



HAL
open science

Modélisation systémique pour l'optimisation multi-objectifs de systèmes énergétiques – Application aux micro-réseaux électriques isolés.

Nathanael Dougier

► **To cite this version:**

Nathanael Dougier. Modélisation systémique pour l'optimisation multi-objectifs de systèmes énergétiques – Application aux micro-réseaux électriques isolés.. Génie des procédés. HESAM Université, 2022. Français. NNT : 2022HESAE002 . tel-03635891

HAL Id: tel-03635891

<https://pastel.hal.science/tel-03635891v1>

Submitted on 8 Apr 2022

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.

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES DES MÉTIERS DE L'INGÉNIEUR
Laboratoire LISPEN – Campus d'Aix-en-Provence

THÈSE

présentée par : **Nathanael DOUGIER**

soutenue le : **05 janvier 2022**

pour obtenir le grade de : **Docteur d'HESAM Université**

préparée à : **École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers**

Spécialité : **Génie énergétique**

Modélisation systémique pour l'optimisation multi-objectifs de systèmes énergétiques – Application aux micro-réseaux électriques isolés

THÈSE dirigée par :
M. Lionel ROUCOULES

et co-encadrée par :
M. Pierre GARAMBOIS
M. Julien GOMAND

Jury

M. Edi ASSOUMOU, Maître de Recherche, CMA, Mines ParisTech
Mme. Delphine RIU, Professeure des Universités, G2ELab, Grenoble INP
M. Fabrice LOCMENT, Professeur des Universités, AVENUES, UTC Compiègne
M. Lionel ROUCOULES, Professeur des Universités, LISPEN, Arts et Métiers ParisTech
M. Pierre GARAMBOIS, Maître de Conférences, LISPEN, Arts et Métiers ParisTech
M. Julien GOMAND, Maître de Conférences, LISPEN, Arts et Métiers ParisTech

Président
Rapporteuse
Rapporteur
Examinateur
Examinateur
Examinateur

Science sans conscience n'est que ruine de l'âme.

François Rabelais, *Pantagruel*

Remerciements

Après ces trois années de thèse, il y a de nombreuses personnes que je souhaite remercier. J'espère n'en oublier aucune.

Tout d'abord je voudrais remercier les membres de mon jury de thèse - Edi Assoumou, Fabrice Locment et Delphine Riu - qui ont accepté d'évaluer mes travaux et avec qui j'ai pu avoir des échanges intéressants durant et après ma soutenance. Cela m'a ouvert de nouvelles perspectives de recherche.

Je remercie bien évidemment mes encadrants de thèse, Lionel, Pierre et Julien, pour le temps passé ensemble à essayer de cadrer ce nouveau sujet, se perdre sur certaines pistes et finalement produire ce beau travail. J'ai énormément appris avec vous. Pierre, merci pour toutes nos discussions passionnées, à l'école ou autour d'une bière. Julien, je n'oublierai pas ta gentillesse...et ta gourmandise. Tes encouragements, en particulier lors de la phase d'écriture du manuscrit, m'ont vraiment aidé à avancer. Lionel, ton expérience et ta prise de recul m'ont permis d'aborder cette thèse avec une bonne méthodologie scientifique, de mieux me positionner et valider proprement mon travail. J'espère que tu continueras d'animer le réseau S-mart comme tu l'as fait au LISPEN.

Ces trois années ont aussi été l'occasion de passer de nombreuses heures avec mes chers co-doctorants dans notre bocal, où on se sent parfois au zoo lorsque Jean-Philippe fait le tour du laboratoire avec ses étudiants de Master. Merci en particulier à Lise et Kenza. Nous avons fait tout ce chemin ensemble et même si nos sujets sont très différents, votre aide et votre gentillesse m'ont permis de passer des années bien plus agréables et amusantes. J'espère que vous vous épanouirez dans votre nouvelle vie de docteur. Jérémy et Omid, nous avons passé un peu moins de temps ensemble (à cause de l'océan Atlantique d'un côté et des escaliers menant à l'atelier de l'autre) mais j'ai vraiment apprécié nos échanges, surtout à propos de notre passion culinaire commune. Docteur Madeira, ce fût bref, mais je te souhaite de profiter au maximum de ton nouveau boulot, de cette belle région ensoleillée et surtout de ton petit bout. Je n'oublie pas les anciens, Anthony, Ali, Benjamin, Manon et Widad qui m'ont bien accueilli dans ce bureau des doctorants et dont le retour d'expérience a été fort utile. Et puis il y a la relève, Thomas, Tingcheng, Rabab, Marho, Rima, Chao et Lucas. Bon courage pour les années de thèse qu'il vous reste et je ne doute pas que vous arriverez à profiter et à finir brillamment. Finalement je tiens à remercier les voisins du MSMP, Mohamed, Hugo, Lisa, Hassan, Yanxue, Louise et Flavien pour les bons moments passés ensemble.

Je tiens également à remercier tous les membres du LISPEN et des Arts et Métiers qui m'ont si bien accueilli et avec qui j'ai passé de bonnes années. Je pense bien sûr aux ingénieurs (Alexandre, Olivier, Quentin, Thibaud, Laurent, Camille, François et Hervé),

à tous les enseignants-chercheurs (Jean-Philippe, Arnaud, Esma, Camille, Florian, Mathias, Lionel, Georges, François, Lorène, Marie, Nicolas, Régis, Dorian et Hossein) et aux membres de la scolarité, du service patrimoine, de la bibliothèque etc. (Nicolas, Fabienne, Richard, Cyril, Christine, Lamia, Monique, Lysiane, les deux Rémy, Williams, Philippe, France, Emilie, Cécile, Santino...et j'en oublie sûrement). J'aurais des anecdotes à raconter pour chacun et chacune de vous mais cela remplirait un second manuscrit de thèse. Je ne les oublie toutefois pas.

Merci à mes amis, que j'ai un peu moins vu pendant trois ans et qui m'ont bien soutenu à distance. Vous êtes trop nombreux mais j'aurais l'occasion de vous le redire de vive voix de toute façon. Merci aux nouveaux amis aixois du 3C, de chez *Aquae Maltae*, d'Aix en Transition ou d'ailleurs (Vincent, Martine, Gilda, Odile, Brice, Louise, Georges, Flavien, Yannick, Gilles C. et Gilles M., Raphaëlle, Sandra, Damien, Evelyne, Hamza, Raphaël...) pour m'avoir fait aimer les moments à Aix.

Pour terminer, merci à ceux sans qui je ne serais pas arrivé jusqu'ici. Tout d'abord ma mère, qui m'a transmis ses valeurs, sa curiosité et m'a toujours soutenu. Merci d'avoir été présente dans les moments joyeux et ceux plus compliqués, de m'avoir toujours poussé à suivre mes rêves et à croire en moi. Merci également à mon père dont le dynamisme m'a inspiré plus que le talent en mathématiques. Avoir deux parents éditeurs qui m'ont donné le goût de la littérature m'aura permis de rédiger ce beau document dont je suis fier. Pour finir, merci à ma chère et tendre, celle qui partage ma vie, mes joies et mes soucis, merci Jessie. Ces trois années n'ont pas été toujours faciles mais je sais que tu fais partie des personnes qui ont le mieux compris ce que je vivais et qui m'ont aidé et soutenu. Ta confiance m'a énormément apporté. J'espère que la suite sera tout aussi belle, voire plus, et un peu moins stressante.

Table des matières

Introduction générale	1
1 État de l'art	11
1.1 Classification des modèles de systèmes énergétiques	12
1.2 Modélisation	14
1.2.1 Objectifs de modélisation des microgrids	15
1.2.2 Approche de modélisation : top-down vs. bottom-up	18
1.2.3 Horizon temporel	18
1.2.4 Résolution spatio-temporelle	19
1.2.5 Stratégies de pilotage	20
1.2.6 Les technologies modélisées	22
1.2.7 Les enjeux de la modélisation des systèmes énergétiques	22
1.3 Évaluation des performances	24
1.3.1 Les indicateurs économiques	24
1.3.2 Les indicateurs techniques	27
1.3.3 Les indicateurs environnementaux	28
1.3.4 Les indicateurs sociaux	29
1.4 Optimisation	29
1.4.1 Approches d'optimisation pour les systèmes énergétiques	29
1.4.2 Notion de Pareto-optimalité	34
1.5 Discussion	35
1.5.1 Choix d'une approche de modélisation	35
1.5.2 Choix d'un algorithme d'optimisation et lien avec la modélisation	38
1.5.3 Choix des indicateurs de performances	39
1.5.4 Résumé de l'approche choisie	40
2 Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs	43
2.1 Exigences à vérifier	45
2.2 Validation théorique des exigences	46
2.3 Cas d'étude illustratif	48
2.4 Modélisation énergétique du microgrid	49
2.4.1 Modèle d'une éolienne	49
2.4.2 Modèle d'un panneau photovoltaïque	52
2.4.3 Modèles des barrages-lacs et barrages au fil de l'eau	52
2.4.4 Modèle des centrales pilotables	52
2.4.5 Modèle des stockeurs	53

2.4.6	Modèle de pertes	54
2.5	Intégration des paramètres de pilotage	55
2.5.1	Ordre de priorité	56
2.5.2	Stratégie de pilotage	57
2.6	Intégration dans une simulation séquentielle	58
2.6.1	Période opérationnelle simulée	59
2.6.2	Principe de la simulation séquentielle	59
2.6.3	Évaluation des puissances disponibles	62
2.6.4	Situation suivant l'équilibre des puissances	63
2.6.5	Calcul de la production effective	65
2.6.6	Répartition des puissances	66
2.7	Évaluation des performances	67
2.7.1	Indicateurs économiques	67
2.7.2	Indicateurs techniques	69
2.7.3	Indicateurs environnementaux	72
2.8	Représentativité long-terme des performances	74
2.8.1	Répétition de la simulation et convergence du niveau des stockeurs	74
2.8.2	Choix du SoE initial	75
2.8.3	Critère de convergence restreint	78
2.9	Algorithme d'optimisation	79
2.9.1	Fonctionnement de l'algorithme NSGA-II	80
2.9.2	Définition des paramètres d'optimisation	83
2.9.3	Réduction du front de Pareto	85
2.10	Bilan de la proposition	86
3	Résultats de simulation	89
3.1	Rappel des exigences	90
3.2	Données du cas d'étude pour la simulation	90
3.2.1	Entrées du problème de conception	90
3.2.2	Paramètres des modèles	93
3.3	Résultats de simulation d'un microgrid	95
3.3.1	Analyse d'une simulation	95
3.3.2	Fiabilité de l'évaluation des performances sur une période long-terme	98
3.4	Validation de la simulation	100
3.4.1	Objectif de la validation	100
3.4.2	Description du logiciel HOMER	100
3.4.3	Présentation du cas d'étude	101
3.4.4	Validation des résultats de simulation	103
3.5	Bilan de l'analyse des résultats de simulation	105
4	Résultats d'optimisation	107
4.1	Rappel des exigences à vérifier	109
4.2	Paramètres de conception du cas d'étude pour l'optimisation	109
4.3	Validation des paramètres de l'optimisation	110
4.3.1	Solutions Pareto-optimales vs. population aléatoire	111

4.3.2	Étude sur une population réduite : convergence des solutions de l'optimisation vers un front Pareto-optimal théorique	112
4.3.3	Répétabilité de l'optimisation	114
4.4	Critères d'évaluation d'un front de Pareto	114
4.4.1	Difficulté de l'évaluation	114
4.4.2	Distance par rapport à des points de référence	115
4.4.3	Espacement au sein d'un front	116
4.4.4	Comparaison de deux fronts	117
4.4.5	Diversité des paramètres	117
4.5	Résultats d'optimisation	117
4.5.1	Analyse d'un front de Pareto	117
4.5.2	Avantage de la modularité et du multi-objectifs : sélection a posteriori avec un critère discriminant	124
4.5.3	Analyse d'une optimisation tri-objectifs	128
4.6	Influence du pilotage	133
4.6.1	Influence des paramètres de pilotage sur les résultats de simulation	133
4.6.2	Influence du pilotage sur les résultats d'optimisation	136
4.7	Évaluation des performances sur une année	139
4.8	Comparaison à des optimisations mono-objectif	141
4.9	Comparaison à des optimisations multi-objectifs pondérées	143
4.9.1	Comparaison des performances	143
4.9.2	Comparaison des paramètres de conception	145
4.9.3	Comparaison des temps de calcul	146
4.10	Validation par rapport à des optimisations multi-objectifs non pondérées .	147
4.10.1	Description de l'outil iHOGA/MHOGA	147
4.10.2	Description du cas d'étude	150
4.10.3	Validation de l'approche d'optimisation	152
4.11	Temps de calcul	156
4.12	Bilan de l'analyse des résultats d'optimisation	156
	Conclusion et perspectives	159
	Publications liées au travail de thèse	167
	Bibliographie	169
	Annexes	191
	A Paramètres économiques et environnementaux des indicateurs de performances	193
	B Simulation séquentielle - lien entre production et la situation	197
	C Résultats des optimisations	203
	D Estimation de l'impact carbone de ce travail de thèse	211

Table des figures

1	Évolution de l’approvisionnement énergétique par source entre 1971 et 2018 [3]	2
2	Schéma de la structure du réseau électrique français	3
3	Diagramme de Ragone représentant la densité d’énergie en fonction de la densité de puissance pour plusieurs systèmes de stockage d’énergie [9] . . .	5
4	Schéma d’un microgrid regroupant producteurs, stockeurs et consommateurs [22]	6
5	Convergence de l’espace de conception au fil du processus (issu de [24]) . .	7
1.1	Critères de classification utilisés dans ce travail	15
1.2	Approches de dimensionnement et de pilotage en fonction des échelles temporelles considérées	17
1.3	Différentes résolutions temporelles (issu de [33])	20
1.4	Méthodes SO et MO pour résoudre un problème d’optimisation multi-objectif	31
1.5	Nombre de publications sur l’optimisation MO du dimensionnement des Ressources Énergétiques Distribuées par type de méthode utilisée et par année [207]	32
1.6	Illustration de la notion de Pareto-optimalité	34
1.7	Choix d’un algorithme d’optimisation adapté à notre situation	39
2.1	Cas d’étude fil rouge considérant un microgrid composé de six technologies dont deux énergies renouvelables, deux centrales pilotables et deux stockeurs	48
2.2	Extrapolation verticale de la vitesse du vent suivant le type de terrain, tiré de [222]	50
2.3	Courbe de puissance théorique d’une éolienne en fonction de la vitesse du vent	51
2.4	Courbe de puissance de la turbine Vestas V90/2MW en fonction de la vitesse du vent	51
2.5	Schéma logique du fonctionnement de la simulation séquentielle	60
2.6	Représentation d’un ordre de priorité possible et d’une phase de la simulation séquentielle (allocation de la puissance du producteur étudié par la boucle ”technologie” pour le stockeur étudié par la boucle ”destination”) pour le cas d’étude fil rouge	61
2.7	Évolution du SoE au fil du temps et contraintes d’évolution en fonction de bornes minimale et maximale	62
2.8	Situations en fonction de l’équilibre des puissances	65
2.9	Répartitions des puissances entre la production totale, la production pour la consommation, pour la charge et les pertes	66

2.10	Lien entre les puissances échangées (produite, consommée, stockée, perdue et inexploitée) calculées à la fin de la simulation séquentielle et les indicateurs de performances	67
2.11	Arbre de décision afin de resimuler l'opération du microgrid ou d'attribuer une valeur à l'autonomie énergétique	75
2.12	Nombre de microgrids atteignant différents niveaux d'autonomie, suivant l'état d'énergie initial (SoEi)	76
2.13	Suivant l'état d'énergie initial (SoEi), nombre de microgrids dont l'autonomie varie de plus de 1% par rapport à l'autonomie calculée avec un SoEi de : (a) 10% ; (b) 50% et (c) 95%	77
2.14	Nombre simulations nécessaires pour simuler l'opération de 10000 microgrids avec un critère de convergence à 1% du SoE ou avec un critère d'arrêt à 2 simulations	78
2.15	Suivant l'état d'énergie initial (SoEi), moyenne des écarts entre l'autonomie calculée avec un critère de convergence et avec un critère d'arrêt (en % de la demande) ; uniquement dans les cas où l'autonomie est surestimée par le critère d'arrêt	79
2.16	Étapes de fonctionnement de l'algorithme génétique NSGA-II. Les boîtes bleues représentent l'évaluation des microgrids (dont la modélisation, la simulation et le calcul des performances décrits plus haut) et les boîtes jaunes les étapes d'optimisation	82
2.17	Processus de croisement et de mutation illustrés sur deux exemples d'individus caractérisés par cinq paramètres de conception	83
2.18	Superposition sur un unique graphe des fronts de Pareto finaux en fonction de la taille de population, avec des objectifs économique (LCOE) et technique (autonomie énergétique)	84
2.19	Distance normalisée calculée entre les fronts de Pareto toutes les 10 générations, avec une taille de population de 1000 individus)	85
2.20	Interactions entre les différents blocs de modélisation, simulation, évaluation des performances et optimisations développés	87
3.1	Évolution de la consommation d'un foyer sur douze jours types, moyenne des jours de semaine de chaque mois de l'année 2015	91
3.2	Évolution de la vitesse du vent sur douze jours types, moyenne des jours de semaine de chaque mois de l'année 2015	92
3.3	Évolution de l'irradiation solaire sur douze jours types, moyenne des jours de semaine de chaque mois de l'année 2015	93
3.4	Résultats de simulation d'un microgrid (sans stockeurs) sur 12 jours types	96
3.5	Résultats de simulation d'un microgrid sur 12 jours types ; (a) Évolution des puissances échangées au cours du temps ; (b) Évolution des état d'énergie des stockeurs au cours du temps	97
3.6	Graphe radar illustrant la comparaison des indicateurs des deux microgrids simulés	98
3.7	Fonction de densité de probabilité des écarts entre les autonomies énergétiques évaluées sur 1 an (bleu) ou 25 ans (rouge pointillé) et sur 12 jours .	99

3.8	Fonction de densité de probabilité des écarts entre les LCOE évalués sur 1 an (bleu) ou 25 ans (rouge pointillé) et sur 12 jours	100
3.9	Interface utilisateur du logiciel HOMER	101
4.1	Front de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu) et performances de 100 000 microgrids générés aléatoirement	111
4.2	Performances des 100 000 microgrids générés aléatoirement pour lesquels l'autonomie énergétique est supérieure à 100% (en rouge) et front de Pareto des optimisations avec en objectifs (a) le LCOE et les émissions de GES ; (b) l'autonomie énergétique et les émissions de GES (en bleu).	112
4.3	Performances de l'ensemble des microgrids de l'espace de conception (en rouge) et front de Pareto de l'optimisation avec en objectifs le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu)	113
4.4	Front de Pareto des solutions issues des plusieurs optimisations avec le LCOE et l'autonomie énergétique	114
4.5	Illustration des performances d'un front de Pareto en termes de convergence et de diversité des solutions ; (a) convergence ; (b) diversité ; (c) convergence et diversité	115
4.6	Distance entre sept points de références et un front de Pareto	116
4.7	Front de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique	118
4.8	Front de Pareto réduit après sélection de l'optimisation avec le LCOE et l'autonomie énergétique en objectifs	120
4.9	Paramètres de conception des solutions sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité	123
4.10	Front de Pareto de l'optimisation avec le LCOE et les émissions de GES en objectifs	125
4.11	Paramètres de conception des solutions sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité	127
4.12	Surface de Pareto issue de l'optimisation tri-objectifs avec le LCOE, l'autonomie énergétique et les ressources consommées en objectifs (en bleue). Les points Pareto-optimaux des projections de cette surface sur chaque plan sont représentés en vert, noir et rouge.	129
4.13	Comparaison des valeurs de LCOE et d'autonomie énergétique entre le front de Pareto de l'optimisation bi-objectifs et la projection de la surface de Pareto tri-objectifs	130

4.14	Paramètres de conception des solutions sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité	131
4.15	Paramètres de conception des solutions projetées et sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE, l'autonomie énergétique et la consommation de ressources, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité	132
4.16	Résultats de simulation d'un microgrid sur 12 jours types ; (a) Évolution des puissances échangées au cours du temps ; (b) Évolution des état d'énergie des stockeurs au cours du temps	134
4.17	Résultats de simulation d'un microgrid sur 12 jours types ; (a) Évolution des puissances échangées au cours du temps ; (b) Évolution des état d'énergie des stockeurs au cours du temps	135
4.18	Comparaison des fronts de Pareto entre des optimisations avec un pilotage variable (bleu) ou fixé (rouge et vert), avec le LCOE et l'autonomie énergétique en objectifs	137
4.19	Paramètres de conception des microgrids solutions de l'optimisation avec un pilotage variable (a, b et c) et avec un ordre de priorité et la stratégie n°1 fixée (d et e)	138
4.20	Front final de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique avec une simulation sur 12 jours types (en bleu) et réévaluation des performances des microgrids de ce front sur 1 an (en vert)	139
4.21	Fonction de densité de probabilité des écarts entre les autonomies énergétiques des microgrids du front de Pareto final évaluées sur 1 an et sur 12 jours	140
4.22	Fonction de densité de probabilité des écarts entre les LCOE des microgrids du front de Pareto final évalués sur 1 an et sur 12 jours	141
4.23	Front final de l'optimisation MO minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu), solution de l'optimisation SO minimisant le LCOE (en rouge) et solution de l'optimisation SO minimisant l'autonomie (en vert) .	142
4.24	Front final de l'optimisation MO LCOE/autonomie énergétique (en bleu) et solutions des optimisations MO pondérées avec diverses pondérations et normes	144
4.25	Paramètres de conception de 9 microgrids issus de diverses optimisations MO pondérées et de 7 microgrids issus de l'optimisation MO minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité	145
4.26	Capture d'écran de l'interface utilisateur de MHOGA	149
4.27	Nombre de cas étudiés et temps de calcul estimé en fonction du choix d'optimisation dans MHOGA	149
4.28	Front de Pareto de l'optimisation minimisant le NPC et la demande non équilibrée dans MHOGA	153

4.29	Front de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique avec les mêmes plages de paramètres et discrétisation que dans MHOGA	155
B.1	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°1 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	198
B.2	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°2 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	198
B.3	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°3 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	199
B.4	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°4 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	199
B.5	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°5 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	200
B.6	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°6 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	200
B.7	Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°7 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)	202

Liste des tableaux

1.2	Comparaison des classifications de modèles énergétiques	14
2.1	Description des ordres de priorités	57
2.2	Description des stratégies de pilotage et applicabilité aux différentes catégories de technologies (Pilot, EnR et Stock)	58
2.3	Durée du processus d’optimisation bi-objectifs en fonction de la taille de population choisie	85
3.1	Paramètres technologiques des différents modèles de production électrique	94
3.2	Distance entre les différentes installations et avec le pôle de consommation (en mètres)	95
3.3	Paramètres technologiques qui ont été modifiés dans HOMER	102
4.1	Plage de valeurs et discrétisation pour chaque paramètre de conception dans le cas d’étude considéré	110
4.2	Valeurs des paramètres de conception des trente-sept microgrids dans le front réduit de l’optimisation LCOE/autonomie énergétique	121
4.3	Valeurs des paramètres de conception des vingt-cinq microgrids dans le front réduit de l’optimisation LCOE/Emissions de GES	126
4.4	Paramètres et performances des différents microgrids simulés	136
4.5	Valeurs des paramètres de conception de 9 microgrids issus de diverses optimisations MO pondérées et de 7 microgrids issus de l’optimisation MO minimisant le LCOE et l’autonomie énergétique	146
4.6	Temps de calcul nécessaire pour les optimisations MO pondérées suivant la pondération adoptée et la référence de LCOE choisie	147
4.7	Paramètres technologiques des composants du microgrid dans MHOGA . .	150
4.8	Paramètres technologiques des composants du microgrid dans MHOGA . .	151
4.9	Paramètres technologiques des microgrids solutions de l’optimisation dans MHOGA	152
4.10	Paramètres technologiques des microgrids solutions de l’optimisation minimisant le LCOE et l’autonomie énergétique avec les mêmes plages de valeurs que MHOGA	154
A.1	Valeurs des paramètres économiques par technologie productrice	193
A.2	Valeurs des paramètres économiques par technologie de stockage [230] . . .	194
A.3	Valeurs des émissions de gaz à effet de serre par technologie de production électrique	195
A.4	Valeurs des émissions de gaz à effet de serre par technologie de stockage [8]	195

B.1	Puissance à laquelle produire selon la situation et la stratégie de pilotage .	197
C.1	Valeurs des paramètres de conception des microgrids dans le front de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique avec un espace de conception réduit	204
C.2	Valeurs des paramètres de conception et performances des microgrids dans le front bi-dimensionnel de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique/consommation de ressources	206
C.3	Valeurs des paramètres de conception des microgrids dans le front de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique (tolérance de 5%)	208
C.4	Valeurs des paramètres de conception des microgrids dans le front de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique avec la stratégie n°1 et l'ordre de priorité n°1 fixés	209
D.1	Estimation des émissions de CO ₂ durant les trois ans de travail de thèse .	212

Liste des sigles et acronymes

CAES	<i>Stockage par air comprimé</i>
CAPEX	<i>Dépenses d'investissement (CAPital EXpenditure)</i>
EnR	<i>Énergies Renouvelables</i>
ENS	<i>Énergie non délivrée (Energy Not Supplied)</i>
GA	<i>Algorithme Génétique</i>
GES	<i>Gaz à Effet de Serre</i>
GIEC	<i>Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat</i>
IRR	<i>Taux de rentabilité interne (Internal Rate of Return)</i>
LCCost	<i>Coûts sur le cycle de vie (Lifecycle Cost)</i>
LCOE	<i>Levelized Cost Of Energy</i>
LFS	<i>Load Following Strategy</i>
MC	<i>Monte Carlo (approche de)</i>
Microgrid	<i>Micro-réseau</i>
MO	<i>Multi-objectifs</i>
NA	<i>Niveau d'Autonomie (énergétique ou temporelle))</i>
NPC	<i>Valeur Actuelle Nette (Net Present Cost)</i>
NSGA-II	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithms</i>
OM	<i>Dépenses d'opération et maintenance</i>
OPEX	<i>Dépenses d'exploitation (OPerational EXpenditure)</i>
PP	<i>Temps de retour sur investissement (Payback Period)</i>
PSO	<i>Optimisation par essais particuliers (Particle Swarm Optimization)</i>
PV	<i>Panneau photovoltaïque</i>
SO	<i>Mono-objectif (Single Objective)</i>
SoE	<i>État d'énergie des stockeurs (State of Energy)</i>
STEP	<i>Station de Transfert d'Énergie par Pompage</i>

Introduction générale

Contexte

L'humanité fait face aujourd'hui à une crise climatique sans précédent doublée d'une raréfaction de certaines ressources naturelles. Ces deux phénomènes bousculent les paradigmes qui ont guidé le développement des systèmes de production énergétique. De nouveaux moyens de production et de stockage d'énergie devront compenser la consommation croissante et remplacer les centrales en fin de vie tout en satisfaisant de nouveaux objectifs environnementaux. Dans cette thèse nous cherchons à donner plus de choix aux territoires pour concevoir des mix électriques répondant à la consommation locale, respectueux de l'environnement et économiquement viables.

La contrainte climatique

Depuis 1972 et la publication du "Rapport Meadows" [1] de nombreuses projections ont souligné les contraintes écologiques liées au développement économique. Nous savons aujourd'hui grâce aux travaux du Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) que les émissions de CO₂ anthropiques sont responsables du changement climatique et qu'il existe un plafond d'émissions au-dessus duquel les conséquences, dramatiques, seront imprévisibles [2].

L'ensemble des activités humaines consomment de l'énergie. Malgré les efforts autour de l'efficacité énergétique, on observe au niveau mondial une corrélation entre croissance économique et consommation d'énergie. Cette consommation n'a jamais cessé d'augmenter pour arriver en 2018 à 10 Gtep (gigatonnes d'équivalent pétrole) [3]. Cela signifie que pour limiter les effets du changement climatique il faut à la fois réduire notre consommation énergétique (une estimation des émissions de gaz à effet de serre de ce travail de thèse a été réalisée dans l'Annexe D) et décarboner la production d'énergie. Le premier axe impose de repenser notre modèle de développement économique. Le second repose sur des choix technologiques. Nous nous focaliserons ici sur ce dernier via la conception de nouveaux systèmes de production électrique prenant en compte les contraintes climatiques et environnementales.

Une dépendance problématique aux énergies fossiles

Depuis deux siècles, les différentes révolutions industrielles ont fait évoluer les sources d'approvisionnement énergétique. Toutefois les nouvelles sources de production n'ont pas

remplacé les anciennes mais elles se sont plutôt superposées pour suivre la croissance de la consommation, comme on peut le constater sur la figure 1. Ainsi les principales sources pour la production restent le charbon, le pétrole et le gaz naturel, à hauteur de 81% de la production énergétique mondiale en 2018. Ces énergies sont dénommées énergies fossiles ainsi car elles résultent de la fossilisation de matière organique dans le sol depuis plusieurs millions d'années. Cette dépendance est problématique à trois égards. Tout d'abord, la combustion des énergies fossiles émet du CO_2 , gaz à effet de serre responsable du changement climatique. Ensuite, les réserves de ressources fossiles sont finies et leur renouvellement se fait à une échelle bien supérieure à celle d'une vie humaine. Elles sont donc vouées à s'épuiser faisant craindre une pénurie à moyen terme. Finalement, les réserves sont inégalement réparties sur la planète. L'approvisionnement est assuré par un faible nombre de pays ce qui crée des tensions géopolitiques. Ainsi, une diversification des sources de production permettrait de gagner en autonomie territoriale, d'anticiper la décroissance de l'extraction d'énergies fossiles et de limiter le changement climatique.

World total energy supply by source, 1971-2018

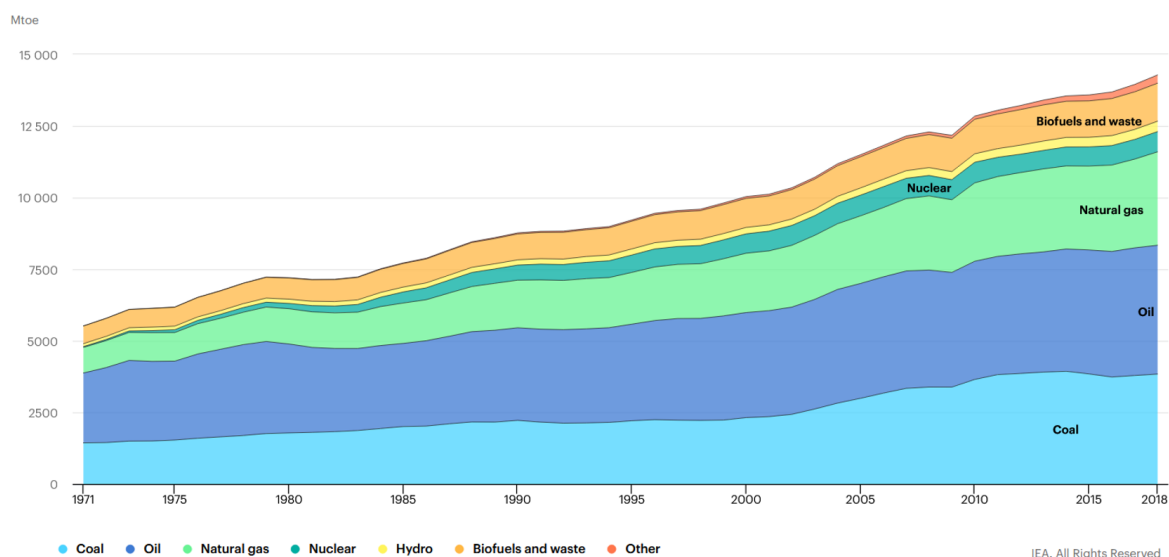


FIG. 1 – Évolution de l'approvisionnement énergétique par source entre 1971 et 2018 [3]

Le rôle de l'électricité

Dans un certain nombre de secteurs, il est possible de remplacer les énergies fossiles en tant que vecteur énergétique par l'électricité. Par exemple les véhicules thermiques sont progressivement remplacés par des voitures électriques, l'hydrogène est produit par électrolyse de l'eau plutôt que par vaporeformage du méthane et les chaudières à fuel sont remplacées par des radiateurs électriques pour chauffer les habitations. La part de l'électricité dans la consommation énergétique mondiale a augmenté continuellement jusqu'à en représenter aujourd'hui 20% [3]. L'intérêt du vecteur électrique est que, malgré sa forte dépendance aux énergies fossiles aujourd'hui (64% de la production électrique mondiale [3]), il est possible de produire de l'électricité en émettant moins de gaz à effet de serre. Il

Il y a donc un fort enjeu climatique à encourager la substitution de l'utilisation d'énergies fossiles par celle de l'électricité et à décarboner sa production via une hybridation des sources. Ce travail de thèse s'intéressera uniquement au vecteur électrique.

Décentralisation du réseau électrique

Le réseau électrique français, comme dans la plupart des pays, s'est construit de manière centralisée. Il est divisé en deux parties. Le réseau de transport est composé en majorité de centrales de production de plusieurs centaines de mégawatts – nucléaires, thermiques ou hydrauliques principalement – interconnectées. Quelques gros consommateurs y sont reliés directement (la SNCF par exemple). Le réseau de distribution présente, lui, une structure arborescente et permet de connecter les consommateurs au réseau de transport [4, 5]. Cette structure est illustrée sur la figure 2. L'électricité circule de manière unidirectionnelle depuis les centrales de production sur le réseau de transport vers le réseau de distribution et les consommateurs. Ainsi, le développement des centrales de production s'est jusqu'à présent organisé suivant une logique nationale, voire européenne grâce aux interconnexions entre pays. Les territoires – régions, villes – n'ont donc pas la main sur la production électrique.

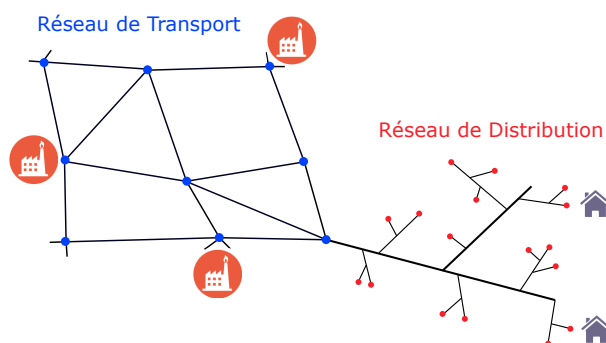


FIG. 2 – Schéma de la structure du réseau électrique français

Les technologies permettant de décarboner la production d'électricité et de réduire la dépendance à quelques ressources fossiles sont de bien plus petite taille (quelques mégawatts) que les centrales actuellement installées. On les appelle parfois génératrices d'énergie distribuées (ou décentralisées) car elles sont connectées au réseau de distribution et non de transport. La décentralisation de la production engendre des enjeux de gestion du réseau. Par exemple elle induit des flux bidirectionnels auxquels les équipements de protection actuels ne sont pas adaptés. De plus, la production sur le réseau de distribution peut engendrer des variations du plan de tension des lignes électriques et les équipements ne sont à l'heure actuelle pas dimensionnés pour assurer la protection du réseau dans ces conditions. Au-delà de la modernisation des équipements, cette décentralisation est le sujet de nombreuses études sur le pilotage de la production [6, 7]. Par ailleurs, le fait de rapprocher la production des consommateurs permet aux territoires de maîtriser l'installation des sources de production, en plus de réduire les pertes de transport.

Développement des énergies renouvelables

Les technologies permettant de réduire l'intensité carbone de la production électrique utilisent pour la plupart des ressources renouvelables. Elles sont nombreuses mais on peut citer par exemple l'éolien, le photovoltaïque, la biomasse, l'hydraulique ou encore les énergies marines. Les deux technologies les plus matures et répandues sont l'éolien et le solaire photovoltaïque. Durant leur phase de fonctionnement, ces installations présentent très peu d'impact sur l'environnement et sont donc des outils pertinents pour réduire les impacts de la production électrique. Même en considérant les impacts sur tout le cycle de vie, ceux-ci sont faibles en ce qui concerne les émissions de gaz à effet de serre [2].

Toutefois, ces deux technologies, tout comme une partie des énergies renouvelables, présentent un inconvénient majeur qui a jusqu'ici freiné leur développement. Les ressources renouvelables sur lesquelles elles s'appuient (vitesse du vent et irradiation solaire) sont intermittentes, ce qui signifie que la production dépend des aléas météorologiques. L'incertitude que cela génère sur le réseau impose de disposer de moyens de production pilotables et activables suffisamment rapidement pour compenser les variations soudaines. Aujourd'hui, ce complément est principalement assuré par les centrales thermiques (charbon, gaz) ou les barrages hydrauliques. Les bénéfices environnementaux des énergies renouvelables risquent alors d'être amoindris par l'impact des centrales thermiques.

Utilité du stockage

Une autre option qui se développe pour pallier l'intermittence des énergies renouvelables consiste à compenser les variations de production grâce à des dispositifs de stockage : batteries électrochimiques, super-condensateurs, volants d'inertie, stations de transfert d'énergie par pompage (STEP) ou stockage par air comprimé (CAES) par exemple. On peut différencier les types de stockeurs suivant leur capacité énergétique, leur puissance maximale ou leur réactivité. La figure 3 représente ainsi plusieurs types de stockeurs selon leur densité énergétique et leur densité de puissance. Ils répondent à différents usages allant du lissage de la courbe de charge au maintien de la stabilité du réseau. L'impact écologique de ces dispositifs n'est pas neutre, notamment lors de leur phase de fabrication [8]. Dans tous les cas, cela suppose de sur-dimensionner les moyens de production afin de pallier l'incertitude générée, c'est-à-dire de produire plus que la consommation à certains moments et de stocker le surplus.

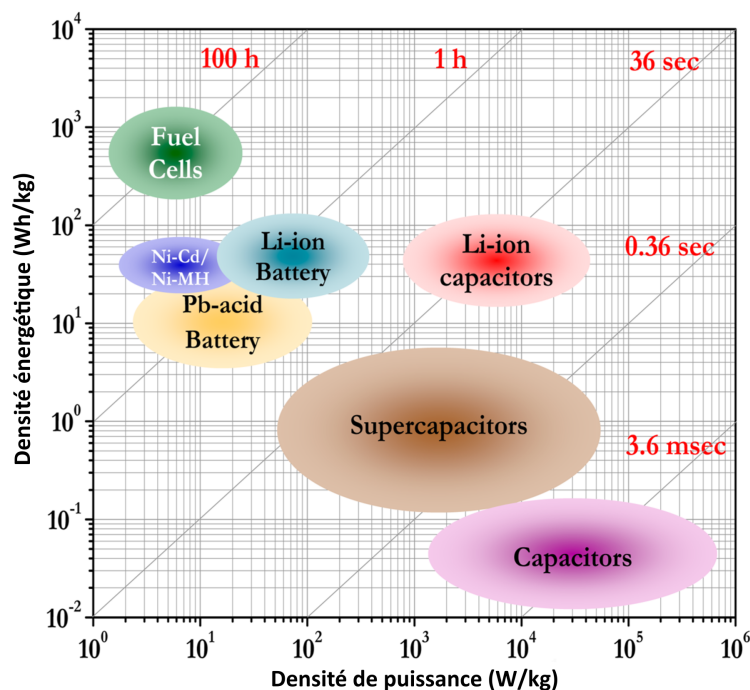


FIG. 3 – Diagramme de Ragone représentant la densité d'énergie en fonction de la densité de puissance pour plusieurs systèmes de stockage d'énergie [9]

Combinaison de technologies dans les Smart Grid et Microgrids

On constate donc que la combinaison des énergies renouvelables et de dispositifs de stockage permet de produire localement de l'électricité, de diversifier les sources et de maîtriser les impacts. De plus en plus d'études s'intéressent aux mix électriques 100% renouvelables afin d'évaluer leur faisabilité technique [10, 11]. Deux principales manières de tirer profit de cette complémentarité existent. La première consiste à instrumenter l'ensemble du réseau de capteurs afin d'en optimiser la gestion. Il s'agit du concept de Smart Grid, ou réseau intelligent. L'instrumentation et le développement d'algorithmes associés permet de mieux prédire les événements extérieurs et d'y répondre plus efficacement.

De l'autre côté, le concept de microgrid, ou micro-réseau, représente un ensemble de technologies de production, stockage et consommation d'électricité avec leurs stratégies de pilotage (voir la figure 4) [12, 13]. Cet ensemble est relié au réseau principal via un ou plusieurs points d'accès et peut fonctionner à la fois connecté au réseau et en mode isolé. Du point de vue du réseau national, le microgrid agit comme une simple entité contrôlable [14]. De nombreuses études ont étudié les microgrids, soit numériquement [15, 16, 17, 18] soit expérimentalement [19, 20, 21]. La complémentarité entre les technologies est la clé du développement des microgrids. On peut noter également les projets de centrales virtuelles visant à piloter des dispositifs de production et de stockage d'électricité comme une unique centrale alors qu'ils sont physiquement éloignés sur le réseau. Seuls les microgrids intègrent la notion d'autonomie territoriale, c'est la raison pour laquelle nous nous intéresserons dans la suite au développement des microgrids.



FIG. 4 – Schéma d'un microgrid regroupant producteurs, stockeurs et consommateurs [22]

Importance de la conception

Il existe deux manières de limiter les effets négatifs de la production électrique, et plus particulièrement des microgrids : s'intéresser au dimensionnement ou au pilotage des installations. Le choix du présent travail est de se focaliser sur le dimensionnement, tout en considérant différentes options de pilotage des installations. En effet, si on fait une analogie avec l'industrie manufacturière, la plupart des futurs impacts sur le cycle de vie sont déterminés lors de la phase de conception [23]. S'intéresser à la phase de conception d'un microgrid permet ainsi de penser et donc de maîtriser les impacts liés à sa construction mais également de limiter ceux liés à son opération et à sa fin de vie.

Dans leurs travaux, Roucoules et Tichkiewitch ont cherché à rationaliser le processus de conception en le reliant aux contraintes physiques [24]. L'objectif est de comprendre l'origine des contraintes limitant l'espace de conception. La figure 5 représente ainsi l'évolution de l'espace de conception au fil du processus. Afin de trouver des solutions originales, on souhaite de même partir d'un espace de conception aussi large que possible et ne le retreindre que pour des raisons suivant une logique définie (des justifications techniques ou limitations technologiques par exemple), et non suivant des habitudes ou des règles métiers. Ainsi, il serait possible de retracer tout le processus de conception et de comprendre l'implication de la modification d'une exigence sur le choix du système conçu.

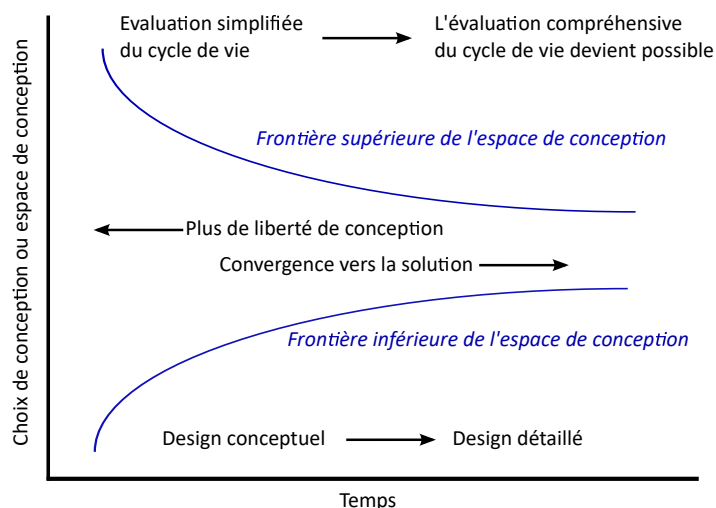


FIG. 5 – Convergence de l'espace de conception au fil du processus (issu de [24])

Besoin de compromis

La conception des microgrids électriques, comme celle de nombreux systèmes complexes, requière de considérer divers impacts et donc de réaliser une analyse multi-critères. L'antagonisme de certains de ces impacts rend nécessaire de trouver des compromis entre les différents indicateurs étudiés car il n'existe aucune solution optimale à tout point de vue. Par exemple, l'amélioration des performances environnementales se fait souvent au détriment de la rentabilité économique. Toutefois, la littérature sur l'optimisation des microgrids révèle que la plupart des études ont utilisé des méthodes mono-objectif ou des agrégations de différents indicateurs afin de trouver une unique solution optimale [25, 26].

Ces méthodes conduisent à ignorer dans l'espace final des solutions toutes les combinaisons de technologies qui ne correspondent pas à l'optimum suivant la fonction étudiée, quand bien même elles représenteraient des compromis intéressants suivant d'autres critères. Chercher des compromis permet ainsi d'étendre l'espace des solutions et donc de donner davantage de choix pour concevoir des microgrids plus performants suivant des indicateurs techniques ou environnementaux par exemple. En effet, les indicateurs économiques dominent les études de conception de microgrids mais contrairement aux deux autres catégories d'indicateurs, ils ne sont pas directement liés à des flux physiques. Ils dépendent davantage de conventions humaines. La prise en compte de l'ensemble des indicateurs de manière indépendante remet ainsi les contraintes physiques au centre des décisions.

Problématique de recherche

Le contexte précédent a montré que la conception de nouveaux systèmes électriques, et plus particulièrement sous la forme de microgrids, était un enjeu afin de limiter le réchauffement climatique, d'anticiper une raréfaction des ressources fossiles et d'accroître l'autonomie locale des territoires et la maîtrise de leur production. Cette thèse souhaite contribuer à la mise en avant de systèmes énergétiques répondant aux problématiques

économiques, techniques et environnementales. La question de recherche qui ressort de cette analyse du contexte énergétique est : **”Peut-on trouver des combinaisons de technologies répondant à la consommation électrique d’un territoire en assurant un approvisionnement fiable, soutenable économiquement et respectueux de l’environnement ?”**.

Nous choisissons de présenter plusieurs microgrids solutions d’un problème d’approvisionnement local qui soient des compromis entre des performances économiques, techniques et environnementales.

Objectifs

L’objectif de la thèse est de développer un outil d’aide à la décision capable de proposer pour des situations variées (contextes territoriaux et objectifs à optimiser) plusieurs compositions de microgrids électriques. Un microgrid est considéré ici comme un ensemble de technologies de production et de stockage d’électricité, à une échelle locale, avec leurs stratégies de pilotage. L’approche adoptée vise à étendre l’espace de conception et à suivre une logique décisionnelle dans l’intégration de nouvelles contraintes physiques et techniques plutôt que d’appliquer des restrictions fondées sur des habitudes de conception.

La création d’un tel outil nécessite de mettre en place certaines fonctionnalités :

- la modélisation physique et technologique de la production de chaque technologie (éolien, photovoltaïque, biomasse ou batterie par exemple) ;
- la simulation du fonctionnement d’un microgrid pour l’évaluation des performances économiques, techniques et environnementales ;
- l’optimisation multi-objectifs des microgrids afin de trouver une variété de solutions, compromis entre les objectifs.

Nous souhaitons également que l’outil développé soit modulaire afin d’intégrer par la suite de nouvelles technologies, stratégies de pilotage ou indicateurs de performances. De cette manière il sera plus résilient à l’apparition de nouvelles technologies disponibles et aux évolutions des contextes de conception, industriels et sociétaux et permettra de pérenniser le travail de recherche au sein du laboratoire.

Contributions

Les principales contributions de ce travail sont la prise en compte de paramètres de pilotage dans la conception de microgrids et l’implémentation de la modélisation résultante dans un algorithme d’optimisation multi-objectifs non pondéré. Dans les deux cas, l’objectif est d’élargir l’espace de conception afin de trouver des combinaisons de technologies non-conventionnelles.

La prise en compte du pilotage permet de se rapprocher d’un fonctionnement réaliste des microgrids mais aussi de considérer dans l’optimisation des solutions qui n’auraient pas été performantes avec une stratégie classique fixée.

L'optimisation multi-objectifs a l'avantage de présenter plusieurs solutions, compromis entre les différents objectifs, et donc de garder un espace de conception assez large même à la fin du processus d'optimisation. Le choix final parmi la variété de solutions proposées est fait a posteriori par le concepteur du microgrid local en ayant connaissance des différentes possibilités et de leurs performances. Ce choix peut potentiellement se fonder sur des critères discriminants non pris en compte dans l'optimisation mais disponibles dans le modèle.

Finalement, la combinaison des deux contributions permet en outre d'intégrer une diversité de pilotages possibles sans accroître démesurément le temps de calcul de l'optimisation. De plus, la modélisation adoptée permet de simuler une grande variété de microgrids sur n'importe quel territoire (à condition d'avoir les données météorologiques et de consommation).

L'outil informatique entièrement développé dans ce travail est ainsi capable de :

- simuler le fonctionnement d'un microgrid afin d'évaluer ses performances ;
- trouver plusieurs solutions optimisées pour un territoire donné, c'est-à-dire une variété de compromis entre diverses performances économiques, techniques et environnementales.

Organisation du mémoire

Ce mémoire de thèse est organisé en quatre chapitres.

Tout d'abord le chapitre 1 "**État de l'art**" part de la problématique de recherche globale afin de la décomposer en plusieurs problématiques plus précises liées aux différentes fonctionnalités de l'outil. On s'y intéresse donc aux enjeux de modélisation et de simulation des systèmes énergétiques, à l'évaluation des différentes performances et aux défis de l'optimisation multi-objectifs. Une discussion globale met en regard les besoins en termes de modélisation, d'évaluation des performances et d'optimisation. Cela permet de choisir les technologies modélisées, le niveau de détail adapté pour les modèles de chaque technologie et du fonctionnement du microgrid, le pas de temps de simulation adapté, la manière dont le pilotage est considéré, les indicateurs modélisés dans chaque catégorie et la méthode d'optimisation.

Ensuite, le chapitre 2 "**Proposition de thèse**" détaille la manière dont les différents enjeux identifiés dans l'état de l'art ont été intégrés. On y précise un certain nombre d'exigences liées à la simulation, à l'évaluation des performances et à l'optimisation des microgrids. Ce chapitre décrit plus particulièrement les modèles des technologies utilisés, la manière dont les aspects de pilotage sont considérés dans l'outil et intégrés dans une simulation séquentielle, la façon de mesurer les différentes performances afin qu'elles soient représentatives d'une opération long-terme et finalement le fonctionnement et le calibrage de l'algorithme d'optimisation.

Les exigences auxquelles l'outil doit répondre sont ensuite vérifiées sur un cas d'étude. Les résultats de plusieurs simulations sont analysés dans le chapitre 3 "**Résultats de simulation**" afin de montrer la capacité de l'outil à simuler les échanges énergétiques et à en déduire diverses performances qui soient représentatives de l'opération long-terme

du microgrid. La simulation et l'évaluation des performances sont ensuite validées par comparaison avec un logiciel de référence : HOMER.

Les exigences concernant la phase d'optimisation sont vérifiées dans le chapitre 4 "**Résultats d'optimisation**". Cela concerne la capacité à trouver, pour un territoire donné, plusieurs solutions Pareto-optimales qui soient diverses en termes de performances et de paramètres. Les paramètres de l'algorithme d'optimisation sont tout d'abord validés. Puis les résultats de plusieurs optimisations sont analysés. L'impact de l'intégration des paramètres de pilotage dans les paramètres de conception sur l'extension de l'espace de conception est étudié. Les microgrids trouvés par l'optimisation sont réévalués sur une année entière afin de vérifier la pertinence de l'évaluation sur douze jours types. Ensuite, l'approche d'optimisation multi-objectifs pondérée est comparée avec des optimisations mono-objectif et multi-objectifs pondérées. Une fois les exigences vérifiées, cette approche est validée par comparaison avec un autre logiciel de dimensionnement de microgrids utilisant une approche similaire : MHOGA.

Finalement, le chapitre "**Conclusion et perspectives**" synthétise les enjeux, la manière dont on y a répondu dans la thèse et dont les contributions ont été validées. Il présente également les limites et les perspectives de ce travail.

Chapitre 1

État de l'art

Sommaire

1.1	Classification des modèles de systèmes énergétiques	12
1.2	Modélisation	14
1.2.1	Objectifs de modélisation des microgrids	15
1.2.2	Approche de modélisation : top-down vs. bottom-up	18
1.2.3	Horizon temporel	18
1.2.4	Résolution spatio-temporelle	19
1.2.5	Stratégies de pilotage	20
1.2.6	Les technologies modélisées	22
1.2.7	Les enjeux de la modélisation des systèmes énergétiques	22
1.3	Évaluation des performances	24
1.3.1	Les indicateurs économiques	24
1.3.2	Les indicateurs techniques	27
1.3.3	Les indicateurs environnementaux	28
1.3.4	Les indicateurs sociaux	29
1.4	Optimisation	29
1.4.1	Approches d'optimisation pour les systèmes énergétiques	29
1.4.2	Notion de Pareto-optimalité	34
1.5	Discussion	35
1.5.1	Choix d'une approche de modélisation	35
1.5.2	Choix d'un algorithme d'optimisation et lien avec la modélisation	38
1.5.3	Choix des indicateurs de performances	39
1.5.4	Résumé de l'approche choisie	40

Dans un contexte énergétique mondial en évolution et avec l'apparition de nouveaux enjeux techniques et sociétaux, nous souhaitons mettre en avant de nouvelles manières de produire de l'électricité à l'échelle d'un territoire. Afin de donner plus de choix aux concepteurs de microgrids électriques, nous avons donc choisi de développer une approche d'aide à la décision multi-critères et de présenter plusieurs combinaisons de technologies possibles qui soient des compromis entre ces critères. Pour cela, il est nécessaire de choisir une approche de modélisation adaptée au problème traité, des indicateurs pertinents pour représenter les impacts voulus et une méthode d'optimisation adaptée aux modélisations choisies, à la recherche de plusieurs compromis et à l'exploration d'un large espace de conception. L'état de l'art suivant permet d'éclaircir les différentes approches existantes, dont celles particulièrement utilisées pour dimensionner les microgrids, et de préciser leurs caractéristiques.

La section 1.1 présentera tout d'abord les différentes manières de classer les modèles énergétiques. Différents critères discriminants seront ensuite appliqués aux trois grandes étapes de ce travail de thèse. Les approches de modélisations seront comparées suivant plusieurs aspects dans la section 1.2. Puis la section 1.3 s'intéressera à l'évaluation des impacts engendrés par la production électrique. Enfin, les méthodes d'optimisation seront analysées dans la section 1.4 avant une discussion générale dans la section 1.5 visant à définir l'approche globale choisie et ses différentes spécificités ainsi que les enjeux à aborder.

1.1 Classification des modèles de systèmes énergétiques

La classification des modèles de systèmes énergétiques permet de déterminer quel type de modèle est le plus adapté à chaque situation. Diverses études se sont intéressées à cette classification. Une des premières classifications a été développée par Grubb et al. [27] en 1993 puis complétée par van Beeck en 1999 [28]. La classification de van Beeck repose sur neuf critères : l'objectif des modèles, la structure (i.e. les hypothèses internes et externes), l'approche analytique, la méthodologie, l'approche mathématique, la couverture géographique, les secteurs pris en compte, l'horizon temporel et les exigences en matière de données nécessaires au modèle. Depuis, cette classification a inspiré d'autres études. On peut citer par exemple Connolly et al. [29] qui ont analysé 37 modèles utiles pour l'analyse de l'intégration des EnR dans le système actuel via un questionnaire destiné aux modélisateurs et reprenant en grande partie la classification de van Beeck. Les auteurs ont inclus trois critères additionnels : la résolution temporelle, la prise en compte de mix avec 100% d'EnR et la disponibilité du modèle (notamment s'il y a une licence commerciale). Ils ont par ailleurs pointé le manque de vocabulaire commun entre modélisateurs afin de classer les outils de modélisation et proposé une clarification. De même, Hall et Buckley [30] ont présenté une vue d'ensemble des modèles de systèmes énergétiques aux Royaume-Uni et appliqué une classification à 22 modèles. Ils ont repris intégralement les critères de van Beeck mais en y ajoutant la résolution temporelle et la prise en compte des technologies EnR, des stockeurs et des caractéristiques de la demande et des coûts. Ringkjøb et al. [31] ont quant à eux analysé 75 modèles compatibles avec une forte intégration des

EnR en utilisant des critères proches de Hall et Buckley mais en détaillant davantage la prise en compte de technologies et des diverses performances. Ils différencient par exemple les modèles qui considèrent une demande énergétique élastique (c’est-à-dire dépendante du prix de l’énergie) ou non. Dans leur étude [32], Lopion et al. ont retracé l’historique de la modélisation des systèmes énergétiques et souligné les tendances actuelles. Tout en développant leur propre classification pour les systèmes énergétiques nationaux couvrant tous les secteurs, ils ont comparé les critères de classifications van Beeck, Connolly et al. et Hall et Buckley. Il en ressort que les critères de van Beeck sont souvent repris et complétés par des nouveaux. Pour leur part les auteurs incluent par rapport aux études précédentes la résolution spatiale, l’analyse de la transition vers la solution voulue, le langage de programmation et la région du monde dans laquelle le modèle a été développé. Plus récemment, l’étude de Prina et al. [33] s’est focalisée sur la classification des modèles bottom-up (définis ci-après) et notamment l’importance de la résolution. Les auteurs ont défini des niveaux de résolutions pour plusieurs critères (spatio-temporels, détails technico-économiques et couplage de secteurs) ce qui leur a permis d’analyser 21 modèles. Ils concluent qu’actuellement aucun modèle n’a une haute résolution suivant tous les critères. De même, Ridha et al. [34] ont analysé 145 modèles énergétiques suivant leur complexité, c’est-à-dire le niveau de détails avec lequel ils représentent la réalité. Ils définissent ainsi quatre catégories de modèles en fonction de propriétés qui sont les plus détaillées. Finalement, Pfenninger et al. [35] se sont intéressés aux paradigmes et aux enjeux guidant la modélisation énergétique. Leur constats recourent en partie les classifications précédentes en ajoutant la prise en compte des comportements humains comme axe d’amélioration des modèles.

Le tableau 1.2 synthétise les critères de classification qui sont pris en compte dans les études citées précédemment. Chaque croix signifie que l’étude de la colonne donnée considère le critère de la ligne courante. On peut constater dans le tableau que pour l’étude de Ridha et al. les auteurs ont réalisé une première classification manuelle suivant l’objectif et l’approche mathématique des modèles puis une seconde classification avec les autres critères cochés. L’étude de Lopion et al. est quant à elle réalisée sur des modèles pré-sélectionnés selon leur objectif, leur structure et leur capacité à prendre en compte tous les secteurs de production d’énergie. On trouve donc une base de critères de classification communément utilisés et d’autres qui apparaissent plus ponctuellement dans une étude.

Il existe ainsi plusieurs moyens de classer les modèles de systèmes énergétiques mais quelques grands axes ressortent régulièrement. Cette classification est essentielle pour comprendre les différentes approches de modélisation et choisir par la suite celle la plus adaptée à son objectif. Nous allons donc ci-dessous détailler certains axes afin de définir le type de modélisation nécessaire pour représenter des microgrids et en optimiser la conception suivant plusieurs objectifs.

Afin d’adapter les classifications existantes à l’approche de ce travail de thèse, les différents critères seront répartis comme suit. On présentera d’abord les différentes approches de modélisation en les comparant suivant leur objectif, l’approche analytique, la méthodologie adoptée, la résolution et la couverture spatio-temporelle et enfin les technologies de production et de stockage prises en compte. Certains enjeux de modélisation seront également mis en avant. Puis, les impacts de la production énergétique considérés dans la littérature seront ensuite détaillés. Enfin on se focalisera, parmi les approches

mathématiques possibles, sur les approches d'optimisation existantes.

	Prina et al. [33]	Ridha et al. [34]	Ringkjøb et al. [31]	Lopion et al. [32]	Connolly et al. [29]	Hall et Buckley [30]	van Beeck [28]
Objectif		Manuel	x	Présélection	x	x	x
Structure				Présélection	x	x	x
Approche analytique	x		x	x	x	x	x
Méthodologie sous-jacente	x		x	x	x	x	x
Approche mathématique	x	Manuel				x	x
Secteur de production	x	x	x	Présélection	x	x	x
Secteurs de consommation		x	x			x	x
Couverture géographique	x	x		x	x	x	x
Résolution spatiale		x	x	x		x	
Horizon temporel	x	x		x	x	x	x
Résolution temporelle	x	x	x	x	x	x	
Analyse de la transition				x			
Centrales conventionnelles		x	x				
Technologies EnR		x	x				
Technologies de stockage		x	x			x	
Réseau électrique		x	x				
Technologies de transport		x					
Détails techno-économiques	x						
Intégration des coûts			x			x	
Intégration du marché		x	x				
Intégration des émissions			x				
Élasticité de la demande			x				
Gestion de la demande		x	x				
Mix 100% renouvelable					x		
Données nécessaires						x	x
Disponibilité / Licence				x	x		
Langage de programmation				x			
Région de développement				x			

TAB. 1.2 – Comparaison des classifications de modèles énergétiques

1.2 Modélisation

Afin de comparer des microgrids il est important tout d'abord de comprendre leur fonctionnement. En effet les performances d'un microgrid ne dépendent pas uniquement du dimensionnement de chaque technologie mais également de son opération. Dans les sous-sections suivantes nous analyserons donc la manière dont les modèles de systèmes énergétiques sont classés. Les critères étudiés sont représentés sur la figure 1.1. On y observe l'intitulé ainsi que les alternatives considérées pour chaque critère. Nous nous focaliserons sur les objectifs de modélisation dans la sous-section 1.2.1, sur la prise en compte des stratégies de pilotage dans la sous-section 1.2.5, puis sur l'approche analytique des modèles dans la sous-section 1.2.2. Les aspects spatio-temporels seront ensuite détaillés dans les sous-sections 1.2.3 et 1.2.4. La sous-section 1.2.6 décrira les technologies classiquement prises en compte. Enfin, la sous-section 1.2.7 s'intéressera à certains enjeux de la modélisation des systèmes énergétiques.

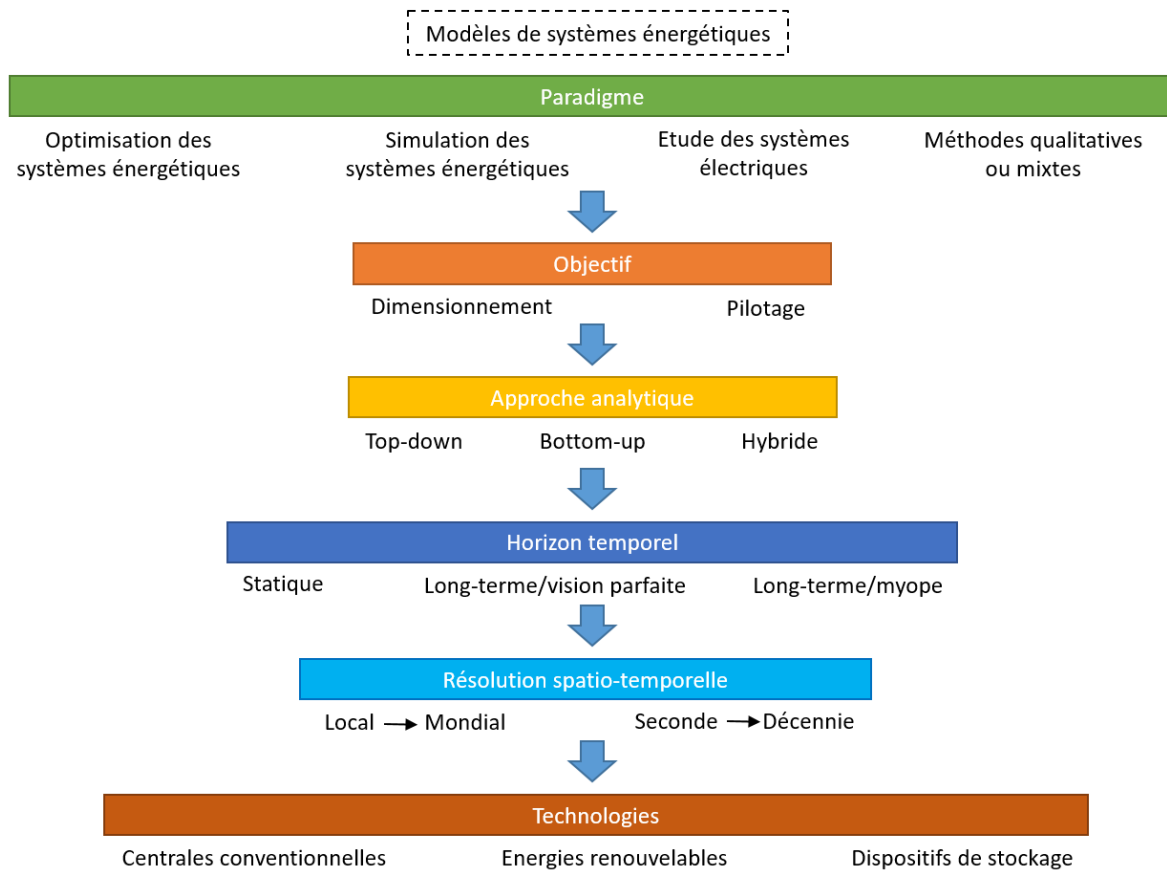


FIG. 1.1 – Critères de classification utilisés dans ce travail

1.2.1 Objectifs de modélisation des microgrids

Paradigmes

Une première manière de classer les études s'intéressant aux systèmes énergétiques est de les distinguer suivant leur paradigme. C'est-à-dire suivant le point de vue adopté, l'objectif de l'étude. Dans [35], les auteurs définissent quatre grands paradigmes d'étude des systèmes énergétiques auxquels les différents modèles répondent. Il faut comprendre ici le terme modèle comme l'approche d'ensemble utilisée pour étudier un ou plusieurs systèmes énergétiques, c'est-à-dire en incluant les phases de simulation du fonctionnement et d'optimisation des performances par exemple et non pas juste comme le modèle des technologies à proprement parler. Il s'agit ici de comprendre quelles sont ces approches et pourquoi elles ont été développées.

Premièrement, on retrouve les modèles utilisant principalement une méthode d'optimisation afin de fournir des scénarios sur la manière dont le système énergétique pourrait évoluer. Les modèles de ce type les plus connus sont les familles MARKAL (MARKet ALlocation) [36] (et son dérivé TIMES [37]), développée par l'Agence Internationale de l'Energie, et MESSAGE (Model for Energy Supply Strategy Alternatives and their General Environmental impact) [38]. Un modèle plus récent, inspiré de MARKAL mais utilisant une méthode hybride et avec un code open source, est OSeMOSYS [39].

Deuxièmement, on retrouve les modèles utilisant principalement une méthode de simulation afin de fournir des prévisions sur la manière dont le système énergétique pourrait évoluer. Deux modèles de simulation très utilisés sont NEMS (*National Energy Modeling System*) [40], développé par l'U.S. Energy Information Administration et utilisé pour son *Annual Energy Outlook*, et PRIMES (utilisé pour simuler l'évolution énergétique européenne) [41].

Troisièmement, on retrouve les modèles se focalisant sur le système électrique, qu'ils utilisent des méthodes de simulation ou d'optimisation. On peut citer le modèle de simulation EMCAS (Electricity Market Complex Adaptive Systems) [42] ou bien le modèle WASP (Wien Automatic System Planning) [43] développé par l'Agence internationale de l'énergie atomique. WASP permet de trouver un planning d'expansion de système énergétique sur une longue période (plusieurs décennies).

Dernièrement, on retrouve les scénarios utilisant des méthodes qualitatives ou mixtes. On trouve ainsi des exemples d'approches mixtes avec le rapport *2050 pathways* du *UK Department for Energy and Climate Change* [44] ou les "stabilization wedges" de Pacala et Socolow [45], regroupant raisonnement quantitatif et jugements qualitatifs.

La plupart des modèles de systèmes énergétiques peuvent aussi se restreindre au secteur électrique. On peut citer par exemple le modèle électrique français développé par E. Assoumou [46] à partir du modèle MARKAL. Toutefois leur principal intérêt est d'étudier les interactions entre plusieurs vecteurs énergétiques comme l'électricité, la chaleur et le gaz. La logique de modélisation derrière les modèles de simulation et d'optimisation diffère. Les premiers suivent une logique prédictive alors que les seconds se concentrent sur l'évaluation de scénarios, suivant ainsi une logique normative. On observe à ce sujet une évolution des préoccupations car depuis les années 2010, les nouveaux modèles utilisent quasi exclusivement des modèles centrés sur l'optimisation [32]. Les méthodes qualitatives ou mixtes, mêlant quantitatif et qualitatif, ont pour objectif de simplifier le processus d'aide à la décision en rendant les choix plus transparents.

Dimensionnement vs. Pilotage

Toujours dans un objectif de compréhension et de classification, on peut différencier les modèles s'intéressant au dimensionnement des systèmes énergétiques [47, 48, 15] ou plutôt à leur pilotage [49, 26]. Le dimensionnement s'intéresse au type et à la quantité de chaque technologie installée. Les études de ce type s'adressent principalement aux pouvoirs publics ou autre organe décisionnaire en ce qui concerne la planification de la production énergétique sur un territoire. Leur objectif est de montrer la faisabilité d'une combinaison de technologies pour répondre à la demande ou bien d'évaluer la meilleure combinaison pour optimiser certaines performances par exemple. Deux modèles connus et particulièrement utilisés dans la littérature [29] sont MARKAL [36] et HOMER (*Hybrid Optimization of Multiple Energy Resources*) [50], développé par le National Renewable Energy Laboratory du U.S. Department of Energy. HOMER est un outil qui permet de dimensionner des systèmes électriques connectés ou non au réseau principal suivant une optimisation économique.

Les études sur le pilotage des systèmes énergétiques peuvent s'intéresser comme les

précédentes à l'évaluation des impacts du pilotage sur les performances globales du système ou bien aux problématiques liées à la gestion du réseau électrique. Dans le premier cas, on distingue deux problèmes de gestion, souvent liés à la minimisation des coûts opérationnels. D'un côté, celui de « Unit Commitment » qui détermine l'engagement de chaque unité de production sur le réseau afin de répondre à la demande à moindre coût et en respectant les contraintes techniques de ces unités [6, 18]. Cet engagement se fait sur une échelle de temps allant de la journée (lié aux prévisions de consommation à J+1) à l'heure. D'autre part, le problème d'« Economic Dispatch » détermine la puissance réelle délivrée par chaque unité pour répondre à la demande à moindre coût en considérant les contraintes de transport sur le réseau [7, 51]. Cette gestion se fait sur une échelle de temps beaucoup plus petite (minutes et moins). Les différentes approches de pilotage et de dimensionnement sont représentés sur la figure 1.2 en fonction de l'échelle temporelle des phénomènes considérés. Les indicateurs liés à la qualité de la transmission sur le réseau restent considérés comme des contraintes d'un processus ayant un objectif économique et non comme des objectifs eux-mêmes. Une grande partie de la littérature sur le pilotage s'intéresse plutôt aux problématiques liées à la gestion du réseau électrique afin de garantir la qualité de la fourniture d'électricité [52, 53]. Ces problématiques sont notamment liées à l'intégration des énergies renouvelables intermittentes et aux dispositifs de stockage ainsi qu'aux méthodes de la gestion de la demande. En ce qui concerne les EnR, on retrouve trois principaux enjeux. En premier lieu, la décentralisation de la production peut engendrer une chute du plan de tension sur une ligne électrique. Ensuite, les variations brusques de la production liées aux conditions météorologiques nécessitent un pilotage plus rapide des centrales pilotables afin d'assurer l'équilibre production-consommation. Enfin les EnR intermittentes ne fournissent pas aujourd'hui de services réseaux, c'est-à-dire qu'elles ont peu, voire pas, d'inertie et qu'elles ne participent pas à la régulation en fréquence ou en tension sur le réseau. Les approches de dimensionnement et de pilotage se complètent donc mais reflètent des problématiques distinctes concernant la production énergétique. La résolution ou la complexité des modèles associés à chaque approche varie et sera l'objet d'une discussion ci-après.

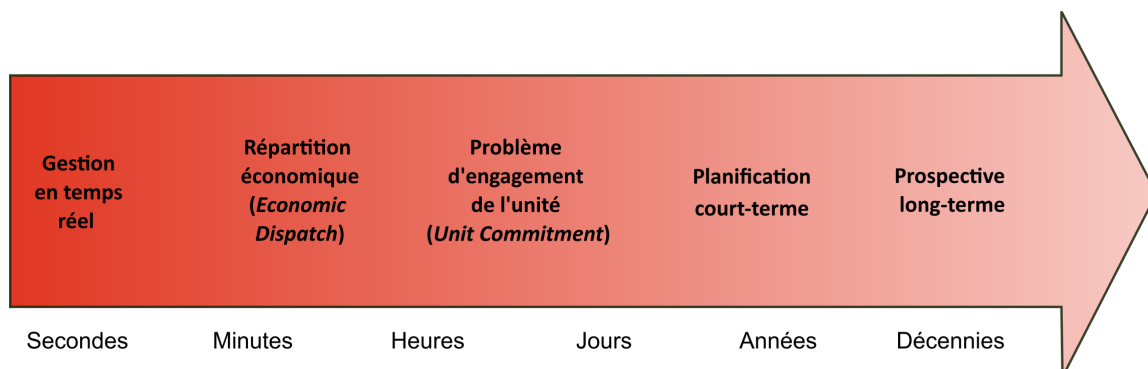


FIG. 1.2 – Approches de dimensionnement et de pilotage en fonction des échelles temporelles considérées

1.2.2 Approche de modélisation : top-down vs. bottom-up

Une distinction importante que l'on retrouve dans la littérature est celle entre les approches analytiques de modélisation top-down et bottom-up. L'approche top-down est associée aux aspects macro-économiques. Les modèles affiliés partent de la structure des activités et des mécanismes économiques pour définir le système énergétique. Les besoins d'énergie finale sont ainsi exprimés en fonction de paramètres macro-économiques agrégés. L'objectif de ces modèles est de relier le système énergétique aux autres secteurs macro-économiques. Les modèles LEAP (Long-Range Energy Alternatives Planning) [54] et NEMESIS (New Econometric Model of Evaluation by Sectoral Interdependency and Supply) [55] utilisent entre autres cette approche top-down.

D'un autre côté, l'approche bottom-up reflète les aspects technologiques. Elle consiste à décomposer le système en des composants élémentaires puis à analyser chaque composant et ses interactions. En agrégeant ces composants pour former le système global on peut ainsi visualiser les flux d'énergies au sein du système. En revanche, cette approche néglige les interactions avec d'autres secteurs macro-économiques. Comme le montrent Lopion et al. [32], l'approche bottom-up est la plus utilisée pour modéliser les systèmes énergétiques, le nombre de modèles augmentant à chaque décennie. Les revues de Connolly et al. [29] et de Ringkjøb et al. [31] recensent de multiples modèles bottom-up et les principaux modèles présentés dans cette thèse le sont (ex. MARKAL/TIMES ou HOMER).

Des modèles hybrides combinant les deux approches existent aussi, tel le modèle économique DICE (Dynamic Integrated model of Climate and the Economy) intégrant les problématiques climatiques [56]. Böhringer et Rutherford [57] décomposent les efforts d'hybridation en trois catégories :

- le lien souple de modèles top-down et bottom-up existants ;
- l'utilisation d'une approche principale et d'une forme réduite de l'autre approche (ex. les modèles ETA-MACRO [58], MARKAL-MACRO [59] ou MERGE [60]) ;
- le développement de modèles intégrés combinant les deux approches.

1.2.3 Horizon temporel

Une autre distinction qui différencie les modèles est celle liée à l'horizon temporel. Hall et Buckley [30] décomposent ce critère en trois niveaux : court-terme (moins de 5 ans), moyen-terme (entre 5 et 15 ans) et long-terme (plus de 15 ans). On différencie ainsi les modèles dits statiques ou court-terme et qui ne s'intéressent qu'à l'état final désiré [61, 62, 63, 64, 65, 66] et les modèles long-terme qui étudient le chemin permettant d'arriver à la solution voulue [36, 39, 67] (la planification de l'installation des diverses centrales de production sur plusieurs années par exemple). L'horizon temporel des premiers est de l'ordre d'une ou plusieurs années alors que celui des seconds est souvent de plusieurs décennies. Parmi les modèles long-termes, on retrouve des approches avec une prévision parfaite du futur ou des approches dites myopes. Les premières supposent une connaissance parfaite de l'évolution des coûts, de la consommation ou du rendement de certaines technologies par exemple. On retrouve dans cette catégorie les modèles MARKAL/TIMES [36], MES-SAGE [38], OseMOSYS [39], Temoa [68] ou Balmorel [69, 70]. Les secondes supposent que ces données ne sont connues que pour un horizon proche. La période long-terme étudiée

est alors divisée en plusieurs segments ayant chacun son propre problème d’optimisation avec la sortie de l’un qui sert d’entrée au suivant. L’approche myope est utilisée par le modèle LUT [67] développé par la Lappeenranta University of Technology et appliqué en Inde et au Pakistan. De même, Mahbub et al. [71] ont développé un modèle bottom-up long-terme myope qui combine le logiciel de simulation EnergyPLAN et un algorithme évolutionnaire d’optimisation multi-objectifs. Cette approche myope est plus réaliste mais peut conduire à de mauvais choix durant les premiers pas de temps en raison des faibles prévisions qui ne peuvent pas toujours être corrigés ensuite.

