **S1a** - Éolien, Fond Caraïbes, Sept. 2010-Août 2011 ( $N = 8760h$ ).

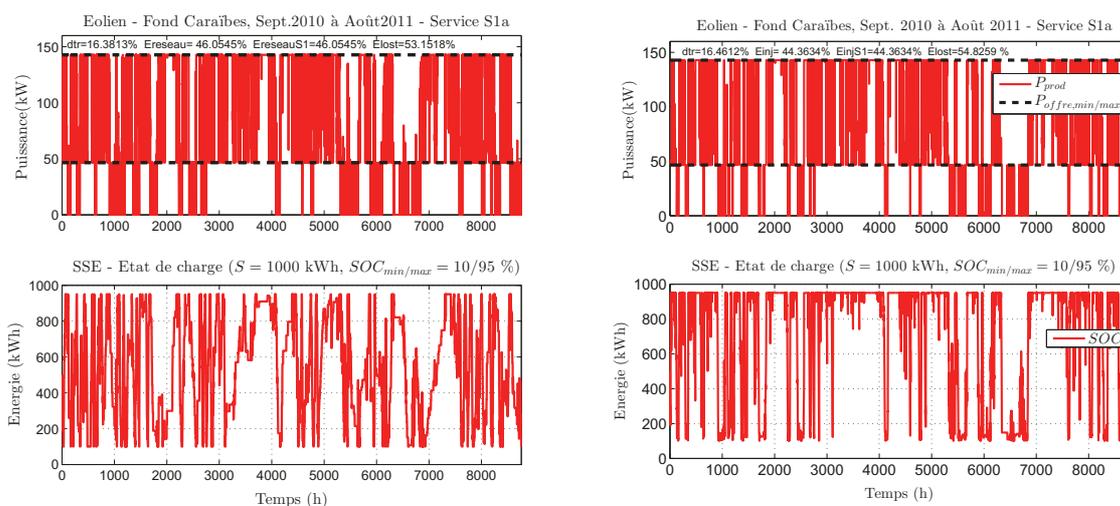
Programme	Solveur	Méthode	Paramètre	Temps (s)
Modèle fixe : $N$ variables, $2N$ contraintes				
<b>NLPdtr</b>	MIDACO	Mensuelle	MaxEval = 1500000	12741
<b>LPmax</b>	CPLEX	Annuelle	MipGap = 0,01% (défaut)	42
Modèle libre de base : $3N$ variables, $5N$ contraintes				
<b>MILPmax</b>	CPLEX	Mensuelle	MipGap = 0,01%	2317
Modèle libre avec stratégie d'injection réseau : $5N$ variables, $8N$ contraintes				
<b>MILPdtr</b>	GUROBI	Mensuelle	MipGap = 0,01%	1511
<b>MILPdtrinj</b> $\gamma = 1$	GUROBI	Mensuelle	MaxTime = 600s	136 (MipGap $\leq$ 0,21%)
<b>MILPdtrinj</b> $\gamma = 0,1$	GUROBI	Mensuelle	MaxTime = 600s	2406 (MipGap $\leq$ 0,21%)
<b>(M*)</b>	CPLEX	Mensuelle	MaxTime = 600s	4707 (MipGap $\leq$ 0,14%)
<b>(M*)</b>	GUROBI	Mensuelle	MaxTime = 600s	3260 (MipGap $\leq$ 0,21%)
<b>(M*)</b>	GUROBI	Semestrielle	MipGap = 0,11%	MaxTime = $3600 \times 12 \times 2$
Charge adaptative				
<b>CA</b>	-	Annuelle	-	2

### 3.4.2.3 Garantie annuelle (S2a)

Pour chaque source, la comparaison dans le cadre du scénario **S2a** a été effectuée avec un niveau de puissance égal à la moitié de la moyenne de prévision i.e.  $coefprev = 0,5$ . Seul le modèle de référence (**M\***) résolu avec le solveur GUROBI a été retenu pour cette comparaison, après s'être assurés qu'il donne, également pour ce scénario d'injection, les meilleurs résultats. Les solutions de référence sont comparées avec la charge adaptative dans le tableau 3.8.

TABLE 3.8 – Comparaison modèle de référence et charge adaptative sur une année Service **S2a**, paramètres de base  $S = 1000$  kWh,  $tol = 25\% \overline{P}_{prod}$  et  $P_G = 50\% \overline{P}_{prev}$ .

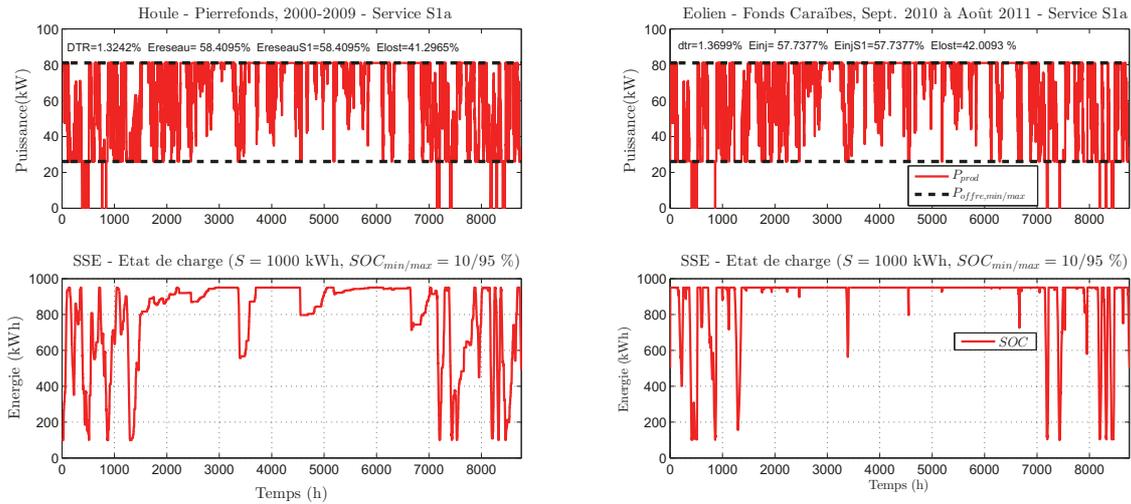
Modèle	$DTR$ [%N]	$E_{grid}$	$E_{grid,S2a}$ [% $E_{prod}$ ]	$E_{lost}$
Éolien : $P_G = 94,7$ kW, $tol = 48,3$ kW				
(M*)	16,38%	45,05%	45,05%	53,15%
(CA)	16,46%	44,36%	44,36%	12,97%
Houle : $P_G = 53,5$ kW, $tol = 27,5$ kW				
(M*)	1,32%	58,41%	58,41%	41,30%
(CA)	1,37%	57,74%	57,74%	42,01%
PV : $P_G = 77,4$ kW, $tol = 38,7$ kW				
(M*)	0,35%	45,04%	45,04%	51,83%
(CA)	0,36%	40,18%	40,18%	56,69%



(a) Modèle de référence (**M\***), GUROBI.

(b) Charge adaptative (**CA**).

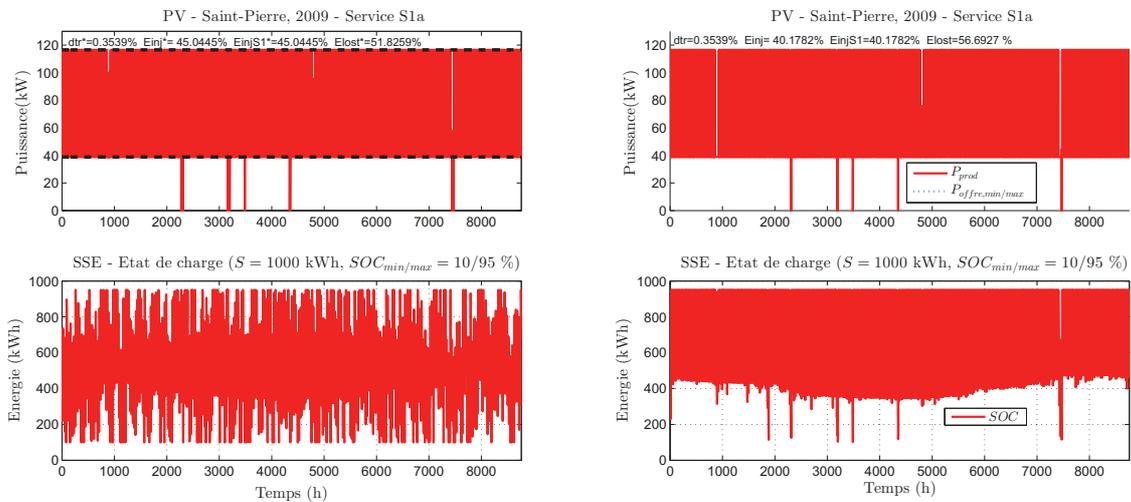
FIGURE 3.27 – Comparaison Charge Adaptative - Modèle de référence (**M\***), Éolien.



(a) Modèle de référence ( $M^*$ ), GUROBI.

(b) Charge adaptative (CA).

FIGURE 3.28 – Comparaison Modèle de référence - Charge Adaptative, Houle.



(a) Modèle de référence ( $M^*$ ), GUROBI.

(b) Charge adaptative (CA).

FIGURE 3.29 – Comparaison Modèle de référence - Charge Adaptative, PV.

Nous constatons qu'en PV entre 40 et 120 kW peuvent être garantis toute la journée durant toute l'année avec zéro défaut et un stockage de 1000 kWh/MWc. En contrepartie l'énergie perdue est importante, supérieure à la moitié de la production EnRI, ce qui rend une rentabilité économique et un retour sur investissement difficiles. C'est ce type d'analyse que nous poursuivrons dans le chapitre 4, grâce à la charge adaptative.

### 3.5 Conclusion

La charge adaptative fait moins bien, en terme de qualité de la solution, que l'optimisation globale par résolution du programme linéaire mixte en nombres entiers de référence ( $M^*$ ). Cependant, les résultats sont tout de même satisfaisants dans le sens où :

1. la fiabilité est comparable à la fiabilité optimale : le nombre de défauts est proche - quelques heures par mois - de l'optimum de référence et même parfois inférieur à certaines instances du modèle complet,  $(MILPdtrinj)_{\gamma=1}$  par exemple ;
2. la productivité est maîtrisée : l'énergie injectée reste maîtrisée et supérieure à la solution du modèle de base ( $MILPmax$ ) ;
3. le temps de calcul (PCi7) est relativement très court : 2 secondes contre plusieurs minutes à plusieurs heures en optimisation globale (52560 points 10 min. sur une année) ;
4. la méthode est applicable en conditions opérationnelles, ce qui n'est pas le cas de l'optimisation globale.

C'est pourquoi la charge adaptative sera retenue comme fonctionnement de référence du SSE, avec des paramètres optimisés tels les seuils de charge ou de décharge adaptative.

Cependant, la charge adaptative ne permet pas d'obtenir, dans le cas général, un optimum technico-économique global mais des solutions viables, dans un sens qui sera défini au chapitre suivant. Il aurait été également possible de modéliser le problème original (**NPL-fit**) afin de déterminer, par une optimisation globale, l'optimum technico-économique à l'aide de solveurs dédiés. Cela nécessiterait une ou plusieurs  $N$ -variables supplémentaires et des temps de calcul plus élevées, par exemple sur un super-calculateur, notamment en points dix minutes voire minute (plusieurs millions de variables). A cette approche relativement lourde, nous avons préféré une approche locale donnant des résultats satisfaisants bien que non optimaux en un temps rapide (de l'ordre de la seconde).

Profit sera tiré de cet avantage dans le chapitre 4 où la charge adaptative sera la stratégie de référence pour comparer les services/sources au regard du dimensionnement et évaluer l'impact de l'incertitude de certains paramètres sur les résultats.

Le premier désavantage de la charge adaptative - étape 1 : méthode de résolution - est que la solution obtenue n'est pas une solution optimale globale mais une solution approchée. Aucune information sur l'écart avec l'optimum global n'est, a priori, disponible. Cependant, la comparaison avec des solveurs performants permet de conclure que la méthode de recherche locale est, pour les trois sources, satisfaisante du point de vue de la fiabilité. L'autre inconvénient - étape 2 : modèle technico-économique - est un coût, modélisé par la variable  $FIT$  (tarif de revente minimal pour un intérêt d'investir dans le SSE à 20 ans), qui n'est pas réellement optimisé mais est une valeur minimale lié au dimensionnement technique. Rien ne garantit a priori que la solution approchée trouvée est la meilleure ni même comparable à la solution (d'une minimisation) globale. Effectivement, il est certainement possible de faire mieux d'une manière générale mais cela reste un problème ouvert pour une méthode applicable en conditions opérationnelles. Pour autant, la comparaison avec des solveurs MILP réputés (section 3.4) permet d'affirmer que la méthode adoptée de charge adaptative conduit, du point de vue du respect du service,

à des résultats au moins aussi fiables qu'avec les méthodes classiques. En outre, quand bien même une meilleure solution serait trouvée par une optimisation - modèle ou résolution - plus performante que celles testées, celle-ci resterait globale et ne donnerait pas d'indication, a priori, sur une consignes à mettre en oeuvre dans la gestion du stockage. Nous voyons donc ici tout l'intérêt de la démarche heuristique : produire une solution satisfaisante en un temps réduit, applicable à un contrôle commande du stockage. L'analyse de sensibilité effectuée dans le chapitre 4 tirera parti de cette rapidité de calcul.

Le désavantage de la méthode élaborée, par rapport à la méthode stochastique, est la non prise en compte directe de l'incertitude. Les effets liés à l'incertitude sur certaines données seront évalués malgré tout dans l'impact d'une modification déterministe de l'erreur de prévision mais aussi à travers l'Analyse de Sensibilité locale et globale.

D'autre part, il serait souhaitable de choisir parmi les solutions fiables celles qui maximisent l'énergie injectée au réseau et, par conséquent, les revenus. Mais le mode opératoire du SSE qui minimise le taux de défaillances  $DTR$  minimisera également  $S^*$  la capacité minimale permettant de respecter le scénario d'injection réseau ( $DTR < 5\%$ ). Or l'investissement dans le SSE (cf valeurs de base des variables économiques - chapitre 4), pratiquement proportionnel à sa capacité, peut représenter, dans la configuration étudiée de ferme de production EnRI, près de la moitié de l'investissement total. Par conséquent diminuer la capacité requise tout en respectant le service est prioritaire également d'un point de vue économique.



# Chapitre 4

## Dimensionnement optimal

### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre sont présentés les résultats retenus pour l'étude du système de stockage d'Énergie (SSE). Dans une première section relative au dimensionnement technico-économique, les résultats sont donnés par scénario (garanti / non garanti), l'objectif du producteur comme celui du gestionnaire étant d'abord de respecter le service contractualisé et l'engagement de puissance. Il s'agit, d'une manière générale, de comparer le dimensionnement du SSE dans le couplage avec chacune des trois sources EnRI (éolien, houle, PV). Pour chaque scénario considéré, les résultats obtenus pourront permettre de sélectionner la source la plus adaptée.

Puis, dans une deuxième phase, nous cherchons à améliorer les résultats au vu des conclusions de la première partie. Deux approches sont étudiées : la combinaison des scénarios visant à augmenter l'énergie injectée en période de pointe (18h-22h) et la combinaison des sources visant à accroître les performances - fiabilité, productivité, rentabilité et efficacité - du couplage EnRI-SSE.

Enfin, la troisième partie de ce chapitre s'intéresse à la sensibilité du dimensionnement aux variations des paramètres, soit de manière globale afin de déterminer les caractéristiques de couplage les plus influentes soit relative à l'impact spécifique de certains facteurs tels la puissance installée, la production (PV) et la qualité de la prévision.

### 4.2 Dimensionnement technico-économique

#### 4.2.1 Principe

##### 4.2.1.1 Démarche et Définitions

Le choix heuristique de la charge adaptative (**CA**) a été détaillé et justifié au chapitre 3. Nous avons vu que cette méthode ne donne pas un optimum global mais une solution proche satisfaisante du point de vue de la fiabilité d'abord puis, grâce aux paramètres

adaptatifs, de la productivité et de l'efficacité du système ainsi que de la régularité de la puissance fournie.

Nous entendons par dimensionnement technico-économique, la détermination fondée sur la charge adaptative de la taille de stockage minimale permettant d'une part le respect du scénario et, d'autre part, le calcul des tarifs de revente associé à cet "optimum". Ce dimensionnement adaptatif donne également les énergies (perdues/manquantes) correspondantes d'où l'on tire les coûts et bénéfices associés puis les tarifs permettant une valeur ajoutée du stockage sur 20 ans (cf modèle économique du chapitre 2). Le respect du scénario est le respect du profil d'injection réseau annoncé la veille pour le lendemain avec un taux de défaillances  $DTR$  inférieur à  $DTR_{max} = 5\%$ , une tolérance sur la puissance fournie  $tol$  par défaut égale à 25% de la moyenne annuelle de production ainsi que les paramètres SSE de base, notamment une profondeur de décharge maximale limitée à  $DOD_{max} = 60\%$ . Rappelons que le paramètre  $DOD_{max}$ , fixé dans notre étude indépendamment de l'état de charge minimal  $SOC_{min}$ , signifie qu'une série de décharge continue du SSE ne peut excéder 60% de la capacité utile.

Le paramètre principal de dimensionnement du SSE est sa capacité énergétique. L'autre grandeur dimensionnante - la puissance maximale en charge et en décharge - n'est pas directement optimisée dans le mémoire même si des simulations pour différentes puissances ont été effectuées (sensibilité locale). En effet,

1. les erreurs à compenser sont très majoritairement inférieures à 500 kW par MWc EnRI installé. Il semble alors évident que toute puissance supérieure à cette valeur n'aura que peu d'influence sur le dimensionnement. C'est ce que confirme l'analyse de sensibilité globale qui montre bien (fig. 4.17) que ce paramètre n'est pas, dans une certaine mesure, le plus impactant. D'autre part, nous nous sommes basés sur l'offre SAFT<sup>1</sup> qui permet d'être sûr qu'il existe au moins une offre de stockage satisfaisant cette condition d'une puissance maximale (charge/décharge) au moins égale à 500 kW pour une capacité énergétique de 1 à 2 MWh.
2. L'apparition des défauts dus à un manque de puissance peut être prédite de manière systématique à chaque instant puisque si la différence à compenser entre l'engagement bas et la production EnRI est supérieure à la puissance maximale, il est certain, quelle que soit la capacité, qu'il y aura un défaut (impossibilité de respecter le scénario d'engagement). Par exemple si à 300 kW pour 1 MWc EnRI installé, il y a e.g. 3% de défauts annuels imputables à la puissance trop faible alors la capacité nécessaire devra être optimisée pour respecter le seuil des 2% restants et sera par conséquent bien plus importante. La capacité optimale est donc calculée par la suite avec une puissance de 500 kW par MWc EnRI installé qui permet de couvrir sur les sites considérés au moins 99% des besoins de compensation et donc de ne pas rajouter des défauts "systématiques", uniquement liés à un défaut de puissance.
3. Dans certains appels d'offres CRE récents, il est exigé une puissance d'au moins 333 kW<sup>2</sup> à 500 kW<sup>3</sup> pour 1 MW de puissance EnRI installée.

Une capacité de stockage est dite "faisable" si elle est inférieure à 2 MWh/MWc, ce qui correspond, dans le cas d'un coût principalement basé sur la capacité énergétique -

---

1. Batterie Li-Ion Insuperion 1 MWh/600 kW

2. AO CRE Solaire+Stockage - installations au sol, 300 MW dont 50 MW en ZNI, 2009

3. AO CRE Solaire+Stockage "ZNI 100 kWc+", 2015

SSE électrochimique par exemple - à des investissements de l'ordre de 2 M€/MWh, à la limite du réalisable en pratique. Il est certain que dans l'hypothèse d'un découplage Puissance/Énergie - PAC H<sub>2</sub> ou STEP par exemple - cette limite pourra être revue à la hausse si le surcoût de capacité est faible par rapport à celui de puissance.

Une taille viable est une capacité faisable qui permet - avec la charge adaptative - de respecter le scénario; elle est notée  $S^*$ . Un tarif de revente d'énergie  $FIT^*$  est dit viable s'il est inférieur à 300, resp. 400, €/MWh pour les scénarios non garantis tels le lissage horaire (**S1**), resp. pour le scénario de fourniture d'une puissance garantie (**S2**). L'étoile \* signifie que la valeur de la variable est le résultat d'une optimisation - maximisation pour les puissances, minimisation pour les tailles et tarifs de revente - permettant de respecter le scénario. L'objectif est alors de trouver des solutions non forcément les meilleures possibles (optimums globaux) mais viables i.e. des couples  $(S^*, FIT^*)$  qui satisfont aux contraintes technico-économiques suivantes :

$$S^* \leq S_{faisable,max} = 2000 \text{ kWh/MWh}, \quad (4.1)$$

$$FIT_{\mathbf{S1}}^* \leq FIT_{\mathbf{S1},viable,max} = 300 \text{ €/MWh}, \quad (4.2)$$

$$FIT_{\mathbf{S2}}^* \leq FIT_{\mathbf{S2},viable,max} = 400 \text{ €/MWh}. \quad (4.3)$$

Le dimensionnement technico-économique consiste à faire varier une ou plusieurs variables, par exemple le niveau de puissance - directement la puissance garantie  $P_G$  (**S2**) ou la variable  $coefprev$  (**S1**) - afin de trouver une solution viable  $(S^*, FIT^*)$ . La variable  $coefprev^*$ , resp.  $P_G^*$ , est alors la part de la prévision, resp. la puissance garantie, maximale injectée au réseau pour laquelle une solution viable  $(S^*, FIT^*)$  peut être trouvée. Notons que le calcul du tarif de revente minimal  $FIT^*$  est exact pour la première année mais en l'absence de données historiques réelles de production sur 20 ans, l'énergie conforme donc le revenu est considéré constant, à l'actualisation près [net present value ou NPV], pour les années suivantes.

Ce dimensionnement  $S^*$  que nous continuerons à qualifier d'"optimal" dans le sens précisé ci-dessus est donné, selon le scénario :

- en fonction de la tolérance  $tol$ , à niveau de puissance fixé par le paramètre  $coefprev$  pris égal à 1 (valeur de base). Cette valeur signifie que la prévision horaire est annoncée telle quelle la veille pour le lendemain par le producteur au gestionnaire (figure 4.4),
- en fonction du niveau de puissance, à tolérance fixée à 25% de la moyenne annuelle de production (valeur de base), en faisant varier la part de prévision annoncée (scénarios S1).

La méthode itérative d'exploration de l'espace des solutions utilisée est donc de type exhaustif puisque la procédure (**CA**) est exécutée pour  $S$  variant de 0 à  $S_{viable,max}$  kWh/MWh. Cette démarche est rendue possible par la rapidité d'exécution de la charge adaptative : moins de 2 secondes pour une trajectoire sur un PC standard en points 10 minutes sur l'année. En utilisant la monotonie - croissance ou décroissance, vérifiée à posteriori - des défauts donc de la taille viable en fonction, par exemple, du niveau de puissance ou de la tolérance, la méthode par dichotomie permet de trouver la taille optimale  $S^*$ , à  $\pm 5$  kWh/MWh près, en environ 11 essais (exécutions (**CA**)) soit 15 secondes en moyenne.

### 4.2.1.2 Valeurs de base économiques

Les valeurs de base des variables économiques - décrites au chapitre 2, section 2.3.2.2 - retenues pour les simulations présentées dans ce chapitre sont regroupées dans le tableau 4.1. Ces valeurs servent également de moyenne à l'analyse de sensibilité (cf tableau 4.2).

TABLE 4.1 – Valeurs de base des variables économiques.

Variable d'entrée	Valeur de base	Unité	Observations
$inv^{éolien}$	2	M€/MWc	Coût total de l'installation
$inv^{pv/houle}$	4	M€/MWc	Coût total de l'installation
$om$	10	% $inv$	Coûts globaux de maintenance et d'exploitation
$c_{stock}$	750	€/kWh	Coût du SSE incluant l'installation en ZNI
$dv_{stock}$	20	années	Durée théorique du SSE
$act$	10	%	Taux d'actualisation annuel [Ma et al., 2014a]
$infl$	2	%	Taux d'inflation annuel, moyenne européenne des 10 dernières années [Eurostat]
$tax$	20	%	Taux de prélèvement, moyenne française

### 4.2.2 Optimisation des seuils adaptatifs

Les seuils adaptatifs “haut”  $seuilC$  et “bas”  $seuilD$  ont été définis au chapitre 2 comme les seuils d'état de charge du SSE ( $SOC$ ) permettant de modifier les heuristiques de base, en tenant du compte du fait que le stockage est relativement bien ou pas encore assez chargé :

- $SOC^+ = SOC_{max} - seuilC$  : seuil au-dessus duquel le producteur se permet une autre stratégie plus risquée du point de vue de la fiabilité que la stratégie Charge max./Décharge min. (**H1**);
- $SOC^- = SOC_{min} + seuilD$  : seuil à partir duquel le producteur autorise la décharge du SSE, lors d'une série de défauts dans la stratégie “Défaut  $\equiv$  Charge” (**H2**).

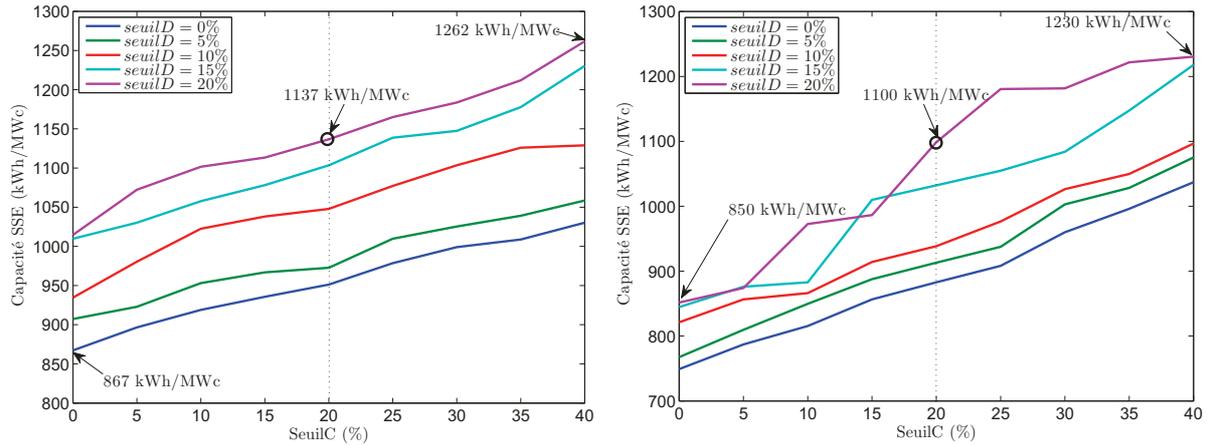
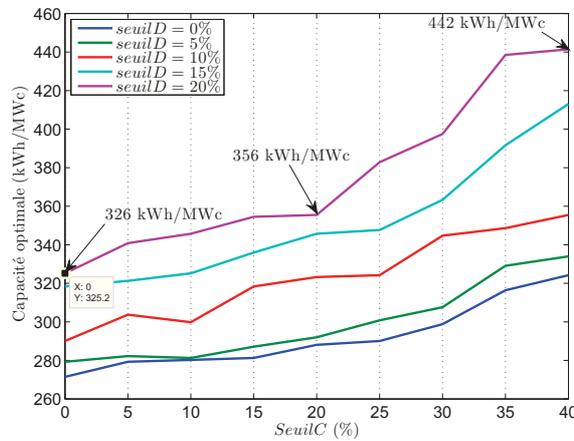
La figure 4.1 montre que ces deux stratégies ont un impact significatif sur les défauts donc sur la capacité optimale et, par conséquent, le tarif de revente requis.