1.2.4 Résolution spatio-temporelle

La distinction suivante est également un des principaux enjeux de modélisation identifié par Pfenninger et al. [35] : la résolution spatio-temporelle. Les modèles historiques des systèmes énergétiques, tels que MARKAL, représentaient de large zones géographiques et considéraient des pas de temps annuels ou quelques tranches journalières ou saisonnières représentatives. Or, le développement des EnR nécessite une discrétisation géographique et temporelle plus importante car, à l’inverse des centrales pilotables quasiment indépendantes des conditions météorologiques, ces technologies dépendent de ressources (vent, soleil) très variables dans le temps et localisées. De plus l’intégration des dispositifs de stockage et la gestion de la demande mise en place pour répondre à l’intermittence des EnR ont complexifié le pilotage du réseau électrique, nécessitant une résolution temporelle plus détaillée. Dans l’article [33], les auteurs classent les modèles suivant trois catégories de résolutions temporelles, qui sont représentées sur la figure 1.3 :

- faible de 1 à 32 tranches temporelles ;
- moyenne de 36 à 288 tranches (jours typiques) ;
- haute s’il y a 8760 tranches (soit une par heure de l’année).

En décrivant l’historique de la modélisation énergétique, Lopion et al. [32] reprennent un découpage similaire en différenciant la résolution horaire, celle à partir de jours ou périodes typiques, celle annuelle et enfin une résolution flexible. Ils montrent que les modèles avec une résolution annuelle ou fondée sur des périodes typiques étaient largement majoritaires avant les années 2000 et qu’ils ont depuis été supplantés par ceux avec une résolution horaire ou flexible.

Outre les données météorologiques, les paramètres économiques des technologies EnR dépendent aussi fortement de la localisation. On retrouve parfois dans la littérature une confusion entre les termes de résolution et de couverture spatiale. Par exemple, la couverture géographique est définie par Prina et al. en fonction du nombre de nœuds pris en compte pour représenter le réseau [33], ce que Lopion et al. appellent résolution spatiale [32]. De leur côté, Ringkjøb et al. [31] définissent la couverture géographique suivant la zone étudiée avec l’échelle suivante : projet spécifique, local, régional, national, continental et global. A noter tout de même que l’échelle régionale peut désigner suivant les études une région interne à un pays [31] ou bien une région du monde (par exemple l’Europe de l’Ouest) [30].

On peut également constater qu’il y a un lien entre l’approche de modélisation adoptée et les combinaisons de résolutions spatiale et temporelle [31]. En effet les modèles top-

down couvrent uniquement de larges zones et ont un pas de temps de plusieurs années. Cela se comprend car un modèle top-down qui considérerait toutes les interactions entre secteurs macro-économiques avec une résolution spatiale et temporelle fine demanderait un énorme travail de modélisation et un temps de calcul important. Les modèles bottom-up présentent la plus large gamme avec des résolutions temporelles allant de moins d'une seconde à plusieurs années et une couverture géographique allant du simple projet à l'échelle continentale, voir globale. Pour ces grandes zones géographiques, la résolution temporelle se limite à la minute. Les modèles hybrides se concentrent surtout à des échelles spatiales nationales ou continentales et des résolutions temporelles allant de l'heure à l'année.

L'enjeu de la résolution spatio-temporelle est donc de trouver un compromis entre précision - afin d'observer les phénomènes physiques voulus - et rapidité. Les différentes résolutions sont liées entre elles ainsi qu'avec le choix de l'approche analytique.

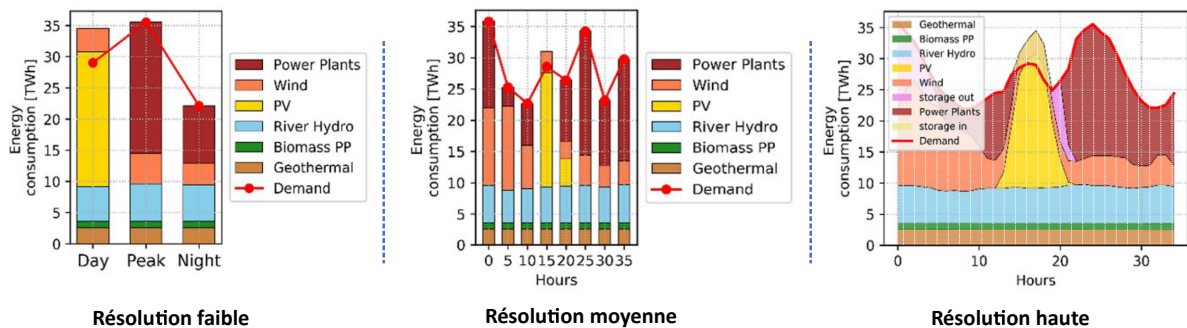


FIG. 1.3 – Différentes résolutions temporelles (issu de [33])

1.2.5 Stratégies de pilotage

Un critère de classification que nous ajoutons dans cette thèse est celui de la prise en compte du pilotage ou non et la manière de le prendre en compte dans les études de dimensionnement.

Si la question du pilotage des systèmes énergétiques est au coeur des études sur le pilotage, avec notamment des simulations du comportement dynamique [72], la prise en compte du pilotage est très importante pour les études de dimensionnement. Les modèles de dimensionnement utilisent souvent une stratégie de pilotage fixée durant la simulation et durant le processus d'optimisation [73, 74]. Il existe plusieurs moyens pour définir une stratégie de pilotage.

Tout d'abord on peut effectuer l'allocation de l'énergie produite en fonction d'un indicateur de performance. Par exemple, on peut classer les technologies en fonction de leur coût marginal de production, la technologie la moins chère produisant en premier, suivant une logique de *merit-order*. C'est notamment la stratégie appliquée par les modélisations MARKAL [46] ou par Mohamed et Koivo [75]. On trouve également des ordres de priorité classant les différentes technologies en fonction de leurs émissions de gaz à effet de serre [76]. L'ordre de priorité peut donc varier au cours d'une simulation puisque le coût marginal ou les émissions ne sont pas forcément les mêmes lorsqu'une centrale est éteinte ou qu'elle fonctionne déjà à plein régime.

Une autre manière d'allouer l'énergie produite est de suivre un ordre particulier, souvent pensé en amont afin de maximiser la durée de vie des équipements, de réduire la consommation de combustible ou de maximiser l'usage des EnR. La stratégie la plus utilisée est la *Load Following Strategy* (LFS) [77, 78, 79]. Elle consiste à utiliser en premier les EnR, puis à décharger la batterie si cela ne suffit pas et enfin à utiliser les centrales pilotables conventionnelles (souvent un groupe électrogène au diesel) afin d'équilibrer la consommation si besoin. On la retrouve souvent appliquée à des systèmes PV/éolien/batteries [80, 81, 82]. On peut retrouver des variantes pour des systèmes PV/éolien/stockage sans générateur conventionnel, soit isolés du réseau [73] soit connectés [74], l'achat d'électricité sur le réseau remplaçant alors la source conventionnelle. Une autre variante consiste à garder cet ordre de priorité mais en permettant à la centrale pilotable de recharger le stockeur et plus d'équilibrer la demande [83, 84, 85]. D'autres stratégies sont liées à l'utilisation des stockeurs. La *Battery-Charging Strategy* consiste simplement à charger la batterie avec le surplus de production renouvelable dans la limite de sa capacité de charge [77]. La *Frugal Discharge Strategy* définit une charge de décharge critique (i.e. différence entre la consommation et la production des EnR) au-dessus de laquelle il est moins cher d'équilibrer la consommation avec un générateur diesel qu'en déchargeant les stockeurs [78]. L'usage des stockeurs ou du générateur diesel dépend donc de l'équilibre des puissances à chaque instant. La *Cycle Charging Strategy* [77, 79] permet à la centrale pilotable de produire à pleine puissance pour équilibrer la demande tout en chargeant le stockeur avec le surplus, puis, si la *SOC Set-point Strategy* est activée [78], de continuer à produire jusqu'à ce que la batterie atteigne un état de charge donné. Enfin, avec la *Peak Shaving Strategy* la centrale pilotable produit à sa puissance maximale et le stockeur ne sert qu'à équilibrer les fluctuations instantanées [77]. Dans [86], Perera et al. combinent différentes stratégies présentées. Les paramètres liés à cette stratégie de pilotage sont alors utilisés en tant que variables d'optimisation.

Les stratégies précédentes sont toutes définies en amont de la simulation. Il est toutefois possible d'utiliser des méthodes d'allocation prédictive afin de calculer durant la simulation l'allocation optimale en fonction d'un futur proche connu. C'est le cas de la *Rolling Horizon Strategy* (RHS) qui prédit tout d'abord la consommation et la production des EnR jusqu'à quelques heures dans le futur, puis optimise l'allocation des ressources afin de minimiser les coûts opérationnels et enfin adapte en temps réel la production pour compenser les erreurs de prévision [80]. Cette approche prédictive est plus proche de la réalité mais elle est plus complexe à mettre en oeuvre et requière beaucoup plus de temps de calcul (de quelques minutes avec la LFS à quelques heures avec la RHS) [80].

Ces différentes stratégies sont ainsi appliquées aux simulations des microgrids. Dans les études de dimensionnement, la stratégie de pilotage est souvent fixée durant tout le processus d'optimisation. Lorsque les auteurs souhaitent étudier deux stratégies, ils lancent l'optimisation avec l'une puis avec l'autre [80]. Perera et al. incluent les paramètres de leur stratégie de pilotage en tant que variables de l'optimisation mais ils ne concluent rien sur l'influence de ces paramètres sur les résultats de l'optimisation [86]. Une manière de prendre en compte le pilotage dans les études de dimensionnement de microgrid que l'on peut retrouver dans la littérature consiste à inclure une boucle d'optimisation sur les stratégies de pilotage dans la boucle d'optimisation principale visant à dimensionner le microgrid [87]. C'est-à-dire que pour chaque configuration de technologies testée par la

boucle principale, la stratégie optimale est recherchée via une autre optimisation. Utilisée pour des optimisations mono-objectif, cette méthode garantit que chaque microgrid (i.e. les technologies assemblées) est opéré de manière optimale vis-à-vis de l'objectif de l'optimisation. En revanche, cette seconde étape d'optimisation peut être chronophage. Dans [88], les auteurs optimisent le coût, l'indice de développement humain et la création d'emploi en jouant sur le dimensionnement des technologies via un algorithme évolutionnaire. Durant le processus, pour chaque combinaison testée un algorithme génétique vise à optimiser les paramètres liés à une stratégie de pilotage définie afin de minimiser uniquement le coût. Les paramètres de dimensionnement et de pilotage de quelques solutions optimales sont présentés mais l'influence du pilotage n'est pas analysé, l'objectif principal étant de trouver les solutions les plus performantes.

Ainsi, on constate que la prise en compte du pilotage est importante pour les études de dimensionnement et que cet aspect est souvent considéré grâce à des stratégies de pilotage définies. Celles-ci peuvent varier durant une simulation, être fixée durant la simulation mais considérées comme variables d'optimisation ou bien être fixées durant toute l'optimisation. De plus, il existe de nombreuses manières de piloter un microgrid ce qui peut rendre difficile la comparaison de diverses études de conception de microgrids et qui risque de restreindre l'espace de conception arbitrairement. De manière générale, l'influence des stratégies de pilotage sur l'espace des solutions est donc peu documentée aujourd'hui.

1.2.6 Les technologies modélisées

La dernière distinction entre modèles faite ici concerne les types de technologies de production et de stockage prises en compte. Malgré quelques petites différences dans les classifications, les études de revue analysent souvent l'intégration respectivement des centrales conventionnelles, des énergies renouvelables et de dispositifs de stockage.

Les études de microgrids isolés du réseau principal considèrent quasi-automatiquement une combinaison entre énergies renouvelables et stockage, plus précisément des panneaux photovoltaïques, éoliennes et batteries [89, 90, 91, 92]. Cet ensemble est souvent complété par une source conventionnelle pilotable, un générateur diesel par exemple [81, 83, 85]. Certaines études prennent également en compte d'autres moyens de stockage : les stations de transfert d'énergie par pompage (STEP) [93, 94, 95], les volants d'inerties [96], le stockage par air comprimé (CAES, *Compressed Air Energy Storage*) [97, 98, 99] ou le stockage d'hydrogène (via un électrolyseur et une pile à combustible) [100, 101, 93, 95].

Concernant les outils de modélisation des systèmes énergétiques, Ringkjøb et al. [31] proposent une liste des technologies prises en compte dans les principaux outils.

1.2.7 Les enjeux de la modélisation des systèmes énergétiques

Une fois ces grandes catégories de modèles définies suivant leurs objectif et méthodologie, il est intéressant d'analyser les enjeux de la modélisation des systèmes énergétiques. Ces enjeux s'appliquent à tous les modèles mais la manière d'y répondre peut également engendrer une classification. Pfenninger et al. ont identifié quatre grands enjeux, dont la résolution spatio-temporelle évoquée ci-dessus [35].

a. Incertitudes

Le premier enjeu identifié par [35] est celui des incertitudes. Il existe deux types d'incertitudes : celles épistémiques et celles aléatoires. Les incertitudes épistémiques relèvent des choix de modélisation. Elles peuvent être réduites par un modèle plus détaillé ou par davantage de données ou de meilleure qualité.

De l'autre côté, les incertitudes aléatoires ne peuvent pas être réduites par le modèle choisi. Dans le cas des systèmes énergétiques, ces incertitudes peuvent être liées aux conditions météorologiques ou à l'évolution de la demande ou des paramètres économiques (coût des matières premières par exemple). Il existe deux approches principales pour prendre en compte ces incertitudes : déterministe ou stochastique.

L'approche déterministe ne considère initialement pas les incertitudes car la modélisation repose sur des valeurs connues et fixées. Il est toutefois possible d'appliquer une approche de Monte Carlo (MC) aux modèles déterministes : on lance de nombreuses fois le modèle en faisant varier les entrées et on réalise une analyse d'incertitudes pour estimer l'influence des entrées sur les sorties du modèle.

On retrouve dans de nombreux articles l'usage des simulations de Monte Carlo afin de dimensionner des microgrids, d'optimiser leur pilotage ou bien pour mener des analyses plus spécifiques. L'approche de MC peut ainsi être couplée à des algorithmes d'optimisation afin de dimensionner un microgrid : avec un algorithme PSO [102] ou avec un algorithme par recuit simulé [103] par exemple. On la retrouve aussi pour résoudre des problèmes d'*Unit Commitment* [104] et d'*Economic Dispatch* [105, 106]. Dufo-López et al. utilisent deux boucles d'optimisation imbriquées pour optimiser à la fois le dimensionnement et le pilotage grâce à une simulation de MC [87]. Concernant les analyses d'impacts, Arnold et Yildiz l'utilise pour réaliser une analyse des risques économiques des énergies renouvelables décentralisées [107] et Hanbury et Vasquez pour évaluer l'impact environnemental de la production géothermique pour le transport [108].

L'approche de modélisation probabiliste consiste à utiliser une méthode de modélisation conçue pour gérer les incertitudes. On peut citer par exemple la programmation stochastique (*stochastic programming* en anglais) en deux étapes [109, 110] ou multi-étapes [111]. De même, il est possible d'utiliser l'optimisation robuste afin de prendre en compte les incertitudes dans la modélisation [112, 47, 49]. La prise en compte des incertitudes aléatoires permet de s'approcher de la réalité mais nécessite des temps de calcul beaucoup plus importants. D'autres méthodes peuvent être trouvées dans [113].

b. Complexité des systèmes énergétiques

Le deuxième enjeu est celui de la complexité des systèmes énergétiques. En effet, les systèmes énergétiques peuvent être considérés comme des systèmes complexes, c'est-à-dire « qui ne se prêtent pas à des formes compactes de représentations » [35]. L'enjeu est alors de vérifier que le modèle choisi n'est pas trop compact, c'est-à-dire qu'il ne manque pas des aspects importants du système énergétique étudié soit en faisant des compromis sur la résolution spatio-temporelle soit en utilisant des hypothèses simplifiées. Une approche permettant de réduire cette complexité est de définir des règles pour chaque élément du système (alors appelé « agent ») et la manière dont ces agents interagissent avec leur

environnement. Cela évite de définir des règles globales complexes pour tout le système. Si la modélisation multi-agents est parfois utilisée pour dimensionner des microgrids [114], on la retrouve surtout aujourd'hui pour répondre à des problématiques de pilotages [115, 116]. C'est le cas notamment du modèle EMCAS utilise une modélisation multi-agents pour simuler le marché de l'électricité [42].

c. Intégration du comportement humain

Enfin le dernier enjeu est celui de l'intégration du comportement humain avec les risques et opportunités liés. Il s'agit notamment des habitudes, de la volonté politique ou de l'acceptation sociale, dont l'importance pourrait être équivalente à celle des paramètres techniques et économiques dans l'évolution des systèmes énergétiques [35]. Les études s'intéressant à l'acceptation sociale des éoliennes montrent par exemple l'importance d'analyser les raisons de leur rejet afin de permettre le développement de la technologie [117, 118]. Pourtant les approches centrées sur les aspects techniques et économiques ne prennent pas ou très peu en compte ces aspects sociaux, comme montré par Hughes et Strachan à propos des modèles de scénarios bas-carbone au Royaume-Uni et dans le monde [119]. De même, Cuesta et al. constataient en 2017 que parmi plusieurs outils d'aide à la décision connus, seul iHOGA prend en compte des indicateurs sociaux [120]. On peut toutefois noter que le rôle des différents acteurs est pris en compte par T.J. Foxon pour analyser les scénarios de transition énergétique au Royaume-Uni plutôt que de ne considérer que des évolutions technologiques [121]. La modification des comportements présente une opportunité car elle ne dépend pas nécessairement des évolutions technologiques [122]. Cependant, toute l'approche autour de la gestion de la demande s'appuie sur la mise en place de compteurs intelligents sur tout le réseau. La dimension humaine est donc essentielle à la compréhension des systèmes énergétiques mais elle est rarement couplée aux aspects technologiques et reste difficile à implémenter.

1.3 Évaluation des performances

Une fois la modélisation de la production énergétique réalisée, on peut connaître sur toute la période d'étude les productions respectives de chaque centrales et les échanges dans les dispositifs de stockage. L'intérêt est alors d'utiliser les données de dimensionnement et les échanges énergétiques pour estimer les différents impacts du système étudié.

Les systèmes énergétiques ont de multiples impacts sur la société et sur l'environnement. On peut les décomposer en différentes catégories : économiques, environnementaux, techniques et sociaux. Nous allons voir dans les sous-sections ci-dessous quels sont les indicateurs existants pour représenter ces différents impacts.

1.3.1 Les indicateurs économiques

Une des premières préoccupations lorsqu'on parle de conception de nouveaux systèmes énergétiques est le coût. Malgré des enjeux plus divers aujourd'hui, la dimension économique peut se révéler bloquante pour développer des microgrids. Les indicateurs

économiques reflètent les divers coûts liés à la production et au stockage d'énergie. Ils peuvent également prendre en compte les revenus générés par la vente de cette électricité. Ils s'expriment en valeur monétaire absolue (€), rapportée à la production électrique (€/kWh) ou à la puissance installée (€/W). Certains indicateurs considèrent l'ensemble des coûts sur le cycle de vie et d'autres uniquement sur la phase opérationnelle.

Parmi les indicateurs économiques les plus utilisés dans les études sur les microgrids, on retrouve tout d'abord ceux représentant une partie spécifique et bien identifiée des coûts. C'est le cas par exemple des coûts d'investissement (CAPEX), d'opération et maintenance (OPEX), de remplacement ou juste le coût du carburant utilisé. Les coûts d'investissement représentent la phase de construction mais ils peuvent (et doivent en théorie) aussi prendre en compte tous les coûts engagés en amont, comme ceux de R&D. Les coûts d'opération et maintenance (O&M) se décomposent en une partie fixe indépendante de la production effective (assurances, loyers, taxes...) et une partie variable qui dépend de l'énergie produite (l'achat de matière première par exemple). Strantzali et Aravossis ont identifié en 2016 que le CAPEX était évalué dans 52% des méthodes d'aide à la décision considérant le dimensionnement des énergies renouvelables et l'OPEX dans 34% [123]. Leur avantage est leur simplicité de calcul et de compréhension. Toutefois, il n'est pas évident avec ces formulations de pondérer l'importance relative des phases initiale et opérationnelle. En effet, certaines technologies demandent un gros capital initial mais peu d'investissement par la suite, ou l'inverse.

Ainsi, parmi les indicateurs plus complets on trouve le Levelized Cost Of Energy (LCOE, en €/kWh) et la Valeur Actuelle Nette (NPC pour *Net Present Cost*, en €). Le LCOE, ou coût moyen actualisé de l'énergie, représente le ratio entre les dépenses totales sur le cycle de vie et l'énergie totale produite sur cette période. Cet indicateur présente plusieurs avantages. Il est simple à utiliser, représente les coûts complets d'une installation sur son cycle de vie et prend en compte l'actualisation de la monnaie au fil du temps. On le retrouve dans diverses études d'optimisation multi-objectifs visant par exemple à dimensionner des microgrids isolés (i.e. fonctionnant en parallèle du réseau) [124, 91, 125] mais également dans des études couplant dimensionnement et pilotage [126]. Par ailleurs, c'est un indicateur connu du secteur de l'énergie (c'est-à-dire des entreprises). Il peut servir à évaluer le coût d'installations avec des technologies déjà matures mais aussi le potentiel économique de nouvelles technologies telles que des installations houlomotrices [127]. En ce qui concerne les dispositifs de stockage pris individuellement, le calcul du LCOE est un peu différent [128, 129].

Cet indicateur a toutefois quelques défauts auxquels il faut faire attention. Le LCOE ne peut servir qu'à comparer des installations pour le même usage au même emplacement, ce qui correspond au cadre de cette thèse et n'est donc pas un problème ici. Cependant il ne prend pas en compte certains éléments tels que les services fournis (régulation en fréquence par exemple), les externalités sociales et environnementales ou encore la fiabilité de la production qui peut impacter le prix de vente de l'électricité (liée à l'intermittence des EnR par exemple). De plus, la minimisation du LCOE peut être contradictoire avec d'autres objectifs tels que l'efficacité énergétique ou la réduction de la consommation. Pour illustrer l'impact du LCOE sur la réduction de la consommation, on peut considérer le cas d'un foyer envisageant la pose de panneaux photovoltaïques (PV) sur le toit sa maison avec ou sans une isolation supplémentaire des murs. Alors, le LCOE privilégiera la seconde

option et n'encouragera pas améliorer l'isolation même si le coût total de l'isolation et des PV est inférieur à celui des PV sans isolation. En effet, l'isolation réduit la consommation de la maison, donc la surface nécessaire de PV. Mais le coût total des PV ne diminue pas autant que leur production en raison des coûts d'investissements incompressibles. Ainsi, le LCOE d'une plus grande surface de PV est inférieur à celui des PV en considérant une baisse de la consommation.

Un point de vigilance lorsqu'on regarde les études utilisant le LCOE concerne la définition de cet indicateur suivant les études. Suivant la source, le périmètre peut varier et différents coûts sont pris en compte ou non. On retrouve systématiquement dans le calcul les coûts d'investissement initial et ceux d'opération et maintenance [130, 131, 132]. Toutefois, certaines études considèrent explicitement des coûts supplémentaires : le coût de remplacement des équipements [133], la location du terrain [134], l'achat de combustible [132], les assurances [134], l'amortissement [134], les impôts [135], les aides publiques [136], les pénalités en cas de non respect de l'accord d'achat [137], les coûts financiers (remboursement de l'emprunt) [138], le traitement des déchets [139], le coût des émissions de CO₂ [140], la valeur résiduelle de l'installation (démantèlement ou remise en état) [141] ou le coût de raccordement au réseau [133]. La manière d'écrire l'équation du LCOE peut également varier suivant les études mais cela n'impacte pas nécessairement la cohérence de la mesure [136, 141, 142]. Il faut également noter que la valeur trouvée dépend grandement des hypothèses faites sur le taux d'actualisation et la durée de vie de l'installation, ce qui rend la valeur de cet indicateur assez subjective d'une étude à l'autre [143, 144, 145, 146, 147].

Le NPC est la somme des flux de trésorerie annuels nets actualisés sur la durée de vie de l'installation. Son avantage est qu'il considère tous les flux financiers, positifs et négatifs. Il accepte le modèle conventionnel de Cash Flow utilisé par les économistes et donne une bonne mesure de la rentabilité d'un projet. Via l'usage, comme pour le LCOE, du taux d'actualisation, il permet d'évaluer aussi le risque économique à long-terme. Le NPC ignore toutefois les coûts irrécupérables comme ceux de R&D et ses projections sont parfois jugées optimistes. Le NPC est utilisé seul dans [148] pour dimensionner un microgrid connecté au réseau via un algorithme d'optimisation PSO minimisant les coûts. On le retrouve aussi dans des optimisations multi-objectifs aux côtés d'indicateurs sociaux ou environnementaux pour dimensionner des microgrid isolés [88, 149, 81]. Finalement, le NPC est le critère de minimisation utilisé par un des principaux outil de dimensionnement de microgrids : HOMER [150, 151].

De nombreuses études utilisent ces indicateurs. D'autres indicateurs existent tels que le coût total sur le cycle de vie (LCCost) [152, 153, 154], le taux de rentabilité interne (IRR) [80] ou la période de retour sur investissement (PP) [80, 155]. A noter tout de même que l'IRR et le PP ne sont en général pas utilisés en tant qu'objectifs d'une optimisation mais comme indicateurs a posteriori. Des variantes de ces indicateurs sont parfois utilisées dans des études mais sans généralisation [80]. Les indicateurs NPC, IRR et PP intéressent particulièrement les entreprises développant ou opérant des installations de production car ils intègrent les revenus générés par la vente d'électricité. Cela les rend toutefois moins pertinents pour les microgrids lorsque le modèle de fonctionnement ne prend pas en compte d'interaction financière avec l'extérieur. Une des limites du LCOE et du LCCost est qu'ils ne tiennent pas compte des logiques de marché et notamment des prix de vente négatifs

qui sont parfois appliqués.

Il est intéressant de noter que ces coûts ne reflètent pas la capacité du système étudié à répondre à la demande énergétique à tout moment ou à fournir des services réseaux, c'est-à-dire à participer à la régulation en fréquence et tension. Ils ne doivent donc pas être utilisés seuls au risque de comparer les coûts de microgrids n'assurant pas du tout le même approvisionnement énergétique. D'où l'intérêt de l'approche multi-critères incluant des indicateurs techniques que nous adoptons dans cette thèse.

1.3.2 Les indicateurs techniques

Le premier objectif d'un système énergétique est de répondre à la demande vis-à-vis de laquelle il a été conçu. Ainsi, le principal intérêt des indicateurs techniques est d'évaluer la fiabilité de l'approvisionnement énergétique, c'est-à-dire la capacité à équilibrer la consommation tout au long de la période d'étude. Il s'agit alors par exemple d'estimer le pourcentage de l'énergie qui n'est pas fournie ou bien la durée et fréquence des coupures. Par ailleurs, certains indicateurs se focalisent davantage sur la capacité des systèmes électriques à participer aux services réseaux, par exemple à la réserve primaire afin de réguler la fréquence du réseau.

Historiquement, les indicateurs utilisés pour mesurer la fiabilité de l'approvisionnement électrique sont le *System Average Interruption Frequency Index* (SAIFI), le *System Average Interruption Duration Index* (SAIDI) et l'*Average Service Availability Index* (ASAI) [156, 157]. Le SAIFI est utilisé pour évaluer la fréquence moyenne des coupures sur un tronçon et le SAIDI pour évaluer la durée moyenne des coupures sur un tronçon chaque année. L'ASAI est la durée moyenne annuelle de disponibilité du service. Ces indicateurs sont déjà utilisés par les gestionnaires de réseaux et inclus dans la loi française [158]. On les retrouve aussi pondérés dans un unique indicateur afin d'optimiser la fiabilité d'un microgrid dans [16]. Ils nécessitent d'avoir à disposition des données empiriques sur les coupures de courant ou dans le cas d'une simulation, des indications temporelles précises sur les coupures. Cela requière donc un pas de temps de simulation assez court. Une version probabiliste existe aussi et peut-être calculée par les indicateurs de *Loss Of Load Probability* (LOLP) [159], *Loss Of Load Expectation* (LOLE) [160, 161, 73], *Loss Of Energy Expectation* (LOEE) [161, 73] et *Loss Of Load Frequency* (LOLF) [162]. Le LOLP définit la probabilité de ne pas satisfaire la demande sur une période donnée. Il caractérise donc le risque de délestage mais ne donne aucune indication sur l'ampleur de celui-ci. Le LOLE est défini comme l'espérance mathématique du nombre d'heures de l'année durant lesquelles la demande de pointe horaire n'est pas satisfaite faute de capacité de production. Le LOEE est l'espérance mathématique de l'énergie non fournie du fait de l'insuffisance des capacités de production par rapport à la demande. Il donne une idée de la sévérité du délestage. Le LOLF décrit le nombre moyen de fois où il y a insuffisance de capacité de production par rapport à la demande. Le *Loss Of Power Supply* (LPSP), que l'on peut déduire du LOLE ou du LOEE, est souvent utilisé dans les optimisations multi-objectifs de microgrids, soit en tant qu'objectif [163, 164, 165], soit en contrainte [89].

On retrouve souvent dans la littérature l'indicateur mesurant l'énergie non délivrée (ENS) [160, 166, 167, 168]. Cet indicateur est pratique pour déterminer rapidement si

le système étudié répond à la consommation du territoire. Son pendant temporel est le niveau d'autonomie (NA) qui mesure le pourcentage de temps durant lequel la production équilibre la consommation [169, 168].

Certains indicateurs techniques se focalisent davantage sur le pilotage du réseau. Cela peut être fait lors des études de simulation, où l'on connaît l'architecture du réseau, en étudiant certaines caractéristiques du réseau en des points précis [26]. Toutefois cette approche n'est pas adaptée aux études de dimensionnement, surtout celles de prospectives. Pour répondre à cette problématique, E. Assoumou propose dans son adaptation du modèle MARKAL au mix électrique français une contrainte de réserve de capacité pour répondre au pic de consommation électrique [46]. Il s'agit de définir une marge afin que la capacité totale installée soit supérieure d'un facteur de réserve à la puissance demandée lors du pic de consommation. Ses travaux ont été développés ensuite par M. Drouineau qui a défini des indicateurs de réserves cinétique et magnétique via une approche thermodynamique de l'électromagnétisme [170]. Ces indicateurs représentent le temps d'épuisement du stock si la production devient nulle. Dans [171], V. Krakowski définit un indicateur de stabilité spatialisé, équivalent à l'indicateur de réserve magnétique mais en tenant compte de la topologie du réseau : l'indicateur de synchronisme. Cet indicateur quantifie la stabilité du système électrique, c'est-à-dire son aptitude à revenir spontanément aux conditions du synchronisme suite à une perturbation. Il permet d'explorer les conditions de développement du réseau électrique permettant d'assurer un certain niveau de fiabilité du système électrique.

1.3.3 Les indicateurs environnementaux

Parmi les préoccupations sociétales actuelles, la protection de l'environnement est devenue un point incontournable pour toute nouvelle installation. Un système énergétique peut avoir de nombreux impacts sur l'environnement. Un des indicateurs les plus représentés dans la littérature est celui des émissions de gaz à effet de serre (GES), et donc principalement de CO₂. Cela s'explique bien entendu par l'urgence de la lutte contre le changement climatique et la prédominance du débat sur ces émissions dans la société. On peut toutefois s'intéresser aussi aux impacts sur la biodiversité, sur la qualité de l'eau et des sols ou sur les ressources naturelles.

Les émissions de gaz à effet de serre sont quasi-automatiquement considérées dès qu'un critère environnemental est utilisé. Suivant les études, ces émissions peuvent concerner uniquement le CO₂ [153, 172, 164] ou bien l'ensemble des gaz à effet de serre [139, 173, 76]. Elles sont alors exprimées en CO₂-équivalent (eqCO₂). Elles peuvent être calculées durant la phase d'opération du système étudié [153, 139] ou sur l'ensemble de son cycle de vie [174]. Parmi les autres indicateurs utilisés on peut citer l'emprise au sol (la surface occupée) [175, 176], les émissions d'oxydes d'azote (NO_x) [177], d'oxydes de soufre (SO_x) [177] ou de particules fines [177] qui sont des gaz nocifs, l'impact sur les écosystèmes [178] ou l'énergie grise (c'est-à-dire consommée par le système sur tout son cycle de vie) [154]. Les impacts sur le cycle de vie sont assez peu pris en compte dans l'étude des microgrids. Landi et al. réalisent une évaluation des impacts environnementaux suivant la méthodologie de l'Analyse du Cycle de Vie (ACV) en utilisant l'outil dédié SimaPro [179]. L'inconvénient est qu'avec cette méthode les divers impacts sont agrégés dans un

indicateur ce qui ne permet pas de les analyser en détail. De leur côté, Sharma et al. [180] comparent la prise en compte de diverses émissions (CO_2 , SO_2 , NO_x , particules fines...) par plusieurs outils d'aide à la décision (HOMER, iHOGA, EnergyPRO, RETScreen Expert et TRNSYS). Il en ressort que tous les outils sauf TRNSYS prennent en compte les émissions de CO_2 , que les émissions de SO_2 et NO_x sont partiellement considérées et que seul HOMER prend en compte tous les types d'émissions.

1.3.4 Les indicateurs sociaux

Les impacts sociaux regroupent les effets de la production électrique sur les activités, le comportement et la santé humaine. Ces impacts ne seront pas considérés dans le travail présenté ici mais il est intéressant de voir que d'autres indicateurs existent et présentent une autre facette, tout aussi importante, des enjeux de la production électrique. On trouve par exemple des indicateurs pour mesurer la création d'emploi [88, 181, 182], l'impact visuel d'un projet [183, 184], le bruit [183, 185], l'acceptation sociale [185], l'impact sur la santé [186] ou l'Indice de Développement Humain [88]. L'importance des aspects sociaux dans la réussite d'un projet énergétique est parfois considérée comme potentiellement équivalente à celle des aspects technologiques [187, 35]. Cependant, ils sont souvent compliqués à mesurer et donc à modéliser car ils sont très subjectifs et dépendent du territoire. Élargir l'espace des solutions final permet ainsi de donner plus de choix au concepteur afin de considérer les impacts sociaux de certains microgrids sur le territoire donné.

1.4 Optimisation

Une fois un microgrid modélisé, son fonctionnement simulé et ses performances évaluées, il est possible de comparer plusieurs combinaisons de technologies. Comme indiqué déjà plusieurs fois, le but de ce travail n'est pas de trouver une unique solution idéale (qui n'existe pas) mais de réaliser une aide à la décision multi-critères pour présenter plusieurs compromis entre des objectifs économiques, techniques et environnementaux.

1.4.1 Approches d'optimisation pour les systèmes énergétiques

Il existe plusieurs possibilités pour trouver des solutions optimales empiriquement. On peut citer par exemple la méthode d'analyse multicritères hiérarchique (AHP, *Analytic Hierarchy Process*) [188] qui permet d'évaluer chaque solution potentielle grâce à une note agrégée sur la base d'une hiérarchisation et d'une pondération de l'ensemble des critères de décision. La pondération varie cependant en fonction de l'identité du décideur. On peut également citer la *Multi-Attribute Utility Theory* (MAUT) qui considère les préférences sous la forme d'une fonction d'utilité ou bien les méthodes de surclassement ELECTRE (*Elimination and Choice Translating Reality*) [189] et PROMETHEE (*Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation*) [190]. Dans le cas présent, il peut y avoir des milliards de combinaisons possibles comparées sur des objectifs

qui sont choisis en fonction de l'étude et qui sont toujours liés à des indicateurs quantifiables. Il est donc nécessaire d'utiliser une approche formelle d'optimisation à travers l'utilisation d'un algorithme dédié.

Différentes approches d'un problème multi-objectifs

Le développement des systèmes énergétiques et des microgrids se fait souvent de manière empirique en se fondant sur l'expérience. Le choix des technologies est assez classique (éolien et PV couplés avec un stockage par batteries) et le dimensionnement se fait généralement en fonction d'un unique critère : maximiser la puissance installée, minimiser le coût de production ou assurer une autonomie complète dans des situations particulières (par exemple la station de recherche Princesse Elisabeth en Antarctique [191]). Ce processus décisionnel ne permet pas d'explorer l'ensemble des combinaisons possibles ni de trouver une solution optimisant au mieux une variété d'objectifs.

Certains outils de dimensionnement de systèmes énergétiques (comme HOMER par exemple) font le choix d'évaluer toutes les solutions possibles puis de trouver la solution optimale suivant un critère. Si cette méthode garantit de trouver la solution optimale, elle n'est en revanche pas adaptée dès que la taille de l'espace de conception devient trop grande en raison du temps de calcul démesuré. Elle dépend donc fortement de la discrétisation choisie. Il faut ainsi restreindre a priori son espace de conception ce qui revient au problème précédent : tout l'espace de conception n'est pas exploré et des solutions intéressantes risquent donc de ne pas être étudiées.

Les recherches en optimisation ont permis de développer différents algorithmes adaptés à la résolution automatique de problèmes de minimisation ou maximisation de critères. Parmi les méthodes courantes et simples à utiliser on retrouve les méthodes à base de gradient qui recherchent la solution optimale annulant le gradient de la fonction-objectif. Ces méthodes supposent toutefois d'avoir une ou plusieurs fonctions-objectifs explicites (c'est-à-dire dont les sorties sont reliées aux entrées de manière explicite). Il y a également un risque de tomber sur un optimum local selon le point de départ de l'algorithme.

Dans les cas de fonction-objectifs non explicites, les méthodes d'optimisation méta-heuristiques permettent de trouver des solutions qui ne sont pas rigoureusement optimales mais s'en rapprochent. Elles sont généralement inspirées des phénomènes physiques, biologiques, socio-psychologiques ou font appel au hasard. Ces méthodes se décomposent en deux catégories : les optimisations mono-objectif (SO pour "*Single-Objective*") ou multi-objectifs (MO pour "*Multi-Objective*"). La figure 1.4 présente les différences entre les approches SO et MO pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectifs, notamment en ce qui concerne le moment des choix restreignant l'espace de conception. Historiquement, les études de dimensionnement de microgrid ont utilisé des optimisations SO avec un unique objectif économique et des contraintes énergétiques [25, 192, 18]. Avec la prise en compte de nouveaux enjeux (environnementaux notamment), plusieurs études choisissent d'agréger a priori différents indicateurs dans une seule fonction-objectif afin de revenir à un problème SO [16, 26, 193, 124]. De même des objectifs annexes sont parfois transformés en contraintes de l'optimisation pour garantir un seuil minimal acceptable de ces indicateurs tout en optimisant de manière plus efficace un seul objectif [109]. Toutes ces approches aboutissent donc à une unique solution. Si on souhaite prendre en compte

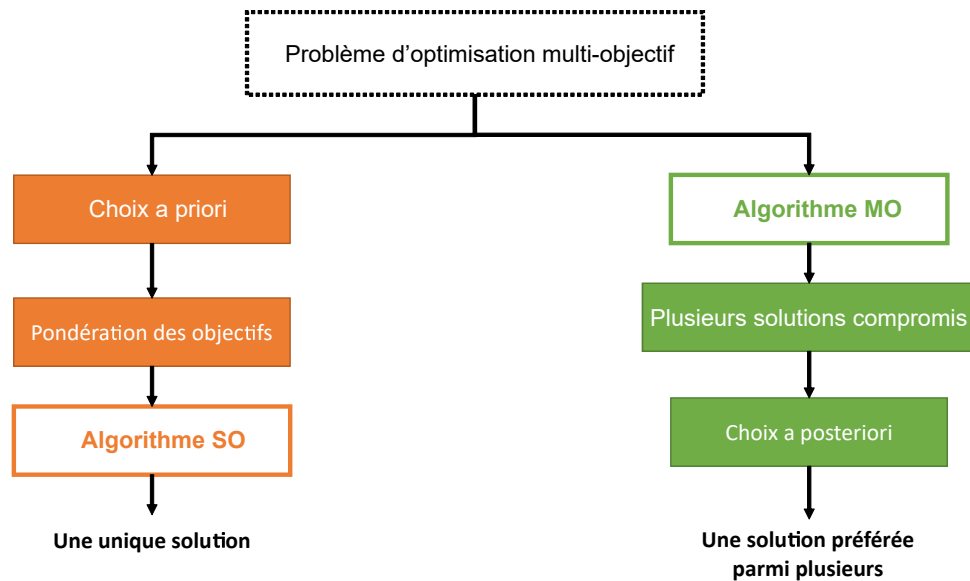


FIG. 1.4 – Méthodes SO et MO pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectif

les divers impacts des microgrids afin de représenter la complexité de leur conception, il est important de proposer plusieurs solutions qui soient des compromis. Cela conduit à utiliser une méthode d'optimisation MO sans pondération préalable des objectifs. Les méthodes métaheuristiques les plus connues sont le recuit simulé [194], les algorithmes de colonies de fourmis [195], les algorithmes génétiques [196], les méthodes d'optimisation par essais particuliers [197] ou la recherche avec tabous [198]. Ross et al. argumentent que l'usage de méthodes SO n'est pas suffisante dans le cas des microgrids et que des méthodes MO (pondérées dans leur cas) apportent davantage de bénéfices au niveau local que juste économiques [17]. Certaines études proposent plusieurs solutions [166, 199, 165, 74] mais peu analysent ensuite l'espace de conception en regardant les paramètres des solutions [200, 85].

Méthodes d'optimisation métaheuristiques

Parmi les autres méthodes utilisées pour l'optimisation des microgrids, on peut lister dans la littérature des études fondées sur les réseaux de neurones [15, 201], parfois entraînés par des algorithmes génétiques [49]. Ils peuvent être utilisés pour le pilotage des microgrids [202], le dimensionnement des dispositifs de stockage dans un microgrid [203, 204] ou pour prévoir la vitesse du vent ou l'irradiation solaire [205]. Un des enjeux avec les réseaux de neurones est la phase d'entraînement car cela nécessite de nombreuses données disponibles. Cela rend compliqué l'usage de cette méthode sans jeu de données d'entraînement, ce qui est un problème en énergétique où aucun jeu de données de référence n'existe. Dans la littérature sur les systèmes énergétiques, des études appliquent aussi les méthodes de recherche avec tabous [15], de recuit simulé [15, 103], de *Cuckoo Search* [15], de colonies d'abeilles artificielles (*Artificial Bee Colony*) [206], de systèmes immunitaires artificiels [15] ou de *Grasshopper optimisation* [15].

Bien qu'ils soient principalement utilisés pour des problèmes multi-objectifs, certaines études appliquent des algorithmes métaheuristiques à une unique fonction linéarisée [84,

193]. On peut toutefois observer sur la figure 1.5, issue de [207], une tendance consistant à délaisser les linéarisations de fonctions MO (« Classical MO optimization ») pour utiliser des algorithmes évolutionnaires (MOEA) sans pondération a priori. Cela confirme l'intérêt scientifique de ces optimisations afin de prendre en compte la complexité des systèmes énergétiques étudiés et la diversité des critères de comparaison possibles. Cette tendance est également due à l'augmentation des capacités de calcul des ordinateurs permettant de lancer des optimisations autrefois trop longues.

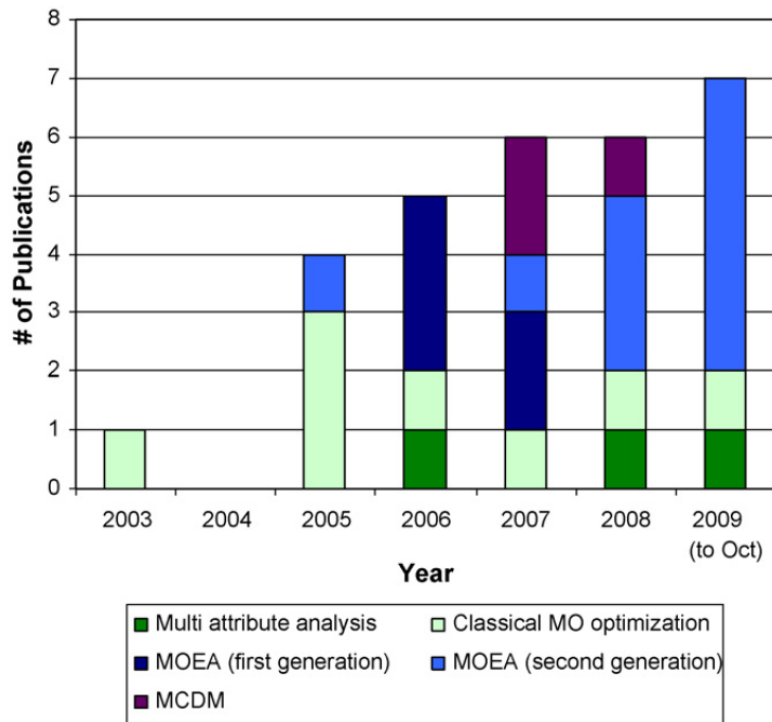


FIG. 1.5 – Nombre de publications sur l'optimisation MO du dimensionnement des Ressources Énergétiques Distribuées par type de méthode utilisée et par année [207]

Les deux approches métaheuristiques les plus couramment utilisées dans la littérature sur les systèmes énergétiques sont les algorithmes génétiques (GA pour "*Genetic Algorithm*") et les méthodes par essais particulaires (PSO, *Particule Swarm Optimisation*).

La méthode d'optimisation PSO a été développée en 1995 par James Kennedy et Russell Eberhart [197] et inspiré initialement par les mouvements de groupes d'oiseaux. Elle se fonde donc sur le déplacement d'une population grâce à la l'auto-organisation d'individus qui influencent leur voisinage. En ce qui concerne l'application aux systèmes énergétiques, on retrouve par exemple l'usage des méthodes PSO afin de minimiser les coûts de production d'un microgrid [192] ou bien ses coûts annuels actualisés [25]. Les PSO peuvent être appliquées avec un [208, 209, 84], deux [92, 210] ou trois [74, 172] objectifs. La méthode PSO pouvant tomber facilement dans un optimum local, une solution combinant la PSO et le processus de sélection des algorithmes génétiques est utilisée par Ma et al. [211].

Les GA s'inspirent de l'évolution des espèces et la sélection naturelle. La base d'un GA est constituée de cinq composants : un générateur d'une population aléatoire initiale, une unité d'évaluation des performances et des opérateurs de sélection, croisement et mutation

[212]. Il suffit de savoir associer à chaque individu une combinaison de valeurs numériques désignant ses performances. Le GA sélectionne ensuite les meilleurs individus au fil des générations via un processus itératif. La population finale consiste en un ensemble de solutions dites Pareto-optimales (voir sous-section 1.4.2). Un des avantages des GA dans le cadre du dimensionnement de microgrids est qu'ils risquent peu de tomber dans des minimums locaux et sont donc efficaces pour trouver les optimums globaux. De plus, il est possible d'associer un grand nombre de paramètres à un individu (i.e. une combinaison de diverses technologies) ce qui est essentiel pour dimensionner des systèmes complexes. Cependant, si le nombre de paramètres devient grand, la structure du GA devient plus complexe et son temps de réponse augmente significativement. Parmi les algorithmes génétiques, on trouve les suivants : « Strength Pareto Evolutionary Algorithms » (SPEA [213]) « Non-dominated Sorting Genetic Algorithms » (NSGA-II [214] et SPEA2 [215]), « Pareto Archived Evolution Strategy » (PAES [216]) ou « Adaptive Pareto Algorithm » (APA [217]). L'algorithme le plus utilisé pour le dimensionnement des systèmes énergétiques est NSGA-II [149, 174, 218, 165] mais on retrouve aussi SPEA2 [81, 47] ainsi que d'autres méthodes [162, 164, 85, 200].

La méthode PSO et les GA sont deux approches efficaces utilisant les processus de recherche itératifs. Toutefois la PSO a quelques avantages sur les GA : elle est facilement implémentable dans un logiciel, le temps de calcul est plus faible et il requière moins de mémoire. En revanche, la fiabilité afin de trouver l'optimum global d'un espace de recherche est plus faible que via un GA.

Les principaux avantages des algorithmes génétiques sont [219] :

- Ils ne demandent pas automatiquement à l'utilisateur de définir a priori une pondération entre les différents objectifs, ce qui permet de converger vers un ensemble de solutions qui sont chacune des compromis entre les objectifs. L'utilisateur est alors libre de sélectionner ensuite les solutions qui l'intéressent.
- Ils sont adaptables : ils ne nécessitent pas de formulation mathématique complexe ou de calculer des gradients pour trouver la direction de descente. Ils peuvent manipuler n'importe quel type de fonction-objectif et de contraintes (linéaires ou non, continues ou discrètes, explicites ou non) ainsi que des espaces de recherches mixtes.
- Ils sont robustes car l'utilisation des processus d'évolution laisse l'algorithme génétique faire une recherche globale. L'algorithme génétique localise au mieux l'optimum global. Ils explorent ainsi la totalité de l'espace de conception.
- Ils sont flexibles : on peut intégrer au sein des GA des optimisations plus précises pour résoudre des problèmes complexes (par exemple inclure une optimisation sur les stratégies de pilotage lors de l'évaluation des performances de chaque combinaison de technologies).
- Il est possible d'estimer assez précisément le temps nécessaire à la convergence car les GA répètent des opérations similaires un nombre de fois relativement prévisible et dépendant du nombre de générations.

Le principal inconvénient est la répétition des opérations d'évaluation des objectifs pour chaque individu qui engendre des temps de calcul importants.

1.4.2 Notion de Pareto-optimalité

Comme expliqué ci-dessus (voir sous-section 1.4.1), certaines méthodes d'optimisation métaheuristiques, dont les algorithmes génétiques, proposent un ensemble de solutions finales qui sont dites Pareto-optimales. Dans un problème d'optimisation MO, les solutions sont classées suivant le concept de dominance au sens de Pareto comme défini par K. Deb [214]. On peut exprimer ce concept de la manière suivante.

Notons S l'espace de conception, on dit qu'une solution $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ domine une solution $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ dans le cas d'une minimisation de n fonctions-objectifs f_i , si $\forall i \in [1, \dots, n], f_i(y) \leq f_i(z)$ et si $\exists i \in [1, \dots, n]$ tel que $f_i(y) < f_i(z)$

Ainsi, une solution faisable $x^* \in S$ est dite Pareto-optimale, ou solution non-dominée, si et seulement si il n'existe pas de solution $x \in S$ dominant x^* .

L'optimum de Pareto consiste donc à se trouver dans une situation telle que toute amélioration d'une fonction-objectif ne peut se faire qu'au détriment d'une autre.

L'ensemble des solutions optimales peuvent être représentées sous la forme d'un front de Pareto, comme illustré sur la figure 1.6 dans le cas d'une minimisation de deux fonctions-objectifs.

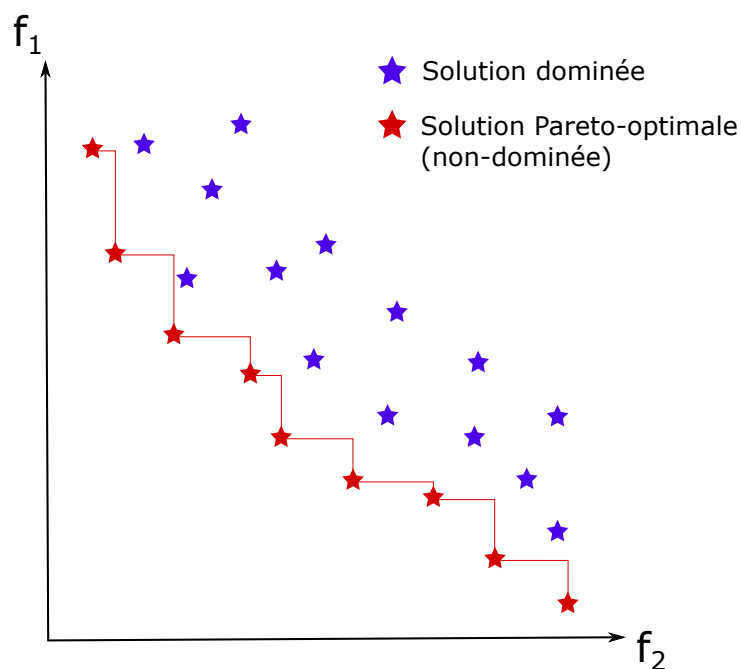


FIG. 1.6 – Illustration de la notion de Pareto-optimalité

Pour résoudre un problème MO il faut donc satisfaire trois conditions [220] :

- *précision* : trouver un ensemble de solutions aussi proches que possible du front de Pareto ;
- *diversité* : trouver un ensemble de solutions aussi diverses que possible (c'est-à-dire dont les paramètres sont différents) ;
- *dispersion* : trouver un ensemble de solutions qui couvrent l'ensemble du spectre du front de Pareto.

1.5 Discussion

L'état de l'art ci-dessus a pour objectif de lister les méthodes existantes et les enjeux autour de la modélisation des systèmes énergétiques (et en particulier des microgrids électriques), de l'évaluation de leurs performances et de leur optimisation. Pour rappel, la problématique de cette thèse est de déterminer quelles combinaisons de technologies (avec leurs paramètres techniques) pourront répondre à la consommation électrique d'un territoire en assurant un approvisionnement fiable, soutenable économiquement et respectueux de l'environnement. C'est-à-dire trouver des microgrids qui soient des compromis entre des performances économiques, techniques et environnementales. Les sous-sections ci-dessous constituent une discussion autour des approches existantes et soulignent les choix qui sont fait en fonction de la littérature existante ainsi que les enjeux à adresser.

1.5.1 Choix d'une approche de modélisation

Comme pour l'état de l'art, nous commencerons par les approches de modélisation, essentielles pour comprendre le fonctionnement des microgrids. De plus, les classifications existantes montrent qu'une approche de modélisation s'envisage en fonction de l'objectif global de l'étude et donc de l'usage des modèles développés. Si l'on reprend les critères discriminants présentés ci-dessous, on constate tout d'abord que le cadre du présent travail impose certains choix. En effet, la problématique de thèse nous porte tout d'abord à adopter une logique normative, c'est-à-dire à évaluer et comparer des microgrids afin de suggérer des solutions idéales. Cette logique correspond davantage aux approches centrées sur l'optimisation qu'à celles centrées sur la simulation qui se focalisent plus sur la prédiction du futur d'un microgrid donné. De même, nous choisissons dans cette thèse de nous restreindre au vecteur électrique. Les modélisations du système énergétique complet peuvent donc être des sources d'inspiration mais leurs contraintes sont différentes (la rapidité de certains phénomènes liés à la production et à la gestion des réseaux électriques par exemple). Finalement, nous ne considérerons pas les interactions entre le secteur énergétique et d'autres secteurs macro-économiques. Les paramètres économiques de même que les secteurs de consommation sont considérés comme exogènes. Ainsi, on ne s'intéressera pas ici à des problématiques telles que l'intégration des véhicules électriques ou bien à la gestion de la demande. Il nous paraît tout de même pertinent de garder la possibilité d'inclure par la suite d'autres aspects de la production énergétique ou des contraintes économiques ou climatiques. Une approche modulaire permettra de coupler à l'outil développé des blocs supplémentaires.

Ces choix imposés par le cadre de notre étude, il reste à examiner les aspects sur lesquels il est possible de jouer. Tout d'abord, nous avons vu que la littérature différenciait les modèles énergétiques s'intéressant au dimensionnement ou au pilotage des systèmes énergétiques. Les études de pilotage se focalisent souvent sur l'analyse d'une combinaison de technologies donnée afin d'en optimiser les performances en jouant sur la stratégie de pilotage ou bien d'étudier les contraintes de production et transport d'électricité sur le réseau. Lorsqu'elles s'intéressent aux contraintes de pilotage du réseau électrique, elles considèrent des pas de temps très faibles et nécessitent généralement de connaître l'architecture du réseau pour estimer la répartition des flux d'énergie. Les études de dimension-

nement ont pour objectif d'optimiser les performances du système en jouant uniquement sur des paramètres technologiques. Elles considèrent des pas de temps plus élevés, allant de plusieurs minutes pour les études court-terme à plusieurs années pour les études de prospective long-terme. A l'inverse des études de pilotage, elles ne considèrent souvent qu'une stratégie de pilotage fixée durant tout le processus d'optimisation (quitte parfois à comparer plusieurs stratégies en refaisant l'étude). Considérant l'importance du pilotage dans les performances d'un microgrid, plusieurs études optimisent conjointement des paramètres technologiques et de pilotage. Cependant, leur approche consistant à imbriquer deux algorithmes d'optimisation l'un dans l'autre est chronophage car pour chaque combinaison de technologies testée il faut lancer une nouvelle optimisation pour trouver le pilotage idéal. Il apparaît ainsi que l'objectif de thèse s'accorde davantage avec les études de dimensionnement mais que la notion de pilotage s'avère essentielle afin de trouver des microgrids performants et d'élargir l'espace de conception. On garantit alors de ne pas ignorer des combinaisons de technologies pertinentes en raison d'un pilotage défavorable. Un des enjeux du présent travail sera d'inclure la dimension opérationnelle dans une étude de dimensionnement sans trop pénaliser le processus global en termes de temps de calcul.

Une fois cet aspect défini, on peut s'intéresser à l'approche de modélisation. La littérature différencie deux logiques : une logique top-down, considérée comme reflétant une vision économique, et une logique bottom-up correspondant plus à une vision d'ingénieur. La volonté de ce travail (et la culture scientifique des Arts et Métiers) est de se focaliser sur l'influence des paramètres technologiques. Cela permet de relier les décisions finales sur les technologies à installer aux phénomènes physiques en jeu (ex. la transformation de l'énergie mécanique du vent en énergie électrique par les éoliennes). Se faisant, on différencie ce qui n'est pas faisable physiquement et ce qui n'est pas performant et on rationalise ainsi le processus décisionnel. L'approche bottom-up, par sa représentation désagrégée des différentes technologies est donc plus adaptée pour modéliser les paramètres technologies et les interactions énergétiques. La littérature montre toutefois qu'il est toujours possible par la suite de combiner l'approche principale bottom-up avec une représentation réduite top-down, pour modéliser les interactions avec d'autres secteurs macro-économiques par exemple [58, 60]. Chaque technologie sera donc modélisée individuellement ainsi que les interactions entre technologies. Les modèles des différentes technologies seront repris dans la littérature afin de garantir leur validité (voir section 2.4). Compte tenu de l'objectif d'étude des microgrids électriques locaux et de la volonté d'explorer au maximum l'espace de conception, il apparaît logique de considérer l'ensemble des énergies renouvelables, des dispositifs de stockage et des sources conventionnelles, s'adaptant idéalement à des échelles territoriales assez petites. Cela reste cohérent avec le développement d'un outil modulaire dans lequel de nouvelles technologies pourraient être ajoutées sans bouleverser le fonctionnement existant. L'approche bottom-up appliquée au dimensionnement de microgrids électriques nécessite donc des données quantitatives et désagrégées pour représenter la consommation, les conditions météorologiques et les paramètres technologiques.

Un élément distinctif des différents modèles énergétiques qui représente également un fort enjeu de modélisation concerne la couverture et à la résolution spatio-temporelle. Ces quatre aspects sont fortement liés à la prise en compte de phénomènes physiques ainsi qu'à des notions de précision et de rapidité. Le choix d'un de ces aspects dépend donc de la valeur des autres. Les études de prospectives long-terme des systèmes énergétiques couvrent

généralement de grands territoires, avec une échelle globale (mondiale), continentale ou nationale. Les résolutions spatiale et temporelle sont alors assez grossières. A l'inverse les études détaillées du fonctionnement d'un microgrid ont une couverture spatiale faible et une résolution temporelle très précise. Ringkjøb et al. montrent bien dans leur revue ce lien entre couverture géographique et résolution temporelle suivant l'approche analytique retenue [31]. On peut y constater que les modèles bottom-up sont les mieux placés pour combiner une résolution temporelle fine et une large couverture géographique. Dans leur étude [33], Prina et al. constatent que s'il existe des modèles ayant une bonne résolution spatiale, temporelle, techno-économique ou sectorielle, aucun ne présente une bonne résolution partout. Ce constat s'explique de manière logique par l'augmentation du temps de développement des modèles puis de calcul induite par l'amélioration de chaque résolution. Pfenninger et al. y voient même un des principaux enjeux de la modélisation des systèmes énergétiques avec l'intégration des EnR qui impose des résolutions plus fines [35]. Le travail présenté ici se focalise sur les microgrids à l'échelle d'un territoire. Si les microgrids sont aujourd'hui associés à une échelle locale (un site isolé, un campus universitaire ou une île), on peut envisager de développer ces réseaux fermés partiellement autonomes du réseau principal à l'échelle d'une ville, voire d'une région. La couverture géographique est donc variable mais reste globalement assez faible comparée aux modèles top-down ou aux études de prospective long-terme. La volonté de relier décisions technologiques et phénomènes physiques implique de modéliser assez précisément lesdits phénomènes. On choisit de ne pas s'intéresser à la phase transitoire ni aux phénomènes trop rapides (quelques secondes), souvent liés à la gestion du réseau électrique. Une simulation dynamique du comportement des microgrids n'est donc pas nécessaire. Nous choisissons finalement de considérer des pas de temps allant de quelques minutes à quelques heures afin de prendre en compte les principaux phénomènes liés à la production électrique (variation de la vitesse du vent etc.). Considérant cet ordre de grandeur de pas de temps, un horizon temporel long-terme (plusieurs décennies) ne peut être envisagé sans impliquer de long temps de calcul. D'un autre côté, afin de prendre en compte des variations journalières, hebdomadaires et saisonnières des entrées (consommation, vitesse du vent ou irradiation solaire), un horizon temporel d'au moins un an est recommandé. Cependant, des horizons plus courts peuvent être utilisés afin de valider certaines caractéristiques de l'outil et ce pour des raisons de temps de calcul. Ce choix implique donc l'usage d'une approche dite statique et exclu ainsi les problématiques de prédiction parfaite ou myope de l'évolution des paramètres comme pour une étude long-terme.

Finalement, l'approche de modélisation peut être déterministe ou probabiliste selon qu'elle prenne en compte les incertitudes liées à la production des énergies renouvelables ou à la demande électrique. L'approche probabiliste nécessite de définir des distributions de probabilités liées à chacune de ces variables et de les intégrer dans des modèles adaptés. Une autre option afin de considérer les incertitudes consiste à développer dans un premier temps un modèle déterministe puis à l'évaluer de nombreuses fois en modifiant ses données d'entrée via une approche de Monte Carlo (la vitesse du vent par exemple). C'est cette option qui est retenue ici. Le modèle déterministe développé est moins proche de la réalité et l'optimisation combinée à une approche de Monte Carlo sera plus lente qu'avec une modélisation probabiliste. Cependant, cette approche est plus simple à mettre en oeuvre et permet de développer un outil sur lequel tester l'intégration des paramètres de pilotage dans une optimisation MO avant d'envisager une approche stochastique par la suite.

1.5.2 Choix d'un algorithme d'optimisation et lien avec la modélisation

Les problématiques de résolution spatio-temporelle et de complexité des modèles, propres à la modélisation, doivent être considérées au regard de la méthode d'optimisation utilisée. En effet, le processus d'optimisation est dépendant des performances de la modélisation et ses contraintes doivent être envisagées de manière globale sur tout le processus d'aide à la décision. Le fait de prendre en compte les stratégies de pilotage et d'utiliser une simulation pour déterminer les échanges énergétiques durant l'opération du microgrid rend impossible la formulation explicite d'une fonction-objectif dépendant des paramètres de dimensionnement de chaque centrale électrique. Cela rend donc très complexe l'utilisation des méthodes fondées sur le gradient et incite à utiliser des méthodes métaheuristiques, capables de prendre en compte des fonctions non-explicites. Les deux contraintes que la problématique de cette thèse impose sont d'explorer l'ensemble de l'espace de conception et de proposer plusieurs solutions qui soient des compromis. Afin de répondre à la première contrainte, on peut soit agréger les différents indicateurs de performance en une fonction-objectif pondérée et lancer autant d'optimisation SO que de solutions voulues en modifiant la pondération à chaque fois, soit choisir de ne pas pondérer a priori les objectifs de l'optimisation et utiliser un algorithme MO. L'optimisation SO converge plus vite mais cela prend davantage de temps de la répéter N fois que d'appliquer une optimisation MO trouvant N solutions. De plus, cela ne garanti pas d'explorer tout l'espace de conception. On choisira donc d'utiliser une méthode MO sans pondération a priori. Parmi les méthodes métaheuristiques possibles, les algorithmes génétiques sont adaptés à nos contraintes. L'optimisation n'étant pas le coeur de la thèse, nous choisissons une méthode qui nous est familière, tout en restant adaptée et performante. L'algorithme NSGA-II est donc choisi car maîtrisé au laboratoire et pour sa facilité d'implémentation.

L'inconvénient majeur des algorithmes génétiques est qu'ils requièrent un long temps de calcul en raison de la répétition de l'évaluation des performances de chaque individu. Afin de proposer un résultat dans un temps raisonnable (quelques heures/jours), il est donc nécessaire d'avoir une étape d'évaluation la plus rapide possible. Cela impose donc des contraintes supplémentaires concernant le compromis à trouver pour la résolution spatio-temporelle entre précision et rapidité. Les ordres de grandeur donnés précédemment (pas de temps de l'ordre de la minute/heure et horizon d'un an) ont ainsi été choisis pour des raisons de simplicité et de précision de la modélisation mais également pour s'accorder avec cette contrainte d'optimisation. Toutefois, un horizon temporel d'un an ne pourra pas être simulé avec une précision d'une minute sans de gros impacts sur le temps de calcul. On se limitera dans ce cas à un pas de temps horaire, voire de plusieurs heures.

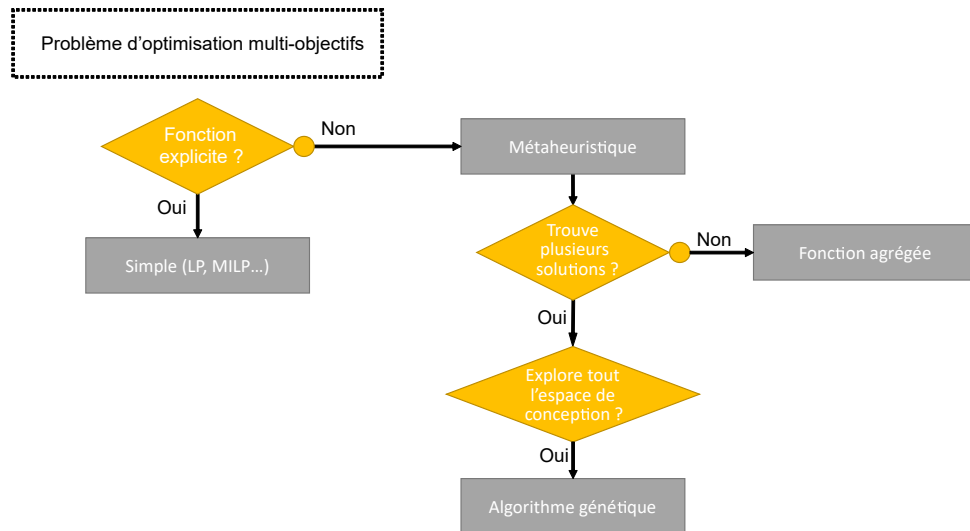


FIG. 1.7 – Choix d'un algorithme d'optimisation adapté à notre situation

1.5.3 Choix des indicateurs de performances

Finalement, il s'agit de choisir les critères de performances à prendre en compte. Comme expliqué dans l'introduction, l'objectif est de considérer différents impacts des microgrids.

Indicateurs économiques

Les impacts économiques sont originellement pris en compte dans l'évaluation des systèmes énergétiques et il est donc compliqué de faire l'impasse dessus. En effet, malgré la diversification des préoccupations, une mauvaise performance économique peut être fatale à un projet. La volonté de ce travail d'évaluation est de présenter les impacts des microgrids sur l'ensemble de leur cycle de vie et pas juste sur leur phase opérationnelle. Comme précédemment, nous souhaitons que chaque indicateur puisse représenter de manière autonome la performance économique du microgrid. Cela exclu donc les indicateurs des CAPEX et OPEX, tout du moins en tant qu'objectifs de l'optimisation car ils apparaissent forcément dans la formulation des autres indicateurs. De plus, la vente de l'électricité n'est pas considérée dans notre étude. Tous les indicateurs qui prennent en compte les revenus afin d'en déduire la rentabilité du système ne peuvent être utilisés. C'est le cas du NPC, de l'IRR et de la PP. Entre le LCOE et le LCCost, assez proches, nous choisissons finalement le LCOE car il ramène les coûts sur le cycle de vie à la production effective.

Indicateurs techniques

L'intégration des impacts techniques sur la qualité de l'approvisionnement est indispensable afin d'offrir le service le plus fiable possible. Le choix de les considérer en tant qu'objectifs de l'optimisation et non comme des contraintes permet de se laisser une marge sur leur respect sans brider le nombre de compromis optimaux. Parmi ces impacts, nous faisons le choix de nous focaliser sur des indicateurs globaux donnant individuellement

une vision rapide de la qualité de l'approvisionnement. Cela permet en effet de synthétiser en un seul indicateur les aspects techniques et ainsi de ne pas multiplier les objectifs durant la phase d'optimisation. C'est le cas par exemple des indicateurs représentant l'autonomie énergétique (ENS) et temporelle (NA) du microgrid. A contrario, les indicateurs SAIFI et SAIDI nécessitent d'être analysés conjointement pour estimer la fiabilité globale. Nous excluons de même les versions probabilistes des indicateurs, notre approche étant déterministe, ainsi que les indicateurs développés par M. Drouineau et V. Krakowski qui requièrent des données trop détaillées pour ce travail.

Indicateurs environnementaux

Compte tenu de l'impact global des activités humaines sur l'environnement, les impacts environnementaux de la production électrique ne peuvent pas être ignorés. Chaque indicateur représente un impact foncièrement différent. Les indicateurs qui représentent des impacts dont les effets sont locaux et donc dépendants de la localisation du microgrid ne sont pas généralisables à tous les projets et ne sont donc pas retenus. C'est le cas des émissions de NO_x , de SO_x et de particules fines ou bien de l'impact sur la biodiversité. En effet, les émissions représentent une nocivité plus ou moins grande selon la présence d'habitation autour par exemple. Deux indicateurs qui symbolisent des enjeux planétaires sont les émissions de gaz à effet de serre, responsables du changement climatique, et l'impact sur les ressources naturelles. Nous choisissons de nous restreindre aux émissions de GES sur le cycle de vie (et pas que de CO_2) et à la consommation de ressources naturelles, pour l'instant uniquement sur la phase d'exploitation. En effet, le changement climatique nous semble être un des principaux problèmes environnementaux que les microgrids électriques peuvent participer à résoudre. La consommation de ressources représente un impact à la fois sur l'environnement et sur la soutenabilité de la production électrique.

L'état de l'art montre à la fois l'importance et la complexité de la prise en compte des impacts sociaux et notamment du comportement humain. Le manque d'expertise du laboratoire dans ce domaine et la contrainte temporelle de la thèse nous font hélas exclure cette dimension sociale de cette première version de l'outil d'aide à la décision. La modularité de l'outil permettra en revanche toujours de la considérer à l'avenir. Le présent travail combine donc des indicateurs économiques, techniques et environnementaux.

1.5.4 Résumé de l'approche choisie

Dans cette partie regroupant l'état de l'art nous avons pu comparer les différentes approches de modélisation suivant des critères variés et ainsi faire des choix concernant l'approche choisie. Certains enjeux ont également été soulignés.

La modélisation adoptée par la suite s'intéressera à l'optimisation du système électrique, sans considérer les interactions avec d'autres vecteurs énergétiques ni avec d'autres secteurs macro-économiques. Son objectif sera le dimensionnement de microgrids locaux mais les aspects de pilotage seront pris en compte afin d'élargir l'espace de conception. La modélisation suivra une approche bottom-up utilisant des modèles et données désagrégés. L'étude des microgrids se fera à l'échelle d'un territoire (allant du village à la région), sur un horizon temporel d'environ un an et avec une résolution temporelle de l'ordre

de l'heure. Cela afin de fournir assez de précision sur les phénomènes physiques en jeu dans la production électrique tout en limitant le temps de calcul lors de la phase d'optimisation via un algorithme génétique. Les microgrids seront comparés suivant plusieurs indicateurs économiques (LCOE), techniques (autonomie temporelle et énergétique) et environnementaux (émissions de GES et consommation de ressources naturelles).

Chapitre 2

Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

Sommaire

2.1	Exigences à vérifier	45
2.2	Validation théorique des exigences	46
2.3	Cas d'étude illustratif	48
2.4	Modélisation énergétique du microgrid	49
2.4.1	Modèle d'une éolienne	49
2.4.2	Modèle d'un panneau photovoltaïque	52
2.4.3	Modèles des barrages-lacs et barrages au fil de l'eau	52
2.4.4	Modèle des centrales pilotables	52
2.4.5	Modèle des stockeurs	53
2.4.6	Modèle de pertes	54
2.5	Intégration des paramètres de pilotage	55
2.5.1	Ordre de priorité	56
2.5.2	Stratégie de pilotage	57
2.6	Intégration dans une simulation séquentielle	58
2.6.1	Période opérationnelle simulée	59
2.6.2	Principe de la simulation séquentielle	59
2.6.3	Évaluation des puissances disponibles	62
2.6.4	Situation suivant l'équilibre des puissances	63
2.6.5	Calcul de la production effective	65
2.6.6	Répartition des puissances	66
2.7	Évaluation des performances	67
2.7.1	Indicateurs économiques	67
2.7.2	Indicateurs techniques	69
2.7.3	Indicateurs environnementaux	72
2.8	Représentativité long-terme des performances	74

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

2.8.1	Répétition de la simulation et convergence du niveau des stocks	74
2.8.2	Choix du SoE initial	75
2.8.3	Critère de convergence restreint	78
2.9	Algorithme d'optimisation	79
2.9.1	Fonctionnement de l'algorithme NSGA-II	80
2.9.2	Définition des paramètres d'optimisation	83
2.9.3	Réduction du front de Pareto	85
2.10	Bilan de la proposition	86

L'évolution du mix électrique est un enjeu économique, social et environnemental. La conception de microgrids locaux est un moyen d'équilibrer la consommation électrique tout en tenant compte des différents impacts et également d'augmenter l'autonomie décisionnelle des territoires concernant la source de l'approvisionnement énergétique. En raison de la complexité du système énergétique, une aide à la décision multi-critères est mise en place. Son objectif est de guider le dimensionnement du microgrid et de souligner la variété de solutions, compromis entre les différents objectifs. Comment concevoir un outil d'aide à la décision qui s'adapte à différentes situations ? Comme vu dans l'introduction, il s'agit tout d'abord de déterminer une approche de modélisation puis d'évaluer les performances de chaque solution et enfin de comparer les différentes solutions via un algorithme d'optimisation.

L'état de l'art précédent a permis de mieux cadrer l'approche adoptée et de souligner certains enjeux à considérer. La section 2.1 présentera tout d'abord les exigences à respecter pour répondre à la problématique de thèse. Ensuite, la section 2.2 précisera en quoi la proposition de cette thèse répond de manière théorique à ces exigences. Un cas d'étude illustratif, détaillé dans la section 2.3, servira de fil conducteur aux parties suivantes. La section 2.4 détaillera la manière dont est modélisée la production électrique de chaque technologie. Par la suite, la section 2.5 établira la manière dont nous prenons en compte les aspects de pilotage dans les paramètres de conception des microgrids et la section 2.6 montrera comment ceux-ci sont intégrés à une simulation séquentielle gérant les interactions entre technologies sur la période étudiée. Les différents indicateurs de performances implémentés seront décrits dans la section 2.7 et le processus pour assurer leur fiabilité sur la période d'opération long-terme du microgrid sera précisé dans la section 2.8. Finalement l'algorithme d'optimisation choisi sera présenté dans la section 2.9 avec ses paramètres.

2.1 Exigences à vérifier

Les différentes approches de modélisation, simulation, évaluation et optimisation décrites dans le chapitre 2 ont été implémentées dans Matlab. L'ensemble de ces fonctions ont été codées durant la thèse à partir de rien. Cet ensemble crée ainsi l'outil développé dans cette thèse. La problématique globale de la thèse consiste à trouver divers microgrids répondant à la demande électrique d'un territoire et qui représentent des compromis entre des objectifs économiques, techniques et environnementaux.