Les valeurs retenues

$$\begin{cases} seuilC = 20\% \\ seuilD = 20\% \end{cases} \quad (4.4)$$

sont un compromis médian entre augmentation forte et nulle de la capacité requise. D'autres choix peuvent être faits, par exemple 40% pour le seuil haut  $seuilC$  qui permettrait de perdre encore moins et d'injecter encore plus d'énergie. En tout état de cause, ces valeurs sont une base raisonnable dans l'objectif de comparaison des sources relativement à chaque scénario.

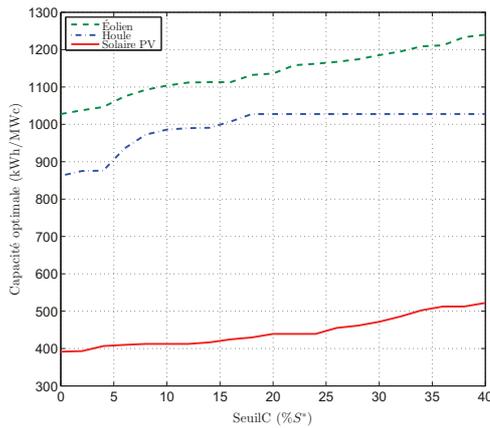
En effet, pour un seuil haut de 20%, avec  $seuilD$  fixé à 20%, une amélioration significative de l'énergie injectée dans le respect du service **S1a** (+1,2%) est obtenue en éolien, modeste en PV (+0,7%) et nulle en houlomoteur (même niveau qu'à  $seuilC = 0\%$ ). Pour

(a) Éolien - tolérance = 48,3 kW (25% $\overline{P}_{prod}$ ) (b) Houle - tolérance = 27,5 kW (25% $\overline{P}_{prod}$ )(c) PV - tolérance = 38,7 kW (25% $\overline{P}_{prod}$ )FIGURE 4.1 – Dimensionnement et paramètres adaptatifs (scénario **S1a**).

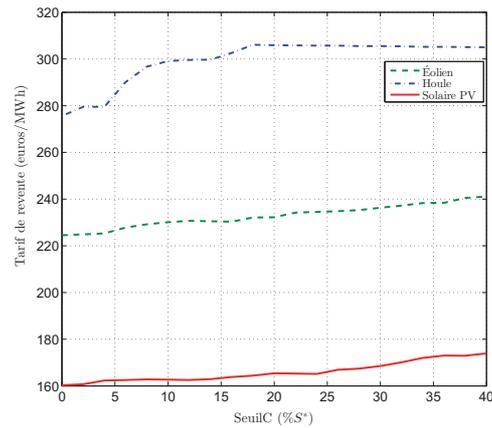
autant, l'introduction de ce paramètre permet, pour toutes les sources, d'augmenter l'efficacité du système en limitant l'énergie perdue - de près de 2% en éolien - comme le montre la figure 4.2d.

Cependant, l'augmentation d'énergie conforme injectée au réseau, même avec près de 2% supplémentaire, ne peut compenser financièrement l'accroissement des défauts et, par suite, de la capacité requise pour respecter le service, comme indiqué dans la figure 4.2b. En effet, un calcul rapide montre que le retour sur investissement dans cette stratégie est délicat<sup>4</sup>. Bien qu'a priori moins intéressante économiquement dans la perspective d'un pré-dimensionnement du SSE, l'énergie totale injectée plus importante concomitante à une énergie perdue plus faible, incitent à poursuivre dans cette voie d'adaptation "haute" du stockage. En particulier, si l'investissement est déjà réalisé, cette stratégie pourrait améliorer sensiblement les revenus du producteur. D'autre part, la baisse constante des coûts de stockage évoquée au chapitre 1 laisse espérer, à l'avenir, une différence coûts-

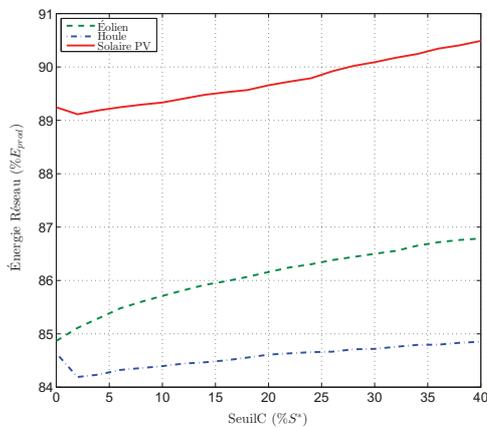
4. 1,2% 1,6GWh (éolien)  $\approx$  20 MWh  $\times$  300 €/MWh = 6 k€/an gagnés mais 1048-935=113 kWh supplémentaires de capacité de stockage soit un surcoût d'investissement (batterie Li-Ion) de 113\*700  $\approx$  80 k€.



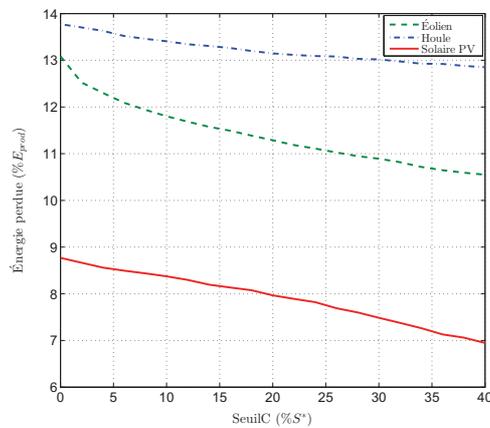
(a) Influence sur la capacité optimale.



(b) Influence sur le tarif de revente optimal.



(c) Influence sur l'énergie conforme.

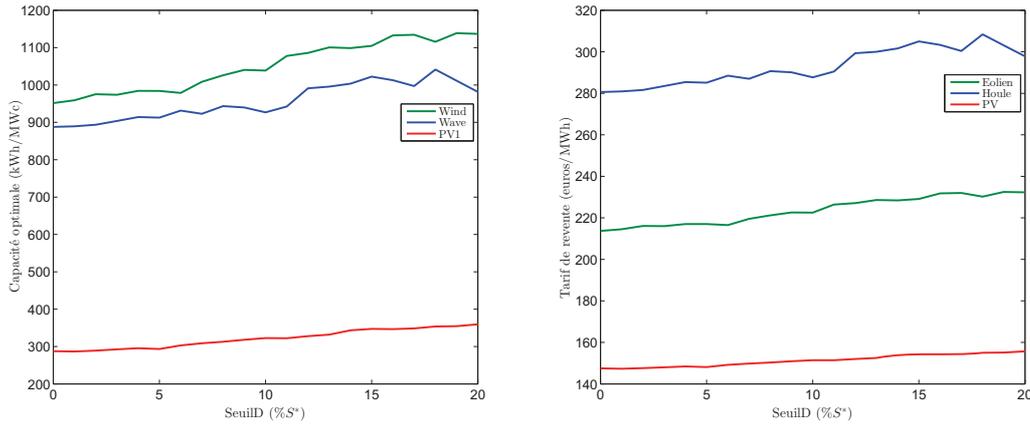
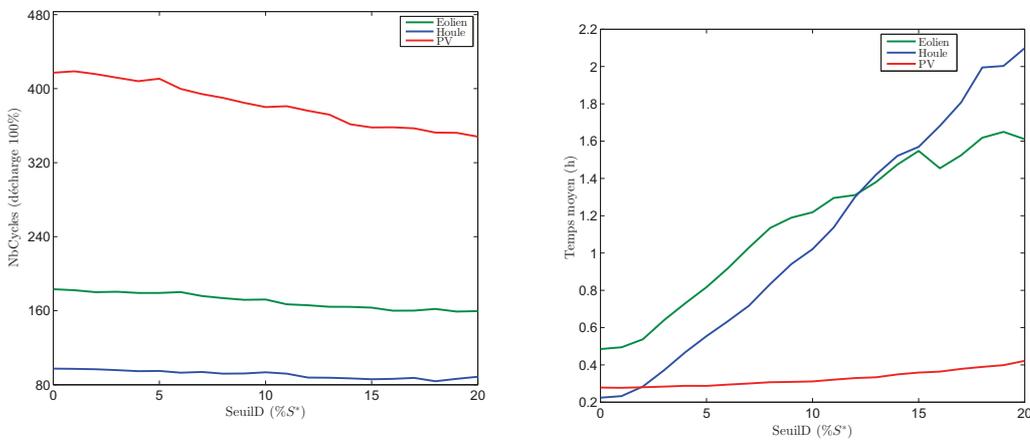


(d) Influence sur l'énergie perdue.

FIGURE 4.2 – Influence du paramètre *seuilC* (scénario **S1a**, *seuilD* = 20%).

bénéfices moindre d'où un retour sur investissement moins long.

En ce qui concerne le seuil bas *seuilD*, le but est de réduire les oscillations de la puissance injectée après un défaut dues à l'application de la stratégie **H2** (cf chapitre 3, figure 3.13). C'est ce qui est effectivement constaté dans la figure 4.3d qui met en évidence une réduction significative de ces oscillations. Le nombre d'oscillations est, d'une manière générale, le nombre de fois où l'état de charge (SOC) change de sens de variations : croît puis décroît ou vice-versa. La formule 4.5 décrit cette propriété dans le cas de défauts, ce qui nous intéresse particulièrement pour l'effet de la variable *seuilD* sur les phénomènes "SSE vide  $\Rightarrow$  Charge puis SSE non vide  $\Rightarrow$  Décharge" qui induit des cycles de charge/décharge rapprochés d'où des oscillations rapides de la puissance injectée sur le réseau. Puisque ce nombre est inversement proportionnel au temps moyen de défaut (DMT), il nous a semblé plus opportun de montrer l'évolution de ce paramètre, sachant que plus *DMT* est faible moins il y a d'oscillations donc de séries de défauts. De plus, dans le cas du scénario **S1a** (lissage horaire) avec le solaire PV, le nombre total d'oscillations n'est pas comparable aux cas éolien ou houlomoteur puisque aucun service n'est rendu donc aucun défaut ne se produit la nuit. 5% représentent alors 239h de défaillances contre 438h pour l'éolien et la houle.

(a) Influence sur la capacité optimale  $S^*$ . (b) Influence sur le tarif de vente  $FIT^*$ .

(c) Influence sur le nombre de cycles de décharge éq. 100%.

(d) Influence sur les oscillations.

FIGURE 4.3 – Influence du paramètre  $seuilD$  (**S1a**,  $seuilC = 20\%$ ).

La mesure des oscillations est définie comme le nombre de séries consécutives de défauts, inversement proportionnelle au temps moyen de défauts (*Default Mean Time* ou *DMT*), soit pour un  $DTR^*$  moyen de 4,97% :

$$Nb\_Series\_Defauts = \frac{temps\_Defauts}{DMT} \simeq \begin{cases} 435/DMT & (\text{scénarios H24}), \\ 238/DMT & (\mathbf{S1a-PV}). \end{cases} \quad (4.5)$$

Le PV est moins sensible à la réduction des oscillations car cette source induit moins de temps de défauts :  $DTR$  de 5% mais sur les 4786 heures de jour, soit 239h au lieu de 438h. De plus des défauts moins souvent situés en zone de production faible et des capacités plus petites entraînent des séries moins longues, et un SOC dépassant plus vite le seuil bas  $SOC^- = SOC_{min} + 20\%$ , d'où moins d'impact de seuil sur les séries de défaut. A 20%, les oscillations en défaut sont divisées environs par 3 pour l'éolien et par 10 pour la houle. Il en résulte une utilisation plus régulière du stockage évitant ainsi les séquences rapides de faible charge/décharge. Le nombre de cycles équivalents à une décharge de 100% défini

comme le rapport de la quantité totale d'énergie déchargée par la capacité :

$$NbCycles_{100\%} = E_{stock,decharge}^*/S^* \quad (4.6)$$

en est également diminué. Ce nombre n'est qu'un indicateur partiel de la sollicitation du SSE mais nous ne présenterons pas une étude approfondie du vieillissement même si cela a une incidence directe sur la durée de vie du SSE. D'une part, le vieillissement dépend fortement du type et des caractéristiques du stockage considéré; une telle étude nécessiterait une connaissance plus fine d'un SSE donné, électro-chimique par exemple. D'autre part, la précaution d'une profondeur maximale de décharge inférieure à 60% permet d'en limiter, le cas échéant<sup>5</sup>, les effets. Le postulat que le SSE a, dans les conditions d'utilisation liée à la charge adaptative, une durée de vie de 20 ans fait partie des hypothèses qui impactent le tarif de revente nécessaire à une valeur ajoutée positive du SSE au bout de cette période. Mais cette durée est finalement un paramètre des simulations qui pourrait être réévalué et modifié dans une configuration spécifique.

En conclusion, les valeurs de base des paramètres adaptatifs  $seuilC = seuilD = 20\%$  sont fixées, dans la suite, pour les trois sources et tous les scénarios. Pour autant, les seuils optimaux dépendent à la fois des sources et des scénarios mais aussi de la situation à un instant donné, notamment du niveau de production EnRI à venir. En conditions opérationnelles, il apparaît donc opportun pour le producteur d'adapter ces seuils au jour le jour. Dans ce cadre, des prévisions à horizon H+6 pourraient s'avérer très utiles en permettant d'augmenter la productivité et l'efficacité du système tout en réduisant les oscillations de puissance fournie au réseau sans dégrader la fiabilité du système. Cette voie (d'optimisation stochastique infra-journalière des seuils adaptatifs) liée à des prévisions à court terme dépasse le périmètre de notre étude.

### 4.2.3 Scénarios non garantis (S1)

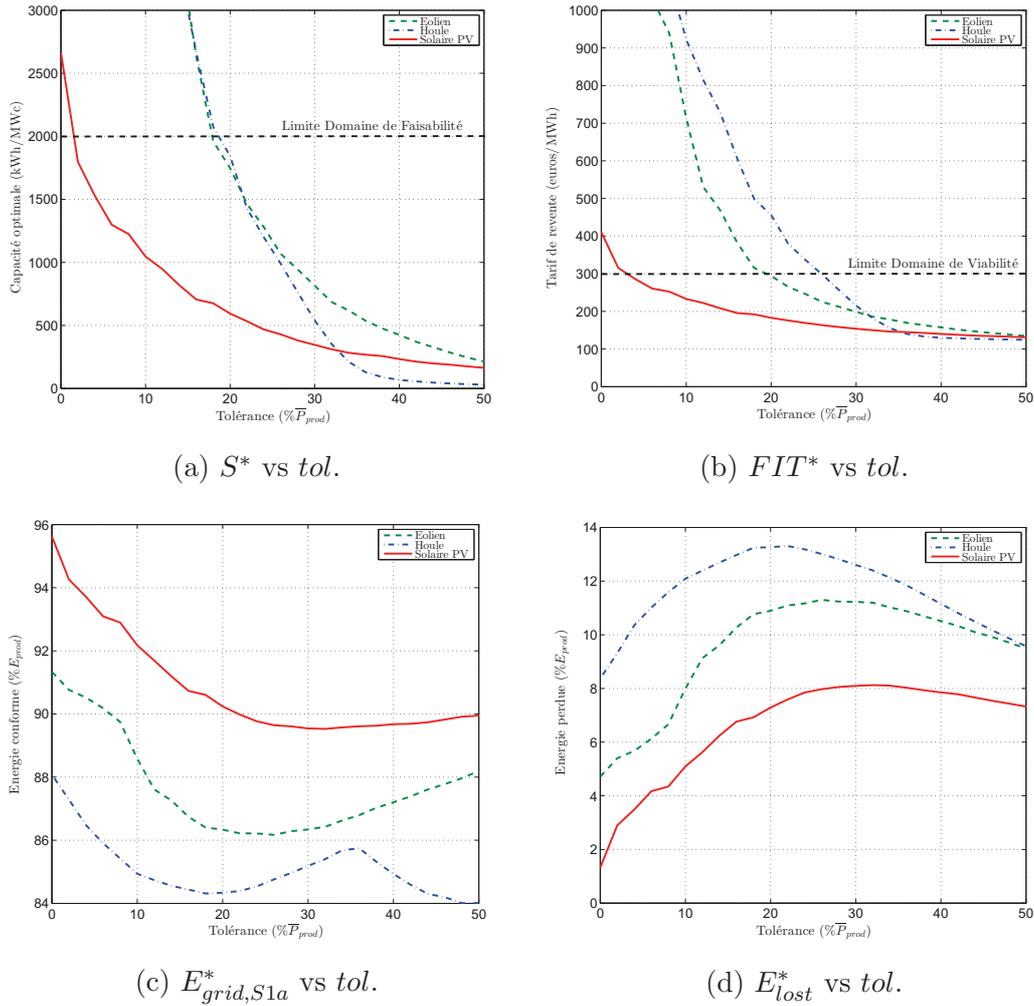
Pour les scénarios non garantis, le dimensionnement est présenté en fonction la tolérance autorisée et à niveau de puissance fixé car des solutions viables peuvent être obtenues, pour les trois sources, avec exactement la prévision horaire pour engagement ( $coefprev = 1$ ).

#### 4.2.3.1 Lissage horaire (S1a)

Notons qu'en ce qui concerne les prévisions, comme indiqué au chapitre 3, celles-ci sont déjà interpolées linéairement entre chaque heure ronde puisqu'elles proviennent de données, mesures, calculs obtenus toutes les 3 heures (Houle) ou toutes les heures (Éolien). Ce n'est pas le cas du PV car les données sont au pas de temps de la minute, prises toutes les 10 min pour la comparaison avec les 2 autres sources. L'effet du lissage sur les points infra-horaires a donc un impact perceptible sur le dimensionnement uniquement pour cette source. Pour les deux autres sources, seule l'erreur horaire de prévision entraîne une éventuelle variation de la capacité optimale.

---

5. Modèle Batterie Li-Ion Saft 1 MWh/600kW 'Insperion' d'une durée de vie annoncée de 20 ans avec  $dod_{max} \leq 60\%$ .

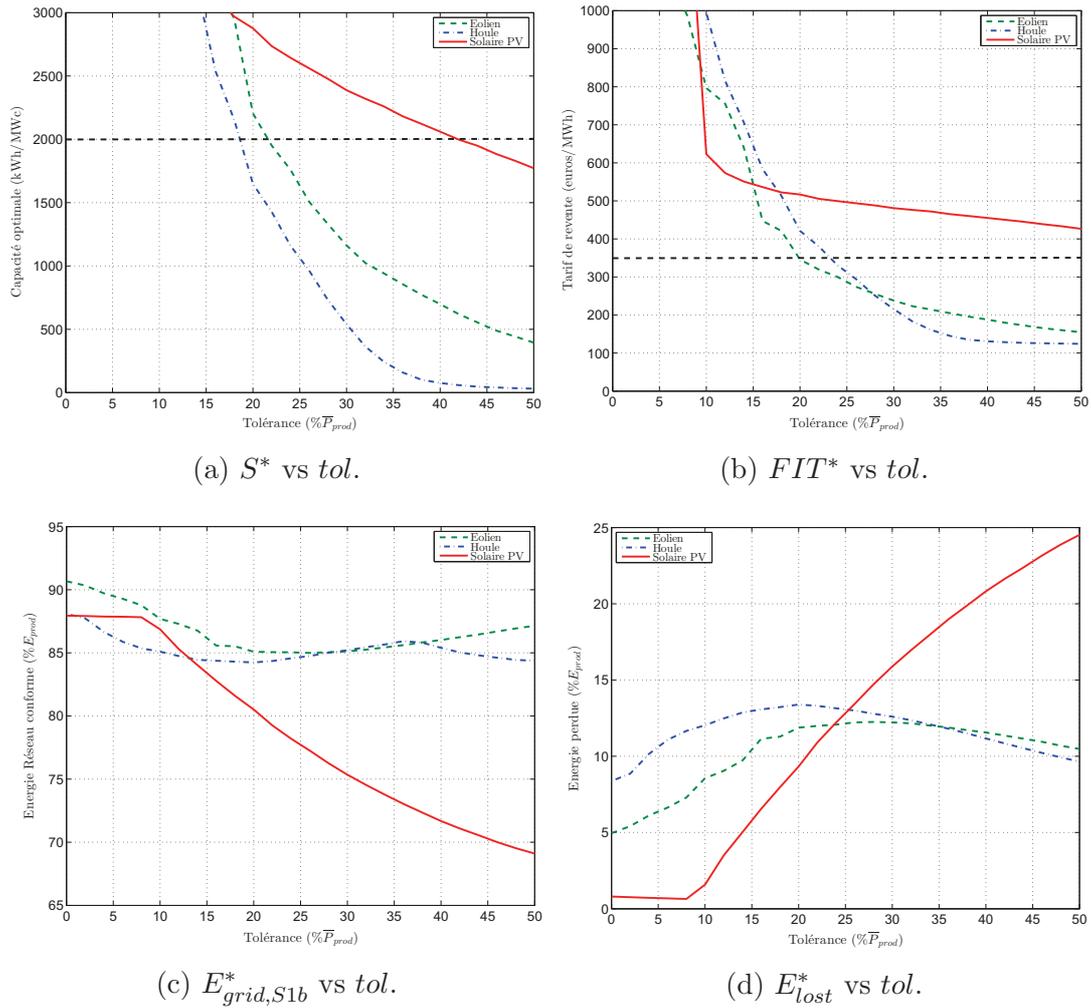
FIGURE 4.4 – Dimensionnement SSE - scénario **S1a** (lissage horaire).

Le PV est bien adapté au lissage horaire, malgré une prévision uniquement basée sur la persistance. Le gisement solaire est la seule des trois sources capable de respecter ce service à moins de 10% de tolérance sur la puissance. Ce n'est qu'au-delà de 25% de tolérance que les solutions commencent à être viables pour l'éolien et la houle.

Les courbes en cloche de l'énergie perdue et injectée sont dues à la concurrence de deux phénomènes. D'une part, le fait d'augmenter la tolérance permet, en cas de surplus (production bien supérieure à l'engagement), d'injecter plus d'énergie sur le réseau. D'autre part, la charge adaptative a tendance, via la stratégie (**H1**), à fournir l'engagement bas  $P_{offre} - tol.$  Pour de grandes, resp. faibles, valeurs de la tolérance, le premier, resp. deuxième, phénomène l'emporte.

#### 4.2.3.2 Lissage journalier (S1b)

Le scénario de lissage journalier **S1b** n'est pas adapté au PV seul, comme le montre la figure 4.5. En effet, la nécessité d'injecter durant la nuit (H24) une puissance, même non garantie, variable quotidiennement, entraîne des capacités non faisables d'où des tarifs

FIGURE 4.5 – Dimensionnement SSE - scénario **S1b** (lissage journalier).

non viables. Ce constat est encore renforcé dans le cas garanti H24 du scénario **S2a**.

A partir de 20 à 25 % de tolérance, des solutions de stockage technico-économiquement viables sont possibles pour l'éolien et la houle.

## 4.2.4 Scénarios garantis (S2)

Pour les scénarios garantis plus difficiles à satisfaire, il nous a semblé plus judicieux de donner les niveaux de puissance, à tolérance fixée, permettant le respect du service. En effet, le scénario étant respecté avec des capacités faisables, le niveau de puissance garanti devient le critère essentiel de performance (productivité).

### 4.2.4.1 Garantie H24 (S2a)

Au vu de la figure 4.6, il semble, pour chacune des trois sources considérées, beaucoup plus délicat d'atteindre un équilibre viable : puissances garanties faibles, viabilité technico-

économique impossible pour PV et difficile pour l'éolien et la Houle.

En abscisses est portée la puissance garantie annoncée  $P_{offre}$  qui n'est pas la puissance réellement injectée  $P_{grid}$ . Ce qui est garanti au gestionnaire est une puissance fournie au réseau comprise entre  $P_{offre} - tol$  et  $P_{offre} + tol$ , 95% du temps.

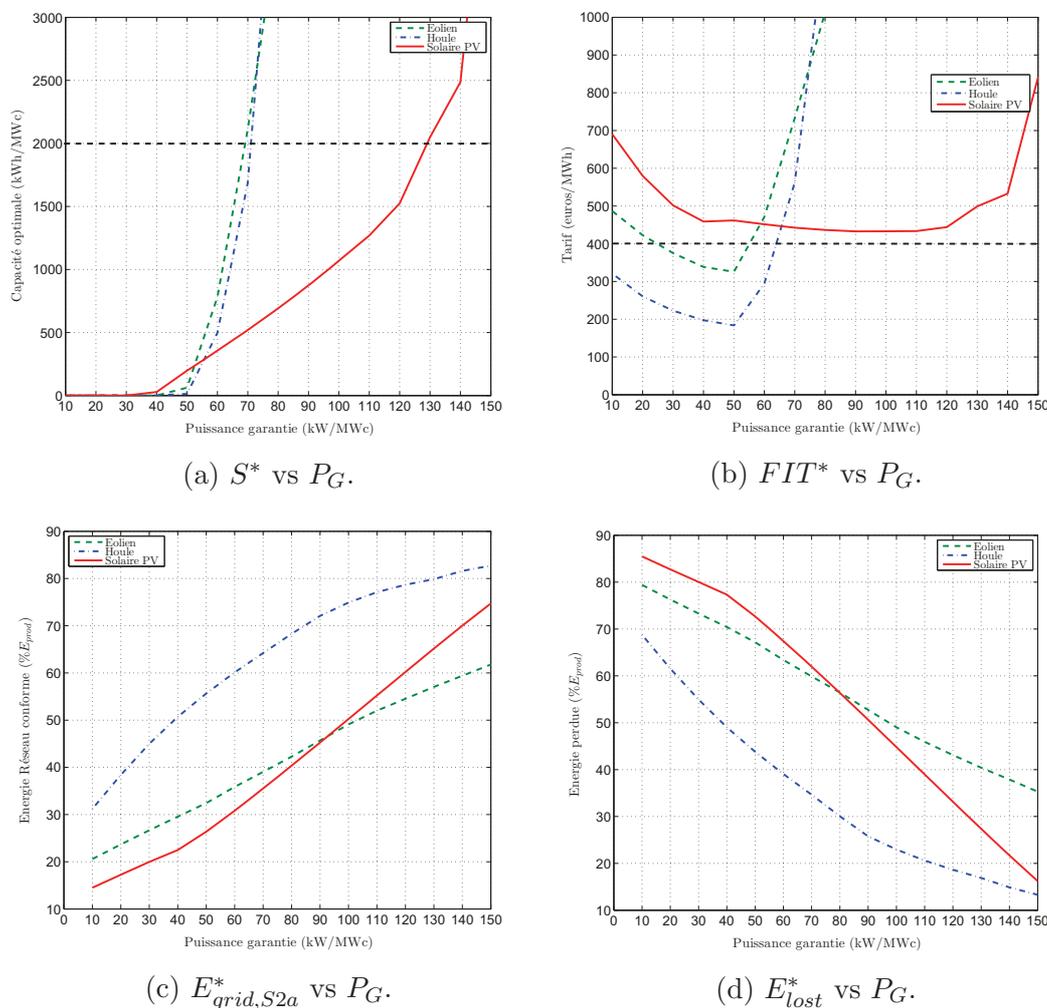


FIGURE 4.6 – Dimensionnement SSE - scénario **S2a** (puissance garantie annuelle).

Pour l'éolien et le PV, 50 kW peuvent être annoncés garantis mais correspondent en réalité à un engagement bas  $P_{offre,min}$  proche de 0 et à une énergie perdue élevée (44 à 63%). La rentabilité de l'installation EnRI+SSE en est donc limitée. Avec le PV et 25% de tolérance, la rentabilité économique du SSE est impossible à trouver quel que soit la puissance garantie annoncée. La difficulté à assurer un scénario H24 via un gisement solaire est ici mise en évidence.

Un exemple de fonctionnement est donné dans la figure 4.7 et montre la difficulté à garantir 100 kW en éolien, même avec près de  $\pm 50$  kW de tolérance.

En conclusion, le scénario de puissance garantie toute la journée, toute l'année est difficile à réaliser de façon satisfaisante - que ce soit pour le producteur ou le gestionnaire - avec une seule source. L'hybridation des sources (cf section 4.3.3) permettra de mieux répondre à ce type de cahier des charges exigeant.

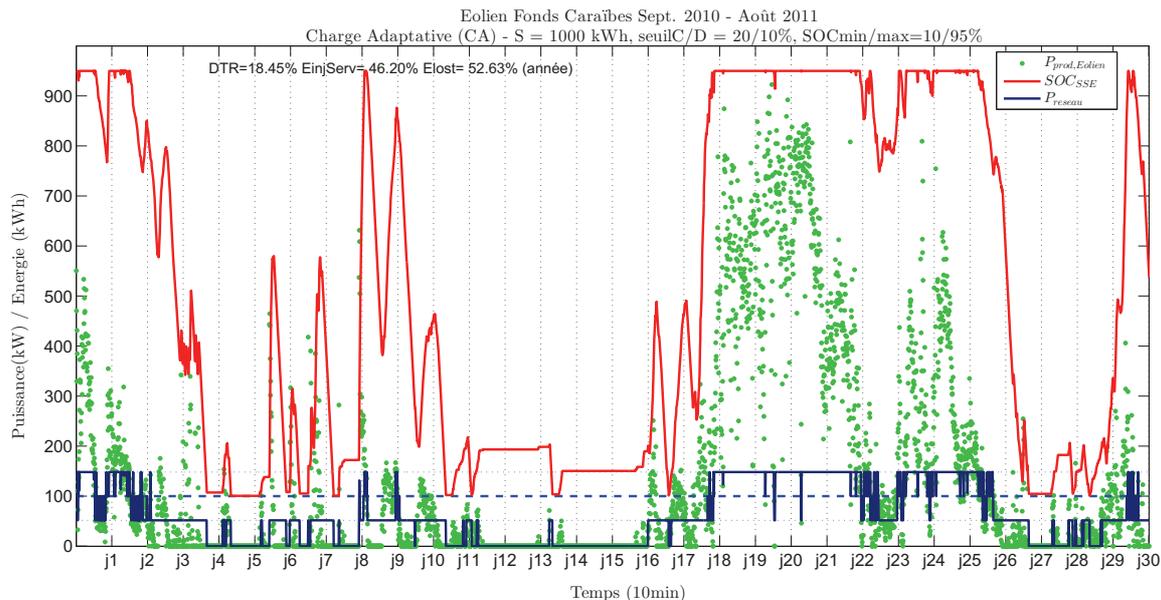


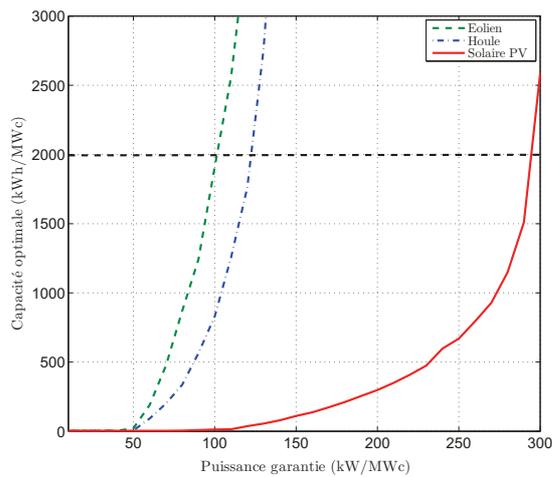
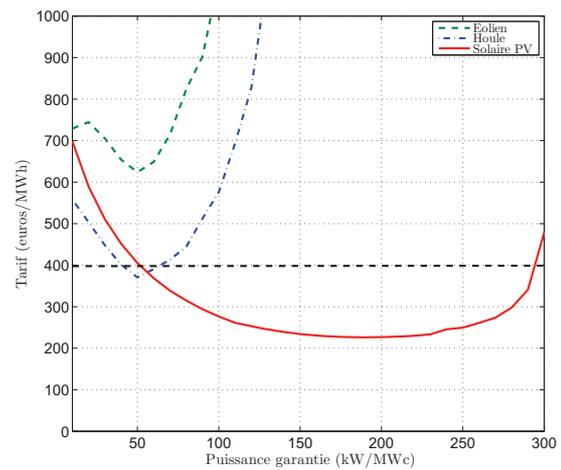
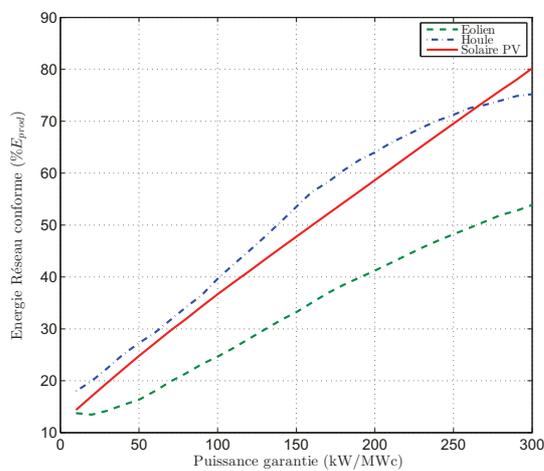
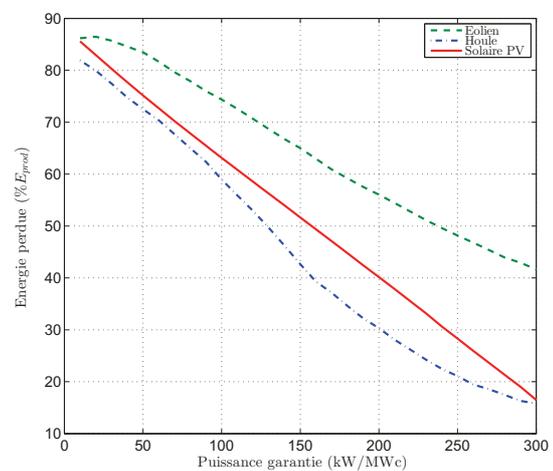
FIGURE 4.7 – Éolien, scénario **S2a**- $P_G = 100$  kW/MWc (1 mois).

#### 4.2.4.2 Garantie sur un créneau horaire (S2b)

Compte-tenu de la difficulté à fournir tout au long de l'année une puissance garantie H24, deux créneaux associés à deux scénarios ont été étudiés :

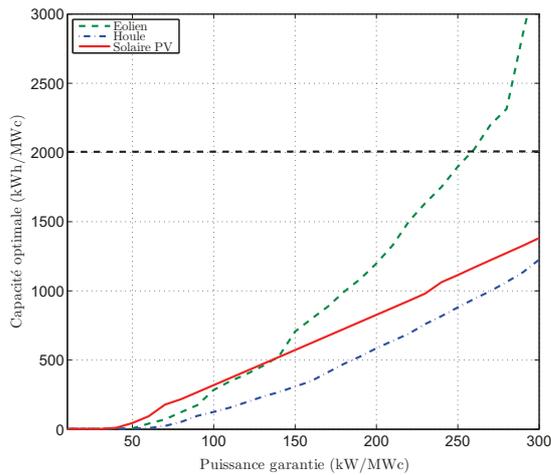
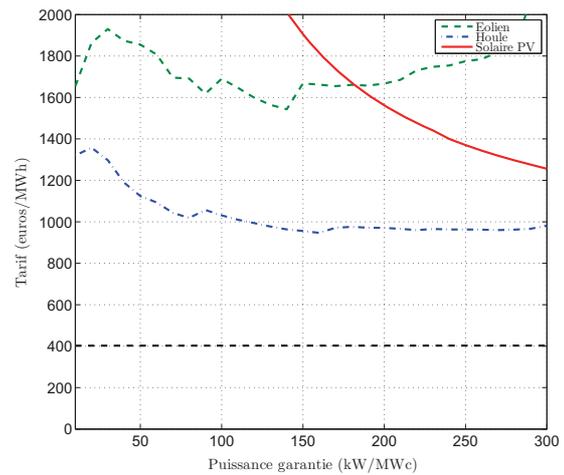
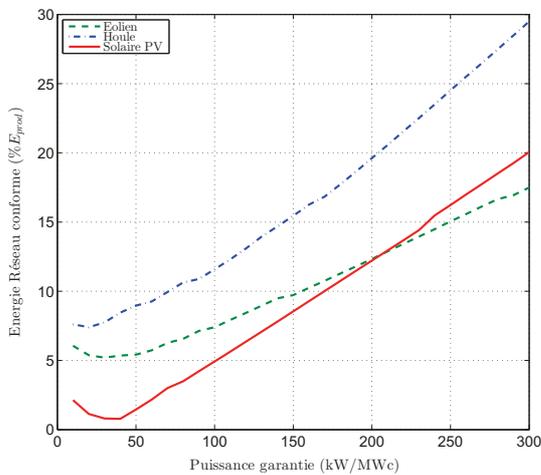
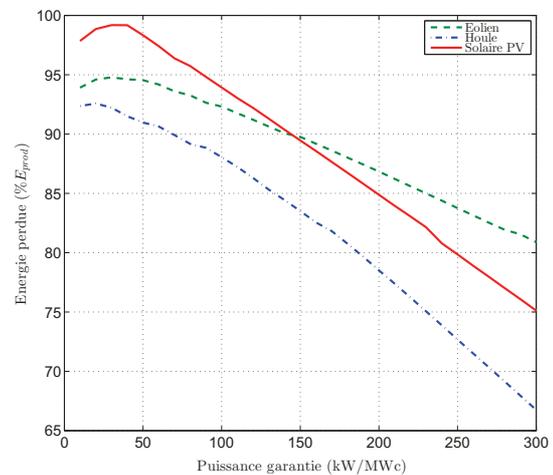
- **S2b1** : puissance garantie sur [7h-17h] avec rampes montée [6h-7h] et descente [17-18h] = Base + pointe du midi,
- **S2b2** : puissance garantie sur [19h-21h] avec rampes montée [18h-19h] et descente [21h-22h] = Pointe du soir.

La figure 4.8 montre que le fait de restreindre le scénario en journée permet d'obtenir des solutions viables pour le solaire PV. Pour cette source EnRI, 290 kW/MWc peuvent être garantis annuellement, entre 7 heures et 17 heures et un maximum de profitabilité du SSE est atteint autour de 200 kW/MWc, toujours aux tolérances près.

(a)  $S^*$  vs  $P_G$ .(b)  $FIT^*$  vs  $P_G$ .(c)  $E_{grid,S2b1}^*$  vs  $P_G$ .(d)  $E_{lost}^*$  vs  $P_G$ .FIGURE 4.8 – Dimensionnement SSE - scénario **S2b1** puissance garantie 7h-17h.

La fourniture d'une puissance garantie lors de la pointe du soir (et rien en dehors) n'est viable pour aucune des trois sources, comme l'indique la figure 4.9. En effet, le scénario opérant sur quelques heures, les énergies injectées, resp. perdues, sont faibles, resp. élevées.

En résumé, le fait de limiter le scénario garanti aux créneaux du jour ou de la pointe du soir permet d'augmenter le niveau de puissance injectée. En contrepartie les énergies perdues sont trop importantes pour assurer la rentabilité de l'installation EnRI+SSE, sauf pour le PV[7h-17h] où la faible capacité de stockage compense les pertes d'énergie - 40% à 200 kW/MWc - de la production EnRI.

(a)  $S^*$  vs  $P_G$ .(b)  $FIT^*$  vs  $P_G$ .(c)  $E_{grid,S2b2}^*$  vs  $P_G$ .(d)  $E_{lost}^*$  vs  $P_G$ .FIGURE 4.9 – Dimensionnement SSE - scénario **S2b2** puissance garantie HP[19h-21h].

#### 4.2.4.3 Garantie sur deux créneaux horaires (S2c)

La fourniture d'une puissance garantie sur les deux créneaux 7h-17h et 19h-22h améliore la rentabilité du scénario **S2**. Des solutions viables sont alors possibles pour deux des trois sources : la houle et le solaire (PV), comme le montre la figure 4.10 ci-dessous.

Malgré une production quasi-nulle sur la pointe du soir, le PV apparaît comme le plus indiqué tant pour la fiabilité donc le dimensionnement que la productivité et l'efficacité du système. Pour autant la rentabilité du couplage PV+SSE reste fragile avec, par exemple pour une puissance garantie annoncée de 200 kW/MWc correspondant à une capacité nécessaire de 930 kW/MWc, une énergie injectée conforme, resp. perdue, de 65,7% resp. 30,7% du productible PV.

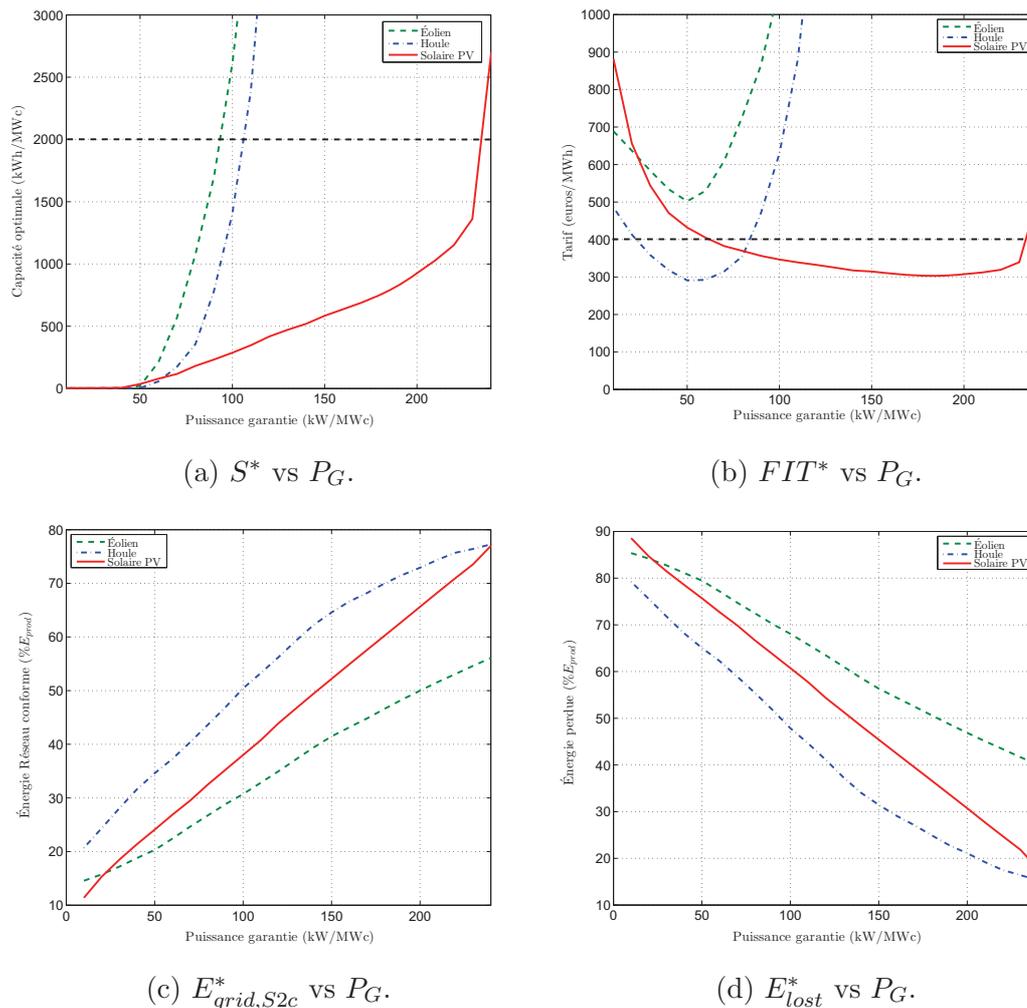


FIGURE 4.10 – Dimensionnement SSE - scénario **S2c** puissance garantie 7h-17h et 19h-21h.

## 4.3 Amélioration des services rendus

### 4.3.1 Combinaison des scénarios garanti/non garanti (S3)

Dans cette section, l'objectif est de maximiser la puissance garantie grâce au stockage et délivrée lors de la pointe du soir (heures pleines)  $HP = [18h-22h]$  (effacement de pointe ou *peak shaving*). En effet, les profils de consommation présentés au chapitre 1 montrent que ces heures sont tendues en terme d'équilibre offre-demande, ce qui peut entraîner régulièrement, dans les zones non interconnectées, le déclenchement de Turbines à Combustion (TAC) d'un coût et d'un impact environnemental élevés. Le SSE, encore davantage en matière d'énergie solaire-PV produisant de l'électricité uniquement en journée, apporte alors une valeur ajoutée d'autant plus importante.

Les deux combinaisons considérées consistent en la fourniture, durant les heures creuses HC i.e. hors pointe du soir, soit d'une puissance lissée horairement pour le scénario **S3a**

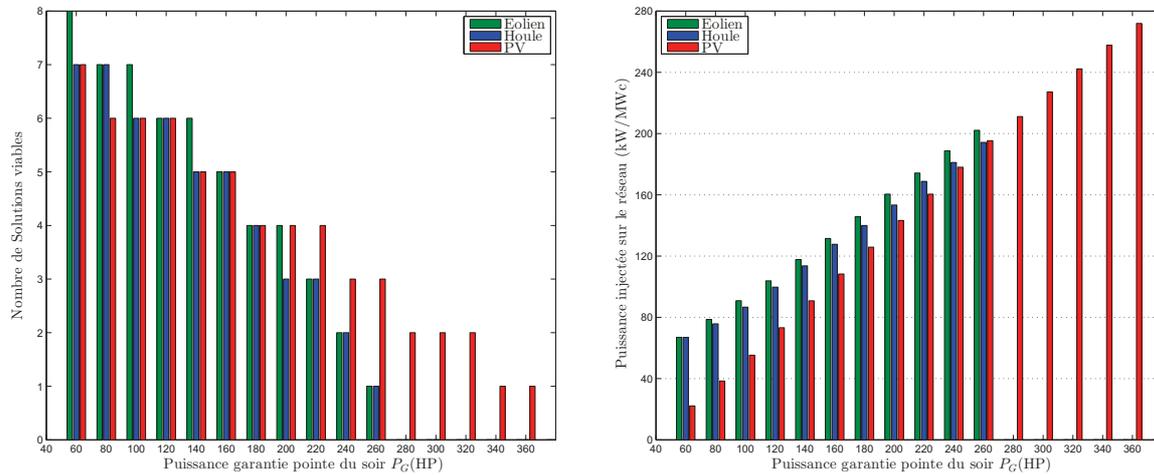
soit d'une puissance journalière constante pour le scénario **S3b**. Chaque plateau est précédé/suivi d'une rampe de montée en charge d'une heure.

#### 4.3.1.1 Scénario S3a

Le scénario **S3a** est un service H24 combinant le lissage horaire non garanti durant HC = hors HP =  $[0\text{h}-17\text{h}[\cup]23\text{h}-24\text{h}[$  et la fourniture d'une puissance garantie durant HP =  $[18\text{h}-22\text{h}]$  :

$$\mathbf{S3a} \equiv \mathbf{S1a}(\text{HC}) + \mathbf{S2b2}(\text{HP}) \quad (4.7)$$

Ce scénario permet d'obtenir des solutions viables pour les trois sources, de surcroît avec une garantie HP en pointe du soir d'une durée (4h) doublée par rapport aux scénarios **S2b2** et **S2c** (2h). La figure 4.11a donne le nombre de solutions viables en fonction de l'annonce de puissance garantie en pointe  $P_G(\text{HP})$ , pour une tolérance sur la puissance fournie fixée à 25%. Dans la recherche de solutions, le niveau de puissance  $coefprev$  durant



(a) Solutions viables.

(b) Puissance moyenne [18h-22h] injectée sur le réseau (maximale viable).

FIGURE 4.11 – scénario **S3a** : puissance garantie HP = [18h-22h].

HC varie de 50%, soit un engagement égal à la moitié de la prévision, à 130%. En terme de puissance injectée en pointe (HP), l'idéal serait d'avoir un stockage plein tous les jours à 17h. Par exemple, pour le PV où la production est quasi nulle durant les 4 heures de pointe (18h-22h), le cinquième de la capacité SSE disponible est un maximum théorique de la puissance garantie réellement injectée<sup>6</sup>.

Les niveaux de puissance HP viables les plus élevés sont obtenus avec le PV. La figure 4.11b montre qu'une annonce de  $P_G = 360$  kW/MWc peut conduire, avec un niveau de puissance HC  $coefprev = 50\%$  et une capacité SSE  $S^* = 1955$  kWh pour 1 MWc de PV, à une puissance moyenne réellement injectée durant HP de 272 kW. En effet, dans le cas solaire, le service de lissage horaire correspond finalement à un scénario restreint de

6.  $P_G^{max}(\text{HP}) = 2000 \times 0,9 \times 0,85/5$  soit 306 kW/MWc si  $SOC_{min/max} = 10/95\%$  et 4h plus deux rampes 17h-18h, 22h-23h de scénario "pointe HP garantie", avec un rendement SSE en décharge de 90%.

jour puisque l'annonce de nuit est égale à la prévision nulle. Or dans cet intervalle diurne, grosso-modo 6h-18h/19h en hiver/été austral, la production est conséquente sur le site considéré (Saint-Pierre) avec plus de 360 kW/MWc en moyenne soit un facteur de charge = 36%.

Au-delà d'une annonce de 260 kW/MWc soit une moyenne injectée HP de moins de 200 kW/MWc, aucune solution viable n'a été trouvée pour l'éolien et la houle.

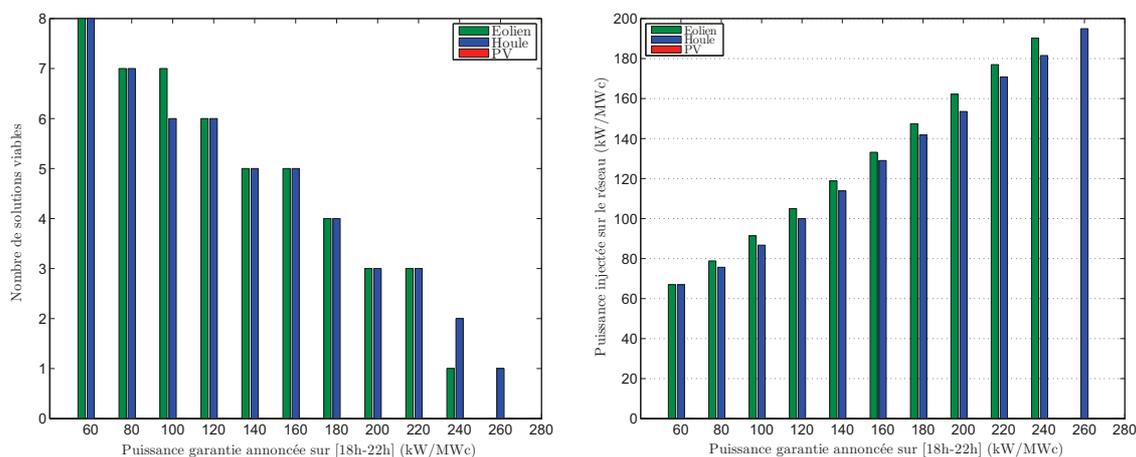
#### 4.3.1.2 Scénario S3b

Le scénario **S3b** est un service H24 combinant la puissance constante journalière - non garantie - pendant les heures dites creuses HC = hors HP = [0h-17h[  $\cup$  ]23h-24h[ et la fourniture d'une puissance garantie durant HP=[18h-22h].

$$\mathbf{S3b} \equiv \mathbf{S1b(HC)} + \mathbf{S2b2(HP)} \quad (4.8)$$

La figure 4.12 donne, comme dans le cas du lissage horaire, le nombre de solutions viables en fonction du niveau de puissance pointe (HP) garantie  $P_{G,HP}$ , à tolérance fixée à 25%.

Aucune solution viable n'est obtenue en PV. Cela s'explique par le fait déjà constaté dans le scénario garanti **S2a** que cette source ne produisant que le jour n'est pas adaptée à des scénarios H24. Les puissances HP viables les plus élevés sont obtenues avec la houle pour une annonce de 260 kW/MWc, un niveau de puissance  $coefprev^* = 50\%$  sur HC et une capacité SSE  $S^* = 1010$  kWh/MWc correspondant à une puissance moyenne viable, réellement injectée durant HP, de 194 kW/MWc. Au-delà d'une annonce de 260 kW/MWc, aucune solution viable n'a été trouvée pour les trois sources.



(a) Solutions viables.

(b) Puissance moyenne [18h-22h] injectée sur le réseau (maximum viable).

FIGURE 4.12 – scénario **S3b** : puissance garantie 18h-22h.

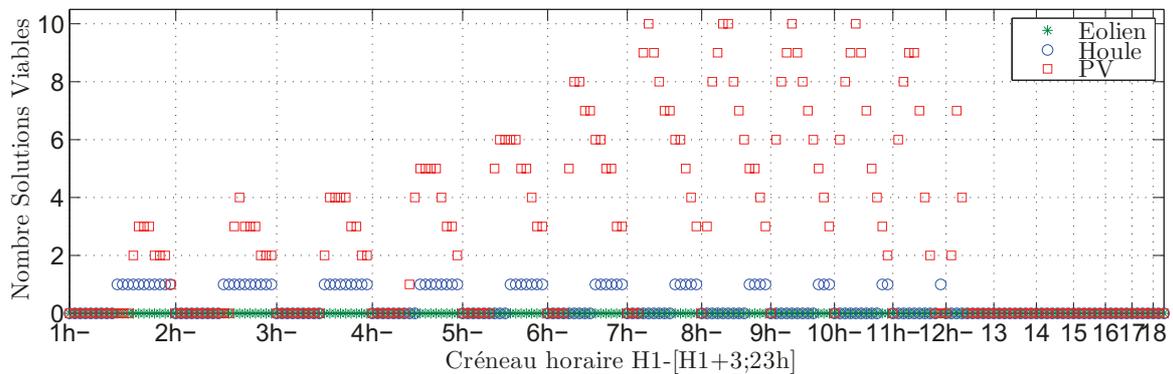
Les meilleures performances ainsi que les sorties (capacité, puissance/énergies...) associées, pour chacun des scénarios et selon le critère retenu, sont récapitulés dans l'annexe C.1.