Afin de valider cette problématique globale, nous décomposons ici la vérification des capacités de l'outil en deux parties. La première concerne la capacité à simuler le fonctionnement d'un microgrid et à évaluer ses performances. La seconde s'intéresse à l'étape d'optimisation afin de montrer l'intérêt de l'approche adoptée pour élargir l'espace de conception et trouver plusieurs solutions variées.

En ce qui concerne la simulation et l'évaluation d'un microgrid, les exigences imposées à l'outil sont de :

- simuler les échanges énergétiques entre les différents composants d'un microgrid en prenant en compte les variations intra-journalières de la consommation et des données météorologiques ;

- évaluer les performances économiques, techniques et environnementales d'un micro-grid ;
- fournir des performances fiables vis-à-vis de l'opération du microgrid sur une période long-terme supérieure à celle d'étude.

Pour ce qui est du processus d'optimisation et sa capacité globale à trouver des micro-grids solutions du problème de conception sur le territoire étudié, on va particulièrement chercher à vérifier que l'outil est capable de :

- élargir l'espace de conception via l'intégration des paramètres de pilotage ;
- élargir l'espace des solutions finales, et pour cela :
 - trouver plusieurs solutions Pareto-optimales au problème de conception ;
 - trouver des solutions diverses en termes de paramètres de conception ;
 - trouver des solutions diverses en termes de performances.

Finalement, une fois les exigences principales atteintes, on souhaite développer un outil qui soit :

- modulaire, c'est-à-dire qui accepte sans changer le fonctionnement général de nouvelles technologies et stratégies de pilotage ou de nouveaux indicateurs de performances ;
- rapide, afin de réaliser des optimisations en un temps raisonnable au regard de l'usage prévu (c'est-à-dire de l'ordre de quelques heures pour une utilisation par un décideur local).

La validation théorique de ces diverses exigences sera vérifiée dans la section 2.2. Nous y analyserons comment les différentes parties de la proposition de thèse répondent aux objectifs fixés. Ensuite, le chapitre 3 s'intéressera à la validation pratique à travers un cas d'étude des exigences portant sur la simulation. Enfin, le chapitre 4 validera les exigences liées à l'optimisation.

Cette phase de vérification sera suivi dans le chapitre 3 par une validation des caractéristiques de l'outil comparé à un autre outil similaire (HOMER). Il s'agit donc ici de vérifier que l'outil satisfait bien aux exigences permettant de répondre à la problématique de thèse.

2.2 Validation théorique des exigences

Une fois ces exigences définies, nous allons voir en quoi la proposition de thèse permet de manière théorique d'y répondre.

Tout d'abord en ce qui concerne la simulation des performances énergétiques, nous avons choisi d'utiliser une approche de modélisation bottom-up pour représenter les échanges énergétiques. C'est-à-dire que la production électrique de chaque technologie est modélisée individuellement puis que l'on fait interagir ces technologies entre elles. Cela permet d'avoir une compréhension des échanges plus détaillée qu'avec une modélisation agrégée. De plus, les modèles choisis sont capables de représenter les variations de production à une échelle de temps de quelques minutes/heures. On peut ainsi visualiser

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

l'influence des phénomènes liés à la production, tels que la variation de la vitesse du vent, de l'irradiation solaire ou encore de la consommation, avec cette précision temporelle. Enfin, une simulation séquentielle est implémentée afin de visualiser les échanges entre les composants d'un microgrid (producteurs, stockeurs et consommateurs) sur chaque pas de temps.

L'évaluation de diverses performances économiques, techniques et environnementales est possible grâce à l'utilisation d'indicateurs existants et à la définition de nouveaux. Ces indicateurs permettent de relier les paramètres de conception (nombre d'éoliennes, surface de panneaux photovoltaïques...) et les échanges énergétiques aux divers impacts de la production électrique. Une partie de ces indicateurs sont par ailleurs calculés sur tout le cycle de vie, c'est-à-dire depuis la conception des technologies jusqu'à leur fin de vie. La diversité de ces indicateurs permet de mieux prendre en compte la complexité de la conception de microgrids.

Finalement, la durée de simulation du fonctionnement d'un microgrid est souvent inférieure à la durée d'opération totale de celui-ci (en général de l'ordre de plusieurs décennies). Ainsi les indicateurs sont calculés sur cette période plus courte. Si la période simulée est considérée comme représentative de la période d'opération long-terme, on souhaite s'assurer de la répétabilité de l'opération du microgrid sur de nouvelles périodes identiques. Une boucle de convergence assure cette vérification en simulant à nouveau le fonctionnement avec les conditions initiales actualisées sur celles en fin de simulation précédente. Une fois la répétabilité garantie, on peut déduire des échanges énergétiques et paramètres de conception de nouvelles valeurs pour les indicateurs de performances. Ces derniers sont donc plus fiables que précédemment car ils considèrent l'opération long-terme du microgrid et favorisent la répétabilité des performances sur toute cette période.

Pour ce qui est de la partie conception et donc optimisation, l'exigence principale de cette thèse concerne l'extension de l'espace de conception. Celle-ci se traduit à la fois par un élargissement de l'espace de conception initial et de l'espace de conception final (que nous appelons aussi espace des solutions ici). Dans les deux cas l'objectif est de trouver des solutions auxquelles le concepteur de microgrid n'aurait pas pensé. L'espace de conception est tout d'abord élargi grâce à l'intégration de paramètres de pilotage dans les paramètres de conception. Ainsi, en plus de l'augmentation logique de l'espace de conception, des combinaisons de technologies peuvent devenir performantes grâce à la prise en compte d'une nouvelle stratégie de pilotage et se retrouver dans l'espace des solutions.

L'espace des solutions est souvent constitué d'une unique solution issue d'une optimisation mono-objectif. Afin de donner plus de choix et surtout de permettre au concepteur de choisir entre diverses possibilités en ayant connaissance de leurs performances et caractéristiques respectives nous choisissons de réaliser une optimisation multi-objectifs non pondérée. Ainsi, ce processus permet de trouver plusieurs solutions Pareto-optimales.

Pour conclure, la modélisation bottom-up et l'approche globale avec laquelle l'outil d'aide à la décision a été codé permettent d'avoir un outil modulaire qui accepte de nouvelles technologies, stratégies de pilotages ou performances sans modifier le fonctionnement global. De plus, l'ensemble des étapes d'évaluation des performances d'un microgrid (modélisation, simulation et calcul des indicateurs) ont été pensées pour être implémentées

dans un algorithme génétique et donc pour être calculées dans un temps raisonnable.

Les sections suivantes vont détailler les différentes étapes de la proposition de thèse énoncées ci-dessus.

2.3 Cas d'étude illustratif

Le cas d'étude fictif suivant sera utilisé tout au long de la thèse afin d'illustrer la proposition sur un exemple. Un jeu de données (météorologiques et de consommation) est donc créé afin de réaliser des expérimentations et ainsi valider les exigences de l'outil développé. On considère ainsi une ville de 7000 foyers (soit environ 15000 habitants) qui souhaite développer un microgrid local sur son territoire. On suppose connues la localisation de la commune et ses prévisions pour les données météorologiques et la consommation électrique. Les technologies considérées pour faire potentiellement partie d'un microgrid local sont :

- des éoliennes ;
- des panneaux photovoltaïques ;
- une centrale thermique à biomasse ;
- une centrale thermique à gaz ;
- un stockage par batterie ;
- un stockage par Station de Transfert d'Énergie par Pompage (STEP).

La figure 2.1 illustre cette configuration initiale avec les technologies considérées, leur paramètres de conception (technologiques uniquement), leur catégorisation en centrales de production pilotables, non pilotables et en stockeurs et les données d'entrée nécessaires.

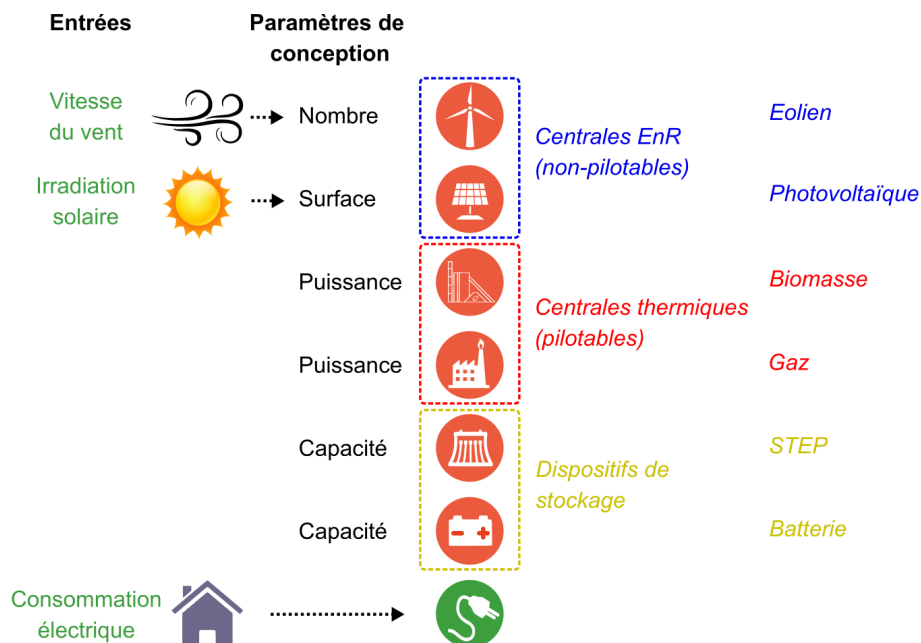


FIG. 2.1 – Cas d'étude fil rouge considérant un microgrid composé de six technologies dont deux énergies renouvelables, deux centrales pilotables et deux stockeurs

2.4 Modélisation énergétique du microgrid

Afin d'évaluer la capacité d'un microgrid à répondre à la consommation électrique, il nous faut modéliser la production électrique de chaque technologie en fonction des conditions météorologiques et des contraintes internes. Ces modèles doivent être précis afin de garantir l'adéquation entre production et demande mais également se calculer rapidement pour simuler l'opération d'un microgrid dans un temps raisonnable. Plus le temps de simulation est court, plus il sera aisé d'intégrer les modèles dans une méthode d'optimisation métaheuristique par la suite. Les différentes technologies prises en compte sont : les éoliennes, les panneaux photovoltaïques, les barrages (réservoirs et au fil de l'eau), les centrales thermiques (gaz, charbon, biomasse), le stockage par batterie (Li-ion ici) et les Station de Transfert d'Énergie par Pompage (STEP). Leurs modèles sont décrits dans les sous-sections suivantes.

2.4.1 Modèle d'une éolienne

Une éolienne transforme l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique puis en énergie électrique. Sa production électrique dépend donc des conditions météorologiques. Dans une première approximation, on peut ainsi déduire la production en sortie d'éolienne directement de la vitesse du vent.

Pour un parc éolien, il est donc nécessaire d'avoir accès à la vitesse du vent à la position de chaque éolienne et à la hauteur de leur nacelle afin de déterminer ensuite la production électrique. En pratique il est très compliqué d'obtenir ces données. Avant installation d'une éolienne, les seules mesures du vent proviennent de mâts de mesure si un parc éolien est en projet à proximité et des stations météorologiques. De plus, plusieurs sources permettent d'obtenir des vitesses de vent issues de données satellites. Par exemple le jeu de données MERRA2 (*Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications*, version 2) de la NASA peut fournir la vitesse de vent moyenne pour une zone de 50km de diamètre et à une hauteur de 50m depuis 1980. Une fois ces données accessibles, il faut encore réaliser une extrapolation verticale, afin d'avoir la vitesse du vent à la hauteur de nacelle, et une extrapolation horizontale, afin d'avoir la vitesse à la position de chaque turbine. L'extrapolation verticale peut être réalisée suivant plusieurs méthodes, les deux plus utilisées étant le profil logarithmique ou la loi puissance [221]. Nous choisissons ici d'appliquer une loi puissance lorsque les données fournies ne sont pas à la hauteur de nacelle dont l'expression est détaillée par l'équation 2.1. L'extrapolation horizontale dépend quant à elle de la topologie du terrain et de sa rugosité. Dans les cas les plus complexes, en zone de montagne par exemple, des calculs de dynamique des fluides sont nécessaires car les outils commerciaux existants ne sont pas adaptés.

$$v_1 = v_0 \times \left(\frac{h_1}{h_0} \right)^\alpha \quad (2.1)$$

Où v_i est la vitesse du vent à la hauteur h_i , pour $i = 1$ ou 2 , et α est le coefficient de cisaillement.

Le coefficient de cisaillement dépend de la rugosité de la surface sur laquelle on ex-

trapole la vitesse du vent. La figure 2.2 montre les variations de profil de vent suivant l'altitude en fonction du type de terrain.

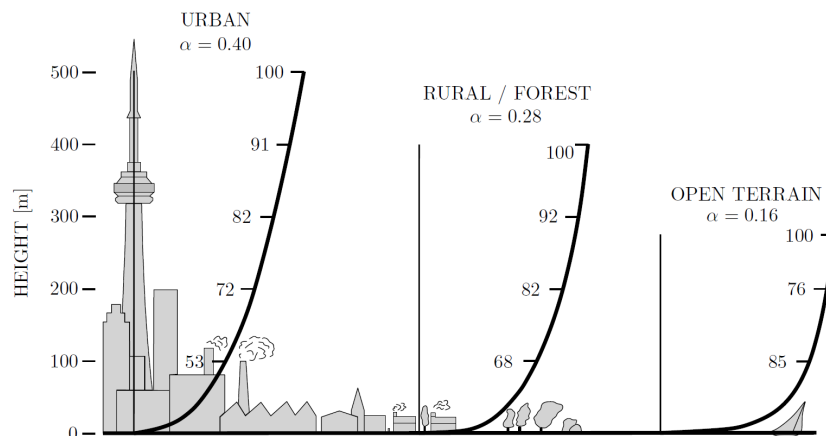


FIG. 2.2 – Extrapolation verticale de la vitesse du vent suivant le type de terrain, tiré de [222]

Une fois collectées et transformées, ces données constituent une archive des vitesses de vent passées. Elles peuvent servir à prédire les vitesses de vent futures de deux manières : soit en faisant l'hypothèse que leur profil sera similaire à celui des dernières années, soit en utilisant cet historique pour déterminer les paramètres d'une distribution de probabilités dans le cas d'une modélisation stochastique de la production éolienne. Dans le cadre de ce travail de thèse nous utilisons une approche déterministe et nous considérons que les données de vent sont connues sur la période d'étude à la position et hauteur du mât de mesure d'une station météorologique.

Les principaux composants d'une éolienne permettant les conversions d'énergie mécanique et électrique sont : les pâles, le multiplicateur, l'alternateur et le transformateur. Le rendement global d'une éolienne dépend donc des rendements de chaque composant. Or ces informations ne sont pas toujours accessibles et varient en fonction de l'éolienne étudiée. Afin d'avoir un modèle réaliste et simple à calculer, nous choisissons de nous fonder sur la courbe de puissance de turbines existantes. C'est-à-dire la courbe théorique ou expérimentale fournie par le fabricant qui relie vitesse du vent et puissance électrique produite. De manière usuelle, la courbe de puissance se décompose en quatre zones définies sur la figure 2.3. Jusqu'à la vitesse de démarrage v_{dem} , l'éolienne est à l'arrêt. Ensuite, l'éolienne monte en puissance de manière exponentielle jusqu'à atteindre sa puissance nominale pour la vitesse de vent nominale v_{nom} . Cette puissance est maintenue jusqu'à la vitesse de coupure (ou vitesse maximale) v_{max} . A cette vitesse du vent, l'éolienne freine afin de d'éviter une vitesse trop élevée du rotor et donc une casse mécanique. Il existe différents moyens de réduire la vitesse de rotation soit via l'usage d'un frein soit en réduisant la prise au vent par une modification de l'orientation de l'hélice parallèlement au vent (mise en drapeau) ou une modification de l'angle des pâles. L'éolienne ne redémarre alors qu'à une vitesse v_{redem} légèrement inférieure à v_{max} . A noter que les éoliennes du fabricant Enercon disposent d'un mode tempête qui permet de diminuer linéairement la vitesse de la turbine entre la vitesse maximale et une nouvelle vitesse d'arrêt v_{arret} . Pour donner quelques ordres de grandeur, la vitesse classique de démarrage des éoliennes de grande taille est autour de 3 m/s, la vitesse nominale autour de 10-15 m/s et la vitesse

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

maximale vers 25 m/s. A titre de comparaison, le mode tempête d'Enercon permet de produire jusqu'à 34 m/s (moyenne sur 10 minutes).

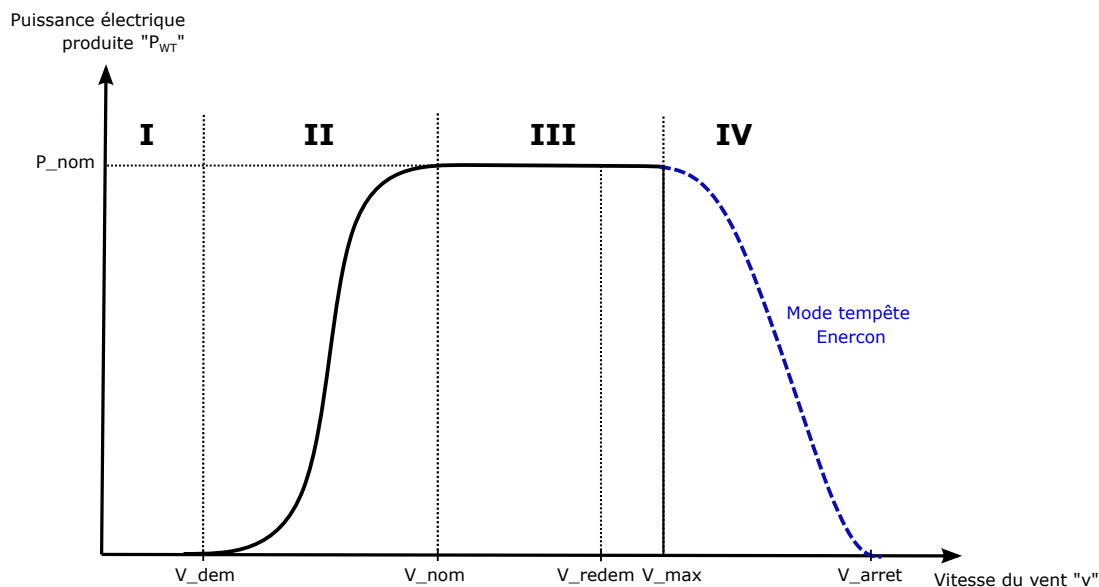


FIG. 2.3 – Courbe de puissance théorique d'une éolienne en fonction de la vitesse du vent

Ainsi, la production électrique d'une éolienne est définie par l'équation suivante :

$$P_{WT} = P(v) \quad (2.2)$$

Avec v la vitesse du vent (en m/s).

Les tests réalisés ci-après utilisent les données de l'éolienne Vestas V90/2MW [223] (voir figure 2.4).

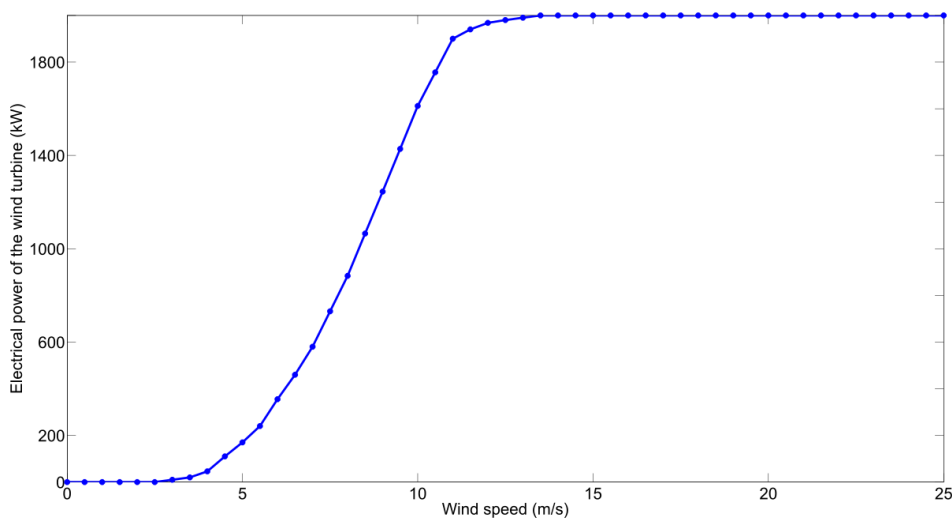


FIG. 2.4 – Courbe de puissance de la turbine Vestas V90/2MW en fonction de la vitesse du vent

2.4.2 Modèle d'un panneau photovoltaïque

Il existe plusieurs façons d'utiliser l'énergie solaire pour produire de l'électricité. Nous nous intéressons ici à la technologie photovoltaïque. Les photons venant des rayonnements solaires directs ou diffus induisent un mouvement d'électrons dans les cellules photovoltaïques qui produisent ainsi un courant électrique. Il existe différentes technologies de panneaux photovoltaïques transformant le rayonnement solaire en électricité. Les trois principales catégories sont les panneaux au silicium monocristallin, au silicium polycristallin et les panneaux à couche mince (souvent du tellure de cadmium). Chaque technologie possède un rendement énergétique différent. Pour modéliser la production photovoltaïque, nous choisissons un modèle simplifié, défini par l'équation 2.3 [224, 154] :

$$P_{PV} = Irr * S_{PV} * \eta_{PV} \quad (2.3)$$

Avec P_{PV} la puissance électrique produite par le PV, Irr l'irradiance (en W/m^2), S_{PV} la surface des panneaux and η_{PV} le rendement entre le rayonnement total reçue et la production électrique.

2.4.3 Modèles des barrages-lacs et barrages au fil de l'eau

Il existe deux types de barrages : les réservoirs, aussi appelés barrages-lacs, et les barrages au fil de l'eau. La différence est que les premiers sont pilotables alors que les seconds dépendent du courant du cours d'eau sur lequel ils sont installés. Le principe de conversion étant similaire entre ces deux types de barrages, un unique modèle est développé afin de déterminer la production électrique de ces deux technologies. L'équation 2.4, issue de l'application du théorème de Bernoulli sans pertes de charges, décrit la puissance produite par un barrage [225].

$$P_{barr} = \rho * g * H_{barr} * Q * \eta_{barr} \quad (2.4)$$

Avec P_{barr} la puissance électrique produite par le barrage, ρ la masse volumique de l'eau (en kg/m^3), g l'accélération de pesanteur (en m/s^2), H_{barr} la hauteur du barrage (en m), Q le débit volumique du cours d'eau ou de la conduite du barrage-lac (en m^3/s) et η_{barr} le rendement du barrage.

Une hauteur de chute de 40m est considérée dans les modèles classiques de barrages-lacs (mais ce paramètre est modifiable) et de 1m pour les barrages au fil de l'eau.

2.4.4 Modèle des centrales pilotables

On appelle ici centrales pilotables les centrales thermiques (charbon, gaz, pétrole, biomasse ou nucléaire) dont la production est entièrement pilotable. Le choix a été fait dans ce travail d'utiliser un unique modèle pour toutes ces centrales. Seuls les paramètres du modèle varient d'une technologie à l'autre. Ces paramètres sont : la puissance installée $P_{ctrl,nom}$ et la rampe de montée en puissance électrique α_{ctrl} . Ce dernier paramètre illustre

le fait qu'une centrale ne peut pas faire varier sa production instantanément. Ainsi, durant la simulation du fonctionnement d'un microgrid, on définit la puissance électrique générée P_{ctrl} en fonction de la demande à équilibrer et de la capacité de production (cf. équation 2.5) :

$$P_{ctrl}(t+1) = \min(P_{ctrl,nom}; P_{ctrl}(t) + \alpha_{ctrl}(t+1) \cdot P_{ctrl}(t); P_{nécessaire}(t)) \quad (2.5)$$

Avec P_{ctrl} la puissance électrique effective en sortie, $P_{ctrl,nom}$ la puissance nominale de la centrale pilotable, α_{ctrl} le coefficient représentant la rampe limite de montée en puissance et $P_{nécessaire}$ la puissance nécessaire pour équilibrer la consommation et éventuellement stocker l'énergie encore disponible suivant la stratégie de pilotage choisie (voir sous-section 2.5.2), au pas de temps t .

2.4.5 Modèle des stockeurs

Nous considérons plusieurs catégories de dispositifs de stockage dans cette thèse : les batteries et les STEP. Tout comme pour les centrales de production pilotables, un unique modèle est utilisé ici pour décrire les interactions énergétiques des dispositifs de stockage. Chaque installation est définie par ses paramètres de conception et ceux liés à sa technologie. Tous les stockeurs sont caractérisés par leur capacité (E_{sto} , en Wh), leur taux de (dé)charge (C-rate, en h^{-1}), leur coefficient de perte durant la (dé)charge (α_{stor}), leur coefficient d'auto-décharge (α_{auto}) et la période de référence d'auto-décharge (T_{ref} , en h). Pour évaluer l'évolution du niveau d'énergie, nous utilisons ici un critère commun adimensionnel, l'état d'énergie (ou State of Energy, SoE), défini par l'équation 2.6 comme le pourcentage de la capacité installée [226]. Un SoE de 100% représente un stockeur entièrement chargé et un SoE de 0% une décharge complète. Toutefois, chaque stockeur a un SoE minimal, représentant son seuil de décharge profonde sous lequel des stockeurs tels que les batteries peuvent être endommagés [226].

$$SoE = \frac{E}{E_{sto}} \quad (2.6)$$

Avec E , la quantité d'énergie stockée à un certain pas de temps (en Wh), i.e. l'énergie totale disponible s'il n'y avait pas de pertes de décharge et E_{sto} la capacité installée (en Wh).

L'équation suivante définit l'évolution du SoE d'un stockeur en fonction de la puissance appliquée durant la période $[t; t + \Delta t]$ et de l'auto-décharge, où Δt est le pas de temps.

$$SoE(t + \Delta t) = \underbrace{SoE(t) * \left(1 - E_{sto} * \alpha_{auto} * \frac{\Delta t}{T_{ref}}\right)}_{\text{Auto-décharge}} - \underbrace{\frac{P - P_{pertes}}{E_{sto}} * \Delta t}_{\text{Énergie échangée}}, \quad \forall t \quad (2.7)$$

où

$$P_{pertes} = \alpha_{sto} * P^2 \quad (2.8)$$

Avec $SoE(t)$ l'état d'énergie à l'instant t , P la puissance de charge (<0) ou de décharge (>0), α_{sto} le coefficient de perte, α_{auto} le coefficient d'auto-décharge et T_{ref} la période de référence pour l'auto-décharge. Durant T_{ref} , le stockeur perd $100 * \alpha_{auto}$ pourcent de son énergie.

Le coefficient de perte varie linéairement en fonction de l'état d'énergie. Les équations 2.9 et 2.10 décrivent cette évolution.

– Lors de la charge :

$$\alpha_{stor} = \alpha_{ch} = \alpha_{ch,0} + \alpha_{ch,var} * SoE \quad (2.9)$$

– Lors de la décharge :

$$\alpha_{stor} = \alpha_d = \alpha_{d,0} - \alpha_{d,var} * SoE \quad (2.10)$$

Avec $\alpha_{ch,0}$, $\alpha_{ch,var}$, $\alpha_{d,0}$ et $\alpha_{d,var}$ les coefficients liés à la technologie du dispositif de stockage.

2.4.6 Modèle de pertes

Un des intérêts des microgrids est de rapprocher la production électrique des consommateurs et donc de réduire la distance de transport de l'électricité. En effet, les gestionnaires du réseau français (Enedis et RTE) estiment qu'environ 8,4% de la production électrique est perdue lors du transport (2,3% sur le réseau de transport et 6,2% sur celui de distribution en 2020) [227, 228]. Plusieurs phénomènes expliquent ces pertes comme les pertes par effet Joule, les pertes des transformateurs ou les pertes par effet couronne par exemple. Toutefois, la majorité des pertes provient de la dissipation thermique par effet Joule [227]. Il est important de prendre en compte ces pertes de transport durant l'opération du microgrid afin de les compenser par une production additionnelle. Les pertes dans les interfaces d'électronique de puissance reliant les installations de production et le réseau de transport d'électricité sont considérées comme faisant partie des modèles de pertes de ces installations.

Ainsi, nous choisissons ici de modéliser les pertes de transport uniquement via l'effet Joule, c'est-à-dire via l'équation 2.11.

$$P_{Joule} = \frac{3.\Delta U^2}{R} = \frac{3.\Delta U^2.S}{\rho.L} \quad (2.11)$$

Avec P_{Joule} la puissance perdue par effet Joule, ΔU la différence de potentiel entre les deux extrémités de la ligne électrique triphasée (en V), R la résistance de cette ligne (en Ω), ρ la résistivité du matériau (en $\Omega.m$), S la section du câble (en m^2) et L la longueur de la ligne électrique (en m).

La résistivité dépend du matériau constituant le câble électrique. Elle est de $1,72.10^{-8} \Omega.m$ pour le cuivre et de $3.10^{-8} \Omega.m$ pour l'aluminium.

Nous définissons donc deux matrices afin de caractériser le transport d'électricité. Une première matrice regroupe les distances entre chaque installation de production et stockage

et la consommation. Une seconde matrice indique le type de câble entre ces installations, ce qui implique des valeurs de tension, résistivité et section de câble différentes.

$$\begin{array}{l}
 \begin{array}{c}
 Prod_1 \\
 \vdots \\
 Prod_n \\
 Sto_1 \\
 \vdots \\
 Sto_m \\
 Cons
 \end{array}
 \left(
 \begin{array}{ccccccc}
 Prod_1 & \cdots & Prod_n & Sto_1 & \cdots & Sto_m & Cons \\
 d_{1,1} & d_{1,2} & & \cdots & \cdots & & d_{1,n+m+1} \\
 d_{2,1} & \ddots & & & & & \vdots \\
 & & \ddots & & & & \vdots \\
 \vdots & & & \ddots & & & \vdots \\
 \vdots & & & & \ddots & & \vdots \\
 d_{n+m+1,1} & d_{n+m+1,2} & & \cdots & \cdots & & d_{n+m+1,n+m+1}
 \end{array}
 \right)
 \end{array}$$

Avec $Prod_i$ chaque installation de production $\forall i \in [1, \dots, n]$, Sto_j chaque installation de stockage $\forall j \in [1, \dots, m]$, $Cons$ le lieu de consommation (on suppose un unique pôle de consommation) et $d_{k,l}$ la distance entre deux installations $\forall (k, l) \in [1, \dots, n + m + 1]^2$. La matrice est donc symétrique avec une diagonale nulle. On retrouve la même matrice mais avec cette fois-ci l'identifiant du type de câble au lieu de la distance.

2.5 Intégration des paramètres de pilotage

Comme vu dans l'état de l'art, la prise en compte du pilotage est un enjeu des études de dimensionnement. On appelle une stratégie de pilotage la manière dont chaque technologie est opérée en fonction de l'équilibre des puissances. C'est-à-dire quelle puissance la technologie peut délivrer sur un pas de temps. Le pilotage est en général fixé durant l'optimisation sauf pour certaines études intégrant deux boucles d'optimisation, l'une pour le dimensionnement et l'autre à l'intérieur pour trouver la stratégie optimale de chaque solution testée. Dans le premier cas, le choix du pilotage est très subjectif car cela risque d'exclure des solutions en raison d'un pilotage non adapté aux technologies installées. Le second cas permet de se rapprocher de la réalité et assure une adéquation optimale entre technologies et pilotage. Toutefois, cela requière beaucoup plus de temps de calcul. Ainsi, nous cherchons à inclure les aspects de pilotage dans notre étude de dimensionnement.

Pour cela nous choisissons ici de considérer les paramètres de pilotage dans les paramètres de conception d'un microgrid. C'est-à-dire qu'un microgrid est défini à la fois par la combinaison de technologies installées et par les paramètres de pilotage appliqués. Ainsi, la phase d'optimisation considérera des variables supplémentaires mais n'aura pas à utiliser un second algorithme d'optimisation. L'utilisation d'un algorithme génétique permet bien d'explorer l'ensemble de l'espace de conception, à condition de bien définir les paramètres de l'algorithme.

Il s'agit maintenant de définir les paramètres à prendre en compte pour décrire le pilotage. Tout d'abord, on peut constater que les différentes stratégies de pilotage considérées dans la littérature (voir sous-section 1.2.5) se distinguent suivant trois aspects : l'ordre de priorité entre les installations de production et de stockage afin d'assurer l'équilibre

offre/demande, la capacité de chaque installation à stocker sa production (et non juste équilibrer la consommation) et finalement le niveau de puissance auquel une installation peut produire. Pour refléter ces trois aspects et ainsi avoir une flexibilité dans la définition des différents modes de pilotage, nous définissons donc deux paramètres : l'ordre de priorité et la stratégie de pilotage.

2.5.1 Ordre de priorité

Dans la littérature sur la conception de microgrids, l'ordre de priorité entre technologies peut être fixé initialement avant de simuler le fonctionnement du système (par exemple : production renouvelable puis décharge des stockeurs puis production des centrales conventionnelles) ou bien dépendre d'un calcul à chaque pas de temps (par exemple suivant un coût marginal de production croissant). Dans ce travail, nous choisissons donc de définir l'ordre de priorité par un vecteur de taille le nombre d'installations dans le microgrid, associant à chaque installation son numéro dans l'ordre de priorité (l'installation n°1 étant la plus prioritaire). On peut illustrer cette représentation sur un exemple classant les six installations de l'exemple fil rouge avec l'ordre de priorité suivant : PV, éolienne, batterie, STEP, biomasse et enfin gaz. Le vecteur O_{prio} décrivant cet ordre est alors :

$$O_{prio} = \begin{matrix} PV \\ Eolienne \\ Biomasse \\ Gaz \\ Batterie \\ STEP \end{matrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 5 \\ 6 \\ 3 \\ 4 \end{pmatrix}$$

On constate que pour un exemple comme celui-ci, le nombre de combinaisons possibles est de $6! = 720$. Pour des cas avec plus de technologies, cela peut donc augmenter considérablement la taille de l'espace de conception, obligeant ainsi à adapter les paramètres de l'algorithme d'optimisation, allongeant le nombre de solutions testés et ainsi le temps de calcul.

Afin de réduire le nombre de combinaisons possibles, et donc la taille de l'espace de conception, on choisit de définir un ordre de priorité par catégorie de technologies : producteurs EnR, producteurs conventionnels et stockeurs. A l'intérieur de chaque catégorie on fixe l'ordre entre les différentes installations. On arrive donc à 6 combinaisons au maximum (soit $C!$ avec $C = 3$, le nombre de catégories). Un identifiant est associé à chaque combinaison et c'est cet identifiant qui est considéré dans les paramètres de conception d'un microgrid. Dans le cas de notre exemple fil rouge, on divise ainsi le nombre de possibilités par 120. La recherche des solutions optimales via un algorithme d'optimisation explorant l'espace de conception sera donc plus rapide. Une perspective de ce travail est de ne plus réduire de cette manière l'espace de conception afin d'éviter toute restriction arbitraire. Mais cela nécessite d'optimiser la recherche dans l'espace de conception et de réduire le temps de calcul.

Dans la suite, nous utiliserons les ordres de priorité suivants (voir tableau 2.1) :

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

Identifiant	1ère priorité	2ème priorité	3ème priorité	4ème priorité	5ème priorité	6ème priorité
1	PV	Éolienne	Batterie	STEP	Biomasse	Gaz
2	PV	Éolienne	Biomasse	Gaz	Batterie	STEP
3	Batterie	STEP	Biomasse	Gaz	PV	Éolienne
4	Batterie	STEP	PV	Éolienne	Biomasse	Gaz
5	Biomasse	Gaz	PV	Éolienne	Batterie	STEP
6	Biomasse	Gaz	Batterie	STEP	PV	Éolienne

TAB. 2.1 – Description des ordres de priorités

Chaque ligne du tableau représente un ordre de priorité. L'ordre entre les catégories de technologies varie entre chaque ligne mais l'ordre entre technologies au sein d'une même catégorie est fixé. Cet ordre a été fixé arbitrairement : le PV est placé avant l'éolien, la biomasse est avant le gaz (les plus faibles émissions de GES de la biomasse ont influencé ce choix) et les batteries sont avant les STEP (ce choix est guidé par le plus grand potentiel d'installation des batteries au niveau local).

2.5.2 Stratégie de pilotage

Les études de dimensionnement considérant les aspects de pilotage différencient les stratégies dans lesquelles une centrale pilotable conventionnelle (typiquement un générateur diesel) peut recharger un stockeur (souvent une batterie) et celles où cette centrale ne peut qu'équilibrer la demande électrique. Il y a donc une distinction dans l'utilisation de la production entre équilibrage de la consommation et stockage. On considère par ailleurs qu'il existe une puissance de production optimale P_{opti} , suivant un objectif suivi, qui peut différer de la puissance nominale P_{nom} . Par exemple la puissance pour laquelle le rendement entre production électrique et consommation de combustible est optimal. Il peut donc y avoir un intérêt à fonctionner à cette puissance.

On considère ici une stratégie de pilotage comme une description de la manière dont une installation de production ou stockage peut opérer, c'est-à-dire la puissance à laquelle elle peut produire durant un pas de temps. Une stratégie est fixée pour toute la durée de la simulation. On définit sept stratégies de pilotage, applicables à chaque installation (producteur ou stockeur), suivant la capacité d'une installation à charger les stockeurs (hors lui-même si on l'applique à un dispositif de stockage) et sa plage de fonctionnement en termes de puissance produite. Il y a donc 7^N combinaisons de stratégies possibles, avec N le nombre d'installations, ce qui fait 117649 possibilités pour notre exemple fil rouge. De même qu'avec l'ordre de priorité, on choisit donc d'appliquer ces stratégies de manière uniforme à toutes les technologies d'une catégorie (producteurs EnR, producteurs conventionnels et stockeurs) afin de réduire l'espace de conception et donc le temps d'optimisation nécessaire. On passe alors à 343 combinaisons possibles soit une division de la taille de l'espace de conception par 343. De plus, une sélection manuelle a été effectuée pour restreindre les stratégies applicables à chaque catégorie. Par exemple, la stratégie n°1

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

décrite dans le tableau 2.2 peut être appliquée à des producteurs pilotables et à des stockeurs mais pas à des technologies EnR. L'énergie venant des sources renouvelables (PV et éolien notamment) étant gratuite et fatale, c'est-à-dire qu'elle est perdue si on ne la transforme pas en électricité instantanément, on choisit de toujours autoriser le stockage dans la limite de la puissance nominale pour les technologies EnR (et donc d'imposer la stratégie n°2). En ce qui concerne les stockeurs, on considère dans cette étude qu'il n'est pas possible pour un stockeur de se décharger pour en remplir un autre. En effet, compte tenu des pertes de charge et décharge assez élevées, une telle opération n'a d'intérêt que pour échanger de l'énergie entre deux stockeurs aux caractéristiques très différentes : par exemple entre un stockage long-terme (type STEP) et un court-terme (type volant d'inertie). Or les paramètres de simulation ne permettent pas de valoriser pleinement un tel échange car on n'étudie pas les phénomènes transitoires et que l'horizon temporel ne met pas en avant le stockage inter-saisonnier. Seules les stratégies n°1 et n° 4 peuvent donc être appliquées aux stockeurs. Finalement, toutes les stratégies de pilotages peuvent s'appliquer aux producteurs pilotables. Le tableau 2.2 décrit chacune des sept stratégies définies et indique dans les trois dernières colonnes si ces stratégies s'appliquent aux producteurs EnR (EnR), conventionnels (Pilot) et au stockeurs (Stock). On arrive donc à 14 combinaisons de stratégies par catégorie de technologies, soit 14 stratégies globales pour un microgrid.

Stratégie de pilotage	Description de la stratégie	Pilot	EnR	Stock
1	On équilibre juste la consommation dans la limite de P_{nom}	X		X
2	On équilibre la consommation et on stocke dans la limite de P_{nom}	X	X	
3	On équilibre la consommation dans la limite de P_{nom} , puis on stocke dans la limite de P_{opti}	X		
4	On équilibre juste la consommation dans la limite de P_{opti}	X		X
5	On équilibre la consommation et on stocke dans la limite de P_{opti}	X		
6	On fonctionne à P_{opti} dans la limite de la consommation et du stock	X		
7	On remplit juste le stock dans la limite de P_{opti}	X		

TAB. 2.2 – Description des stratégies de pilotage et applicabilité aux différentes catégories de technologies (Pilot, EnR et Stock)

2.6 Intégration dans une simulation séquentielle

Une fois les deux paramètres de pilotage définis, on peut simuler l'opération d'un microgrid sur la période d'étude. L'intérêt est de déterminer les échanges d'énergie sur l'ensemble de la période, c'est-à-dire la production des différentes installations et les transferts d'énergie dans les stockeurs. Ces échanges permettront de calculer les indicateurs de performances par la suite. Les productions des différentes technologies entre les pas de temps et au sein d'un pas de temps sont liées entre elles car l'équilibre entre production et consommation doit être assuré autant que possible. Cela conduit à adopter une approche de simulation séquentielle qui attribue successivement les puissances à produire, charger

ou décharger par technologie.

2.6.1 Période opérationnelle simulée

Comme expliqué dans l'état de l'art (voir section 1.5), la simulation du fonctionnement d'un microgrid pour notre étude de dimensionnement s'effectuera avec un horizon temporel d'un an afin de considérer les variations saisonnières des données météorologiques et de consommation tout en gardant un temps de calcul raisonnable. La discrétisation temporelle peut aller de plusieurs minutes à plusieurs heures, voire jours. Toutefois, nous souhaitons visualiser l'effet des principaux phénomènes physiques impliqués dans la production d'énergie renouvelable et dans la gestion du réseau sans entrer dans des simulations dynamiques des régimes transitoires. Les modélisations choisies ne permettent d'ailleurs pas de visualiser les phénomènes transitoires pour les mêmes raisons. Nous choisissons donc de garder un ordre de grandeur d'une heure pour les pas de temps.

Simuler l'opération d'un microgrid sur un an avec un pas de temps horaire permet d'avoir une représentation précise de son fonctionnement (c'est-à-dire des échanges énergétiques dont on déduit ensuite les indicateurs de performance) mais est difficilement réalisable dans le cadre d'une optimisation avec un algorithme génétique en raison de la répétition des simulations. Afin de conserver une représentation des variations saisonnières, plusieurs jours types sont donc sélectionnés : un par mois. Les variations hebdomadaires des données d'entrées sont ignorées pour dimensionner le microgrid dans le pire des cas, c'est-à-dire en construisant chaque jour type comme la moyenne des jours de semaine du mois représenté. On obtient finalement 12 jours représentatifs d'une année sur lesquels l'opération des microgrids sera simulée.

2.6.2 Principe de la simulation séquentielle

Le principe de la simulation séquentielle est à la fois une description du fonctionnement par pas de temps mais également suivant l'ordre de priorité entre technologies à l'intérieur du pas de temps. Cette simulation permet de prendre en compte les deux paramètres de pilotage et ainsi de visualiser l'impact du pilotage sur les échanges d'énergies et donc sur les performances. Le processus de simulation séquentielle est décrit par la figure 2.5.

Suivant la convention adoptée durant la simulation, les puissances produites ou déchargées sont positives et les puissances consommées/chargées/perdus sont négatives. Par exemple la puissance produite par une éolienne pour charger une batterie va être positive mais celle reçue par la batterie sera négative (les deux s'équilibrent donc avec les pertes de transport, négatives aussi). Si la batterie se décharge ensuite pour équilibrer la consommation sa puissance de décharge sera positive et celle consommée sera négative.

L'objectif en fin de simulation est d'obtenir pour chaque technologie et chaque pas de temps :

- P_{cons} : la puissance produite afin d'équilibrer la consommation ;
- P_{stock} : la puissance produite afin de remplir les stockeurs ;
- P_{pertes} : la somme des puissances perdues lors du transport $P_{pertes,tr}$ et lors de la charge $P_{pertes,ch}$ et décharge $P_{pertes,d}$ des stockeurs ;

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

- P_{inexpl} : la puissance disponible mais inexploitée (par exemple la différence entre la puissance productible par une éolienne suivant le vent et la puissance réellement produite en fonction de l'équilibre des puissances sur le réseau) ;
- SoE : l'état d'énergie des stockeurs.

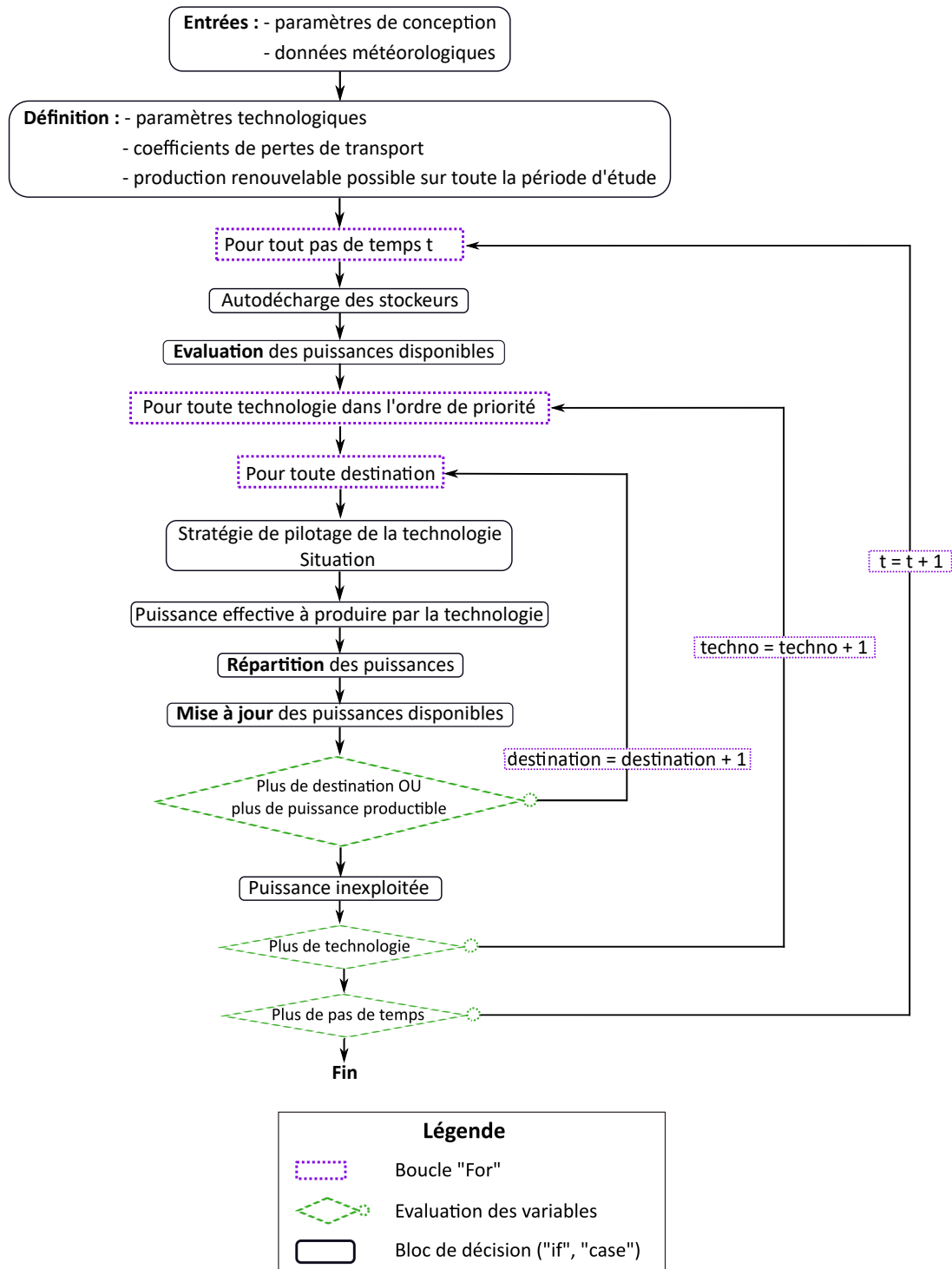


FIG. 2.5 – Schéma logique du fonctionnement de la simulation séquentielle

On commence par définir les valeurs des différents paramètres de conception et des données météorologiques (vitesse du vent et irradiation solaire) puis les paramètres technologiques des modèles développés dans la section 2.4. Ces modèles ainsi que les données

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

météorologiques permettent de calculer la production possible des énergies renouvelables à chaque pas de temps pour toute la période d'étude.

Par la suite, on étudie les pas de temps successivement. Dans chaque pas de temps, les technologies sont étudiées suivant leur ordre de priorité.

Finalement, pour chaque technologie, on définit plusieurs destinations, c'est-à-dire des dispositifs utilisant la production électrique. Plus précisément, par "destination", on désigne la consommation électrique (considérée comme une unique charge globale) ainsi que les différents dispositifs de stockage, dans leur ordre de priorité.

Si la technologie étudiée est une EnR, on calcule la puissance inexploitée avant de passer à la technologie suivante. La puissance inexploitée est la différence entre ce qui aurait pu être produit d'après les conditions météorologiques et ce qui a été réellement produit, donc ce qui est perdu pour la production électrique du microgrid. Pour résumer, lors de chaque pas de temps, on définit la production de chaque technologie pour chaque destination possible.

Une illustration du processus de simulation est présentée sur la figure 2.6 pour notre cas d'étude fil rouge en figeant la simulation sur un instant, avec une technologie (l'éolienne) produisant pour une certaine destination (la batterie).

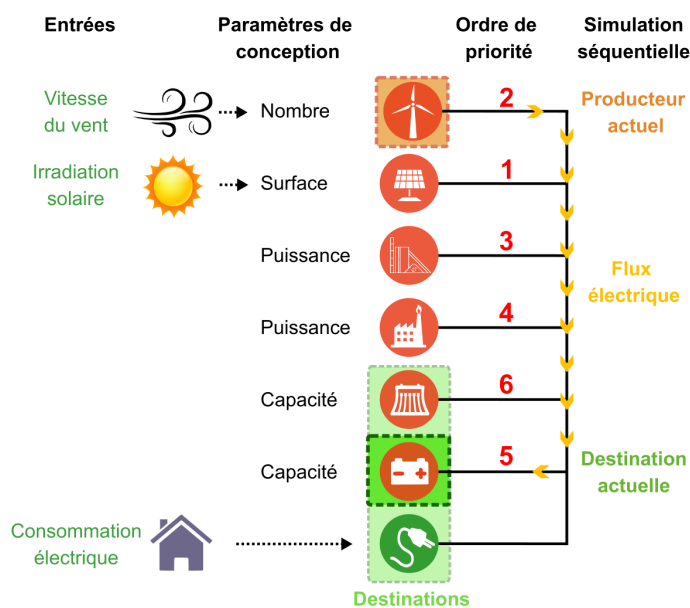


FIG. 2.6 – Représentation d'un ordre de priorité possible et d'une phase de la simulation séquentielle (allocation de la puissance du producteur étudié par la boucle "technologie" pour le stockeur étudié par la boucle "destination") pour le cas d'étude fil rouge

Afin de décrire plus précisément le fonctionnement de la simulation séquentielle, nous allons nous focaliser dans les sous-sections suivantes sur certaines étapes du processus.

2.6.3 Évaluation des puissances disponibles

Au début de chaque pas de temps, on évalue les puissances disponibles pour chaque technologie, c'est-à-dire ce qu'un producteur peut produire et ce qu'un stockeur peut recevoir ou décharger. De même, on définit la puissance demandée par la consommation électrique sur le pas de temps (connue car le profil de consommation est une entrée).

- La production maximale des centrales non-pilotables a été définie dès le début de la simulation.
- Celle des producteurs pilotables est gérée par l'équation 2.5 comme le minimum entre la puissance nominale et la puissance produite au pas de temps précédent plus la montée en puissance maximale sur le pas de temps (on ne connaît pas à ce stade la puissance nécessaire lors du pas de temps en cours).
- En ce qui concerne la puissance maximale de charge et de décharge des stockeurs, on peut la calculer pour chaque stockeur comme suit.

On connaît l'état d'énergie du stockeur au début du pas de temps $SoE(t)$, ainsi que les limites minimale SoE_{min} et maximale SoE_{max} à ne pas dépasser (fixées par le modèle du stockeur) (voir figure 2.7).

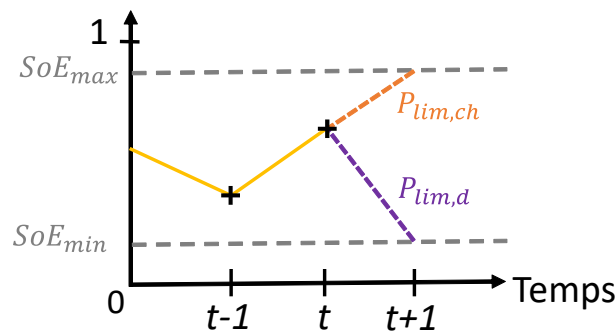


FIG. 2.7 – Évolution du SoE au fil du temps et contraintes d'évolution en fonction de bornes minimale et maximale

Sachant que les puissances sont supposées constantes sur un pas de temps et que l'on a déjà considéré l'auto-décharge en début de pas de temps (voir figure 2.5), l'évolution du SoE est décrite par l'équation 2.12.

$$SoE(t + \Delta t) = SoE(t) - \frac{P + \alpha_{sto} \cdot P^2}{E_{sto}} \cdot \Delta t \quad (2.12)$$

Avec P la puissance de charge (≤ 0) ou de décharge (≥ 0) et α_{sto} le coefficient de perte de charge ou de décharge.

Pour la charge, il s'agit donc de trouver la puissance limite $P_{lim,ch}$ pour laquelle on atteint SoE_{max} . En effet, au-delà de cette puissance le SoE dépasse son seuil maximal. C'est-à-dire qu'il faut résoudre l'équation 2.13, où α_{ch} est le coefficient de pertes de charge.

$$\alpha_{ch} \cdot P_{lim,ch}^2 + P_{lim,ch} + \frac{SoE_{max} - SoE(t)}{\Delta t} \cdot E_{sto} = 0 \quad (2.13)$$

Le SoE augmentant durant la charge, le polynôme ci-dessus doit rester positif pour toute puissance inférieure à $P_{lim,ch}$. C'est bien le cas entre la racine de valeur absolue minimale et 0. Par conséquent, la puissance limite de charge est :

$$P_{lim,ch} = \frac{-1 + \sqrt{1 - 4 \cdot \alpha_{ch} \cdot \frac{SoE_{max} - SoE(t)}{\Delta t} \cdot E_{sto}}}{2 \cdot \alpha_{ch}} \quad (2.14)$$

De même, la puissance limite de décharge $P_{lim,d}$ (au-delà de laquelle le SoE passe sous le seuil minimal acceptable) est définie par l'équation 2.15, où α_d est le coefficient de pertes de décharge.

$$\alpha_d \cdot P_{lim,d}^2 + P_{lim,d} + \frac{SoE_{min} - SoE(t)}{\Delta t} \cdot E_{sto} = 0 \quad (2.15)$$

Le polynôme est bien négatif entre 0 et sa racine positive, ce qui assure une diminution du SoE durant la décharge. La puissance limite de décharge est alors :

$$P_{lim,d} = \frac{-1 + \sqrt{1 - 4 \cdot \alpha_d \cdot \frac{SoE_{min} - SoE(t)}{\Delta t} \cdot E_{sto}}}{2 \cdot \alpha_d} \quad (2.16)$$

La puissance maximale de charge est le minimum en valeur absolue entre la puissance limite $P_{lim,ch}$ et la puissance nominale de charge $P_{nom,ch}$. De même, la puissance maximale de décharge est le minimum en valeur absolue entre la puissance limite $P_{lim,d}$ et la puissance nominale de décharge $P_{nom,d}$. On appelle ici "puissance stockable totale" la somme des puissances maximales de charge de tous les stockeurs.

Une fois la production déterminée, c'est-à-dire à la fin de chaque passage dans la boucle des destinations, on met à jour les différentes puissances disponibles en fonction de ce qui vient d'être produit et du nouvel état d'énergie des stockeurs.

2.6.4 Situation suivant l'équilibre des puissances

Une fois estimées l'ensemble des puissances qui peuvent être produites ou consommées, on choisit de définir plusieurs "situations" en fonction de l'équilibre de ces puissances. L'intérêt de considérer des situations précises est d'allouer ensuite automatiquement à une technologie sa puissance à produire en fonction de sa stratégie de pilotage et de la situation.

Pour distinguer les différentes situations, on compare les puissances productibles maximale et optimale (c'est-à-dire minimisant la consommation de ressources par exemple) - retranchées des pertes de transport jusqu'à la destination - à :

- la demande à équilibrer,
- la puissance stockable totale,
- la puissance maximale de charge de la destination considérée (nulle s'il s'agit de la consommation).

On appelle puissance stockable totale, la puissance qui devrait être générée sur un

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

pas de temps pour équilibrer l'énergie disponible dans tous les stockeurs. Cette puissance prend en compte les pertes de charge qui doivent être compensées mais pas celles de transport entre le producteur et les stockeurs.

Dit autrement, on regarde si l'énergie qui arrive, après transport, aux bornes de la destination voulue (consommation ou stockeur) est suffisante pour équilibrer entièrement la consommation et remplir totalement les stockeurs (ou au moins le stockeur considéré à l'instant t comme la destination courante).

Si on considère une technologie et une destination données à un instant t , être dans la situation n°1 (voir la figure 2.8) signifie que la puissance qui arriverait aux bornes de la destination si la centrale de production délivrait sa puissance nominale (ou sa puissance optimale) est supérieure à la somme de la puissance requise par la consommation et de la puissance totale nécessaire pour charger tous les stockeurs. Dans la situation n°2, la puissance arrivant lorsque la technologie en cours produit à sa puissance optimale permet d'équilibrer la consommation et de remplir le stockage disponible de la destination courante mais pas celui de l'ensemble des stockeurs. Dans la situation n°5, la puissance arrivant lorsque la technologie en cours produit à sa puissance optimale permet d'équilibrer la consommation et de remplir partiellement le stockage courant. En revanche si la technologie produit à sa puissance nominale, elle peut remplir entièrement le stockage courant et partiellement les autres stockeurs.

Ainsi, quinze situations sont définies comme illustré sur la figure 2.8. La colonne bleue représente la puissance produite par la technologie courante (pour un pas de temps et un ordre de priorité donnés) retranchée des pertes de transport pour atteindre la destination courante. Les colonnes numérotées de 1 à 15 définissent chacune une situation et représentent les puissances cumulées nécessaires à l'équilibrage de la consommation et au remplissage des stockeurs. Dans un souci de représentation, toutes ces puissances sont considérées positives mais on rappelle ici qu'avec la convention choisie les puissances produites sont positives et celles consommées sont négatives. Les lignes pointillées ont pour objectif de visualiser l'équilibre des puissances produites (en bleu) et consommées (en vert, orange et jaune).

A partir de la situation n°11, on considère qu'il n'est plus possible de produire à la puissance optimale car l'ensemble de la production est perdue durant le transport. La situation n°15 signifie également que même en produisant à la puissance nominale, tout serait perdu durant le transport. Ces situations, censées être plus rares, correspondent à des cas où la distance entre producteur et consommateur est très élevée. Par exemple, on pourrait citer le cas d'une installation solaire domestique de quelques kilowatts voulant équilibrer la consommation d'une ville à plusieurs centaines de kilomètres.

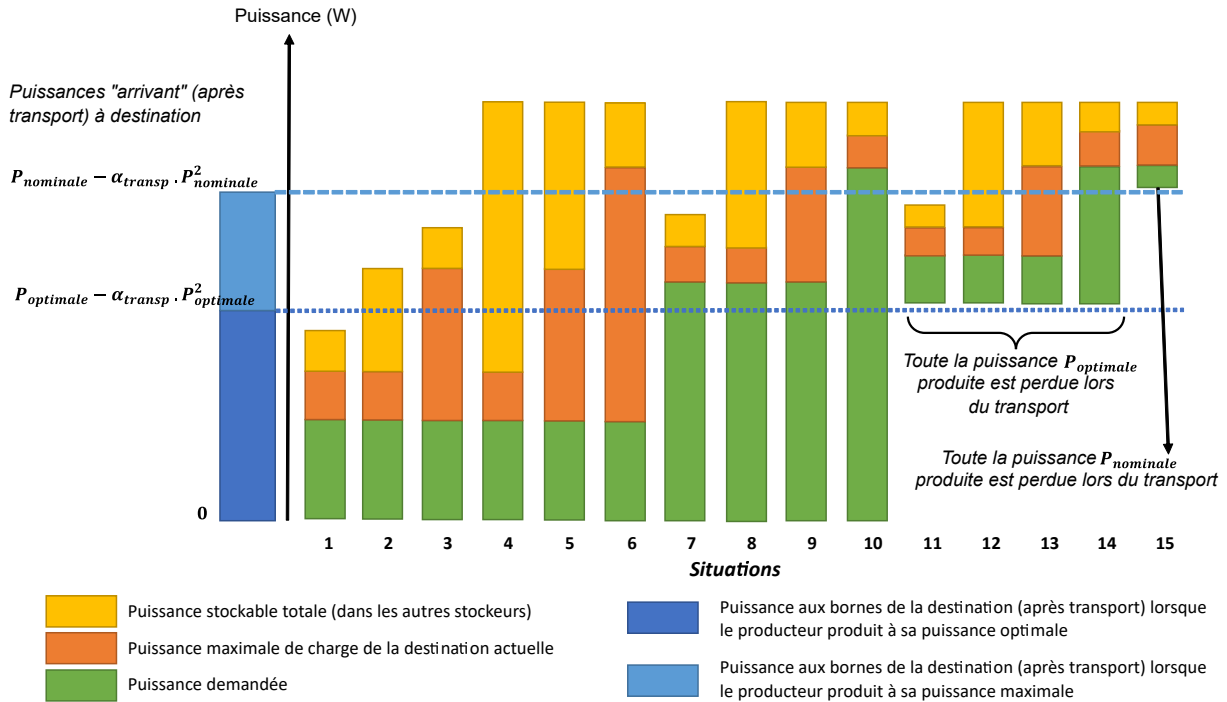


FIG. 2.8 – Situations en fonction de l'équilibre des puissances

2.6.5 Calcul de la production effective

Après avoir déterminé la situation et en connaissant la stratégie de pilotage de la technologie en cours, on peut calculer la puissance effective produite par cette technologie pour la destination. La puissance totale produite par cette technologie sera la somme des puissances allouées à chaque destination possible.

Le tableau B.1 et les Figures B.1 à B.7 en Annexe B indiquent pour chaque combinaison de stratégie et situation la puissance à produire. Les différentes possibilités sont :

- ne rien produire
- produire à la puissance optimale P_{opti}
- produire à la puissance nominale P_{nom}
- équilibrer la consommation P_{dem}
- équilibrer la consommation et la capacité de stockage $P_{dem} + P_{sto}$
- équilibrer la capacité de stockage P_{sto}

Dans les trois derniers cas, on ne cherche pas à produire à une puissance donnée mais à équilibrer un besoin de puissance. Il faut alors prendre en compte la compensation des pertes durant le transport dans le calcul de la puissance à produire P_{prod} . Les pertes par effet Joule durant le transport étant quadratiques, la contrainte imposée à la production est définie par l'équation 2.17.

$$\alpha_{transp} \cdot P_{prod}^2 - P_{prod} - P_{besoin} = 0 \quad (2.17)$$

Avec α_{transp} le coefficient de pertes durant le transport et P_{besoin} la puissance (négative) nécessaire pour répondre à la destination (équilibrer la consommation ou remplir un stockeur).

Ainsi, la puissance produite devient :

$$P_{prod} = \frac{1 - \sqrt{1 + 4 \cdot \alpha_{transp} \cdot P_{besoin}}}{2 \cdot \alpha_{transp}} \quad (2.18)$$

2.6.6 Répartition des puissances

La puissance produite en accord avec la stratégie choisie est ensuite répartie entre la consommation, le stockage et les pertes afin d'enregistrer précisément les échanges d'énergies de chaque technologie.

Comme illustré sur la figure 2.9, on définit ainsi plusieurs variables afin de représenter les échanges énergétiques :

- P_{prod} la production totale d'une technologie ;
- P_{cons} la production destinée à équilibrer la consommation ;
- P_{stock} la production stockée ;
- $P_{pertes,tr}$ la production perdue lors du transport ;
- $P_{pertes,ch}$ la production perdue lors de la charge ;
- $P_{pertes,d}$ la production perdue lors de la décharge.

Ce qui n'est pas produit est alloué en tant que puissance inexploitée dans le cas des énergies renouvelables P_{inexpl} .

La première partie de la figure montre l'allocation des puissances si la technologie est un producteur et la seconde si c'est un stockeur. On remarque alors que dans le cas où un stockeur pourrait en charger un autre, la puissance P_{stock} serait positive pour le stockeur qui se décharge et négative pour celui qui est chargé, les deux s'équilibrant en considérant les pertes. Le SoE des stockeurs varie à chaque échange de puissance, impliquant donc une réévaluation nécessaire des puissances maximales de charge et de décharge.

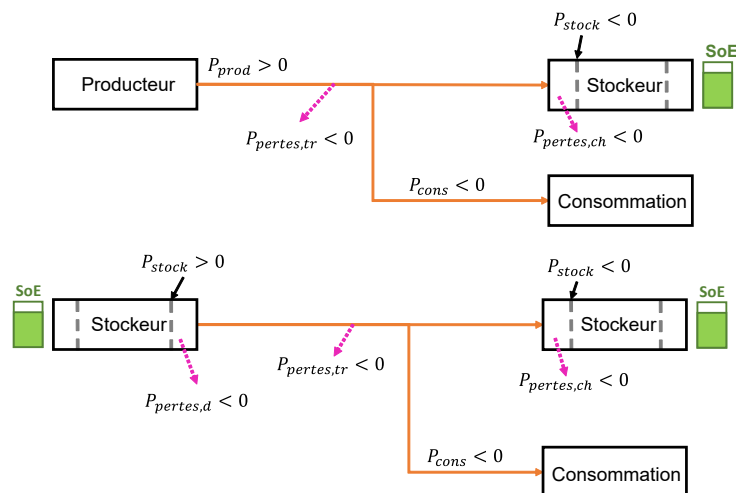


FIG. 2.9 – Répartitions des puissances entre la production totale, la production pour la consommation, pour la charge et les pertes

La détermination de ces puissances pour chaque pas de temps permet ensuite d'en déduire les performances économiques, techniques et environnementales liées à l'opération des différentes technologies.

2.7 Évaluation des performances

Une fois l'opération d'un microgrid simulée, on obtient les puissances échangées durant chaque pas de temps ainsi que les états d'énergie des stockeurs. On se sert donc à la fois des paramètres de conception du microgrid et de ses résultats de simulation pour évaluer ses différents impacts. On rappelle ici que trois catégories d'impacts ont été choisies : ceux économiques, techniques et environnementaux. Les indicateurs sélectionnés sont décrits dans les sous-sections suivantes. Le lien entre ces indicateurs et les valeurs en sortie de simulation est représenté sur la figure 2.10.

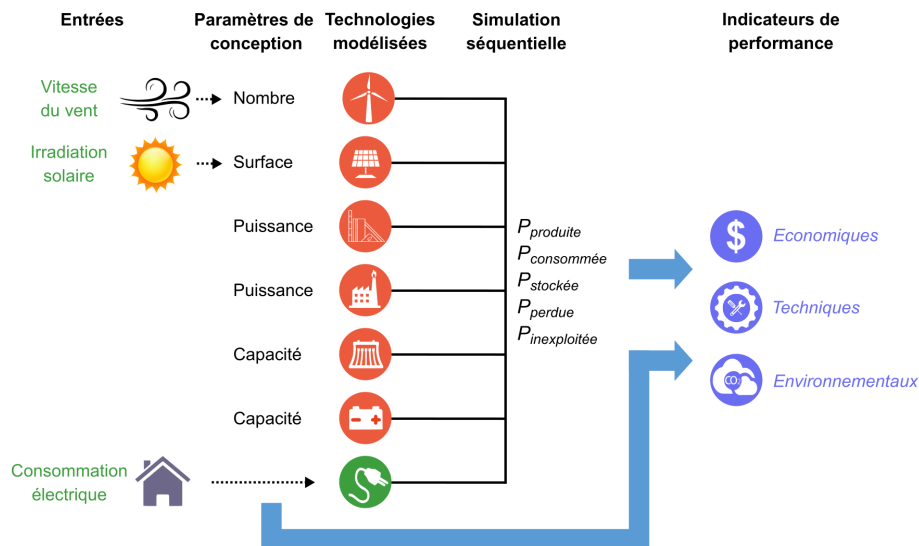


FIG. 2.10 – Lien entre les puissances échangées (produite, consommée, stockée, perdue et inexploitée) calculées à la fin de la simulation séquentielle et les indicateurs de performances

2.7.1 Indicateurs économiques

Comme discuté dans l'état de l'art (voir section 1.5), il existe plusieurs indicateurs pour représenter les impacts économiques d'un microgrid. Le présent travail s'intéresse à l'impact sur le cycle de vie et ne prend pas en compte les revenus tirés de la vente d'électricité. Le *Levelized Cost of Energy* (LCOE) est donc choisi pour représenter les coûts de production par unité d'énergie sur le cycle de vie. Il s'exprime en €/kWh et il est défini par l'équation 2.19 comme le ratio entre le *Lifecycle Cost* (LCCost) et la production électrique sur le cycle de vie [141].

$$LCOE = \frac{\text{somme des coûts actualisés sur le cycle de vie}}{\text{production électrique sur le cycle de vie}} = \frac{\sum_{n=0}^N \frac{(I_n + O_n + M_n + D_n)}{(1+d)^n}}{\sum_{n=0}^N \frac{E_n}{(1+d)^n}} \quad (2.19)$$

Où N est la durée de vie, n l'année courante, I_n les coûts d'investissement, O_n les coûts opérationnels, M_n les coûts de maintenance, D_n la valeur résiduelle durant l'année n et d le taux d'actualisation.

Dans une première approximation, on choisit de calculer le LCOE grâce à des valeurs de coûts d'investissement et d'opération et maintenance (O&M) tirées de la littérature (voir ci-dessous). On distingue alors l'équation précédente selon qu'on étudie le coût d'un producteur ou d'un stockeur. Le LCOE d'un producteur est défini dans cette thèse par l'équation 2.20.

$$LCOE_{prod} = \frac{LCCost_{prod}}{\sum_{n=1}^N \frac{E_{prod,n}}{(1+d)^n}} = \frac{CAPEX \cdot P_{inst} + \sum_{n=1}^N \frac{(OM_{fix,n} + OM_{var,n} + Fuel_n) \cdot E_{prod,n}}{(1+d)^n}}{\sum_{n=1}^N \frac{E_{prod,n}}{(1+d)^n}} \quad (2.20)$$

Où $E_{prod,n}$ est l'énergie produite sur l'année n (en kWh, supposée ici constante sur toute la durée de vie N), $CAPEX$ les coûts d'investissement lors de l'année 0 (en €/kW), $OM_{fix,n}$ les coûts d'O&M fixes de l'année n (en €/MWh), $OM_{var,n}$ les coûts d'O&M variables de l'année n (en €/MWh), $Fuel_n$ le coût du combustible de l'année n (en €/MWh) et d le taux d'actualisation.

On définit la formule de calcul du LCOE des stockeurs suivant l'équation 2.21.

$$LCOE_{stock} = \frac{LCCost_{stock}}{\sum_{n=1}^N \frac{E_{d,n}}{(1+d)^n}} = \frac{I_P \cdot P_{inst} + I_E \cdot E_{sto} + \sum_{n=1}^N \frac{OM_{P,fix,n} \cdot P_{inst} + OM_{E,var,n} \cdot E_{d,n}}{(1+d)^n}}{\sum_{n=1}^N \frac{E_{d,n}}{(1+d)^n}} \quad (2.21)$$

Où $E_{d,n}$ est l'énergie déchargée par le stockeur sur l'année n (en kWh, supposée constante sur toute la durée de vie N), I_P les coûts d'investissement selon la puissance installée (en €/kW), P_{inst} la puissance installée (en kW), I_E les coûts d'investissement selon la capacité installée (en €/kWh), E_{sto} la capacité installée (en kWh), $OM_{P,fix,n}$ les coûts d'O&M fixes en fonction de la puissance durant l'année n (en €/kW/an), $OM_{E,var,n}$ les coûts d'O&M variables en fonction de la production (énergie déchargée ici) de l'année n (en €/kWh) et d le taux d'actualisation.

Ainsi, la valeur du LCOE du microgrid, c'est-à-dire de la combinaison des différentes technologies est déterminée par l'équation 2.22.

$$LCOE_{stock} = \frac{\sum_{techno=1}^{nbTechno} LCCost_{techno}}{\sum_{n=1}^N \frac{E_{cons,n}}{(1+d)^n}} \quad (2.22)$$

Avec $LCCost_{techno}$ le coût sur le cycle de vie de chaque technologie (producteur ou stockeur) composant le microgrid (en €) et $E_{cons,n}$ l'énergie produite par le microgrid pour répondre à la consommation locale sur l'année n (en kWh). On choisit donc dans le

cadre de l'évaluation du LCOE d'un microgrid de définir la production électrique comme l'énergie "sortant" de l'ensemble producteurs/stockeurs pour équilibrer la consommation et non pas les échanges internes afin de stocker de l'énergie ni les pertes.

Les valeurs des paramètres économiques sont tirées de plusieurs sources de la littérature tout en essayant de conserver une cohérence de calcul de ces paramètres entre les différentes technologies. Ainsi, les coûts d'investissement des producteurs proviennent de [229] et les coûts d'O&M de [145]. L'ensemble des paramètres économiques pour les stockeurs sont tirés de [230]. Le LCOE de chaque technologie d'un microgrid pouvant être calculé par l'outil développé dans cette thèse, on peut si besoin comparer ces valeurs à celles du 5ème Rapport du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) [2].

Les valeurs utilisées sont présentées dans le tableau A.1 et le tableau A.2 en Annexes.

L'objectif de l'optimisation est de minimiser le LCOE.

2.7.2 Indicateurs techniques

Plusieurs indicateurs sont choisis pour représenter les impacts techniques des microgrids, c'est-à-dire leur capacité à délivrer un approvisionnement électrique fiable. L'autonomie énergétique sera l'indicateur principal considéré durant l'optimisation et trois autres indicateurs serviront à évaluer les performances du microgrid a posteriori : l'autonomie temporelle, l'énergie perdue et l'énergie inexploitée.

On précise dès maintenant que lorsque l'optimisation se fait sans objectif technique, on impose un seuil minimal pour l'autonomie énergétique de 100% (autrement la solution la moins chère et la moins polluante serait de ne rien installer).

Autonomie énergétique

L'indicateur d'autonomie énergétique $NA_{\text{énergie}}$ est développé dans le cadre de cette thèse. Il ressemble à l'indicateur d'énergie non délivrée (ENS) de la littérature avec quelques modifications. Son objectif est de quantifier selon la situation la demande énergétique qui n'est pas satisfaite ou au contraire le surplus de production. Ainsi on a à la fois une illustration de la capacité du microgrid à répondre à la demande électrique locale, c'est-à-dire du niveau d'autonomie du territoire (que donne aussi l'ENS), et une estimation de la robustesse du système face à une hausse de la consommation ou une baisse de la production renouvelable. L'indicateur est défini de la manière suivante par les équations 2.23, 2.24 et 2.25. On considère que l'autonomie est la portion de la demande électrique du territoire qui est équilibrée par la production locale et le surplus est l'excès d'énergie dans les stockeurs entre le début et la fin de la simulation.

$$NA_{\text{énergie}} = \text{autonomie} + \text{surplus} \quad (2.23)$$

avec

$$\text{autonomie} = \frac{E_{\text{produite}}}{E_{\text{demande}}} \quad (2.24)$$

et

$$surplus = \begin{cases} \frac{(SoE_{final} - SoE_{initial}) \cdot E_{sto}}{E_{demande}} & \text{si } SoE_{final} > SoE_{initial} \\ 0 & \text{si } SoE_{final} \leq SoE_{initial} \text{ ou } autonomie \neq 1 \end{cases} \quad (2.25)$$

Où $E_{produite}$ est l'énergie totale produite pour équilibrer la demande électrique sur la période d'étude, pertes prises en compte (en kWh), $E_{demande}$ est la demande électrique totale sur la période d'étude (en kWh), $SoE_{initial}$ est l'état d'énergie initial des stockeurs au début de la simulation, SoE_{final} à la fin de la simulation et E_{sto} la capacité installée de stockage (en kWh).

La variable *surplus* représente le surplus d'énergie dans les stockeurs en fin de simulation comparé au début. C'est donc une réserve d'énergie qui pourrait être allouée à la consommation si la production d'énergie renouvelable venait à diminuer ou que la demande augmentait. Le surplus n'est pris en compte que si l'autonomie est de 100%. Autrement, cela signifie que la production renouvelable et la consommation ne sont pas en phase.