D'une manière générale, plus l'annonce HC est faible plus le stockage est plein à 17h et meilleures sont la fiabilité et la productivité en pointe mais en contrepartie moins il y a d'énergie injectée globalement et, par conséquent, moins les solutions sont viables. Il s'agit donc pour le producteur d'effectuer un compromis qui dépendra non seulement des sources, du site et des technologies utilisées (SSE, en particulier) mais aussi du contrat signé avec le gestionnaire de réseau.

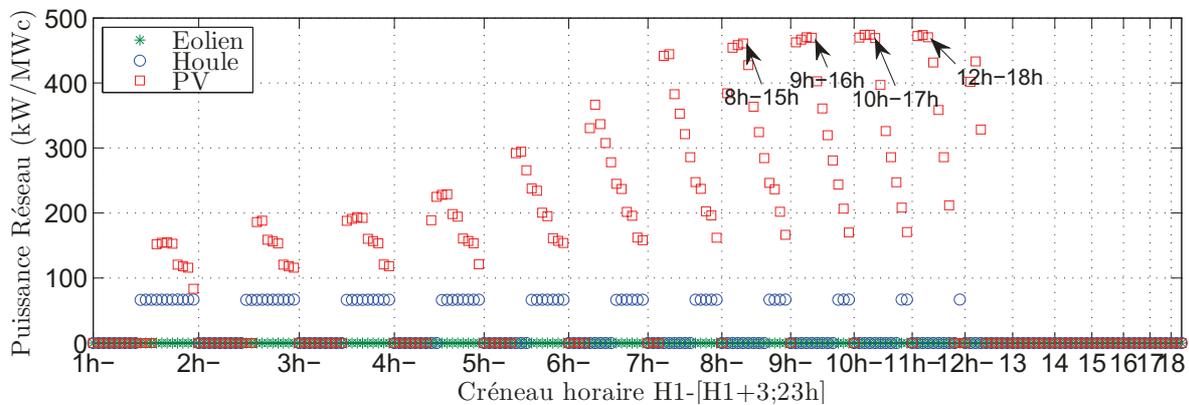
### 4.3.2 Optimisation des créneaux horaires

#### 4.3.2.1 Scénario S3d

Ce scénario correspond à une optimisation du scénario S2b portant sur le créneau horaire i.e.  $\mathbf{S3d} \equiv \mathbf{S2b}^*$ . La puissance est garantie pendant un créneau  $H=[H1;H2]h$ , avec  $H1 \in \llbracket 1, 18 \rrbracket$  et  $H2 \in \llbracket H1 + 3, H1 + 23 \rrbracket$  (rampes comprises), soit 207 créneaux et scénarios de fourniture de puissance à comparer selon les critères de rentabilité, fiabilité, productivité ou d'efficacité. La figure 4.13 regroupe les solutions viables ainsi que les indicateurs associés (capacité, puissance/énergie injectée) lorsque la puissance garantie varie de 60 à 500 par pas de 40 kW (temps de calcul de 23678 sec. pour le PV).

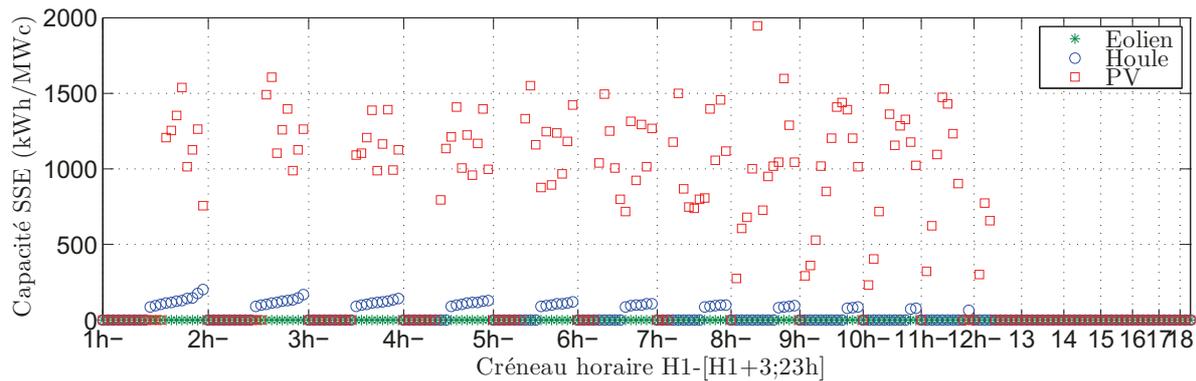


(a) Nombre de solutions viables.

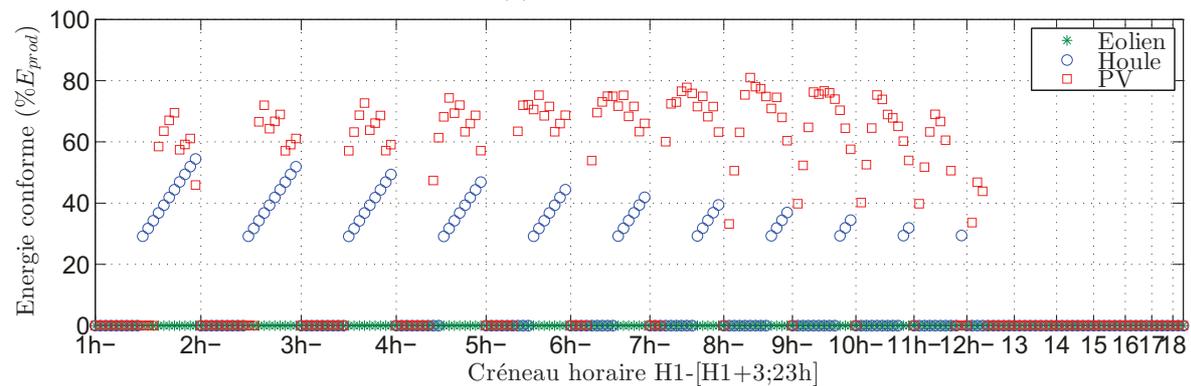


(b) Puissance garantie pointe [18h-22h].

FIGURE 4.13 – Solutions viables - scénario  $\mathbf{S3d}$ .



(c) Capacités SSE.



(d) Énergies injectées conformes.

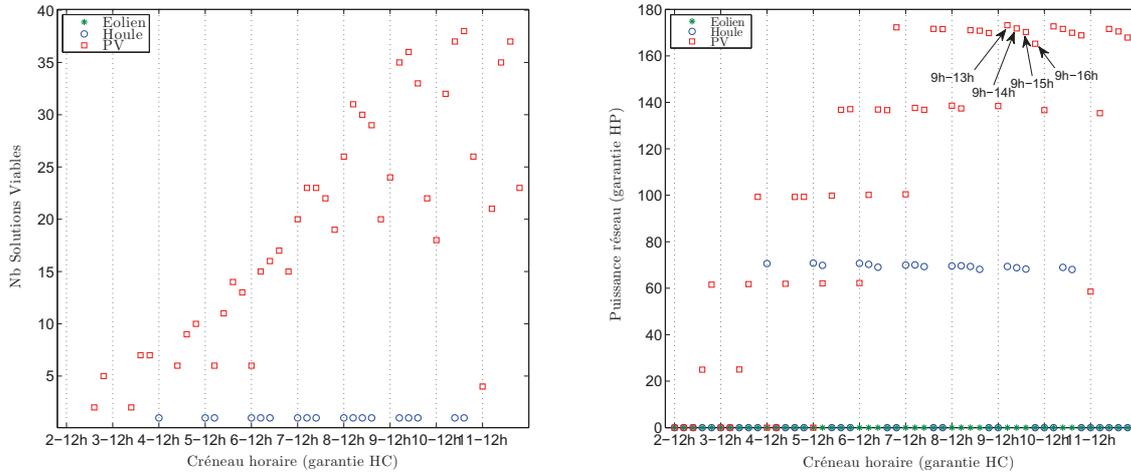
Aucune solution viable n'est obtenue en éolien alors que quelques solutions sont possibles avec la houle. La grande majorité des solutions de couplage EnRI+SSE viables sont engendrées par la production PV où jusqu'à 475 kW, en moyenne HP, peuvent être injectés toute l'année, pendant les créneaux 8h-15h, 9h-16h, 10h-17h, 11h-18h.

#### 4.3.2.2 Scénario S3c

Ce scénario correspond à une optimisation du scénario S2c i.e.  $\mathbf{S3c} \equiv \mathbf{S2c}^*$  où la puissance garantie  $P_G$  est fournie sur deux créneaux HC & HP. Le créneau pointe du soir HP=18h-22h reste fixe alors que le créneau base HC=[HC1-HC2]h varie avec HC1  $\in$   $\llbracket 1, 10 \rrbracket$  et HC2  $\in$   $\llbracket 13, 17 \rrbracket$  (rampes comprises), soit 50 créneaux et scénarios de fourniture de puissance à comparer selon les critères de rentabilité, fiabilité, productivité ou d'efficacité. La figure 4.14 regroupe les solutions viables ainsi que les indicateurs associés (capacité, puissance/énergie injectée) lorsque la puissance garantie varie de 60 à 300 par pas de 40 kW. Le temps de calcul le plus long correspond à la recherche de solutions PV : 32427 sec soit environ 9h (PC standard).

Comme dans le cas précédent du créneau unique, aucune solution viable n'est obtenue en éolien alors que quelques solutions sont possibles avec la houle. La grande majorité des solutions de couplage EnRI+SSE viables sont là encore engendrées par la production PV. Avec la source solaire, jusqu'à environ 170 kW, en moyenne HP, peuvent être injectés de façon technico-économiquement viable, toute l'année, durant la pointe HP et sur les 17 créneaux HC : 6h-17h / 7h-16,17h / 8h-15,16,17h / 9h-13,14,15,16h / 10h-14,15,16,17h /

11h-15,16,17h.



(a) Nombre de solutions viables.

(b) Puissance [18h-22h] maximale (viable).

FIGURE 4.14 – Dimensionnement SSE - scénario **S3c** (puissance garantie HC & HP=18h-22h).

La fourniture d'une puissance garantie reste donc difficile même sur des créneaux optimisés, notamment pour l'éolien et, dans une moindre mesure, la houle. Par contre, le fait de restreindre le scénario PV sur des horaires diurnes adaptés, du type 8 ou 9h à 14 ou 15h, permet d'envisager des investissements EnRI+SSE viables pour la fourniture d'une puissance garantie également en pointe du soir.

Le tableau A.2 de l'annexe C récapitule, pour chacun des scénarios et selon le critère retenu, les meilleures performances ainsi que les sorties (capacité, puissance/énergies...) associées parmi les solutions soit viables pour le PV et la houle soit faisables dans le cas de l'éolien.

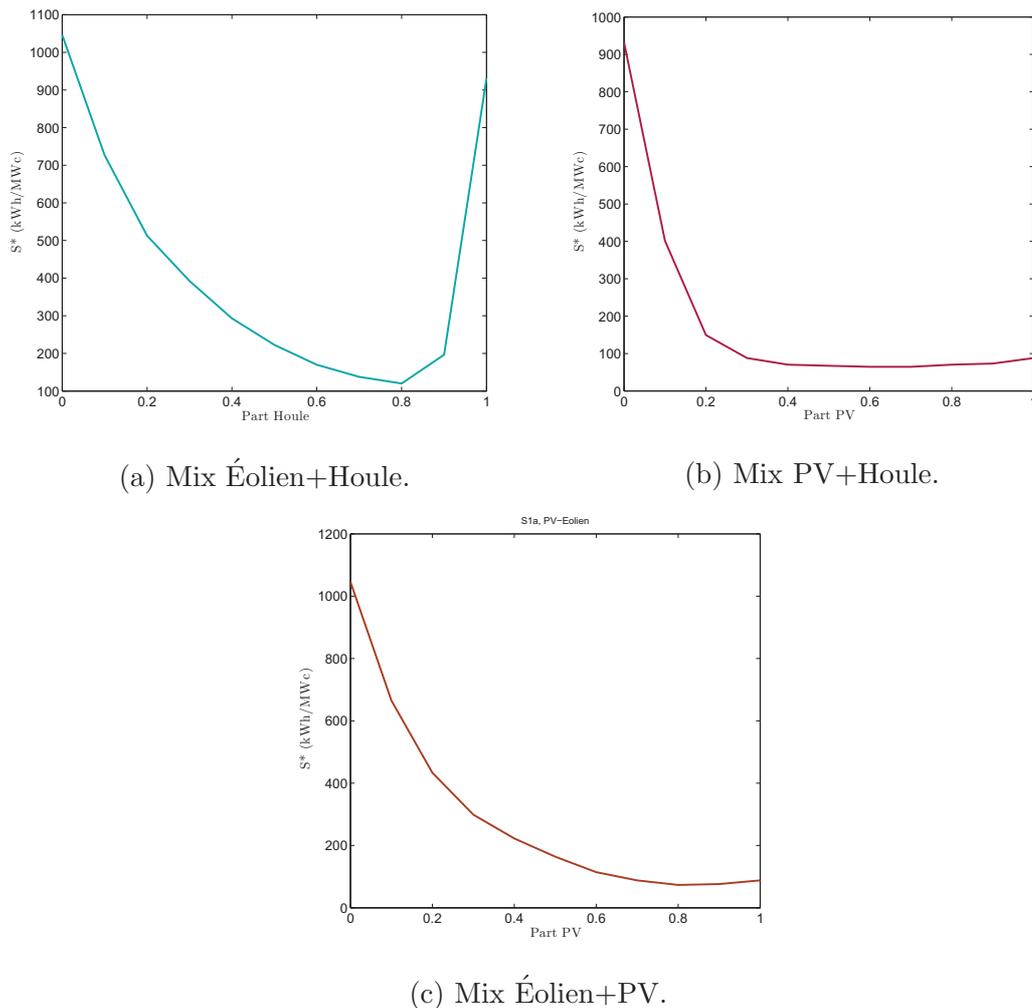
### 4.3.3 Hybridation des sources

L'hybridation ou mix des sources EnRI consiste à faire varier la part de puissance de chacune sources hybridées : Éolien + Houle, PV + Houle, Éolien + PV. La puissance totale est toujours normalisée à  $P_{inst} = 1$  MWc, d'où les puissances

$$P_{prod/prev} = aP_{prod/prev,Eolien} + bP_{prod/prev,Houle} + cP_{prod/prev,PV}. \quad (4.9)$$

où  $a, b, c$  sont des réels compris entre 0 et 1 dont la somme vaut 1.

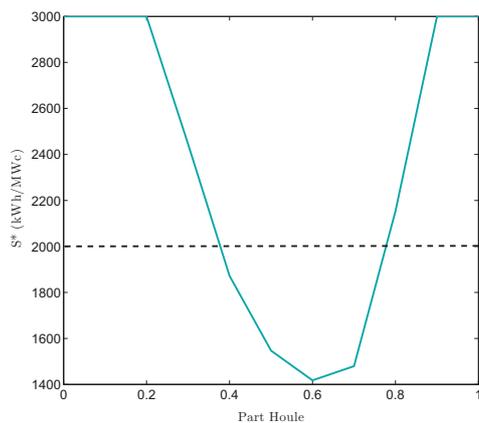
Une grande efficacité de l'hybridation est obtenue avec une baisse rapide, dès 20% d'hybridation, de la capacité minimale requise pour les scénarios non garantis (figure 4.15) ou garantis (figure 4.16). Par exemple, dans le cadre du lissage horaire (scénario **S1a**), chacune des deux sources - éolien et houle - nécessite, seule, plus de 900 kWh/MWc afin de satisfaire le scénario alors qu'ensemble - 20% houle et 80% éolien - cette capacité requise est divisée par 9 (près de 100 kWh).

FIGURE 4.15 – Hybridation des sources - scénario **S1a** (lissage horaire).

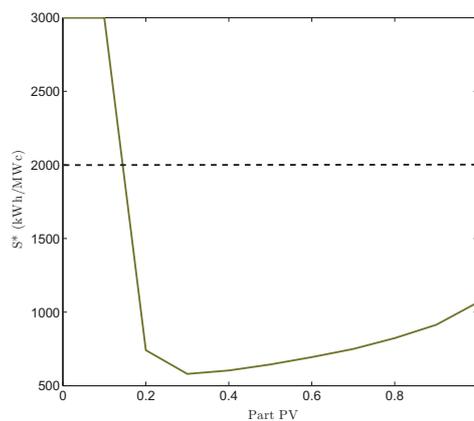
Pour le scénario garanti **S2a**, l'amélioration est encore plus tangible car l'hybridation permet d'obtenir des capacités faisables (figure 4.16), ce qui était impossible avec l'éolien ou la houle seuls.

Cette très bonne efficacité de l'hybridation est également confirmée dans les scénarios restreints **S2b** de la figure 4.16.

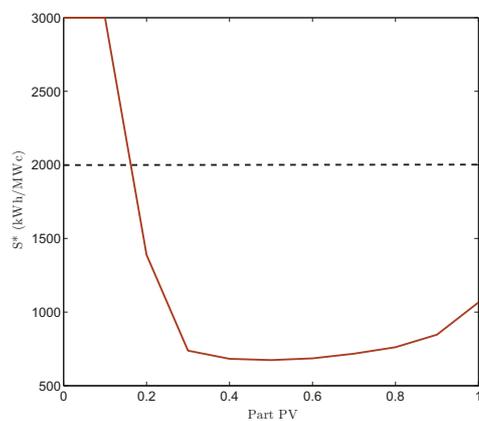
En conclusion, le foisonnement des sources permet de diminuer la capacité d'un facteur 2 voire bien plus rendant possible un retour sur investissement et une rentabilité à long terme de l'installation EnRI+SSE. Ces observations plaident pour un SSE centralisé qui agrégerait plusieurs sources, soit au niveau du gestionnaire même soit dans le cadre d'un micro-réseau (quartier, campus, zone d'activité...). Pour autant, ces résultats sont à prendre avec prudence puisque, sur un site multi-sources réel, les données (vent et ensoleillement par exemple) seraient plus corrélées. Seul le cas PV+Houle peut, en l'occurrence, être considéré comme se rapprochant d'un site unique (Saint-Pierre). L'analyse de l'hybridation nécessite donc une étude plus complète avec des données provenant d'un même site, sur les mêmes intervalles temporels.



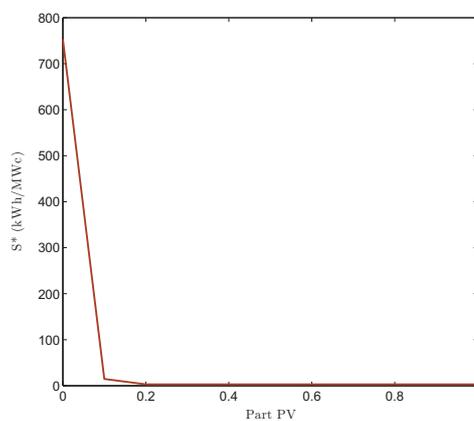
(a) Mix Éolien+Houle,  
**S2a** - Lissage horaire.



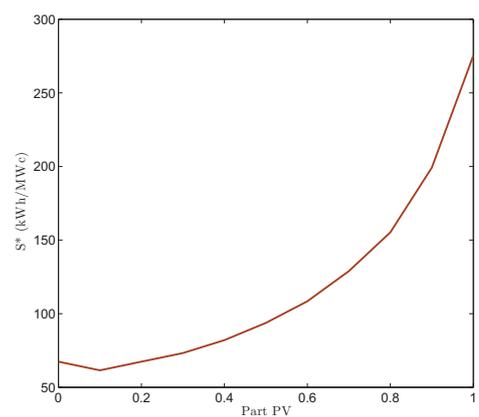
(b) Mix Houle+PV,  
**S2a** - Lissage horaire.



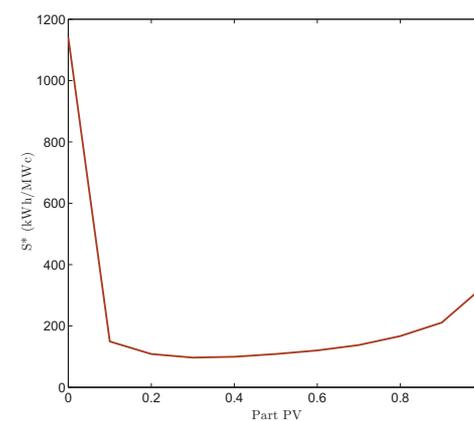
(c) Mix Éolien+PV,  
**S2a** - Lissage horaire.



(d) Mix Éolien+PV,  
**S2b1** - Puissance garantie 9h-17h.



(e) Mix Éolien+PV,  
**S2b2** - Puissance garantie 19h-21h.



(f) Mix Éolien+PV,  
**S2c** - Puissance garantie 9h-17h/19h-21h.

FIGURE 4.16 – Hybridation des sources - scénarios **S2** ( $P_G=100$  kW garantis).

## 4.4 Analyse de sensibilité

### 4.4.1 Analyse de sensibilité globale

L'analyse de sensibilité (AS) est définie dans [Saltelli, 2000] par "l'étude de la manière dont les réponses d'un modèle (numérique ou autre) peuvent être reliées, qualitativement ou quantitativement, à différentes sources de variation et comment ce modèle dépend des informations qui y sont introduites". L'objectif de cette partie est, pour chaque réponse (sortie) du modèle, de déterminer les variables d'entrée les plus influentes puis d'évaluer la pertinence d'une approximation linéaire permettant de prédire, pour certaines valeurs d'entrée, la réponse du modèle.

#### 4.4.1.1 Méthodes

Dans cette partie, sont présentées succinctement les méthodes d'AS utilisées, basées sur la variance : FAST, EFAST, FAST-RBD et la régression linéaire. Pour une revue plus complète, le lecteur pourra se référer à [Saltelli, 2006] et [Iooss, 2011].

On suppose que l'on a  $p$  variables,  $n$  échantillons et le modèle représenté par une fonction à valeurs réelles

$$Y = f(X_1, \dots, X_p). \quad (4.10)$$

Un  $n$ -échantillon  $(x_{ki})_{k=1, n}$  de réalisations de la variable aléatoire  $X_i$  peut être alors obtenu par

$$x_{ki} = \bar{X}_i + (X_{max_i} - X_{min_i}) \cdot \arcsin(\sin(\omega_i s_k)) / \pi \quad (4.11)$$

avec  $s_k = \frac{2k\pi}{n}$  et  $\bar{X}_i$ ,  $X_{min_i}$  et  $X_{max_i}$  moyenne, borne inf. et sup. de  $X_i$ . La part de la variance de  $X_i$  dans la variance totale appelée par Sobol [Sobol, 1993] "**Indice de sensibilité 1<sup>er</sup> ordre**  $S_i$ " relatif à la variable  $i$  est approchée dans la méthode FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test [Cukier et al., 1973]) par

$$V = VAR(Y) = 2 \sum_{k=1}^{+\infty} |F_k|^2 \approx \hat{V} = 2 \sum_{k=1}^n |\hat{F}_k|^2 \quad (4.12)$$

$$V_i = VAR_{X_i}(E(Y|X_i)) \approx \hat{V}_i = 2 \sum_{n=1}^M |\hat{F}_{n\omega_i}|^2, \quad i = 1, \dots, p \quad (4.13)$$

$$S_i^{FAST} = \frac{\hat{V}_i}{\hat{V}} \quad (4.14)$$

où  $M$  est le nombre d'harmoniques considérées dans le calcul du spectre de la transformée de Fourier, ordre de la quadrature intégrale  $\leq 6$  en général, et  $\hat{F}_k$  est l'approximation d'ordre  $M$  du  $k^{\text{ième}}$  coefficient de la transformée de Fourier de  $f$  pour  $k = 0, \dots, n$ , obtenue à partir des  $n$  réalisations de  $Y$ .

$S_i$  est une mesure de l'influence de l'entrée (variable)  $X_i$  sur la sortie (réponse)  $y$  et est appelée effet principal car uniquement dû à cette variable, par exemple  $X_1 + X_1^2$ . La somme des indices partiels (ordres 1 à  $p$ ) vaut 1. Plus la somme des indices de 1<sup>er</sup> ordre se rapproche de 1 et plus le modèle peut être considéré comme additif, par exemple

$1 + 2X_1 + X_2$ , et l'influence des relations entre variables, par exemple  $X_1 \cdot X_2$ , négligeables sur la sortie. Dans le cas contraire il faut calculer les  $2^p - 1$  indices partiels ou à défaut la somme relative à chaque entrée, appelée "**indice de sensibilité totale**"  $ST_i$  qui permet de prendre en compte l'ensemble des interactions de la variable  $X_i$  avec toutes les autres. Par exemple, dans le cas de 3 variables  $X_i, X_j, X_k$  l'effet total relatif à la variable  $i$  est donné par  $ST_i = S_i + S_{ij} + S_{ik}$ . La méthode proposée par Sobol' [Sobol, 1993] pour le calcul des indices est basée sur un tirage aléatoire de type Monte-Carlo. L'effet total relatif à la variable  $i$   $ST_i$  peut cependant être calculé sans calculer tous les indices partiels via la formule

$$ST_i = 1 - V_{\sim i}/V \quad (4.15)$$

où  $V_{\sim i} = V(E[Y|X_{\sim i}])$  est la variance de l'espérance de  $Y$  conditionnellement à toutes les variables sauf  $i$ . Cette formule a été utilisée par Saltelli pour une approximation des indices totaux dans la présentation de la méthode EFAST [Saltelli et al., 1999].

Le coût de la méthode de Sobol pour estimer les indices de 1<sup>er</sup> ordre et totaux est de  $n \times (2p + 1)$  et son taux de convergence relativement faible en  $O(n^{-\frac{1}{2}})$ . Le coût de calcul, nombre d'évaluations de la fonction  $f$  des méthodes FAST et EFAST est de l'ordre de  $n \times p$ . Ce coût est prohibitif pour des modèles avec de nombreuses variables ou des fonctions longues à évaluer, dans le cas d'équations différentielles par exemple. Une nouvelle méthode appelée FAST-RBD [Tarantola et al., 2006] combinant FAST à une méthode de permutation des variables - *Random Balance Design* - a été introduite et permet de réduire à  $n$  le nombre d'évaluations requises de  $f$ . Elle consiste en une permutation aléatoire des échantillons  $X_i(s_{ik})$  où  $(s_{ik})_{k=1, \dots, n}$  est la  $i^{\text{ème}}$  permutation de  $(s_k)$ . qui permet d'éviter de nouvelles évaluations. Enfin, une extension de FAST-RBD [Mara, 2009] permet de réduire le coût minimal de calcul des indices totaux de  $4M^2 \times (p - 1)$  pour EFAST à  $2M \times p + 200$ .

#### 4.4.1.2 Modèle

Nous retenons 12 variables techniques et 7 variables économiques dont les valeurs moyennes sont indiquées dans la table 4.2. La valeur moyenne est issue de considérations commerciales ou physiques et sert de référence pour les comparaisons. Cette valeur est appelée "valeur de base" de la variable.