- Si $NA_{\text{énergie}}$ est inférieur à 1, cela veut dire que la production locale ne couvre pas tous les besoins de consommation. Par exemple une autonomie énergétique de 80% signifie que la production totale sur la période simulée équivaut à 80% de la demande sur cette période.
- Si $NA_{\text{énergie}}$ est supérieur à 1, cela veut dire que toute la demande électrique a été couverte par la production locale et que l'énergie stockée s'est accrue durant la période d'opération. Par exemple, une autonomie énergétique de 120% signifie que l'on est complètement autonome et que le niveau des stockeurs a augmenté durant la simulation de l'équivalent de 20% de l'énergie demandée sur la période.

Plus grand est $NA_{\text{énergie}}$, plus robuste est le microgrid.

On notera que sur de longues périodes simulées le surplus risque d'être faible en proportion de la consommation totale alors qu'il reste important dans l'absolu.

Lors de la phase d'optimisation, le problème multi-critères est ramené à une minimisation de plusieurs objectifs. L'objectif d'autonomie énergétique est donc modifié afin que sa minimisation lors de l'optimisation corresponde à une maximisation de l'autonomie du microgrid. La formulation de cet objectif est décrite par l'équation 2.26. On parlera donc uniquement par la suite de minimisation des objectifs (ce qui correspond bien à une maximisation de l'autonomie réelle).

$$objectif_{autonomie} = (10 - NA_{\text{énergie}}) \quad (2.26)$$

Autonomie temporelle

En complément de l'autonomie énergétique (en pourcentage de la demande), on utilise l'indicateur d'autonomie temporelle retrouvé dans la littérature pour ajouter une dimension temporelle à la notion d'autonomie. En effet, l'autonomie énergétique est la même qu'un microgrid ne soit autonome sur aucun pas de temps en ayant un manque minime

par rapport à la demande à chaque fois ou bien qu'il réponde à la demande sur tous les pas de temps sauf un mais avec un grand écart. L'indicateur d'autonomie temporelle est donc défini comme dans [169, 168] par l'équation 2.27.

$$NA_{\text{temporelle}} = 1 - \frac{H_{\text{loss}}}{H_{\text{tot}}} \quad (2.27)$$

Avec H_{loss} le nombre total d'heures durant lesquelles la demande électrique n'est pas équilibrée par la production et H_{tot} le total des heures d'opération du microgrid.

Les deux indicateurs d'autonomie se complètent bien mais l'indicateur énergétique quantifie plus précisément les besoins du territoire.

Énergie perdue

On désigne par énergie perdue, l'ensemble des pertes durant le transport et le stockage de l'électricité. Les pertes de transport sont celles liées à l'effet Joule, décrites dans la sous-section 2.4.6 et celles de stockage sont liées aux pertes durant la charge et la décharge.

$$E_{\text{perdue}} = \frac{E_{\text{perdue,transp}} + E_{\text{perdue,ch}}}{E_{\text{demande}}} \quad (2.28)$$

Avec $E_{\text{perdue,transp}}$ l'énergie perdue lors du transport par effet Joule (en kWh), $E_{\text{perdue,ch}}$ l'énergie perdue lors de la charge et de la décharge des stockeurs (en kWh) et E_{demande} l'énergie consommée sur la période (en kWh).

Si l'objectif principal de la mise en place d'un microgrid n'est pas la réduction des pertes, les mesurer permet après coup de comparer des microgrids aux performances équivalentes en cherchant à minimiser les pertes.

Énergie inexploitée

On parle ici d'énergie inexploitée (*wasted energy* en anglais) pour désigner l'énergie fatale venant de sources renouvelables qui est "perdue" si elle n'est pas exploitée sur le moment. On peut citer par exemple l'énergie cinétique du vent qui ne peut être stockée si l'éolienne censée la transformer en électricité ne fonctionne pas (lors d'une panne) ou est volontairement bridée. Ainsi, le concept d'énergie inexploitée ne s'applique qu'aux énergies renouvelables car les combustibles des centrales thermiques restent stockés tant qu'ils ne sont pas brûlés. L'énergie inexploitée est définie comme la somme de la différence sur chaque pas de temps entre l'énergie disponible et celle réellement produite par une installation EnR. L'indicateur décrit par l'équation 2.29 exprime cette énergie inexploitée en pourcentage de la demande électrique totale sur la période simulée.

$$E_{\text{inexploitée}} = \frac{E_{\text{disponible,EnR}} - E_{\text{produite,EnR}}}{E_{\text{demande}}} \quad (2.29)$$

Avec $E_{\text{disponible,EnR}}$ l'énergie que les technologies renouvelables pourraient produire en théorie (compte tenu des conditions météorologiques) (en kWh), $E_{\text{produite,EnR}}$ l'énergie

réellement produite par ces technologies (en kWh) et $E_{demande}$ l'énergie consommée sur la période (en kWh).

De même que pour l'énergie perdue, minimiser l'énergie inexploitée n'est pas un objectif de la conception d'un microgrid mais elle peut servir à classer a posteriori des microgrids équivalents.

2.7.3 Indicateurs environnementaux

En ce qui concerne les impacts environnementaux, nous choisissons de représenter deux impacts globaux qui sont ceux sur le climat et sur les ressources naturelles. Pour cela les indicateurs présentés ci-dessous sont les émissions de gaz à effet de serre (GES) sur le cycle de vie et la consommation de ressources en tant que combustible.

Émissions de gaz à effet de serre

Les émissions de gaz à effet de serre ont un effet sur le changement climatique et il est donc important de les réduire. Les émissions de la production électrique sont à la fois dues à la construction des centrales, à leur opération (notamment via la combustion de ressources fossiles) et à leur démantèlement. Cet indicateur représente les émissions de différents gaz mais qui sont exprimées suivant leur équivalent CO₂ en termes d'effet de serre, le gCO₂eq/kWh.

On définit dans ce travail les émissions de GES des producteurs via deux paramètres : les émissions liées à la construction de la centrale (en gCO₂eq/MWinstallés par exemple) et les émissions calculées sur l'ensemble du cycle de vie (en gCO₂eq/kWh), que l'on assimile ici aux émissions sur la phase opérationnelle. Le second paramètre prenant en compte toutes les étapes du cycle de vie, cela induit une redondance mais dans le cadre de microgrids il paraît important de considérer les émissions liées à l'implantation d'une centrale, surtout si celle-ci produit peu durant l'opération. Les émissions de GES sur le cycle de vie des technologies de production sont donc définies par l'équation 2.30.

$$GES_{prod} = GES_{constr} \cdot p_{conception} + GES_{CV} \cdot E_{prod} \quad (2.30)$$

Avec GES_{constr} les émissions en amont de la phase opérationnelle (en gCO₂eq/paramètre de conception, par exemple gCO₂eq/MW installés pour les éoliennes ou gCO₂eq/m² pour le PV) , $p_{conception}$ le paramètre de conception correspondant (MW installés pour les éoliennes ou m² pour le PV), GES_{CV} les émissions sur le cycle de vie (en gCO₂eq/kWh) et E_{prod} la production de la centrale sur le cycle de vie (en kWh).

De la même manière, les émissions des stockeurs sont décrites par l'équation 2.31.

$$GES_{stock} = GES_{constr} \cdot E_{sto} + GES_{var} \cdot E_d \quad (2.31)$$

Avec GES_{constr} les émissions sur la phase de construction (en gCO₂eq/kWh installé), E_{sto} la capacité installée (en kWh), GES_{var} les émissions variables durant l'opération (en gCO₂eq/kWh) et E_d l'énergie déchargée par le stockeur durant la phase opérationnelle

(en kWh).

Pour les producteurs, les valeurs des émissions de GES sur le cycle de vie par technologie GES_{CV} sont tirées d'une unique source afin d'assurer une cohérence des données. Elles viennent ici du 5ème Rapport du GIEC [2]. En revanche, peu de sources de la littérature ont calculé précisément les émissions de GES liées à la phase pré-opérationnelle GES_{constr} , et encore moins pour un large ensemble de technologies. Les valeurs proviennent donc de sources éparses. Les émissions des éoliennes viennent directement de [231] (en gCO_2eq/MW installé). En ce qui concerne les centrales thermiques (charbon, gaz et biomasse que l'on choisit de toutes assimiler), leurs émissions sur la phase amont proviennent des données sur l'énergie grise (*Embodied Energy* en anglais) de ces technologies (en MJ/MW installé) [232]. Cette énergie grise est ensuite transformée en émissions de GES en la multipliant par l'intensité carbone de la production électrique européenne (en gCO_2eq/kWh) [233]. On applique la même méthode pour le photovoltaïque avec cette fois une énergie grise en kWh/m^2 [234]. Finalement, [235] donne les émissions de CO_2 et de NO_x pour la construction d'un barrage de 12,6GW. Ces émissions sont couplées pour donner des émissions de CO_2 équivalent (les NO_x ayant un facteur de réchauffement 298 fois supérieur à celui du CO_2) que l'on rapporte à la puissance installée du barrage.

En ce qui concerne les dispositifs de stockage, leurs émissions de GES sur le cycle de vie sont calculées par rapport à la capacité installée (en gCO_2eq/MW installés) et à la totalité de l'énergie déchargée sur la période opérationnelle (en gCO_2eq/kWh) [8].

Les valeurs utilisées sont présentées dans le tableau A.3 et le tableau A.4 en Annexes.

Consommation de ressources

L'indicateur de consommation des ressources sert à mesurer la quantité de combustible consommée dans les centrales thermiques. Cela permet d'évaluer l'impact sur le stock de ces ressources naturelles, les risques de dépendance et de pénurie de la ressource. Pour ce qui est des ressources renouvelables, si tant est que la consommation soit raisonnable par rapport à la durée de renouvellement, on peut raisonner à une échelle locale et estimer par exemple l'impact d'une centrale biomasse sur les ressources forestières du territoire.

On calcul ici la consommation des ressources à partir de la production électrique des centrales et du pouvoir calorifique inférieur du combustible (PCI_{comb} , en kWh/kg). L'équation 2.32 explicite le lien entre la quantité de ressources consommées $M_{ressources}$ (en kg) et la production électrique d'une centrale P_{prod} (en W).

$$M_{ressources} = \frac{E_{prod}}{PCI_{comb} * \eta_{techno}} = \frac{\sum_{t=0}^T P_{prod,t} * \Delta t}{PCI_{comb} * \eta_{techno}} \quad (2.32)$$

Avec E_{prod} l'énergie totale produite par la centrale sur la période d'étude (en kWh), η_{techno} le rendement de la centrale, $P_{prod,t}$ la production électrique (en kW) au pas de temps t de durée Δt (en heures) et T le nombre de pas de temps total.

On considère un PCI de 4 kWh/kg pour la biomasse et 10.8 kWh/kg pour le gaz.

2.8 Représentativité long-terme des performances

L'indicateur d'autonomie énergétique, défini dans la section 2.7.2, est calculé sur la période simulée. Toutefois cette période est généralement inférieure à la durée de vie des installations (pour des raisons de temps de calcul principalement). On fait donc tout d'abord l'hypothèse que la période simulée est représentative de l'opération long-terme. En considérant une durée d'un an, cette hypothèse semble raisonnable car les variations saisonnières sont bien prises en compte. Pour des durées plus longues, des variations inter-annuelles existent mais on conserve toutefois cette hypothèse car elles sont moins prévisibles que celles entre saisons.

Toutefois, la valeur des divers indicateurs, et notamment de l'indicateur d'autonomie énergétique, peut varier suivant la période simulée. Par exemple un microgrid peut-être partiellement autonome sur la période simulée et augmenter significativement le niveau d'énergie dans les stockeurs installés durant la simulation. Si on simulait le fonctionnement de ce microgrid sur une période identique comme si les deux périodes se suivaient, on améliorerait alors l'autonomie puisque les stockeurs seraient davantage chargés en début de simulation. Il est donc important de vérifier que le calcul des indicateurs prenne en compte cette problématique de répétabilité de l'opération des microgrids.

2.8.1 Répétition de la simulation et convergence du niveau des stockeurs

La pertinence de l'indicateur $NA_{\text{énergie}}$ dépend donc de la variation du niveau d'énergie dans les stockeurs au cours de la simulation. Par exemple, si le niveau de stockage diminue, il y a un risque que l'opération du microgrid ne soit pas répétable à l'identique et donc que la valeur de l'autonomie diminue lors d'une seconde simulation. Si le niveau de stockage augmente, alors le niveau d'autonomie est peut-être sous-estimé. Ainsi, nous choisissons de mettre en place une boucle interne afin d'assurer la convergence du niveau d'énergie final vers sa valeur initiale.

L'opération du microgrid est donc à nouveau simulée en actualisant les valeurs de SoE_{initial} des différents stockeurs par celles à la fin de la simulation précédente. La boucle s'arrête lorsque l'écart entre le SoE_{initial} et le SoE_{final} total (c'est-à-dire en considérant un stockage global équivalent) passe en-dessous d'un seuil fixé. De cette manière on peut considérer que la simulation est répétable et les échanges d'énergie sont davantage représentatifs d'une opération sur le long-terme.

Afin d'assurer la répétabilité de la période d'étude et de rendre l'indicateur d'autonomie énergétique plus fiable, on répète la simulation jusqu'à un critère d'arrêt. Ce critère de convergence sur l'écart entre les SoE initiaux et finaux d'une simulation est fixé à 1%.

Ce critère n'est appliqué que dans certaines situations présentant un risque de surestimation de l'autonomie énergétique. On définit ces situations en fonction de l'autonomie finale $NA_{\text{énergie}}$ et de l'écart entre l'état d'énergie initial $SoE_{\text{init},i}$ et final $SoE_{\text{f},i}$ de la simulation i . Ainsi dans notre cas, on répète la simulation si l'autonomie est inférieure à 100% ou si l'état d'énergie des stockeurs a diminué durant la simulation. La figure 2.11 représente l'arbre de décision permettant d'allouer une valeur d'autonomie énergétique ou

de répéter la simulation. On y distingue deux type de problèmes :

- les problèmes réels : seule la période de simulation compte (ex : une voiture électrique qui doit rouler la journée avant d’être rechargée le soir) ;
- les problèmes tronqués : la durée de fonctionnement du système excède la période de simulation (ex : un microgrid énergétique fonctionnant pendant 20 ans mais simulé sur une année).

Ainsi, pour un problème réel, une seconde période de simulation recommence avec les mêmes conditions initiales alors que pour un problème tronqué elle démarre avec les conditions finales de la première simulation. Les différents enjeux expliquent qu’on ne resimule pas toujours l’opération pour un problème réel. Dans le cas des microgrids, on se trouve généralement dans un problème tronqué car la période opérationnelle (plusieurs décennies) est longue à simuler.

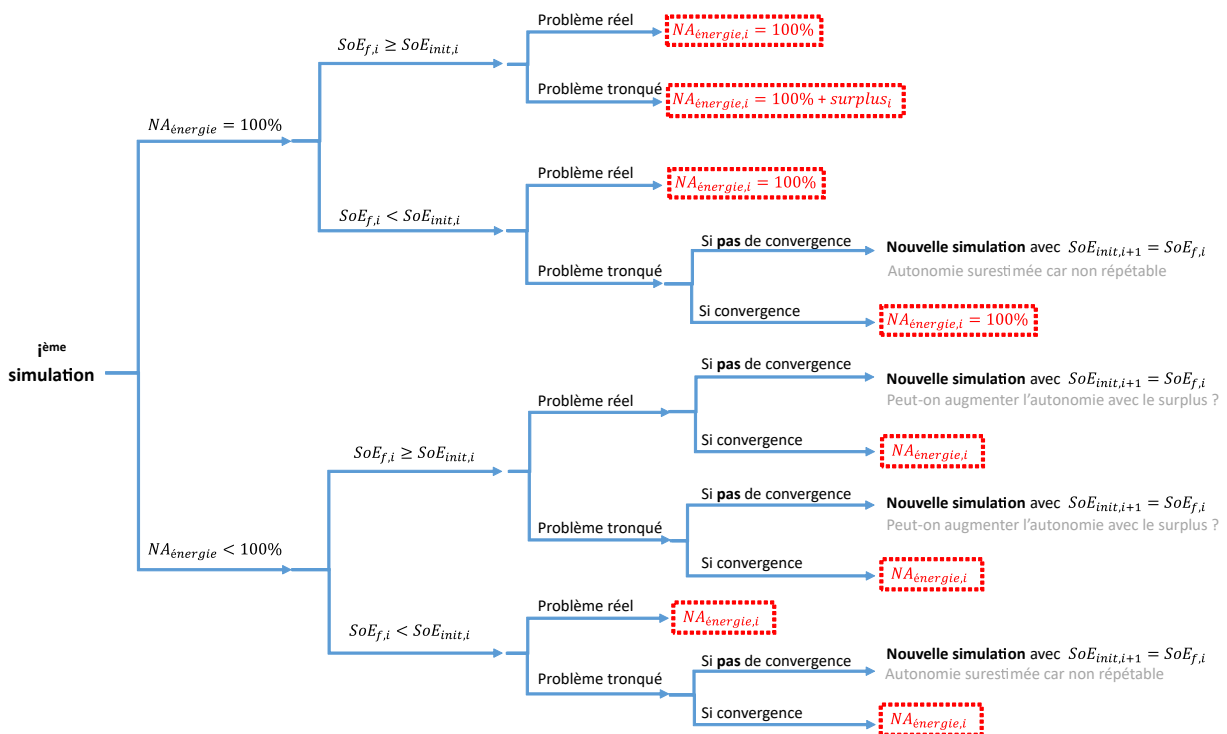


FIG. 2.11 – Arbre de décision afin de resimuler l’opération du microgrid ou d’attribuer une valeur à l’autonomie énergétique

2.8.2 Choix du SoE initial

Malgré le critère de convergence censé garantir la répétabilité de l’opération du microgrid, la question du choix de l’état d’énergie initial lors de la première simulation se pose afin d’influencer le moins possible l’autonomie énergétique. On veut éviter que le choix du SoE initial conduise à une sous-estimation générale de l’autonomie car cela risquerait d’écarter beaucoup de microgrids qui auraient été performants avec un autre état d’énergie. De même une surestimation de l’autonomie risquerait de compromettre la mise en place effective des microgrids car ils ne répondraient pas aux objectifs fixés.

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

On cherche donc à déterminer si le choix du SoE initial a un impact sur la valeur de l'autonomie énergétique calculée après convergence. Pour cela, on génère 10000 microgrids aléatoires et on évalue leur autonomie avec le critère de convergence défini pour des valeurs de SoE initial différentes. La figure 2.12 représente le nombre de microgrids atteignant une autonomie donnée. Chaque courbe illustre un objectif en termes d'autonomie minimale à atteindre. On constate que la grande majorité des microgrids atteint les différents paliers (allant de 10% à 100%). Toutefois ce nombre décroît lorsqu'on considère un SoE initial de 0%, notamment pour un objectif de 100% d'autonomie. Cela peut représenter un problème si la moitié des microgrids n'atteint pas une autonomie totale lorsqu'on choisit un SoE initial nul. Cette option est par conséquent à exclure.

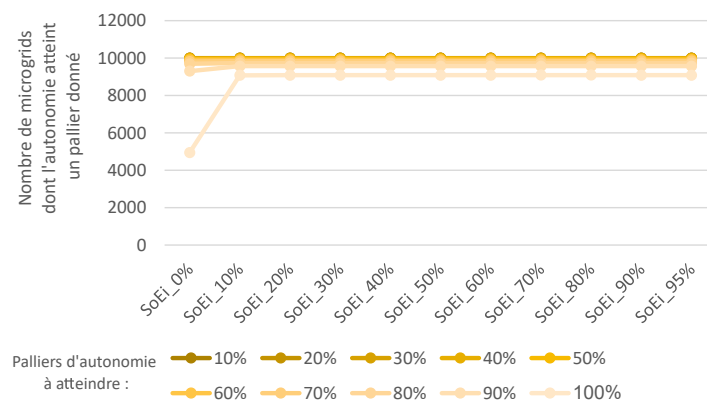


FIG. 2.12 – Nombre de microgrids atteignant différents niveaux d'autonomie, suivant l'état d'énergie initial (SoEi)

Les trois principales options sont donc de considérer un SoE initial au choix :

- au minimum acceptable par le stockeur (SoE_{min} , ici 10%) ;
- au maximum possible (SoE_{max} , ici 95%) ;
- entre les deux (50% par exemple).

La figure 2.13 représente le nombre de microgrids dont l'autonomie varie de plus de 1% lorsqu'on choisit un SoE initial donné par rapport à leur autonomie avec un SoE initial de référence. Les barres bleues représentent les microgrids dont l'autonomie diminue et celles oranges ceux dont l'autonomie augmente. Les figures (a), (b) et (c) sont respectivement associées à un SoE initial de référence de 10%, 50% et 95%.

On peut observer qu'en choisissant un SoE de référence à 10% on sur-estime l'autonomie de nombreux microgrids par rapport à des SoE initiaux plus élevés. Au contraire, une référence à 95% n'entraîne aucune surestimation, sauf pour un SoE initial nul, mais conduit à sous-estimer l'autonomie de quasiment tous les microgrids, peu importe le SoE choisi. La valeur de référence à 50% paraît présenter un compromis car cela conduit à sur-estimer l'autonomie comparé à des SoE plus élevés mais à la sous-estimer par rapport à des SoE plus faibles. On rappelle que cette réflexion n'a de sens que pour un problème tronqué, tel que défini ci-dessus, pour lequel on cherche à répéter l'opération de notre système.

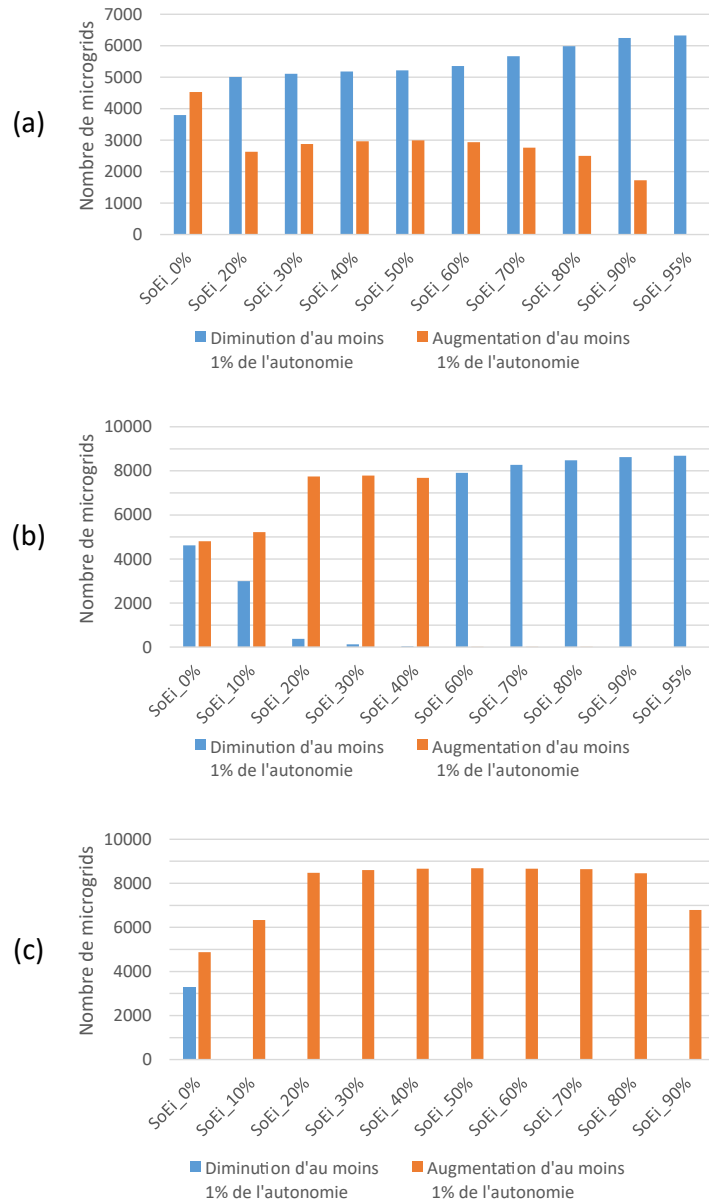


FIG. 2.13 – Suivant l'état d'énergie initial (SoEi), nombre de microgrids dont l'autonomie varie de plus de 1% par rapport à l'autonomie calculée avec un SoEi de : (a) 10%; (b) 50% et (c) 95%

Un autre critère permettant de choisir un SoE initial est celui du temps de calcul. En effet le choix du critère de convergence assurant la répétabilité de la période simulée peut accroître le temps de calcul et ainsi rendre l'évaluation des performances d'un microgrid trop longue pour un usage dans un algorithme d'optimisation génétique. La figure 2.14 montre le nombre de simulations nécessaire pour évaluer l'autonomie de 10000 microgrids aléatoires suivant le SoE de départ. On constate que ce temps de calcul croît globalement avec le SoE initial mais que le nombre de simulations est particulièrement élevé pour un SoE de 10%. Un SoE initial de 50% représente donc un bon compromis en termes de temps de calcul et d'évaluation de l'autonomie.

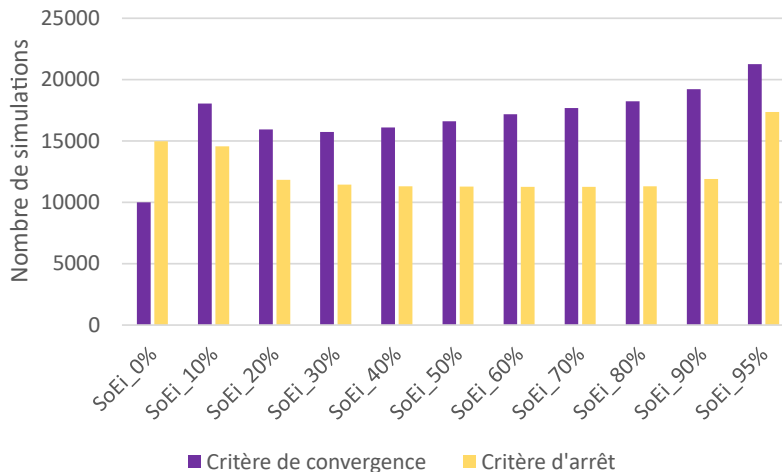


FIG. 2.14 – Nombre simulations nécessaires pour simuler l’opération de 10000 microgrids avec un critère de convergence à 1% du SoE ou avec un critère d’arrêt à 2 simulations

2.8.3 Critère de convergence restreint

Comme évoqué plus haut, une boucle de convergence teste la répétabilité de la simulation d’un microgrid. Dans le cas d’une intégration de cette étape de simulation dans un algorithme génétique, il faut veiller à ce que le temps de calcul d’une simulation reste raisonnable car cette simulation sera répétée de nombreuses fois durant l’optimisation. Afin de limiter ce temps de calcul, on souhaite considérer une limitation du nombre de simulations qui permette de conserver une bonne évaluation de l’autonomie.

On évalue donc l’impact sur l’évaluation de l’autonomie de la mise en place d’un critère d’arrêt à deux simulations. Sur les 10000 microgrids aléatoires générés, on trouve selon le SoE que dans 94% à 99% des cas l’autonomie est identique entre le critère de convergence et le critère d’arrêt à deux simulations. La seule exception concerne le choix d’un SoE initial nul, auquel cas on tombe à 50% de valeurs d’autonomie identiques. Quand l’autonomie n’est pas égale entre les deux critères, on constate que le fait de limiter le nombre de simulations conduit systématiquement à une sur-estimation de l’autonomie. La figure 2.15 présente la moyenne des écarts entre l’autonomie après convergence et celle après arrêt précipité pour les cas où de sur-estimation uniquement. Cet écart, bien que concernant peu de microgrids, n’est pas négligeable et il augmente avec le SoE initial. Cela souligne encore l’importance du choix du SoE initial des stockeurs et incite à prendre un SoE de 50% si on souhaite utiliser le critère d’arrêt à deux simulations.

Comme illustré par la figure 2.14, le passage à un critère d’arrêt plutôt que la convergence à 1% du SoE induit un gain de temps d’environ 30%. On en conclut donc que la restriction du critère d’arrêt peut se faire avec un impact raisonnable sur la qualité de l’évaluation de l’autonomie mais que celle-ci est surtout recommandée dans une situation de fortes contraintes temporelles sur la durée de l’optimisation. On peut toutefois envisager le fait d’utiliser le critère d’arrêt durant l’optimisation puis de simuler à nouveau les microgrids trouvés à la fin de l’optimisation sans critère d’arrêt pour obtenir une valeur de leurs performances plus fiable.

Les résultats présentés plus loin seront issus de calculs prenant un critère de conver-

gence à 1% afin de garantir une plus grande précision et une meilleure adéquation avec l'opération réelle long-terme de microgrids.

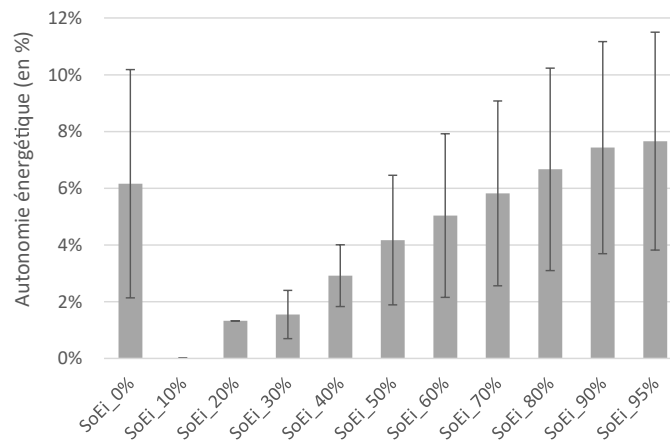


FIG. 2.15 – Suivant l'état d'énergie initial (SoEi), moyenne des écarts entre l'autonomie calculée avec un critère de convergence et avec un critère d'arrêt (en % de la demande) ; uniquement dans les cas où l'autonomie est surestimée par le critère d'arrêt

2.9 Algorithme d'optimisation

Suite à l'étape de modélisation on sait relier les paramètres technologiques de chaque installation à sa production électrique. La simulation séquentielle a permis de détailler les interactions entre installations de production et de stockage, donc le fonctionnement global du microgrid, et de prendre en compte des paramètres de pilotage afin de visualiser les échanges énergétiques. L'évaluation des performances a finalement fait le lien entre les paramètres de conception, les échanges énergétiques durant l'opération et les impacts économiques, techniques et environnementaux du microgrid. On sait donc évaluer les performances d'un microgrid défini par des paramètres technologiques et de pilotage, répondant à une consommation fixée avec des données météorologiques connues. On a donc à ce stade un outil capable d'évaluer les impacts économiques, techniques et environnementaux de l'implantation d'un microgrid quelconque sur un territoire donné.

Afin de compléter le processus d'aide à la décision, il s'agit maintenant de comparer les performances d'un grand nombre de microgrids afin de faire ressortir les plus intéressants. C'est-à-dire de définir un processus permettant, à partir de l'outil d'évaluation d'un microgrid, de trouver les microgrids constituant les meilleurs compromis vis-à-vis des indicateurs choisis. Pour cela, nous avons choisi dans la section 1.5 d'utiliser une méthode d'optimisation métaheuristique et plus particulièrement l'algorithme génétique NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithms*).

Pour rappel, ce choix est motivé par l'absence de fonction-objectif explicite dans l'optimisation, en raison de la simulation séquentielle, la volonté d'explorer tout l'espace de conception afin de ne pas restreindre a priori le choix d'un microgrid et la volonté de trouver plusieurs solutions Pareto-optimales, c'est-à-dire qui soit des compromis entre les

différents objectifs. Le fonctionnement de l'algorithme sera donc détaillé dans la sous-section suivante.

2.9.1 Fonctionnement de l'algorithme NSGA-II

Comme l'ensemble des algorithmes génétiques, NSGA-II est fondé sur la théorie de l'évolution des espèces. C'est-à-dire qu'une population initiale va évoluer au fil des générations et que les gènes des individus les plus adaptés à leur environnement se transmettent davantage. Ainsi, la population finale présente de meilleures caractéristiques que la population initiale suivant les critères ayant guidés l'évolution. Dans le cas des populations humaines, il peut s'agir par exemple de caractéristiques physiques ayant favorisé la reproduction des individus en étant dotés.

Dans notre cas d'étude, un individu est un microgrid électrique et ses gènes sont les différents paramètres de conception (technologiques et de pilotage). L'ensemble des microgrids initialement choisis de manière aléatoire forme la population initiale. Les critères d'évolution sont les fonctions-objectifs de l'optimisation. Chaque évolution de la population constitue une nouvelle génération. Plus un individu (ici un microgrid) est adapté à son environnement (ici ses indicateurs de performance), plus ses gènes se retrouveront dans les générations suivantes. Dans l'algorithme NSGA-II, la taille de la population reste constante au fil des générations. Le processus d'optimisation, décrit sur la figure 2.16, est composé de cinq étapes principales.

1. Tout d'abord une population initiale de taille N est générée de manière aléatoire. C'est-à-dire que pour chaque microgrid, la valeur de chaque paramètre de conception est choisie dans sa plage de valeur suivant une distribution uniforme.
2. Ensuite, les performances de chaque microgrid sont évaluées. C'est lors de cette étape que rentrent en jeu la modélisation, la simulation et l'évaluation des indicateurs de performance vues précédemment (voir les sections 2.4, 2.5 et 2.7).
3. Un processus de sélection choisit $N/2$ microgrids. On applique ensuite à chacun de ces microgrids un des deux processus d'évolution suivant : le croisement ou la mutation. Les trois processus cités seront détaillés juste après.
4. Les nouveaux microgrids ainsi formés sont évalués suivant le même processus qu'à l'étape n°2.
5. Finalement les N "meilleurs" microgrids (voir définition ci-dessous) parmi la population initiale et les nouveaux microgrids sont conservés pour former une nouvelle population.

On entend par "meilleurs microgrids" le résultat d'un processus de sélection à partir de deux critères : le rang et la *crowding distance*. Le rang désigne le front de Pareto auquel appartient un microgrid et la *crowding distance* donne une indication de la distance entre ce microgrid et les autres microgrids du même front. Ainsi on garde dans la nouvelle population des individus qui ne sont pas forcément optimaux mais dont les performances sont originales.

L'ensemble de ces étapes constitue le passage d'une génération à la suivante. Les processus de sélection, croisement, mutation et évaluation sont donc répétés autant de

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

fois qu'on souhaite avoir de générations. La population finale après la dernière génération est constituée de N solutions Pareto-optimales.

Une particularité de notre utilisation de l'algorithme NSGA-II est que les paramètres de conception sont discrets (on ne peut pas avoir 1,4 éoliennes). Or NSGA-II fonctionne avec des variables continues. On choisit donc de tronquer les valeurs données par NSGA-II afin lors de l'étape d'évaluation des performances des microgrids. Ainsi des microgrids identiques avec 1,2 ou 1,3 éoliennes auront les mêmes performances. Cela n'est pas optimal dans le cheminement de l'algorithme génétique mais, comme le montreront les résultats plus tard (voir section 4.3), on converge quand même vers des solutions Pareto-optimales.

Sélection

Le processus de sélection évoqué ci-dessus est un élément fondamental de l'algorithme car il conditionne la manière dont seront choisis les "meilleurs" microgrids. Il s'effectue dans NSGA-II suivant la notion de dominance de Pareto (voir sous-section 1.4.2) via un tournoi à deux tours. Après l'évaluation des performances de toute la population, chaque microgrid se voit attribué un rang correspondant au front de Pareto auquel il appartient (1 pour le premier front, 2 pour le second...) et une valeur de *crowding distance* liée à la distance entre les microgrids du même front. La *crowding distance* estime la densité entourant une valeur particulière de l'espace des performances. Elle représente donc la qualité d'une solution en terme de diversité. Lors du tournoi à deux tours, deux microgrids distincts sont choisis aléatoirement puis comparés. Le microgrid appartenant au meilleur front de Pareto, ou a défaut ayant la distance la plus grande s'ils sont sur le même front, est sélectionné dans la partie de la population à laquelle on appliquera les processus d'évolution. Le tri via la *crowding distance* permet d'assurer une bonne répartition des microgrids dans l'espace des performances. Ce tournoi est répété $N/2$ fois afin d'avoir une population intermédiaire d'autant de microgrids.

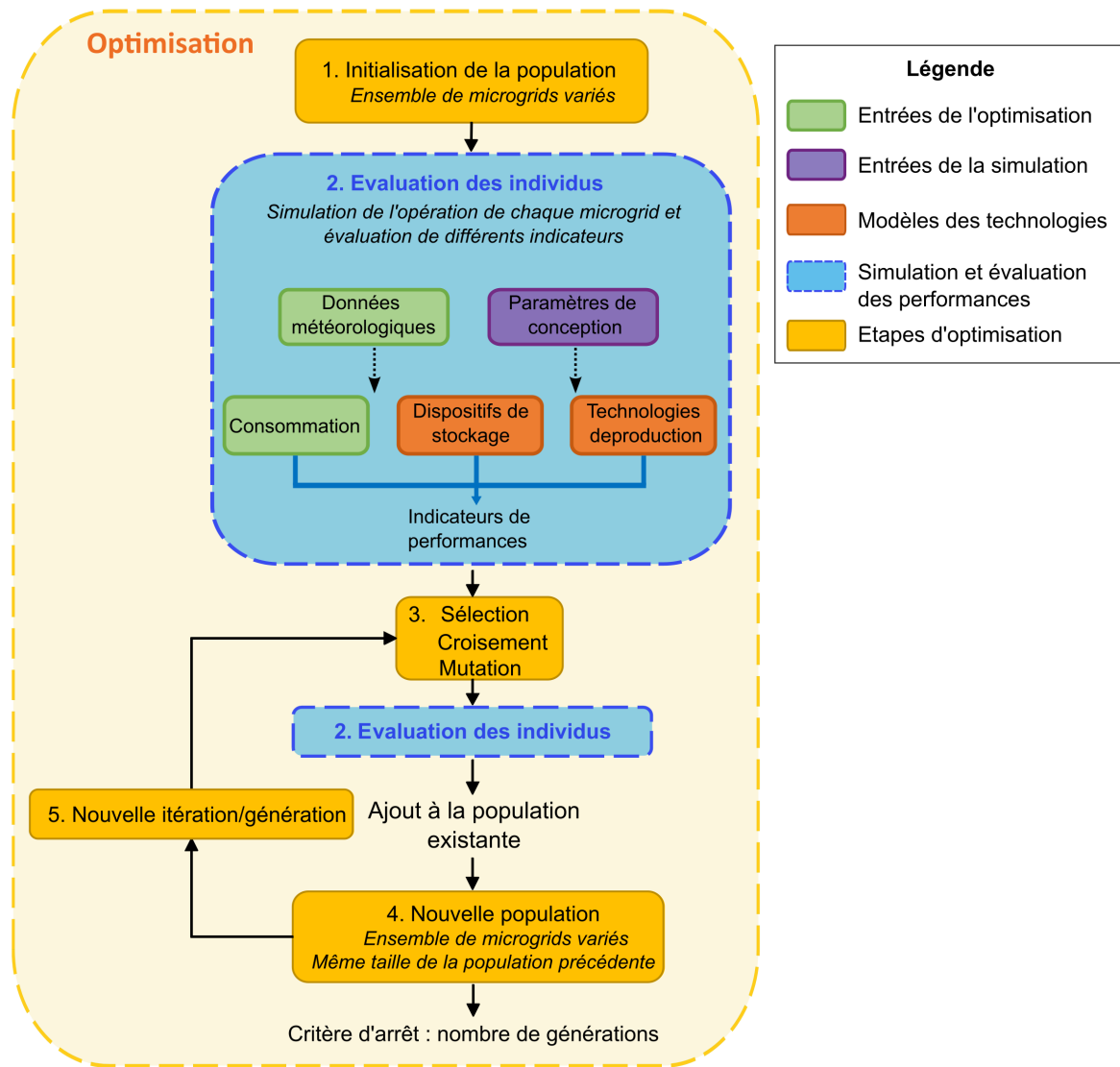


FIG. 2.16 – Étapes de fonctionnement de l'algorithme génétique NSGA-II. Les boîtes bleues représentent l'évaluation des microgrids (dont la modélisation, la simulation et le calcul des performances décrits plus haut) et les boîtes jaunes les étapes d'optimisation

Croisement et mutation

Les deux processus impliqués dans la modification des gènes (i.e. des paramètres de conception) sont le croisement et la mutation. Ces deux processus sont illustrés sur la figure 2.17.

Le croisement consiste à combiner les paramètres de deux microgrids "parents" pour former deux microgrids "enfants". De la même manière que pour les chromosomes d'un individu s'échangeant une partie de leur chaîne, le croisement va répartir entre les deux enfants les paramètres des deux parents. La logique derrière est qu'en combinant les caractéristiques de deux microgrids ayant de bonnes performances, on espère créer de nouveaux microgrids avec de meilleures performances. Dans NSGA-II, le croisement intervient entre deux microgrids aléatoires de la population intermédiaire post-sélection.

La mutation est un processus plus simple désignant la modification aléatoire de chaque paramètres d'un microgrid donné. Dans un algorithme génétique, le rôle des mutations est d'éviter la convergence prématurée de l'algorithme vers un optimum local et d'explorer tout l'espace de conception.

Le croisement reste le processus d'évolution principal, la probabilité d'avoir une mutation restant assez faible afin de ne pas se retrouver dans le cas d'une recherche aléatoire. Dans NSGA-II, la probabilité de croisement est de 90% et la probabilité de mutation est de 10%.

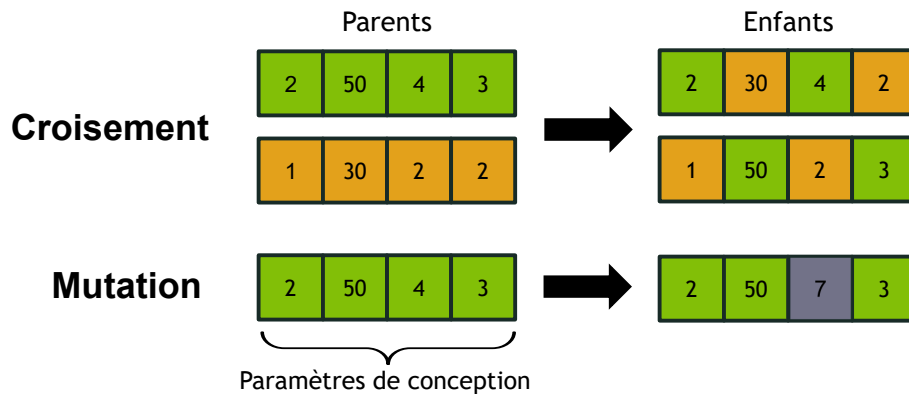


FIG. 2.17 – Processus de croisement et de mutation illustrés sur deux exemples d'individus caractérisés par cinq paramètres de conception

2.9.2 Définition des paramètres d'optimisation

L'algorithme NSGA-II est défini par quatre paramètres : la taille de la population, le nombre maximum de générations et les probabilités de croisement et mutation. Nous choisissons ici de conserver les paramètres conseillés par les créateurs de NSGA-II et déjà validés dans la littérature en ce qui concerne les probabilités de croisements et mutations. Toutefois, le choix de la taille de population et du nombre de générations est important pour garantir la convergence vers des solutions globales. En choisissant une taille de population trop petite, l'algorithme converge toujours vers des solutions mais il y a un risque de ne pas explorer la totalité de l'espace de conception et ainsi de ne pas arriver à des optimums globaux. Ce choix ne peut se faire qu'en connaissant la taille de l'espace de conception, c'est-à-dire le nombre total de microgrids possibles.

Nous n'avons pas trouvé de règles précises permettant de définir la taille de population et le nombre de générations. Certaines études de la littérature déduisent des règles pour leur cas de manière empirique [236]. Nous choisissons donc de faire de même.

Nous nous appuyerons sur le cas d'étude fil rouge afin de déterminer les paramètres d'optimisation. Comme nous le détaillerons un peu plus loin (voir section 4.2), la discrétisation choisie dans ce cas d'étude pour les six technologies présentes conduit à $65 \cdot 10^6$ combinaisons possibles. De plus nous considérons 6 ordres de priorité et 14 combinaisons de stratégies de pilotage. Il y a ainsi au total $5,5 \cdot 10^9$ combinaisons de paramètres de conception possibles pour définir des microgrids.

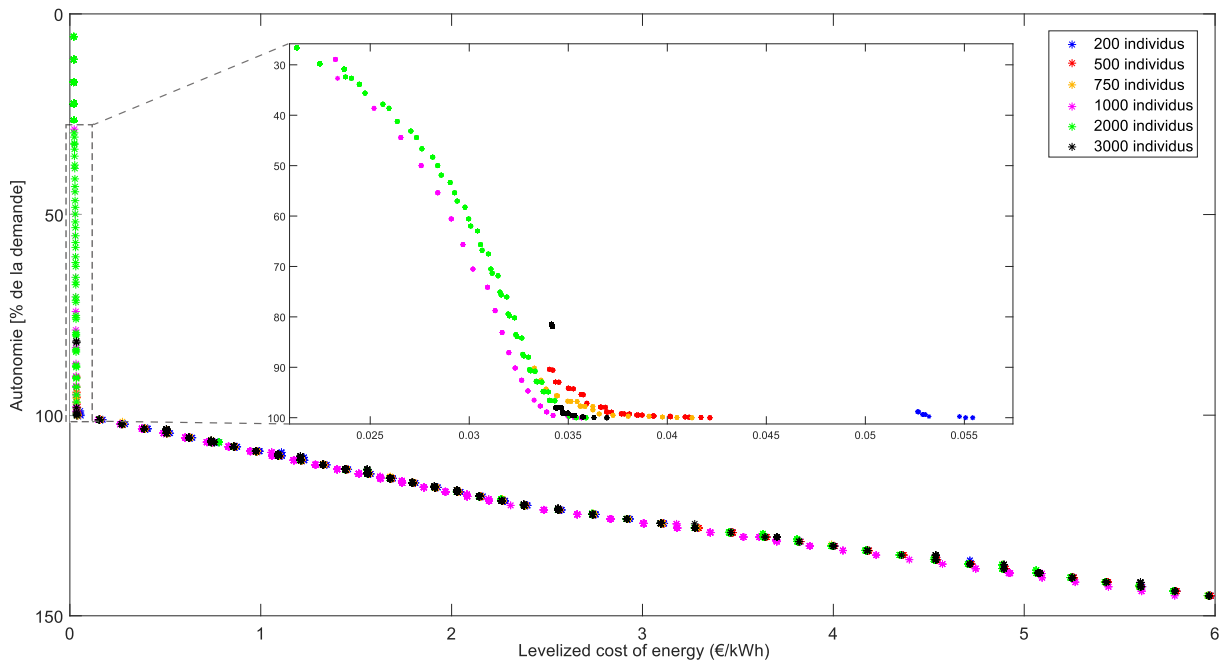


FIG. 2.18 – Superposition sur un unique graphe des fronts de Pareto finaux en fonction de la taille de population, avec des objectifs économique (LCOE) et technique (autonomie énergétique)

On fixe donc un grand nombre de générations et on fait varier la taille de la population. Il est admis dans la littérature que 300 générations sont souvent suffisantes afin que l'algorithme génétique converge, ce que nous vérifierons expérimentalement juste après. La figure 2.18 présente sur un même graphe les fronts de Pareto finaux (c'est-à-dire au bout de 300 générations) d'optimisations avec différentes tailles de populations. Chaque croix est un microgrid trouvé par une des optimisations. On constate tout d'abord que les résultats des optimisations semblent proches quelle que soit la taille de la population. En revanche, plus la taille de population augmente, plus on trouve des performances diverses, notamment des microgrids avec des coûts faibles et des autonomies faibles. Si on regarde plus précisément la zone verticale des fronts de Pareto, c'est-à-dire celle pour des autonomies sous les 100% ou très légèrement au-dessus, on peut observer des différences suivant la population. Les microgrids trouvés présentent de meilleurs compromis technico-économiques lorsque la taille de population augmente jusqu'à un seuil de 1000 individus. Toutefois, les résultats avec des populations de 2000 et 3000 individus présentent de moins bonnes performances ce qui est inattendu et que nous n'expliquons pas.

Par ailleurs, si on s'intéresse au temps de calcul, le tableau 2.3 présente les durées de chaque optimisation suivant la taille de population. Le temps de calcul augmente avec la population, toutefois sa croissance est plus rapide pour des populations supérieures à 1000 individus.

Dans un souci de compromis entre performance des résultats obtenus et temps de calcul, nous choisissons donc une taille de population de 1000 individus. C'est en effet la taille permettant d'obtenir les résultats les plus performants et les mieux répartis dans l'espace des performances tout en ne nécessitant pas un temps de calcul démesuré comparé aux tailles de populations inférieures.

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

Taille de population (en nombre d'individus)	200	500	750	1000	2000	3000
Durée de l'optimisation (en heures)	17h	37h	54h	62h	140h	185h

TAB. 2.3 – Durée du processus d'optimisation bi-objectifs en fonction de la taille de population choisie

Une fois fixée la taille de la population, nous pouvons vérifier expérimentalement qu'un nombre maximal de génération fixé à 300 est acceptable. Pour cela, on mesure la distance entre les fronts de Pareto des générations successives (ou plus exactement toutes les dix générations). Pour calculer la distance entre deux populations A et B, on commence par normaliser les valeurs des objectifs de chaque population. Puis pour tout microgrid de la population A, on calcule sa distance minimale avec un microgrid de la population B (au sens de la norme dans l'espace des performances normées). La distance entre les deux fronts est la moyenne des distances minimales entre les microgrids de la population A et ceux de la population B. La distance entre les différentes générations de l'optimisation des objectifs LCOE et autonomie énergétique avec une population de 1000 microgrids est représentée sur la figure 2.19. On peut constater que la distance entre les différents front est assez faible mais fluctuante jusqu'à la 200^{ème} génération puis qu'elle devient quasiment nulle. Le choix d'optimiser le dimensionnement des microgrids avec un nombre maximal de 300 générations semble donc cohérent afin de s'assurer une marge de sécurité et sera conservé par la suite.

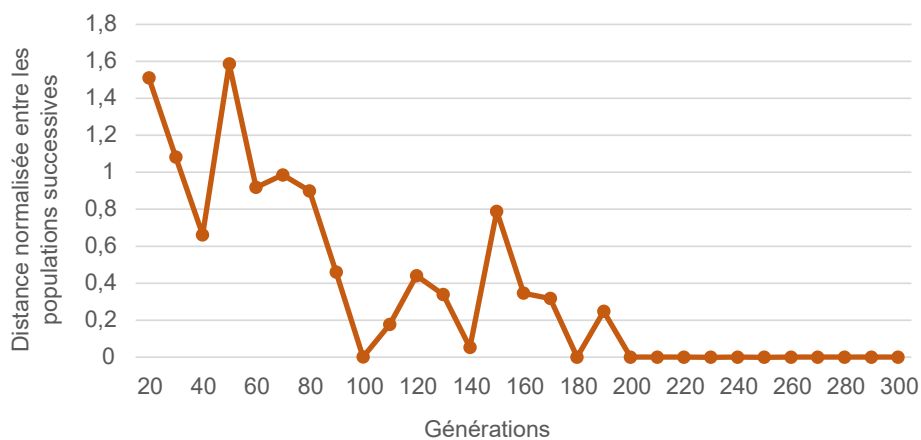


FIG. 2.19 – Distance normalisée calculée entre les fronts de Pareto toutes les 10 générations, avec une taille de population de 1000 individus)

2.9.3 Réduction du front de Pareto

Compte tenu de la taille de l'espace de conception, il est nécessaire d'avoir une taille de population importante dans l'algorithme génétique. Dans notre cas d'étude, la population est fixée à 1000 individus ce qui signifie que le front de Pareto final après la dernière génération contient 1000 microgrids, compromis entre les différents objectifs. Afin de faciliter l'analyse de ces résultats, on définit donc un processus de sélection permettant de réduire le nombre de microgrids pertinents à afficher. Pour cela on définit des niveaux de tolérance pour chaque variable et chaque objectif. De cette manière, le processus élimine

les microgrids qui sont trop proches en termes de performances, à moins que leurs paramètres de conception soient suffisamment différents. Les tolérances appliquées varient suivant l'optimisation et seront détaillées lors de la présentation des résultats. Cette étape de réduction du nombre de microgrids pertinents permet de mieux visualiser et interpréter les résultats de l'optimisation. Elle peut donc aider les décideurs locaux utilisant l'outil à concevoir leur microgrid.

2.10 Bilan de la proposition

L'objectif de la proposition de thèse est de développer une méthodologie pour optimiser le dimensionnement des microgrids électriques suivant plusieurs objectifs en considérant à la fois des paramètres technologiques et de pilotage.

La modélisation énergétique des microgrids doit permettre de conserver le lien entre phénomènes physiques et production électrique et ainsi rattacher l'évaluation des performances des microgrids à ces phénomènes physiques. Des modèles existants ont pour cela été repris de la littérature afin de représenter la production électrique de chaque technologie.

Les aspects de pilotage ont été intégrés grâce à l'introduction de deux paramètres : l'ordre de priorité et la stratégie de pilotage. Ils permettent d'élargir l'espace de conception. Le premier détermine l'ordre dans lequel chaque technologie peut allouer sa production. Le second explicite la manière dont chaque technologie peut opérer, c'est-à-dire la puissance maximale à laquelle elle peut produire et si elle est autorisée à stocker son énergie ou uniquement à équilibrer la consommation. Ces deux paramètres font donc partie des paramètres de conception caractérisant un microgrid. Ils sont intégrés dans le processus d'évaluation des performances via une simulation séquentielle. Cette dernière est fondée sur une allocation successive de la puissance fournie par technologie productrice et par destination de la production au sein de chaque pas de temps. La production effective dépend de la stratégie de pilotage et d'une classification de différentes situations, fonction de l'équilibre entre la puissance productible et les puissances nécessaires à l'équilibrage la consommation ou au remplissage des stockeurs. La simulation est réalisée sur 12 jours représentatifs d'une année d'opération.

Des indicateurs économiques (LCOE), techniques (autonomie énergétique, autonomie temporelle, énergie perdue, énergie inexploitée) et environnementaux (émissions de gaz à effet de serre, consommation de ressources naturelles) ont été implémentés afin d'évaluer les impacts de la production électrique. Ils sont reliés aux paramètres de conception à la fois directement via le dimensionnement de chaque technologie mais aussi à travers la simulation et le bilan des puissances produites, stockées, perdues et consommées sur la période d'étude. L'indicateur d'autonomie énergétique a été spécialement adapté afin de représenter à la fois la part de la consommation du territoire satisfaite par le microgrid et le surplus d'énergie stockée durant l'opération, assurant une certaine robustesse au microgrid.

Une boucle de convergence a été mise en place afin d'assurer une répétabilité de l'opération du microgrid et donc une représentativité de l'autonomie énergétique sur la durée

Chapitre 2. Proposition de thèse : intégration du pilotage dans une optimisation multi-objectifs

de vie du microgrid. Pour cela, la simulation est répétée sous certaines conditions en actualisant à chaque fois l'état d'énergie (SoE) initial des stockeurs jusqu'à atteindre un critère de convergence de 1% entre le SoE initial et final de la simulation. Par ailleurs, le SoE initial des stockeurs a été choisi afin de ne pas conduire à une surestimation de l'autonomie ni exclure des microgrids intéressants par un choix de SoE initial désavantageux.

Finalement le fonctionnement de l'algorithme d'optimisation utilisé (NSGA-II) a été détaillé et ses paramètres - taille de population et nombre de générations - ont été définis expérimentalement. L'enjeu du choix de ces paramètres est d'assurer une bonne exploration de l'espace de conception sans tomber dans des optimums locaux. Cette optimisation multi-objectifs permet de trouver plusieurs solutions et donc de donner plus de choix au concepteur de microgrid.

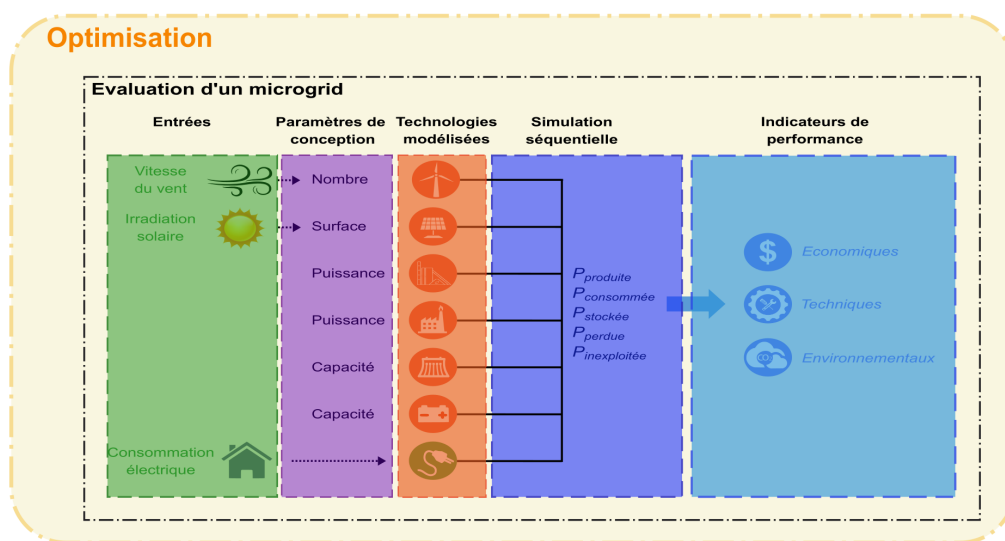


FIG. 2.20 – Interactions entre les différents blocs de modélisation, simulation, évaluation des performances et optimisations développés

Les interactions entre les blocs de modélisation, simulation, évaluation des performances et optimisation sont illustrées sur la figure 2.20. Ces blocs peuvent maintenant être combinés afin de trouver des microgrids répondant à la consommation d'un territoire, compromis entre des objectifs économiques, techniques et environnementaux. L'objectif de la section suivante est de valider la capacité de l'outil développé à répondre à la problématique de thèse.

Chapitre 3

Résultats de simulation

Sommaire

3.1	Rappel des exigences	90
3.2	Données du cas d'étude pour la simulation	90
3.2.1	Entrées du problème de conception	90
3.2.2	Paramètres des modèles	93
3.3	Résultats de simulation d'un microgrid	95
3.3.1	Analyse d'une simulation	95
3.3.2	Fiabilité de l'évaluation des performances sur une période long- terme	98
3.4	Validation de la simulation	100
3.4.1	Objectif de la validation	100
3.4.2	Description du logiciel HOMER	100
3.4.3	Présentation du cas d'étude	101
3.4.4	Validation des résultats de simulation	103
3.5	Bilan de l'analyse des résultats de simulation	105

3.1 Rappel des exigences

Nous avons présenté dans la section 2.1 les exigences requises pour répondre à la problématique de thèse. Ce chapitre va présenter les résultats d'évaluation des performances de microgrids. Après une validation de principe dans la section 2.2, nous réaliserons ici une validation expérimentale à travers un cas d'étude.

Ce chapitre a pour objectif de valider les exigences concernant la simulation des échanges énergétiques et l'évaluation des performances. Pour cela, les résultats de plusieurs simulations seront présentés et analysés. Puis ils seront comparés avec les résultats pour les mêmes microgrids calculés avec le logiciel HOMER (*Hybrid Optimization of Multiple Energy Resources*). Ce logiciel est en effet considéré comme une référence dans le domaine énergétique.

Le cas d'étude fil rouge de cette thèse a été introduit dans la section 2.3. La section 3.2 complétera cette présentation en détaillant les entrées et paramètres de notre cas d'étude. Par la suite, la section 3.3 présentera les résultats des simulations lancées. Enfin la section 3.4 analysera les différences entre les échanges énergétiques et les performances calculées avec l'outil développé ici et avec HOMER.

3.2 Données du cas d'étude pour la simulation

Afin de valider les différentes exigences de l'outil développé, nous allons présenter des résultats de simulation et d'optimisation réalisés dans notre cas d'étude. Pour rappel, nous avons considéré pour cet exemple illustratif une ville de 7000 foyers (soit environ 15000 habitants). Afin de fonder notre exemple sur des données réalistes, nous considérons des données météorologiques issues de mesures proches de la ville d'Aix-en-Provence, France. On détaillera donc dans les sous-parties suivantes les entrées de l'outil développé, les paramètres des modèles technologiques (fixes durant tout le processus d'optimisation), la nature des paramètres de conception sur lesquels l'optimisation va jouer ainsi que leur plage de valeur admissible - délimitant l'espace de conception. Bien que les données météorologiques et de consommation soient sujettes à des incertitudes, leur valeur exacte n'a pas d'impact sur la vérification des exigences de l'outil développé, ce qui nous intéresse ici.

3.2.1 Entrées du problème de conception

Acquisition de la consommation

Dans cette thèse, la consommation est une entrée de notre outil d'aide à la décision. Idéalement, cette consommation est fournie par l'utilisateur (c'est-à-dire le concepteur de microgrid ou le décideur local) à partir des relevés sur le réseau de distribution. Nous n'avons pas accès ici à des données expérimentales. Modéliser la consommation précise d'un territoire nécessite de connaître précisément des types de consommateurs ainsi que les conditions environnementales. Dans une première approximation, la consommation sera donc modélisée comme un ratio de la courbe de consommation totale française,

dépendant du nombre d'habitants sur le territoire. On suppose la consommation nationale représentative de 36 millions de foyers, incluant ainsi les consommations annexes des entreprises etc qui composent un territoire. La figure 3.1 représente l'évolution de la consommation d'un foyer type sur les douze jours types (voir sous-section 2.6.1) considérés pour la simulation (issue des données RTE de l'année 2015).

Par la suite on multipliera donc cette consommation par 7000 afin de représenter celle du territoire étudié.

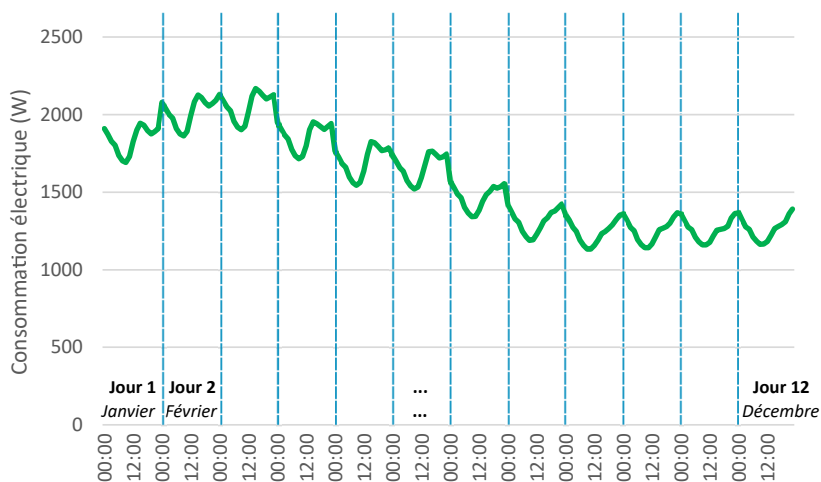


FIG. 3.1 – Évolution de la consommation d'un foyer sur douze jours types, moyenne des jours de semaine de chaque mois de l'année 2015

Acquisition de la vitesse du vent

Comme indiqué dans la sous-section 2.4.1, l'acquisition de données précises sur la vitesse du vent à une position spécifique est un enjeu de l'industrie éolienne. Il faut pour cela collecter des données sur le site étudié pendant au moins un an, les compléter grâce à une référence de vent long-terme et finalement extrapoler la vitesse à la hauteur et à la position des turbines. Compte tenu de la complexité de ces différentes étapes et du manque de données expérimentales, on ne s'intéressera pas en détail au processus de génération de données de vent fiables à la hauteur et position des différentes éoliennes. On considère que l'entrée de l'outil doit être la vitesse de vent directement reçue par les éoliennes. Pour générer une courbe représentant l'évolution de la vitesse du vent reçue par les éoliennes sur la période d'étude, on utilise les données horaires venant du site internet PVGIS pour la ville d'Aix-en-Provence sur l'année 2015. Ces données sont mesurées à 10m de haut. On applique donc une extrapolation verticale via une loi puissance pour laquelle on suppose une hauteur de nacelle de 100m et un coefficient de cisaillement de 0,4 (typique d'un milieu urbain ou forestier). On n'applique pas d'extrapolation horizontale. Pour chaque mois de l'année, on fait la moyenne des données obtenues sur les jours de semaine afin d'obtenir douze jours types de l'année 2015 (voir sous-section 2.6.1). Le choix de calculer la moyenne des vitesses de vent sur les jours de semaine s'explique par la volonté de considérer les jours de plus forte consommation électrique et ensuite par la cohérence nécessaire pour la définition des données météorologiques. Ces données moyennées sont représentées sur la figure 3.2.

On constate sur la figure 3.2 que les variations de vitesse de vent au sein d'un même jour et entre les jours représentatifs de chaque mois sont importantes. Les solutions du processus d'optimisation sont dépendantes de ces données de vent et l'incertitude sur ces données d'entrée du problème induisent donc une forte incertitude sur les résultats. En revanche la valeur exacte des données de vent n'a pas d'impact sur la vérification des exigences pour l'outil développé, ce qui nous intéresse ici. Par ailleurs, une analyse probabiliste et une analyse de robustesse vis-à-vis des conditions climatiques extrêmes sont envisagées dans les perspectives de ce travail.

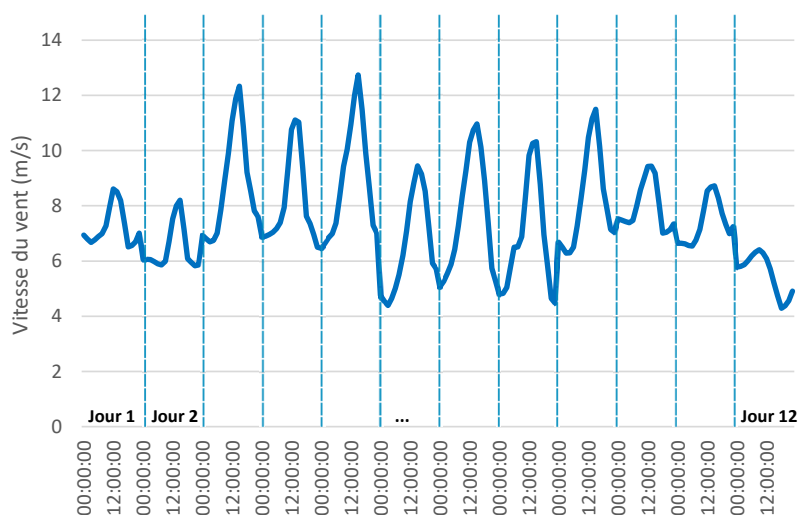


FIG. 3.2 – Évolution de la vitesse du vent sur douze jours types, moyenne des jours de semaine de chaque mois de l'année 2015

Acquisition de l'irradiation solaire

Afin de modéliser la production photovoltaïque (PV) on a besoin de connaître l'irradiation solaire sur le territoire. Les données d'irradiation proviennent, comme celles de vent, du site PVGIS pour la ville d'Aix-en-Provence en 2015. L'irradiation globale sur une surface plane pour les douze jours types est ainsi illustrée sur la figure 3.3 (voir sous-section 2.6.1). Le choix de calculer la moyenne des irradiances solaires sur les jours de semaine s'explique par la volonté de considérer les jours de plus forte consommation électrique et ensuite par la cohérence nécessaire pour la définition des données météorologiques.

Tout comme pour les données de vent, le réalisme des données d'irradiation suffit à valider les exigences de l'outil mais nous sommes conscients que pour l'étude détaillée d'un territoire des données plus précises sont requises.

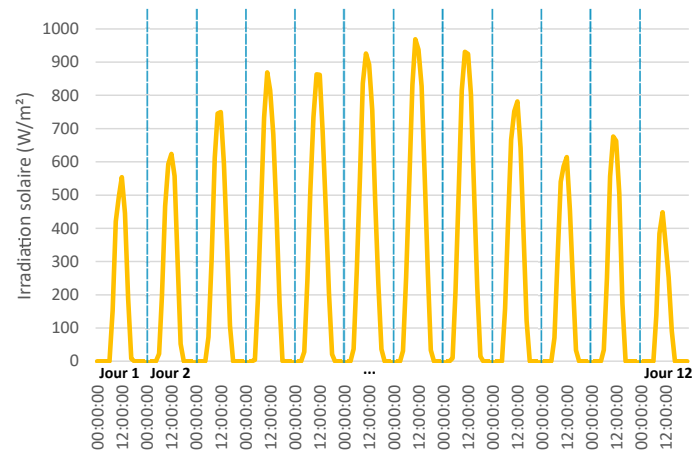


FIG. 3.3 – Évolution de l'irradiation solaire sur douze jours types, moyenne des jours de semaine de chaque mois de l'année 2015

3.2.2 Paramètres des modèles

Paramètres technologiques

Les modèles développés pour calculer la production de chaque technologie (voir section 2.4) sont caractérisés par des paramètres technologiques, qui ne sont pas des variables de décision dans notre cas d'étude. Le tableau 3.1 liste ces paramètres pour chaque technologie présente dans le cas d'étude. Certains de ces paramètres sont des paramètres de conception sur lesquels on va jouer durant l'optimisation et qui n'ont donc pas de valeur prédéfinie. Ils sont représentés ici en tant que paramètres technologiques mais ils ont donc un statut différent dans le processus de conception.

La durée de vie considérée pour les microgrids est de 25 ans. Cette durée est en général la durée d'exploitation d'un PV ou d'une éolienne. On rappelle ici que la plupart des indicateurs sont influencés par le choix de la durée de vie.

Chapitre 3. Résultats de simulation

Éolienne		Panneau photovoltaïque	
Nombre d'éoliennes	<i>paramètre de conception</i>	Surface	<i>paramètre de conception</i>
Courbe de puissance	cf. Vestas V90-2MW	Puissance nominale	100 W/m ²
Rendement	97%	Rendement	18%
Centrale à la biomasse		Centrale au gaz	
Puissance installée	<i>paramètre de conception</i>	Puissance installée	<i>paramètre de conception</i>
Rendement	93%	Rendement	93%
Puissance initiale	0 W	Puissance initiale	0 W
Temps de réponse	60 min	Temps de réponse	30 min
Batterie		STEP	
Capacité installée (E_{sto})	<i>paramètre de conception</i>	Capacité installée (E_{sto})	<i>paramètre de conception</i>
Nombre d'éléments	1%	Nombre d'éléments	1%
C-rate	2	C-rate	3
Coefficient de charge initial	$\frac{1}{E_{sto}}$	Coefficient de charge initial	$\frac{1}{E_{sto}}$
Coefficient de charge variable	$\frac{1}{C-rate \cdot E_{sto}} - \frac{1}{E_{sto} \cdot \Delta t}$	Coefficient de charge variable	$\frac{1}{C-rate \cdot E_{sto}} - \frac{1}{E_{sto} \cdot \Delta t}$
Coefficient de décharge initial	$\frac{1}{C-rate \cdot E_{sto}}$	Coefficient de décharge initial	$\frac{1}{C-rate \cdot E_{sto}}$
Coefficient de décharge variable	$\frac{1}{C-rate \cdot E_{sto}} - \frac{1}{E_{sto} \cdot \Delta t}$	Coefficient de décharge variable	$\frac{1}{C-rate \cdot E_{sto}} - \frac{1}{E_{sto} \cdot \Delta t}$
Coefficient d'autodécharge	5%	Coefficient d'autodécharge	1%
Temps d'autodécharge	30 jours	Temps d'autodécharge	30 jours
SoEmin	0,1	SoEmin	0,1
SoEmax	0,95	SoEmax	0,95
SoE initial	0,5	SoE initial	0,5

TAB. 3.1 – Paramètres technologiques des différents modèles de production électrique

Distance entre les installations

Afin d'estimer les pertes par effet Joule durant le transport on a besoin de connaître les distances entre les différentes installations et le type de câble utilisé. Il ne s'agit pas de déterminer l'architecture électrique du réseau mais davantage d'estimer l'ordre de grandeur des distances. On considère ici que la consommation est agrégée en un unique point. Le tableau 3.2 indique les distances choisies pour ce cas d'étude. On notera que la distance entre les différents producteurs est nulle. Ces derniers n'échangeant jamais d'énergie entre eux, il n'est en effet pas nécessaire de définir de distance les séparant.

On considère un réseau de transport composé de lignes électriques haute tension de 20 kV en cuivre avec une section de 5cm² et une résistivité de $1,72 \cdot 10^{-8} \Omega \cdot m$ (voir calcul des pertes dans la sous-section 2.4.6).

	Eolien	PV	Gaz	Biomasse	Batterie	STEP	Consommation
Eolien	-	-	-	-	-	-	-
PV	-	-	-	-	-	-	-
Gaz	-	-	-	-	-	-	-
Biomasse	-	-	-	-	-	-	-
Batterie	1000	500	17500	14500	-	-	-
STEP	4500	6000	13800	4700	3900	-	-
Consommation	16000	4000	17000	13200	3800	8100	-

TAB. 3.2 – Distance entre les différentes installations et avec le pôle de consommation (en mètres)

3.3 Résultats de simulation d’un microgrid

3.3.1 Analyse d’une simulation

Avant de valider l’objectif final qui est de trouver divers microgrids à l’échelle d’un territoire qui soient des compromis entre les différents objectifs, nous souhaitons déjà vérifier que l’outil développé est capable de simuler le fonctionnement d’un microgrid et d’évaluer ses performances. Pour cela, nous allons analyser les résultats de plusieurs simulations et vérifier qu’elles représentent bien les différents échanges énergétiques en jeu. Nous vérifierons également que l’évaluation des performances est cohérente et étalonnée par comparaison avec le logiciel HOMER, que l’on considère comme une référence étant donné sa large utilisation autant dans les publications scientifiques que dans l’industrie.

Analyse d’un microgrid sans stockeurs

On simule tout d’abord un microgrid composé uniquement de producteurs avec 7 éoliennes, 50 000 m² de PV, 4MW de biomasse, 6MW de gaz, l’ordre de priorité n°2 et la stratégie n°2 (voir la description des ordres de priorité et stratégies dans la section 2.5). La figure 3.4 représente l’évolution au cours du temps des puissances échangées par chaque technologie du microgrid. L’axe des abscisses décrit la période simulée, c’est à dire 192 pas de temps de 90 minutes représentant 12 jours types de l’année 2015. L’axe des ordonnées représente le cumul des puissances générées par chaque technologie. La production des différentes installations se distingue par la couleur qui lui est attribuée. On constate que les productions se superposent dans un certain ordre : PV puis éolien, biomasse et enfin gaz. Cela correspond à l’ordre de priorité du microgrid simulé. La courbe bleue en pointillée illustre l’évolution de la demande électrique du territoire. On peut remarquer que la production n’équilibre pas toujours la consommation dans cet exemple, notamment lors des pics de consommation durant la soirée des deux premiers jours.

Le modèle de microgrid développé permet de récupérer en fin de simulation l’ensemble des puissances échangées, c’est-à-dire celles produites pour équilibrer la demande électrique (affichées sur la figure 3.4) mais aussi les puissances perdues, stockées (lorsque le microgrid comporte un dispositif de stockage) ou inexploitées par chaque technologie.

C'est grâce à ces puissances ainsi qu'aux paramètres de conception de l'on peut déterminer la valeur des différents indicateurs de performance. Le présent microgrid a par exemple produit 3,1 GWh sur la période étudiée afin d'équilibrer la consommation auxquels il faut ajouter 18 MWh de pertes de transport. Si on regarde chaque installation individuellement, les PV ont produit 600 MWh d'électricité, les éoliennes 1,2 GWh, la biomasse 770 MWh et le gaz 640 MWh.

Lorsqu'on évalue les performances de ce microgrid (voir section 2.7), on obtient ainsi une autonomie temporelle de 87,5% et une autonomie énergétique de 98,7%. Le LCOE du microgrid est de 0,05 €/kWh, il émet 207 $\text{geqCO}_2/\text{kWh}$ et consomme environ 271 tonnes de ressources (gaz et biomasse) sur la période d'étude. Les pertes de transport sont d'environ 0,6% et l'équivalent de près de 12% de l'énergie consommée est inexploité par les centrales EnR.