Les variables  $SOC_{min}$  et  $SOC_{max}$  d'état de charge minimal, maximal autorisés n'ont pas été retenues pour l'analyse de sensibilité et fixés à 0 et 100% respectivement car ces entrées reviennent à modifier la capacité. En effet, un stockage d'une capacité  $S = 1000$  kWh avec des seuils  $Soc_{min,max} = 10,95\%$  se comporte exactement, du point de vue de la charge adaptative, comme un stockage d'une capacité  $S = 850$  kWh avec  $SOC_{min,max} = 0,100\%$ . Le tarif de revente sans stockage a été fixé à 100 €/MWh, proche du tarif d'obligation d'achat de l'éolien (114,3). En effet, cette valeur est posée arbitrairement comme référence pour le calcul du tarif de revente avec stockage. Il n'y a donc aucun sens à la faire varier.

Les cinq dernières variables techniques sont complètement indépendantes (entre elles et des autres) puisque choisies indépendamment par l'utilisateur (producteur/gestionnaire). Cependant, en ce qui concerne les trois premières variables, il est certain qu'il sera difficile de trouver sur le marché un stockage d'une capacité de 2900, resp. 100, kWh avec

TABLE 4.2 – Bornes des variables d’entrée du modèle CA retenues pour l’AS.

$i$	Variable d’entrée $X_i$	Description	$X_i^{min}$	$\bar{X}_i$	$X_i^{max}$	Observations
Variables techniques						
1	$P_c$	Puissance max. de charge [kW]	100	500	900	Basée sur l’offre Li-Ion SAFT Insuperion 1MW
2	$P_d$	Puissance max. de décharge [kW]	100	500	900	Basée sur l’offre Li-Ion SAFT Insuperion 1MW
3	$S$	Taille de stockage [kWh]	100	1500	2900	Basée sur l’investissement acceptable
4	$SOC_0$	Etat de charge initial [%S]	0	50	100	Plage maximale possible
5	$dod_{max}$	Profondeur de décharge maximale [%S]	20	60	100	Moyenne basée sur l’offre SAFT
6	$\eta_c$	Rendement en charge du stockage [%u]	40	70	100	Plage couvrant l’ensemble des moyens de stockage considérés
7	$\eta_d$	Rendement en décharge du stockage [%u]	40	70	100	Plage couvrant l’ensemble des moyens de stockage considérés
8	$seuilC$	Seuil de charge adaptative [%S]	0	25	50	$seuilC + seuilD \leq 100\%$
9	$seuilD$	Seuil de décharge adaptative [%S]	0	25	50	$seuilC + seuilD \leq 100\%$
10	$tol$	tolérance sur la fourniture de puissance [% $\bar{P}_{out}$ ]	0	25	50	Obtenue par comparaison des simulations (cf article 2) + AO CRE parus
11	$coefprev$	Part de la prévision annoncée (scénarios S1) [u]	0,7	1	1,3	$\pm 30\%$ autour de la moyenne
12	$alpha$	Facteur sur la qualité de la prévision [u]	0,7	1	1,3	$\pm 30\%$ autour de la moyenne = Prévision réelle
Variables économiques						
13	$inv$	Investissement (M€/MWc)	1,5	2	2,5	Éolien, coût moyen $\pm 50\%$
			2	4	6	PV/Houle, coût moyen $\pm 50\%$
14	$om$	Maintenance <sup>c</sup> annuelle (%inv)	5	10	15	Fixée indépendamment de l’investissement
15	$cS$	Coût de stockage (€/kWh)	500	750	1000	Projet PV+Li-Ion Réunion 600 €/MWh
16	$dvS$	Durée de vie du stockage (année)	10	20	30	Li-Ion 1MWh SAFT 20 ans
17	$taxa$	Taux d’actualisation annuel (%)	5	10	15	$\pm 50\%$ autour de la moyenne.
18	$txi$	Taux d’inflation (%)	0,5	2	3,5	Moyenne européenne des 10 dernières années [Eurostat]
19	$tax$	Taxe sur les revenus	10	20	30	Impôt prélevé par l’Etat

seulement 100, resp. 900, kW de puissance même si cela est physiquement envisageable. Malgré tout, il est important d’étudier l’influence des variables techniques sur des plages suffisamment larges pour couvrir l’ensemble des cas admissibles.

D’une manière générale, l’exposant \* et le terme “optimal” indiquent que la sortie est issue d’un processus d’optimisation (simulations itératives du modèle de charge adaptative) aboutissant au respect du service. Le tarif de revente optimal  $FIT^*$  est celui qui permet, dans le respect du service, un retour sur investissement - valeur ajoutée positive - dans le stockage à 20 ans. Dans le cadre du dimensionnement où l’on cherche à calculer la taille optimale du stockage, celle-ci n’est plus une variable d’entrée mais une sortie  $S^*$ , capacité minimale permettant de respecter le service i.e. avec un taux de défauts

$$DTR \leq DTR_{max} = 5\% \equiv \text{Respect du service (Fiabilité)}. \quad (4.16)$$

Les coûts de maintenance opérationnelle ont été pris égaux pour le stockage et l’installation. L’intervalle 5-15% est doublé par rapport à ce qui se fait dans des réseaux connectés continentaux. Cette approximation globale ne détaille pas les coûts de fonctionnement suivant le type d’installation (qui comporte une part fixe non dépendante de l’investissement) mais reste, en général, proche de la réalité.

D’autres variables de sortie (résultat) technique secondaires n’ont pas été retenues en première approche :  $\overline{SOC}$ ,  $\sigma_{SOC}$  valeur moyenne et écart-type de l’état de charge du stockage (%S), ainsi que  $SOC_{use}$  = temps de d’utilisation du stockage (%année). Ce ne sont pas des critères principaux d’optimisation mais peuvent apporter des informations sur la manière dont le stockage est utilisé.

Les revenus engendrés par la production avec stockage n’ont pas été retenus car directement proportionnels à l’énergie injectée dans le respect du scénario. Il nous a paru plus intéressant d’obtenir un tarif de revente cohérent que de le fixer pour étudier un temps hypothétique de retour sur investissement.

TABLE 4.3 – Bornes des variables de sortie du modèle **CA** retenues pour l’AS.

$j$	Sortie $Y_j$	Description	Observations
Sorties techniques			
1	$DTR$	Taux annuel de défaut (%)	Fiabilité
2	$E_{grid, Serv}$	Énergie conforme injectée ( $\%E_{prod}$ )	Productivité
3	$E_{lost}$	Énergie perdue ( $\%E_{prod}$ )	Efficacité
4	$E_{lack}$	Énergie manquante	
Sorties technico-économiques (dimensionnement optimal)			
1	$S^*$	Capacité minimale permettant de respecter le scénario ( $DTR \leq 5\%$ )	Faisable si $\leq 2$ MWh/MWc
2	$E_{grid, Serv}^*$	Énergie conforme injectée associée à l’optimum $S^*$	Scénario respecté
3	$E_{lost}^*$	Énergie perdue associée à $S^*$	
4	$E_{lack}^*$	Énergie manquante associée à $S^*$	
5	$FIT^*$	Prix de revente minimal requis pour une rentabilité du SSE à 20 ans	Viable si $< 400$ (€/MWh)

En effet, en l’état actuel du marché, des temps de retour de plus de 50 ans sont impraticables alors que des tarifs supérieurs à 500 €/MWh sont utopiques.

Les variables technico-économiques  $X$  sont considérées suivant une probabilité uniforme sur  $[X_{min}; X_{max}]$  car aucune information n’est privilégiée a priori sur le choix du système de stockage (modèle dit non paramétrique).

Il est à noter que le modèle comporte deux données d’entrée importantes, non considérées comme variable, dépendantes de chaque source d’EnRI sur chaque site/année : la production de la centrale  $P_{prod}$  et la prévision à J-1  $P_{prev}$ . L’influence de la qualité de prévision est analysée sous 2 formes : le niveau de puissance annoncé (variable  $coefprev$ ) et le degré de précision de la prévision (variable  $alpha$ ) qui permet de faire varier l’erreur et, par suite, la qualité de la prévision. C’est cette erreur, fonction et de la production et de la prévision, qui devra être compensée, au mieux, par le stockage via le modèle de charge adaptative implémenté.

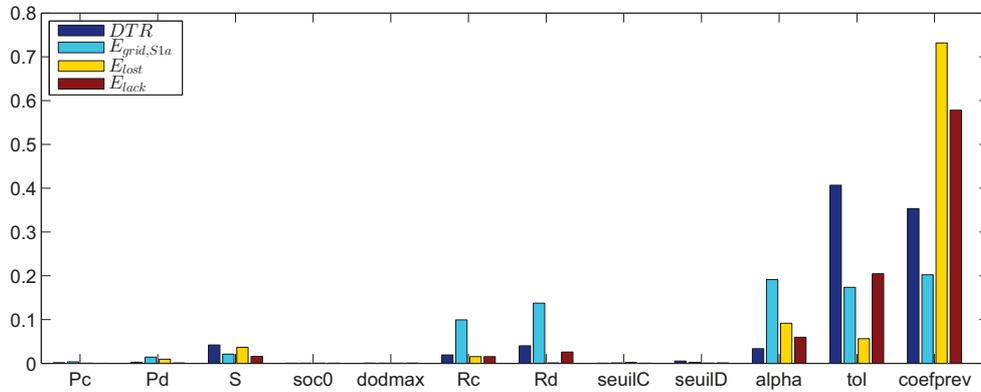
Le modèle - fonction sorties= $f$ (entrées) - de charge/décharge avec stratégies d’optimisation locale appelé “charge adaptative” (**CA**) est décrit dans le chapitre 3. Les résultats technico-économiques : la capacité optimale  $S^*$ , l’énergie injectée  $E_{grid, Serv}^*$  et perdue  $E_{lost}^*$  et le tarif de revente pour un retour sur investissement dans le SSE de 20 ans  $FIT^*$  sont tirés de simulations itératives du modèle par la méthode de dichotomie, les défauts étant une fonction décroissante de la capacité de stockage (postulat vérifié à postériori).

Les résultats sont présentés pour le scénario S1 en éolien. Dans le cas du scénario S2 (puissance annuelle garantie) il n’y pas de facteur  $alpha$  sur la qualité de prévision car l’annonce n’est en général pas faite à partir de la prévision de l’année à venir mais plutôt fondée sur des données historiques (production moyenne antérieure ou sur un site comparable par exemple).

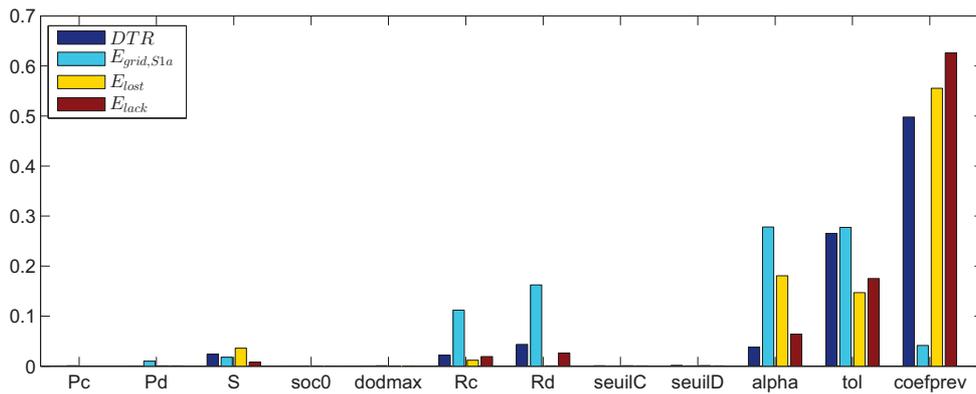
Un des intérêts du modèle de charge adaptative (**CA**) est son faible coût de calcul. Le calcul technique (défauts, énergies, fonctionnement du stockage pour une taille fixée) sur une année (52560 points 10 min) est réalisé en moyenne en 1,2 seconde sur un PC i7-3,2GHz-16GoRam. Cet avantage autorise alors pour l’analyse des échantillons de taille significative, jusqu’à 2048 par paramètre, ce qui réduit les erreurs d’analyse.

4.4.1.3 Sensibilité technique

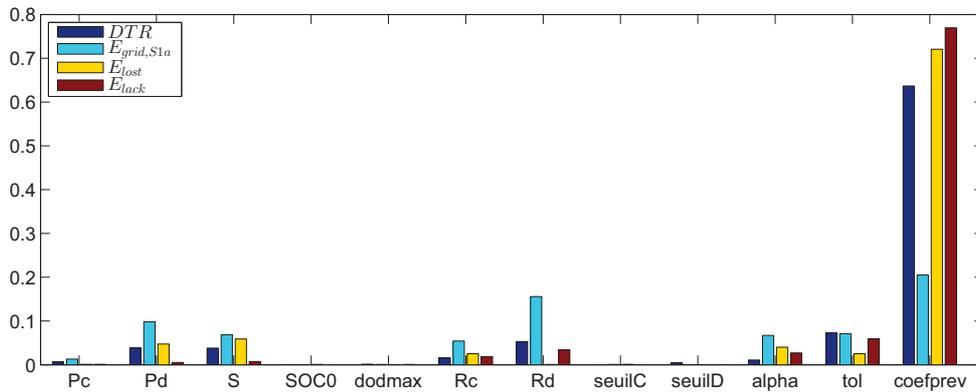
Nous analysons dans cette section l'influence des variables techniques sur les résultats techniques (scénario **S1a**). Les figures 4.17 résument, pour les trois sources, les effets principaux de chaque variable, obtenus par la méthode FAST-RBD.



(a) Analyse de sensibilité technique - Éolien.



(b) Analyse de sensibilité technique - Houle.



(c) Analyse de sensibilité technique - PV.

FIGURE 4.17 – Analyse de sensibilité technique du modèle CA.

où Pc/Pd signifient les puissances maximales  $P_{charge/decharge,max}$  et Rc/Rd le rendement

$\eta_{charge/decharge}$  en charge/décharge du SSE.

Les trois variables - niveau de puissance annoncé, tolérance sur la fourniture d'énergie et qualité de la prévision - représentent plus de 80% de l'influence totale sur les défauts et les énergies perdues et manquantes et près de 70% pour l'énergie injectée dans le respect du service. Les entrées  $coefprev$  et  $tol$  forment plus de la moitié de l'influence totale. Il en sera de même pour les résultats technico-économiques.

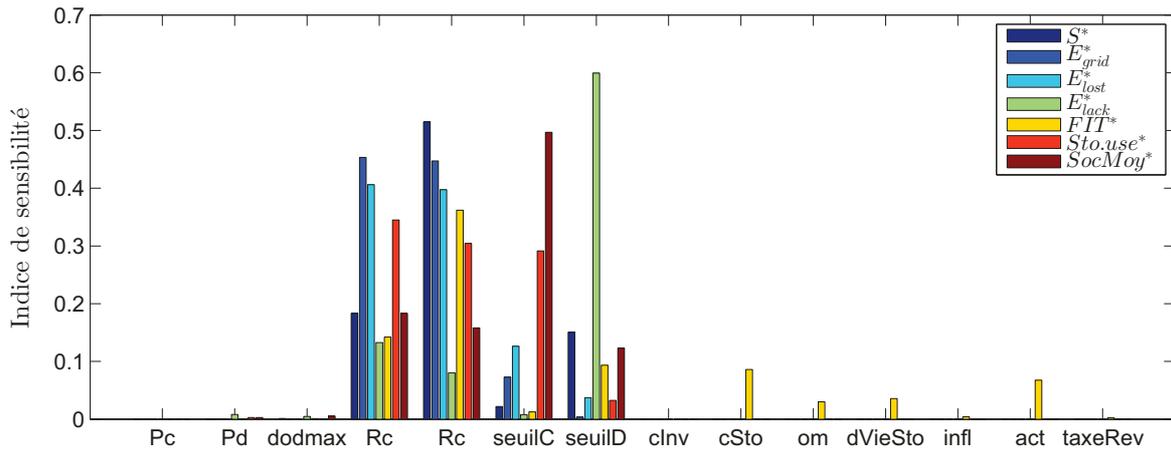
Il est notable que la taille de stockage soit moins influente sur la productivité et la fiabilité que les rendements. Ceci entraîne, dans une certaine mesure, qu'il vaut mieux améliorer l'efficacité, particulièrement en décharge, que d'augmenter la taille du stockage. Ce fait peut s'expliquer, en partie, par la charge adaptative qui cherche à laisser au maximum le stockage plein pour mieux palier les séries de défauts. Dans cette stratégie, un stockage de 1 ou de 2 MWh sera plein dès les premiers temps de forte production et l'on se retrouvera assez vite dans une configuration similaire, même avec un peu moins de défauts compensés. D'autre part, c'est bien le rendement en décharge qui est important dans la compensation d'un écart lorsque le stockage n'est pas encore vide. C'est pourquoi celui-ci est particulièrement influent dans l'énergie injectée dans le respect du service  $E_{gridS1}$ . Le niveau de puissance  $coefprev$  n'est d'ailleurs pas aussi influent pour cette sortie que pour les trois autres puisqu'il ne suffit pas d'augmenter l'annonce pour directement accroître l'énergie revendue. Plus le niveau annoncé est élevé et plus il y aura de défauts, ce qui aura effectivement tendance à limiter l'énergie injectée dans le respect du service.

#### 4.4.1.4 Sensibilité technico-économique

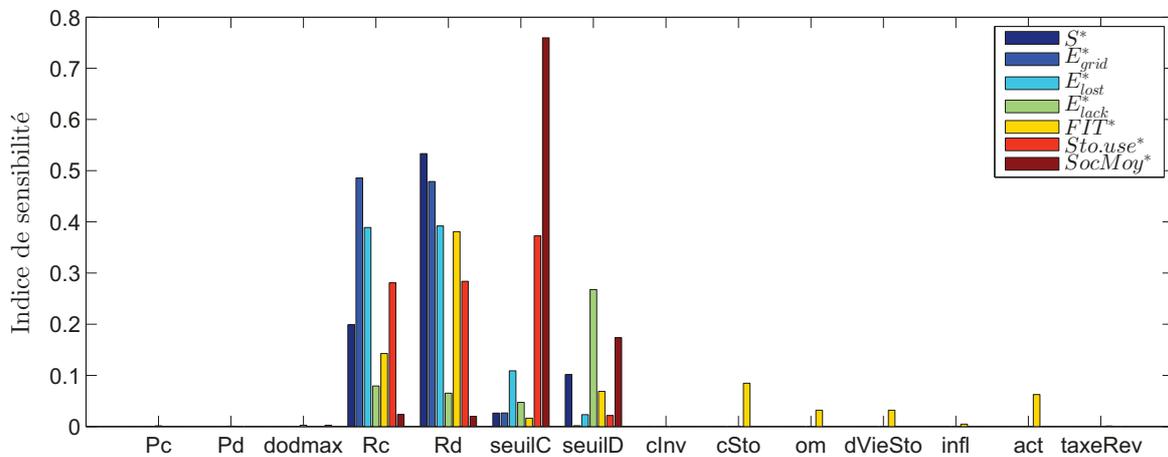
La figure 4.18 montre l'influence globale des variables d'entrée technico-économiques, autour des valeurs de base, sur les résultats technico-économiques (capacité et tarif de revente optimaux) pour le scénario **S1a**. Le sensibilité locale en fonction de la tolérance et des niveaux de puissances fait l'objet d'une étude spécifique [Bridier et al., 2016]. Notons que les critères économiques de durée de vie ou le coût du stockage sont liés au type de stockage et, par suite, à ses caractéristiques techniques. L'hypothèse d'indépendance se justifie malgré tout puisque l'on ne fixe pas a priori de type de stockage.

Afin de limiter les coûts de calcul, les données horaires (moyennes horaires de production,  $N = 8760$ ) ont été utilisées, ce qui change peu les résultats techniques donc peu les indices techniques (écarts relatifs  $< 10\%$  pour les paramètres influents) et ne modifie pas l'ordre d'influence. Le dimensionnement i.e. l'obtention de la capacité optimale ainsi que des énergies et tarifs qui en découlent requiert ainsi environ 2 secondes au lieu de 15 secondes de calcul avec des points 10 min., soit 8h au lieu de 2,5j pour l'AS de chaque source. Les valeurs complètes sont données dans l'annexe D.

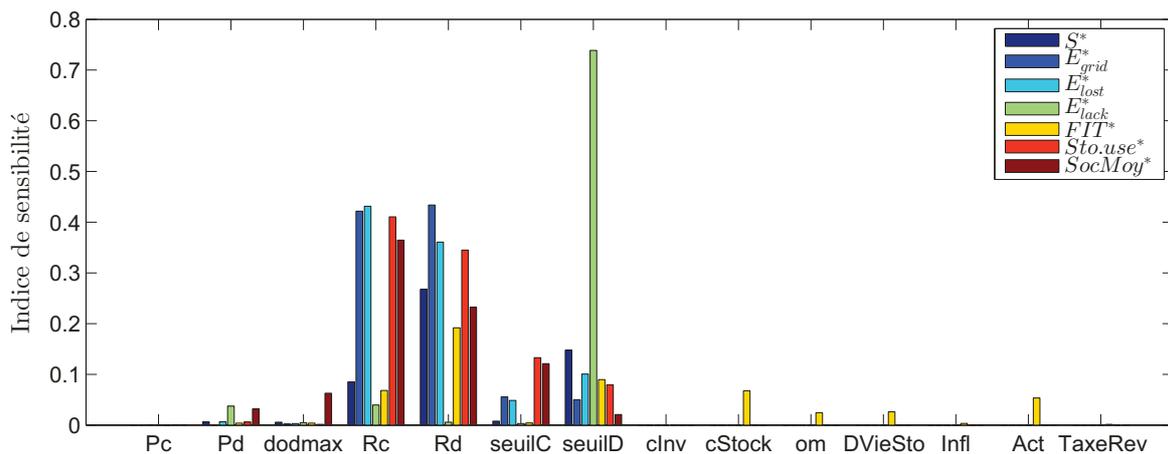
Les variables techniques les plus influentes sur les défauts - tolérance, niveau de puissance et qualité de prévision - le sont également sur la capacité optimale et représentent encore plus de la moitié de l'influence totale de toutes les entrées sur chaque sortie. En effet, la part de défauts est le critère principal d'optimisation du modèle de charge adaptative puisque le dimensionnement est la capacité minimale du stockage qui permet précisément de respecter le service i.e. le seuil maximal de défauts d'injection réseau. C'est pourquoi la figure 4.18 ne présente plus l'influence majeure des trois variables  $coefprev$ ,  $tol$  et  $\alpha$ .



(a) Analyse de sensibilité technico-économique - Éolien.



(b) Analyse de sensibilité technico-économique - Houle.



(c) Analyse de sensibilité technico-économique - PV.

FIGURE 4.18 – Analyse de sensibilité du modèle de dimensionnement technico-économique par la méthode FAST-RBD.

Nous constatons globalement la même répartition des influences sur la capacité et les énergies optimales que sur le *DTR* à savoir d'abord la qualité de prévision puis les rendements du stockage et enfin le seuil de décharge adaptative. En ce qui concerne le tarif optimal de revente, les variables économiques les plus influentes, après ces entrées techniques précitées, sont le coût du stockage puis le taux d'actualisation et enfin sa durée de vie.

#### 4.4.1.5 Régression linéaire

Dans cette section on analyse le caractère linéaire du modèle technico-économique de charge adaptative, c'est-à-dire dans quelle mesure une sortie  $Y$  peut-elle se mettre sous la forme matricielle :

$$\hat{Y} = X\hat{\beta}. \quad (4.17)$$

Le chapeau indique une variable calculée par la régression et  $X$  est la matrice des échantillons d'entrée, de dimension  $N \times (p + 1)$ , ayant '1' en première colonne (régression avec constante  $\beta_0$ ). La qualité de la régression linéaire est donnée par le coefficient de détermination, fraction de la variance totale expliquée par la régression :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}, \quad (4.18)$$

avec  $SCE = \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2$ ,  $SCR = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$  et  $SCT = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$ .

Il n'est pas nécessaire, dans notre cas, d'ajuster le coefficient de détermination par les degrés de liberté puisque  $N \gg p$  et que l'on compare les sorties d'un même modèle.

Les sorties candidates à une approximation linéaire significative ne peuvent avoir une somme d'indices de premier ordre que très proches de 1, ce qui exclut, par exemple, les sorties  $S^*$  (83,8%) et  $FIT^*$  (80,4%). Ceci est confirmé par les coefficients de détermination  $R^2$  de la table 4.4 relatif au service **S1a**.

TABLE 4.4 – Coefficients de détermination linéaire.

8 entrées 4 sorties techniques	Éolien		Houle		Solaire PV	
	$R^2$	erreur (RMSE)	$R^2$	erreur (RMSE)	$R^2$	erreur (RMSE)
<i>DTR</i>	0,835	3,65	0,86	2,98	0,787	4,33
$E_{grid,S1a}$	0,733	3,71	0,85	2,74	0,466	7,01
$E_{lost}$	0,894	2,36	0,917	1,76	0,767	3,21
$E_{lack}$	0,855	3,79	0,888	3,89	0,843	4,93
14 entrées 5 sorties technico-éco.	Éolien		Houle		PV	
	$R^2$	erreur (RMSE)	$R^2$	erreur (RMSE)	$R^2$	erreur (RMSE)
$S^*$	0,838	0,39	0,821	0,385	0,471	0,39
$E_{grid,S1a}^*$	0,962	0,3	0,985	0,176	0,952	0,287
$E_{lost}^*$	0,958	0,34	0,886	0,443	0,934	0,472
$E_{lack}^*$	0,817	0,121	0,43	0,172	0,779	0,342
$FIT^*$	0,804	68,6	0,797	116	0,499	73,5

Seules la sortie technique de l'énergie perdue, dans le cas de l'éolien et de la houle, peut être relativement bien représentée par un modèle linéaire. En ce qui concerne le dimensionnement optimal, les énergies injectées et perdues présentent également cette linéarité par rapport aux entrées technico-économiques. Les coefficients de régression  $\beta$  calculés par principe de vraisemblance maximale [Chatterjee and Hadi, 1986] donnent par exemple en éolien :

$$E_{grid,S1a}^* \approx 70,3\% + 9(\eta_{charge} + \eta_{decharge}) + 3,5seuilC + 0,7seuilD \quad (4.19)$$

où les variables les plus influentes ont été fixées :  $coefprev=1$ ,  $tol=25\%$  et  $\alpha = 1$ .

Il faut bien entendu garder à l'esprit que ces résultats ne sont valables que dans les plages d'incertitude considérées, relativement au modèle de charge adaptative et compte-tenu que chaque valeur de sortie technico-économique est obtenue pour des tailles optimales différentes. Dans ces conditions, il n'est donc pas étonnant d'obtenir des formules mathématiques de régression linéaire sans que cela ait une portée physique réellement générale. Pour autant, ces formules peuvent donner, sous les hypothèses de validité, une assez bonne prédiction linéaire de certaines réponses du modèle - énergie conforme injectée et énergie perdue associées à l'optimum - en fournissant notamment le poids de chaque entrée ainsi que le sens de variation.

## 4.4.2 Impact de la qualité de prévision

### 4.4.2.1 Comparaison Persistance et Modèle ECMWF (PV)

Dans cette partie, l'impact de la qualité de prévision est évalué pour le scénario **S1a** et l'énergie solaire (PV). Les données ont été mesurées à Saint-Pierre en 2013 avec un pas de temps d'une heure. Le tableau 4.5 donne l'erreur moyenne absolue des quatre prévisions considérées :

1. Persistance : la prévision du jour est égale à la production de la veille.
2. ECMWF1 : données issues du centre européen de prévisions ;
3. ECMWF2 : ECMWF post-traité avec le modèle MOS<sup>7</sup> proposé par [Lorenz et al., 2009] ;
4. ECMWF3 : ECMWF post-traité avec le modèle neuronal proposé par [Lauret et al., 2016]

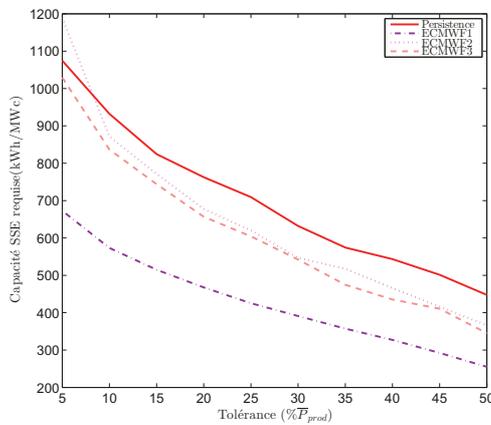
TABLE 4.5 – Qualité des prévisions PV.

Modèle	Moyenne (kW)	MAE (kW)	MAE <sub>norm</sub>
Persistance	190,05	44,81	44,81
ECMWF1	182,40	39,98	38,03
ECMWF2	191,19	38,98	39,26
ECMWF3	191,80	38,11	38,65

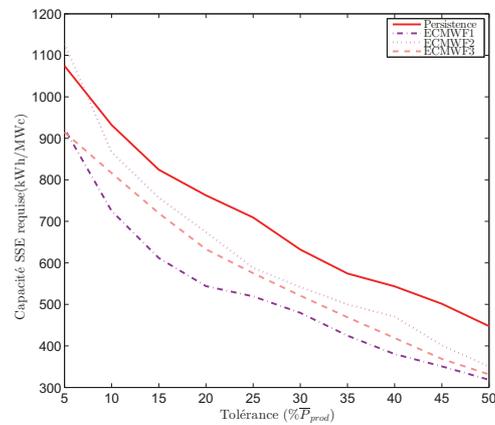
MAE<sub>norm</sub> est l'erreur absolue moyenne obtenue en "normalisant" la moyenne annuelle de prévision à celle de la production i.e.  $P_{prev,k}^{norm} = P_{prev,k} \cdot \frac{\bar{P}_{prod}}{\bar{P}_{prev}}$   $k = 0, \dots, 3$ , ce qui

7. *Model Output statistics* ou MOS : méthode de régression linéaire multiple.

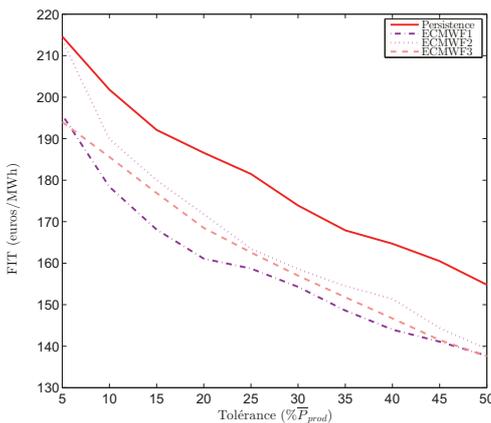
revient à comparer des prévisions d'erreur moyenne nulle. C'est le cas de la persistance  $P_{prev,0}$  qui reste inchangée. En effet, il nous a paru judicieux de comparer l'influence sur le dimensionnement de prévisions ayant, en moyenne, le même niveau de puissance. D'une part, la comparaison est faite avec la persistance dont l'erreur moyenne est nulle. D'autre part, si la moyenne de prévision représentant l'engagement annoncé dans les scénarios S1 et S3 est plus grande, il y a de fortes chances - même si rien n'est automatique - que l'énergie injectée avec stockage le soit aussi et ce même si la qualité est - légèrement - meilleure ou moins bonne. Cet effet 'parasite' « + annoncé  $\implies$  + injecté » est dû à la stratégie adaptative, notamment **(H1)** i.e. charge max./décharge min., qui a tendance à coller la puissance injectée à l'engagement bas  $P_{offre,min} = P_{offre} - tol$ . Une annonce augmentée entraîne alors, dans une certaine mesure (à qualité de prévision comparable), une hausse de l'injection réseau, à tolérance égale mais avec une hausse de la capacité requise (graphiques 4.19a et 4.19b).



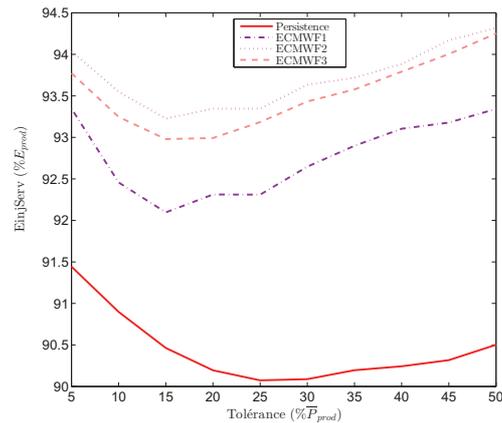
(a) Capacité SSE optimale (prévision non normalisée).



(b) Capacité SSE optimale (prévision normalisée).



(c) Tarif de retour sur investissement (prévision normalisée).



(d) Énergie injectée conforme (prévision normalisée).

FIGURE 4.19 – Impact de la qualité de la prévision PV : ECMWF et persistance.

La normalisation change peu le dimensionnement mais l'ordre  $MAE_{norm}$  (Persistence  $\prec$  ECMWF2  $\prec$  ECMWF3  $\prec$  ECMWF1) est maintenant respecté. La configuration ayant

la meilleure, resp. la moins bonne, qualité de prévision requiert le moins, resp. le plus, de capacité de stockage (figure 4.19b). Il en va de même pour le tarif de revente dans la figure 4.19c. L'effet "parasite", dû aux différents niveaux moyens de puissance annoncée (=prévision) avec la charge adaptative, étant enlevé, nous pouvons conclure sur le site et avec les paramètres de base, qu'il est possible de recourir à moins de capacité de stockage, pour un tarif de revente plus bas, avec une meilleure prévision.

En ce qui concerne l'énergie injectée conforme (ou perdue), la conclusion ne change pas entre données normalisées ou non. Après normalisation on obtient encore une énergie injectée maximale obtenue avec ECMWF2, très proche de ECMWF3. Mais ECMWF1 s'est rapproché.

En conclusion, la variation, particulièrement la dégradation, de la qualité de prévision initiale, entraîne une variation importante du dimensionnement, en particulier une forte hausse. Nous avons vérifié que l'équation MAE plus faible/forte => Capacité plus faible/forte n'est pas toujours exacte. Il faut donc prendre garde à la distribution réelle des erreurs, en particulier lorsque la prévision est supérieure à la production puisque, dans le cas contraire, le stockage ne permet pas d'augmenter significativement l'énergie injectée conforme.

#### 4.4.2.2 Impact des variations de l'erreur

L'impact de la qualité de la prévision sur le dimensionnement est présenté dans la figure 4.20. Les variations sont comprises entre -30 et + 30% de la qualité et la tolérance fixée à 25% de la production moyenne.

Les scénarios considérés sont basés sur la prévision donc non garantis : soit H24 tels **S1a** et **S1b** soit avec un créneau de pointe garanti tels **S3a** et **S3b**.

La variation de l'erreur est obtenue par une homothétie - agrandissement/réduction - de l'erreur initiale d'un facteur strictement positif  $\alpha$ . Ainsi l'erreur absolue moyenne est également multipliée par  $\alpha$ . Le nouveau vecteur prévision est alors donné par :

$$P_{prev_\alpha} = (1 - \alpha)P_{prod} + \alpha P_{prev} \quad (4.20)$$

avec  $P_{prev_\alpha}$  restreint à l'intervalle  $[0; P_{inst}]$ .  $1-\alpha$  représente la variation de la qualité de prévision : positive pour l'amélioration et négative pour la dégradation.

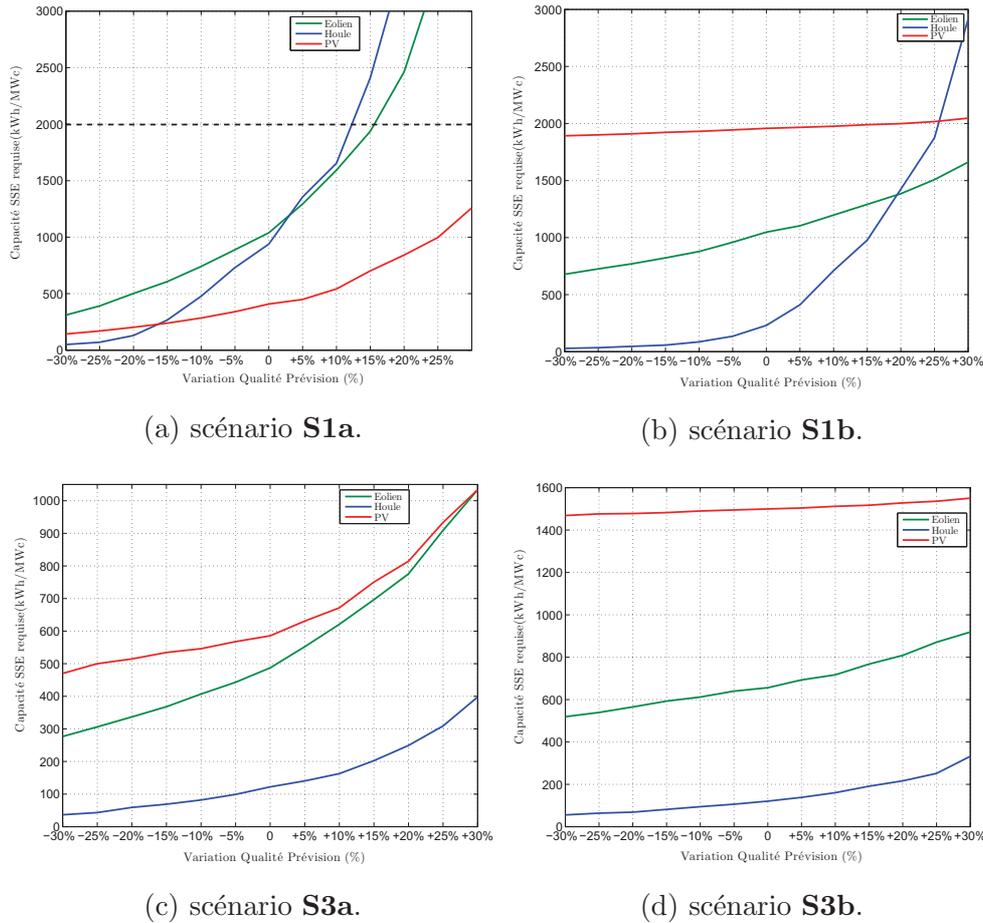


FIGURE 4.20 – Impact de la qualité de la prévision sur le dimensionnement.

Un impact significatif est constaté pour les trois sources EnRI puisque 5% d'amélioration de la qualité de prévision conduit à une baisse de 22,3%, 28,3%, 13,2% de la capacité SSE et de 12,5%, 17,9%, 4,4% du tarif de revente pour l'éolien, la houle et le PV respectivement. Notons que la dégradation a plus d'influence que l'amélioration. Ainsi, une diminution de 30% de la qualité de prévision initiale peut entraîner un triplement de la capacité requise.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, le dimensionnement sur la base des scénarios initiaux a d'abord été posé. La méthode heuristique de charge adaptative développée au chapitre 3 a été utilisée et permet le calcul des tailles optimales ainsi que des énergies/puissances associées. Les paramètres intrinsèques, appelés paramètres adaptatifs, de la méthode ont été choisis pour les 3 sources dans un compromis entre les critères de fiabilité et de productivité :  $seuilC = 20\%$  et  $seuilD = 20\%$ . L'adaptation journalière de ces paramètres fondée sur des prévisions à court terme ainsi que des intervalles de confiance devrait induire des améliorations significatives sur ces critères d'optimisation et fait partie des perspectives de ce travail de thèse.

Le scénario non garanti **S1** de lissage horaire ou journalier (H24) est envisageable avec l'ensemble des sources dans des conditions technico-économiques viables : capacité inférieure à 2 MWh/MWc et tarif de revente inférieur à 400 €/MWh. La puissance garantie toute l'année (scénario H24 **S2**) est plus difficile à satisfaire et, lorsque c'est le cas, les énergies injectées, resp. perdues, sont faibles, resp. importantes. La rentabilité d'une installation EnRI+SSE s'en trouve limitée. Le retour sur investissement à 20 ans dans le SSE est quasiment impossible à obtenir en PV.

Plusieurs scénarios ont été évalués afin d'augmenter la valeur ajoutée du SSE, améliorer les services rendus et rendre possible la fourniture d'une puissance garantie au moins pendant la pointe du soir (**S3**). Par exemple, restreindre le scénario fourni en PV dans la journée sur le créneau [9h-16h] pour la fourniture d'une puissance soit garantie (**S3c**) soit non garantie, basée sur la prévision (**S3a**) permet de garder l'énergie pour la pointe du soir avec un stockage très souvent plein à 17h. Une autre piste a également été explorée : le foisonnement des sources. Celui-ci conduit à de très bons résultats quelle que soit la configuration adoptée. Un exemple frappant est celui du mix Houle+Éolien qui permet de diviser par 10 la taille de stockage requise pour du lissage horaire.

Enfin l'influence des paramètres d'entrée, d'abord de manière globale (analyse de sensibilité) puis l'impact la qualité de la prévision en particulier ont été étudiés. Les résultats indiquent une forte sensibilité des sorties à la variation de la prévision. Pour autant cet impact est inégal non seulement selon la sortie (taux de défaillance/capacité, puissance/énergies, tarif de revente) considérée mais aussi selon les sources et les scénarios. Pour les scénarios non garantis basés totalement ou partiellement sur la prévision, la qualité de cette prévision est un facteur clé du dimensionnement.



# Conclusions et Perspectives

## Conclusion générale

Un MODÈLE de couplage SSE-EnRI a été élaboré dans le chapitre 2 et permet d'étudier quatre aspects techniques et économiques du couplage :

1. la fiabilité ou capacité du système couplé à satisfaire, avec un taux de défaillance limité, au scénario d'engagement de puissance la veille pour le lendemain ;
2. la productivité ou la quantité d'énergie conforme, injectée dans le réseau dans le respect du service contractualisé ;
3. l'efficacité ou la quantité d'énergie non perdue ;
4. la rentabilité ou l'intérêt pour un producteur d'investir dans un SSE relativement à une production au fil de l'eau.

Le problème initial de dimensionnement optimal a été modélisé sous la forme d'un problème d'optimisation ou programme non linéaire (NLP) de grande taille, pour trois sources / solaire PV, éolien, houle et 7 scénarios dont 2 non garantis - lissage horaire, journalier (**S1a,b**) - 4 scénarios de puissance garantie - **S2a,b1,b2,c** - et 2 scénarios combinés - **S3a,b**. Ce modèle comporte 22 variables d'entrée - 15 techniques et 7 économiques - 5 variables de sortie - 4 techniques et 1 économique - et, pour chaque jeu de données - production et prévision - 8760 (pas de temps 1 heure) à 52560 (points 10 minutes) variables de décision.

Un ALGORITHME traduisant des stratégies d'optimisation par recherche locale a été construit dans le chapitre 3. Ces stratégies ont été développées afin de gérer la charge/décharge du SSE de manière optimisée du point de vue de la fiabilité tout en maîtrisant les énergies injectée et perdue. Cette politique de gestion optimisée du couple SSE-EnRI appelée "charge adaptative" (**CA**) est fondée sur quatre règles heuristiques de fonctionnement du stockage **H1-4**. Le modèle de charge adaptative (**CA**) développé est comparé avec un modèle d'optimisation globale, linéaire mixte en nombre entier (MILP), de référence dénoté **M\*** et résolu avec des solveurs performants (CPLEX, GUROBI). La comparaison permet de conclure que la méthode d'optimisation locale donne, pour les trois sources et les huit scénarios, des résultats satisfaisantes dans le sens où :

1. la fiabilité est comparable à la fiabilité optimale : le nombre de défauts est proche - quelques heures par mois - de l'optimum de référence et même parfois inférieur à certaines instances du modèle complet ;
2. la productivité est maîtrisée : l'énergie injectée, bien que jusqu'à trois points inférieure au modèle de référence, reste maîtrisée et même supérieure à la solution du

modèle MILP de base ;

3. la profondeur de décharge maximale qui dans le modèle de référence nécessiterait une implémentation spécifique est très simplement intégrée dans la charge adaptative à chaque pas de temps ;
4. le temps de calcul est relativement très court : deux secondes contre jusqu'à plusieurs heures pour le modèle de référence ;
5. la méthode est applicable en conditions opérationnelles, ce qui n'est pas le cas de l'optimisation globale qui nécessite l'ensemble des données sur l'année pour être exécutée.

Nous notons également que le fait d'autoriser ou pas les stratégies dans le modèle de référence en améliore les performances, ce qui confirme implicitement notre choix. L'intérêt de la démarche heuristique est alors démontré : produire une solution satisfaisante en un temps réduit, applicable à un contrôle commande du stockage.

Une MÉTHODOLOGIE basée sur ces principes de gestion - itérations de la charge adaptative - a été proposée afin de dimensionner le stockage d'énergies renouvelables intermittentes, relativement à chaque scénarios d'injection réseau et déterminer les énergies et tarifs associés à l'optimum. : lissage horaire et journalier, puissance constante garantie H24 sur créneau(x) horaire(s) et combinaison des scénarios garanti et non garanti. Cette démarche permet d'obtenir en un temps raisonnable - inférieur à 15 sec. (PC) en points 10 min. sur l'année - des solutions financièrement faisables i.e. inférieures à 2 MWh/MWc ou technico-économiquement viables i.e. faisables avec un tarif de revente de l'énergie inférieur à 40 c€/kWh. Dans l'étude économique, la maximisation du bénéfice = Revenus - Coûts a été recherchée à travers le FIT minimal permettant un retour sur investissement dans le SSE.

Ainsi, le scénario de lissage horaire apparait comme pouvant être satisfait par les trois sources - éolien, houle, solaire PV - de façon viable. En particulier pour le PV, ce scénario est bien adapté car correspond à un service diurne où la production est, en moyenne, soutenue. Des solutions viables sont obtenues même à faible tolérance ( $\pm 20$  kW/MWc), ce qui n'est pas le cas pour l'éolien et la houle.

Par contre, les scénarios garantis H24 sont pratiquement impossibles à tenir de façon technico-économique viable pour le producteur, quelque que soit la source EnRI, car trop d'énergie est perdue ou manquante donc pas assez d'énergie conforme injectée. Seul le scénario diurne en PV peut être satisfait. Par exemple, une puissance garantie de 360 kW/MWc entre 9h et 17h pourrait être garantie tous les jours de l'année avec un stockage d'une capacité de 1000 kWh/MWc sur le site considéré (Saint-Pierre, La Réunion).

Les scénarios combinés conduisent à plus de solutions viables tout en augmentant la puissance fournie en période de pointe, proche de la puissance maximale théorique. Ces scénarios, avec un coefficient de 70% sur le niveau de puissance prévu en période creuse, induit un stockage relativement plein en début d'heure de pointe, la plupart du temps. Encore une fois, la source solaire semble la plus adaptée avec des solutions viables jusqu'à 360 kW/MWc.

L'hybridation des sources, bien qu'ayant été testées sur des sources non corrélés, permet de diminuer la capacité nécessaire du stockage d'un facteur 2 voire bien plus rendant possible un retour sur investissement et une rentabilité à long terme de l'installation

EnRI+SSE. Ces observations plaident pour un SSE centralisé qui agrègerait plusieurs sources, soit au niveau du gestionnaire même soit dans le cadre d'un micro-réseau (quartier, campus, zone d'activité...).

Un des intérêts du modèle **CA** est son faible coût en temps de calcul, ce qui permet d'explorer l'espace des paramètres pratiquement de manière exhaustive et de mener une analyse de sensibilité avec 1024 à 2048 échantillons par paramètre. Cette analyse globale montre la grande influence, en premier lieu, du niveau de puissance annoncé, de la qualité de prévision ainsi que de la tolérance admise sur l'injection réseau. En revanche, il peut être, du point de vue de la fiabilité et de la productivité, plus opportun d'améliorer le rendement du SSE, particulièrement en décharge, que d'augmenter sa taille.

Enfin, l'impact de la qualité de prévision a pu être quantifié à travers un signal d'erreur amplifié ou réduit. Il a été obtenu qu'une diminution de 30% de la qualité initiale peut entraîner un triplement de la capacité requise dans les scénarios S1 basés sur la prévision. La qualité de la prévision est par conséquent, pour ce type de service, un élément clé du dimensionnement optimal du SSE couplé à une production EnRI.

## Perspectives

Les perspectives au travail effectué sont de deux ordres :

1. amélioration du service rendu,
2. amélioration du modèle développé.

Le service rendu notamment la régularité de la puissance fournie peut être amélioré à travers la combinaison des scénarios, notamment dans le cadre d'appels d'offres CRE incluant par exemple la possibilité de réannonce toutes les 6h (CRE3 2015) voire toutes les heures ou annonce horaire d'une puissance garantie. D'autres services à explorer dans le cadre d'une source déterminée tels l'annonce de l'heure de début et de fin de fourniture de la puissance garantie, la veille pour le lendemain. Dans le cas d'une source et d'un SSE donné, le réglage des paramètres pourra alors être effectué plus précisément.

En ce qui concerne le modèle développé, il gagnerait à être affiné dans le cadre d'un stockage spécifique donné, par exemple PV+batterie Li-Ion. Il s'agirait alors de tenir compte de la dynamique associée sur des pas de temps infra-minute ou seconde, avec le risque d'augmenter significativement les temps de calcul, d'où des périodes d'étude éventuellement réduites, par exemple sur la journée. Dans ce cadre, la sollicitation du SSE et, par suite, son vieillissement pourraient être plus finement modélisée et faire partie des critères d'optimisation et de la ou plutôt des fonctions objectifs dans le cadre d'une optimisation multi-objectifs. L'approche multi-objectifs permettrait de comptabiliser non plus a fortiori ce vieillissement mais a posteriori dans un front de Pareto car les deux objectifs sont bien concurrentiels. D'une part baisser la sollicitation du stockage permet de prolonger sa durée de vie donc de moins le remplacer donc de diminuer le coût total (e.g. sur 20 ans). D'autre part avoir un stockage plus souvent sollicité pourrait permettre de mieux compenser des erreurs de prévisions et/ou d'injecter plus d'énergie dans le réseau et par suite d'augmenter les revenus.

La prise en compte de pénalités dégressives en fonction de la quantité d'énergie manquante i.e. que la puissance soit proche ou non de l'engagement bas pourrait induire une modification de la stratégie **H2** en fonction de la situation. En effet, dans ce cadre il pourrait être tout de même intéressant de décharger en défaut. D'un point de vue économique, il serait souhaitable d'obtenir plusieurs années de données de production afin d'affiner le calcul du *FIT*\*

En outre, comme indiqué au chapitre 3, le parti pris a été de fournir une aide à la décision - gestion optimisée SSE+EnRI - fondée uniquement sur la connaissance de la situation à l'instant présent et aux instants précédents. Il a été montré que les stratégies d'optimisation élaborées dans ce cadre permettent de dimensionner le SSE de manière satisfaisante, notamment du point de vue de la fiabilité. Pour autant, la prise en compte de la prévision à court terme - une à six heures - devrait rendre possible non seulement une réactualisation pertinente de l'annonce au cours de la journée (CRE3) mais aussi d'améliorer la stratégie heuristique de charge/décharge. A cet effet, il serait souhaitable de tenir compte des intervalles de confiance sur la prévision afin de rendre le modèle plus robuste. Ainsi, une mise à jour horaire des seuils adaptatifs, en fonction des prévisions de production à venir, pourrait conduire à une meilleure stabilité (lissage) de l'injection réseau.

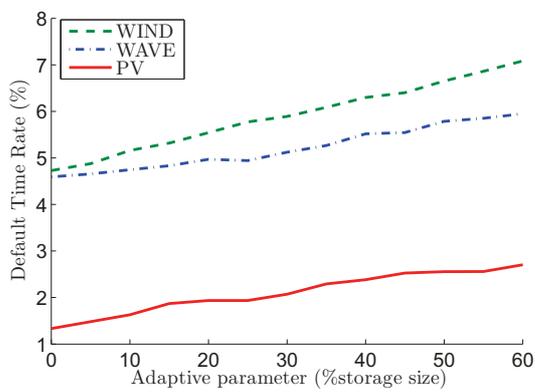
Dans cette perspective, l'utilisation de l'analyse de données, *Data Mining* ou *Big Data* pour des données infra-minute par exemple, pourrait être un piste prometteuse. En effet, la question de connaître le risque de décider, lorsque tel(s) paramètre(s) - e.g. production précédente - a atteint tel(s) seuil(s), de fixer telle variable - e.g. le puissance d'engagement - à tel niveau peut rentrer dans le champs de la "Statistique décisionnelle" (recherche de *patterns*, prédiction, *scoring* [Charpentier, 2014]).

La génération de prévisions aléatoires selon des modèles ad hoc [Haessig et al., 2013] est un moyen d'obtenir des résultats plus complets et plus généraux : capacité, énergies et tarif moyens accompagnés d'un indice de dispersion (écart-type, RMSE...). Cela donnerait une information supplémentaire sur les sorties liée à la nature stochastique des paramètres d'entrée i.e. production et prévision. Les résultats pourraient être alors présentés sous la forme d'intervalles de confiance à 80, 90 ou 95%.

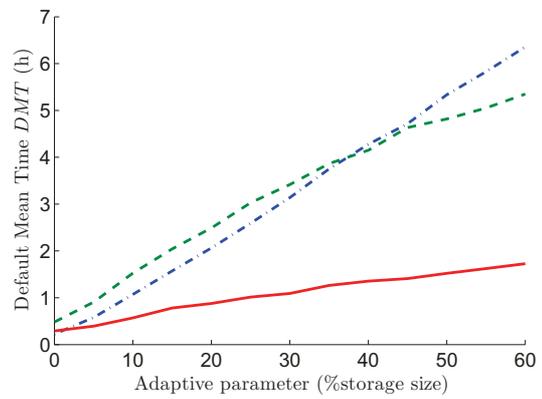
# Annexes

## A1 ANNEXE A : Charge Adaptative

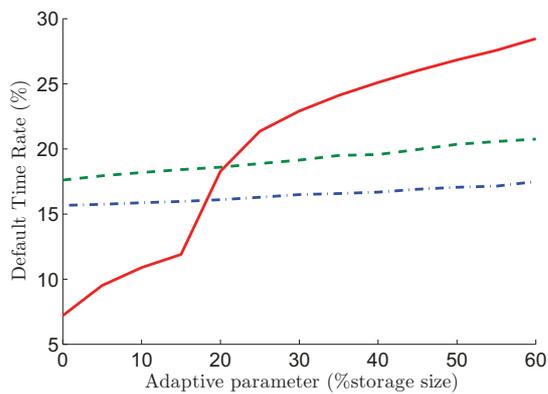
### A1.1 Seuil de décharge adaptative



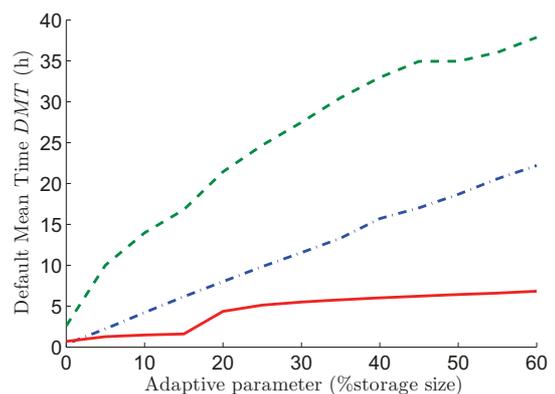
(a)  $seuilD$  vs  $DTR$  - S1a



(b)  $seuilD$  vs  $DMT$  - S1



(c)  $DTR$  - S2.  $P_{gtd}=100kW$



(d)  $DMT$  - S2.  $P_{gtd}=100kW$

FIGURE A.1 – Effets du seuil de décharge adaptative  $seuilD$ .