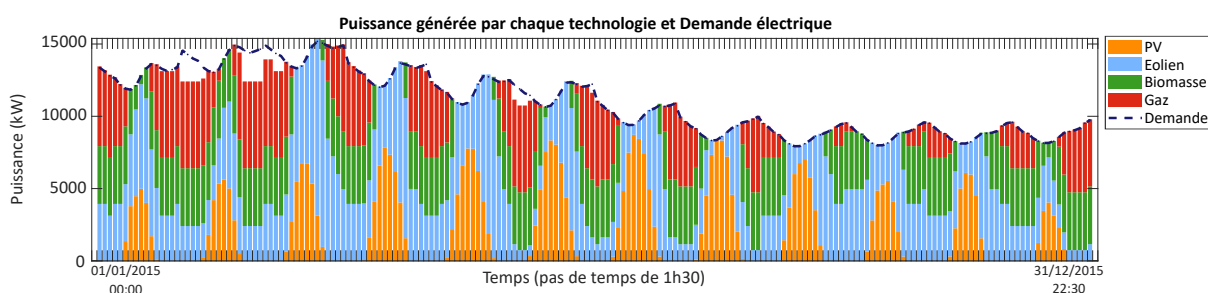


FIG. 3.4 – Résultats de simulation d'un microgrid (sans stockeurs) sur 12 jours types

Analyse d'un microgrid avec stockeurs

La figure 3.5 illustre la simulation du même microgrid auquel on a intégré des dispositifs de stockage (batterie et STEP). Les technologies qui le composent sont donc : 7 éoliennes, 50 000 m^2 de PV, 4MW de biomasse, 6MW de gaz, 50 MWh de batterie et 60 MWh de STEP. L'ordre de priorité et la stratégie restent les n°2. On retrouve sur la figure 3.5.a un graphe similaire au précédent hormis qu'on y ajoute la puissance déchargée (positive) et chargée (négative) par les stockeurs. On peut donc visualiser les instants auxquels les producteurs EnR sur-produisent par rapport aux besoins électriques du territoire afin de charger les stockeurs. D'un point de vue pilotage, on se place ici dans l'une des variantes de la stratégie *Load Following* (voir sous-section 1.2.5) dans laquelle les centrales pilotables peuvent produire pour équilibrer la consommation et pour remplir les stockeurs. En théorie, ce pilotage pousse à utiliser les EnR pour équilibrer la consommation puis à stocker leur surplus d'énergie disponible et à n'utiliser les centrales pilotables qu'en source d'appoint. En pratique, on constate sur la figure 3.5.a qu'avec les données météorologiques et de consommation du cas d'étude ce sont les centrales pilotables qui remplissent les stockeurs et que ces derniers sont donc pleins lorsqu'il y a du surplus d'énergie éolienne. La figure 3.5.b représente quant à elle l'état d'énergie des deux stockeurs au cours du temps. L'axe des abscisses est le même que précédemment et l'axe des ordonnées représente l'état d'énergie en kWh (et non en pourcentage de la capacité installée comme défini initialement dans ce travail). A chaque pic négatif sur le premier graphe, c'est-à-dire une charge, on observe bien une augmentation du niveau d'énergie du stockeur correspondant. On peut d'ailleurs connaître en fin de simulation la provenance

et la quantité d'énergie utilisée pour charger chaque stockeur à chaque pas de temps. Par exemple, parmi l'énergie utilisée pour remplir les batteries, 725 kWh viennent des PV, 1 MWh des éoliennes, 9 MWh de la biomasse et 55 MWh du gaz. Le SoE des batteries passe de 0,5 à 0,95 au cours de la simulation, générant donc un excédant qui augmente la robustesse du microgrid vis-à-vis d'aléas futurs.

Cette fois, l'autonomie temporelle est de 100% et l'autonomie énergétique est de 101,6%. Le LCOE a beaucoup augmenté par rapport au premier microgrid car il vaut 0,29 €/kWh, cela en raison de la présence des stockeurs. Comparé au microgrid précédent sans stockeurs, la production des centrales pilotables a augmenté passant à 790 MWh pour la biomasse et 710 MWh pour le gaz. Cela entraîne une augmentation des émissions de GES à 221 geqCO₂/kWh et de la consommation de ressources à 284 tonnes.

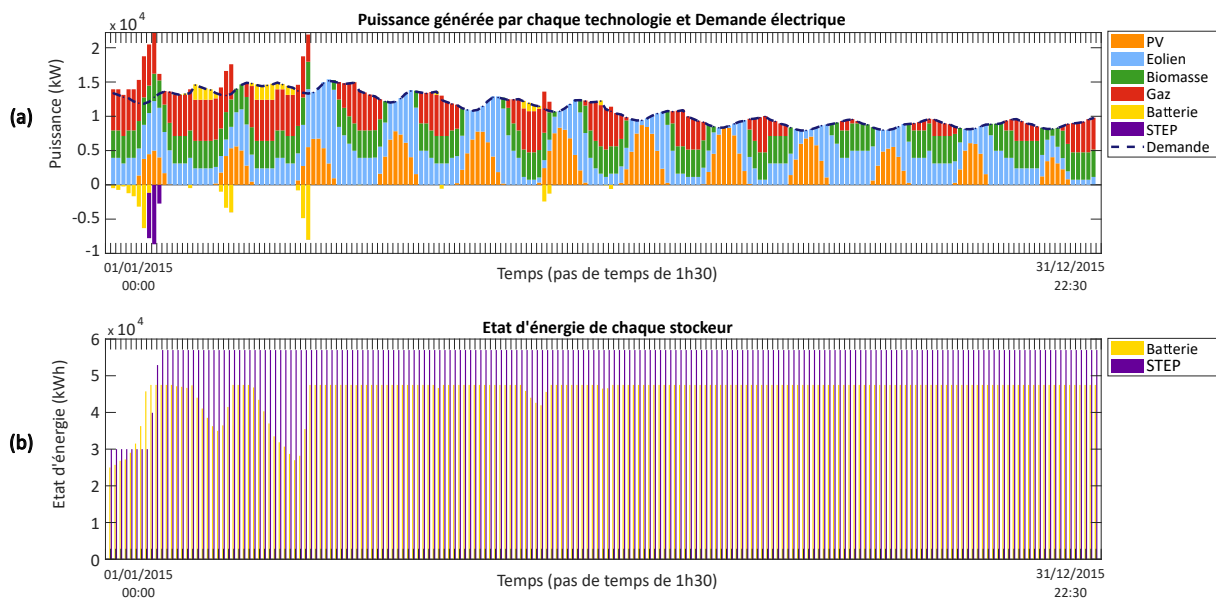


FIG. 3.5 – Résultats de simulation d'un microgrid sur 12 jours types ; (a) Évolution des puissances échangées au cours du temps ; (b) Évolution des état d'énergie des stockeurs au cours du temps

La simulation du fonctionnement d'un microgrid permet donc bien de connaître à chaque pas de temps les énergies produites, stockées, déstockées, consommées, perdues et inexploitées par chaque technologie. On connaît de plus l'état d'énergie des stockeurs ainsi que la provenance de l'énergie qui les charge. On en déduit la valeurs des divers indicateurs économiques, techniques et environnementaux.

Comparaison des performances de plusieurs microgrids

Si on souhaite comparer les performances des deux microgrids, on peut utiliser une représentation via un graphe radar comme sur la figure 3.6. Chaque axe du graphe représente un indicateur et les valeurs sur chaque axe sont normalisées en prenant pour borne supérieure soit la valeur maximale parmi les microgrids comparés dans le cas du LCOE, des émissions de GES et de la consommation de ressources soit une valeur prédéfinie pour les autres indicateurs (100% d'autonomie temporelle ou 150% d'autonomie énergétique par exemple). Plus une valeur s'éloigne du centre, meilleure elle est. Le microgrid n°1

désigne celui sans stockeurs et le n°2 celui avec stockeurs. On constate ainsi qu'aucun des microgrids n'est meilleur que l'autre suivant tous les indicateurs. Par exemple, le microgrid n°1 a un LCOE plus faible et il émet moins de GES mais son autonomie est moins bonne. Il faut donc faire des compromis entre les performances attendues afin de choisir un microgrid.

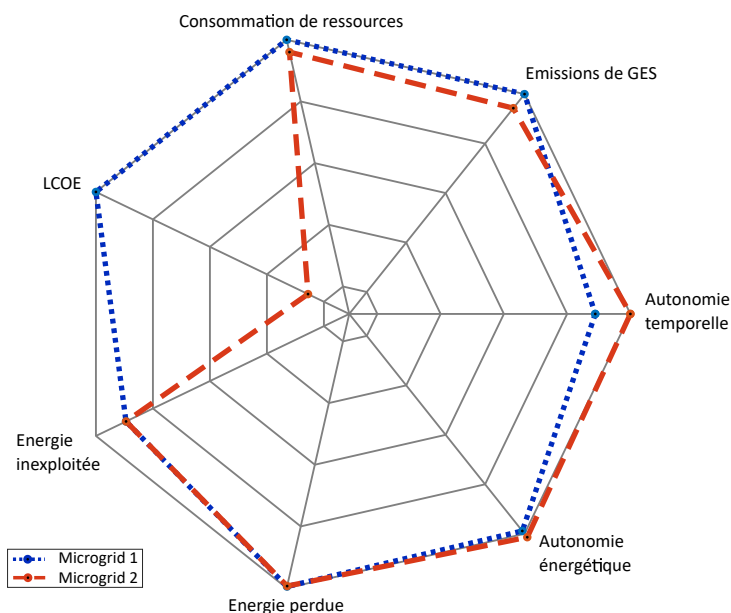


FIG. 3.6 – Graphe radar illustrant la comparaison des indicateurs des deux microgrids simulés

3.3.2 Fiabilité de l'évaluation des performances sur une période long-terme

Nous avons vérifié précédemment la capacité à simuler le fonctionnement d'un microgrid et évaluer ses performances. L'objectif de cette section est de vérifier que cette évaluation des performances est représentative de l'opération du microgrid sur une période long-terme supérieure à la durée simulée. C'est-à-dire par exemple que les performances calculées sur une période d'étude d'un an sont proches de celles calculées sur la durée totale d'opération du microgrid de vingt-cinq ans. Pour cela nous allons comparer les performances de plusieurs microgrids aléatoires en faisant varier la période de simulation.

Nous avons généré aléatoirement 360 microgrids et simulé leurs performances sur une période opérationnelle de 12 jours-types, de 1 an (soit 365 jours) et de 25 ans. Le pas de temps est de 1h30 dans chacun des cas. Les données météorologiques et de consommation pour la période de 1 an sont tirées de l'année 2015 et elles sont répétées vingt-cinq fois pour la période de 25 ans. Le critère de convergence lié à l'évaluation de l'autonomie énergétique est appliqué à la simulation sur 12 jours types afin de vérifier son utilité (voir section 2.8). En revanche les simulations sur 1 an et sur 25 ans ne sont pas répétées car elles servent de références long-terme.

L'indicateur d'autonomie comprend une évaluation du surplus d'énergie dans les stockeurs. Ce surplus est exprimé en pourcentage de l'énergie consommée sur la période

simulée. Or pour une taille de stockeur fixée, le surplus devient négligeable lorsqu'on simule le fonctionnement du microgrid sur 1 an ou 25 ans. On rapporte donc le surplus dans chacun des cas à la consommation électrique sur 12 jours types. Cela permet ainsi de comparer les autonomies énergétiques suivant la période de simulation. La figure 3.7 représente la fonction densité de probabilité des écarts entre les autonomies évaluées sur 1 an (en bleu) ou 25 ans (en rouge pointillé) et sur 12 jours types. Cette fonction donne la probabilité (par intégration) pour que l'écart entre l'autonomie sur un an et sur douze jours soit égal à une certaine valeur (en abscisse). On constate tout d'abord que l'évaluation sur 12 jours types surestime l'autonomie des microgrids dans l'immense majorité des cas. En revanche, s'il existe des écarts allant jusqu'à plus de 30% d'autonomie, la plupart des écarts sont assez faibles. En effet, environ 62,6% des microgrids ont un écart d'autonomie inférieur à 1,5% entre une simulation sur 1 an et sur 12 jours. De même, environ 77,4% des microgrids ont un écart d'autonomie inférieur à 1,5% entre une simulation sur 25 ans et sur 12 jours. La moyenne des écarts entre 1 an et 12 jours est de -3,7%, tout comme entre 25 ans et 12 jours, les deux médianes sont à -0,14% et les écarts-types sont de 7,8%.

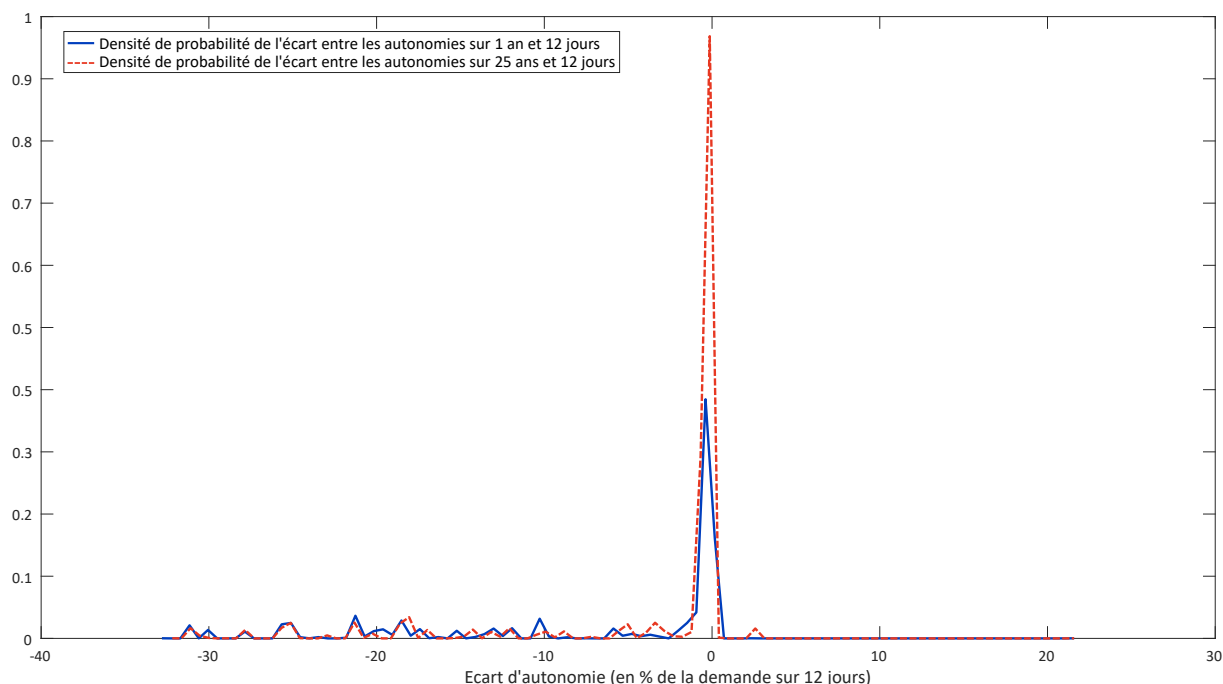


FIG. 3.7 – Fonction de densité de probabilité des écarts entre les autonomies énergétiques évaluées sur 1 an (bleu) ou 25 ans (rouge pointillé) et sur 12 jours

La figure 3.8 représente également la fonction de densité de probabilité mais cette fois pour les écarts entre les évaluations du LCOE entre 1 an, 25 ans et 12 jours. De la même manière que pour l'autonomie, la plupart des écarts sont réduits. En effet, environ 76,6% des microgrids ont un écart d'autonomie inférieur à 0,1 €/kWh entre une simulation sur 1 an et sur 12 jours. De même, environ 76% des microgrids ont un écart d'autonomie inférieur à 0,1 €/kWh entre une simulation sur 25 ans et sur 12 jours. L'écart-type est environ de 0,13 €/kWh dans les deux cas pour une moyenne quasi-nulle (moins de 1 ct€/kWh).

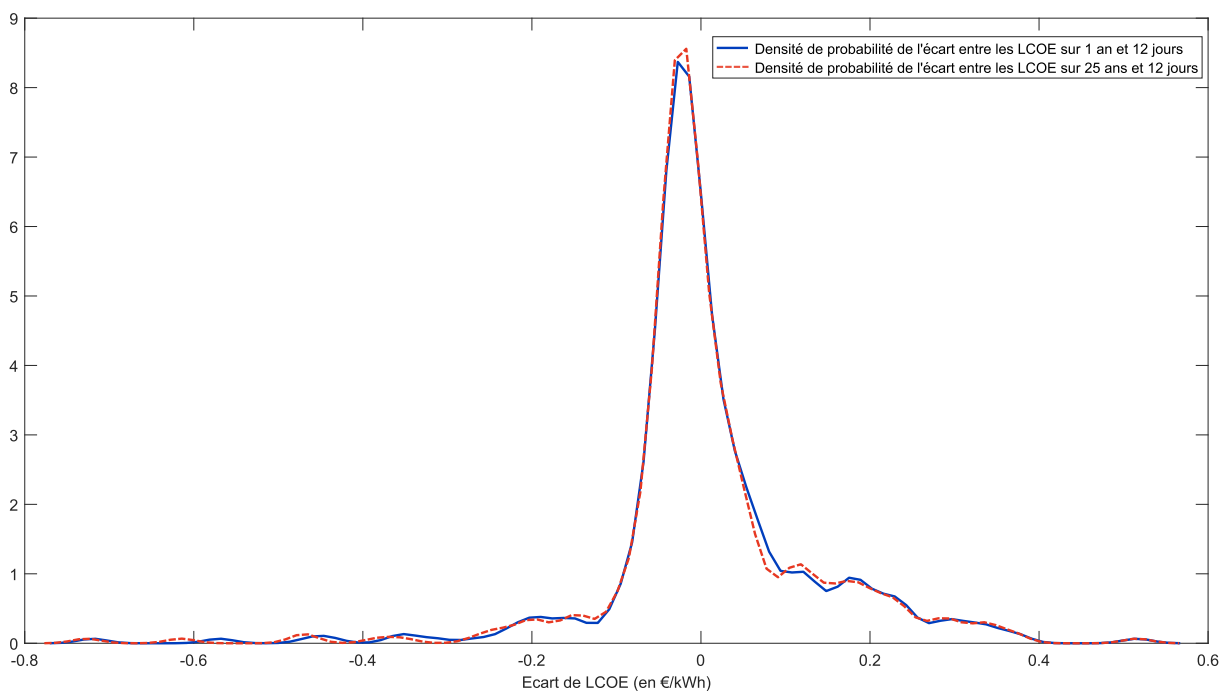


FIG. 3.8 – Fonction de densité de probabilité des écarts entre les LCOE évalués sur 1 an (bleu) ou 25 ans (rouge pointillé) et sur 12 jours

On peut donc conclure que la méthodologie pour évaluer les performances sur 12 jours types, et notamment l'utilisation d'une boucle de convergence visant à assurer la répétabilité de la simulation dans le calcul de l'autonomie énergétique, permet d'obtenir des performances qui sont proches de celles évaluées sur une période plus longue.

3.4 Validation de la simulation

3.4.1 Objectif de la validation

Après avoir vérifié le respect d'une partie des exigences liées aux étapes de modélisation, simulation et évaluation des performances des microgrids, nous souhaitons valider nos modèles par rapport à une référence fiable. Le logiciel HOMER (*Hybrid Optimization of Multiple Energy Resources*) est particulièrement utilisé dans les études de dimensionnement de microgrids et dans l'industrie. Ainsi, nous allons simuler le fonctionnement de plusieurs microgrids à l'aide de l'outil développé et de HOMER puis comparer les échanges énergétiques et les performances dans chacun des cas.

3.4.2 Description du logiciel HOMER

Le logiciel HOMER a été développé par le NREL (*National Renewable Energy Laboratory*), laboratoire dépendant du Département de l'Énergie des États-Unis, et il est maintenant commercialisé par la société HOMER Energy LLC. Il est initialement fondé sur un modèle de simulation de l'opération de microgrids hybrides. Cette simulation est effectuée sur une année entière avec un pas de temps pouvant aller de la minute à l'heure.

Une modélisation bottom-up permet de déterminer le fonctionnement de chaque technologie.

En ce qui concerne la phase d'optimisation, le logiciel évalue toutes les combinaisons possibles et les trie en fonction des critères demandés. La version HOMER Pro comprend également un algorithme d'optimisation propriétaire fondé sur une méthode sans dérivées : HOMER Optimizer™. Nous ne nous focaliserons pas sur la partie optimisation ici car celle-ci se fait suivant un unique objectif économique, le *Net Present Cost* (NPC).

La figure 3.9 présente l'interface utilisateur de HOMER. On y distingue à gauche le schéma du microgrid étudié et au centre les paramètres d'une des technologies intégrées (ici l'éolienne).

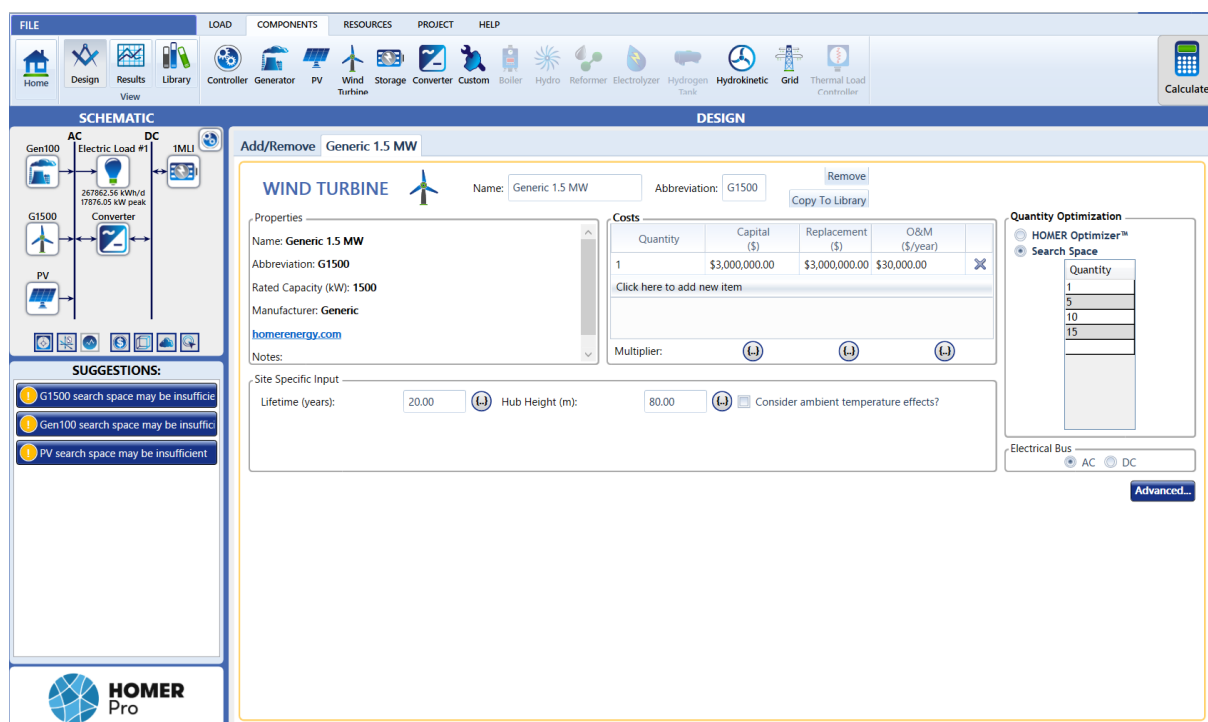


FIG. 3.9 – Interface utilisateur du logiciel HOMER

3.4.3 Présentation du cas d'étude

L'objectif de cette partie est tout d'abord de valider la modélisation énergétique des microgrids. C'est-à-dire qu'il faut valider à la fois la modélisation des échanges énergétiques de chaque technologie mais aussi celle des échanges globaux au sein du microgrid. Par la suite nous essayerons de valider également l'évaluation des performances, ce qui semble plus délicat compte tenu des indicateurs considérés et des différences de modélisation de ces indicateurs.

Afin de valider les modèles des différentes technologies présentées dans ce travail de thèse, nous choisissons de simuler le fonctionnement de plusieurs microgrids composés uniquement d'une technologie à la fois. Les technologies qui sont comparables entre notre outil et HOMER sont : les éoliennes, les PV, les centrales pilotables (à gaz) et les batteries.

Les valeurs utilisées pour comparer les échanges énergétiques sont la production, en kWh, de chaque technologie dans HOMER et la production totale de chaque technologie dans notre outil, intégrant ce qui est produit pour équilibrer la consommation, pour remplir les stockeurs et ce qui est perdu lors du transport. Ces deux valeurs sont donc censées être proches. En ce qui concerne les stockeurs, il semble toutefois y avoir une différence de définition. En effet dans notre outil, nous considérons l'énergie échangée sur la période d'étude comme la somme des énergies déchargées à chaque pas de temps, hors pertes de charge et recharge. HOMER définit cette énergie comme la différence de niveau d'énergie du stockeur, mesurée après les pertes de charge mais avant celles de recharge. Il n'est pas clair si ce calcul est effectué à chaque pas de temps puis que les valeurs sont sommées sur toute la durée de simulation ou bien si la différence de niveau d'énergie n'est calculée qu'entre le début et la fin de la simulation.

Une phase d'adaptation des paramètres des modèles est nécessaire. Certains paramètres sont les mêmes entre les deux logiciels et sont modifiables, il suffit donc d'en changer la valeur. D'autres sont du même type mais avec des valeurs différentes et non modifiables, on ne peut alors que constater l'écart entre les hypothèses suivant le logiciel. Enfin des paramètres sont tout simplement définis différemment. Par exemple, les coûts d'opération et maintenance (O&M) des éoliennes sont exprimés en €/an dans HOMER mais en €/kWh produit dans notre outil. Il est alors plus compliqué d'harmoniser les hypothèses faites dans les deux outils. Les adaptations qui ont été faites dans HOMER sont représentées dans le tableau 3.3.

En ce qui concerne les paramètres économiques globaux, un taux d'actualisation de 3% a été choisi avec une inflation nulle. La durée d'opération du microgrid, et de chaque technologie, est fixée à 25 ans.

Éolienne		PV	
Hauteur	100 m	Facteur d'atténuation	100%
Durée de vie	25 ans		
Courbe de puissance	courbe tous les 0,5 m/s		
Batterie Li-ion		Centrale pilotable	
Durée de vie	25 ans	Combustible	gaz naturel
Énergie maximale échangeable	3 TWh	Durée de vie	200 000 h
SoE initial	50%	Rapport de charge minimal	0%
SoE minimal	10%	Prix du gaz	0,096 €/m ³
Coût d'investissement	678 €/kWh installé	Coût d'investissement	300 €/kW installé
Coût de remplacement	678 €/kWh installé	Coût de remplacement	300 €/kW installé
Coût d'O&M	10 €/an/kWh installé	Coût d'O&M	0,007 €/h

TAB. 3.3 – Paramètres technologiques qui ont été modifiés dans HOMER

Les données météorologiques et de consommation en entrée du problème de dimensionnement sont les mêmes que dans la sous-section 3.2.1. On cherche toujours à équilibrer la consommation d'une ville de 7000 foyers. Toutefois, les contraintes de HOMER imposent de lui fournir directement des données horaires sur toute une année (données qui ont été transformées pour former les 12 jours types simulés avec notre outil). Nous choisissons donc d'évaluer les performances des microgrids sur un an également avec notre outil.

3.4.4 Validation des résultats de simulation

Validation des échanges énergétiques

En considérant les sorties de simulation sur HOMER et sur notre outil, il y a deux manières de comparer les échanges énergétiques et donc la validité de notre modélisation. La première consiste à comparer la production électrique de chaque technologie durant l'opération du microgrid. Toutefois, cette production peut être calculée un peu différemment suivant l'outil. C'est le cas notamment de l'énergie traversant les batteries durant l'opération dont le calcul est très différent entre HOMER et notre outil. L'autre manière est de comparer les valeurs d'autonomie énergétique. HOMER calcule en effet la demande non équilibrée (*unmet load*) qui représente la part de la consommation électrique qui n'a pas été équilibrée durant l'opération. On peut donc facilement se ramener au même indicateur d'autonomie que celui dans notre outil, à la seule différence qu'il ne peut pas y avoir d'autonomie supérieure à 100% due à un surplus de stockage. Cet indicateur est ainsi considéré comme plus fiable dans le cas où les définitions des échanges énergétiques diffèrent.

Lorsqu'on simule le fonctionnement d'éoliennes seules, on constate que l'écart dans la production annuelle est seulement de 3% pour quelques éoliennes (une à cinq) puis qu'il augmente avec le nombre d'éoliennes pour atteindre 16% avec dix éoliennes et 34% avec quinze éoliennes (la borne supérieure de l'espace de conception). Dans chacun des cas, c'est HOMER qui surestime la production électrique. On précise que la courbe de puissance de l'éolienne modélisée par HOMER a été intégrée dans notre modélisation d'éolienne. L'augmentation de l'erreur d'estimation à partir de 5 MW s'explique car HOMER considère dans l'énergie produite l'énergie servant à équilibrer la consommation ainsi que l'énergie en surplus qui serait à brider ou bien à dissiper. Dès lors qu'il y a une surproduction avec HOMER, il ne s'agit donc plus de la même définition entre les deux outils. Si on compare l'autonomie énergétique, on constate que l'écart reste constant à 3%, voire qu'il diminue à 2% pour dix et quinze éoliennes installées. On en conclut donc que les écarts dans l'estimation de l'énergie échangée sont très faibles et permettent de valider notre modélisation d'éolienne.

En simulant l'opération de panneaux photovoltaïques (PV), on observe en revanche des écarts bien plus importants. Pour une puissance installée de 100 kW crête, notre outil surestime la production PV de 76%. L'écart reste à 76% puis 72% pour des puissances de 1 MW et 5 MW, puis il diminue à 29% pour 10 MW. Lorsqu'on augmente encore la puissance installée, c'est HOMER qui se met à surévaluer la production avec un écart de 4% pour 15 MW installés, 24% pour 20 MW et 46% pour 30 MW. Une des explications possibles à l'écart dans le cas des grandes puissances installées semble être encore une fois qu'avec notre outil la production plafonne au niveau de la demande électrique mais qu'HOMER considère une surproduction. En revanche l'écart pour de petites puissances serait plutôt dû à une différence de modélisation. En effet, l'écart d'autonomie énergétique reste très important.

La simulation d'une centrale à gaz conduit quant à elle à des écarts beaucoup plus faibles. L'écart d'estimation de la production est en effet nul pour des petites puissances installées (jusqu'à 10 MW) et monte à 2% de surestimation avec notre outil pour des

puissances de 20 MW à 100 MW. De même, l'évaluation de l'autonomie énergétique indique aussi des écarts quasi nuls pour toutes les puissances installées. L'écart maximal est de 1% pour 10 MW installés. Le modèle de centrale pilotable est donc validé par la comparaison avec HOMER.

Une grande différence entre la simulation des microgrids avec HOMER et avec notre outil s'observe lorsqu'on complexifie les microgrids étudiés et notamment lorsqu'on intègre des stockeurs. En effet l'utilisation des stockeurs diffère complètement, l'énergie échangée par la batterie pouvant être multipliée par 100 entre les deux logiciels. Toutefois, HOMER calcule différemment cette énergie échangée, comme décrit dans la présentation du cas d'étude ci-dessus. Il est donc plus pertinent de comparer les valeurs de l'autonomie énergétique du microgrid. Dans le cas d'un microgrid composé d'éoliennes et de batteries, on observe des écarts d'autonomie allant de 3% à 0% lorsqu'on augmente la puissance éolienne installée. Ces écarts sont très faibles et permettent de valider notre modèle de stockeur.

Afin de valider la simulation du fonctionnement de microgrids plus complexes et notamment de leur pilotage, on choisit de simuler l'opération de microgrids avec différents nombres d'éoliennes, de centrales à gaz et de batteries (les PV sont écartés en raison de l'écart dans leur modélisation). La stratégie Load Following est choisie pour la comparaison. On constate alors que la production électrique des centrales thermiques est très proche entre HOMER et notre outil. De même pour celle des éoliennes sauf lorsque la grande puissance installée conduit à une surproduction selon HOMER. Finalement les écarts entre les valeurs d'autonomie énergétique restent sous les 3% dans tous les cas. Cela nous incite donc à valider la simulation de microgrids plus complexes.

En conclusion, on peut déduire de la comparaison avec HOMER que notre modélisation des différentes technologies de production d'électricité et notre simulation du fonctionnement des microgrids sont fiables. Seule la technologie photovoltaïque semble présenter des écarts dus à différentes modélisations.

Validation de l'évaluation des performances

On souhaite comparer l'évaluation des performances des microgrids par les deux outils. Les indicateurs de performances qui sont calculés par les deux outils sont le LCOE, les émissions de gaz à effet de serre et l'autonomie. Toutefois, il faut noter que la méthodologie pour calculer le LCOE diffère légèrement entre les deux outils. De plus, HOMER ne prend en compte que les émissions de CO₂ sur la phase opérationnelle alors que notre outil considère les émissions de gaz à effet de serre sur le cycle de vie. Finalement, l'autonomie énergétique de notre outil a déjà été comparée avec la demande non équilibrée (*unmet load*) de HOMER dans la sous-section précédente.

En étudiant uniquement des éoliennes, l'écart dans l'évaluation du LCOE suit logiquement une dynamique inverse à celle des écarts sur les échanges énergétiques, passant de 38% d'écart avec une éolienne à 29% avec quinze éoliennes. Comme attendu, c'est notre outil qui présente le LCOE le plus élevé. HOMER ne considère aucune émission de CO₂ sur la phase de fonctionnement alors que notre outil chiffre ces émissions en milliers de tonnes en comptant la phase de construction et la fin de vie, il est donc impossible de

comparer ces résultats.

Si on s'intéresse aux PV, les écarts de LCOE vont de 72% pour une installation de 100 kW à 64% pour une centrale de 30 MW. Ces écarts sont très élevés, tout comme ceux concernant la production électrique. Les émissions de CO₂ sont encore une fois incomparables car nulles avec HOMER.

Concernant le LCOE des microgrids avec uniquement une centrale à gaz, les évaluations économiques diffèrent d'environ 11% jusqu'à une puissance installée de 10 MW puis cet écart augmente à 25% pour 20 MW, 38% pour 50 MW et 70% pour 100 MW. L'écart initial s'explique probablement par les différences dans les hypothèses financières (coût d'O&M en euros par heure d'opération sur HOMER et en euros par kilowatt-heure produit dans notre outil). L'augmentation de cet écart pour des puissances plus élevées est sans doute liée à l'écart dans l'estimation de la production électrique. Ces écarts financiers restent globalement raisonnables si on considère que les microgrids avec des puissances installées de plus de 20 MW sont largement sur-dimensionnés pour le territoire étudié. Les émissions de CO₂ sur la période d'étude (sur les 25 ans donc) vont de 12 tonnes pour une faible puissance à environ 2000 tonnes pour une grande puissance installée avec HOMER. Les estimations de notre outil sur-évaluent ces émissions d'un facteur mille environ.

Pour des microgrids combinant des éoliennes, des centrales à gaz et des batteries, les estimations du LCOE fluctuent avec une moyenne de 21% d'écart et un écart maximal sur les microgrids évalués de 97%. Ces écarts sont importants mais les valeurs de LCOE restent dans le même ordre de grandeur. La manière de calculer le LCOE peut entrer en compte, en plus des échanges énergétiques, dans l'explication des écarts. Les émissions de CO₂ des éoliennes et des batteries étant nulles selon HOMER, l'écart dans l'évaluation de l'impact environnemental reste extrêmement élevé.

En conclusion, les modèles de production électrique des différentes technologies sont validés par la comparaison avec le logiciel de référence HOMER. Des écarts importants subsistent toujours pour les PV mais cela s'explique probablement par les différences dans les hypothèses de modélisation. HOMER étant un logiciel commercial, il n'est pas toujours possible d'avoir accès à l'ensemble des informations concernant la modélisation. L'évaluation des performances présente de bons résultats de comparaison en ce qui concerne l'autonomie énergétique. La comparaison du LCOE montre des écarts plus importants mais la méthodologie de calcul, ainsi que les écarts dans l'estimation de la production, jouent probablement beaucoup. L'état de l'art avait en effet montré une grande disparité dans les évaluations du LCOE (voir section 1.3). Finalement, les différences de méthodologie dans l'évaluation des émissions de gaz à effet de serre rendent les résultats incomparables. Cela souligne l'importance de considérer les émissions de tous les gaz à effet de serre sur le cycle de vie afin de ne pas masquer l'impact environnemental de certains microgrids.

3.5 Bilan de l'analyse des résultats de simulation

Nous avons vérifié dans le début de ce chapitre que les approches de modélisation et de simulation choisies étaient capables de simuler le fonctionnement d'un microgrid en tenant compte des variations intra-journalières de la consommation et des données météo-

rologiques. Les données à disposition en sortie de simulation ont été présentées (puissance produite par chaque technologie, SoE etc.). Nous avons également vérifié que diverses performances économiques, techniques et environnementales des microgrids pouvaient être calculées à partir des paramètres de conception et des échanges énergétiques durant la simulation. Ensuite, nous avons comparé les performances de microgrids simulés sur une période de 12 jours types avec celles des même microgrids simulés sur une période de 1 an et de 25 ans afin d'estimer la fiabilité de l'évaluation des performances pour représenter une période d'opération long-terme. Finalement, la modélisation des microgrids, leur simulation et l'évaluation de leurs performances ont été validées vis-à-vis du logiciel de simulation de microgrid HOMER. Les écarts dans l'évaluation des échanges énergétiques et des performances ont été quantifiés et les causes possibles de ces écarts ont été examinées.

Chapitre 4

Résultats d'optimisation

Sommaire

4.1	Rappel des exigences à vérifier	109
4.2	Paramètres de conception du cas d'étude pour l'optimisation	109
4.3	Validation des paramètres de l'optimisation	110
4.3.1	Solutions Pareto-optimales vs. population aléatoire	111
4.3.2	Étude sur une population réduite : convergence des solutions de l'optimisation vers un front Pareto-optimal théorique . . .	112
4.3.3	Répétabilité de l'optimisation	114
4.4	Critères d'évaluation d'un front de Pareto	114
4.4.1	Difficulté de l'évaluation	114
4.4.2	Distance par rapport à des points de référence	115
4.4.3	Espacement au sein d'un front	116
4.4.4	Comparaison de deux fronts	117
4.4.5	Diversité des paramètres	117
4.5	Résultats d'optimisation	117
4.5.1	Analyse d'un front de Pareto	117
4.5.2	Avantage de la modularité et du multi-objectifs : sélection a posteriori avec un critère discriminant	124
4.5.3	Analyse d'une optimisation tri-objectifs	128
4.6	Influence du pilotage	133
4.6.1	Influence des paramètres de pilotage sur les résultats de simu- lation	133
4.6.2	Influence du pilotage sur les résultats d'optimisation	136
4.7	Évaluation des performances sur une année	139
4.8	Comparaison à des optimisations mono-objectif	141
4.9	Comparaison à des optimisations multi-objectifs pondérées	143
4.9.1	Comparaison des performances	143
4.9.2	Comparaison des paramètres de conception	145
4.9.3	Comparaison des temps de calcul	146
4.10	Validation par rapport à des optimisations multi-objectifs non pondérées	147
4.10.1	Description de l'outil iHOGA/MHOGA	147

Chapitre 4. Résultats d'optimisation

- 4.10.2 Description du cas d'étude 150
- 4.10.3 Validation de l'approche d'optimisation 152
- 4.11 Temps de calcul **156**
- 4.12 Bilan de l'analyse des résultats d'optimisation **156**

4.1 Rappel des exigences à vérifier

Nous avons présenté dans la section 2.1 les exigences requises pour répondre à la problématique de thèse. Ce chapitre va présenter les résultats d'optimisation et l'étude de l'espace de conception. Après une validation de principe dans la section 2.2, nous réaliserons ici une validation expérimentale à travers un cas d'étude.

Ce chapitre a pour objectif de valider les exigences concernant l'élargissement de l'espace de conception. Nous vérifierons tout d'abord que l'approche adoptée, en particulier l'usage d'une optimisation multi-objectifs non pondérée, permet de trouver plusieurs solutions Pareto-optimales au problème de conception de microgrids. Ces solutions doivent être diverses en termes de performances et de paramètres de conception. Par la suite, nous vérifierons que l'intégration des paramètres de pilotage dans les paramètres de conception permet d'élargir l'espace de conception. Finalement, les résultats obtenus avec notre outil seront comparés à ceux obtenus via des d'optimisations mono-objectif et multi-objectifs pondérées. Notamment, ils seront comparés avec un autre logiciel de la littérature : MHOGA (*Mega Watt Hybrid Optimization by Genetic Algorithm*). MHOGA applique une optimisation multi-objectifs en utilisant un algorithme génétique pour optimiser le dimensionnement et le pilotage des microgrids.

Le cas d'étude fil rouge de cette thèse a été introduit dans la section 2.3 et détaillé dans la section 3.2. La section 4.2 terminera la présentation du cas d'étude en précisant les plages de valeurs et les valeurs de discrétisation utilisées pour chaque paramètre de conception.

4.2 Paramètres de conception du cas d'étude pour l'optimisation

Dans le cas d'étude considéré ici nous avons huit paramètres de conception décrivant les microgrids (six paramètres technologiques du tableau 3.1 et deux paramètres de pilotage), qui sont ainsi les variables de décision du processus d'optimisation. Afin de guider la recherche de l'algorithme génétique, nous définissons l'espace de conception via des plages de valeurs associées à chaque paramètre (voir tableau 4.1). Les bornes supérieures des paramètres de conception technologiques sont choisies de manière à ce que chaque technologie puisse à elle seule répondre à la demande si elle est dans le maximum de sa plage. Cela permet d'envisager des solutions dans lesquelles chaque technologie est la seule installée sur le territoire. Dans le cas des centrales pilotables, il suffit de prendre la puissance du pic de consommation comme la puissance installée maximale. En ce qui concerne les énergies renouvelables, on choisit de prendre une marge en doublant cette puissance pour tenir compte de la variabilité des données météorologiques. La borne maximale des stockeurs est définie afin de représenter la moitié de l'énergie consommée sur la période. Ainsi le nombre total de combinaisons possibles entre les différents paramètres de conception (c'est-à-dire le nombre de microgrids possibles pour ce territoire) est donc de $5,1 \cdot 10^9$.

L'algorithme d'optimisation NSGA-II utilise des variables continues. Toutefois, dans

notre cas cela risquerait de mener l'algorithme vers des minima locaux. En effet, NSGA-II considérerait deux microgrids différents même si la différence entre leurs paramètres de conception est minime vis-à-vis de toutes les incertitudes des données de notre problème, notamment météorologiques (par exemple 1000 m² ou 1000,01 m² de PV). Le risque est alors de se focaliser sur une partie spécifique de l'espace de conception au lieu d'explorer toutes les possibilités. Une discrétisation des paramètres de conception est donc définie afin de correspondre à des applications réalistes tout en limitant la taille de l'espace de conception. Un choix arbitraire a été fait de diviser la plage de valeur de certains paramètres (la surface de PV, les puissances installées des centrales pilotables et les capacités installées des stockeurs) en 20 afin d'obtenir un espace de conception plus petit et ainsi de réduire la taille de population de l'algorithme génétique et donc le temps de calcul de l'optimisation. Ces valeurs de discrétisation sont également représentées dans le tableau 4.1.

Dans le cas d'une étude réelle, les bornes de l'espace de conception seraient définies en fonction des disponibilités sur le territoire (surface de toiture libre pour des PV par exemple) et la discrétisation dépendrait des modèles de chaque technologie envisagée.

Paramètres de conception	Plage de valeurs	Valeurs de discrétisation
Nombre d'éoliennes (Vestas V90 – 2MW)	0 – 15	1 turbine
Surface des PV	0 – 300 000 m ²	15 000 m ²
Puissance installée de la centrale biomasse	0 – 15 MW	750 kW
Puissance installée de la centrale à gaz	0 – 15 MW	750 kW
Capacité de la batterie	0 – 1600 MWh	80 MWh
Capacité de la STEP	0 – 1600 MWh	80 MWh
Stratégie de pilotage	14 combinaisons	1
Ordre de priorité	6 ordres	1

TAB. 4.1 – Plage de valeurs et discrétisation pour chaque paramètre de conception dans le cas d'étude considéré

4.3 Validation des paramètres de l'optimisation

Avant d'analyser les résultats des diverses optimisations, nous souhaitons valider le choix des paramètres d'optimisation fait précédemment. Les paramètres de l'algorithme d'optimisation, la taille de population et le nombre de générations, ont été définis dans la sous-section 2.9.2. Afin d'assurer une convergence vers des optimums globaux, nous avons choisi une population de 1000 individus et un maximum de 300 générations. L'objectif de cette section est de vérifier expérimentalement que :

- ce choix de paramètres assure une convergence vers des optimums globaux ;
- l'algorithme génétique trouve bien les solutions Pareto-optimales d'un espace de conception en un temps réduit comparé à l'évaluation de l'ensemble de l'espace ;
- l'optimisation est répétable, c'est-à-dire que l'on trouve le même front de Pareto à chaque fois.

4.3.1 Solutions Pareto-optimales vs. population aléatoire

On ne connaît généralement pas la frontière de Pareto théorique dans les problèmes de conception de microgrids, c'est-à-dire les solutions Pareto-optimales de tout l'espace de conception. Afin de vérifier la bonne convergence de l'optimisation, nous choisissons donc de générer 100 000 combinaisons aléatoires de paramètres et d'évaluer leurs performances. Bien que représentant un échantillon très faible comparé à la taille de l'espace de conception, on peut alors comparer le front de Pareto après optimisation à ces microgrids aléatoires.

La figure 4.1 montre la superposition sur un même graphe des résultats de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (donc le front de Pareto dont chaque point est un microgrid) et des 100 000 microgrids aléatoires. On peut observer que les combinaisons aléatoires se répartissent dans l'espace des performances et que le front de Pareto semble représenter une frontière Pareto-optimale. Ainsi, pour ces échantillons et en considérant ces performances, les solutions trouvées par l'algorithme sont Pareto-optimales et paraissent donc représenter la frontière théorique de l'espace des performances. De plus, on peut constater que les solutions trouvées via l'optimisation ne sont pas triviales. En effet, l'écart moyen entre les performances des microgrids aléatoires et de leur plus proche voisin appartenant au front de Pareto est de 1.68 €/kWh et de 29% d'autonomie énergétique.

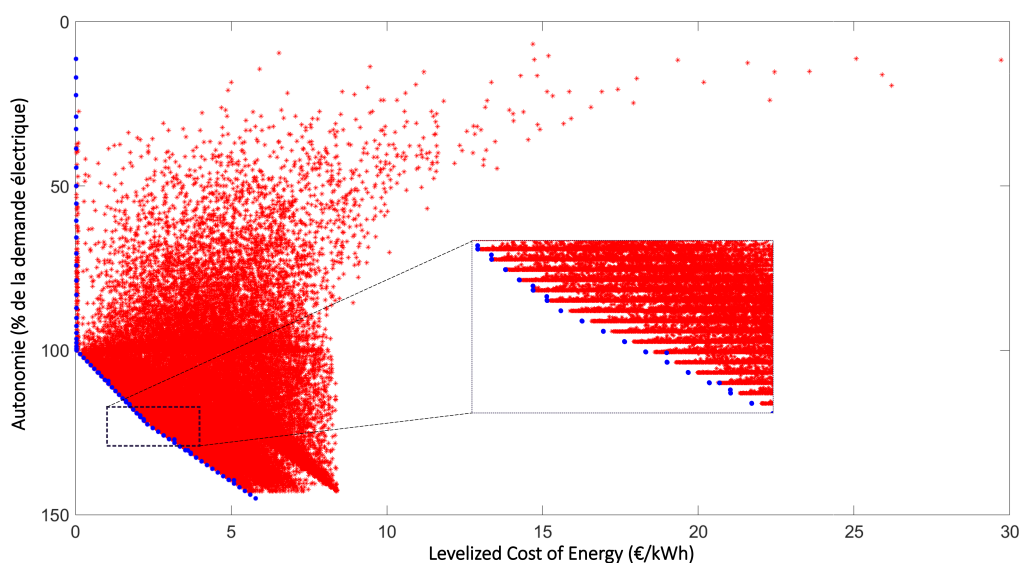


FIG. 4.1 – Front de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu) et performances de 100 000 microgrids générés aléatoirement

Les figures 4.2.a et 4.2.b confirment ces constats pour les couples d'objectifs LCOE/émissions de gaz à effet de serre (GES) et autonomie énergétique/émissions de GES. On rappelle que toutes les optimisations pour lesquelles il n'y a pas d'objectif technique possèdent une contrainte supplémentaire imposant une autonomie énergétique d'au moins 100%. Dans le cas de la figure 4.2.a, l'optimisation minimisant le LCOE et les émissions de GES prend en compte cette contrainte supplémentaire. On impose donc la même contrainte aux microgrids aléatoires et on représente en rouge uniquement les

microgrids aléatoires dont l'autonomie est supérieure ou égale à 100%. On notera que certaines solutions de la figure 4.2.a sont meilleures que le front de Pareto mais que cela reste marginal. On constat visuellement que l'écart entre les microgrids aléatoires et le front de Pareto reste élevé, les solutions trouvées via l'optimisation ne sont donc pas triviales.

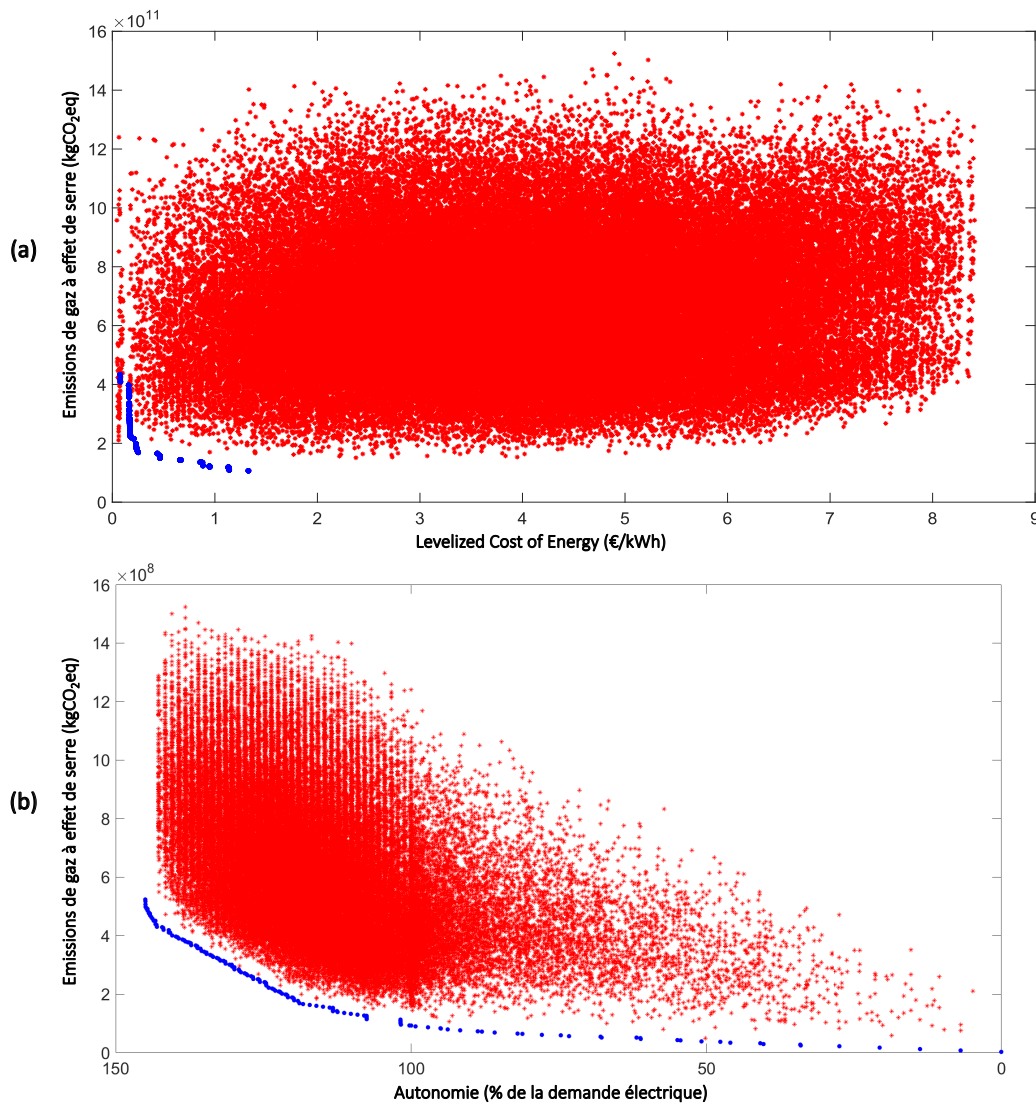


FIG. 4.2 – Performances des 100 000 microgrids générés aléatoirement pour lesquels l'autonomie énergétique est supérieure à 100% (en rouge) et front de Pareto des optimisations avec en objectifs (a) le LCOE et les émissions de GES; (b) l'autonomie énergétique et les émissions de GES (en bleu).

4.3.2 Étude sur une population réduite : convergence des solutions de l'optimisation vers un front Pareto-optimal théorique

Une seconde manière de vérifier que l'algorithme génétique utilisé est bien capable de trouver les solutions Pareto-optimales d'un problème similaire est de le tester sur un

espace de conception restreint dont on peut évaluer toutes les possibilités en un temps raisonnable. On définit donc un cas avec seulement quatre technologies (éolienne, PV, gaz et batterie) et cinq valeurs discrétisées pour chacune, seulement les sept premières stratégies de pilotage et les six ordres de priorité. La consommation électrique à laquelle il faut répondre est réduite à 2000 foyers. On obtient donc un total de 26250 solutions possibles.

On commence tout d'abord par simuler les performances de l'ensemble des microgrids dans l'espace de conception. Puis, on applique notre méthode d'optimisation avec l'algorithme NSGA-II en choisissant une taille de population de 30 individus et 200 générations, soit 6000 solutions testées par l'algorithme. La figure 4.3 représente les compromis entre les performances économiques et techniques de l'ensemble des 26250 solutions de l'espace de conception (en rouge) et celles du front de Pareto trouvé après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu). On peut retrouver les valeurs de ces dernières dans le tableau C.1 en Annexes. Comme précédemment on peut constater que le front de Pareto de l'optimisation est constitué de solutions qui sont quasiment Pareto-optimales par rapport à l'ensemble de l'espace de conception. En revanche, ce front est moins diversifié en termes de performances que dans le cas précédent.

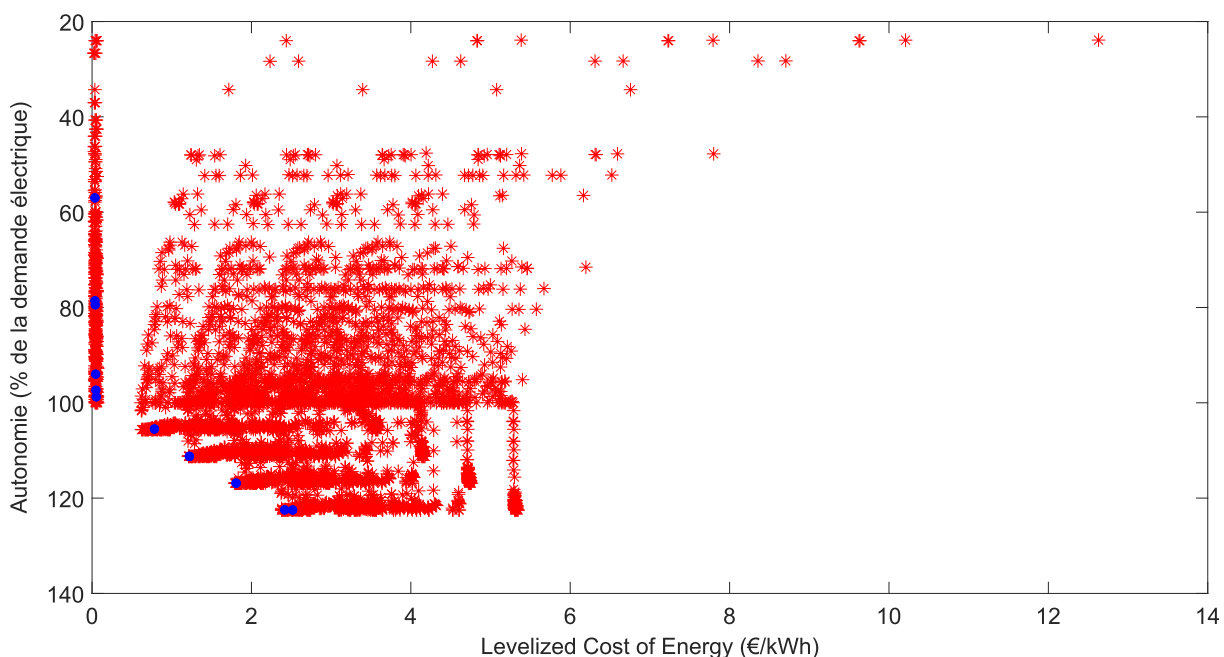


FIG. 4.3 – Performances de l'ensemble des microgrids de l'espace de conception (en rouge) et front de Pareto de l'optimisation avec en objectifs le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu)

L'écart moyen entre les performances de l'ensemble des microgrids de l'espace de conception et les solutions de l'optimisation est de 4,8 €/kWh et de 44% d'autonomie énergétique. On a donc bien trouvé des solutions qui sont significativement plus performantes que la moyenne. De plus, l'optimisation a duré 24 minutes au lieu d'environ 5h pour évaluer l'ensemble des solutions, ce qui signifie que l'approche d'optimisation adoptée est particulièrement intéressante pour trouver de bonnes solutions en un temps réduit.

4.3.3 Répétabilité de l'optimisation

Une dernière manière de vérifier la qualité du processus d'optimisation et des résultats obtenus est de s'assurer de la répétabilité du processus. Est-ce qu'on obtient les mêmes résultats en relançant plusieurs fois la même optimisation ? La figure 4.4 représente les résultats de quatre processus d'optimisation identiques avec le LCOE et l'autonomie énergétique en objectifs. On y constate bien que les solutions des différents fronts de Pareto se superposent. L'optimisation est donc bien répétable et ce qui garanti la fiabilité des résultats. De plus, les contenus des fronts sont également égaux.

On peut donc à nouveau en déduire que le processus d'optimisation choisi dans cette thèse et le paramétrage de la taille de population et du nombre de génération (1000 individus, 300 générations) assurent des résultats Pareto-optimaux fiables.

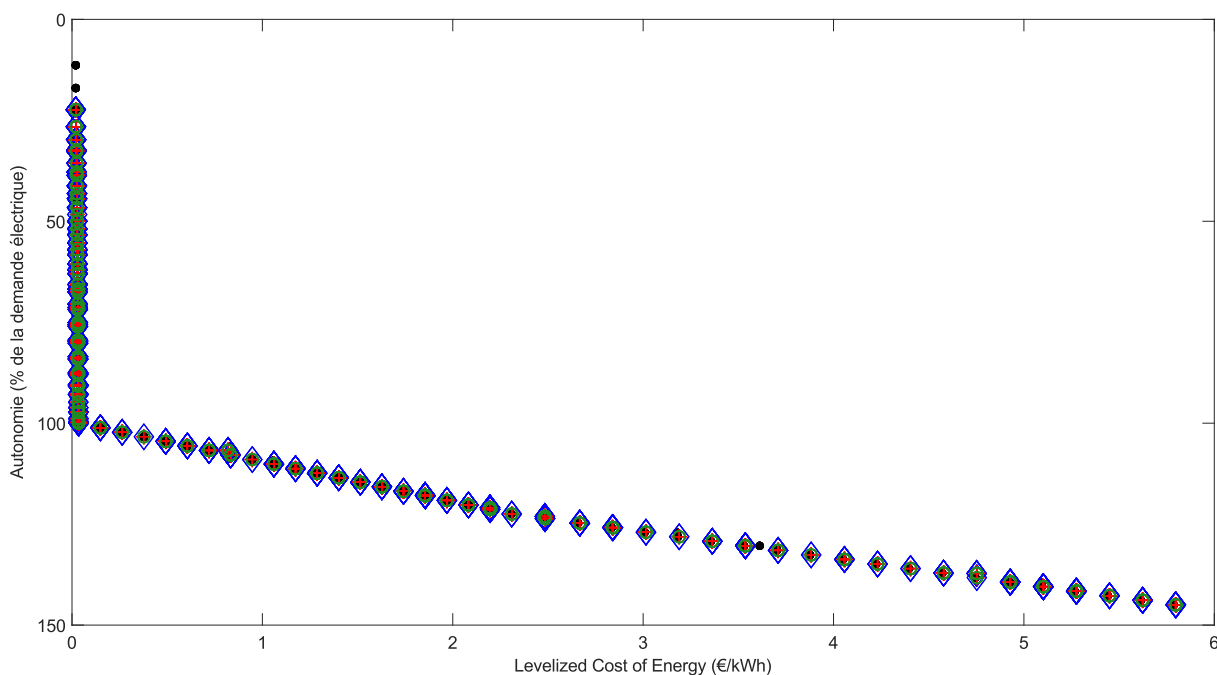


FIG. 4.4 – Front de Pareto des solutions issues des plusieurs optimisations avec le LCOE et l'autonomie énergétique

4.4 Critères d'évaluation d'un front de Pareto

4.4.1 Difficulté de l'évaluation

Contrairement aux optimisations mono-objectif trouvant un seul optimum à une unique fonction-objectif, les algorithmes multi-objectifs (non-pondérés) peuvent proposer un ensemble de solutions, compromis entre les différents objectifs. Comme dit précédemment, les solutions recherchées sont Pareto-optimales et peuvent donc être représentées par un front de Pareto (voir sous-section 1.4.2). Il est moins évident de juger la qualité d'un front de Pareto que l'optimalité d'une unique solution. Plusieurs mesures sont proposées pour évaluer les algorithmes MO en termes de convergence et de diversité des solutions [237].

Toutefois, aucune mesure ne permet à elle seule de synthétiser la qualité d'un front de Pareto et c'est pourquoi cette évaluation est souvent faite de manière visuelle [238].

D'un point de vue théorique, la qualité d'un front de Pareto obtenu à la sortie de l'optimisation peut s'évaluer suivant deux critères : sa proximité avec la frontière de Pareto théorique et la distribution des solutions le long de cette frontière [237]. Dans la figure 4.5, adaptée de [237], on peut observer différentes configurations entre le front de Pareto (les points) et la frontière de Pareto théorique (la ligne) : en (a) les solutions ont bien convergé mais sont très groupées, en (b) elles sont bien distribuées mais éloignées de la frontière et en (c) elles sont disposées idéalement sur la frontière.

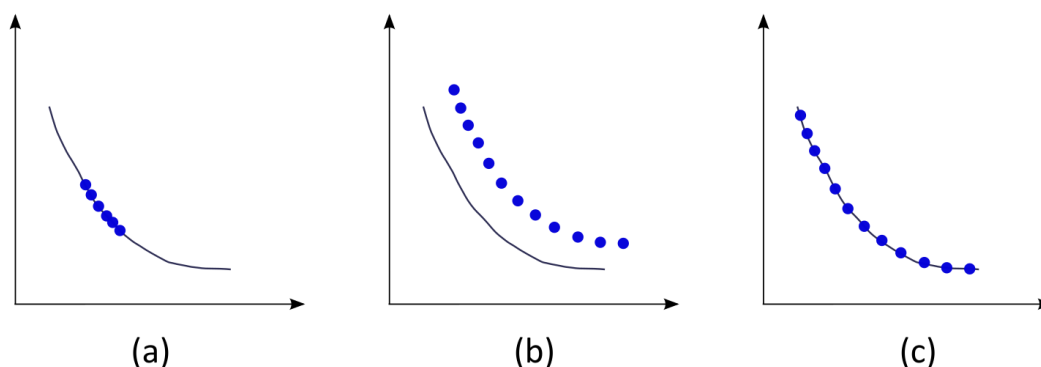


FIG. 4.5 – Illustration des performances d'un front de Pareto en termes de convergence et de diversité des solutions ; (a) convergence ; (b) diversité ; (c) convergence et diversité

Les méthodes évaluant la qualité d'un front se décomposent donc en deux catégories suivant que l'on connaît ou non la frontière de Pareto théorique. Dans le cas du dimensionnement des microgrids, nous ne connaissons pas cette frontière ce qui rend l'évaluation plus compliquée. Par la suite, nous nous appuyons donc tout d'abord sur une première évaluation visuelle des fronts de Pareto. Afin de quantifier nos mesures visuelles, nous choisissons tout de même d'intégrer deux mesures d'évaluation des fronts tirées de la littérature. La première permet de déterminer la distance du front par rapport à des points de références "idéaux". La seconde donne une mesure de l'espacement des solutions au sein d'un front. Nous définissons finalement une dernière mesure afin de comparer la qualité de deux fronts de Pareto dans le cas où l'évaluation visuelle ne serait pas suffisante.

4.4.2 Distance par rapport à des points de référence

Une mesure de la distance du front par rapport à un optimum est proposée par J.R. Schott [239]. Puisque la frontière de Pareto théorique n'est pas connue, on définit sept points de références (pour un front en deux dimensions, sinon plus), tous situés sur les axes du graphe comme illustré sur la figure 4.6 :

- un à l'origine ;
- deux représentant les extrémités du front, c'est-à-dire la valeur maximale de chaque objectif ;

- deux points additionnels sur chaque axe, répartis uniformément entre l'origine et la valeur maximale.

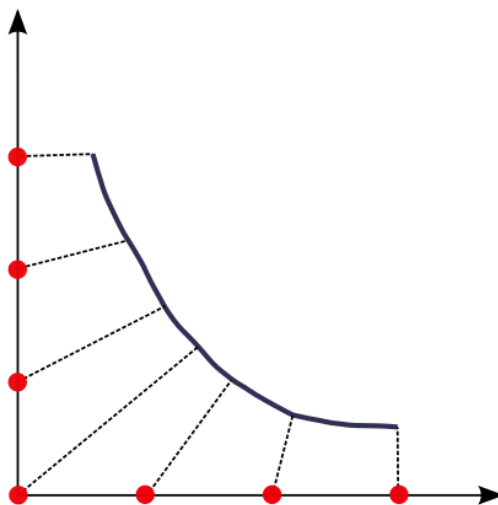


FIG. 4.6 – Distance entre sept points de références et un front de Pareto

La distance globale est définie comme la moyenne des distances Euclidiennes entre chacun des sept points et la solution du front de Pareto qui est la plus proche. Cette distance permet ainsi de comparer la dominance relative de différentes populations pour un même problème, celle ayant la distance minimale étant plus proche de l'optimum théorique.

Une version avec 10 points de références a également été définie dans cette thèse afin d'évaluer la distance des fronts en trois dimensions.

4.4.3 Espacement au sein d'un front

L'espacement mesure la bonne distribution des solutions au sein d'un front de Pareto. La mesure définie par J.R. Schott [239] représente l'écart-type de la distance entre chaque point du front et son voisin le plus proche. L'espacement S au sein du front F est ainsi décrit par l'équation 4.1 :

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2} \quad (4.1)$$

où

$$d_i = \min_{k \in F, k \neq i} \sum_{m=1}^M |f_m^i - f_m^k|$$

et

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^N d_i}{N}$$

Avec N le nombre de solutions dans le front F , M le nombre d'objectifs considérés

dans l'optimisation et f_m^i la valeur du $m^{\text{ième}}$ objectif de la solution i .

Afin de comparer l'espacement de fronts de Pareto dont les deux objectifs ont des ordres de grandeur différents, nous choisissons de modifier légèrement la formule initiale en normalisant la valeur des objectifs de chaque front sur la plage comprise entre la valeur minimale définie par objectif (en générale nulle) et la valeur maximale de cet objectif parmi les solutions du front étudié.

Une valeur nulle de cette métrique signifie que toutes les solutions du front sont uniformément réparties. Ainsi, plus la valeur de cette mesure est faible, meilleure est la qualité du front de Pareto en termes de diversité des performances. Toutefois, il faut s'assurer en plus de la qualité de la distribution que les solutions sont réparties sur une plage de valeur d'objectifs assez grande.

4.4.4 Comparaison de deux fronts

Afin de comparer deux fronts de Pareto, représentant deux populations, on choisit en plus des deux mesures précédentes un troisième critère. Celui-ci consiste à déterminer le front de Pareto final commun aux deux populations, c'est-à-dire les solutions non-dominées, puis à calculer la portion de solutions de ce front final venant de chacun des fronts initiaux. Dans le cas où les deux populations initiales ne sont pas de la même taille, on regardera plutôt la portion de solutions dans chaque population faisant partie du front de Pareto final.

4.4.5 Diversité des paramètres

Finalement, nous ajoutons un critère d'évaluation des solutions d'un algorithme MO qui n'est pas utilisé dans la littérature : la diversité des paramètres. Cela nous permet de déterminer si le processus d'optimisation a permis d'obtenir des solutions réellement différentes en termes de paramètres de conception. Nous appliquerons pour cela uniquement une évaluation visuelle.

4.5 Résultats d'optimisation

4.5.1 Analyse d'un front de Pareto

Nous avons vu dans la section 3.3 que les approches de modélisation, de simulation et d'évaluation d'un microgrid qui ont été développées permettaient de simuler le fonctionnement d'un microgrid et d'évaluer ses performances en fonction des paramètres de conception en entrée. Nous souhaitons maintenant vérifier la capacité de l'outil d'aide à la décision à trouver plusieurs solutions Pareto-optimales - compromis entre plusieurs objectifs économiques, techniques et environnementaux - et que ces solutions sont diverses en termes de performances et de paramètres.

Multiplicité des solutions Pareto-optimales

Pour cela, nous allons analyser les résultats d'une optimisation bi-objectifs (dans un souci de lecture du front de Pareto). Les objectifs choisis sont le LCOE et l'autonomie énergétique. On rappelle que la taille de population dans l'algorithme génétique est fixée à 1000 individus et le nombre de générations à 300 par souci de convergence. La figure 4.7 représente sous forme d'un front de Pareto la population de la dernière génération de l'algorithme. Chaque point représente un microgrid, c'est-à-dire une combinaison donnée de paramètres de conception répondant au problème. Certaines solutions sont très proches en performances ou même superposées (en raison de la discrétisation imposée) ce qui explique que l'on n'observe pas mille points sur la figure. Chacune des solutions est définie en abscisse par son coût (LCOE en €/kWh) et en ordonnée par son autonomie énergétique (en pourcentage de la demande énergétique sur la période simulée). On notera que l'axe des ordonnées est inversé, cela afin de conserver une cohérence dans l'affichage des différentes optimisations en gardant l'optimum en bas à gauche du graphe. Les microgrids en haut à gauche sont peu chers mais également peu autonomes. En revanche ceux en bas à droite sont complètement autonomes, augmentant même le niveau de leurs stockeurs durant la simulation, mais beaucoup plus chers. **On vérifie donc bien que l'optimisation est capable de trouver plusieurs solutions Pareto-optimales au problème de conception de microgrids.**

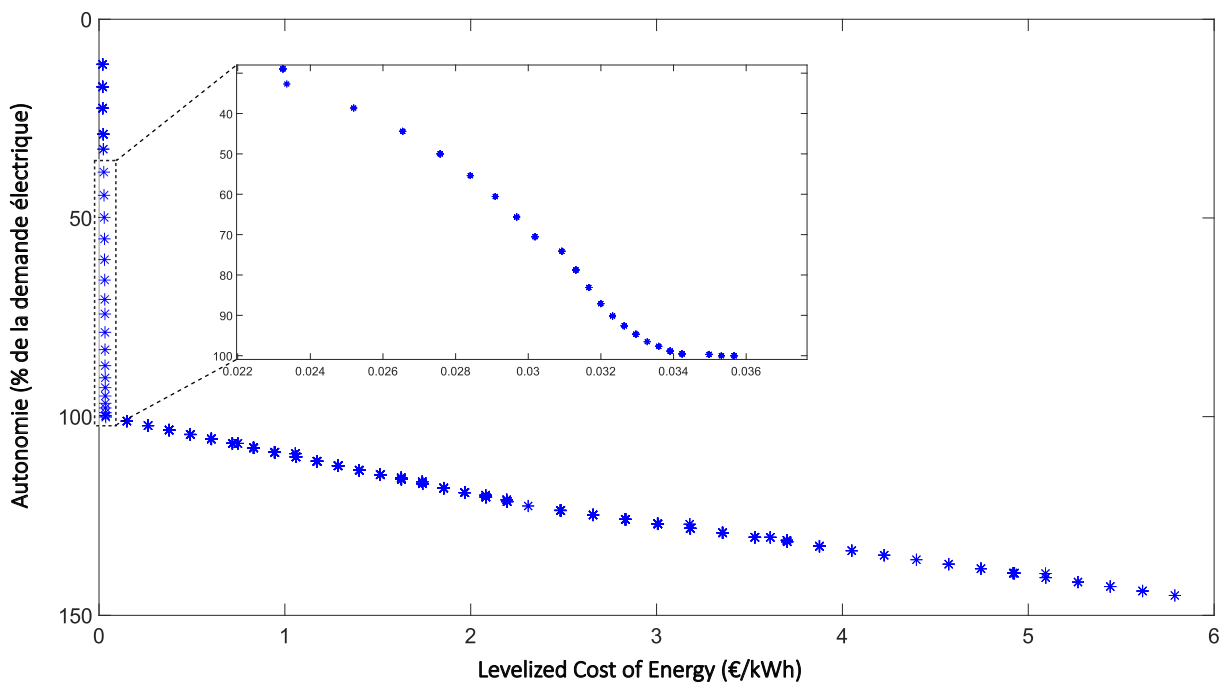


FIG. 4.7 – Front de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique

Diversité des performances

Un premier constat que l'on peut faire en observant la figure 4.7 est que les solutions du front semblent bien réparties dans l'espace des performances. La mesure de l'espacement

au sein du front (voir sous-section 4.4.3) donne une valeur de 0,0014 - proche de l'idéal à zéro - et vient donc confirmer ce constat visuel. On peut aussi constater que les valeurs du LCOE lorsque l'autonomie énergétique est en dessous de 100% sont cohérentes avec celles classiques de la littérature pour les différentes technologies composant le microgrid [2]. Le coût de production de l'électricité très élevé ensuite est dû à un sur-dimensionnement du système, notamment en raison des dispositifs de stockage. Les microgrids les plus chers atteignent quasiment 150% d'autonomie ce qui signifie que le surplus de stockage équivaut à 50% de la consommation sur 12 jours. Ces solutions sont ainsi particulièrement robustes vis-à-vis de modifications des conditions météorologiques ou d'une augmentation de la consommation. Elles sont adaptées à des situations particulières comme pour des sites isolés non raccordés au réseau national. **Les solutions trouvées par l'optimisation présentent bien des performances diversifiées.**

En proposant plusieurs solutions aux performances variées, l'outil permet de choisir a posteriori la solution la plus adaptée en connaissant déjà les performances chacune. Un concepteur de microgrid peut ainsi changer ses priorités initiales et opter pour une amélioration conséquente d'un des objectifs si cela implique une faible détérioration du second. Par exemple, on observe sur la première partie du front de Pareto une asymptote quasi verticale où une faible augmentation du coût permet d'améliorer nettement l'autonomie - environ 0,0002 €/kWh pour chaque pourcentage d'autonomie gagné. Puis sur la seconde partie (au-delà de 100% d'autonomie) la situation s'inverse et chaque légère augmentation de l'autonomie requière une augmentation plus importante du coût - environ 0,1 €/kWh pour chaque pourcentage d'autonomie gagné. Le choix de conception du microgrid ne dépend donc pas de la restriction de l'espace de conception a priori mais d'une logique décisionnelle fondée sur une évaluation des performances.

Diversité des paramètres de conception

Afin de pousser l'analyse de cette optimisation plus loin, nous allons analyser le contenu des microgrids proposés, c'est-à-dire les paramètres de conception des solutions de l'optimisation. Toutefois il est complexe d'analyser en détail les paramètres des 1000 microgrids proposés. Nous allons donc tout d'abord réaliser une sélection parmi les solutions proposées par l'algorithme d'optimisation. Le processus de sélection décrit dans la sous-section 2.9.3 est donc appliqué avec des seuils de tolérance sur les paramètres et les objectifs afin de ne garder que les microgrids aux performances différentes, à moins qu'il n'aient des paramètres assez éloignés. Dans notre cas, une tolérance de 15% est appliquée aux performances. La figure 4.8 affiche ainsi le front de Pareto réduit composé de 37 solutions. On peut constater que la forme générale du front est conservée et que la distribution des solutions le long du front reste acceptable (l'espacement du front réduit est de 0,0024).

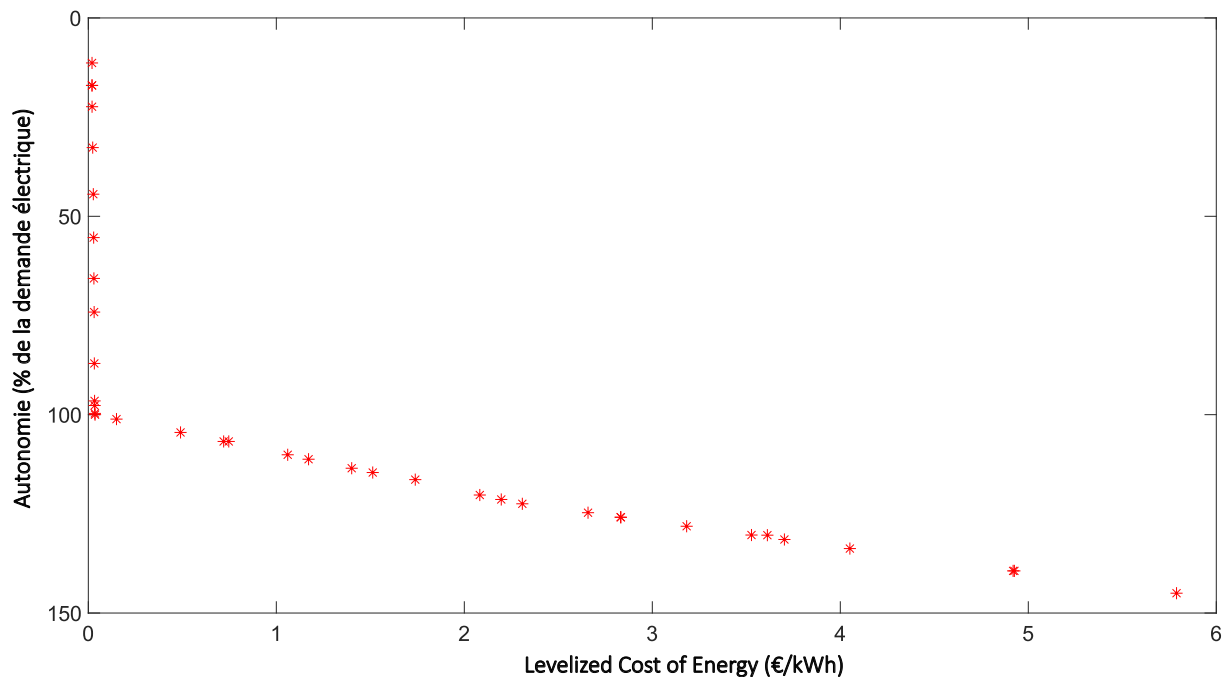


FIG. 4.8 – Front de Pareto réduit après sélection de l'optimisation avec le LCOE et l'autonomie énergétique en objectifs

Le tableau 4.2 détaille les valeurs des paramètres et des objectifs des 37 microgrids illustrés ci-dessus. Chaque ligne représente un microgrid solution. La première colonne désigne l'identifiant de chaque microgrid. Les huit colonnes suivantes sont les paramètres de conception et les deux dernières sont les performances. On peut ainsi observer qu'il y a une diversité de paramètres entre les solutions proposées. En effet, les microgrids avec un faible LCOE et une mauvaise autonomie sont principalement constitués de photovoltaïque, puis la puissance de gaz installée augmente et ensuite le nombre d'éoliennes également. Une fois que l'on dépasse le seuil de 100% d'autonomie, les dispositifs de stockage permettent d'accroître encore celle-ci, assurant davantage de robustesse vis-à-vis des aléas climatiques et autres événements extérieurs. Même parmi les solutions ayant une autonomie supérieure à 100%, on retrouve une diversité dans les solutions successives.

Chapitre 4. Résultats d'optimisation

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
1	-	30 000	-	-	-	-	3	2	0,020	11%
2	-	45 000	-	-	-	-	2	3	0,020	17%
3	-	45 000	-	-	-	-	2	2	0,020	17%
4	-	60 000	-	-	-	-	3	3	0,020	22%
5	-	75 000	-	0,8	-	-	1	2	0,023	33%
6	-	75 000	-	2,3	-	-	2	2	0,027	44%
7	-	75 000	-	3,8	-	-	1	2	0,028	55%
8	-	75 000	-	5,3	-	-	2	2	0,030	66%
9	-	60 000	-	6,8	-	-	3	2	0,031	74%
10	-	60 000	-	9,0	-	-	2	2	0,032	87%
11	-	60 000	-	12,0	-	-	3	2	0,033	97%
12	1	60 000	-	12,0	-	-	2	2	0,034	98%
13	3	45 000	-	12,8	-	-	3	2	0,035	100%
14	3	45 000	-	14,3	-	-	3	1	0,036	100%
15	3	75 000	-	13,5	80	-	1	2	0,150	101%
16	4	75 000	-	13,5	320	-	1	2	0,490	104%
17	4	-	-	13,5	480	-	10	2	0,720	107%
18	8	-	4,5	9,8	480	-	1	5	0,747	107%
19	5	105 000	-	13,5	720	-	1	2	1,061	110%
20	4	90 000	-	13,5	800	-	1	2	1,172	111%
21	4	-	-	13,5	800	-	10	2	1,401	114%
22	6	75 000	-	12,8	1 040	-	1	2	1,513	115%
23	5	90 000	-	13,5	1 200	-	1	2	1,739	116%
24	4	-	-	14,3	1 440	-	10	2	2,082	120%
25	5	-	-	13,5	1 520	-	10	2	2,197	121%
26	6	105 000	-	12,8	1 600	-	1	2	2,309	122%
27	9	75 000	-	12,0	1 600	160	1	2	2,658	125%
28	8	90 000	-	12,0	1 600	240	1	2	2,831	126%
29	6	15 000	-	12,8	1 600	240	10	2	2,833	126%
30	-	90 000	-	15,0	1 600	400	10	5	3,183	128%
31	9	90 000	-	12,0	1 600	560	1	2	3,528	130%
32	3	180 000	6,0	11,3	1 520	640	10	2	3,612	130%
33	10	90 000	-	11,3	1 600	640	1	2	3,703	131%
34	-	90 000	-	15,0	1 600	800	10	5	4,051	134%
35	-	90 000	-	15,0	1 600	1 200	10	5	4,919	139%
36	3	105 000	-	13,5	1 600	1 200	10	5	4,926	139%
37	-	105 000	-	15,0	1 600	1 600	10	5	5,789	145%

TAB. 4.2 – Valeurs des paramètres de conception des trente-sept microgrids dans le front réduit de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique

Ce constat concernant la diversité des solutions proposées en termes de paramètres peut également s'appuyer sur une analyse visuelle de la figure 4.9 qui représente le contenu des différentes solutions du front réduit (voir tableau 4.2). L'axe des abscisses des trois histogrammes indique les 37 solutions du front affichées dans la figure 4.8, classées par leur identifiant (par ordre de valeurs en abscisses croissantes, ici de LCOE croissant donc). Sur la figure 4.9.a, chaque microgrid est défini par quatre barres représentant les valeurs de puissance installée (en W) des quatre technologies de production considérées : PV, éolien, centrale thermique à biomasse et à gaz. Sur la figure 4.9.b, seules deux barres

sont assignées à un microgrid : la capacité installée des batteries et STEP (en kWh). Finalement, la figure 4.9.c décrit l'ordre de priorité (voir tableau 2.1) et la stratégie de pilotage globale (voir tableau 2.2) utilisés pour chaque microgrid. On peut en effet constater visuellement que certaines solutions contiennent juste des EnR ou un mélange de producteurs, des stockeurs ou non et que les ordres de priorité et stratégies sont variés. **On déduit donc de cette analyse que la diversité des solutions en termes de paramètres est vérifié.**

Même des solutions successives du front, c'est-à-dire dont les objectifs sont proches, peuvent présenter des différences notables en termes de caractéristiques comme par exemple les microgrids n°31 et n°32 (voir tableau 4.2). Le premier favorise les éoliennes et la production de gaz alors que le second privilégie la surface de PV et remplace une partie du gaz par de la biomasse.

Cette diversité de paramètres permet de donner plus de choix au concepteur de microgrid en lui donnant un autre moyen de choisir le microgrid optimal. En effet les paramètres de conception peuvent présenter des enjeux, notamment sociaux et ainsi être considérés comme critères de sélection. Par exemple, la présence d'éoliennes dans une des combinaisons possibles peut être un frein en raison de l'acceptation sociale dans le territoire, à moins que les performances de cette solution ne soient très avantageuses. Une commune serait peut-être prête à choisir un microgrid plus cher pour éviter cette technologie.

Finalement, on peut déjà conclure que **l'outil développé est capable de proposer plusieurs solutions répondant au problème de conception d'un microgrid local.** Ces solutions sont des **compromis Pareto-optimaux** entre plusieurs objectifs. Elles sont **bien réparties dans l'espace des performances** et présentent des **paramètres variés**. Cela permet bien comme souhaité de guider les choix de conception d'un microgrid en partant d'un large espace de conception et en le restreignant progressivement sur la base de considérations physiques ou d'évaluation de performances. Les restrictions de choix fondées sur des jugements humains et notamment des habitudes ou règles métiers sont retardées dans le processus décisionnel afin de ne les appliquer qu'après l'optimisation. Pouvoir visualiser les performances et paramètres de conception de plusieurs solutions peut donc pousser le concepteur à envisager des alternatives qu'il n'aurait pas considérées initialement.

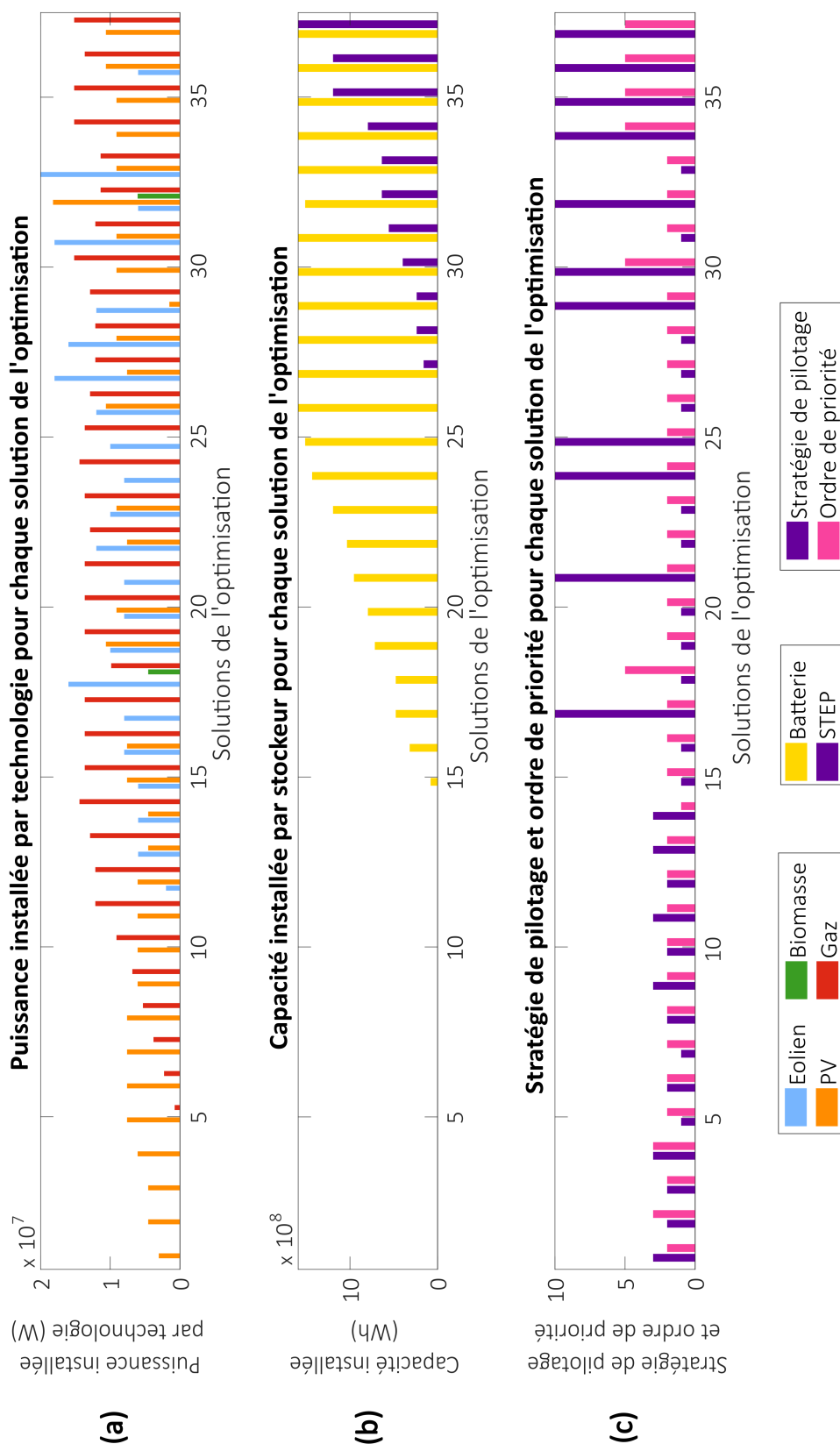


FIG. 4.9 – Paramètres de conception des solutions sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité

Microgrids différents avec des performances proches

Une observation intéressante, qui n'est pas directement une exigence mais qui vient souligner l'intérêt de proposer plusieurs solutions Pareto-optimales avec des performances et paramètres variés, est que certains microgrids du front de Pareto final sont proches en termes de performances mais différents en termes de paramètres de conception. Cela permet de donner un choix supplémentaire lors de la conception d'un microgrid et autorise une sélection a posteriori non pas sur les objectifs de l'optimisation mais sur le contenu des microgrids trouvés. La variété des stratégies de pilotage est souvent à l'origine de ces rapprochements de microgrids aux technologies différentes.

Par exemple dans les résultats de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, on peut constater que les solutions n°31 et n°32 (voir tableau 4.2) ont des performances très proches. En effet, les deux ont une autonomie énergétique de 130%, le microgrid n°31 a un coût de 3,528 €/kWh et le n°32 de 3,612 €/kWh. Cependant, la première propose 9 éoliennes et 90 000 m² de PV contre 3 éoliennes et 180 000 m² de PV pour la seconde. Cette dernière remplace également une partie de la puissance installée de gaz par une centrale biomasse. Finalement, pour un même ordre de priorité (le n°2), le microgrid n°31 interdit aux centrales pilotables de stocker leur électricité (stratégie n°1) alors que le microgrid n°32 l'autorise (stratégie n°10).

Si les performances des microgrids concernés se situent proches des objectifs que le concepteur s'était fixés a priori, cela lui donne un choix très intéressant. On peut noter qu'un algorithme d'optimisation multi-objectifs pondéré n'aurait trouvé qu'une seule des deux solutions.

4.5.2 Avantage de la modularité et du multi-objectifs : sélection a posteriori avec un critère discriminant

Un des intérêts de l'outil développé est sa modularité, c'est-à-dire la capacité à ajouter des technologies, stratégies de pilotage ou des indicateurs sans perturber la structure de l'outil. En particulier, l'usage de divers indicateurs permet de refléter les priorités de différents concepteurs de microgrids. Il paraît donc important de montrer que l'algorithme d'optimisation trouve aussi des solutions performantes et adaptées avec un objectif environnemental. Plus particulièrement, on veut montrer ici que les solutions trouvées avec une combinaison d'objectifs économiques et environnementaux sont Pareto-optimales et varient en termes de paramètres et de performances. De plus, nous avons vu ci-dessus que la variété des solutions permettait de choisir a posteriori un microgrid en fonction de ses performances ou de ses paramètres. Nous allons montrer ici que l'implémentation de divers indicateurs dans l'outil d'aide à la décision permet aussi de choisir un microgrid suivant la valeur d'un indicateur non considéré durant l'optimisation.

La figure 4.10 illustre le front de Pareto issu de l'optimisation minimisant le LCOE (en abscisses) et les émissions de GES (en ordonnées). On rappelle que lorsqu'aucun indicateur technique n'est considéré en objectif de l'optimisation, une contrainte est ajoutée afin d'assurer un seuil minimal d'autonomie énergétique de 100%. Les solutions sont variées en termes de performances, allant des microgrids peu chers mais polluants à ceux chers mais

émettant moins de gaz à effet de serre (GES) sur leur cycle de vie. La distribution le long de la frontière de Pareto est moins constante que pour l'optimisation précédente minimisant le LCOE et l'autonomie. En effet, la valeur de l'espacement de ce front est de 0,0069 ce qui est supérieur à celle de l'optimisation du LCOE et de l'autonomie énergétique (0,0014). On peut observer de nombreuses solutions réparties autour d'un coût de 0,2 €/kWh avec des émissions de GES très variées puis de plus petits regroupements de solutions pour des LCOE plus élevés.

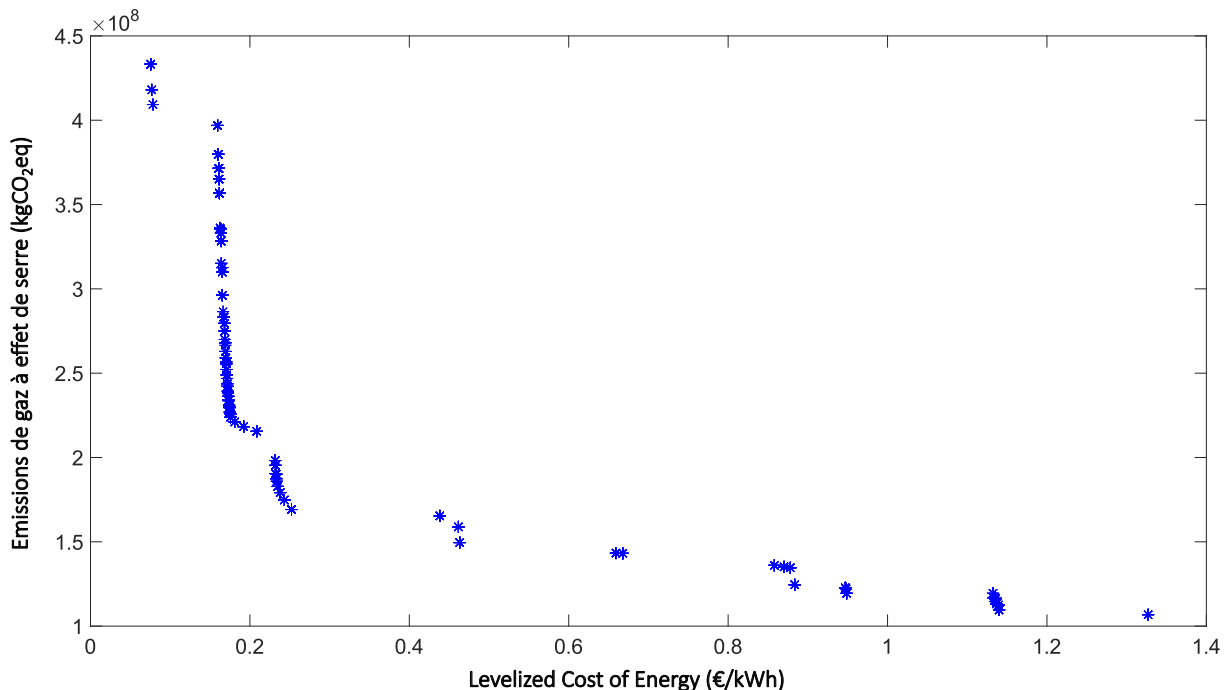


FIG. 4.10 – Front de Pareto de l'optimisation avec le LCOE et les émissions de GES en objectifs

Les paramètres des solutions sélectionnées via le post-traitement du front de Pareto sont détaillées dans le tableau 4.3 et représentées sur la figure 4.11. Une tolérance de 10% est appliquée aux objectifs et on sélectionne ainsi 25 solutions. Chaque ligne du tableau 4.3 correspond à un microgrid et les colonnes désignent respectivement l'identifiant, les huit paramètres de conception, les deux objectifs de l'optimisation et enfin l'indicateur supplémentaire évalué a posteriori. Pour chaque microgrid sur l'axe des abscisses, la figure 4.11.a représente la puissance installée par technologie de production (en W), la figure 4.11.b représente la capacité installée par stockeur (en kWh) et la figure 4.11.c représente la stratégie de pilotage et l'ordre de priorité.

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Emissions de GES (tonnes CO2eq)	Ressources consommées (tonnes)
1	-	45 000	12,0	3,8	-	-	9	6	0,08	433 230	837
2	12	45 000	1,5	9,0	80	-	10	2	0,16	396 902	145
3	13	45 000	1,5	9,0	80	-	10	2	0,16	379 763	135
4	14	45 000	1,5	9,0	80	-	10	2	0,16	365 049	126
5	13	45 000	3,0	7,5	80	-	10	2	0,16	335 368	170
6	12	45 000	3,8	6,8	80	-	10	2	0,16	328 348	199
7	14	30 000	3,0	7,5	80	-	10	2	0,16	315 125	164
8	15	30 000	3,8	6,8	80	-	10	2	0,17	286 497	166
9	13	45 000	5,3	5,3	80	-	10	2	0,17	283 272	212
10	12	45 000	6,0	4,5	80	-	10	2	0,17	279 522	239
11	14	45 000	5,3	5,3	80	-	10	2	0,17	274 879	197
12	13	45 000	7,5	3,0	80	-	10	2	0,17	248 998	239
13	15	45 000	6,8	3,8	80	-	10	2	0,17	246 849	200
14	14	45 000	8,3	2,3	80	-	10	2	0,17	238 197	227
15	15	45 000	9,0	0,8	80	-	10	2	0,17	226 834	215
16	14	-	8,3	2,3	-	80	8	2	0,23	198 204	248
17	15	-	8,3	1,5	-	80	8	2	0,23	190 508	228
18	15	-	6,0	-	-	160	8	2	0,44	165 365	197
19	15	-	3,8	-	-	240	8	2	0,66	143 320	146
20	14	-	3,8	-	-	240	8	2	0,67	143 175	156
21	15	-	3,0	-	-	320	8	2	0,86	136 040	123
22	14	-	3,0	-	-	320	8	2	0,87	135 153	131
23	15	-	7,5	-	-	320	8	1	0,95	122 730	40
24	15	-	5,3	0,8	-	400	8	1	1,13	119 419	19
25	15	-	3,8	-	-	480	8	1	1,33	106 766	5

TAB. 4.3 – Valeurs des paramètres de conception des vingt-cinq microgrids dans le front réduit de l'optimisation LCOE/Emissions de GES

On peut constater que ces solutions diffèrent de celles de l'optimisation précédente (voir figure 4.9). Il y a toujours une variété de paramètres mais moindre. En effet, l'éolien prend ici une place beaucoup plus importante. De même, la biomasse remplace en partie le gaz car elle est moins émettrice de GES. Finalement la capacité de stockage est plus faible que précédemment ce qui s'explique par le moindre besoin de sur-dimensionner le système, l'autonomie énergétique n'étant pas un objectif. Ces résultats sont cohérents avec la prise en compte d'un objectif environnemental.

Ainsi, on peut confirmer que les solutions trouvées avec un objectif environnemental sont toujours Pareto-optimales et qu'elles présentent une diversité de paramètres et de performances. Des territoires souhaitant mettre en avant des objectifs différents peuvent donc trouver des solutions qui leur conviennent.

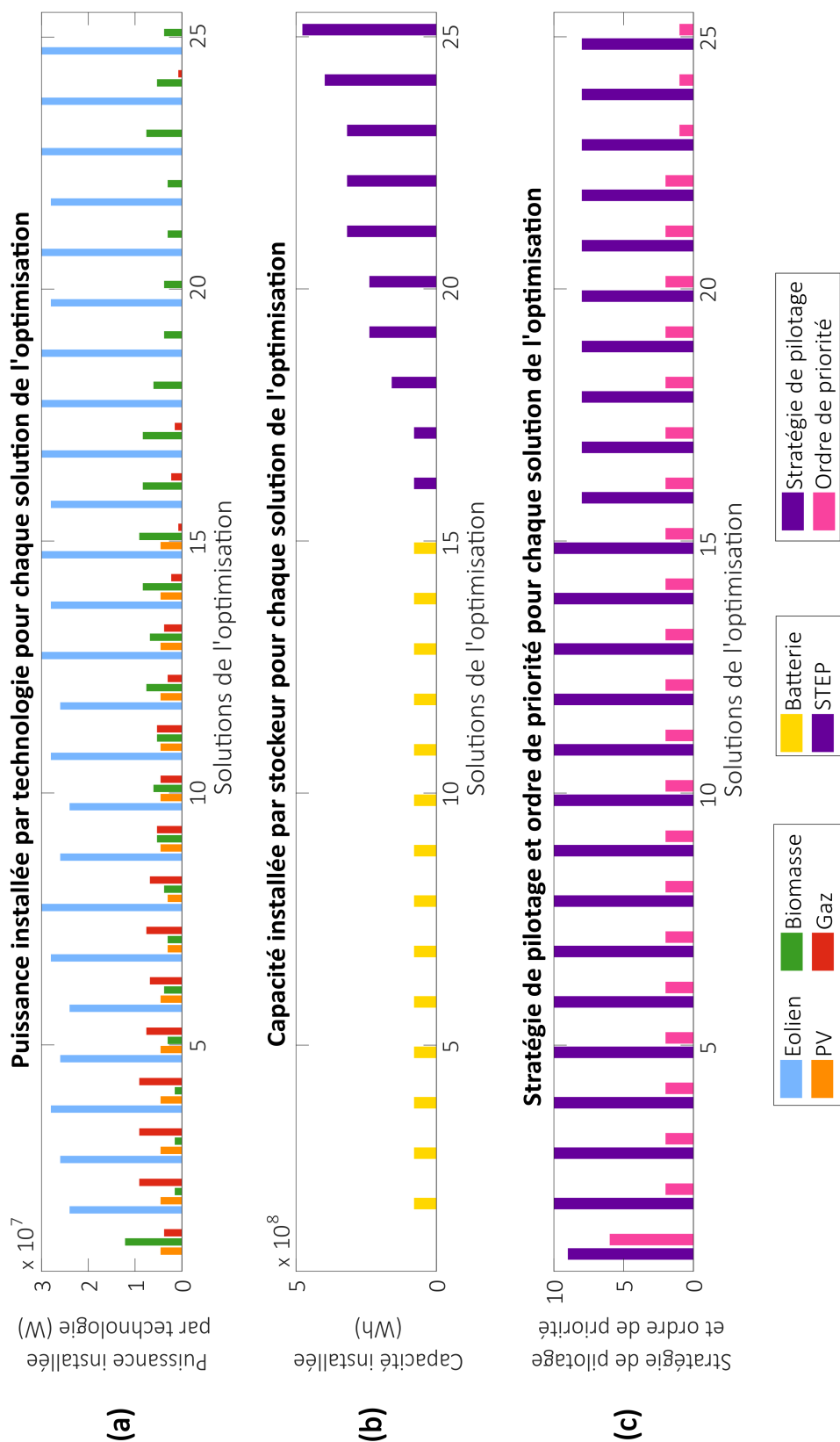


FIG. 4.11 – Paramètres de conception des solutions sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité

Si on s'intéresse à la dernière colonne du tableau 4.3, on peut visualiser un autre intérêt de l'optimisation multi-objectifs non pondérée et de la modularité de l'outil. En effet, l'ajout de divers indicateurs permet d'évaluer les performances des microgrids solutions de l'optimisation suivant d'autres indicateurs et d'effectuer une sélection a posteriori suivant ces critères discriminants. Par exemple, les microgrids n°10 et n°11 (voir tableau 4.3) ont des paramètres semblables et des valeurs d'objectifs proches mais le premier consomme 239 tonnes de ressources sur la période simulée alors que le second n'en consomme que 197 tonnes. **Avoir une multiplicité de solutions permet ainsi de choisir un microgrid après l'optimisation en utilisant des critères discriminants** (liés à des performances ou à une préférence concernant les paramètres de conception).

4.5.3 Analyse d'une optimisation tri-objectifs

On a présenté jusqu'à présent les résultats d'optimisations bi-objectifs afin de faciliter la représentation des résultats. On souhaite toutefois trouver des compromis entre des impacts économiques, techniques et environnementaux, avec donc au minimum trois objectifs d'optimisation. La durée du processus d'optimisation croît avec le nombre d'objectifs considérés mais l'ajout d'un objectif permet de se rapprocher des attentes du concepteur. Cette partie a pour objectif de vérifier que les exigences sont toujours valides pour une optimisation tri-objectifs. De plus, nous analyserons l'impact de l'ajout d'un troisième objectif sur les résultats trouvés, sachant que l'on conserve les mêmes paramètres de l'algorithme d'optimisation (1000 individus et 300 générations). Une optimisation minimisant le LCOE, l'autonomie énergétique et la consommation de ressources est donc réalisée puis comparée avec l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (voir sous-section 4.5.1).

Vérification des exigences

La figure 4.12 représente :

- la surface de Pareto de l'optimisation tri-objectifs en bleu ;
- le front de Pareto de la projection de cette surface le plan LCOE/autonomie en vert ;
- le front de la projection sur le plan LCOE/ressources en rouge ;
- le front de la projection sur le plan autonomie/ressources en noir.

C'est-à-dire que pour chaque couple d'objectifs, on projette la surface dans le plan constitué par ces objectifs et on ne garde que le front de Pareto en deux dimensions. On constate que les résultats de cette optimisation sont bien répartis dans l'espace des performances, décrivant une surface de solutions Pareto-optimales. De plus, la figure 4.15 permet de confirmer que les résultats de l'optimisation tri-objectifs sont divers en paramètres.

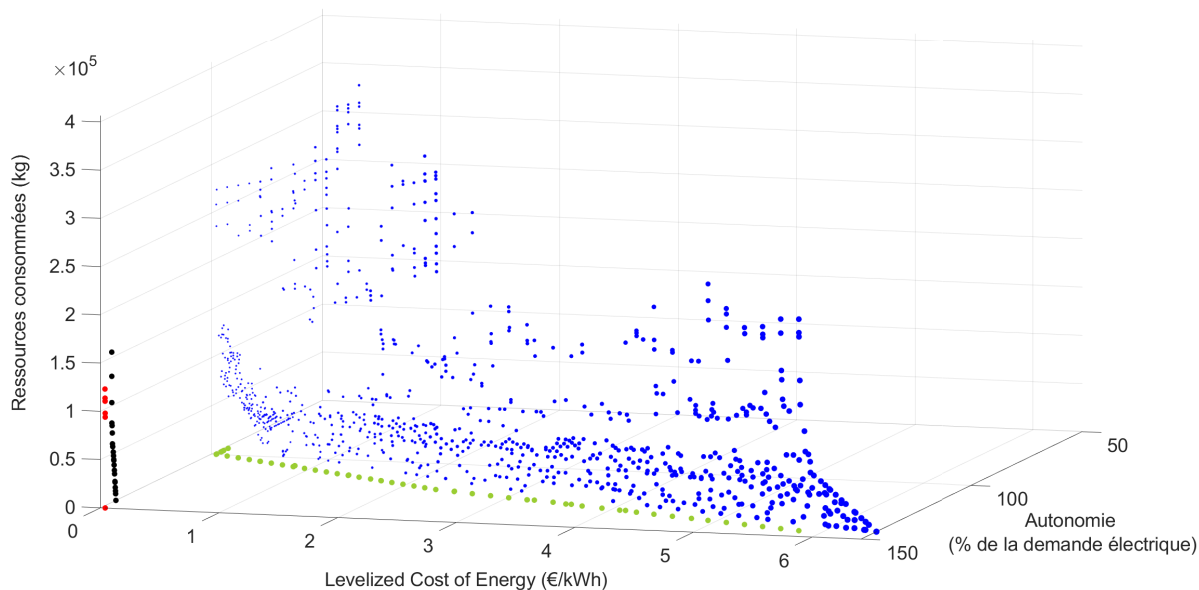


FIG. 4.12 – Surface de Pareto issue de l'optimisation tri-objectifs avec le LCOE, l'autonomie énergétique et les ressources consommées en objectifs (en bleue). Les points Pareto-optimaux des projections de cette surface sur chaque plan sont représentés en vert, noir et rouge.

Impact de l'ajout d'un objectif avec la même taille de population

On souhaite enfin analyser l'impact de l'ajout d'un troisième objectif d'optimisation (la consommation de ressources naturelles) tout en gardant la même taille de population. En effet, les 1000 solutions finales sont des compromis entre trois objectifs ce qui risque d'affecter le nombre de solutions dans la projection de la surface de Pareto sur le plan LCOE/autonomie.

La figure 4.13 représente sur un même graphe le front de Pareto de l'optimisation bi-objectifs et la projection de la surface Pareto-optimale après l'optimisation tri-objectifs. On constate visuellement que les deux fronts se superposent quasiment. Les performances économiques (LCOE) et techniques (autonomie) sont, comme attendu, conservées lors de l'ajout d'un objectif d'optimisation supplémentaire (la consommation de ressources).

La comparaison plus précise des deux fronts permet toutefois de visualiser quelques différences. En effet, le front de Pareto de l'optimisation bi-objectifs contient 1000 solutions alors que le front de la projection de la surface de Pareto de l'optimisation tri-objectifs n'en contient que 69. De plus, le coût minimal atteint avec l'optimisation bi-objectifs est de 0.02 €/kWh (pour une autonomie de 11%) alors qu'il n'est que de 0.036 €/kWh avec celle tri-objectifs (pour une autonomie de 94%).

Le calcul de la distance de chaque front par rapport à sept points de référence indique que le front bi-objectifs a une distance de 1,8805 et la projection de la surface tri-objectifs de 1,9980. On a donc bien des résultats assez proches et avec une bonne distribution dans les deux cas mais le front bi-objectifs est globalement plus proche des solutions Pareto-optimales de l'espace de conception. La comparaison des deux populations selon leur Pareto-optimalité montre que 43% des solutions Pareto-optimales parmi ces deux popula-

tions (donc parmi les 1069 microgrids) appartiennent au front bi-objectifs et 57% à celui tri-objectifs. L'ensemble des solutions bi-objectifs sont Pareto-optimales mais seulement 79% des solutions tri-objectifs sont dans ce front commun.

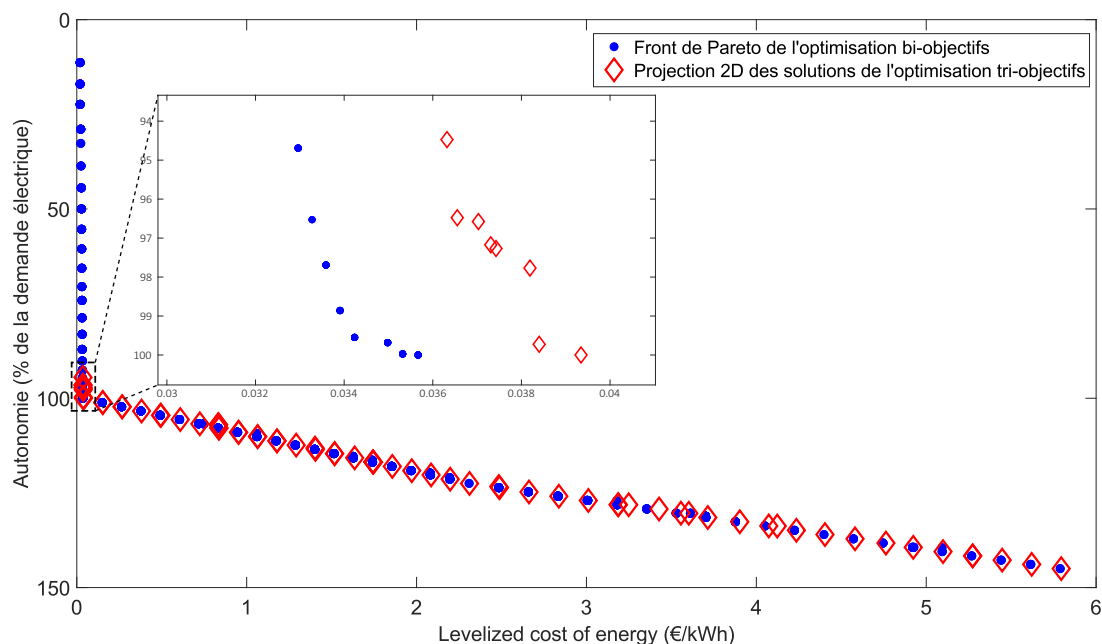


FIG. 4.13 – Comparaison des valeurs de LCOE et d'autonomie énergétique entre le front de Pareto de l'optimisation bi-objectifs et la projection de la surface de Pareto tri-objectifs

Si on s'intéresse au contenu de ces deux fronts, on peut observer sur la figure 4.14 les paramètres de conception du front de Pareto issu de l'optimisation bi-objectifs du LCOE et de l'autonomie énergétique. La figure 4.15 présente les paramètres de conception des microgrids dans le front de Pareto de la projection des solutions de l'optimisation tri-objectifs sur le plan LCOE/autonomie. Une tolérance de 5% sur les objectifs est appliquée pour sélectionner tous ces microgrids. Les tableau C.2 et tableau C.3 en Annexes regroupent les valeurs numériques associées à ces deux figures. A première vue, les tendances en termes de puissance installée pour les producteurs et de capacité de stockage installée semblent similaires. Toutefois, on constate que les microgrids n°1 à 6 du tableau C.2, dont l'autonomie s'approche de celles des microgrids n°28 à 33 du tableau C.3, contiennent de nombreuses éoliennes et que leurs stratégies de pilotage varient d'une optimisation à l'autre. En ce qui concerne les microgrids dont l'autonomie et le coût sont les plus élevés, l'optimisation bi-objectifs favorise la stratégie n°10 alors que celle tri-objectifs favorise la n°3. Ajouter un objectif au processus d'optimisation a donc une influence sur la diversité de paramètres du front de Pareto bi-objectifs.

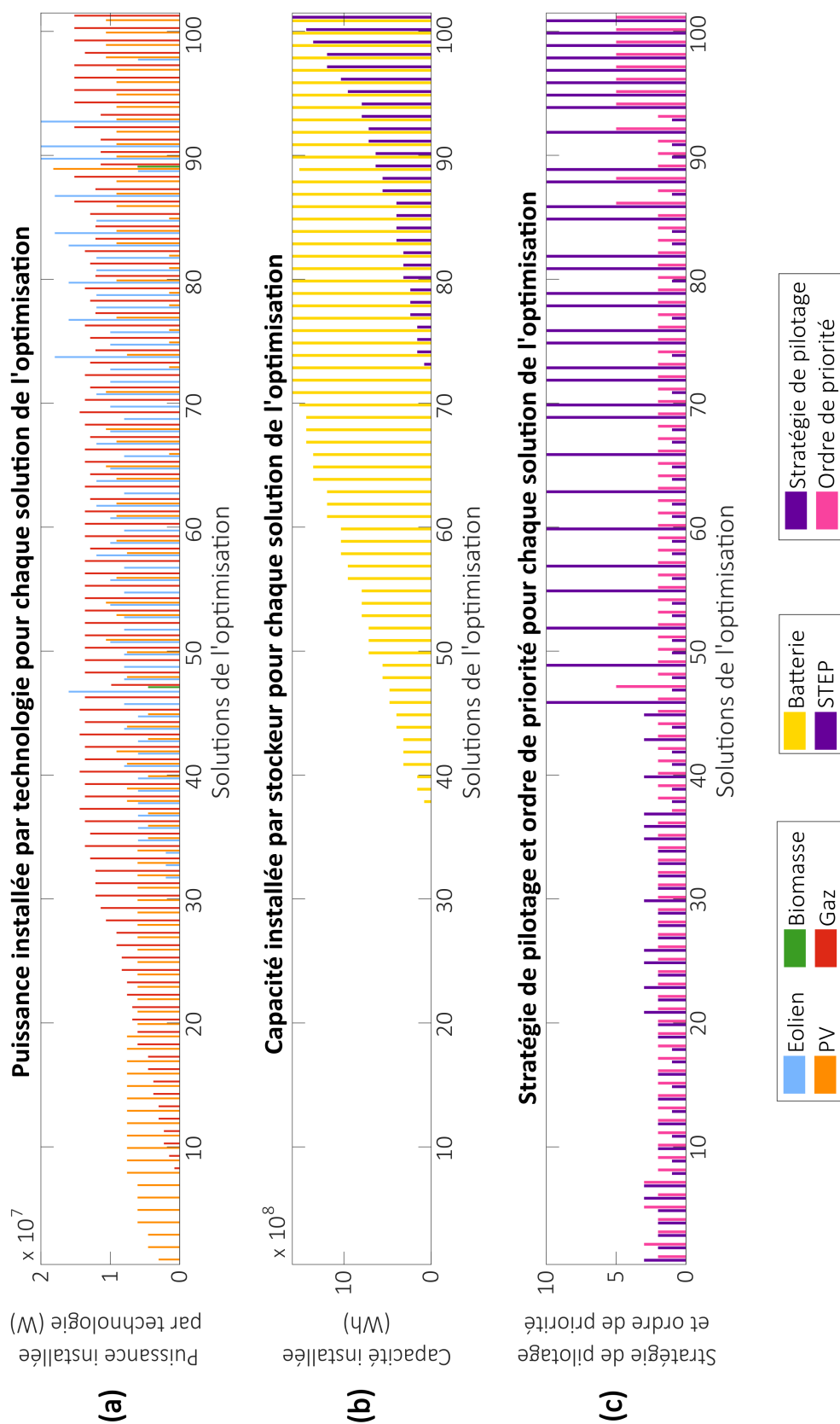


FIG. 4.14 – Paramètres de conception des solutions sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité

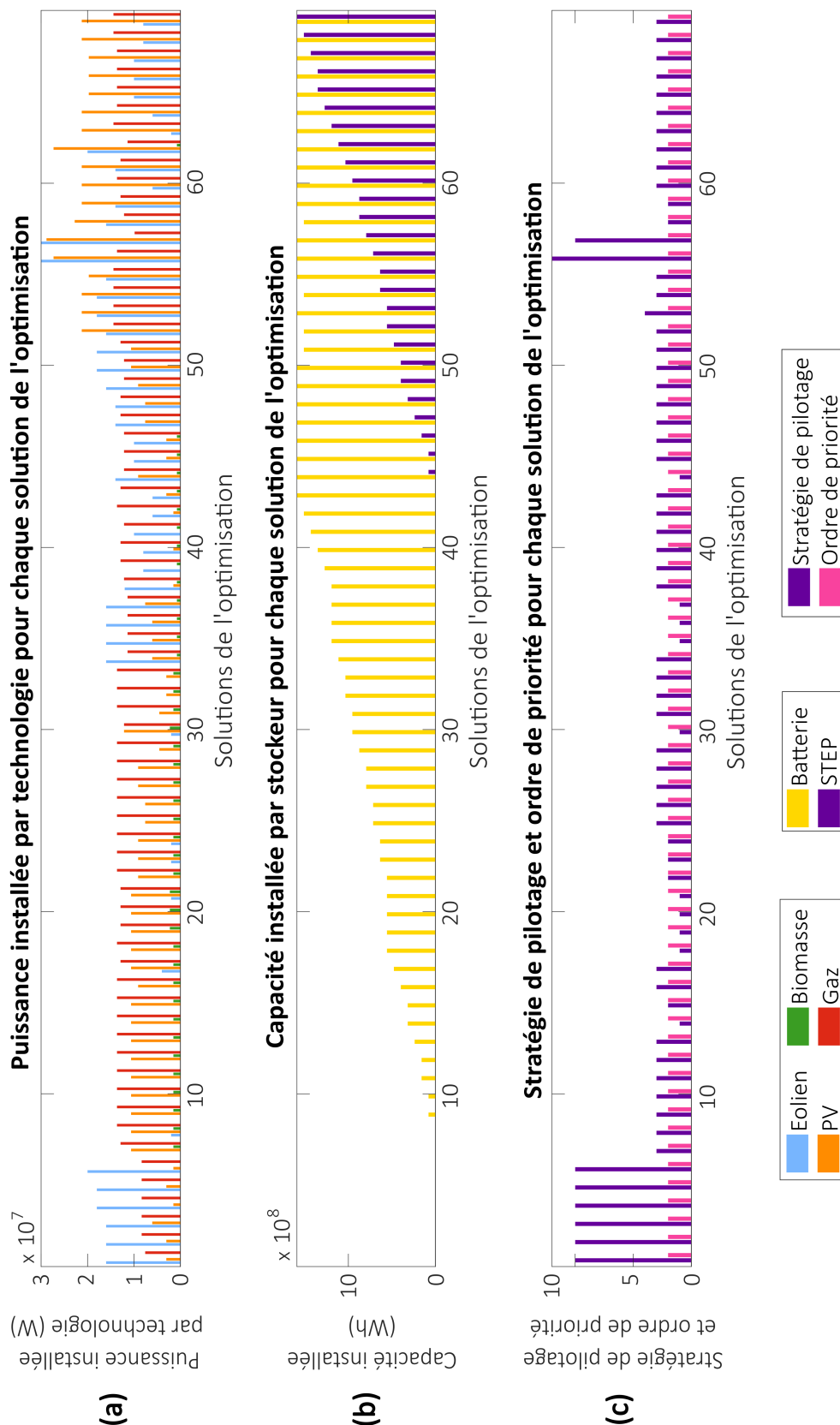


FIG. 4.15 – Paramètres de conception des solutions projetées et sélectionnées après l'optimisation minimisant le LCOE, l'autonomie énergétique et la consommation de ressources, classées par ID croissant. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité

On peut donc conclure que l'ajout d'un troisième objectif avec la même taille de population pour l'optimisation conduit à trouver, selon les deux objectifs initiaux, moins de solutions Pareto-optimales (en effet des solutions performantes suivant le dernier objectif peuvent dégrader les deux premiers et donc réduire la taille du front bi-objectifs) mais que celles-ci sont quasiment aussi performantes qu'avec une optimisation bi-objectifs. Ces solutions peuvent toutefois présenter des différences de paramètres de conception.

4.6 Influence du pilotage

Une des contributions du présent travail est la prise en compte de paramètres de pilotage dans les paramètres de conception des microgrids afin d'étendre l'espace de conception. En effet, le pilotage considéré dans les études de dimensionnement de microgrid est souvent fixe durant l'optimisation et choisi a priori suivant des considérations économiques (souvent suivant les coûts marginaux de production). Cela peut donc exclure de l'optimisation des combinaisons de technologies intéressantes mais sous-performantes avec le pilotage usuel. On suppose donc ici qu'en proposant des méthodes de pilotage différentes, des compositions technologiques différentes de microgrids pourront apparaître.

Le pilotage est représenté dans ce travail à la fois par l'ordre de priorité de production entre les technologies et par la stratégie de pilotage du microgrid, combinaison des diverses stratégies locales appliquées à chaque technologie de production et de stockage.

Nous allons d'abord vérifier dans la sous-section 4.6.1 la capacité de l'outil développé à représenter l'influence du pilotage sur le fonctionnement d'un microgrid et ainsi sur ses performances. C'est-à-dire que nous nous intéresserons aux étapes de modélisation, simulation et évaluation des performances d'un microgrid. Nous vérifierons à cette occasion que les variations des échanges énergétiques et des performances sont cohérentes avec la stratégie définie. Par la suite, nous évaluerons dans la sous-section 4.6.2 l'impact de la prise en compte de plusieurs stratégies de pilotage sur les résultats de l'optimisation. Les solutions sont-elles plus variées et plus performantes lorsqu'on autorise un choix entre plusieurs modes de pilotage ?

4.6.1 Influence des paramètres de pilotage sur les résultats de simulation

Modification de la stratégie de pilotage

Afin de vérifier l'impact des paramètres de pilotage sur les échanges énergétiques et les performances des microgrids, on simule le fonctionnement du microgrid suivant sur 12 jours types : 7 éoliennes, 50 000 m² de PV, 4 MW de biomasse, 6 MW de gaz, 50 MWh de batterie et 60 MWh de STEP. L'ordre de priorité est le n°2 et la stratégie globale est la n°1, c'est-à-dire que les centrales pilotables ne peuvent pas charger les stockeurs. On applique donc la *Load Following Strategy* citée dans l'état de l'art (voir sous-section 1.2.5). Il s'agit des mêmes technologies que pour le microgrid simulé dans la section 3.3.1 mais en modifiant la stratégie de pilotage. On va donc dans un premier temps comparer ses performances avec celles la simulation réalisée dans la section 3.3.1.

La figure 4.16 représente les échanges énergétiques de cette simulation. La figure 4.16.a décrit l'évolution au cours du temps des puissances échangées par chaque technologie du microgrid. La figure 4.16.b représente l'évolution de l'état d'énergie des stockeurs au cours du temps. En observant la figure 4.16.a, on constate que la principale différence dans l'opération de ce microgrid par rapport à la figure 3.5 est que ce sont cette fois les éoliennes qui rechargent les stockeurs. Ces derniers ne sont donc pas rechargés au même moment et le STEP est un peu utilisé également contrairement à la première situation.

En ce qui concerne les performances, les autonomies temporelle et énergétique sont égales au microgrid précédent (soir 100% et 101,6% respectivement). Le LCOE diminue très légèrement sous la barre des 0,29 €/kWh mais les différences principales concernent les indicateurs environnementaux. En effet, on passe de 221 geqCO₂/kWh d'émissions de GES à 208 geqCO₂/kWh et de la consommation de 284 tonnes de ressources à 271 tonnes. Enfin, on diminue avec la stratégie n°1 le montant d'énergie inexploitée par les EnR qui s'élève à 8,8% de la demande électrique totale sur la période (contre 11,9% avant). L'ensemble de ces évolutions s'expliquent par le fait qu'en interdisant aux centrales pilotables de recharger les stockeurs, on utilise moins de ressources pour cela et on exploite davantage l'énergie disponible du vent.

Finalement, on constate que la même combinaison de technologie opérée avec deux stratégies différentes présente des différences significatives de certains indicateurs. Si on ne considérait que la stratégie n°2 dans le processus d'optimisation, on risquerait donc d'écarter ce microgrid alors que ses performances sont meilleures avec la stratégie n°1.

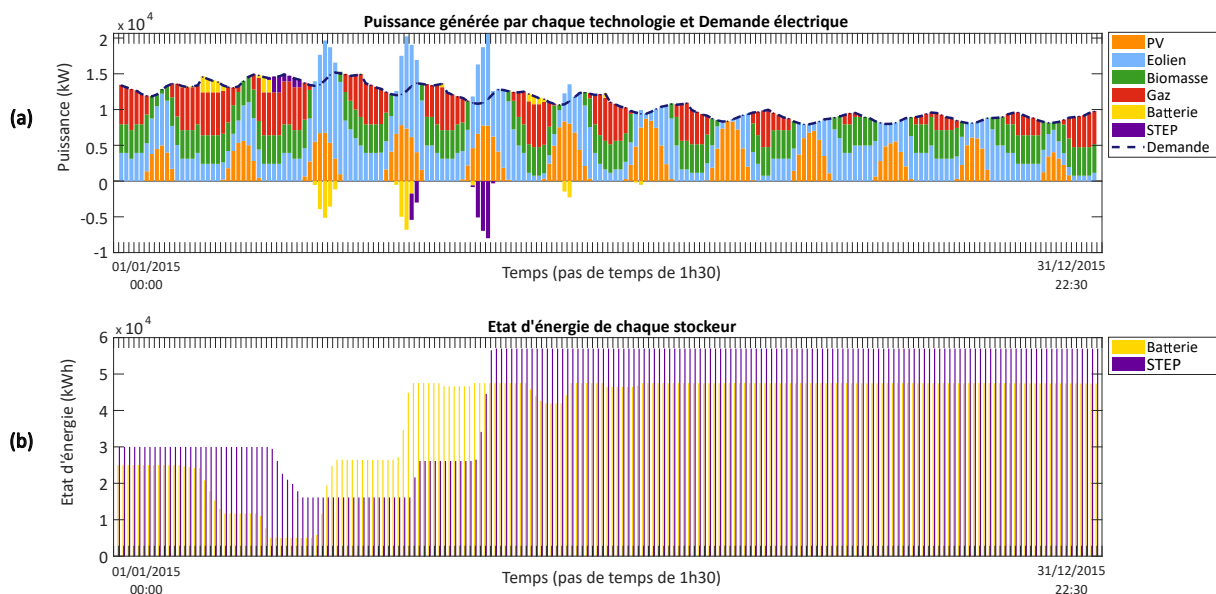


FIG. 4.16 – Résultats de simulation d'un microgrid sur 12 jours types ; (a) Évolution des puissances échangées au cours du temps ; (b) Évolution des états d'énergie des stockeurs au cours du temps

Modification de l'ordre de priorité

En conservant la stratégie n°1, on choisit maintenant de changer l'ordre de priorité pour le n°1, c'est-à-dire qu'on appelle dans l'ordre les EnR, les stockeurs puis les centrales

pilotables pour répondre à la demande. La figure 4.17 représente la simulation du même microgrid avec 7 éoliennes, 50 000 m² de PV, 4 MW de biomasse, 6 MW de gaz, 50 MWh de batterie et 60 MWh de STEP. La figure 4.17.a représente l'évolution des puissances échangées et la figure 4.17.b l'évolution des états d'énergie des stockeurs au cours du temps.

On constate tout d'abord que l'autonomie n'est pas totale car les barres représentant la production cumulée n'atteignent pas la courbe de consommation lors de certains pas de temps des deux premiers jours simulés. Ensuite, il y a une utilisation bien plus grande des stockeurs en raison de la modification de l'ordre de priorité. Celle-ci est possible car le surplus d'énergie éolienne permet de recharger les stockeurs quasiment chaque jour. Cette fréquence d'utilisation se visualise sur la figure 4.17.b où l'on peut également constater l'amplitude des charges et décharges.

Ces changements dans les puissances échangées se traduisent aussi par des changements dans les indicateurs de performances. En effet le LCOE de ce microgrid est de 0,54 €/kWh, soit quasiment le double du même microgrid avec l'ordre de priorité n°2. Son autonomie se détériore aussi pour passer à 88% d'autonomie temporelle et 98,7% d'autonomie énergétique. En revanche, ce microgrid n'émet que 177 geqCO₂/kWh de GES et ne consomme que 203 tonnes de ressources. On a donc bien comme attendu une variation des performances en fonction de l'ordre de priorité choisi.

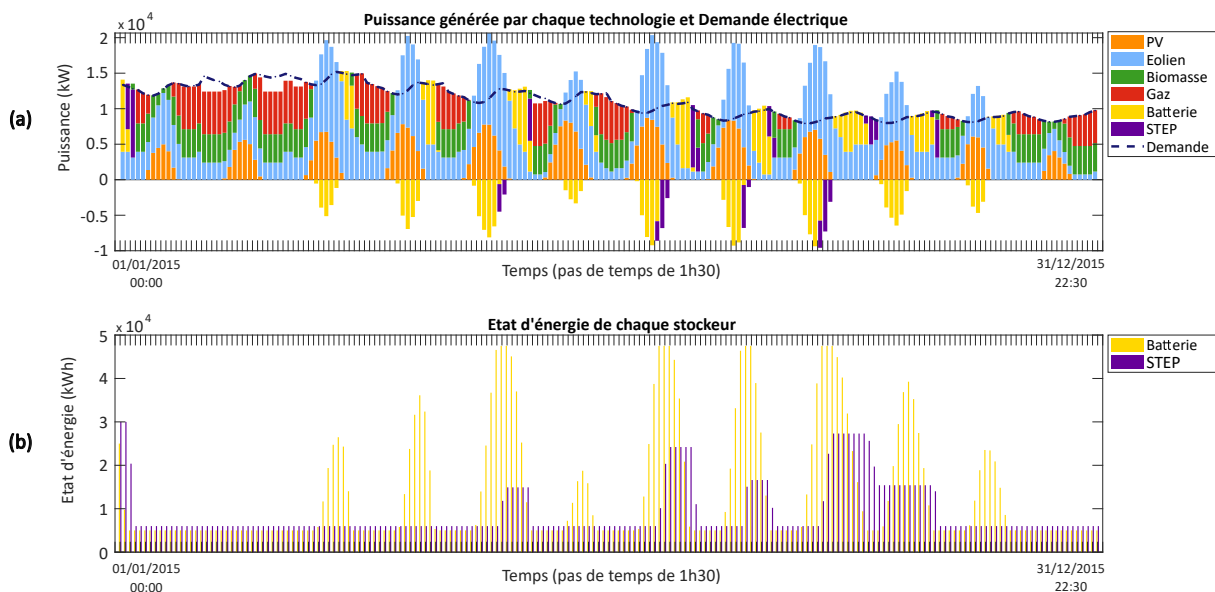


FIG. 4.17 – Résultats de simulation d'un microgrid sur 12 jours types ; (a) Évolution des puissances échangées au cours du temps ; (b) Évolution des états d'énergie des stockeurs au cours du temps

Ainsi, on peut conclure que la simulation développée permet bien de visualiser l'influence des paramètres de pilotage (ordre de priorité et stratégie) sur les échanges énergétiques durant l'opération du microgrid et sur les performances des microgrid. Elle appuie donc l'intégration des paramètres de pilotage dans la définition d'un microgrid. Suivant le pilotage, différents types de microgrids peuvent être mis en avant : plutôt tournés vers la complémentarité entre EnR et stockage ou bien sur les centrales pilotables pour compenser l'intermittence des EnR par exemple. Cette approche paraît donc déjà intéressante

pour explorer un espace de conception plus diversifié, ce qui sera confirmé ci-dessous en analysant l'optimisation.

L'ensemble des performances des quatre simulations réalisées dans la sous-section 3.3.1 et dans celle-ci sont synthétisées dans le tableau 4.4.

Simulation	1	2	3	4
Stockage	Sans	Avec	Avec	Avec
Stratégie de pilotage	2	2	1	1
Ordre de priorité	2	2	2	1
Autonomie temporelle (% du temps)	87,5%	100%	100%	88%
Autonomie énergétique (% de la demande)	98,7%	101,6%	101,6%	98,7%
LCOE (€/kWh)	0,05	0,29	0,29	0,54
Émissions de GES (geqCO ₂ /kWh)	207	221	208	177
Consommation de ressources (tonnes)	271	284	271	203

TAB. 4.4 – Paramètres et performances des différents microgrids simulés

4.6.2 Influence du pilotage sur les résultats d'optimisation

Afin d'évaluer l'influence du pilotage (ordre de priorité et stratégie de pilotage) sur les résultats de l'optimisation, trois optimisations ont été réalisées avec pour objectifs le LCOE et l'autonomie énergétique.

- La première autorise un choix entre les 6 ordres de priorités définis dans la sous-section 2.5.1 et les 14 stratégies de pilotage de microgrids définies dans la sous-section 2.5.2.
- La deuxième optimisation se place dans le cas de la *Load Following Strategy*, classique dans la littérature sur le dimensionnement des microgrids. Elle impose l'ordre de priorité n°1 - soit dans l'ordre PV, éolien, batterie, STEP, biomasse et gaz - et la stratégie de pilotage n°1. Les producteurs pilotables ne peuvent donc produire que pour équilibrer la consommation.
- La troisième et dernière optimisation impose un pilotage qui se rapproche de la *Cycle Charging Strategy*. Elle impose toujours l'ordre de priorité n°1 mais cette fois la stratégie n°2, c'est-à-dire que les producteurs pilotables peuvent à la fois équilibrer la consommation électrique et stocker de l'énergie.

Influence du pilotage sur les performances

La figure 4.18 représente les fronts de Pareto de ces trois optimisations sur un même graphe. Chaque point du graphe représente un microgrid, solution de l'optimisation, défini par son LCOE en abscisse et son autonomie en ordonnée. Une première analyse visuelle permet de constater que les solutions de l'optimisation avec les paramètres de pilotage variables sont les plus performantes. Si les solutions dont l'autonomie est inférieure à 100% ont un coût assez proche peu importe l'optimisation (voir le zoom sur la figure 4.18), le

LCOE de celles qui sont autonomes diffère assez notablement entre la première optimisation et les deux suivantes. On notera aussi que la stratégie n°2 semble légèrement plus adaptée dans ce cas-ci que la n°1. Le calcul de la distance de chaque front par rapport à 7 points de référence confirme ce constat visuel : le front avec un pilotage variable a une distance de 1,8768, celui avec la stratégie n°1 de 2,002 et celui avec la stratégie n°2 de 2,0064. L'espacement au sein de chaque front est respectivement de 0,0056, de 0,0069 et de 0,0032 (on rappelle qu'une répartition idéale correspond à un indicateur nul). On peut supposer que la distance du front vert est plus élevée que celle du front rouge (donc moins proche de l'idéal) - alors que visuellement on observe l'inverse - car l'espacement du front rouge est meilleure. Cela montre la limite de ces indicateurs et l'utilité de l'évaluation visuelle. Dans tous les cas, la distance du front avec une stratégie variable est nettement meilleure et son espacement reste bon. On en conclut donc que **la prise en compte de diverses stratégies de pilotage en tant que variables d'optimisation permet d'améliorer les performances des résultats.**

Par ailleurs, on peut constater que **l'optimisation avec une stratégie variable permet d'obtenir des solutions plus diverses en performances** que celles fixant une stratégie car elle seule propose des microgrids dont l'autonomie descend sous les 80%.

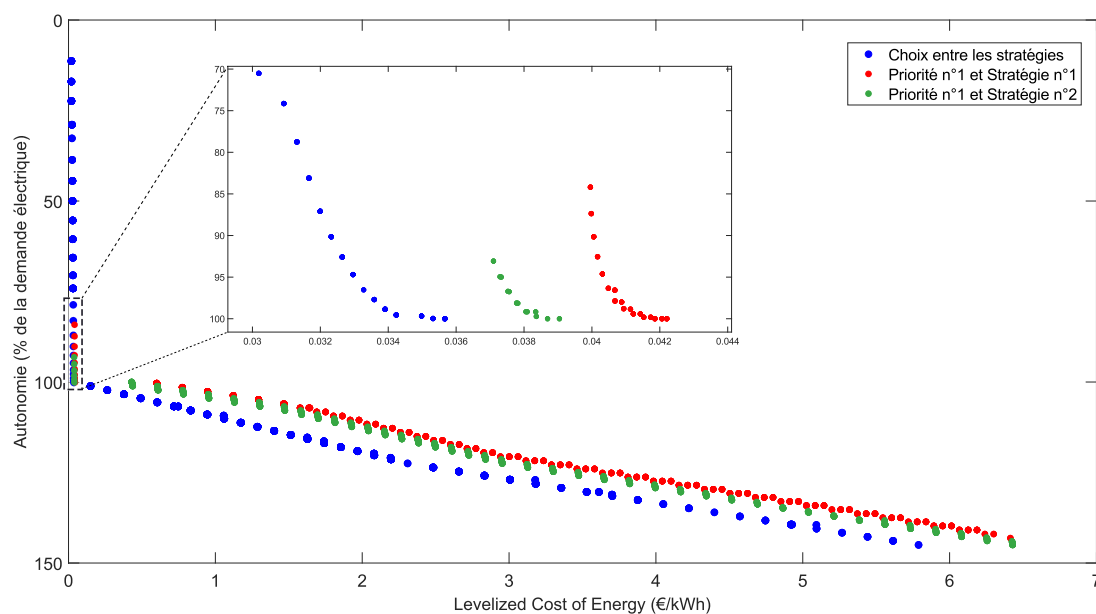


FIG. 4.18 – Comparaison des fronts de Pareto entre des optimisations avec un pilotage variable (bleu) ou fixé (rouge et vert), avec le LCOE et l'autonomie énergétique en objectifs

Influence du pilotage sur les paramètres de conception

Les contenus des solutions de l'optimisation sans contrainte sur le pilotage (a,b et c) et de celle imposant la stratégie n°1 (d et e) sont représentés sur la figure 4.19. On peut également retrouver leurs valeurs numériques dans le tableau C.4 en Annexes. Les microgrids de ces fronts sont représentés en abscisse et l'ordonnée quantifie la valeur de chaque paramètre. On peut alors constater que l'optimisation avec un pilotage variable permet de trouver des solutions plus diverses en termes de paramètres. En effet, les solutions avec la stratégie n°1 fixée sont composées d'éolien avec un peu de gaz pour les moins chères puis

d'éolien et de PV avec des stockeurs pour les autres, le niveau des stockeurs permettant d'améliorer l'autonomie. En considérant un pilotage variable, on trouve des solutions peu chères avec uniquement du PV, puis une combinaison PV/gaz et PV/gaz/éolien avec ou sans stockage et avec différentes surfaces de PV et nombre d'éoliennes. Enfin on constate l'utilisation de biomasse pour des coûts plus élevés. Si avec la stratégie n°1, la transition autour de 100% d'autonomie entre le gaz et le PV est intéressante pour les concepteurs de microgrids, **l'optimisation avec un pilotage variable offre une diversité bien plus grande** (et de meilleures performances comme vu ci-dessus) ce qui permet donc de choisir un microgrid non seulement en fonction de ses performances mais aussi des technologies installées.

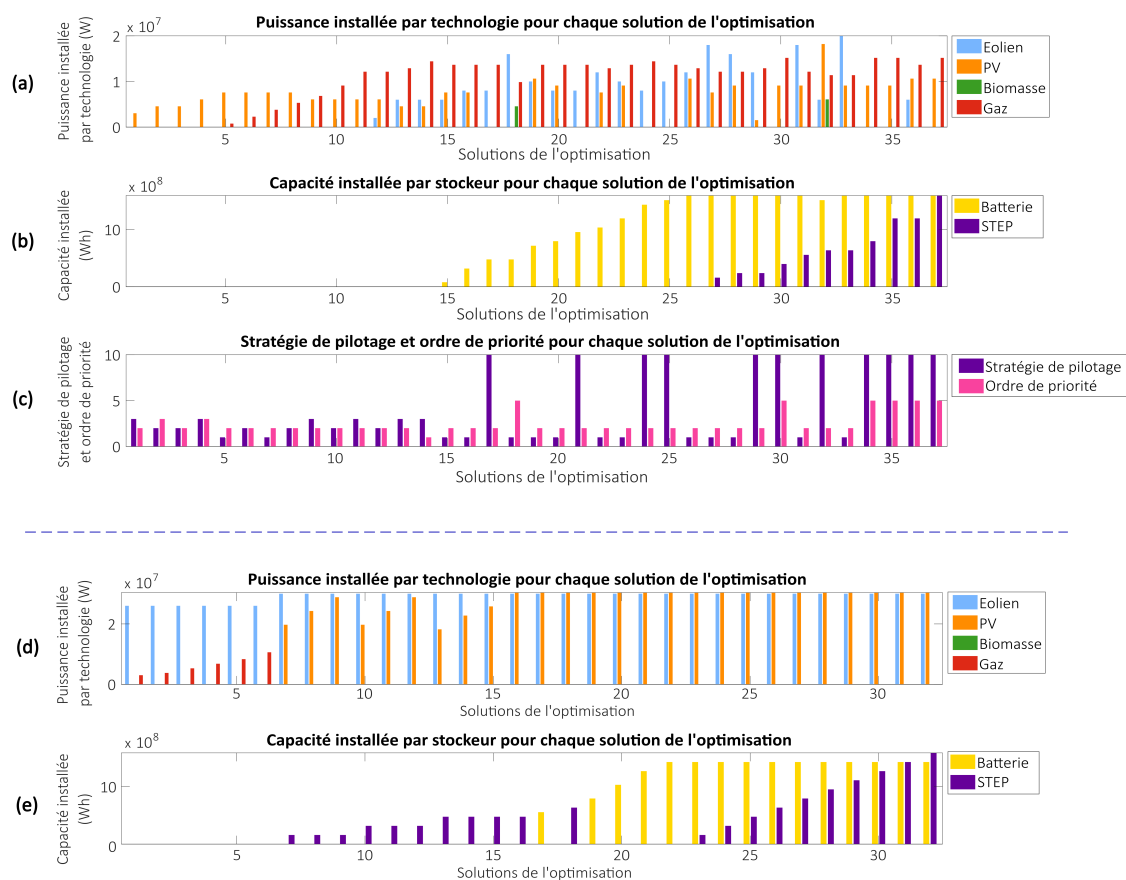


FIG. 4.19 – Paramètres de conception des microgrids solutions de l'optimisation avec un pilotage variable (a, b et c) et avec un ordre de priorité et la stratégie n°1 fixée (d et e)

On déduit donc de ces trois optimisations que **l'intégration des paramètres de pilotage dans les variables d'optimisation permettent bien d'élargir l'espace de conception** (c'est-à-dire de trouver des solutions nouvelles par rapport au cas standard fixant le pilotage) **et d'améliorer les performances des microgrids optimaux trouvés.**

4.7 Évaluation des performances sur une année

La simulation du fonctionnement d'un microgrid sur un an prend environ 23 secondes (voir section 4.11) ce qui rend l'usage de cette période compliquée pour dans un algorithme génétique en raison du temps de calcul induit. Toutefois, nous avons vu dans la sous-section 3.3.2 que si la période simulée pouvait avoir une influence sur l'évaluation des performances des microgrids, celle-ci était réduite par la boucle de convergence développée. Afin d'améliorer la précision de l'évaluation des performances des résultats de l'optimisation, il est donc possible de re-simuler le fonctionnement des microgrids trouvés afin d'évaluer leurs performances sur une année complète. Nous allons vérifier que ces microgrids ont des performances proches si on les simule sur un an (365 jours) et sur douze jours types afin de fournir des résultats plus précis dans un temps de calcul raisonnable.

La figure 4.20 montre sur un même graphique le front de Pareto final de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique et la réévaluation des performances de ces solutions sur une période de 1 an. Tout comme dans la sous-section 3.3.2, le surplus d'énergie dans les stockeurs est rapporté à la consommation électrique sur 12 jours afin de comparer le même indicateur d'autonomie. On observe donc une grande similitude entre les performances des microgrids sur 12 jours et sur 1 an, à l'exception de quelques cas autour de 100% d'autonomie. La distance par rapport à 7 points de référence (voir section 4.4) du front de Pareto initial est de 1,88 et celle du front réévalué de 4,65. De même les espacements respectifs de ces deux fronts sont de 0,001 et 0,004. Cela montre que les deux fronts présentent des solutions bien réparties dans l'espace des performances mais que l'évaluation sur 12 jours donne des performances légèrement meilleures (donc surestimées).

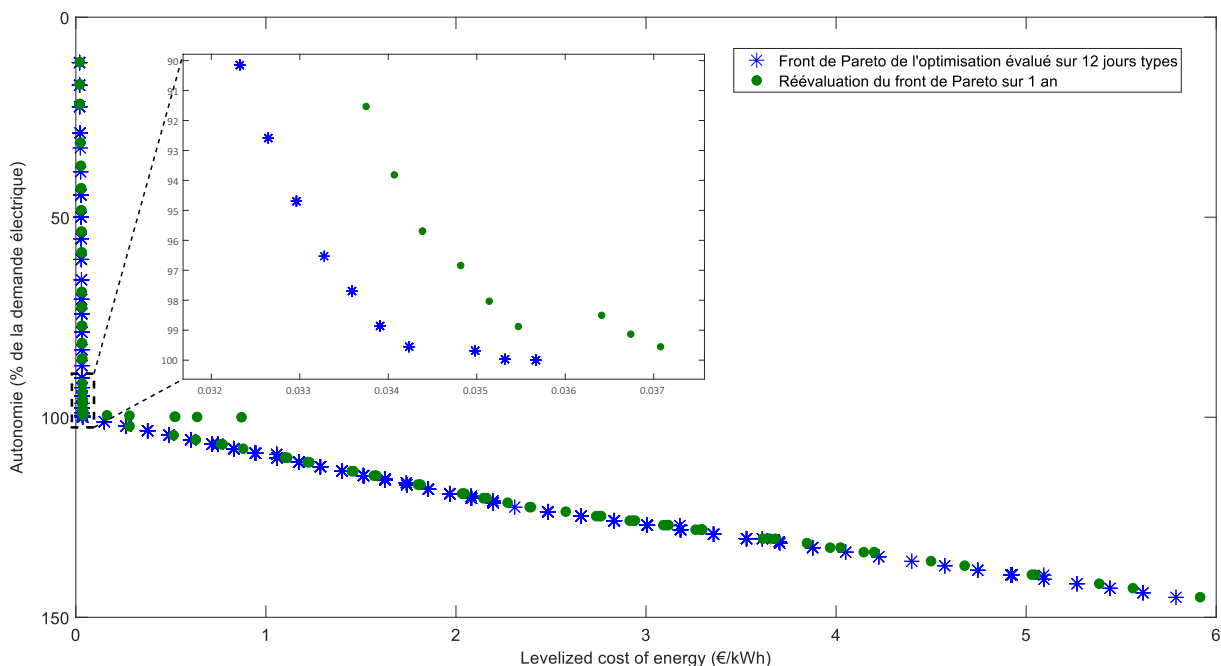


FIG. 4.20 – Front final de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique avec une simulation sur 12 jours types (en bleu) et réévaluation des performances des microgrids de ce front sur 1 an (en vert)

Si le processus d'optimisation peut devenir très chronophage lorsqu'on simule le fonctionnement des microgrids sur un an, on voit ici qu'il est, en revanche, tout à fait possible de ne simuler l'opération annuelle que de la population finale. On se fie donc à l'approximation obtenue sur 12 jours pour trouver les microgrids Pareto-optimaux puis on valide les performances de ces solutions par une simulation plus précise. On constate que l'écart faible entre les performances sur 12 jours et sur 1 an ne remet pas en cause l'utilisation de cette période raccourcie pour l'optimisation. La figure 4.21 illustre la fonction densité de probabilité des écarts entre l'autonomie énergétique des microgrids du front final évalués sur 1 an et sur 12 jours types. L'évaluation sur 12 jours a quasi-systématiquement tendance à sur-évaluer l'autonomie. Toutefois, l'écart maximal est de 8% de la demande sur 12 jours, la moyenne est de 0,7% et l'écart-type de 1,3%.

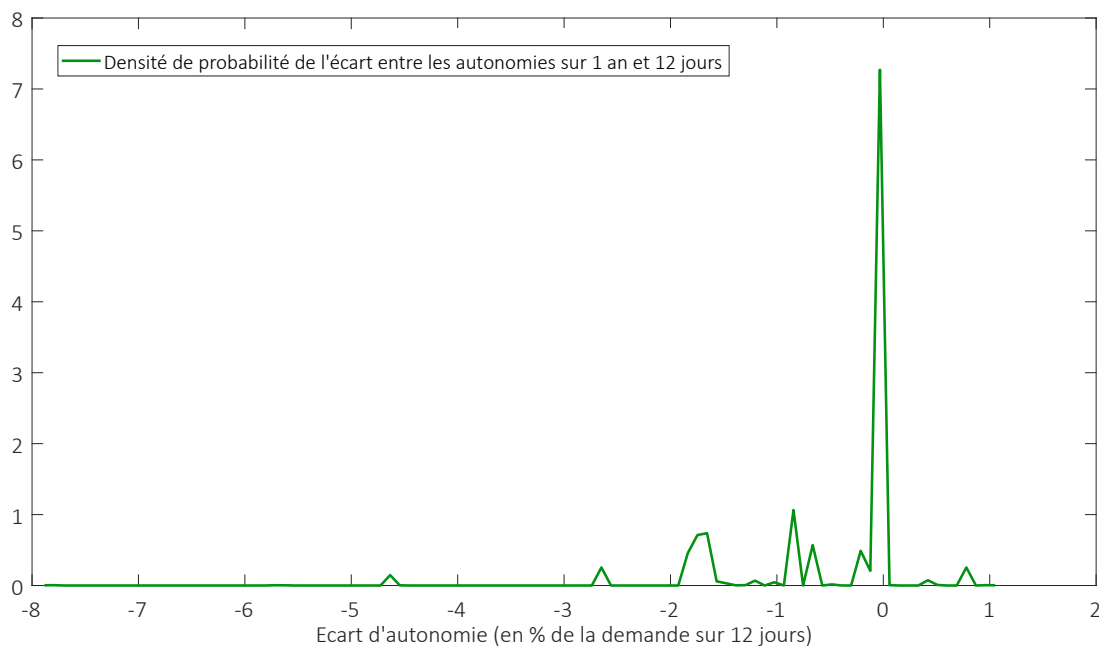


FIG. 4.21 – Fonction de densité de probabilité des écarts entre les autonomies énergétiques des microgrids du front de Pareto final évaluées sur 1 an et sur 12 jours

En ce qui concerne le LCOE, la figure 4.22 représente la fonction densité de probabilité des écarts entre le LCOE des microgrids du front final évalués sur 1 an et sur 12 jours types. Cette fois, l'évaluation sur 12 jours types a davantage tendance à sous-estimer le LCOE. L'écart maximal de LCOE est de 9,3% de la valeur du LCOE évalué sur 12 jours types. La moyenne des écarts est de 3,9% et l'écart-type est de 1,1%. Ces valeurs restent raisonnables si on considère le gain de temps obtenu en ne simulant que douze jours (division par 38 environ, voir section 4.11).

On peut donc confirmer que l'usage d'une période de 12 jours types pour la simulation et l'évaluation des performances n'engendre pas de grosses variations des résultats. Une réévaluation des solutions finales de l'optimisation permet d'augmenter la précision de l'évaluation des performances de ces dernières.