## A1.2 Algorithme CA

---

### Algorithm 1 Charge Adaptative (CA)

---

**Entrées :** Production EnRI  $P_{prod}$ , Engagement  $P_{offre}$ ,  $P_{offre,min,max}$ ,  $seuilC$ ,  $seuilD$ ,  $\xi$   
 $\triangleright$  + Variables techniques 2.6

**Sorties :** Puissances SSE, injectée, perdue, manquante,  $DTR$

```

1:  $SOC+ \leftarrow SOC_{max} - seuilC$ ;  $SOC- \leftarrow SOC_{min} + seuilD$ 
2:  $seuilsoc\_bas \leftarrow SOC_{min}$ ;  $seuilsoc\_haut \leftarrow SOC+$   $\triangleright$  INITIALISATION
3: Pour  $t = 1, \dots, N$  Faire
4:    $tol\_inf \leftarrow P_{offre,max}(t) - P_{offre}(t)$ 
5:    $tol\_sup = P_{offre}(t) - P_{offre,min}(t)$ 
6:   Si  $P_{prod}(t) < P_{offre,min}(t)$  Alors  $\triangleright$  Zone 1 : En-dessous de la Bande
    $\implies$  Défaillance potentielle
7:     Si  $SOC(t) < seuilsoc\_bas$  OU  $Defaut\_A\_Venir$  OU  $DOD(t) \geq DOD_{max}$  Alors
8:       CHARGE( $-P_{prod}(t)$ )
9:        $seuilsoc\_bas \leftarrow SOC-$ 
10:    Sinon
11:      DECHARGE( $P_{offre,min}(t) - P_{prod}(t)$ )
12:       $seuilsoc\_bas \leftarrow SOC_{min}$ 
13:    Fin Si
14:    Sinon Si  $P_{prod}(t) \in [P_{offre,min}(t), P_{offre}(t)]$  Alors  $\triangleright$  Zone 2 : Bande inférieure
    $\implies$  pas de Défaillance
15:      Si  $SOC(t) > seuilsoc\_haut$  Alors
16:         $P_t = P_{offre,min}(t) + \xi_1 \cdot tol\_inf - P_{prod}(t)$ 
17:        Si  $\xi_1 = 1$  Alors
18:          DECHARGE( $P_t$ )
19:        Sinon
20:          CHARGE( $-P_t$ )
21:        Fin Si
22:         $seuilsoc\_haut \leftarrow SOC+$ 
23:      Sinon
24:        CHARGE( $P_{prod}(t) - P_{offre,min}(t)$ )
25:         $seuilsoc\_haut \leftarrow SOC_{max} - seuilC/2$ 
26:      Fin Si
27:      Sinon Si  $P_{prod}(t) \in [P_{offre}(t), P_{offre,max}(t)]$  Alors  $\triangleright$  Zone 3 : Bande supérieure
    $\implies$  pas de Défaillance
28:        Si  $SOC(t) > seuilsoc\_haut$  Alors
29:           $P_t = P_{offre}(t) + \xi_3 \cdot tol\_sup - P_{prod}(t)$ 
30:          Si  $\xi_3 = 1$  Alors
31:            DECHARGE( $P_t$ )
32:          Sinon
33:            CHARGE( $-P_t$ )
34:          Fin Si
35:           $seuilsoc\_haut \leftarrow SOC+$ 
36:        Sinon
37:           $P_t = P_{offre,min}(t) + \xi_2 \cdot tol\_inf - P_{prod}(t)$ 

```

```

38:         CHARGE( $-P_t$ )
39:          $seuilsoc\_haut \leftarrow SOC_{max} - seuilC/2$ 
40:         Fin Si
41:         Sinon  $\triangleright (P_{prod}(t) > P_{offre,max}(t))$  Zone 4 : Au-dessus de la Bande  $\implies$  pas de
Défaillance
42:         Si  $SOC(t) > seuilsoc\_haut$  Alors
43:              $P_t = P_{offre}(t) + \xi_5 \cdot tol\_sup - P_{prod}(t)$ 
44:              $seuilsoc\_haut = SOC +$ 
45:         Sinon
46:              $P_t = P_{offre,min}(t) + \xi_4 \cdot tol\_inf - P_{prod}(t)$ 
47:         Fin Si
48:         CHARGE( $-P_t$ )
49:         Fin Si
50: Fin Pour

```

---

Les procédures **CHARGE**( $P_t$ ) et **DECHARGE**( $P_t$ ) sont données par les équations (2.9) et (2.10) du chapitre 2.

Les paramètres  $(\xi_i)_{1 \leq i \leq 5}$  sont les variables binaires - '0' ou '1' - représentant les  $2^5 = 32$  choix stratégiques possibles (cf chap. 3, section 3.3.4.1).

## A2 ANNEXE B : Exemples de trajectoires optimisées

### A2.1 Scénario S1a

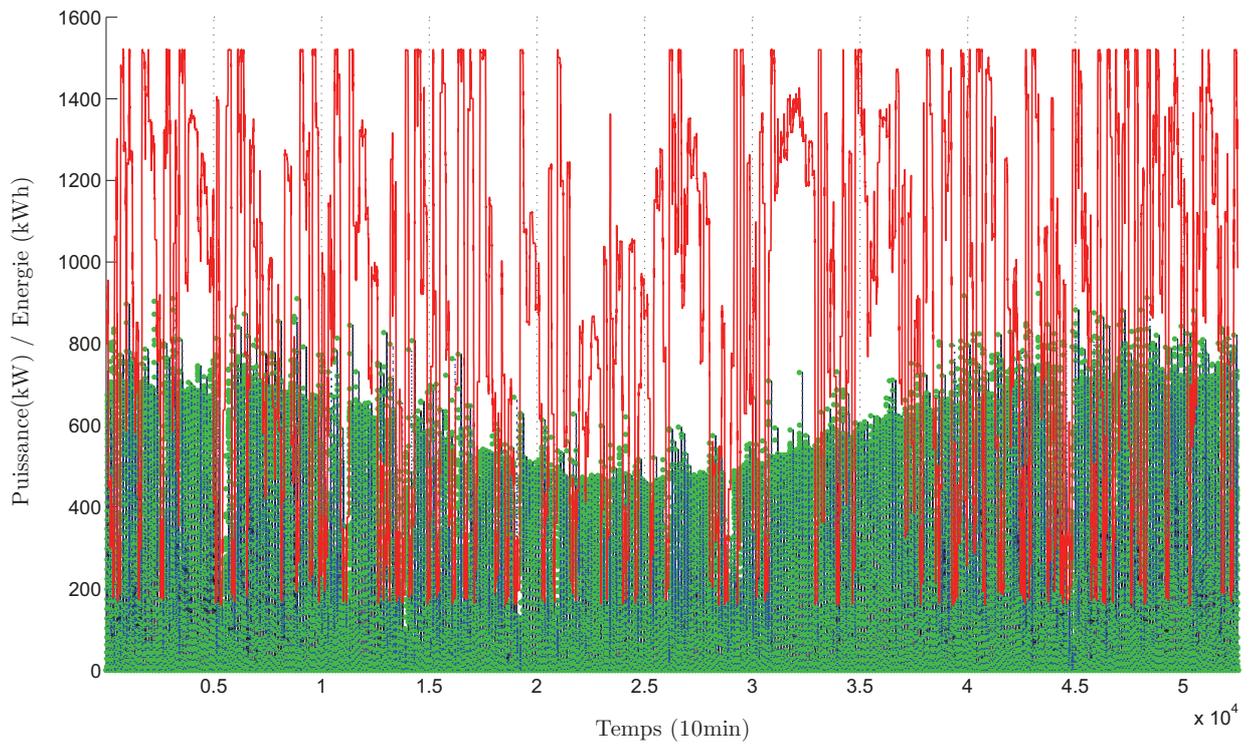
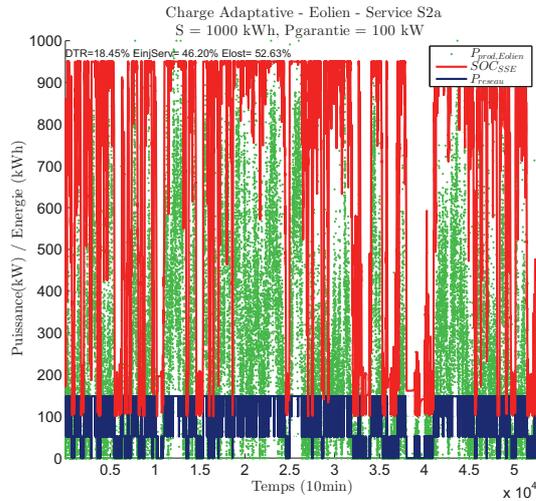
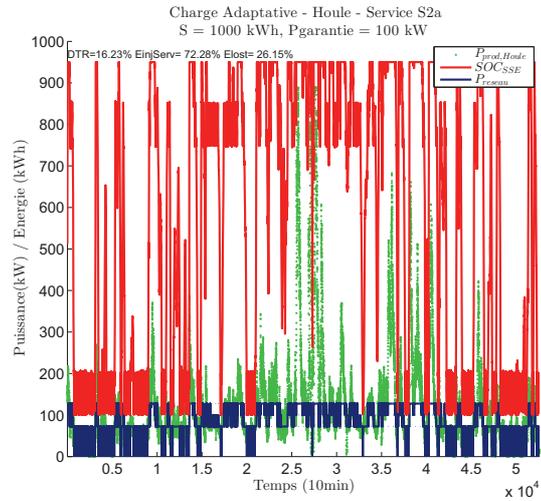


FIGURE A.2 – S1a-PV, tolérance = 0 ( $DTR \leq 5\%$ ).

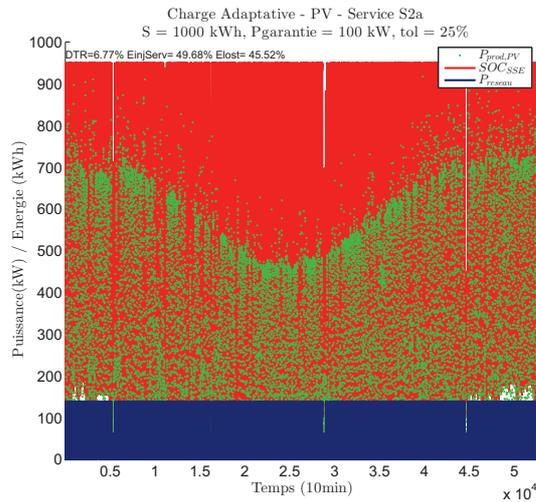
### A2.2 Scénario S2a



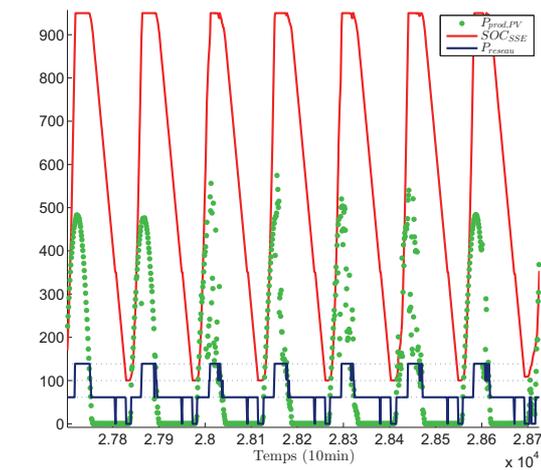
(a) Eolien.



(b) Houle.



(c) PV (année).



(d) PV - exemple sur une semaine.

FIGURE A.3 – Puissance injectée et SOC - service **S2a** (puissance garantie annuelle).

## A3 ANNEXE C : Amélioration des services rendus

### A3.1 Scénarios S3a et S3b

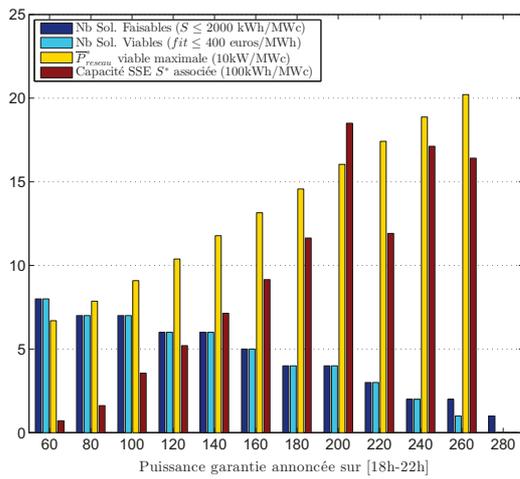
TABLE A.1 – Combinaison et optimisation des scénarios H24.

Critère	scénario <b>S3a</b>			scénario <b>S3b</b>		
	Éolien	Houle	PV	Éolien	Houle	PV
Nombre Solutions faisables	55	57	61	51	58	47
Nombre Solutions viables	53	49	61	49	50	0
Meilleure Rentabilité SSE						
FIT minimal	173,2	141,6	147,5	187,7	140,9	405,7
Capacité optimale [kWh/MWc]	190	75	245	65	44	1361
$coef_{prev}(HC)$ [% $P_{prev}$ ]	80	80	90	70	80	90
$P_G(HP)$ [kW/MWc]	60	60	60	60	80	60
Énergie injectée [% $E_{prod}$ ]	63,9	73,4	86	61,5	75,7	61,5
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	33,8	22,2	11,8	37,5	22,1	32,8
Fiabilité (DTR) HP [%]	6,8	11,3	11,9	6,4	11,3	0,4
Meilleure Productivité globale (viable)						
Énergie injectée conforme max.	83,2	83,6	94,5	82,9	84,8	75,6
Capacité optimale [kWh/MWc]	296	1057	1424	1960	1546	1992
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	13,4	13,9	2,2	328,8	11,8	16,2
$coef_{prev}(HC)$ [% $P_{prev}$ ]	120	100	110	120	110	110
$P_GHP$ [kW/MWc]	60	120	60	60	100	80
Fiabilité (DTR) HP [%]	5,0	8,0	9,4	4,5	3,3	0,4
Meilleure Productivité Pointe HP=[18-22h] (viable)						
Puissance moy. max. (HP, viable)	202,1	194,3	271,9	190,2	194,9	–
Capacité optimale [kWh/MWc]	1641	1017	1953	1586	1010	–
FIT associé	388,6	358,8	396,8	391,3	357,8	–
$coef_{prev}(HC)$ [% $P_{prev}$ ]	50	50	50	50	50	–
$P_GHP$ [kW/MWc]	260	260	360	240	260	–
Énergie injectée [% $E_{prod}$ ]	63,9	71,7	79,3	61,3	71,6	–
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	33,8	23,6	11,8	36,7	23,6	–
Fiabilité (DTR) HP [%]	19,8	22,3	20,5	18,1	22,1	–
Meilleure Fiabilité HP (viable)						
$DTR(HP)$ [%année]	4,6	1,0	9,4	3,6	6,1	–
Capacité optimale [kWh/MWc]	923	600	1424	742	1547	–
$FIT$ [€/MWh]	229,2	235,8	271,5	221,3	399,8	–
$coef_{prev}(HC)$ [% $P_{prev}$ ]	110	110	110	100	120	–
$P_GHP$ [kW/MWc]	60	60	60	60	60	–
Énergie injectée [% $E_{prod}$ ]	79,1	81,7	94,5	74,7	84,8	–
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	18,2	15,7	2,2	23,0	12,0	–

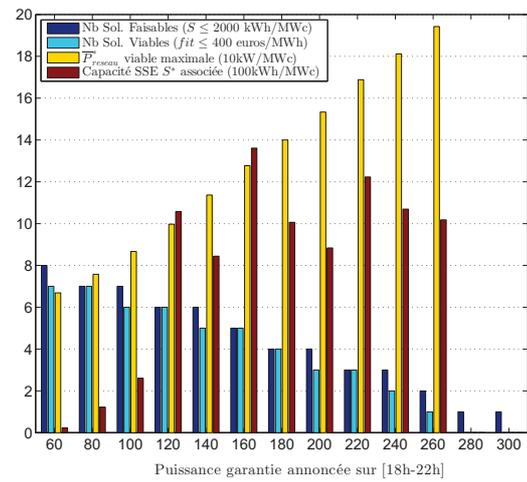
## A3.2 Scénarios S3c et S3d

TABLE A.2 – Combinaison et optimisation des scénarios restreints.

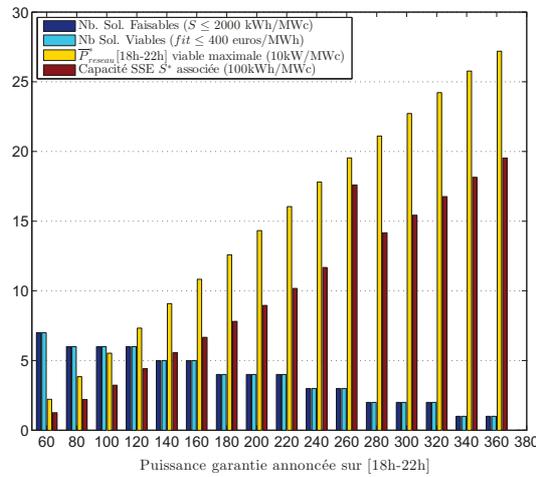
Critère	scénario <b>S3d</b>			scénario <b>S3c</b> (HP=18h-22h)		
	Éolien	Houle	PV	Éolien	Houle	PV
Nombre Solutions faisables	613	878	1606	101	224	1924
Nombre Solutions viables	0	66	565	0	18	825
Meilleure Rentabilité SSE						
FIT minimal [€/MWh]	452,6	241,1	181,9	698,6	376,5	162,1
Créneau horaire	2h-22h	2h-22h	9h-16h	8h-12h	5h-12h	9h-15h
$P_G$ (HC) [kW/MWc]	60	60	300	100	100	420
$P_G$ (HP) [kW/MWc]	–	–	–	60	60	60
Capacité requise [kWh/MWc]	550	202	172	517	391	233
Énergie injectée [% $E_{prod}$ ]	69,5	54,4	65,4	20,8	42,6	77,5
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	32,7	44,8	33,6	78,6	56,2	20,2
Meilleure Productivité globale (viable avec PV/Houle, faisable en Éolien)						
Énergie injectée conforme max.	32,8	54,4	81,0	33,2	42,6	84,3
Créneau horaire	2h-22h	2h-22h	9h-15h	2h-12h	5h-12h	8h-15h
FIT associé [€/MWh]	452,6	241,1	387,4	827,5	376,5	332,6
Capacité requise [kWh/MWc]	550	202	1947	1988	391	1642
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	66,5	44,8	1,0	65,7	56,2	12,6
$P_G$ HC [kW/MWc]	60	60	460	100	100	420
$P_G$ HP [kW/MWc]	–	–	–	60	60	60
Fiabilité (DTR) HP [%]	–	–	–	7,0	3,8	3,9
Meilleure Productivité Pointe HP=[18-22h] (viable avec PV/Houle, faisable en Éolien)						
Puissance moy. max. (HP, viable)	–	–	–	128,4	70,8	173,2
Créneau horaire HC	–	–	–	11h-12h	5h-12h	9h-13h
Capacité optimale [kWh/MWc]	–	–	–	1345	391	1547
FIT associé [€/MWh]	–	–	–	1067	376,5	396,4
$P_G$ HC [kW/MWc]	–	–	–	100	100	380
$P_G$ HP [kW/MWc]	–	–	–	140	60	220
Énergie injectée [% $E_{prod}$ ]	–	–	–	20,5	42,6	68,1
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	–	–	–	78,6	56,2	26,3
Fiabilité (DTR) HP [%]	–	–	–	8,9	3,8	7,2
Meilleure Fiabilité HP (viable avec PV/Houle, faisable en Éolien)						
DTR(HP) [%année]	–	–	–	5,3	3,4	1,4
Créneau horaire	–	–	–	11h-16h	6h-12h	7h-12h
Capacité optimale [kWh/MWc]	–	–	–	1338	308	221
FIT associé [€/MWh]	–	–	–	1026	377,7	339,5
$P_G$ HC [kW/MWc]	–	–	–	100	100	220
$P_G$ HP [kW/MWc]	–	–	–	60	60	60
Énergie injectée [% $E_{prod}$ ]	–	–	–	21,2	39,1	36,6
Énergie perdue [% $E_{prod}$ ]	–	–	–	78,0	59,9	62,3



(a) Eolien.



(b) Houle.



(c) PV.

FIGURE A.4 – Dimensionnement SSE - Service **S3a** (lissage horaire + puissance garantie[18h-22h]).

## A4 ANNEXE D : Indices de sensibilité

TABLE A.3 – Sensibilité - 1<sup>er</sup> ordre - du modèle de dimensionnement technico-économique (basé sur CA) obtenue par la méthode FAST-RBD, Scénario S1a,  $N_e = 2048 \times 14 + 1$ .

Paramètre d'entrée	Indice (%)						
	$S^*$	$E_{grid}^*$	$E_{lost}^*$	$E_{lack}^*$	$FIT^*$	$Soc_{use}^*$	$\overline{soc}^*$
Eolien							
$P_{charge,max}$	0,03	0,03	0,03	0,04	0,01	0,03	0,02
$P_{decharge,max}$	0,02	0,05	0,04	0,80	0,02	0,27	0,29
$dod_{max}$	0,12	0,03	0,03	0,46	0,10	0,03	0,52
$\eta_{charge}$	18,33	45,35	40,62	13,26	14,21	34,50	18,29
$\eta_{decharge}$	51,49	44,72	39,74	8,03	36,20	30,43	15,80
$seuilC$	2,19	7,27	12,63	0,77	1,27	29,15	49,70
$seuilD$	15,08	0,36	3,73	59,93	9,35	3,25	12,31
$inv$	0,02	0,01	0,02	0,04	0,02	0,02	0,03
$c_{stock}$	0,02	0,02	0,03	0,01	8,61	0,04	0,05
$om$	0,04	0,02	0,02	0,02	3,00	0,01	0,02
$dv$	0,03	0,03	0,03	0,03	3,56	0,03	0,02
$infl$	0,02	0,02	0,02	0,03	0,42	0,02	0,02
$act$	0,02	0,02	0,02	0,03	6,74	0,02	0,01
$taxe$	0,06	0,03	0,05	0,03	0,25	0,04	0,04
Total	87,46	97,94	96,99	83,48	83,74	97,85	97,11
Houle							
$P_{charge,max}$	0,03	0,03	0,04	0,14	0,04	0,04	0,03
$P_{decharge,max}$	0,01	0,02	0,01	0,08	0,03	0,03	0,04
$dod_{max}$	0,04	0,01	0,03	0,25	0,04	0,02	0,25
$\eta_{charge}$	19,89	48,56	38,88	7,92	14,26	28,08	2,34
$\eta_{decharge}$	53,32	47,86	39,19	6,52	38,08	28,37	1,99
$seuilC$	2,63	2,65	10,88	4,72	1,64	37,28	75,98
$seuilD$	10,14	0,18	2,32	26,77	6,89	2,13	17,35
$inv$	0,01	0,01	0,02	0,02	0,02	0,02	0,04
$c_{stock}$	0,01	0,02	0,02	0,02	8,47	0,02	0,03
$om$	0,03	0,04	0,03	0,01	3,19	0,03	0,02
$dv$	0,02	0,02	0,01	0,02	3,19	0,01	0,01
$infl$	0,04	0,03	0,03	0,01	0,46	0,03	0,03
$act$	0,02	0,04	0,02	0,06	6,25	0,02	0,05
$taxe$	0,03	0,05	0,04	0,06	0,10	0,04	0,04
Total	86,20	99,53	91,51	46,60	82,65	96,11	98,19
Solaire PV							
$P_{charge,max}$	0,04	0,04	0,06	0,03	0,03	0,06	0,07
$P_{decharge,max}$	0,62	0,02	0,66	3,74	0,39	0,58	3,18
$dod_{max}$	0,57	0,21	0,29	0,47	0,37	0,14	6,29
$\eta_{charge}$	8,49	42,18	43,13	3,94	6,82	41,06	36,45
$\eta_{decharge}$	26,78	43,38	36,08	0,57	19,17	34,51	23,24
$seuilC$	0,76	5,53	4,84	0,29	0,41	13,27	12,10
$seuilD$	14,77	4,99	10,04	73,88	8,97	7,94	2,08
$inv$	0,05	0,02	0,03	0,02	0,05	0,02	0,03
$c_{stock}$	0,01	0,02	0,03	0,01	6,75	0,04	0,02
$om$	0,02	0,04	0,03	0,03	2,44	0,03	0,02
$dv$	0,04	0,03	0,05	0,01	2,60	0,05	0,04
$infl$	0,02	0,02	0,01	0,01	0,31	0,01	0,04
$act$	0,05	0,04	0,05	0,03	5,34	0,06	0,04
$taxe$	0,02	0,02	0,02	0,02	0,12	0,02	0,03
Total	52,26	96,54	95,33	83,06	53,77	97,79	83,64



# Bibliographie

- M. Abbaspour, M. Satkin, B. Mohammadi-Ivatloo, F. H. Lotfi, and Y. Noorollahi. Optimal operation scheduling of wind power integrated with compressed air energy storage (caes). *Renewable Energy*, 51 :53 – 59, 2013. ISSN 0960-1481.
- ADEME. Vers un mix électrique 100% renouvelable. Technical report, Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2015.
- Aerowatt and EDF-SEI. Enerstock : Cahier des charges du stockage. 2011.
- Agence Internationale de l'Énergie. Energy technologies perspectives. Technical report, AIE, 2014.
- Agence Régionale de l'Énergie Réunion. Le stockage hydraulique gravitaire et la production hydroélectrique sur les pentes réunionnaises - Etude du stockage de l'énergie photovoltaïque. Technical report, ARER, 2009a.
- Agence Régionale de l'Énergie Réunion. Plan économique de transition et de relance via des énergies 100% locales à l'île de la réunion (petrel). Technical report, ARER, 2009b.
- A. A. Akhil, G. Huff, A. B. Currier, B. C. Kaun, D. M. Rastler, S. B. Chen, A. L. Cotter, D. T. Bradshaw, , and W. D. Gauntlett. Doe\epri electricity storage handbook in collaboration with nreca. Technical report, Sandia national Laboratories, 2015.
- G. Allaire. *Analyse numérique et optimisation*. Ellipses, 2006.
- Artelys, E. Consulting, and G2ELab. Etude sur le potentiel du stockage d'énergies. Technical report, ADEME, ATEE, DGCIS, 2013.
- P. Arun, R. Banerjee, and S. Bandyopadhyay. Optimum sizing of battery-integrated diesel generator for remote electrification through design-space approach. *Energy*, 33(7) :1155 – 1168, 2008. ISSN 0360-5442.
- P. Arun, R. Banerjee, and S. Bandyopadhyay. Optimum sizing of photovoltaic battery systems incorporating uncertainty through design space approach. *Solar Energy*, 83 (7) :1013–1025, 2009. ISSN 0038-092X.
- C. Augustine, R. Bain, J. Chapman, P. Denholm, E. Drury, and D. Hall. Renewable electricity futures study in renewable electricity generation and storage technologies. Technical report, National Renewable Energy Laboratory, 2012.