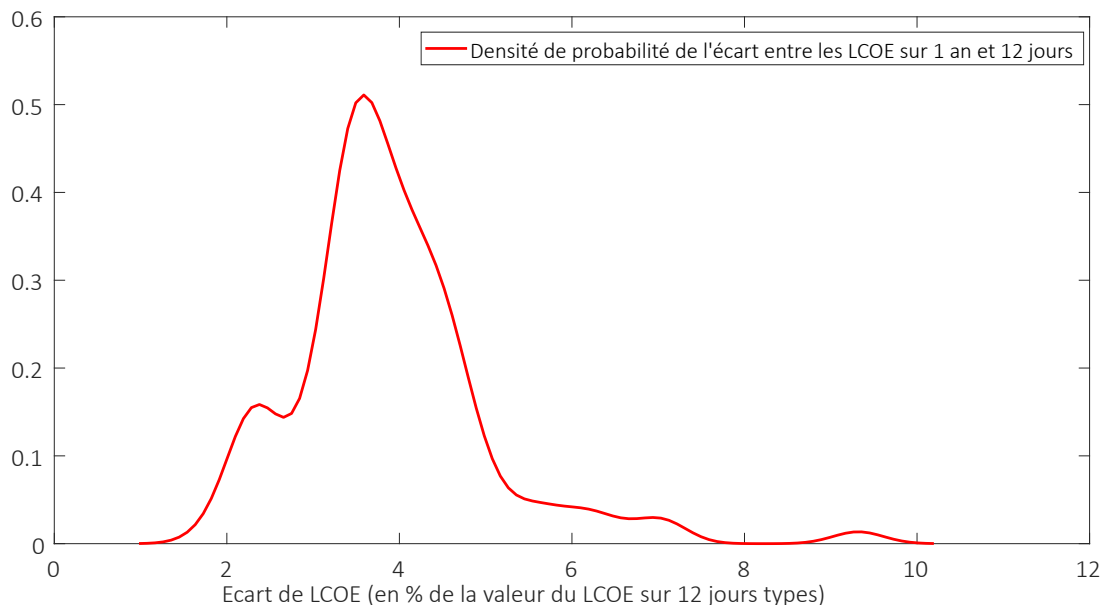


FIG. 4.22 – Fonction de densité de probabilité des écarts entre les LCOE des microgrids du front de Pareto final évalués sur 1 an et sur 12 jours

4.8 Comparaison à des optimisations mono-objectif

En raison de la complexité des enjeux liés au développement des systèmes énergétiques, nous avons fait le choix dans cette thèse de réaliser une optimisation multi-objectifs (MO). Cela permet de trouver plusieurs solutions qui sont, comme vérifié plus haut, des compromis entre les différents objectifs. Les études de dimensionnement des systèmes électriques étaient historiquement mono-objectif (SO), principalement centrées sur une minimisation des coûts. Cette partie a pour but de montrer l'intérêt de l'approche MO afin de trouver des solutions :

- proches de celles issues d'une méthode SO suivant l'objectif commun optimisé ;
- plus performantes sur d'autres objectifs ;
- plus diversifiées.

Dans une optique de comparaison avec ces méthodes mono-objectif, nous avons donc réalisé des optimisations SO suivant des objectifs économiques et techniques. Ces optimisations SO ont été réalisées sous Matlab avec un algorithme d'optimisation par essais particuliers (fonction *particleswarm* déjà implémentée dans Matlab).

L'optimisation PSO, développée par J. Kennedy et R. Eberhart [197] en 1995, a déjà été brièvement présentée dans la section 1.4. Elle s'inspire du mouvement des groupes d'oiseaux. Un essaim de particules (c'est-à-dire des microgrids dans notre cas) est initialisé aléatoirement. On associe à chaque particule une position (définie par ses paramètres de conception), une vitesse (initialement nulle) et une performance (l'objectif à minimiser). Les particules vont ensuite se déplacer afin d'atteindre l'optimum global, c'est-à-dire la position minimisant la fonction-objectif définie. A chaque itération, la nouvelle vitesse associée à une particule dépend de sa vitesse actuelle, de la meilleure position atteinte par cette particule et de la meilleure position atteinte par une particule dans son entourage. Contrairement à l'algorithme génétique NSGA-II, la méthode PSO est adaptée à une

optimisation mono-objectif. Nous n'avons toutefois pas comparé ses performances avec d'autres méthodes SO. Les paramètres d'optimisation utilisés dans la fonction *particuleswarm* de Matlab sont : un essaim de 2000 particules et un critère d'arrêt conditionné à la convergence de la meilleure performance atteinte sur les 20 dernières itérations.

La figure 4.23 représente le front de Pareto de l'optimisation MO minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique ainsi que les solutions (uniques) des deux optimisations SO minimisant chaque objectif séparément. On y constate que ces solutions optimisent bien l'objectif voulu mais cela au détriment du second. De plus, elles ne proposent qu'un seul microgrid ce qui masque la diversité des solutions issues de l'optimisation MO. On constate aussi que la solution minimisant l'autonomie n'est pas sur le front de Pareto de l'optimisation MO. Cela est probablement dû à une taille d'essaim trop petite qui conduit à trouver un minimum local.

Par ailleurs, le temps de calcul nécessaire à ces optimisations reste conséquent car il a fallu environ 16h pour minimiser l'autonomie et 5h pour minimiser le LCOE, donc pour trouver à chaque fois une seule solution.

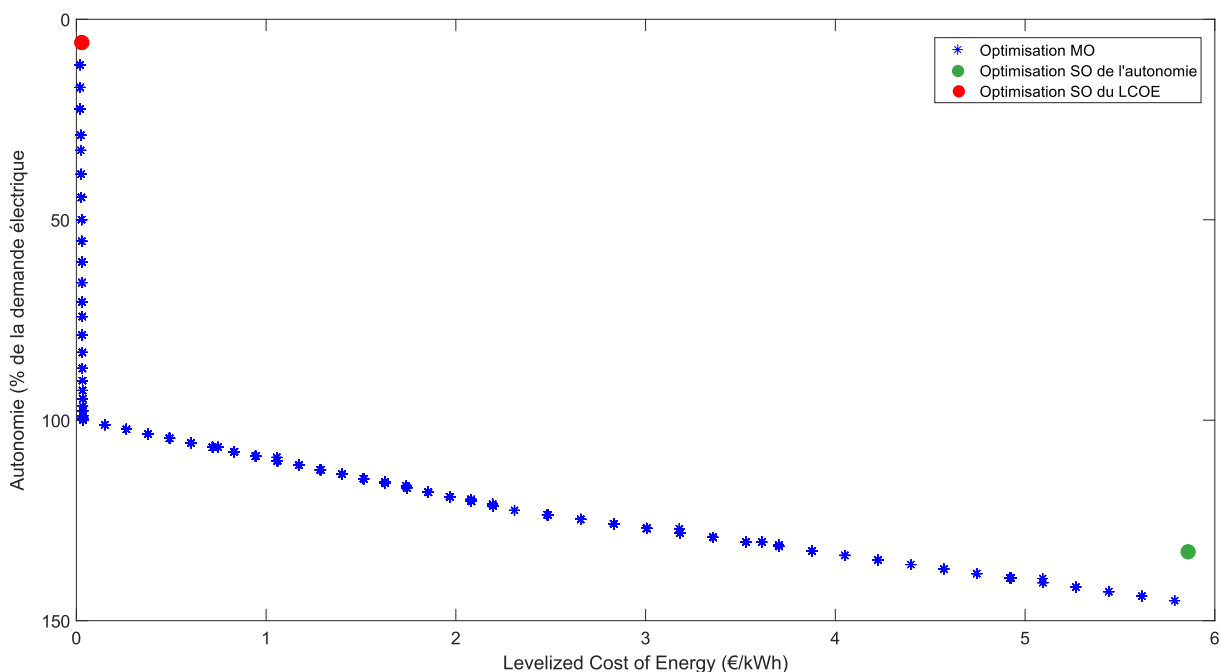


FIG. 4.23 – Front final de l'optimisation MO minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu), solution de l'optimisation SO minimisant le LCOE (en rouge) et solution de l'optimisation SO minimisant l'autonomie (en vert)

Il y a donc bien un intérêt à utiliser une méthode d'optimisation multi-objectif pour trouver diverses solutions performantes suivant les deux objectifs.

4.9 Comparaison à des optimisations multi-objectifs pondérées

4.9.1 Comparaison des performances

On vient de voir l'intérêt de l'approche multi-objectifs comparée avec une approche mono-objectif. Toutefois, un grand nombre d'études pondèrent leurs différents objectifs afin de ne minimiser qu'une seule fonction. Cette méthode conduit à trouver une unique solution pour une pondération donnée. On peut alors faire varier cette pondération afin de retrouver un front de Pareto. Nous allons comparer ici notre approche MO non pondérée avec une répétition d'optimisations MO pondérées avec diverses pondérations.

Nous utilisons, comme pour les optimisations SO, l'algorithme PSO de Matlab avec un essaim de 100 particules (voir section 4.8). On cherche à minimiser une fonction combinant le LCOE et l'autonomie énergétique. Pour cela, chaque objectif est d'abord normalisé. Ensuite, on fait varier les pondérations associées à chaque indicateur de 0,1 à 0,9 (la somme des deux coefficients de pondération étant toujours égale à 1).

On normalise l'autonomie sur la plage 0% à 200% d'autonomie. En ce qui concerne le LCOE, la valeur obtenue après l'optimisation doit être divisée par un coût de référence. Toutefois on constate expérimentalement qu'étant donné la différence d'ordre de grandeur entre les plus faibles valeurs de LCOE (environ 0,02 €/kWh) et les plus élevées (environ 7 €/kWh), on est obligé de faire évoluer le coût de référence selon la pondération choisie. La valeur de référence augmente globalement avec le coefficient de pondération de l'autonomie afin d'obtenir des résultats cohérents.

La figure 4.24 représente à la fois le front de Pareto issu de l'optimisation non pondérée minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique (en bleu) et dix microgrids trouvés avec les différentes optimisations pondérées. Chaque point du graphe est un microgrid dont le LCOE est indiqué en abscisse et l'autonomie en ordonnée. Les optimisations pondérées sont caractérisées par la pondération autonomie/LCOE et par la référence utilisée pour normaliser le LCOE (en €/kWh). Plusieurs valeurs de coût de référence ont été testées pour chaque pondération et seule la solution Pareto optimale a été gardée.

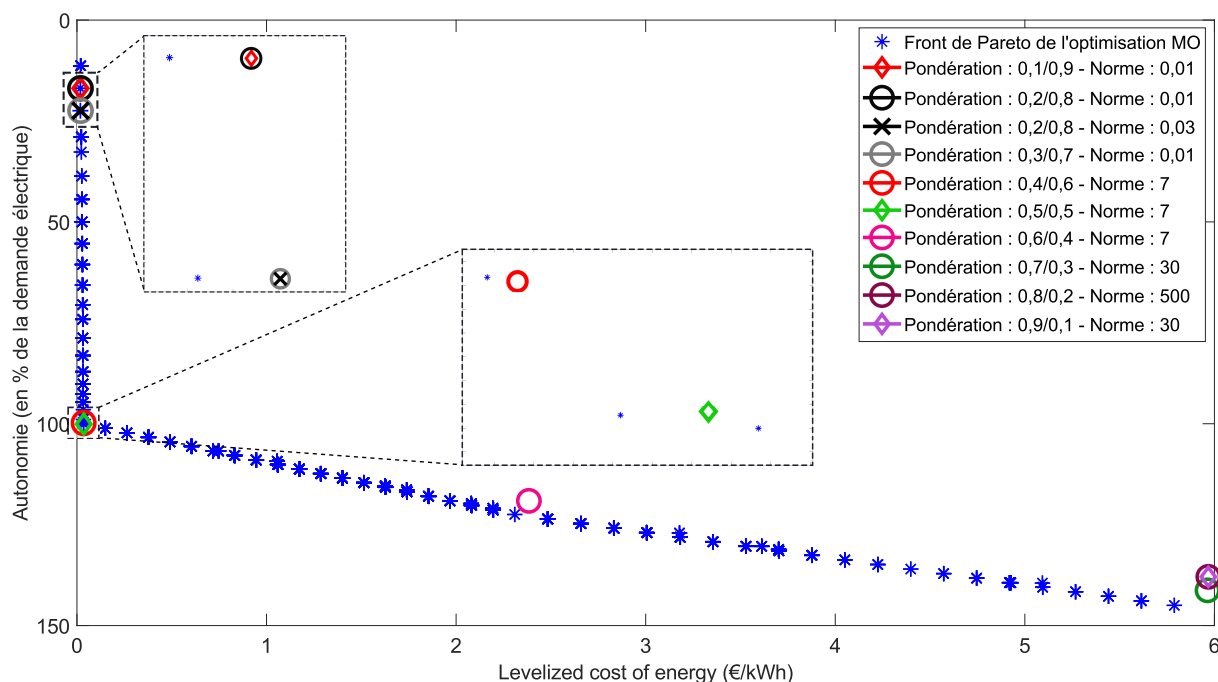


FIG. 4.24 – Front final de l'optimisation MO LCOE/autonomie énergétique (en bleu) et solutions des optimisations MO pondérées avec diverses pondérations et normes

On constate tout d'abord que les différentes solutions trouvées par les optimisations pondérées sont quasiment sur le front de Pareto de l'optimisation non pondérée pour les autonomies inférieures à 100% mais qu'elles sont un peu en retrait ensuite. Cela pourrait s'expliquer par une taille d'essaim trop petite ayant menée à une convergence vers un optimum local. Les solutions issues de l'optimisation non pondérées ont donc des performances au moins aussi bonnes que celles issues des optimisations pondérées.

Ensuite, les solutions issues des optimisations pondérées sont assez mal réparties sur le front de Pareto. En particulier, il n'y a aucune solution ayant une autonomie entre 22,4% et 99,7% et seulement une solution entre 100% et 141%. De plus, les solutions trouvées avec des coefficients de pondération pour l'autonomie de 0,1 et 0,2 (avec la référence de 0,01 €/kWh) ont les mêmes performances. Tout comme celles avec des pondérations de 0,4 et 0,5 (référence de 7 €/kWh) ou de 0,8 et 0,9 (référence de 500 €/kWh pour la première et de 30 €/kWh pour la seconde). La diversité des performances est donc assez faible.

Enfin la différence d'ordre de grandeur du LCOE évoquée plus haut engendre une plus grande complexité dans la mise en place de l'optimisation pondérée. En effet, selon la référence de coût choisie pour normaliser le LCOE, on n'obtient pas du tout la même solution en fin d'optimisation. On peut le visualiser sur la figure 4.24 avec deux références différentes (mais pourtant proches) pour la pondération autonomie/LCOE de 0,2/0,8 : 0,01 €/kWh et 0,03 €/kWh. Chacune de ces deux optimisations conduit à une solution différente sur le front de Pareto correspondant à deux points successifs du front de Pareto non pondéré. De plus, la normalisation avec 0,03 €/kWh comme référence mène à la même solution que l'optimisation avec une pondération de 0,3/0,7 mais une norme de 0,01 €/kWh. Par opposition, l'optimisation non pondérée utilisant l'algorithme NSGA-II ne nécessite qu'une seule configuration et permet de trouver 1000 solutions (dans notre cas) sans risque de mauvaise convergence due à une normalisation inadaptée.

4.9.2 Comparaison des paramètres de conception

La figure 4.25 représente le contenu des solutions issues des optimisations pondérées ainsi que quelques solutions de l'optimisation non pondérée. Ces dernières ont été choisies pour leur proximité en termes de performances avec les solutions avec pondération. Les valeurs des paramètres de conception sont détaillées dans le tableau 4.5. Pour chaque microgrid solution (en abscisse), la figure 4.25.a donne la puissance installée par technologie de production, la figure 4.25.b donne la capacité de stockage installée par stockeurs et la figure 4.25.c indique les ordres de priorité et stratégies appliqués. Les identifiants des microgrids désignent ceux issus d'une optimisation pondérée ("Pond") ou non ("MO"). L'indice après "Pond" représente la pondération appliquée à l'indicateur autonomie : Pond1 signifie donc que ce coefficient de pondération est de 0,1 (et donc 0,9 pour le LCOE). Les indices après "MO" servent uniquement à différencier les microgrids.

De manière générale, il y a comme attendu des différences suivant les pondérations, avec des solutions composées uniquement de PV lorsqu'on privilégie le LCOE et des solutions combinant PV, centrale à gaz et éventuellement éolien avec des stockeurs lorsqu'on favorise le critère d'autonomie. On peut également observer que les solutions des optimisations pondérées dont les performances sont égales (Pond1 et Pond2, Pond4 et Pond5, Pond8 et Pond9) ont des paramètres différents, même s'il ne s'agit parfois que des paramètres de pilotage. Le changement de pondération a donc bien une influence sur le résultat même dans ces cas-là.

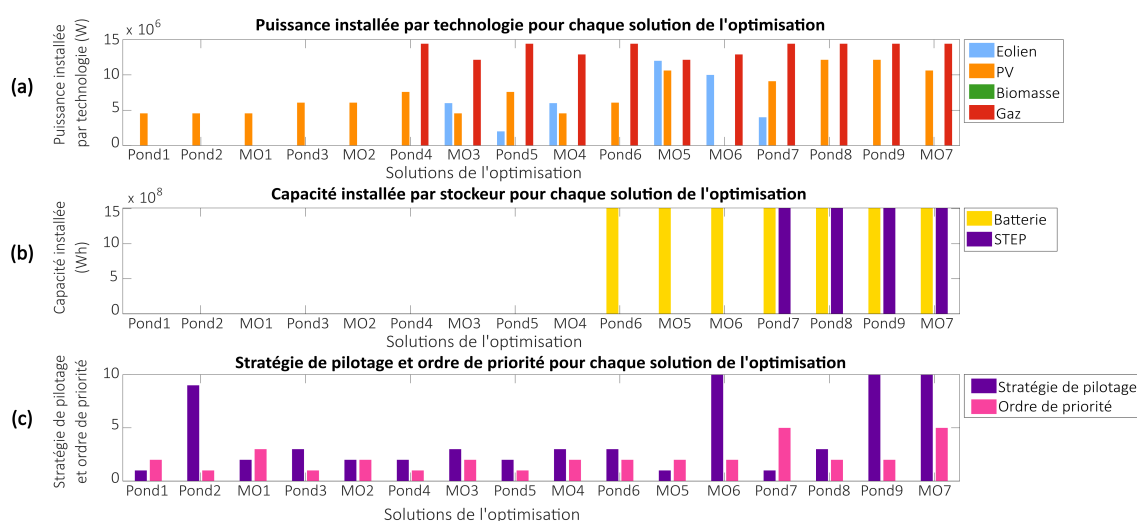


FIG. 4.25 – Paramètres de conception de 9 microgrids issus de diverses optimisations MO pondérées et de 7 microgrids issus de l'optimisation MO minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique. Pour chaque solution : (a) puissance installée par technologie de production, en W ; (b) capacité installée par stockeur, en kWh ; (c) stratégie de pilotage et ordre de priorité

Certains microgrids issus du front de Pareto de l'optimisation non pondérée sont aussi représentés sur la figure 4.25 en raison de la proximité de leurs performances avec celles des solutions pondérées. En effet, comme on peut le vérifier dans le tableau 4.5, le microgrid MO1 a des performances proches des microgrids Pond1 et Pond2 et ainsi de suite chaque microgrid "MO" est proche du ou des microgrids "Pond" qui le précèdent directement dans

le tableau. Ces microgrids non pondérés diffèrent de ceux pondérés par leurs paramètres technologiques, comme MO3 et Pond4 ou MO4 et Pond5, ou de pilotage, comme MO1 et Pond2 ou MO7 et Pond8 par exemple. De plus, les microgrids MO5 et MO6 ont tous les deux des performances proches du microgrid Pond6 (qui est d'ailleurs dominé par eux au sens de Pareto). On voit donc qu'en exécutant une optimisation MO non pondérée, on trouve des microgrids proches en termes de performances de ceux issus de plusieurs optimisations pondérées mais avec des paramètres différents. Cela permet de donner plus de liberté quant au choix du microgrid le plus adapté en autorisant une sélection a posteriori fondée sur le type de technologies installées. Par exemple, pour des performances équivalentes Pond6 propose une combinaison de PV, gaz et batterie alors que MO5 augmente la surface de PV installée et inclut également des éoliennes mais réduit la puissance de gaz installée.

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
Pond1	-	45 000	-	-	-	-	1	2	0,02	17%
Pond2	-	45 000	-	-	-	-	9	1	0,02	17%
MO1	-	45 000	-	-	-	-	2	3	0,02	17%
Pond3	-	60 000	-	-	-	-	3	1	0,02	22%
MO2	-	60 000	-	-	-	-	2	2	0,02	22%
Pond4	-	75 000	-	14,3	-	-	2	1	0,04	100%
MO3	3	45 000	-	12,0	-	-	3	2	0,03	100%
Pond5	1	75 000	-	14,3	-	-	2	1	0,04	100%
MO4	3	45 000	-	12,8	-	-	3	2	0,04	100%
Pond6	-	60 000	-	14,3	1 520	-	3	2	2,38	119%
MO5	6	105 000	-	12,0	1 520	-	1	2	2,31	122%
MO6	5	-	-	12,8	1 520	-	10	2	2,31	123%
Pond7	2	90 000	-	14,3	1 520	1 520	1	5	5,96	141%
Pond8	-	120 000	-	14,3	1 520	1 520	3	2	5,97	138%
Pond9	-	120 000	-	14,3	1 520	1 520	10	2	5,97	138%
MO7	-	105 000	-	14,3	1 520	1 520	10	5	5,79	145%

TAB. 4.5 – Valeurs des paramètres de conception de 9 microgrids issus de diverses optimisations MO pondérées et de 7 microgrids issus de l'optimisation MO minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique

4.9.3 Comparaison des temps de calcul

L'optimisation MO non pondérée (avec 1000 individus et 300 générations), fondée sur une simulation du fonctionnement des microgrids sur une période de 12 jours représentatifs de l'année, prend environ 48h pour s'exécuter (voir section 4.11). Elle permet de trouver 1000 microgrids finaux, compromis entre les diverses performances. Si l'on souhaite recréer cette variété de résultats à l'aide de plusieurs optimisations MO pondérées, il est nécessaire que ces dernières trouvent des solutions diversifiées suivant la pondération appliquée (et nous avons vu dans la sous-section 4.9.1 que cela n'était pas forcément le cas, notamment à cause des problèmes de normalisation) mais également que le temps de calcul de chaque optimisation pondérée soit raisonnable.

Or, avec une taille d'essaim assez faible de 100 particules, le tableau 4.6 montre le temps d'exécution de l'optimisation pour chaque pondération. On constate tout d'abord que ce temps varie grandement en fonction de la pondération et ce principalement en raison de la référence de LCOE choisie pour la normalisation du critère économique : plus le LCOE de référence est grand, plus l'optimisation dure longtemps. Ensuite, le temps minimal est de 14 minutes. Si on répliquait l'optimisation pondérée 1000 fois pour recréer les points du front de Pareto de l'optimisation non pondérée, cela prendrait donc au minimum 9,7 jours, soit quasiment cinq fois plus de temps. Et cela en sachant que les pondérations fixées seraient discrètes donc qu'il serait toujours possible de manquer une des solutions trouvées par l'optimisation MO non pondérée. En effet, un avantage des algorithmes génétiques est qu'ils explorent l'ensemble de l'espace de conception et peuvent ainsi trouver des solutions qui correspondraient à n'importe quelle pondération.

Pondération autonomie/LCOE	0,1/0,9	0,2/0,8	0,3/0,7	0,4/0,6	0,5/0,5	0,6/0,4	0,7/0,3	0,8/0,2	0,9/0,1
Coût de référence (€/kWh)	0,01	0,01	0,01	7	7	7	30	500	30
Temps (minutes)	16	23	14	27	23	175	55	55	77

TAB. 4.6 – Temps de calcul nécessaire pour les optimisations MO pondérées suivant la pondération adoptée et la référence de LCOE choisie

Pour conclure, **l'utilisation d'une méthode d'optimisation multi-objectifs non pondérée permet de trouver des solutions plus diverses en termes de paramètres et de performances qu'avec plusieurs optimisations pondérées et cela en un temps réduit.**

4.10 Validation par rapport à des optimisations multi-objectifs non pondérées

Finalement, après avoir vérifié l'intérêt de notre approche d'optimisation MO non pondérée vis-à-vis de méthodes SO ou MO pondérées, nous souhaitons valider nos résultats par rapport à un autre logiciel similaire au nôtre. Pour cela nous choisissons le logiciel MHOGA (*MegaWatt Hybrid Optimization by Genetic Algorithm*, variante du logiciel iHOGA) développé conjointement par l'Université de Saragosse et le groupe Sistener Ingenieros [240]. En effet, ce logiciel a la particularité d'utiliser également un algorithme génétique pour réaliser une optimisation multi-objectifs non pondérée. Les résultats d'optimisation issus de l'outil développé dans le présent travail et de MHOGA seront comparés afin de vérifier la performance et la diversité des microgrids trouvés.

4.10.1 Description de l'outil iHOGA/MHOGA

Le logiciel iHOGA (*improved Hybrid Optimization by Genetic Algorithm*) est un "logiciel de simulation et d'optimisation de systèmes électriques hybrides composés d'énergies renouvelables, connectés ou isolés du réseau électrique"¹. Toutefois iHOGA est limité à

¹Site internet de iHOGA : <https://ihoga.unizar.es/en/>

des installations de quelques watts à 5 MW. Le logiciel MHOGA est la version de iHOGA pour des systèmes électriques de plus de 5 MW de puissance. Il propose également plus de flexibilité sur l'importation de données concernant la production éolienne et photovoltaïque.

Le pas de temps de simulation peut être choisi entre une minute et une heure dans MHOGA. La période simulée est par défaut de 1 an mais on peut définir une période plus longue (25 ans par défaut). Dans le cas d'une simulation sur 1 an, toutes les années d'opération du microgrid sont supposées identiques. Les données météorologiques d'entrée du logiciel (irradiation solaire, vitesse du vent ou température) peuvent être téléchargées automatiquement depuis le site de la NASA, depuis le site PVGIS (données horaires) ou depuis Renewables Ninja. Parmi les technologies modélisées on retrouve entre autres les éoliennes, PV, turbines hydroélectriques (avec ou sans stockage), batteries et générateurs d'appoint (diesel notamment). L'ensemble des caractéristiques techniques de MHOGA peuvent être retrouvées dans le guide d'utilisation [241].

Un premier intérêt de iHOGA/MHOGA dans notre cas est que ce logiciel utilise des modèles avancés pour modéliser les différentes technologies et qu'il prend en compte plusieurs stratégies de pilotage. Les variables d'optimisation sont donc les paramètres technologiques des technologies installées mais aussi les stratégies de pilotage. Les stratégies globales considérées sont la *Load Following Strategy* et la *Cycle Charging Strategy* (voir sous-section 1.2.5). On peut également choisir d'optimiser certaines variables liées à des stratégies plus précises sur la gestion des batteries par exemple.

Par ailleurs, il permet de réaliser à la fois des optimisations mono-objectifs, en minimisant le Net Present Cost (NPC) par exemple, mais aussi des optimisations multi-objectifs non pondérées, en minimisant les émissions de GES et la demande non fournie en plus du coût par exemple. Tout comme l'outil développé ici, il propose alors plusieurs solutions qui sont des compromis entre les différents objectifs. L'optimisation est réalisée grâce à deux algorithmes génétiques. Le premier algorithme a pour objectif de trouver les configurations optimales de technologies alors que le second optimise la stratégie de pilotage pour chaque configuration testée. Ces algorithmes sont inspirés de SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) et SPEA 2. Dans le cas d'une optimisation MO, le premier algorithme cherche à optimiser conjointement les différents objectifs mais le second, portant sur le pilotage, ne cherche que l'unique stratégie minimisant le coût pour une combinaison donnée de technologies. Il est également possible de choisir une option pour évaluer toutes les combinaisons possibles plutôt que d'utiliser les algorithmes génétiques.

L'interface principale du logiciel est présentée sur la figure 4.26. On y visualise à gauche les boutons permettant de préciser les données d'entrée et les paramètres de chaque technologie. Au centre on trouve le choix des technologies prises en compte, la plage de valeurs du nombre de chaque installation, les contraintes supplémentaires et quelques paramètres de simulation et optimisation. Les stratégies de pilotage sont définies dans l'onglet "Control strategies".

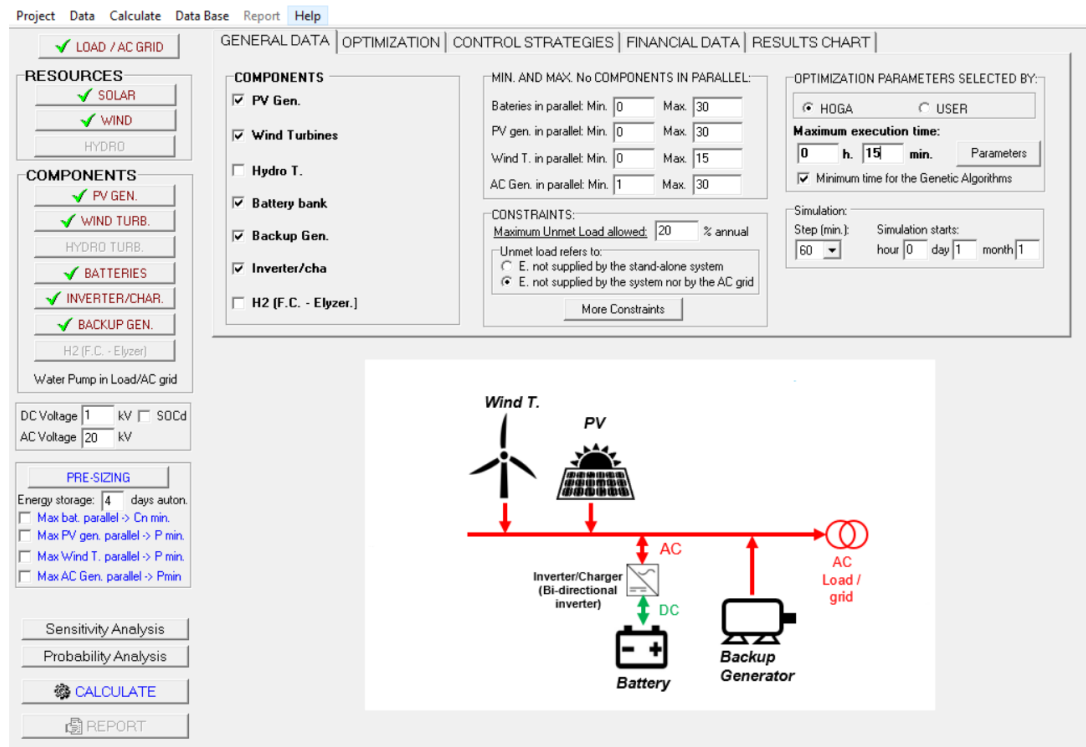


FIG. 4.26 – Capture d'écran de l'interface utilisateur de MHOGA

L'onglet "Optimization" permet de préciser le type d'optimisation voulue (mono ou multi-objectifs) et de choisir les objectifs à considérer. Via le choix des paramètres on peut aussi choisir entre des optimisations énumératives ou via des algorithmes génétiques ainsi que les paramètres des algorithmes (taille de population, nombre de générations, taux de croisement et mutation et enfin critère d'arrêt). On peut alors visualiser les temps de calcul estimés pour chaque option d'optimisation (voir figure 4.27).

NUMBER OF CASES AND TIME EXPECTED					
Computation speed: 45,203 cases/second					
		<u>EVAL. ALL</u>	<u>POP. (% ALL)</u>	<u>GEN. ALG. (% ALL)</u>	
MAIN ALG. (COMB. COMPONENTS):		2767680 (1x2767680)	1422 (0,05%)	20335 (0,73%)	
SEC. ALG. (COMB. STRATEGIES):		2	3 (150%)	41 (2050%)	
	<u>MAIN ALG.</u>	<u>SEC. ALG.</u>	<u>NUMBER OF CASES</u>	<u>%</u>	<u>TIME EXPECTED</u>
OPTION 1:	EVAL. ALL	EVAL. ALL.	5535360	100 %	1 days 10h
OPTION 2:	EVAL. ALL	GEN. ALG.	113474880	2050 %	29 days 1h
OPTION 3:	GEN. ALG.	EVAL. ALL.	40670	0,73 %	0h 14' 59"
OPTION 4:	GEN. ALG.	GEN. ALG.	833735	15,1 %	5h 7'
<p>Optimization of the combination of components by means of Genetic Algorithms. It is not guaranteed to obtain the optimal combination of components, but this is probable to obtain the optimal or a solution near the optimal</p>					

FIG. 4.27 – Nombre de cas étudiés et temps de calcul estimé en fonction du choix d'optimisation dans MHOGA

4.10.2 Description du cas d'étude

Afin de comparer l'outil développé ici à MHOGA, nous allons choisir un cas d'étude adapté aux deux logiciels. Nous choisissons tout d'abord d'importer les données météorologiques et de consommation utilisées précédemment dans MHOGA (voir sous-section 3.2.1). Il s'agit cette fois des données de l'année 2015 entière avec un pas de temps horaire (8760 pas de temps donc).

Quatre technologies sont considérées pour faire partie du microgrid :

- une éolienne de 2 MW (la courbe de puissance est tirée de MHOGA) ;
- une installation PV de 1 MW crête ;
- un générateur diesel de 1 MW ;
- une batterie de 100 kWh avec un C-rate de 2 (elle peut donc se décharger en 30 minutes).

PV		Éolienne	
Puissance nominale (MWc)	1	Puissance nominale (MW)	2
Coût initial (M€)	1	Coût initial (M€)	2
Coût d'O&M (%/an)	1	Coût de remplacement (M€)	1,6
Durée de vie (an)	25	Coût d'O&M (%/an)	2
NOCT (°C)	43	Durée de vie (an)	20
Puiss T.coef (%/°C)	-0,4	Hauteur (m)	100
Émissions (kgCO2/kWc)	800	Émissions de CO2 (kt)	1,5
Générateur diesel		Batterie	
Puissance nominale (MVA)	1	Capacité nominale (kA.h)	100
Coût initial (M€)	0,5	Tension (kV)	1
Coût d'O&M (€/h)	20	Coût initial (M€)	30
Durée de vie (h)	40000	Coût d'O&M (%/an)	1
P _{min} (% de P _{nominal})	30	SoE _{min} (%)	10
Type de carburant	diesel	Auto-décharge (%/mois)	1
Coût du carburant (€/L)	1,3	I _{max} (kA)	200
Taux d'inflation du carburant (%)	3	Rendement (%)	92
Émissions (kgCO2/L) (%)	3,5	Type	Li

TAB. 4.7 – Paramètres technologiques des composants du microgrid dans MHOGA

Leurs paramètres technologies proviennent de la base de données de MHOGA et sont représentés dans le tableau 4.7. Le modèle de centrale pilotable développé dans le présent travail permet de modifier facilement les paramètres de la technologie (en particulier ceux économiques et environnementaux) afin de prendre en compte le changement de carburant du gaz au diesel. Une conversion est toutefois nécessaire pour passer d'un coût par litre dans MHOGA à un coût par kilowattheure produit dans notre outil.

La distance entre les installations est conservée (voir section 3.2.2) car non utilisée dans MHOGA et la tension des lignes électriques est de 20 kV.

La plage de valeur des quatre paramètres de conception technologiques (nombre d'éoliennes, d'installations PV, de générateurs diesel et de batterie) va de 0 à 30, sauf pour le nombre d'éoliennes que l'on limite à 15. Les stratégies de pilotage autorisées dans MHOGA sont la *Load Following Strategy* (soit dans notre outil l'ordre de priorité n°1 et la stratégie n°1) et la *Cycle Charging Strategy* (soit dans notre outil l'ordre de priorité n°1 et la stratégie n°2).

On retrouve dans le tableau 4.8 les plages de valeurs et les valeurs de discrétisation appliquées à chaque paramètre de conception, à la fois dans MHOGA et dans notre outil. Les principales différences sont la conversion de la puissance installée de PV (en watts crêtes dans MHOGA) à la surface installée (en m² dans notre outil) ainsi que la traduction des stratégies Load Following et Cycle Charging via les paramètres d'ordre de priorité et de stratégie de pilotage.

Paramètres	MHOGA		Outil développé	
	Plage de valeurs	Discrétisation	Plage de valeurs	Discrétisation
Puissance/surface de PV	0 - 30 MW	1 MW	0 - 300 000 m ²	10 000 m ²
Nombre d'éoliennes	0 - 15 éoliennes	1 éolienne	0 - 15 éoliennes	1 éolienne
Puissance de diesel	0 - 30 MW	1 MW	0 - 30 MW	1 MW
Capacité de batterie	0 - 30 MWh	1 MWh	0 - 30 MWh	1 MWh
Ordre de priorité	n°1	1	n°1	1
Stratégie de pilotage	n°1 - 2	1	n°1 - 2	1

TAB. 4.8 – Paramètres technologiques des composants du microgrid dans MHOGA

En ce qui concerne le processus d'optimisation, on conserve une taille de population de 1000 individus et un nombre maximal de 300 générations dans notre outil. MHOGA laisse la possibilité de modifier ces paramètres mais nous choisissons de laisser les valeurs suggérées, c'est-à-dire 1446 individus et 15 générations. En revanche, nous imposons les mêmes taux de croisement et mutation dans les deux logiciels (respectivement 90% et 10%).

Les objectifs de l'optimisation sont le LCOE et l'autonomie énergétique avec l'outil développé et le NPC et la demande non équilibrée (relativement proche de l'autonomie énergétique mais ne prenant pas en compte le surplus de stockage) avec MHOGA. MHOGA demande d'indiquer une valeur maximale, en pourcentage, pour la demande non équilibrée. Nous choisissons une valeur de 20%. Si les deux objectifs économiques sont différents, ils sont tout de même liés et cela reste pertinent de comparer les deux optimisations sur leur capacité à trouver plusieurs solutions Pareto-optimales cohérentes, diverses en performances et en paramètres.

4.10.3 Validation de l'approche d'optimisation

Résultats d'optimisation avec MHOGA

Une fois l'optimisation effectuée dans MHOGA, on obtient un tableau synthétisant les diverses performances des microgrids solutions (celles optimisées mais d'autres aussi), les paramètres de conception et les échanges énergétiques sur la période d'étude. Les paramètres de conception des résultats et leurs performances sont présentés dans le tableau 4.9. Chaque ligne représente une solution. La première colonne désigne l'identifiant de cette solution, les six suivantes sont les paramètres de conception et les trois dernières sont les performances de ces microgrids. Les paramètres de conception de MHOGA ont été adaptés au format utilisé dans ce travail afin de mieux les comparer à nos résultats par la suite (par exemple on indique la surface de PV au lieu de la puissance).

En termes de diversité des paramètres, on peut constater que les solutions se ressemblent beaucoup car le principal élément les différenciant est le nombre de générateurs diesel (quatre des dix-neuf microgrids ont 29 installations PV au lieu de 30 pour les autres). Toutes les solutions appliquent la Load Following Strategy. Cette faible diversité ne donne donc que peu de choix aux concepteurs de microgrids.

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance de diesel (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Demande non équilibrée (%)	Emissions CO2 (kt/an)
1	15	300000	1	100	1	1	0,098	14,3%	13
2	15	300000	4	100	1	1	0,098	16,4%	11
3	15	300000	12	100	1	1	0,102	18,6%	10
4	15	300000	5	100	1	1	0,112	12,3%	15
5	15	300000	6	100	1	1	0,119	10,4%	16
6	15	290000	7	100	1	1	0,125	8,6%	17
7	15	290000	4	100	1	1	0,129	5,5%	20
8	15	300000	8	100	1	1	0,131	6,9%	19
9	15	290000	1	100	1	1	0,133	0,1%	24
10	15	300000	3	100	1	1	0,136	0,8%	23
11	15	300000	10	100	1	1	0,141	4,1%	21
12	15	300000	7	100	1	1	0,142	2,1%	22
13	15	290000	9	100	1	1	0,143	3,0%	22
14	15	300000	9	100	1	1	0,147	1,4%	23
15	15	300000	9	100	1	1	0,149	0,5%	23
16	15	300000	11	100	1	1	0,152	0,2%	24
17	15	300000	13	100	1	1	0,155	0,0%	24
18	15	300000	15	100	1	1	0,155	0,0%	24
19	15	300000	18	100	1	1	0,156	0,0%	24

TAB. 4.9 – Paramètres technologiques des microgrids solutions de l'optimisation dans MHOGA

Afin de visualiser la diversité des performances, on peut analyser la figure 4.28 qui représente le front de Pareto de l'optimisation minimisant le NPC et la demande non équilibrée. Chaque point est un microgrid défini par son NPC en abscisse et sa demande non équilibrée en ordonnée. On constate que les solutions sont bien réparties dans l'espace des performances même s'il y a une plus forte densité dans la zone des solutions chères et autonomes. En revanche, le choix de la demande non équilibrée en tant qu'indicateur technique ne permet pas de différencier les microgrids qui sont 100% autonomes en fonction du surplus d'énergie dans les stockeurs. On perd ainsi la diversité des solutions au-delà de 100% d'autonomie ce qui ne permet pas de jouer sur la robustesse des solutions vis-à-vis d'aléas extérieurs. On peut également constater dans le tableau 4.9 que les valeurs de LCOE restent relativement proches, c'est-à-dire que l'on garde le même ordre de grandeur.

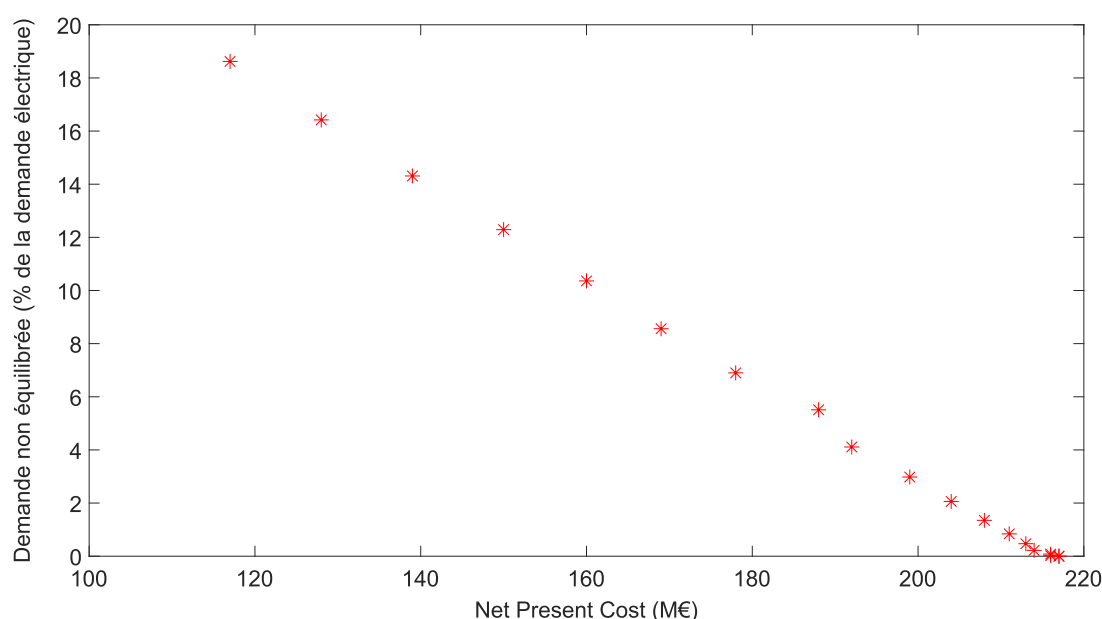


FIG. 4.28 – Front de Pareto de l'optimisation minimisant le NPC et la demande non équilibrée dans MHOGA

Résultats d'optimisation avec l'outil développé

Afin de comparer les résultats, on réalise une optimisation similaire avec notre outil, c'est-à-dire en considérant les mêmes paramètres, plage de valeurs et valeurs de discrétisation. On obtient vingt-trois solutions sélectionnées avec une tolérance de 10% sur les objectifs. Celles-ci sont détaillées dans le tableau 4.10. Chaque ligne correspond à un microgrid et chaque colonne à l'identifiant, les paramètres de conception et les performances.

On constate qu'en termes de paramètres de conception, les solutions proposées par notre outil mettent également en avant des microgrids avec un grand nombre d'éoliennes et une grande surface installée de PV. Toutefois, on peut noter une différence entre les quatre premiers microgrids sélectionnés, dont l'autonomie est inférieure à 100% et les suivants. En effet ces quatre microgrids ont un peu moins d'éoliennes installées, une surface de PV nulle et aucun stockage. Ils appliquent la stratégie de pilotage n°1, tout comme les solutions trouvées avec MHOGA, mais sans stockeurs il n'y a pas de différences entre les

deux stratégies. Les microgrids suivants ont le maximum d'éoliennes et de PV, une puissance installée assez faible, voire nulle, de générateur diesel et une capacité croissante de stockage. Ils appliquent tous la stratégie n°2, permettant au générateur diesel de recharger les batteries.

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance de diesel (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
1	13	0	0	0	1	1	0,30	86%
2	14	0	0	0	1	1	0,31	88%
3	9	0	5	0	1	1	0,32	97%
4	10	0	5	0	1	1	0,32	98%
5	15	220000	2	0	2	1	0,52	100%
6	15	290000	3	0	2	1	0,54	100%
7	15	300000	0	100	2	1	1,18	101%
8	15	300000	4	100	2	1	1,23	102%
9	15	300000	0	500	2	1	1,76	107%
10	15	300000	4	500	2	1	1,83	108%
11	15	300000	0	900	2	1	2,35	113%
12	15	300000	4	900	2	1	2,42	114%
13	15	300000	0	1300	2	1	2,94	118%
14	15	300000	4	1300	2	1	3,01	119%
15	15	300000	0	1700	2	1	3,53	124%
16	15	300000	4	1700	2	1	3,61	125%
17	15	220000	0	1800	2	1	3,68	125%
18	15	300000	0	2100	2	1	4,12	130%
19	15	300000	4	2100	2	1	4,20	130%
20	15	300000	0	2500	2	1	4,71	135%
21	15	300000	4	2500	2	1	4,80	136%
22	15	300000	0	2900	2	1	5,30	141%
23	15	300000	4	2900	2	1	5,39	142%

TAB. 4.10 – Paramètres technologiques des microgrids solutions de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique avec les mêmes plages de valeurs que MHOGA

La figure 4.29 représente le front de Pareto de l'optimisation réalisée avec notre outil. Chaque point est un microgrid dont le LCOE est indiqué en abscisse et l'autonomie énergétique en ordonnée. On observe qu'une majorité des microgrids qui sont ressortis de l'optimisation ont une autonomie supérieure à 100%. Le LCOE va de 0,30 €/kWh jusqu'à 5,39 €/kWh soit une multiplication par dix-huit. Les résultats restent diversifiés en termes de performances mais moins que lors des optimisations précédentes (voir sous-section 4.5.1).

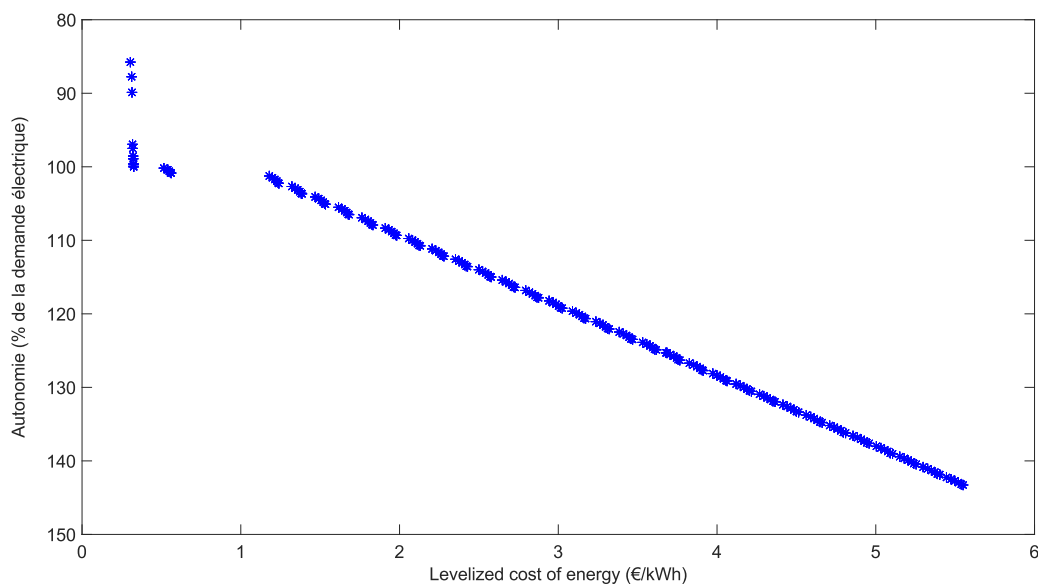


FIG. 4.29 – Front de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique avec les mêmes plages de paramètres et discrétisation que dans MHOGA

Comparaison des résultats

En réalisant des optimisations similaires avec le logiciel MHOGA et avec l'outil développé dans ce travail, on constate que dans les deux cas on trouve diverses solutions Pareto-optimales répondant au problème multi-objectifs. On retrouve dans les deux outils les trois mêmes catégories d'indicateurs (économiques, techniques et environnementaux) mais MHOGA ne propose qu'un seul indicateur par catégorie et l'indicateur économique qui est imposé dans toutes les combinaisons possibles.

Cependant, on peut décerner certaines différences. Par exemple, le choix des objectifs conduit à ne trouver que des solutions dont l'autonomie est inférieure à 100% avec MHOGA alors que le cas d'étude mène à des solutions dont l'autonomie est supérieure à 100% avec notre outil. L'autonomie augmentant, les valeurs de LCOE trouvées avec notre outil sont également plus élevées. De plus, les paramètres de conception varient différemment suivant l'outil utilisé. Les résultats sont plus variés avec notre outil car il y a une variation de la capacité de stockage et des puissances installées d'éolien, de PV et de diesel alors qu'avec MHOGA la seule différence entre les solutions concerne le nombre de générateurs diesel. Par ailleurs, la manière de prendre en compte les aspects de pilotage permet de faire ressortir différentes stratégies avec notre outil alors que seule la Load Following Strategy est appliquée par les solutions de MHOGA. Par exemple, la puissance diesel installée est beaucoup plus faible avec notre outil mais la stratégie n°2 permet d'utiliser différemment les stockeurs et donc d'obtenir une meilleure autonomie.

On en conclut donc que l'approche MO sans pondération a priori est intéressante pour trouver diverses solutions Pareto-optimales, compromis entre des performances économiques, techniques et environnementales. Ces solutions restent variées en termes de performances et de paramètres dans les deux outils mais l'influence de l'intégration des paramètres de pilotage dans les paramètres de conception est, dans ce cas d'étude, plus visible avec notre outil. Finalement, on constate que le choix des indicateurs a une grande

influence sur les performances et donc les caractéristiques des solutions trouvées.

4.11 Temps de calcul

Une fois l'ensemble des exigences vérifiées, on s'intéresse aux critères secondaires. Une volonté dans le développement de l'outil est d'avoir un temps de calcul total compatible avec un usage régulier. Cette définition n'est pas associée à une durée précise mais plutôt à un ordre de grandeur de l'ordre de la journée/semaine maximum. Les temps de calculs sont mesurés via Matlab sur un ordinateur avec un processeur Intel® Core™ i7-8850H CPU @2.60GHz.

La simulation du fonctionnement d'un microgrid sur 12 jours types avec un pas de temps de 90 minutes prend environ 0,6 secondes. Celle sur 1 an prend 23 secondes et celle sur 25 ans plusieurs heures.

Les optimisations réalisées sur le cas d'étude (1000 individus et 300 générations) durent quant à elles environ 48h suivant les objectifs choisis pour une période simulée de 12 jours types.

Ainsi, le temps de calcul de l'optimisation avec une période d'étude de 12 jours types est bien compatible avec un usage régulier de l'outil. On notera que des modifications algorithmiques permettraient probablement d'améliorer ces performances temporelles car nous n'avons pas cherché à optimiser le temps de calcul lors de la création de l'outil. Par ailleurs, l'utilisation de calculs en parallèle (compatibles avec un algorithme génétique MO) permettrait un gain de temps important.

4.12 Bilan de l'analyse des résultats d'optimisation

Ce chapitre a permis de vérifier le respect des exigences liées à l'optimisation des microgrids. Après avoir validé les paramètres de l'algorithme génétique, nous avons analysé les résultats de plusieurs optimisations. La capacité à trouver plusieurs solutions Pareto-optimales diverses en termes de performances et de caractéristiques a été confirmée. Cette diversité permet de choisir a posteriori un microgrid en fonction de ses performances, de ses paramètres de conception ou d'un autre critère discriminant (parmi les indicateurs implémentés dans le modèle par exemple).

Les résultats d'optimisation ont été comparés entre une optimisation bi-objectifs et une tri-objectifs avec la même taille de population. Si la diversité des solutions suivant les deux objectifs initiaux est un peu réduite lors de l'ajout d'un troisième, les performances restent quasiment identiques.

Une des contributions de ce travail étant l'intégration des paramètres de pilotage dans les paramètres de conception des microgrids, nous avons analysé l'influence de cette variété de pilotage sur les résultats de simulation et, surtout, sur les résultats de l'optimisation. Il en ressort que l'intégration de divers pilotages permet de trouver des solutions aux paramètres plus variés et avec de meilleures performances.

Dans une optique d'amélioration de l'outil développé, nous avons re-simulé les micro-

grids issus de l'optimisation sur une année entière afin de mieux représenter les échanges énergétiques et d'évaluer les performances plus précisément.

Par la suite, nous avons examiné l'intérêt de l'approche multi-objectifs non pondérée. Pour cela, nous avons comparé notre optimisation multi-objectifs avec des optimisations mono-objectif ou multi-objectifs pondérées. Un algorithme d'optimisation par essaims particuliers, plus adapté au mono-objectif, a été utilisé pour ces optimisations. Les contraintes liées à la pondération a priori des objectifs (choix arbitraire, valeurs de pondérations discrètes, normalisation des objectifs) conduisent à trouver des solutions moins diverses et aux performantes égales (voire moindre selon les paramètres d'optimisation) qu'avec l'optimisation multi-objectifs. Et cela avec un temps de calcul plus élevé.

Une fois les exigences vérifiées, les résultats d'optimisations ont été comparés ceux d'un autre logiciel similaire à celui développé ici : MHOGA. En effet, ce logiciel utilise également des algorithmes génétiques pour exécuter des optimisations multi-objectifs non pondérées en jouant sur des paramètres technologiques et de pilotage. L'intérêt de l'approche multi-objectifs, du choix des indicateurs et de l'intégration du pilotage est souligné par les résultats.

Les temps de calcul nécessaires aux différentes simulations et optimisations ont été présentés afin de vérifier que leur ordre de grandeur est adapté à un usage régulier de l'outil développé.

Conclusion et perspectives

Conclusion générale

Le travail de thèse présenté dans ce mémoire s'intéresse au dimensionnement de microgrids électriques, c'est-à-dire de combinaisons de technologies de production et stockage d'électricité avec un pilotage central répondant à une consommation locale. Il propose en particulier une aide à la décision multi-critères afin de concevoir des microgrids qui sont des compromis entre des performances économiques, techniques et environnementales. L'objectif principal est de développer une approche qui élargisse l'espace de conception afin de proposer des solutions originales aux concepteurs de microgrids. Il s'agit en outre d'interroger les habitudes et règles métiers existantes afin de trouver des solutions innovantes et de retracer la logique décisionnelle y ayant conduit.

Deux des principaux enjeux du XXI^{ème} siècle sont le réchauffement climatique et la raréfaction des ressources fossiles (pétrole, charbon et gaz naturel). Ils sont chacun reliés à la production électrique, à la fois problème et solution. Problème car la combustion de ces sources fossiles émet du CO₂ qui augmente l'effet de serre. Solution car l'électrification d'activités existantes et la décarbonation de la production électrique permettraient de limiter le réchauffement climatique et d'être davantage résilient à la baisse de l'extraction de ressources fossiles. Le développement d'énergies renouvelables est un moyen de décarboner la production mais en raison de leur intermittence, elles doivent être complétées par des centrales pilotables ou des dispositifs de stockage. Le regroupement de ces technologies à une échelle locale constitue un microgrid. Par son aspect géographique, le microgrid est également un moyen d'accroître l'autonomie énergétique des territoires et de leur redonner la maîtrise de la production électrique. Chaque territoire peut ainsi développer un microgrid adapté à ses objectifs. Les différents impacts économiques, techniques et environnementaux des microgrids étant souvent antagonistes il n'existe pas de solution unique et seuls des compromis peuvent être trouvés. La phase de conception étant celle qui fige une grande partie des impacts futurs, elle est primordiale afin d'optimiser les performances des microgrids. Partant de ces constats, le travail de thèse s'est articulé autour de la question "Peut-on trouver des combinaisons de technologies répondant à la consommation électrique d'un territoire en assurant un approvisionnement fiable, soutenable économiquement et respectueux de l'environnement?".

Pour répondre à cette question de recherche, nous avons développé un outil fondé sur quatre fonctionnalités :

- la modélisation physique des technologies intégrées aux microgrids ;
- la simulation du fonctionnement des microgrids, c'est-à-dire des interactions entre technologies ;
- l'évaluation des performances économiques, techniques et environnementales des microgrids ;
- l'optimisation multi-objectifs de ces performances.

Un état de l'art a été réalisé afin de comprendre les principaux enjeux de la modélisation, de la simulation, de l'évaluation et de l'optimisation des systèmes énergétiques. Cette analyse de la littérature a permis de focaliser le travail sur une approche de modélisation bottom-up avec un objectif de dimensionnement tout en intégrant certains aspects de pilotage. La résolution spatio-temporelle est à la fois un enjeu pour la précision de la modélisation mais également pour la rapidité de l'optimisation. Cette dernière ne peut

en effet se faire qu'avec des méthodes métaheuristiques en raison de la formulation des objectifs et nous avons choisi d'utiliser l'algorithme génétique NSGA-II. Un des inconvénients des algorithmes génétiques est la redondance de l'étape de simulation/évaluation des microgrids, c'est pourquoi la simulation doit être suffisamment rapide.

La proposition de thèse a consisté à développer une **simulation séquentielle prenant en compte tous les paramètres de conception - technologiques comme de pilotage** - afin de déterminer les échanges énergétiques sur la période opérationnelle puis à implémenter cette simulation dans un **algorithme d'optimisation multi-objectifs**. Des modèles choisis dans la littérature pour représenter la production de chaque technologie ont été détaillés. Ils sont fondés sur divers paramètres technologiques de chaque installation mais la phase d'optimisation s'intéresse uniquement au paramètre permettant le dimensionnement de cette installation (nombre d'éoliennes, surface de panneaux photovoltaïques, puissance installée des centrales pilotables, capacité installée des stockeurs).

Certains indicateurs ont été repris de la littérature et adaptés comme :

- le Levelized Cost of Energy (LCOE) et le coût sur le cycle de vie pour les aspects économiques ;
- les émissions de gaz à effet de serre et la consommation de ressources naturelles pour les aspects environnementaux
- l'autonomie temporelle et les énergies perdues et inexploitées pour les aspects techniques.

De plus, un **indicateur d'autonomie énergétique a été développé** afin de représenter la part de la consommation qui est équilibrée par la production locale ainsi que le surplus d'énergie dans les stockeurs. Il donne donc une indication sur la robustesse du microgrid vis-à-vis d'aléas extérieurs. Nous avons été attentifs dans ce travail à la **répétabilité de la période simulée sur une période d'opération long-terme**. Pour cela l'indicateur d'autonomie est constitué d'une boucle de convergence portant sur la différence d'énergie dans les stockeurs entre le début et la fin d'une simulation. Cela permet de renforcer la fiabilité de l'évaluation des performances.

En ce qui concerne l'optimisation, l'algorithme NSGA-II a été repris tel quel et modifié à la marge pour s'adapter à notre étude. Les paramètres de l'algorithme (taille de population et nombre de générations) ont été déterminés expérimentalement.

Une fois l'outil développé, sa capacité à répondre à la question de recherche a été évaluée sur un cas d'étude. Des exigences ont été spécifiées et leur respect a été vérifié via diverses simulations et optimisations. On a choisi de décomposer ces exigences en deux parties :

- La première concerne la capacité à simuler le fonctionnement d'un microgrid et à évaluer ses performances.
- La seconde s'intéresse à l'étape d'optimisation afin de montrer l'intérêt de l'approche adoptée pour élargir l'espace de conception et trouver plusieurs solutions variées.

Cette vérification a confirmé la pertinence des résultats trouvés et l'intérêt de l'approche développée dans ce travail.

Une dernière étape a servi à évaluer l'apport de ce travail de thèse. Il s'agit de la validation de l'outil développé par comparaison avec des outils existants de la littérature.

Les logiciels HOMER et MHOGA ont été choisis pour cette validation. Le premier car c'est une des références du domaine, couramment utilisée en recherche comme dans l'industrie. Le second car sa méthodologie, notamment pour l'optimisation et l'intégration de certains paramètres de pilotage se rapproche de celle développée ici.

La contribution de cette thèse, c'est-à-dire **l'élargissement de l'espace de conception des microgrids par une intégration des paramètres de pilotage dans une optimisation multi-objectifs**, a ainsi été validée. **L'outil créé est bien capable de trouver plusieurs solutions qui soient des compromis entre des indicateurs économiques, techniques et environnementaux.**

En outre, il peut également s'adapter à divers contextes, c'est-à-dire situations géographiques, conditions météorologiques etc. Enfin, la modularité de cet outil permettra d'ajouter à l'avenir d'autres indicateurs, technologies ou stratégies de pilotage.

D'un point de vue pratique, ce travail de thèse permet de proposer à des décideurs locaux ou à des concepteurs de microgrids un outil capable de trouver en un temps raisonnable des microgrids performants répondant à une problématique d'approvisionnement local. Les solutions proposées, et leur variété, permet notamment de suggérer de solutions auxquels les utilisateurs n'auraient pas pensé. Ces-derniers peuvent enfin concevoir un microgrid suivant leurs priorités sans avoir à maîtriser plusieurs logiciels d'évaluation de performances spécifiques.

Limites et perspectives

Bien que les exigences définies au début de ce travail aient été satisfaites, certaines limites de cette étude restent à lever afin d'améliorer les résultats trouvés. La réflexion ci-après met en lumière les perspectives de ce travail.

Fiabilité de la période de simulation

La simulation du fonctionnement et donc l'évaluation des performances des microgrids se fait sur une période d'étude de 12 jours, chacun représentant les jours de semaine d'un mois de l'année. Nous avons vu qu'il était possible de réaliser une simulation sur une période plus longue (1 an ou 25 ans) après l'optimisation et que les performances s'en trouvaient peu modifiées. L'intégration de la période de simulation d'un an dans le processus d'optimisation conduit à des temps de calculs prohibitifs. Un des enjeux consiste donc à évaluer les performances en étant davantage représentatif de l'opération long-terme du microgrid mais sans trop augmenter le temps de calcul.

Par exemple, le fait de ne considérer qu'un jour représentatif par mois peut conduire à des erreurs d'estimation. Si les stockeurs sont partiellement déchargés durant ce jour type, la simulation actuelle les considère toujours opérationnels pour le jour d'après. En revanche, s'il faut répéter l'opération de ce jour trente fois, alors il y a un risque pour que le stockeur soit vide à la fin de mois et ne puisse plus servir pour le jour représentant le mois d'après. Afin d'éviter cela, on peut réaliser des évaluations intermédiaires après la simulation de chaque jour type et estimer de manière grossière l'impact sur les échanges

énergétiques et sur le niveau des stockeurs de la répétition de ce jour autant de fois que nécessaire pour représenter un mois. Le niveau des stockeurs peut alors être actualisé pour la simulation du jour type suivant ou bien l'opération peut être complètement arrêtée si on ne respecte plus l'autonomie demandée.

Intégration des incertitudes météorologiques et de consommation dans les modèles

Il existe de fortes incertitudes sur les données d'entrée du problème (données météorologiques et consommation). En effet, on se fonde sur des données passées de vitesse de vent, irradiation solaire et consommation électrique pour prédire leur évolution future. Or ces données peuvent grandement varier suivant les conditions environnementales. Il existe différentes méthodes pour prendre en compte ces incertitudes.

Il est par exemple possible de définir pour chaque donnée d'entrée une distribution de probabilité au lieu de se fier à une valeur supposée connue puis de réaliser un tirage de Monte Carlo afin d'évaluer un grand nombre de fois les performances des microgrids. L'application d'une approche de Monte Carlo dans le processus d'optimisation semble trop chronophage car elle multiplierait le temps d'optimisation d'autant que le nombre d'échantillons considérés. Toutefois, on peut utiliser le tirage de Monte Carlo pour réévaluer les performances des microgrids du front final de l'optimisation.

Cela permettrait de visualiser pour chaque microgrid du front de Pareto la robustesse de l'évaluation de ses performances vis-à-vis des variations de la vitesse du vent, de l'irradiation solaire et de la consommation électrique du territoire. Ainsi, on ouvrirait des perspectives sur la prise en compte de certaines solutions Pareto-dominées mais dont les performances se situent dans la zone d'incertitude des performances du front de Pareto final.

Des méthodes d'optimisation intégrant les incertitudes dans les modèles pourraient également être de bons compromis afin de prendre en compte ces incertitudes sans augmenter démesurément le temps de calcul. Certaines méthodes telles que l'*Importance Sampling* donnent par ailleurs un poids plus important aux événements extrêmes et permettraient d'évaluer la robustesse d'un microgrid à des périodes sans vent, à la perte d'une centrale de production ou bien à un pic exceptionnel de consommation.

Il est en effet essentiel de vérifier la robustesse du fonctionnement d'un microgrid (et de l'évaluation de ses performances) vis-à-vis d'une variation habituelle des conditions extérieures mais également vis-à-vis des certains événements extrêmes et rares. On peut pour cela simuler automatiquement les microgrids sur des périodes tests durant lesquelles il y a un vent moindre ou bien pas de vent du tout durant plusieurs jours consécutifs par exemple. Les incertitudes concernant la fiabilité des centrales de production doivent également être prises en compte afin d'évaluer le risque pour l'ensemble du microgrid si une éolienne est endommagée par exemple.

Développement de stratégies de pilotage plus complexes

La manière d'intégrer les stratégies de pilotage dans la définition d'un microgrid et de les appliquer dans sa simulation permet une certaine flexibilité. Par exemple tant que l'on suit le format défini, c'est-à-dire que pour chacune des 15 situations d'équilibre entre production, consommation et stockage disponible on attribue une puissance à produire, on peut implémenter une nouvelle stratégie sans modifier le reste du code Matlab. Toutefois, les stratégies de pilotage locales de chaque technologies restent assez basiques. Une option afin de rendre le pilotage plus réaliste et d'envisager de nouvelles stratégies plus complexes élargissant encore l'espace de conception serait tout d'abord d'autoriser une modification de la stratégie en cours de simulation, c'est-à-dire la rendre dynamique. Cette modification pourrait être liée à une prédiction de l'état futur du microgrid quelques pas de temps après. Par exemple, une centrale pilotable pourrait être exceptionnellement autorisée à recharger les stockeurs pour passer le pic de consommation puis interdite à nouveau après ce pic. Ces méthodes de pilotage prédictives sont en générale plus coûteuses en temps de calcul. Une autre option serait, comme certaines études, d'optimiser la stratégie de pilotage pour chaque combinaison de technologie. L'avantage serait de diminuer le nombre de variables de l'optimisation mais cela augmenterait probablement le temps de calcul et il faudrait définir un objectif unique (éventuellement constitué de plusieurs indicateurs pondérés) pour l'optimisation de la stratégie afin d'obtenir une unique stratégie optimale.

Prise en compte de phénomènes plus fins de pilotage

La modélisation actuelle des technologies de production et de stockage ainsi que la simulation permettent de prendre en compte des phénomènes physiques dont la constante de temps est au moins de quelques minutes. Cela exclu donc toute une dimension du pilotage qui concerne la gestion de la fréquence et de la tension sur le réseau électrique ou même les problématiques propres aux microgrids lors de la connexion/déconnexion au réseau national. En ignorant ces aspects, on risque de proposer des solutions qui semblent fonctionner avec de grands pas de temps mais qui manquent de réactivité pour faire face aux aléas du pilotage. Les travaux de M Drouineau [52] ou de V. Krakowski [171] ont déjà tenté de créer des indicateurs pour représenter les réserves cinétiques et magnétiques d'un système énergétique. Des réflexions similaires, adaptées à la problématique du dimensionnement des microgrids, seraient enrichissantes et rendraient les solutions proposées par l'outil plus pertinentes.

Niveau de détail des modèles

Dans la continuité du point précédent, les différents modèles utilisés gagneraient à être davantage détaillés afin de mieux représenter certains phénomènes comme la dégradation des performances des batteries au fil du temps ou des cycles ou bien l'évolution du rendement des centrales thermiques suivant leur point de fonctionnement. On pourrait alors utiliser des pas de temps plus petit pour observer raisonnablement ces phénomènes.

Finalement, cela permettrait au niveau de l'optimisation de prendre en compte de nouveaux paramètres plus fins (apparus dans les nouveaux modèles) et d'évaluer l'in-

fluence de ces paramètres d'ordre micro/méso-scopique à l'échelle d'une technologie sur les performances du microgrid complet. Il serait alors possible de réaliser des analyses de sensibilité sur ces paramètres technologiques et d'estimer les gains (économiques, techniques et environnementaux) d'une amélioration technologique pour tout le microgrid et non pas seulement pour la technologie considérée.

Connexion au réseau électrique national

Un microgrid peut fonctionner de manière connectée au réseau national ou bien en étant isolé. Ce travail de thèse a considéré, notamment à travers l'indicateur d'autonomie énergétique développé, que les microgrids étudiés pouvaient communiquer avec le réseau national lorsque l'autonomie était inférieure à 100%. Cependant, aucune performance n'est actuellement associée à l'électricité provenant du réseau national. Une perspective de ce travail de thèse est la prise en compte dans l'évaluation des performances d'un microgrid de celles du réseau national. Il s'agit pour cela de déterminer, en fonction du pays où est implanté le microgrid, les émissions de gaz à effet de serre et le coût par kilowattheure du réseau électrique national. Une étape supplémentaire serait de considérer les échanges électriques depuis le microgrid vers le réseau national et ainsi la modification des performances liées.

Analyse de l'étendue géographique adaptée

Le cas d'étude choisi dans les travaux présentés ci-dessus est celui d'une ville de 7000 foyers. La taille de ce territoire fait que certaines technologies n'ont pas été prises en compte (mais les modèles pourraient être ajoutés sans problème à l'outil puisqu'il est modulaire) comme les centrales nucléaires de type EPR, dont la puissance installée et le coût serait prohibitif à cette taille. Évaluer les combinaisons de technologies sur un territoire plus grand (avec une consommation plus élevée) permettrait donc de considérer un plus grand nombre de technologies. De même un territoire plus grand pourrait inclure des zones ensoleillées ou non, ventées ou non, avec un accès à la mer pour installer des énergies marines ou en montagne avec la possibilité de créer un stockage hydraulique de type STEP etc. Ainsi, les résultats de l'optimisation des combinaisons de technologies sur ce large territoire différeraient très probablement de ceux sur les sous-parties de ce territoire étudiées séparément. Sans revenir à une échelle nationale, l'étude de zones géographiques plus étendues est donc une perspective à moyen-terme de ce travail afin de profiter d'éventuelles complémentarités.

Intégration de plusieurs vecteurs énergétiques

Le présent travail s'est intéressé spécifiquement au vecteur électrique. Toutefois, la combinaison de plusieurs vecteurs tels que la chaleur ou le gaz (biogaz, méthane, hydrogène...) permettrait de tirer profit de leur complémentarité. On pourrait ainsi limiter le sur-dimensionnement nécessaire afin de pallier l'intermittence des énergies renouvelables par exemple. L'intégration de ces autres vecteurs est une des perspectives long-terme de

ce travail. La modularité de l'outil créé permet a priori de les intégrer sans une refonte total du fonctionnement.

Développement d'un cas d'étude de référence pour l'optimisation des microgrids

La comparaison de l'outil d'aide à la décision développé ici et du logiciel MHOGA a montré qu'il était complexe de comparer des résultats d'optimisation sur un cas d'étude commun. A l'instar des éprouvettes mécaniques ou du lapin de Stanford, la définition d'une référence dans la communauté scientifique permettrait de comparer les résultats des différents logiciels d'optimisation énergétique et d'augmenter la confiance du grand public et des décideurs politiques en ces mêmes logiciels. La création d'un standard pour la communauté énergétique est donc une perspective long-terme du présent travail.

Publications liées au travail de thèse

Ce travail de thèse a donné lieu à plusieurs publications dans des conférences ou journaux scientifiques.

Joint Conference on Mechanics (JCM) 2020 :

Dougier N., Garambois P., Gomand J., Roucoules L. (2021) *Systemic Approach for Local Energy Mix Assessment*. In : Roucoules L., Paredes M., Eynard B., Morer Camo P., Rizzi C. (eds) *Advances on Mechanics, Design Engineering and Manufacturing III*. JCM 2020. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham. https://doi-org.rp1.ensam.eu/10.1007/978-3-030-70566-4_23

World Renewable Energy Congress (WREC) 2020 :

Dougier N., Garambois P., Gomand J., Roucoules L. *Efficient energy system modelling for multi-objective optimisation*, Proceedings of the World Renewable Energy Congress 2020

Journaux internationaux avec comité de lecture :

N. Dougier, P. Garambois, J. Gomand, et L. Roucoules, *Multi-objective non-weighted optimization to explore new efficient design of electrical microgrids*, Applied Energy, vol. 304, p. 117758, déc. 2021, doi : 10.1016/j.apenergy.2021.117758

Bibliographie

- [1] D. H. MEADOWS, D. L. MEADOWS, J. RANDERS et W. W. BEHRENS III, *The Limits to Growth; a Report for the Club of Rome's Project on the Predicament of Mankind*. New York : Universe Books, 1972.
- [2] O. EDENHOFER et al., éd., *IPCC, 2014 : Climate change 2014 : mitigation of climate change : Working Group III contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, OCLC : ocn892580682, , Cambridge, United Kingdom et New York, NY, USA : Cambridge University Press, 2014, 1435 p.
- [3] « World energy balances 2020 », International Energy Agency (IEA), 2020, p. 59.
- [4] J.-C. SABONNADIÈRE et N. HADJ-SAÏD, *Lignes et réseaux électriques*. Paris : Hermès Science publications/Lavoisier, 2007, OCLC : 300405290.
- [5] J.-C. SABONNADIÈRE et N. HADJ SAÏD, *Lignes et réseaux électriques. 3, 3*, Paris : Hermes Science publ. (Lavoisier), 2008, OCLC : 494547028.
- [6] B. SARAVANAN, S. DAS, S. SIKRI et D. P. KOTHARI, « A solution to the unit commitment problem—a review », *Frontiers in Energy*, t. 7, n° 2, p. 223-236, 1^{er} juin 2013. DOI : [10.1007/s11708-013-0240-3](https://doi.org/10.1007/s11708-013-0240-3).
- [7] N. AUGUSTINE, S. SURESH, P. MOGHE et K. SHEIKH, « Economic dispatch for a microgrid considering renewable energy cost functions », in *2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, ISSN : null, jan. 2012, p. 1-7. DOI : [10.1109/ISGT.2012.6175747](https://doi.org/10.1109/ISGT.2012.6175747).
- [8] P. DENHOLM et G. L. KULCINSKI, « Life cycle energy requirements and greenhouse gas emissions from large scale energy storage systems », *Energy Conversion and Management*, t. 45, n° 13, p. 2153-2172, 1^{er} août 2004. DOI : [10.1016/j.enconman.2003.10.014](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2003.10.014).
- [9] V. ARAVINDAN, J. GNANARAJ, Y.-S. LEE et S. MADHAVI, « Insertion-Type Electrodes for Nonaqueous Li-Ion Capacitors », *Chemical Reviews*, t. 114, n° 23, p. 11 619-11 635, 10 déc. 2014, Publisher : American Chemical Society. DOI : [10.1021/cr5000915](https://doi.org/10.1021/cr5000915).
- [10] « Un Mix électrique 100% renouvelable? Analyses et optimisations », ADEME, 8892, juin 2016, https://bibliothèque.ademe.fr/recherche-et-innovation/2881-mix-electrique-100-renouvelable-analyses-et-optimisations.html#/44-type_de_produit-format_electronique.
- [12] D. E. OLIVARES et al., « Trends in Microgrid Control », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 5, n° 4, p. 1905-1919, juill. 2014, Conference Name : IEEE Transactions on Smart Grid. DOI : [10.1109/TSG.2013.2295514](https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2295514).