- R. Baños, F. Manzano-Agugliaro, F. Montoya, C. Gil, A. Alcayde, and J. Gómez. Optimization methods applied to renewable and sustainable energy : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(4) :1753 – 1766, 2011. ISSN 1364-0321.
- P. Basak, S. Chowdhury, S. H. nee Dey, and S. Chowdhury. A literature review on integration of distributed energy resources in the perspective of control, protection and stability of microgrid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(8) :5545 – 5556, 2012. ISSN 1364-0321.
- K. Bataineh and D. Dalalah. Optimal configuration for design of stand-alone pv system. *Smart Grid and Renewable Energy*, 3 :139–147, 2012.
- M. Beaudin, H. Zareipour, A. Schellenberglabe, and W. Rosehart. Energy storage for mitigating the variability of renewable electricity sources : An updated review. *Energy for Sustainable Development*, 14 :302–314, September 2010.
- R. Belfkira, L. Zhang, and G. Barakat. Optimal sizing study of hybrid wind/pv/diesel power generation unit. *Solar Energy*, 85(1) :100–110, 2011. ISSN 0038-092X.
- R. Bellman. *Dynamic Programming*. Princeton University Press, 1957.
- A. Ben-Tal, L. E. Ghaoui, and A. Nemirovski. *Robust optimization*. Princeton University Press, N.J., 2009.
- J. Benders. Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische Mathematik*, 4 :238–252, 1962.
- D. Berndt. *Maintenance-free Batteries*. 1994.
- A. Berrada and K. Loudiyi. Operation, sizing, and economic evaluation of storage for solar and wind power plants. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59 :1117 – 1129, 2016. ISSN 1364-0321.
- J. Birge and F. Louveaux. *Introduction to stochastic programming*. Springer, New York, 1997.
- I. Boussaïd, J. Lepagnot, and P. Siarry. A survey on optimization metaheuristics. *Information Sciences*, 237 :82–117, 2013. ISSN 0020-0255. Prediction, Control and Diagnosis using Advanced Neural Computations.
- BP. Statistical review of world energy. Technical report, BP, 2014.
- L. Bridier, M. David, and P. Lauret. Optimal design of a storage system coupled with intermittent renewables. *Renewable Energy*, 67 :2–9, 14-18 July 2014.
- L. Bridier, D. Hernández-Torres, M. David, and P. Lauret. A heuristic approach for optimal sizing of ESS coupled with intermittent renewable sources systems. *Renewable Energy*, 91 :155–165, 2016.
- S. Castano, L. Gauchia, E. Voncila, and J. Sanz. Dynamical modeling procedure of a li-ion battery pack suitable for real-time applications. *Energy Conversion and Management*, 92 :396–405, 2015.

- CEA. Le stockage stationnaire de l'énergie. Technical report, Commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives, 2012.
- A. Charpentier. *Computational Actuarial Science with R*. CRC Press, 2014.
- S. Chatterjee and A. S. Hadi. Influential observations, high leverage points, and outliers in linear regression. *Statistical Science*, 1 :379–416, 1986.
- A. Chauhan and R. Saini. A review on integrated renewable energy system based power generation for stand-alone applications : Configurations, storage options, sizing methodologies and control. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 38(0) :99 – 120, 2014. ISSN 1364-0321.
- H. Chen, T. N. Cong, W. Yang, C. Tan, Y. Li, and Y. Ding. Progress in electrical energy storage system : A critical review. *Progress in Natural Science*, 19 :291–312, 2009.
- L. Cheng, R. S. Assary, X. Qu, A. Jain, S. P. Ong, N. N. Rajput, K. Persson, and L. A. Curtiss. Accelerating electrolyte discovery for energy storage with high-throughput screening. *Journal of Physical Chemistry*, 6 (2) :283–291, 2015. doi : 10.1021/jz502319n.
- E. K. Chong and S. H. Zak. *An Introduction to Optimization*. Wiley, 2013.
- Commission de Régulation de l'Energie. Cahier des charges de l'appel d'offres 332689-2010-FR portant sur des installations éoliennes terrestres de production d'électricité en Corse, Guadeloupe, Guyane, Martinique, à La Réunion, à Saint-Barthélemy et à Saint-Martin. Technical report, CRE, 2010.
- D. Connolly, H. Lund, B. Mathiesen, and M. Leahy. A review of computer tools for analysing the integration of renewable energy into various energy systems. *Applied Energy*, 87 :1059–1082, 2010. doi : 10.1016/j.apenergy.2009.09.026.
- R. I. Cukier, C. M. Fortuin, K. E. Shuler, A. G. Petschek, and J. H. Schaibly. Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients. *The Journal of Chemical Physics*, 59(8) :3873–3878, October 1973.
- M. David, F. H. R. Andriamasomanana, , and O. Liandrat. Spatial and temporal variability of pv output in an insular grid : Case of reunion island. *Energy Procedia*, 57 : 1275–1282, 2014.
- M. Delfanti, D. Falabretti, and M. Merlo. Energy storage for PV power plant dispatching. *Renewable Energy*, 80 :61–72, 2015. ISSN 0960-1481.
- M. A. Delucchi and M. Z. Jacobson. Providing all global energy with wind, water, and solar power, part 2 : Reliability, system and transmission costs, and policies. *Energy Policy*, 39(3) :1170–1190, 2011. ISSN 0301-4215.
- Department of Energy (DOE). Grid energy storage. Technical report, U.S. Gov., 2013.
- T. Desrues, J. Ruer, P. Marty, and J. Fourmigué. A thermal energy storage process for large scale electric applications. *Applied Thermal Engineering*, 30(5) :425 – 432, 2010. ISSN 1359-4311.

- S. Diaf, G. Notton, M. Belhamel, M. Haddadi, and A. Louche. Design and techno-economical optimization for hybrid pv/wind system under various meteorological conditions. *Applied Energy*, 85 :967–987, 2008. doi : 10.1016/j.apenergy.2008.02.012.
- H. M. Diagne. *Gestion intelligente du réseau électrique réunionnais. Prévission de la ressource solaire en milieu insulaire*. PhD thesis, Université de La Réunion, 2015.
- DICOM-DGEC. Panorama energies-climat. Technical report, Ministere de l’Ecologie, du Developpement durable et de L’Energie, 2014.
- R. Dufo-López, J. L. Bernal-Agustín, and F. Mendoza. Design and economical analysis of hybrid pv-wind systems connected to the grid for the intermittent production of hydrogen. *Energy Policy*, 37(8) :3082 – 3095, 2009. ISSN 0301-4215.
- A. P. E. Alsema. Investigation on storage technologies for intermittent renewable energies : Evaluation and recommended r&d strategy. Technical report, Investire-Network, 2003.
- Enerdata. Global energy statistical yearbook. URL <https://yearbook.enerdata.net/>. Online yearbook.
- S. R. N. Estahbanati, S. M. Barakati, and M. Mehrjoo. Linear integer (lip) programing to optimization and sizing a wind/solar/battery system for islanding purpose. *Journal of mathematics and computer science 13 ( )*, 13 :194–211, 2014.
- A. H. Fathima and K. Palanisamy. Optimization in microgrids with hybrid energy systems : a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45 :431 – 446, 2015. ISSN 1364-0321.
- A. Fetanat and E. Khorasaninejad. Size optimization for hybrid photovoltaic-wind energy system using ant colony optimization for continuous domains based integer programming. *Applied Soft Computing*, 31(0) :196 – 209, 2015. ISSN 1568-4946.
- J. P. Fossati, A. Galarza, A. Martin-Villate, and L. Fontán. A method for optimal sizing energy storage systems for microgrids. *Renewable Energy*, 77 :539–549, 2015. ISSN 0960-1481.
- C. Gamarra and J. M. Guerrero. Computational optimization techniques applied to microgrids planning : a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 48 :413 – 424, 2015. ISSN 1364-0321. doi : 10.1016/j.rser.2015.04.025.
- V. Gardeux. *Conception d’heuristiques d’optimisation pour les problèmes de grande dimension. Application á l’analyse de données de puces á ADN*. PhD thesis, Université de paris-est Créteil - Informatique, 2011.
- M. Ghofrani, A. Arabali, and M. Ghayekhloo. Optimal charging/discharging of grid-enabled electric vehicles for predictability enhancement of {PV} generation. *Electric Power Systems Research*, 117 :134 – 142, 2014. ISSN 0378-7796.
- G. Giannakoudis, A. I. Papadopoulos, P. Seferlis, and S. Voutetakis. Optimum design and operation under uncertainty of power systems using renewable energy sources and hydrogen storage. *International Journal of Hydrogen Energy*, 35(3) :872 – 891, 2010. ISSN 0360-3199.

- GIEC. Special report carbon dioxide capture and storage summary for policymakers. Technical report, International Panel on Climate Change (IPCC), 2011.
- A. Gonzalez, B. . Gallachóir, E. McKeogh, and K. Lynch. Study of electricity storage technologies and their potential to address wind energy intermittency in ireland. Technical report, UCC Sustainable Energy Research Group (SERG), 2004.
- D. Guasch and S. Silvestre. Dynamic battery model for photovoltaic applications. *Progress in Photovoltaics : Research and Applications*, 11 :193–206, 2003.
- GUROBI Optimizer Reference Manual, version 5.6*. Gurobi Optimization, Inc., 2013.
- F. Hadj-Hassen. Des recherches et un prototype pour parvenir au caes adiabatique. *Journal Energie Plus*, 520 :22–23, 2014.
- P. Haessig. *Dimensionnement et gestion dun stockage denergie pour lattenuation des incertitudes de production eolienne*. PhD thesis, Ecole Normale Superieure de Cachan, 2014.
- P. Haessig, B. Multon, H. Ben Ahmed, S. Lascaud, and P. Bondon. Energy storage sizing for wind power : impact of the autocorrelation of day-ahead forecast errors. *Wind Energy*, art. John Wiley & Sons, Oct 2013. ISSN 1099-1824. doi : 10.1002/we.1680. URL <http://dx.doi.org/10.1002/we.1680>.
- W. He, N. Williard, C. Chen, and M. Pecht. State of charge estimation for li-ion batteries using neural network modeling and unscented kalman filter-based error cancellation. *Electrical Power and Energy Systems*, 62 :783–791, 2014.
- D. Hernandez, L. Bridier, M. David, and P. Lauret. Technico-economical analysis of a hybrid wave powerair compression storage system. *Renewable Energy*, 2014. To be published.
- D. Hernández-Torres, L. Bridier, M. David, P. Lauret, and T. Ardiale. Technico-economical analysis of a hybrid wave powerair compression storage system. *Renewable Energy*, 74 :708–717, 2015. doi : 10.1016/j.renene.2014.08.070.
- T. E. Hoff, R. Perez, J. Kleissl, D. H. Renne, and J. S. Stein. Reporting of irradiance modeling relative prediction errors. *Prog Photovolt Res Appl, American Solar Energy Society*, 21(7) :1514–1519, 2013. doi : 10.1002/pip.2225.
- IBM ILOG CPLEX Optimization Studio CPLEX User’s Manual, Version 12 Release 6*. IBM Corporation, 2013.
- IEA. World energy outlook. Technical report, International Energy Agency\OECD, 2014.
- M. Ierapetritou, J. Acevedo, and E. Pistikopoulos. An optimization approach for process engineering problems under uncertainty. *Computers & Chemical Engineering*, 20(6-7) : 703 – 709, 1996. ISSN 0098-1354. Fifth International Symposium on Process Systems Engineering.
- IFP. Panorama de la biomasse : quelles ressources en biomasse pour un système énergétique durable? Technical report, Institut Français du Pétrole, 2010.

- Internal Revenue Service. Publication 946 - how to depreciate. Technical report, Department of Treasury, 2014.
- International Energy Agency. World energy outlook. Technical report, IEA\OECD, 2013.
- International Energy Agency. Technology roadmap : Energy storage. Technical report, IEA, 2014.
- B. Iooss. Revue sur l'analyse de sensibilité globale de modèles numériques. *Journal de la Société française de statistique*, 152(1) :1–23, 2011.
- M. Iqbal, M. Azam, M. Naeem, A. Khwaja, and A. Anpalagan. Optimization classification, algorithms and tools for renewable energy : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39 :640 – 654, 2014. ISSN 1364-0321.
- M. Z. Jacobson and M. A. Delucchi. Providing all global energy with wind, water, and solar power, part 1 : Technologies, energy resources, quantities and areas of infrastructure, and materials. *Energy Policy*, 39(3) :1154–1169, 2011. ISSN 0301-4215.
- A. Journoud. *Développement d'outils d'aide à la conception et au dimensionnement, pour l'amélioration des performances, du fonctionnement et des coûts d'une centrale d'Énergie Thermique des Mers*. PhD thesis, Université de La Réunion, 2015.
- P. Kall and J. Mayer. *Stochastic linear programming*. Springer, New York, 2005.
- M. Korpaas, A. T. Holen, and R. Hildrum. Operation and sizing of energy storage for wind power plants in a market system. *Electrical Power and Energy Systems*, 25 : Elsevier, 2003.
- A. V. Kostylev. Solar power forecasting performance - towards industry standards. *1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems Aarhus. Denmark*, 2011.
- S. Krishnan, G. Brenet, E. Machado-Charry, D. Caliste, L. Genovese, T. Deutsch, and P. Pochet. Revisiting the domain model for lithium intercalated graphite. *Applied Physics Letters*, 103 :251904, 2013.
- N. Kularatna. *Energy Storage Devices for Electronic Systems : Rechargeable Batteries and Supercapacitors*. 2014.
- R. L. G. Latimier, B. Multon, H. B. Ahmed, and M. Acquitter. Co-optimisation de l'engagement de production et de la capacité de stockage, associée à une ferme photovoltaïque, prenant en compte le vieillissement. In *Symposium Genie électrique*. ENS Cachan, 2014.
- P. Lauret, E. Lorenz, and M. David. Solar forecasting in a challenging insular context. *Atmosphere*, 7, 18, 2016.
- A. A. Lazou and A. D. Papatsoris. The economics of photovoltaic stand-alone residential households : A case study for various european and mediterranean locations. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 62(4) :411 – 427, 2000. ISSN 0927-0248.

- D. Lefebvre. Enerstock - cahier des charges du stockage. Technical report, Aerowatt - EDF-SEI, 2011.
- D. Lefevre and C. Guilbaud. Hybrid energy storage for renewable energy insertion into island grids. In *Proceedings of SHF conference*, 2011.
- E. Lorenz, D. Heinemann, and A. Hammer. Short-term forecasting of solar radiation based on satellite data. *Proc. Eurosun (ISES Europe Solar Congress)*, 2004.
- E. Lorenz, J. Hurka, D. Heinemann, and H. B. 2009. Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2 :2–10, 2009.
- B. Lu and M. Shahidehpour. Short term scheduling of battery in a grid connected pv/battery system. *IEEE Transaction on power systems*, 20 :1053–1061, 2005.
- R. Luna-Rubio, M. Trejo-Perea, D. Vargas-Vázquez, and G. Ríos-Moreno. Optimal sizing of renewable hybrids energy systems : A review of methodologies. *Solar energy*, 86 : 1077–1088, 2012.
- T. Ma, Y. Hongxing, and L. Lu. Feasibility study and economic analysis of pumped hydro storage and battery storage for a renewable energy powered island. *Energy Conversion and Management*, 79 :387–397, 2014a.
- T. Ma, H. Yang, L. Lu, and J. Peng. Optimal design of an autonomous solar-wind-pumped storage power supply system. *Applied Energy*, In Press, corrected proof, 2014b. ISSN 0306-2619. In Press, corrected proof.
- A. Maleki, F. Pourfayaz, and . Optimal sizing of autonomous hybrid photovoltaic/wind/battery power system with {LPSP} technology by using evolutionary algorithms. *Solar Energy*, 115 :471 – 483, 2015. ISSN 0038-092X.
- J. F. Manwell and J. G. McGowan. Lead acid battery storage model for hybrid energy systems. *Solar Energy*, 50(5) :399 – 405, 1993. ISSN 0038-092X.
- T. A. Mara. Extension of the rbd-fast method to the computation of global sensitivity indices. *Reliability Engineering and System Safety*, 94 :1274–1281, 2009.
- T. Mesbahi, A. Ouari, T. Ghennam, E. M. Berkouk, N. Rizoug, N. Mesbahi, and M. Meradji. A stand-alone wind power supply with a li-ion battery energy storage system. *Renewable Energy and Sustainable Energy Reviews*, 40 :204–213, 2014.
- M. Mohammadi, S. Hosseinian, and G. Gharehpetian. Optimization of hybrid solar energy sources-wind turbine systems integrated to utility grids as microgrid (mg) under pool-bilateral-hybrid electricity market using pso. *Solar Energy*, 86(1) :112–125, 2012. ISSN 0038-092X.
- C. Monteiro, H. Keko, R. Bessa, V. Miranda, A. Botterud, J. Wang, and G. Conzelmann. A quick guide to wind power forecasting : State-of-the-art 2009. technical report anl/dis-10-2,. Technical report, Argonne National Laboratory, East Lansing, Michigan., 2009.

- B. Multon and J. Ruer. Stocker l'électricité : oui, c'est indispensable et c'est possible. pourquoi, où, comment ?, Avril 2003. Publication ECRIN en contribution au débat national sur l'énergie.
- N.-K. C. Nair and N. Garimella. Battery energy storage systems : Assessment for small-scale renewable energy integration. *Energy and Buildings*, 42 :2124–2130, 2010.
- J. Nelder and R. Mead. A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7 :308–313, 1965.
- G. Notton. Importance of islands in renewable energy production and storage : The situation of the french islands. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47 :260–269, 2015.
- Observatoire&Statistiques. Les émissions de co2 dues à la combustion d'énergie dans le monde en 2012. Technical report, Ministère de l'Ecologie, du Développement durable et de l'Energie, 2015.
- Observ'ER. La production d'origine renouvelable dans le monde. Technical report, Observ'ER, 2013.
- M. O'Connor, T. Lewis, and G. Dalton. Techno-economic performance of the Pelamis P1 and Wavestar at different ratings and various locations in Europe. *Renewable Energy*, 50 :Elsevier, 2013.
- OER. Bilan énergétique 2014 – ile de la réunion. Technical report, Observatoire de l'Energie Réunion, 2015.
- S. Park, H. Zhao, G. Ai, C. Wang, X. Song, N. Yuca, V. Battaglia, W. Yang, and G. Liu. Side chain conducting and phase separated polymeric binders for high performance silicon anodes in lithium ion batteries. *Journal of the American Chemical Society*, 137 : 2656–2571, 2015.
- I. Pawel. The cost of storage - how to calculate the levelized cost of stored energy (lcoe) and applications to renewable energy generation. *Energy Procedia*, 46 :68 – 77, 2014. ISSN 1876-6102. 8th International Renewable Energy Storage Conference and Exhibition (IRES 2013).
- J. Percebois and C. Mandil. Rapport energies 2050. Technical report, Ministère de l'Economie, des Finances et de l'Industrie, 2012.
- J. Pestourie. Les enr intermittentes. cas des réseaux insulaires. Technical report, EDF R&D, 2012.
- H. Poincaré. *La Science et l'Hypothèse*. 1917.
- S. S. Rao. *Engineering Optimization - Theory and Practice*. New Age International, 1996.
- Région Réunion and Etat/Préfét. Programmation Pluriannuelle de l'énergie Réunion 2016-2018/2019-2023. Technical report, 2015.

- G. Ren, G. Ma, and N. Cong. Review of electrical energy storage system for vehicular applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41 :225–236, 2015.
- REN21. Global status report. Technical report, Renewable Energy Policy Network for the 21st century, 2013.
- Y. Riffonneau. *Gestion des flux énergétiques dans un système photovoltaïque avec stockage connecté au réseau - Application á l'habitat*. PhD thesis, Université Joseph Fourier, 2009.
- J. Rifkin. *La troisième révolution industrielle. Comment le pouvoir latéral va transformer l'énergie, l'économie et le monde*. 2012.
- G. Robin, M. Ruellan, B. Multon, H. B. Ahmed, and P. Glorennec. Solutions de stockage de l'énergie pour les systèmes de production intermittente d'électricité renouvelable. Technical report, Laboratoire ENS-SATIE, 2005.
- Y. Ru, J. Kleissl, and S. Martinez. Exact sizing of battery capacity for photovoltaic systems. *European Journal of Control*, 20 :24–37, September 2013. doi : 10.1016/j.ejcon.2013.08.002.
- RUPplus, Interreg, and Feder. étude de modélisation pour l'exploitation des ressources marines pour la production d'Électricité dans les régions ultrapériphériques. Technical report, 2007.
- C. J. Rydh and B. A. Sandén. Energy analysis of batteries in photovoltaic systems. part i : Performance and energy requirements. *Energy Conversion and Management*, 46 (11–12) :1957 – 1979, 2005. ISSN 0196-8904.
- A. Sadegheih. Optimal design methodologies under the carbon emission trading program using MIP, GA, SA, and TS. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(1) :504 – 513, 2011. ISSN 1364-0321.
- A. Saltelli. *Sensitivity analysis*. Wiley Serv Probab. Stat., 2000.
- A. Saltelli. Sensitivity analysis practices : Strategies for model-based inference. *Reliability Engineering and System Safety*, 91 :1109–1125, 2006.
- A. Saltelli, S. Tarantola, and K.-S. Chan. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics*, 41(1) :39–56, 1999.
- E. SEI. Insertion de production éolienne et photovoltaïque dans les réseaux publics des zones non interconnectées. Technical report, Electricité de France – Systèmes énergétiques insulaires, 2013.
- K. Seyboth, P. E. and Patrick Matschoss, G. Hansen, S. Kadner, S. Schlömer, T. Zwickel, and C. von Stechow. Renewable energy sources and climate change mitigation (srren). Technical report, Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2012.
- S. Shaahid and M. Elhadidy. Technical and economic assessment of grid-independent hybrid photovoltaic-diesel-battery power systems for commercial loads in desert environments. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 11(8) :1794 – 1810, 2007. ISSN 1364-0321.

- V. Shah and J. Booream-Phelps. Crossing the chasm - solar grid parity in a low oil price era. Technical report, Deutsche bank, 2015.
- W. Short, D. J. Packey, and T. Holt. A Manual for the Economic Evaluation of Energy Efficiency and Renewable Energy Technologies. Technical Report NREL/TP-462-5173, National Renewable Energy Laboratory, March 1995.
- S. Sinha and S. Chandel. Review of recent trends in optimization techniques for solar photovoltaic-wind based hybrid energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 50 :755–769, 2015. ISSN 1364-0321.
- I. M. Sobol. Sensitivity analysis for nonlinear mathematical models. *Mathematical Modeling and Computational Experiment*, 1(4) :40–414, 1993.
- S. Tarantola, D. Gatellia, and T. Mara. Random balance designs for the estimation of first order global sensitivity indices. *Reliability Engineering and System Safety*, 91 : 717–727, 2006.
- M. Taylor, K. Daniel, A. Ilas, and E. Y. So. Renewable power generation costs in 2014. Technical report, International Renewable Energy Agency (IRENA), 2015.
- G. Tina, S. Gagliano, and S. Raiti. Hybrid solar-wind power system probabilistic modelling for long-term performance assessment. *Solar Energy*, 80(5) :578 – 588, 2006. ISSN 0038-092X.
- O. Tremblay and L.-A. Dessaint. Experimental validation of a battery dynamic model for ev applications. *World Electric Vehicle Journal*, 3, 2009.
- O. Tremblay, L.-A. Dessaint, and A.-I. Dekkiche. A generic battery model for the dynamic simulation of hybrid electric vehicles. *IEEE*, VPPC2007 :284–289, 2007.
- T. B. Tsuchida. *Renewable Energy Integration, Chapter 24 - Renewables Integration on Islands*. Elsevier, 2014.
- C. Unterrieder, C. Zhang, M. Lunglmayr, R. Priewasser, S. Marsili, and M. Huemer. Battery state-of-charge estimation using approximate least squares. *Journal of Power Sources*, 278 :274–286, 2015.
- S. Upadhyay and M. Sharma. A review on configurations, control and sizing methodologies of hybrid energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 38 :47 – 63, 2014. ISSN 1364-0321.
- US Department of Energy (DOE). International Storage Database, 2015. URL <http://www.energystorageexchange.org>.
- J. Widén, N. Carpman, V. Castellucci, D. Lingfors, J. Olauson, F. Remouit, M. Bergkvist, M. Grabbe, and R. Waters. Variability assessment and forecasting of renewables : A review for solar, wind, wave and tidal resources. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 44 :356–375, 2015. ISSN 1364-0321. doi : 10.1016/j.rser.2014.12.019.
- S. J. Wright. *Primal-Dual Interior-Point Methods*. SIAM, 1997.

- H. Yang, L. Lu, and J. Burnett. Weather data and probability analysis of hybrid photovoltaic-wind power generation systems in hong kong. *Renewable Energy*, 2003.
- H. Yang, W. Zhou, L. Lu, and Z. Fang. Optimal sizing method for stand-alone hybrid solar-wind system with lpsp technology by using genetic algorithm. *Solar Energy*, 82 : 354–367, 2008.
- H. Yang, Z. Wei, and L. Chengzhi. Optimal design and techno-economic analysis of a hybrid solar-wind power generation system. *Applied Energy*, 86(2) :163 – 169, 2009. ISSN 0306-2619. {IGEC} {III} Special Issue of the Third International Green Energy Conference (IGEC-III), 2007, Sweden.
- X.-S. Yang. *Engineering Optimization - An introduction with Metaheuristics Applications*. John Wiley & Sons, 2010.
- B. Zakeri and S. Syri. Electrical energy storage systems : A comparative life cycle cost analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 42 :569 – 596, 2015. ISSN 1364-0321.
- X. Zhang, S. H. Chan, H. K. Ho, S.-C. Tan, M. Li, G. Li, J. Li, and Z. Feng. Towards a smart energy network : The roles of fuel/electrolysis cells and technological perspectives. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2015. ISSN 0360-3199.
- P. Zhao, J. Wang, and Y. Dai. Capacity allocation of a hybrid energy storage system for power system peak shaving at high wind power penetration level. *Renewable Energy*, 75 :541 – 549, 2015. ISSN 0960-1481.
- W. Zhou, H. Yang, and Z. Fang. A novel model for photovoltaic array performance prediction. *Applied Energy*, 84(12) :1187 – 1198, 2007. ISSN 0306-2619.
- W. Zhou, C. Lou, Z. Li, L. Lu, and H. Yang. Current status of research on optimum sizing of stand-alone hybrid solar-wind power generation systems. *Applied Energy*, 87 (2) :380 – 389, 2010. ISSN 0306-2619.