- [13] M. F. ZIA, E. ELBOUCHIKHI et M. BENBOUZID, « Microgrids energy management systems : A critical review on methods, solutions, and prospects », *Applied Energy*, t. 222, p. 1033-1055, 15 juill. 2018. DOI : [10.1016/j.apenergy.2018.04.103](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.103).
- [14] D. T. TON et M. A. SMITH, « The u.s. department of energy's microgrid initiative », *The Electricity Journal*, t. 25, n° 8, p. 84-94, 1^{er} oct. 2012. DOI : [10.1016/j.tej.2012.09.013](https://doi.org/10.1016/j.tej.2012.09.013).
- [15] A. J. ARISTIZÁBAL, J. HERRERA, M. CASTANEDA, S. ZAPATA, D. OSPINA et E. BANGUERO, « A new methodology to model and simulate microgrids operating in low latitude countries », *Energy Procedia*, Technologies and Materials for Renewable Energy, Environment and Sustainability (TMREES), t. 157, p. 825-836, 1^{er} jan. 2019. DOI : [10.1016/j.egypro.2018.11.248](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.11.248).
- [16] S. A. AREFIFAR et Y. A. I. MOHAMED, « DG Mix, Reactive Sources and Energy Storage Units for Optimizing Microgrid Reliability and Supply Security », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 5, n° 4, p. 1835-1844, juill. 2014. DOI : [10.1109/TSG.2014.2307919](https://doi.org/10.1109/TSG.2014.2307919).
- [17] M. ROSS, C. ABBEY, F. BOUFFARD et G. JOS, « Multiobjective Optimization Dispatch for Microgrids With a High Penetration of Renewable Generation », *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 6, n° 4, p. 1306-1314, oct. 2015. DOI : [10.1109/TSTE.2015.2428676](https://doi.org/10.1109/TSTE.2015.2428676).
- [18] A. D. HAWKES et M. A. LEACH, « Modelling high level system design and unit commitment for a microgrid », *Applied Energy*, t. 86, n° 7, p. 1253-1265, 1^{er} juill. 2009. DOI : [10.1016/j.apenergy.2008.09.006](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2008.09.006).
- [19] Z. ZENG, R. ZHAO, H. YANG et S. TANG, « Policies and demonstrations of microgrids in china : A review », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 29, p. 701-718, 1^{er} jan. 2014. DOI : [10.1016/j.rser.2013.09.015](https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.09.015).
- [20] G. FOGGIA et al., « The nice grid project : Using distributed energy resources to reduce power demand through advanced network management », **presented at** 2014 CIGRE Session, 25 août 2014.
- [21] M. SECHILARIU et F. LOCMENT, « Experimental Evaluation of Urban Direct Current Microgrid », in *Urban DC Microgrid : Intelligent Control and Power Flow Optimization*, Elsevier, 2016, p. 209-250.
- [23] S. R. HARPER et D. L. THURSTON, « Incorporating Environmental Impacts in Strategic Redesign of an Engineered System », *Journal of Mechanical Design*, t. 130, n° 3, 4 fév. 2008. DOI : [10.1115/1.2829858](https://doi.org/10.1115/1.2829858).
- [24] L. ROUCOULES et S. TICHKIEWITCH, « Knowledge synthesis by least commitment for product design », *CIRP Annals*, t. 64, n° 1, p. 141-144, 1^{er} jan. 2015. DOI : [10.1016/j.cirp.2015.04.022](https://doi.org/10.1016/j.cirp.2015.04.022).
- [25] J. WASILEWSKI, « Optimisation of multicarrier microgrid layout using selected metaheuristics », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 99, p. 246-260, 1^{er} juill. 2018. DOI : [10.1016/j.ijepes.2018.01.022](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.01.022).
- [26] G. CARPINELLI, F. MOTTOLA, D. PROTO et A. RUSSO, « A Multi-Objective Approach for Microgrid Scheduling », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 8, n° 5, p. 2109-2118, sept. 2017. DOI : [10.1109/TSG.2016.2516256](https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2516256).

- [27] M. GRUBB et J. EDMONDS, « The cost of limiting fossil-fuel CO₂ emissions : A survey and analysis. », *Robert H. Socolow et. al. (eds.)*, Annual Review of Energy and the Environment. T. 18, p. 82, 1993.
- [28] N. M. J. P. van BEECK, « Classification of Energy Models », *Operations research*, FEW Research Memorandum, t. 777, p. 25, 1999, Publisher : Operations research.
- [29] D. CONNOLLY, H. LUND, B. V. MATHIESEN et M. LEAHY, « A review of computer tools for analysing the integration of renewable energy into various energy systems », *Applied Energy*, t. 87, n° 4, p. 1059-1082, 1^{er} avr. 2010. DOI : [10.1016/j.apenergy.2009.09.026](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.09.026).
- [30] L. M. H. HALL et A. R. BUCKLEY, « A review of energy systems models in the UK : Prevalent usage and categorisation », *Applied Energy*, t. 169, p. 607-628, 1^{er} mai 2016. DOI : [10.1016/j.apenergy.2016.02.044](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.044).
- [31] H.-K. RINGKJØB, P. M. HAUGAN et I. M. SOLBREKKE, « A review of modelling tools for energy and electricity systems with large shares of variable renewables », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 96, p. 440-459, 1^{er} nov. 2018. DOI : [10.1016/j.rser.2018.08.002](https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.08.002).
- [32] P. LOPION, P. MARKEWITZ, M. ROBINIUS et D. STOLTEN, « A review of current challenges and trends in energy systems modeling », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 96, p. 156-166, 1^{er} nov. 2018. DOI : [10.1016/j.rser.2018.07.045](https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.07.045).
- [33] M. G. PRINA, G. MANZOLINI, D. MOSER, B. NASTASI et W. SPARBER, « Classification and challenges of bottom-up energy system models - a review », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 129, p. 109-117, 1^{er} sept. 2020. DOI : [10.1016/j.rser.2020.109917](https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109917).
- [34] E. RIDHA, L. NOLTING et A. PRAKTIKNJO, « Complexity profiles : A large-scale review of energy system models in terms of complexity », *Energy Strategy Reviews*, t. 30, p. 100-115, 1^{er} juill. 2020. DOI : [10.1016/j.esr.2020.100515](https://doi.org/10.1016/j.esr.2020.100515).
- [35] S. PFENNINGER, A. HAWKES et J. KEIRSTEAD, « Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 33, p. 74-86, 1^{er} mai 2014. DOI : [10.1016/j.rser.2014.02.003](https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.02.003).
- [36] L. G. FISHBONE et H. ABILOCK, « Markal, a linear-programming model for energy systems analysis : Technical description of the bnl version », *International Journal of Energy Research*, t. 5, n° 4, p. 353-375, 1^{er} jan. 1981. DOI : [10.1002/er.4440050406](https://doi.org/10.1002/er.4440050406).
- [37] R. LOULOU et M. LABRIET, « ETSAP-TIAM : The TIMES integrated assessment model part i : Model structure », *Computational Management Science*, t. 5, n° 1, p. 7-40, 1^{er} fév. 2008. DOI : [10.1007/s10287-007-0046-z](https://doi.org/10.1007/s10287-007-0046-z).
- [39] M. HOWELLS et al., « OSeMOSYS : The open source energy modeling system : An introduction to its ethos, structure and development », *Energy Policy*, Sustainability of biofuels, t. 39, n° 10, p. 5850-5870, 1^{er} oct. 2011. DOI : [10.1016/j.enpol.2011.06.033](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.06.033).

- [40] S. A. GABRIEL, A. S. KYDES et P. WHITMAN, « The National Energy Modeling System : A Large-Scale Energy-Economic Equilibrium Model », *Operations Research*, t. 49, n° 1, p. 14-25, 1^{er} fév. 2001, Publisher : INFORMS. DOI : [10.1287/opre.49.1.14.11195](https://doi.org/10.1287/opre.49.1.14.11195).
- [41] P. CAPROS et al., « Description of models and scenarios used to assess European decarbonisation pathways », *Energy Strategy Reviews*, Sustainable Energy System Changes, t. 2, n° 3, p. 220-230, 1^{er} fév. 2014. DOI : [10.1016/j.esr.2013.12.008](https://doi.org/10.1016/j.esr.2013.12.008).
- [42] T. VESELKA et al., « SIMULATING THE BEHAVIOR OF ELECTRICITY MARKETS WITH AN AGENT-BASED METHODOLOGY : THE ELECTRIC MARKET COMPLEX ADAPTIVE SYSTEMS (EMCAS) MODEL », p. 9,
- [43] IAEA, « Wien Automatic System Planning (WASP) Package - A Computer Code for Power Generating System Expansion Planning - Version WASP-IV - User's Manual », International Atomic Energy Agency, Vienne, Technical Report, 2001.
- [44] DECC, « 2050 pathways analysis », HM Government, London, Technical Report, 30 juill. 2010.
- [45] S. PACALA et R. SOCOLOW, « Stabilization wedges : Solving the climate problem for the next 50 years with current technologies », *Science*, t. 305, n° 5686, p. 968-972, 13 août 2004, Publisher : American Association for the Advancement of Science Section : Special Reviews. DOI : [10.1126/science.1100103](https://doi.org/10.1126/science.1100103).
- [46] E. ASSOUMOU, « Modélisation MARKAL pour la planification énergétique long terme dans le contexte français », thèse de doct., École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 22 juin 2006.
- [47] A. NADAL, A. RUBY, C. BOURASSEAU, D. RIU et C. BERENGUER, « Accounting for techno-economic parameters uncertainties for robust design of remote microgrid », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 116, p. 105-131, 1^{er} mars 2020. DOI : [10.1016/j.ijepes.2019.105531](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.105531).
- [48] M. SALEHI BORUJENI, A. AKBARI FOROUD et A. DIDEBAN, « Accurate modeling of uncertainties based on their dynamics analysis in microgrid planning », *Solar Energy*, t. 155, p. 419-433, 1^{er} oct. 2017. DOI : [10.1016/j.solener.2017.06.037](https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.06.037).
- [49] E. KUZNETSOVA, C. RUIZ, Y.-F. LI et E. ZIO, « Analysis of robust optimization for decentralized microgrid energy management under uncertainty », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 64, p. 815-832, 1^{er} jan. 2015. DOI : [10.1016/j.ijepes.2014.07.064](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.07.064).
- [50] P. LILIENTHAL, « HOMER® Micropower Optimization Model », National Renewable Energy Lab. (NREL), Golden, CO (United States), NREL/CP-710-37606, 1^{er} jan. 2005.
- [51] K. WU, Q. LI, J. LIN, Y. YI, Z. CHEN et M. CHEN, « Fast distributed lagrange dual method based on accelerated gradients for economic dispatch of microgrids », *Energy Reports*, 2020 The 7th International Conference on Power and Energy Systems Engineering, t. 6, p. 640-648, 1^{er} déc. 2020. DOI : [10.1016/j.egyr.2020.11.163](https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.11.163).

- [52] M. DROUINEAU, N. MAÏZI et V. MAZAURIC, « Impacts of intermittent sources on the quality of power supply : The key role of reliability indicators », *Applied Energy*, t. 116, p. 333-343, 1^{er} mars 2014. DOI : [10.1016/j.apenergy.2013.11.069](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.11.069).
- [53] C. YIN, H. WU, F. LOCMONT et M. SECHILARIU, « Energy management of DC microgrid based on photovoltaic combined with diesel generator and supercapacitor », *Energy Conversion and Management*, t. 132, p. 14-27, 15 jan. 2017. DOI : [10.1016/j.enconman.2016.11.018](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.11.018).
- [54] N. V. EMODI, C. C. EMODI, G. P. MURTHY et A. S. A. EMODI, « Energy policy for low carbon development in nigeria : A LEAP model application », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 68, p. 247-261, 1^{er} fév. 2017. DOI : [10.1016/j.rser.2016.09.118](https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.09.118).
- [55] P. ZAGAMÉ, B. BOITIER, A. FOUGEYROLLAS et P. LE MOUËL, « The NEMESIS reference manual », p. 136,
- [56] W. D. NORDHAUS, « The 'DICE' model : Background and structure of a dynamic integrated climate-economy model of the economics of global warming », Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University, 1009, fév. 1992.
- [57] C. BÖHRINGER et T. F. RUTHERFORD, « Combining bottom-up and top-down », *Energy Economics*, t. 30, n° 2, p. 574-596, 1^{er} mars 2008. DOI : [10.1016/j.eneco.2007.03.004](https://doi.org/10.1016/j.eneco.2007.03.004).
- [58] A. S. MANNE, « ETA-MACRO : a model of energy-economy interactions », Electric Power Research Institute. Palo Alto, California, Technical Report, 1977, Num Pages : 45.
- [59] A. S. MANNE et C. O. WENE, « MARKAL-MACRO : A linked model for energy-economy analysis », Brookhaven National Lab., Upton, NY (United States), BNL-47161, 1^{er} fév. 1992. DOI : [10.2172/5653940](https://doi.org/10.2172/5653940).
- [60] A. MANNE, R. MENDELSON et R. RICHELIS, « MERGE : A model for evaluating regional and global effects of GHG reduction policies », *Energy Policy*, t. 23, n° 1, p. 17-34, 1^{er} jan. 1995. DOI : [10.1016/0301-4215\(95\)90763-W](https://doi.org/10.1016/0301-4215(95)90763-W).
- [62] M. G. PRINA et al., « Multi-objective optimization algorithm coupled to EnergyPLAN software : The EPLANopt model », *Energy*, t. 149, p. 213-221, 15 avr. 2018. DOI : [10.1016/j.energy.2018.02.050](https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.02.050).
- [63] S. PFENNINGER et B. PICKERING, « Calliope : A multi-scale energy systems modelling framework », *Journal of Open Source Software*, t. 3, n° 29, p. 825, 12 sept. 2018. DOI : [10.21105/joss.00825](https://doi.org/10.21105/joss.00825).
- [65] Y. SCHOLZ, « Renewable energy based electricity supply at low costs : development of the REMix model and application for Europe », thèse de doct., Universität Stuttgart, 1^{er} juin 2012.
- [66] H. C. GILS, Y. SCHOLZ, T. PREGGER, D. LUCA DE TENA et D. HEIDE, « Integrated modelling of variable renewable energy-based power supply in europe », *Energy*, t. 123, p. 173-188, 15 mars 2017. DOI : [10.1016/j.energy.2017.01.115](https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.01.115).

- [67] D. BOGDANOV et C. BREYER, « North-east asian super grid for 100% renewable energy supply : Optimal mix of energy technologies for electricity, gas and heat supply options », *Energy Conversion and Management*, t. 112, p. 176-190, 15 mars 2016. DOI : [10.1016/j.enconman.2016.01.019](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.01.019).
- [68] K. HUNTER, S. SREEPATHI et J. F. DECAROLIS, « Modeling for insight using tools for energy model optimization and analysis (temoa) », *Energy Economics*, t. 40, p. 339-349, 1^{er} nov. 2013. DOI : [10.1016/j.eneco.2013.07.014](https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.07.014).
- [69] H. F. RAVN, J. MUNKSGAARD, J. RAMSKOV, P. E. GROHNHEIT et H. V. LARSEN, « Balmorel : A model for analyses of the electricity and CHP markets in the Baltic Sea Region. », Elkraft System, NEI-DK-3934, 2001.
- [70] F. WIESE et al., « Balmorel open source energy system model », *Energy Strategy Reviews*, t. 20, p. 26-34, 1^{er} avr. 2018. DOI : [10.1016/j.esr.2018.01.003](https://doi.org/10.1016/j.esr.2018.01.003).
- [71] M. S. MAHBUB, D. VIESI, S. CATTANI et L. CREMA, « An innovative multi-objective optimization approach for long-term energy planning », *Applied Energy*, t. 208, p. 1487-1504, 15 déc. 2017. DOI : [10.1016/j.apenergy.2017.08.245](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.08.245).
- [72] A. NOTTROT, J. KLEISSL et B. WASHOM, « Energy dispatch schedule optimization and cost benefit analysis for grid-connected, photovoltaic-battery storage systems », *Renewable Energy*, t. 55, p. 230-240, 1^{er} juill. 2013. DOI : [10.1016/j.renene.2012.12.036](https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.12.036).
- [73] H. R. BAGHAEI, M. MIRSALEM, G. B. GHAREHPETIAN et H. A. TALEBI, « Reliability/cost-based multi-objective pareto optimal design of stand-alone wind/PV/FC generation microgrid system », *Energy*, t. 115, p. 1022-1041, 15 nov. 2016. DOI : [10.1016/j.energy.2016.09.007](https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.09.007).
- [74] L. WANG et C. SINGH, « Multicriteria Design of Hybrid Power Generation Systems Based on a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm », *IEEE Transactions on Energy Conversion*, t. 24, n° 1, p. 163-172, mars 2009. DOI : [10.1109/TEC.2008.2005280](https://doi.org/10.1109/TEC.2008.2005280).
- [75] F. A. MOHAMED et H. N. KOIVO, « System modelling and online optimal management of MicroGrid using mesh adaptive direct search », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 32, n° 5, p. 398-407, 1^{er} juin 2010. DOI : [10.1016/j.ijepes.2009.11.003](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2009.11.003).
- [76] C. SCHWAEGERL, L. TAO, P. MANCARELLA et G. STRBAC, « A multi-objective optimization approach for assessment of technical, commercial and environmental performance of microgrids », *European Transactions on Electrical Power*, t. 21, n° 2, p. 1269-1288, 2011. DOI : [10.1002/etep.472](https://doi.org/10.1002/etep.472).
- [77] A. GUPTA, R. P. SAINI et M. P. SHARMA, « Modelling of hybrid energy system—part II : Combined dispatch strategies and solution algorithm », *Renewable Energy*, t. 36, n° 2, p. 466-473, 1^{er} fév. 2011. DOI : [10.1016/j.renene.2009.04.035](https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.04.035).
- [78] C. DENNIS BARLEY et C. BYRON WINN, « Optimal dispatch strategy in remote hybrid power systems », *Solar Energy*, t. 58, n° 4, p. 165-179, oct. 1996. DOI : [10.1016/S0038-092X\(96\)00087-4](https://doi.org/10.1016/S0038-092X(96)00087-4).

- [79] R. DUFO-LÓPEZ et J. L. BERNAL-AGUSTÍN, « Design and control strategies of PV-diesel systems using genetic algorithms », *Solar Energy*, t. 79, n° 1, p. 33-46, 1^{er} juill. 2005. DOI : [10.1016/j.solener.2004.10.004](https://doi.org/10.1016/j.solener.2004.10.004).
- [80] D. FIORITI, S. PINTUS, G. LUTZEMBERGER et D. POLI, « Economic multi-objective approach to design off-grid microgrids : A support for business decision making », *Renewable Energy*, t. 159, p. 693-704, 1^{er} oct. 2020. DOI : [10.1016/j.renene.2020.05.154](https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.05.154).
- [81] M. KHARRICH, O. H. MOHAMMED, N. ALSHAMMARI et M. AKHERRAZ, « Multi-objective optimization and the effect of the economic factors on the design of the microgrid hybrid system », *Sustainable Cities and Society*, t. 65, p. 102 646, 1^{er} fév. 2021. DOI : [10.1016/j.scs.2020.102646](https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102646).
- [82] F. FODHIL, A. HAMIDAT et O. NADJEMI, « Potential, optimization and sensitivity analysis of photovoltaic-diesel-battery hybrid energy system for rural electrification in algeria », *Energy*, t. 169, p. 613-624, 15 fév. 2019. DOI : [10.1016/j.energy.2018.12.049](https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.12.049).
- [83] A. L. BUKAR, C. W. TAN et K. Y. LAU, « Optimal sizing of an autonomous photovoltaic/wind/battery/diesel generator microgrid using grasshopper optimization algorithm », *Solar Energy*, t. 188, p. 685-696, 1^{er} août 2019. DOI : [10.1016/j.solener.2019.06.050](https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.06.050).
- [84] H. BORHANAZAD, S. MEKHILEF, V. GOUNDER GANAPATHY, M. MODIRI-DELSHAD et A. MIRTAHERI, « Optimization of micro-grid system using MOPSO », *Renewable Energy*, t. 71, p. 295-306, 1^{er} nov. 2014. DOI : [10.1016/j.renene.2014.05.006](https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.05.006).
- [85] M. A. M. RAMLI, H. R. E. H. BOUCHEKARA et A. S. ALGHAMDI, « Optimal sizing of PV/wind/diesel hybrid microgrid system using multi-objective self-adaptive differential evolution algorithm », *Renewable Energy*, t. 121, p. 400-411, 1^{er} juin 2018. DOI : [10.1016/j.renene.2018.01.058](https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.01.058).
- [86] A. T. D. PERERA, R. A. ATTALAGE, K. K. C. K. PERERA et V. P. C. DASSANAYAKE, « A hybrid tool to combine multi-objective optimization and multi-criterion decision making in designing standalone hybrid energy systems », *Applied Energy*, t. 107, p. 412-425, 1^{er} juill. 2013. DOI : [10.1016/j.apenergy.2013.02.049](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.02.049).
- [87] R. DUFO-LÓPEZ, I. R. CRISTÓBAL-MONREAL et J. M. YUSTA, « Stochastic-heuristic methodology for the optimisation of components and control variables of PV-wind-diesel-battery stand-alone systems », *Renewable Energy*, t. 99, p. 919-935, 1^{er} déc. 2016. DOI : [10.1016/j.renene.2016.07.069](https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.07.069).
- [88] —, « Optimisation of PV-wind-diesel-battery stand-alone systems to minimise cost and maximise human development index and job creation », *Renewable Energy*, t. 94, p. 280-293, 1^{er} août 2016. DOI : [10.1016/j.renene.2016.03.065](https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.03.065).
- [89] F. A. BHUIYAN, A. YAZDANI et S. L. PRIMAK, « Optimal sizing approach for islanded microgrids », *IET Renewable Power Generation*, t. 9, n° 2, p. 166-175, 19 sept. 2014, Publisher : IET Digital Library. DOI : [10.1049/iet-rpg.2013.0416](https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2013.0416).

- [90] S. SHANKAR, A. C. SRIDHAR, A. GOPIKANNA, V. K. SHANKAR et V. VIJAYARAGHAVAN, « Efficiency-Cost Design Optimization for a Stand-alone Rural Microgrid », in *2019 IEEE Power and Energy Conference at Illinois (PECI)*, fév. 2019, p. 1-6. DOI : [10.1109/PECI.2019.8698906](https://doi.org/10.1109/PECI.2019.8698906).
- [91] T. MA et M. S. JAVED, « Integrated sizing of hybrid PV-wind-battery system for remote island considering the saturation of each renewable energy resource », *Energy Conversion and Management*, t. 182, p. 178-190, 15 fév. 2019. DOI : [10.1016/j.enconman.2018.12.059](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.12.059).
- [92] T. KERDPHOL, K. FUJI, Y. MITANI, M. WATANABE et Y. QUDAIH, « Optimization of a battery energy storage system using particle swarm optimization for stand-alone microgrids », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 81, p. 32-39, 1^{er} oct. 2016. DOI : [10.1016/j.ijepes.2016.02.006](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.02.006).
- [93] L. AL-GHUSSAIN, R. SAMU, O. TAYLAN et M. FAHRIOGLU, « Sizing renewable energy systems with energy storage systems in microgrids for maximum cost-efficient utilization of renewable energy resources », *Sustainable Cities and Society*, t. 55, p. 102 059, 1^{er} avr. 2020. DOI : [10.1016/j.scs.2020.102059](https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102059).
- [94] S. M. MOUSAVI G, F. FARAJI, A. MAJAZI et K. AL-HADDAD, « A comprehensive review of flywheel energy storage system technology », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 67, p. 477-490, 1^{er} jan. 2017. DOI : [10.1016/j.rser.2016.09.060](https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.09.060).
- [95] S. MAKHDOOMI et A. ASKARZADEH, « Impact of solar tracker and energy storage system on sizing of hybrid energy systems : A comparison between diesel/PV/PHS and diesel/PV/FC », *Energy*, t. 231, p. 120 920, 15 sept. 2021. DOI : [10.1016/j.energy.2021.120920](https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120920).
- [96] A. A. K. ARANI, H. KARAMI, G. B. GHAREHPETIAN et M. S. A. HEJAZI, « Review of flywheel energy storage systems structures and applications in power systems and microgrids », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 69, p. 9-18, 1^{er} mars 2017. DOI : [10.1016/j.rser.2016.11.166](https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.166).
- [97] H. IBRAHIM, K. BELMOKHTAR et M. GHANDOUR, « Investigation of usage of compressed air energy storage for power generation system improving - application in a microgrid integrating wind energy », *Energy Procedia*, t. 73, p. 305-316, juin 2015. DOI : [10.1016/j.egypro.2015.07.694](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.694).
- [98] M. HEMMATI et al., « Economic-environmental analysis of combined heat and power-based reconfigurable microgrid integrated with multiple energy storage and demand response program », *Sustainable Cities and Society*, t. 69, p. 102 790, 1^{er} juin 2021. DOI : [10.1016/j.scs.2021.102790](https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102790).
- [99] C. FANG, L. CHEN, Y. ZHANG, C. WANG et S. MEI, « Operation of low-carbon-emission microgrid considering wind power generation and compressed air energy storage », in *Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference*, ISSN : 1934-1768, juill. 2014, p. 7472-7477. DOI : [10.1109/ChiCC.2014.6896243](https://doi.org/10.1109/ChiCC.2014.6896243).

- [100] L. BARTOLUCCI, S. CORDINER, V. MULONE, V. ROCCO et J. L. ROSSI, « Hybrid renewable energy systems for renewable integration in microgrids : Influence of sizing on performance », *Energy*, t. 152, p. 744-758, 1^{er} juin 2018. DOI : [10.1016/j.energy.2018.03.165](https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.03.165).
- [101] M. NADERI, S. BAHRAMARA, Y. KHAYAT et H. BEVRANI, « Optimal planning in a developing industrial microgrid with sensitive loads », *Energy Reports*, t. 3, p. 124-134, 1^{er} nov. 2017. DOI : [10.1016/j.egy.2017.08.004](https://doi.org/10.1016/j.egy.2017.08.004).
- [102] H. JUN, D. CHANGHONG et H. WENTAO, « Optimal sizing of distributed generation in micro-grid considering Energy Price Equilibrium point analysis model », in *2013 IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, ISSN : 2158-2297, juin 2013, p. 79-84. DOI : [10.1109/ICIEA.2013.6566344](https://doi.org/10.1109/ICIEA.2013.6566344).
- [103] Y. YANG, W. PEI et Z. QI, « Optimal sizing of renewable energy and CHP hybrid energy microgrid system », in *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, ISSN : 2378-8542, mai 2012, p. 1-5. DOI : [10.1109/ISGT-Asia.2012.6303122](https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2012.6303122).
- [104] S. BAHRAMIRAD et W. REDER, « Islanding applications of energy storage system », in *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, ISSN : 1944-9925, juill. 2012, p. 1-5. DOI : [10.1109/PESGM.2012.6345706](https://doi.org/10.1109/PESGM.2012.6345706).
- [105] Y. ZHANG, N. GATSIS et G. B. GIANNAKIS, « Robust Energy Management for Microgrids With High-Penetration Renewables », *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 4, n^o 4, p. 944-953, oct. 2013, Conference Name : IEEE Transactions on Sustainable Energy. DOI : [10.1109/TSTE.2013.2255135](https://doi.org/10.1109/TSTE.2013.2255135).
- [106] A. SOBU et G. WU, « Optimal operation planning method for isolated micro grid considering uncertainties of renewable power generations and load demand », in *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, ISSN : 2378-8542, mai 2012, p. 1-6. DOI : [10.1109/ISGT-Asia.2012.6303271](https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2012.6303271).
- [107] U. ARNOLD et Ö. YILDIZ, « Economic risk analysis of decentralized renewable energy infrastructures – a monte carlo simulation approach », *Renewable Energy*, t. 77, p. 227-239, 1^{er} mai 2015. DOI : [10.1016/j.renene.2014.11.059](https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.11.059).
- [108] O. HANBURY et V. R. VASQUEZ, « Life cycle analysis of geothermal energy for power and transportation : A stochastic approach », *Renewable Energy*, t. 115, p. 371-381, 1^{er} jan. 2018. DOI : [10.1016/j.renene.2017.08.053](https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.08.053).
- [109] V. S. TABAR, M. A. JIRDEHI et R. HEMMATI, « Energy management in microgrid based on the multi objective stochastic programming incorporating portable renewable energy resource as demand response option », *Energy*, t. 118, p. 827-839, 1^{er} jan. 2017. DOI : [10.1016/j.energy.2016.10.113](https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.10.113).
- [110] S. HEMMATI, S. F. GHADERI et M. S. GHAZIZADEH, « Sustainable energy hub design under uncertainty using benders decomposition method », *Energy*, t. 143, p. 1029-1047, 15 jan. 2018. DOI : [10.1016/j.energy.2017.11.052](https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.11.052).
- [111] M. ASENSIO, P. DE QUEVEDO, G. MUÑOZ-DELGADO et J. CONTRERAS, « Joint distribution network and renewable energy expansion planning considering demand response and energy storage-part I : Stochastic programming model », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 9, n^o 2, p. 655-666, 2018. DOI : [10.1109/TSG.2016.2560339](https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2560339).

- [112] Y. ZHENG, B. M. JENKINS, K. KORNBLUTH et C. TRÆHOLT, « Optimization under uncertainty of a biomass-integrated renewable energy microgrid with energy storage », *Renewable Energy*, t. 123, p. 204-217, 1^{er} août 2018. DOI : [10.1016/j.renene.2018.01.120](https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.01.120).
- [113] A. ZAKARIA, F. B. ISMAIL, M. S. H. LIPU et M. A. HANNAN, « Uncertainty models for stochastic optimization in renewable energy applications », *Renewable Energy*, t. 145, p. 1543-1571, 1^{er} jan. 2020. DOI : [10.1016/j.renene.2019.07.081](https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.07.081).
- [114] S. MOHSENI et S. M. MOGHADDAS-TAFRESHI, « A multi-agent system for optimal sizing of a cooperative self-sustainable multi-carrier microgrid », *Sustainable Cities and Society*, t. 38, p. 452-465, 1^{er} avr. 2018. DOI : [10.1016/j.scs.2018.01.016](https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.01.016).
- [115] E. KUZNETSOVA, Y.-F. LI, C. RUIZ et E. ZIO, « An integrated framework of agent-based modelling and robust optimization for microgrid energy management », *Applied Energy*, t. 129, p. 70-88, 15 sept. 2014. DOI : [10.1016/j.apenergy.2014.04.024](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.04.024).
- [116] A. L. DIMEAS et N. D. HATZIARGYRIOU, « Operation of a multiagent system for microgrid control », *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 20, n° 3, p. 1447-1455, août 2005. DOI : [10.1109/TPWRS.2005.852060](https://doi.org/10.1109/TPWRS.2005.852060).
- [117] M. AITKEN, « Why we still don't understand the social aspects of wind power : A critique of key assumptions within the literature », *Energy Policy*, Energy Security - Concepts and Indicators with regular papers, t. 38, n° 4, p. 1834-1841, 1^{er} avr. 2010. DOI : [10.1016/j.enpol.2009.11.060](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.11.060).
- [118] M. WOLSINK, « Wind power implementation : The nature of public attitudes : Equity and fairness instead of 'backyard motives' », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 11, n° 6, p. 1188-1207, 1^{er} août 2007. DOI : [10.1016/j.rser.2005.10.005](https://doi.org/10.1016/j.rser.2005.10.005).
- [119] N. HUGHES et N. STRACHAN, « Methodological review of UK and international low carbon scenarios », *Energy Policy*, The socio-economic transition towards a hydrogen economy - findings from European research, with regular papers, t. 38, n° 10, p. 6056-6065, 1^{er} oct. 2010. DOI : [10.1016/j.enpol.2010.05.061](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.05.061).
- [120] M. A. CUESTA, T. CASTILLO-CALZADILLA et C. E. BORGES, « A critical analysis on hybrid renewable energy modeling tools : An emerging opportunity to include social indicators to optimise systems in small communities », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 122, p. 109-122, 1^{er} avr. 2020. DOI : [10.1016/j.rser.2019.109691](https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109691).
- [121] T. J. FOXON, « Transition pathways for a UK low carbon electricity future », *Energy Policy*, Special Section : Transition Pathways to a Low Carbon Economy, t. 52, p. 10-24, 1^{er} jan. 2013. DOI : [10.1016/j.enpol.2012.04.001](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.04.001).
- [122] G. J. KRAMER et M. HAIGH, « No quick switch to low-carbon energy », *Nature*, t. 462, n° 7273, p. 568-569, déc. 2009, Number : 7273 Publisher : Nature Publishing Group. DOI : [10.1038/462568a](https://doi.org/10.1038/462568a).
- [123] E. STRANTZALI et K. ARAVOSSIS, « Decision making in renewable energy investments : A review », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 55, p. 885-898, 1^{er} mars 2016. DOI : [10.1016/j.rser.2015.11.021](https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.11.021).

- [124] C. WANG, B. YU, J. XIAO et L. GUO, « Multi-scenario, multi-objective optimization of grid-parallel Microgrid », in *2011 4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT)*, Weihai, China : IEEE, juill. 2011, p. 1638-1646. DOI : [10.1109/DRPT.2011.5994160](https://doi.org/10.1109/DRPT.2011.5994160).
- [125] X. XU, W. HU, D. CAO, Q. HUANG, C. CHEN et Z. CHEN, « Optimized sizing of a standalone PV-wind-hydropower station with pumped-storage installation hybrid energy system », *Renewable Energy*, t. 147, p. 1418-1431, 1^{er} mars 2020. DOI : [10.1016/j.renene.2019.09.099](https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.09.099).
- [126] A. MALHEIRO, P. M. CASTRO, R. M. LIMA et A. ESTANQUEIRO, « Integrated sizing and scheduling of wind/PV/diesel/battery isolated systems », *Renewable Energy*, t. 83, p. 646-657, 1^{er} nov. 2015. DOI : [10.1016/j.renene.2015.04.066](https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.04.066).
- [127] A. de ANDRES, E. MEDINA-LOPEZ, D. CROOKS, O. ROBERTS et H. JEFFREY, « On the reversed LCOE calculation : Design constraints for wave energy commercialization », *International Journal of Marine Energy*, t. 18, p. 88-108, 1^{er} juin 2017. DOI : [10.1016/j.ijome.2017.03.008](https://doi.org/10.1016/j.ijome.2017.03.008).
- [128] B. ZAKERI et S. SYRI, « Electrical energy storage systems : A comparative life cycle cost analysis », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 42, p. 569-596, 1^{er} fév. 2015. DOI : [10.1016/j.rser.2014.10.011](https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.011).
- [129] S. M. SCHOENUNG, « Energy storage systems cost update : A study for the DOE energy storage systems program. », SAND2011-2730, 1013227, 1^{er} avr. 2011. DOI : [10.2172/1013227](https://doi.org/10.2172/1013227).
- [130] C. PARRADO, A. GIRARD, F. SIMON et E. FUENTEALBA, « 2050 LCOE (levelized cost of energy) projection for a hybrid PV (photovoltaic)-CSP (concentrated solar power) plant in the atacama desert, chile », *Energy*, t. 94, p. 422-430, 1^{er} jan. 2016. DOI : [10.1016/j.energy.2015.11.015](https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.11.015).
- [131] J. HERNÁNDEZ-MORO et J. M. MARTÍNEZ-DUART, « Analytical model for solar PV and CSP electricity costs : Present LCOE values and their future evolution », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 20, p. 119-132, 1^{er} avr. 2013. DOI : [10.1016/j.rser.2012.11.082](https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.11.082).
- [132] T. T. D. TRAN et A. D. SMITH, « Incorporating performance-based global sensitivity and uncertainty analysis into LCOE calculations for emerging renewable energy technologies », *Applied Energy*, t. 216, p. 157-171, 15 avr. 2018. DOI : [10.1016/j.apenergy.2018.02.024](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.024).
- [133] L. HAEUSLER, G. GIÉ, D. MOREIRA, T. BADOUARD et M. CRENES, « Coûts des énergies renouvelables et de récupération en France », ADEME, jan. 2020.
- [134] M. CAMPBELL, J. BLUNDEN, E. SMELOFF et P. ASCHENBRENNER, « Minimizing utility-scale PV power plant LCOE through the use of high capacity factor configurations », in *2009 34th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*, ISSN : 0160-8371, juin 2009, p. 000 421-000 426. DOI : [10.1109/PVSC.2009.5411650](https://doi.org/10.1109/PVSC.2009.5411650).
- [135] K. J. BENES et C. AUGUSTIN, « Beyond LCOE : A simplified framework for assessing the full cost of electricity », *The Electricity Journal*, t. 29, n° 8, p. 48-54, 1^{er} oct. 2016. DOI : [10.1016/j.tej.2016.09.013](https://doi.org/10.1016/j.tej.2016.09.013).

- [136] S. B. DARLING, F. YOU, T. VESELKA et A. VELOSA, « Assumptions and the levelized cost of energy for photovoltaics », *Energy & Environmental Science*, t. 4, n° 9, p. 3133-3139, 26 août 2011. DOI : [10.1039/C0EE00698J](https://doi.org/10.1039/C0EE00698J).
- [137] M. BRUCK, P. SANDBORN et N. GOUDARZI, « A levelized cost of energy (LCOE) model for wind farms that include power purchase agreements (PPAs) », *Renewable Energy*, t. 122, p. 131-139, 1^{er} juill. 2018. DOI : [10.1016/j.renene.2017.12.100](https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.12.100).
- [138] J. Y. TAO et A. FINENKO, « Moving beyond LCOE : Impact of various financing methods on PV profitability for SIDS », *Energy Policy*, t. 98, p. 749-758, 1^{er} nov. 2016. DOI : [10.1016/j.enpol.2016.03.021](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2016.03.021).
- [139] A. K. TOWNSEND et M. E. WEBBER, « An integrated analytical framework for quantifying the LCOE of waste-to-energy facilities for a range of greenhouse gas emissions policy and technical factors », *Waste Management*, t. 32, n° 7, p. 1366-1377, 1^{er} juill. 2012. DOI : [10.1016/j.wasman.2012.02.006](https://doi.org/10.1016/j.wasman.2012.02.006).
- [140] J. FOSTER, L. WAGNER et A. BRATANOVA, « LCOE models : A comparison of the theoretical frameworks and key assumptions », p. 28,
- [141] X. OUYANG et B. LIN, « Levelized cost of electricity (LCOE) of renewable energies and required subsidies in china », *Energy Policy*, t. 70, p. 64-73, 1^{er} juill. 2014. DOI : [10.1016/j.enpol.2014.03.030](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2014.03.030).
- [142] S. TEGEN, M. HAND, B. MAPLES, E. LANTZ, P. SCHWABE et A. SMITH, « 2010 Cost of Wind Energy Review », National Renewable Energy Lab. (NREL), Golden, CO (United States), NREL/TP-5000-52920, 1^{er} avr. 2012. DOI : [10.2172/1219749](https://doi.org/10.2172/1219749).
- [143] « Levelized costs of new generation resources in the annual energy outlook 2021 », US. Energy Information Administration, fév. 2021, p. 25.
- [144] IRENA (2018), « Renewable power generation costs in 2017 », International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi.
- [145] D. RAY, « Lazard's levelized cost of energy analysis—version 13.0 », p. 20, 2019.
- [146] T. BRUCKNER et al., « Annex III : Cost table. in IPCC special report on renewable energy sources and climate change mitigation », in *Renewable Energy Sources and Climate Change Mitigation*, O. EDENHOFER et al., éd., Cambridge : Cambridge University Press, 2011, p. 1001-1022. DOI : [10.1017/CB09781139151153.018](https://doi.org/10.1017/CB09781139151153.018).
- [147] C. KOST, S. SHAMMUGAM, V. JÜLCH, H.-T. NGUYEN et T. SCHLEGL, « Levelized cost of electricity - renewable energy technologies », Fraunhofer Institute for Solar Energy Systems ISE, mars 2018, p. 42.
- [148] F. J. ARDAKANI, G. RIAHY et M. ABEDI, « Optimal sizing of a grid-connected hybrid system for north-west of Iran-case study », in *2010 9th International Conference on Environment and Electrical Engineering*, ISSN : null, mai 2010, p. 29-32. DOI : [10.1109/EEEIC.2010.5490006](https://doi.org/10.1109/EEEIC.2010.5490006).
- [149] M. JASZCZUR, Q. HASSAN, P. PALEJ et J. ABDULATEEF, « Multi-objective optimisation of a micro-grid hybrid power system for household application », *Energy*, t. 202, p. 117738, 1^{er} juill. 2020. DOI : [10.1016/j.energy.2020.117738](https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117738).

- [150] U. SURESHKUMAR, P. MANOHARAN et A. RAMALAKSHMI, « Economic cost analysis of hybrid renewable energy system using HOMER », in *IEEE-International Conference On Advances In Engineering, Science And Management (ICAESM -2012)*, ISSN : null, mars 2012, p. 94-99.
- [151] S. MANDAL, B. K. DAS et N. HOQUE, « Optimum sizing of a stand-alone hybrid energy system for rural electrification in bangladesh », *Journal of Cleaner Production*, t. 200, p. 12-27, 1^{er} nov. 2018. DOI : [10.1016/j.jclepro.2018.07.257](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.257).
- [152] A. ASKARZADEH et L. dos SANTOS COELHO, « A novel framework for optimization of a grid independent hybrid renewable energy system : A case study of iran », *Solar Energy*, t. 112, p. 383-396, 1^{er} fév. 2015. DOI : [10.1016/j.solener.2014.12.013](https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.12.013).
- [153] A. S. O. OGUNJUYIGBE, T. R. AYODELE et O. A. AKINOLA, « Optimal allocation and sizing of PV/wind/split-diesel/battery hybrid energy system for minimizing life cycle cost, carbon emission and dump energy of remote residential building », *Applied Energy*, t. 171, p. 153-171, 1^{er} juin 2016. DOI : [10.1016/j.apenergy.2016.03.051](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.03.051).
- [154] D. ABBES, A. MARTINEZ et G. CHAMPENOIS, « Life cycle cost, embodied energy and loss of power supply probability for the optimal design of hybrid power systems », *Mathematics and Computers in Simulation*, t. 98, p. 46-62, 1^{er} avr. 2014. DOI : [10.1016/j.matcom.2013.05.004](https://doi.org/10.1016/j.matcom.2013.05.004).
- [155] N. MOUSAVI, G. KOTHAPALLI, D. HABIBI, C. K. DAS et A. BANIASADI, « A novel photovoltaic-pumped hydro storage microgrid applicable to rural areas », *Applied Energy*, t. 262, p. 114-128, 15 mars 2020. DOI : [10.1016/j.apenergy.2019.114284](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114284).
- [156] A. HADJ SAID, « Intégration du stockage dans les méthodes de planification des réseaux électriques basse tension », thèse de doct., Université Grenoble Alpes, 31 jan. 2018.
- [157] R. BILLINTON et J. BILLINTON, « Distribution system reliability indices », *IEEE Transactions on Power Delivery*, t. 4, n° 1, p. 561-568, jan. 1989. DOI : [10.1109/61.19247](https://doi.org/10.1109/61.19247).
- [158] *Arrêté du 24 décembre 2007 pris en application du décret n° 2007-1826 du 24 décembre 2007 relatif aux niveaux de qualité et aux prescriptions techniques en matière de qualité des réseaux publics de distribution et de transport d'électricité.*
- [159] T. KHATIB, A. MOHAMED, K. SOPIAN et M. MAHMOUD, « Optimal Sizing of Hybrid PV/Wind Systems for Malaysia Using Loss of Load Probability », *Energy Sources, Part A : Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, t. 37, n° 7, p. 687-695, 3 avr. 2015, Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/15567036.2011.592920>. DOI : [10.1080/15567036.2011.592920](https://doi.org/10.1080/15567036.2011.592920).
- [160] S. SANAJAOBA et E. FERNANDEZ, « Maiden application of cuckoo search algorithm for optimal sizing of a remote hybrid renewable energy system », *Renewable Energy*, t. 96, p. 1-10, 1^{er} oct. 2016. DOI : [10.1016/j.renene.2016.04.069](https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.04.069).

- [161] R. HOSSEINALIZADEH, H. SHAKOURI G, M. S. AMALNICK et P. TAGHIPOUR, « Economic sizing of a hybrid (PV–WT–FC) renewable energy system (HRES) for stand-alone usages by an optimization-simulation model : Case study of iran », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 54, p. 139-150, 1^{er} fév. 2016. DOI : [10.1016/j.rser.2015.09.046](https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.09.046).
- [162] A. N. ABDALLA et al., « Metaheuristic searching genetic algorithm based reliability assessment of hybrid power generation system », *Energy Exploration & Exploitation*, t. 39, n^o 1, p. 488-501, 1^{er} jan. 2021, Publisher : SAGE Publications Ltd STM. DOI : [10.1177/0144598720959749](https://doi.org/10.1177/0144598720959749).
- [163] H. ZAHBOUNE, S. ZOUGGAR, G. KRAJACIC, P. S. VARBANOV, M. ELHAFYANI et E. ZIANI, « Optimal hybrid renewable energy design in autonomous system using modified electric system cascade analysis and homer software », *Energy Conversion and Management*, t. 126, p. 909-922, 15 oct. 2016. DOI : [10.1016/j.enconman.2016.08.061](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.08.061).
- [164] Z. SHI, R. WANG et T. ZHANG, « Multi-objective optimal design of hybrid renewable energy systems using preference-inspired coevolutionary approach », *Solar Energy*, t. 118, p. 96-106, 1^{er} août 2015. DOI : [10.1016/j.solener.2015.03.052](https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.03.052).
- [165] A. KAMJOO, A. MAHERI, A. M. DIZQAH et G. A. PUTRUS, « Multi-objective design under uncertainties of hybrid renewable energy system using NSGA-II and chance constrained programming », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 74, p. 187-194, 1^{er} jan. 2016. DOI : [10.1016/j.ijepes.2015.07.007](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.07.007).
- [166] R. N. S. R. MUKHTARUDDIN, H. A. RAHMAN, M. Y. HASSAN et J. J. JAMIAN, « Optimal hybrid renewable energy design in autonomous system using iterative-pareto-fuzzy technique », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 64, p. 242-249, 1^{er} jan. 2015. DOI : [10.1016/j.ijepes.2014.07.030](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.07.030).
- [167] S. AHMADI et S. ABDI, « Application of the hybrid big bang–big crunch algorithm for optimal sizing of a stand-alone hybrid PV/wind/battery system », *Solar Energy*, t. 134, p. 366-374, 1^{er} sept. 2016. DOI : [10.1016/j.solener.2016.05.019](https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.05.019).
- [168] L. G. ACUÑA, R. V. PADILLA et A. S. MERCADO, « Measuring reliability of hybrid photovoltaic-wind energy systems : A new indicator », *Renewable Energy*, t. 106, p. 68-77, 1^{er} juin 2017. DOI : [10.1016/j.renene.2016.12.089](https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.089).
- [169] M. M. MOUHAMMAD AL ANFAF, « Contribution à la modélisation et à l'optimisation de systèmes énergétiques multi-sources et multi-charges », Theses, Université de Lorraine, sept. 2016.
- [170] M. DROUINEAU, « Modélisation prospective et analyse spatio-temporelle : intégration de la dynamique du réseau électrique », Theses, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, déc. 2011.
- [171] V. KRAKOWSKI, « Intégration du renouvelable et stratégie de déploiement du réseau électrique : réconciliation d'échelles spatio-temporelles dans des exercices prospectifs de long terme », thèse de doct., 6 déc. 2016.

- [172] M. SHARAFI et T. Y. ELMEEKAWY, « Multi-objective optimal design of hybrid renewable energy systems using PSO-simulation based approach », *Renewable Energy*, t. 68, p. 67-79, 1^{er} août 2014. DOI : [10.1016/j.renene.2014.01.011](https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.01.011).
- [173] A. T. D. PERERA, R. A. ATTALAGE, K. K. C. K. PERERA et V. P. C. DASSANAYAKE, « Designing standalone hybrid energy systems minimizing initial investment, life cycle cost and pollutant emission », *Energy*, t. 54, p. 220-230, 1^{er} juin 2013. DOI : [10.1016/j.energy.2013.03.028](https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.03.028).
- [174] Y. A. KATSIGIANNIS, P. S. GEORGILAKIS et E. S. KARAPIDAKIS, « Multiobjective genetic algorithm solution to the optimum economic and environmental performance problem of small autonomous hybrid power systems with renewables », *IET Renewable Power Generation*, t. 4, n^o 5, p. 404-419, 1^{er} sept. 2010, Publisher : IET Digital Library. DOI : [10.1049/iet-rpg.2009.0076](https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2009.0076).
- [175] Y.-C. TSAO, V.-V. THANH et Q. WU, « Sustainable microgrid design considering blockchain technology for real-time price-based demand response programs », *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 125, p. 106-118, 1^{er} fév. 2021. DOI : [10.1016/j.ijepes.2020.106418](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106418).
- [176] M. TAHRI, M. HAKDAOUI et M. MAANAN, « The evaluation of solar farm locations applying geographic information system and multi-criteria decision-making methods : Case study in southern morocco », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 51, p. 1354-1362, 1^{er} nov. 2015. DOI : [10.1016/j.rser.2015.07.054](https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.07.054).
- [177] H. REZZOUK et A. MELLIT, « Feasibility study and sensitivity analysis of a standalone photovoltaic-diesel-battery hybrid energy system in the north of algeria », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 43, p. 1134-1150, 1^{er} mars 2015. DOI : [10.1016/j.rser.2014.11.103](https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.11.103).
- [178] K. HACATOGLU, I. DINCER et M. A. ROSEN, « Sustainability assessment of a hybrid energy system with hydrogen-based storage », *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 40, n^o 3, p. 1559-1568, 21 jan. 2015. DOI : [10.1016/j.ijhydene.2014.11.079](https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2014.11.079).
- [179] D. LANDI, V. CASTORANI et M. GERMANI, « Interactive energetic, environmental and economic analysis of renewable hybrid energy system », *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, t. 13, n^o 3, p. 885-899, 1^{er} sept. 2019. DOI : [10.1007/s12008-019-00554-x](https://doi.org/10.1007/s12008-019-00554-x).
- [180] H. SHARMA, É. MONNIER, G. MANDIL, P. ZWOLINSKI et S. COLASSON, « Comparison of environmental assessment methodology in hybrid energy system simulation software », *Procedia CIRP*, t. 80, p. 221-227, 2019. DOI : [10.1016/j.procir.2019.01.007](https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.01.007).
- [181] E. GEORGOPOULOU, Y. SARAFIDIS et D. DIAKOULAKI, « Design and implementation of a group DSS for sustaining renewable energies exploitation », *European Journal of Operational Research*, t. 109, n^o 2, p. 483-500, 1^{er} sept. 1998. DOI : [10.1016/S0377-2217\(98\)00072-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00072-1).

- [182] H. MEYAR-NAIMI et S. VAEZ-ZADEH, « Sustainability assessment of Iran power generation system using DSR-HNS framework », in *2012 Second Iranian Conference on Renewable Energy and Distributed Generation*, ISSN : 2325-9280, mars 2012, p. 98-103. DOI : [10.1109/ICREDG.2012.6190477](https://doi.org/10.1109/ICREDG.2012.6190477).
- [183] S. GHOSH, T. CHAKRABORTY, S. SAHA, M. MAJUMDER et M. PAL, « Development of the location suitability index for wave energy production by ANN and MCDM techniques », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 59, p. 1017-1028, 1^{er} juin 2016. DOI : [10.1016/j.rser.2015.12.275](https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.275).
- [184] B. AZZOPARDI, E. A. MARTÍNEZ-CESEÑA et J. MUTALE, « Decision support system for ranking photovoltaic technologies », *IET Renewable Power Generation*, t. 7, n° 6, p. 669-679, 1^{er} nov. 2013, Publisher : IET Digital Library. DOI : [10.1049/iet-rpg.2012.0174](https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2012.0174).
- [185] A. JANJIC, S. SAVIC et G. JANACKOVIC, « Multi-criteria decision support for optimal distributed generation dispatch », in *2012 2nd International Symposium On Environment Friendly Energies And Applications*, juin 2012, p. 134-139. DOI : [10.1109/EFEA.2012.6294072](https://doi.org/10.1109/EFEA.2012.6294072).
- [186] M. A. P. MAHMUD, N. HUDA, S. H. FARJANA et C. LANG, « Techno-Economic Operation and Environmental Life-Cycle Assessment of a Solar PV-Driven Islanded Microgrid », *IEEE Access*, t. 7, p. 111 828-111 839, 2019, Conference Name : IEEE Access. DOI : [10.1109/ACCESS.2019.2927653](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2927653).
- [187] A. KUMAR et al., « A review of multi criteria decision making (MCDM) towards sustainable renewable energy development », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 69, p. 596-609, 1^{er} mars 2017. DOI : [10.1016/j.rser.2016.11.191](https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.191).
- [188] T. SAATY, « The Analytic Hierarchy Process », **presented at** McGraw-Hill International, New-York, NY, 1980.
- [189] B. ROY, « The outranking approach and the foundations of electre methods », in *Readings in Multiple Criteria Decision Aid*, C. A. BANA E COSTA, éd., Berlin, Heidelberg : Springer, 1990, p. 155-183. DOI : [10.1007/978-3-642-75935-2_8](https://doi.org/10.1007/978-3-642-75935-2_8).
- [190] J. P. BRANS et P. VINCKE, « Note—A Preference Ranking Organisation Method », *Management Science*, t. 31, n° 6, p. 647-656, 1^{er} juin 1985, Publisher : INFORMS. DOI : [10.1287/mnsc.31.6.647](https://doi.org/10.1287/mnsc.31.6.647).
- [191] J. CHEEK, B. HUYGE et J. d. POMEREU, « Princess Elisabeth Antarctica : an International Polar Year outreach and media success story », *Polar Research*, t. 30, n° 1, p. 11 153, 1^{er} jan. 2011, Publisher : Routledge _eprint : <https://doi.org/10.3402/polar.v30i0.11153>. DOI : [10.3402/polar.v30i0.11153](https://doi.org/10.3402/polar.v30i0.11153).
- [192] N. NIKMEHR et S. N. RAVADANEGH, « Optimal Power Dispatch of Multi-Microgrids at Future Smart Distribution Grids », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 6, n° 4, p. 1648-1657, juill. 2015. DOI : [10.1109/TSG.2015.2396992](https://doi.org/10.1109/TSG.2015.2396992).
- [193] P. KAYAL et C. K. CHANDA, « Optimal mix of solar and wind distributed generations considering performance improvement of electrical distribution network », *Renewable Energy*, t. 75, p. 173-186, 1^{er} mars 2015. DOI : [10.1016/j.renene.2014.10.003](https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.10.003).

- [194] S. KIRKPATRICK, « Optimization by simulated annealing : Quantitative studies », *Journal of Statistical Physics*, t. 34, n° 5, p. 975-986, 1^{er} mars 1984. DOI : [10.1007/BF01009452](https://doi.org/10.1007/BF01009452).
- [195] M. DORIGO, V. MANIEZZO et A. COLORNI, « Ant system : optimization by a colony of cooperating agents », *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, t. 26, n° 1, p. 29-41, fév. 1996, Conference Name : IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). DOI : [10.1109/3477.484436](https://doi.org/10.1109/3477.484436).
- [196] J. H. HOLLAND, « Genetic Algorithms and the Optimal Allocation of Trials », *SIAM Journal on Computing*, t. 2, n° 2, p. 88-105, 1^{er} juin 1973, Publisher : Society for Industrial and Applied Mathematics. DOI : [10.1137/0202009](https://doi.org/10.1137/0202009).
- [197] R. EBERHART et J. KENNEDY, « A new optimizer using particle swarm theory », in *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, oct. 1995, p. 39-43. DOI : [10.1109/MHS.1995.494215](https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215).
- [198] É. D. TAILLARD, « Parallel Taboo Search Techniques for the Job Shop Scheduling Problem », *ORSA Journal on Computing*, t. 6, n° 2, p. 108-117, 1^{er} mai 1994, Publisher : ORSA. DOI : [10.1287/ijoc.6.2.108](https://doi.org/10.1287/ijoc.6.2.108).
- [199] T. NIKNAM, R. AZIZIPANAH-ABARGHOOEE et M. R. NARIMANI, « An efficient scenario-based stochastic programming framework for multi-objective optimal microgrid operation », *Applied Energy*, t. 99, p. 455-470, 1^{er} nov. 2012. DOI : [10.1016/j.apenergy.2012.04.017](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.04.017).
- [200] H. R. E.-H. BOUCHEKARA, M. S. JAVAID, Y. A. SHAABAN, M. S. SHAHRIAR, M. A. M. RAMLI et Y. LATRECHE, « Decomposition based multiobjective evolutionary algorithm for PV/wind/diesel hybrid microgrid system design considering load uncertainty », *Energy Reports*, t. 7, p. 52-69, 1^{er} nov. 2020. DOI : [10.1016/j.egy.2020.11.102](https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.11.102).
- [201] A. CHAOUACHI, R. M. KAMEL, R. ANDOULSI et K. NAGASAKA, « Multiobjective Intelligent Energy Management for a Microgrid », *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 60, n° 4, p. 1688-1699, avr. 2013. DOI : [10.1109/TIE.2012.2188873](https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2188873).
- [202] P. ZENG, H. LI, H. HE et S. LI, « Dynamic Energy Management of a Microgrid Using Approximate Dynamic Programming and Deep Recurrent Neural Network Learning », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 4, p. 4435-4445, juill. 2019, Conference Name : IEEE Transactions on Smart Grid. DOI : [10.1109/TSG.2018.2859821](https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2859821).
- [203] C. SUN et Y. YUAN, « Sizing of hybrid energy storage system in independent microgrid based on BP neural network », p. 3.45-3.45, 1^{er} jan. 2013, Publisher : IET Digital Library. DOI : [10.1049/cp.2013.1851](https://doi.org/10.1049/cp.2013.1851).
- [204] I. ALSAIDAN, A. ALANAZI, W. GAO, H. WU et A. KHODAEI, « State-of-the-art in microgrid-integrated distributed energy storage sizing », *Energies*, t. 10, n° 9, p. 1421, sept. 2017, Number : 9 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute. DOI : [10.3390/en10091421](https://doi.org/10.3390/en10091421).

- [205] S. X. CHEN, H. B. GOOI et M. Q. WANG, « Sizing of Energy Storage for Microgrids », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 3, n° 1, p. 142-151, mars 2012, Conference Name : IEEE Transactions on Smart Grid. DOI : [10.1109/TSG.2011.2160745](https://doi.org/10.1109/TSG.2011.2160745).
- [206] A. MALEKI et A. ASKARZADEH, « Artificial bee swarm optimization for optimum sizing of a stand-alone PV/WT/FC hybrid system considering LPSP concept », *Solar Energy*, t. 107, p. 227-235, 1^{er} sept. 2014. DOI : [10.1016/j.solener.2014.05.016](https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.05.016).
- [207] A. ALARCON-RODRIGUEZ, G. AULT et S. GALLOWAY, « Multi-objective planning of distributed energy resources : A review of the state-of-the-art », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 14, n° 5, p. 1353-1366, 1^{er} juin 2010. DOI : [10.1016/j.rser.2010.01.006](https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.01.006).
- [208] P. PALIWAL, N. P. PATIDAR et R. K. NEMA, « Determination of reliability constrained optimal resource mix for an autonomous hybrid power system using particle swarm optimization », *Renewable Energy*, t. 63, p. 194-204, 1^{er} mars 2014. DOI : [10.1016/j.renene.2013.09.003](https://doi.org/10.1016/j.renene.2013.09.003).
- [209] M. AMER, A. NAMAANE et N. K. M'SIRDI, « Optimization of hybrid renewable energy systems (HRES) using PSO for cost reduction », *Energy Procedia*, Mediterranean Green Energy Forum 2013 : Proceedings of an International Conference MGEF-13, t. 42, p. 318-327, 1^{er} jan. 2013. DOI : [10.1016/j.egypro.2013.11.032](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2013.11.032).
- [210] H. ANAND, N. NARANG et J. S. DHILLON, « Multi-objective combined heat and power unit commitment using particle swarm optimization », *Energy*, t. 172, p. 794-807, 1^{er} avr. 2019. DOI : [10.1016/j.energy.2019.01.155](https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.155).
- [211] G. MA, G. XU, Y. CHEN et R. JU, « Multi-objective optimal configuration method for a standalone wind-solar-battery hybrid power system », *IET Renewable Power Generation*, t. 11, n° 1, p. 194-202, 24 août 2016, Publisher : IET Digital Library. DOI : [10.1049/iet-rpg.2016.0646](https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2016.0646).
- [212] J. F. GONÇALVES, J. J. M. MENDES et M. G. C. RESENDE, « A genetic algorithm for the resource constrained multi-project scheduling problem », *European Journal of Operational Research*, t. 189, n° 3, p. 1171-1190, 16 sept. 2008. DOI : [10.1016/j.ejor.2006.06.074](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.06.074).
- [213] E. ZITZLER et L. THIELE, « Multiobjective evolutionary algorithms : a comparative case study and the strength Pareto approach », *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, t. 3, n° 4, p. 257-271, nov. 1999. DOI : [10.1109/4235.797969](https://doi.org/10.1109/4235.797969).
- [214] K. DEB, S. AGRAWAL, A. PRATAP et T. MEYARIVAN, « A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization : NSGA-II », in *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI*, M. SCHOENAUER et al., éd., sér. Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin Heidelberg, 2000, p. 849-858.
- [215] E. ZITZLER, M. LAUMANN et L. THIELE, « SPEA2 : Improving the strength pareto evolutionary algorithm », *ETH Zurich*, 2001. DOI : [10.3929/ethz-a-004284029](https://doi.org/10.3929/ethz-a-004284029).

- [216] J. KNOWLES et D. CORNE, « The Pareto Archived Evolution Strategy : A New Baseline Algorithm for Pareto Multiobjective Optimisation », **presented at** Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC 1999, t. 1, 1^{er} jan. 1999. DOI : [10.1109/CEC.1999.781913](https://doi.org/10.1109/CEC.1999.781913).
- [217] D. DUMITRESCU, M. OLTEAN et C. GROȘAN, « A New Evolutionary Adaptive Representation Paradigm », 2001.
- [218] K. BUAYAI, W. ONGSAKUL et N. MITHULANANTHAN, « Multi-objective micro-grid planning by NSGA-II in primary distribution system », *European Transactions on Electrical Power*, t. 22, n^o 2, p. 170-187, 2012. DOI : [10.1002/etep.553](https://doi.org/10.1002/etep.553).
- [219] P. GARAMBOIS, « Modèles éléments-finis mixtes réduits pour l'optimisation en dynamique des structures », thèse de doct., Ecole Centrale de Lyon, nov. 2015.
- [220] E. ZITZLER, K. DEB et L. THIELE, « Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms : Empirical Results », *Evolutionary computation*, t. 8, p. 173-95, 1^{er} fév. 2000. DOI : [10.1162/106365600568202](https://doi.org/10.1162/106365600568202).
- [221] N. KASBADJI MERZOUK, « Pour l'évaluation du gisement énergétique éolien - contribution à la détermination du profil vertical de la vitesse du vent en Algérie », thèse de doct., UNIVERSITE ABOU BEKR BELKAID DE TLEMCEM, mai 2006.
- [222] S. RECOSKIE, E. LANTEIGNE et W. GUEAIEB, « A High-Fidelity Energy Efficient Path Planner for Unmanned Airships », *Robotics*, t. 6, p. 28, 18 oct. 2017. DOI : [10.3390/robotics6040028](https://doi.org/10.3390/robotics6040028).
- [224] A. HEYDARI et A. ASKARZADEH, « Optimization of a biomass-based photovoltaic power plant for an off-grid application subject to loss of power supply probability concept », *Applied Energy*, t. 165, p. 601-611, 1^{er} mars 2016. DOI : [10.1016/j.apenergy.2015.12.095](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.12.095).
- [225] S. W. D. TURNER, J. Y. NG et S. GALELLI, « Examining global electricity supply vulnerability to climate change using a high-fidelity hydropower dam model », *Science of The Total Environment*, t. 590-591, p. 663-675, 15 juill. 2017. DOI : [10.1016/j.scitotenv.2017.03.022](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.03.022).
- [226] B. MULTON, J. AUBRY, P. HAESSIG et H. B. AHMED, « Systèmes de stockage d'énergie électrique », p. 33, 2013.
- [227] RTE, « Bilan Électrique RTE 2020 », RTE, 2021.
- [228] ENEDIS, « Bilan Electrique Enedis 2020 », Enedis, 2021.
- [229] IEA, « Projected Costs of Generating Electricity 2020 », IEA, Paris, 2020.
- [230] O. SCHMIDT, S. MELCHIOR, A. HAWKES et I. STAFFELL, « Projecting the future leveled cost of electricity storage technologies », *Joule*, t. 3, n^o 1, p. 81-100, 16 jan. 2019. DOI : [10.1016/j.joule.2018.12.008](https://doi.org/10.1016/j.joule.2018.12.008).
- [231] R. H. CRAWFORD, « Life cycle energy and greenhouse emissions analysis of wind turbines and the effect of size on energy yield », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 13, n^o 9, p. 2653-2660, 1^{er} déc. 2009. DOI : [10.1016/j.rser.2009.07.008](https://doi.org/10.1016/j.rser.2009.07.008).

- [232] X. D. WU, X. H. XIA, G. Q. CHEN, X. F. WU et B. CHEN, « Embodied energy analysis for coal-based power generation system-highlighting the role of indirect energy cost », *Applied Energy*, t. 184, p. 936-950, 15 déc. 2016. DOI : [10.1016/j.apenergy.2016.03.027](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.03.027).
- [233] A. MORO et L. LONZA, « Electricity carbon intensity in european member states : Impacts on GHG emissions of electric vehicles », *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, The contribution of electric vehicles to environmental challenges in transport. WCTRS conference in summer, t. 64, p. 5-14, 1^{er} oct. 2018. DOI : [10.1016/j.trd.2017.07.012](https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.07.012).
- [234] I. NAWAZ et G. N. TIWARI, « Embodied energy analysis of photovoltaic (PV) system based on macro- and micro-level », *Energy Policy*, t. 34, n° 17, p. 3144-3152, 1^{er} nov. 2006. DOI : [10.1016/j.enpol.2005.06.018](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2005.06.018).
- [235] F. d. M. RIBEIRO et G. A. da SILVA, « Life-cycle inventory for hydroelectric generation : A brazilian case study », *Journal of Cleaner Production*, The Roles of Cleaner Production in the Sustainable Development of Modern Societies, t. 18, n° 1, p. 44-54, 1^{er} jan. 2010. DOI : [10.1016/j.jclepro.2009.09.006](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2009.09.006).
- [236] J. L. BERNAL-AGUSTÍN et R. DUFO-LÓPEZ, « Efficient design of hybrid renewable energy systems using evolutionary algorithms », *Energy Conversion and Management*, t. 50, n° 3, p. 479-489, mars 2009. DOI : [10.1016/j.enconman.2008.11.007](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2008.11.007).
- [237] S. MAHDI, « Optimisation multi-objectif par un nouveau schéma de coopération Méta/Exacte », Université Mentouri de Constantine, Algérie, Mémoire de MAGISTER.
- [238] D. ABBES, « Contribution au dimensionnement et à l'optimisation des systèmes hybrides éoliens-photovoltaïques avec batteries pour l'habitat résidentiel autonome », thesis, Poitiers, 20 juin 2012.
- [239] J. R. SCHOTT, « Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization », Master's thesis, Department of Aeronautics et Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [241] R. DUFO-LÓPEZ, « MHOGA Version 3.0 - User's manual », Electrical Engineering Department, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, Spain, 6 sept. 2021.

Webographie

- [11] RTE. « RTE et l'AIE publient leur étude sur les conditions d'un système électrique à forte part d'énergies renouvelables en France à l'horizon 2050 », RTE. (27 jan. 2021).
- [22] E. COHEN. « The climate center ». (oct. 2019).
- [38] L. SCHRATTENHOLZER. « The energy supply model MESSAGE ». Num Pages : 40 Place : IIASA, Laxenburg, Austria Publisher : RR-81-031. (déc. 1981).
- [61] « Aalborg university EnergyPLAN | advanced energy systems analysis computer model », EnergyPLAN. ().
- [64] « PLEXOS market simulation software », Energy Exemplar. visité le 06 juin 2021. ().
- [223] T. W. POWER. « Vestas V902/2000 », The Wind Power. ().
- [240] R. DUFO-LÓPEZ. « iHOGA / MHOGA – simulation and optimization of stand-alone and grid-connected hybrid renewable systems ». ().

Annexes

Annexe A

Paramètres économiques et environnementaux des indicateurs de performances

A.1 Paramètres économiques

Le tableau A.2 présente les valeurs choisies pour évaluer les performances économiques des différentes technologies de production d'électricité. On décompose les coûts en coûts d'investissement, d'opération et maintenance (O&M) et d'achat du combustible. Leur combinaison sur le cycle de vie est le LCOE.

	Coût d'investis- sement (€/kW) [229]	Coût d'O&M			Coût du combustible (€/MWh) [145]	LCOE (€/kWh) [2]
		fixe (€/kW) [229]	fixe (€/MWh) [145]	variable (€/MWh) [145]		
Nucléaire	3 606	-	17	4	9	0,099
Charbon	1 897	-	14	5	18	78
Gaz (CCGT)	823	-	3	4	24	0,079
Biomasse ¹	2 501	-	24	6	28	0,15
Éolien terrestre	1 391	-	11	-	-	0,084
Éolien en mer	2 876	-	11	-	-	0,17
PV en champ (<i>utility scale</i>)	995	-	5	-	-	0,16
PV commercial	1 065	-	11	-	-	-
PV résidentiel	1 583	-	22	-	-	0,22
Barrage réservoir ≥ 5MW	3 319	75	-	-	-	0,035
Barrage réservoir < 5MW	3 966	75	-	-	-	0,035
Barrage au fil de l'eau ≥ 5MW	3 557	50	-	-	-	0,035
Barrage au fil de l'eau < 5MW	3 507	50	-	-	-	0,035

TAB. A.1 – Valeurs des paramètres économiques par technologie productrice

Annexe A. Paramètres économiques et environnementaux des indicateurs de performances

En ce qui concerne les technologies de stockage, les valeurs des paramètres économiques utilisés sont détaillées dans le tableau A.2. Les différents coûts sont exprimés à la fois en fonction de la puissance installée et de la capacité installée et de l'énergie échangée.

	Coût d'investissement		Coût d'O&M	
	en puissance	en énergie	en puissance	en énergie
	(€/kW)	(€/kWh installé)	(€/kW/an)	(€/MWh)
Batterie Li-ion	678	802	10	3
Batterie Pb-acide	675	471	8	1
STEP	1129	80	8	1
CAES (air comprimé)	871	39	4	4
Volant d'inertie	641	5399	7	2
Hydrogène	5417	31	46	0

TAB. A.2 – Valeurs des paramètres économiques par technologie de stockage [230]

¹Coûts d'O&M assimilés à ceux du gaz sans cycle combiné

A.2 Paramètres environnementaux

L'indicateur environnemental mesurant les émissions de gaz à effet de serre utilise les valeurs décrites dans le tableau A.3 pour calculer les émissions de chaque technologie de production sur son cycle de vie. La valeur finale, indiquée dans la dernière colonne, est déduite de diverses manières des données disponible dans la littérature pour chaque technologie.

	Unité fonctionnelle (UF)	Énergie grise ² (kWh/UF)	Émissions de construction (gCO ₂ eq/UF)	Émissions sur le cycle de vie [2] (gCO ₂ eq/kWh)
Éolien	MW installé	-	$1,844.10^9$ [231]	11
PV en champ	m ²	1710 [234]	7.10^5	48
PV résidentiel	m ²	1380 [234]	$5,6.10^5$	41
Charbon	MW installé	$7,4.10^6$ [232]	3.10^9	820
Gaz	MW installé	$7,4.10^6$ [232]	3.10^9	490
Biomasse	MW installé	$7,4.10^6$ [232]	3.10^9	230
Barrage	MW installé	-	$3.7.10^8$ [235]	24

TAB. A.3 – Valeurs des émissions de gaz à effet de serre par technologie de production électrique

Comme pour les indicateurs économiques, on utilise des valeurs différentes pour les dispositifs de stockage, détaillées dans le tableau A.4.

	Émissions durant la construction (kgCO ₂ eq/kWh installé)	Émissions variables (gCO ₂ eq/kWh)
Batterie	125,3	4
STEP	35,7	1,8
CAES	19,4	288

TAB. A.4 – Valeurs des émissions de gaz à effet de serre par technologie de stockage [8]

²Émissions déduites de l'énergie grise en la multipliant par le l'intensité carbone de la production électrique européenne nette, 407 gCO₂eq/kWh [233]

Annexe B

Simulation séquentielle - lien entre production et la situation

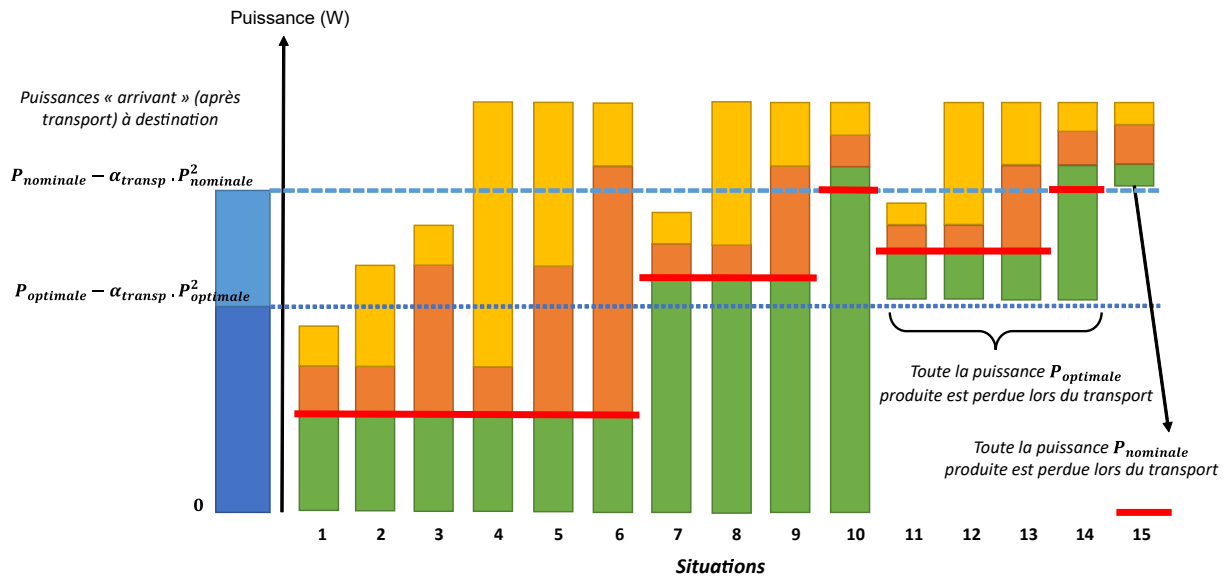
Le tableau B.1 représente la puissance à produire en fonction de la stratégie de pilotage appliquée à la technologie et de la situation, c'est-à-dire de l'équilibre entre la puissance productible, stockable et la demande (voir sous-section 2.6.4). Les puissances auxquelles on peut produire sont P_{dem} la puissance nécessaire pour équilibrer la demande, P_{sto} la puissance nécessaire pour remplir le stockeur en cours, P_{nom} la puissance nominale installée ou P_{opti} la puissance optimale (par exemple celle à laquelle le rendement entre production électrique et consommation de ressources est le meilleur). Dans certains cas, la puissance à produire peut également être nulle.

	Situation 1	Situation 2	Situation 3	Situation 4	Situation 5	Situation 6	Situation 7	Situation 8
Pilotage 1	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}
Pilotage 2	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{nom}	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$
Pilotage 3	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{opti}	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{opti}	P_{opti}	P_{dem}	P_{dem}
Pilotage 4	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{opti}	P_{opti}
Pilotage 5	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{opti}	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{opti}	P_{opti}	P_{opti}	P_{opti}
Pilotage 6	0	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{opti}	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{opti}	P_{opti}	P_{opti}	P_{opti}
Pilotage 7	P_{sto}	P_{sto}	P_{opti}	P_{sto}	P_{opti}	P_{opti}	P_{opti}	P_{opti}
	Situation 9	Situation 10	Situation 11	Situation 12	Situation 13	Situation 14	Situation 15	
Pilotage 1	P_{dem}	P_{nom}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{nom}	0	
Pilotage 2	P_{nom}	P_{nom}	$P_{dem}+P_{sto}$	$P_{dem}+P_{sto}$	P_{nom}	P_{nom}	0	
Pilotage 3	P_{dem}	P_{nom}	P_{dem}	P_{dem}	P_{dem}	P_{nom}	0	
Pilotage 4	P_{opti}	P_{opti}	0	0	0	0	0	
Pilotage 5	P_{opti}	P_{opti}	0	0	0	0	0	
Pilotage 6	P_{opti}	P_{opti}	0	0	0	0	0	
Pilotage 7	P_{opti}	P_{opti}	0	0	0	0	0	

TAB. B.1 – Puissance à laquelle produire selon la situation et la stratégie de pilotage

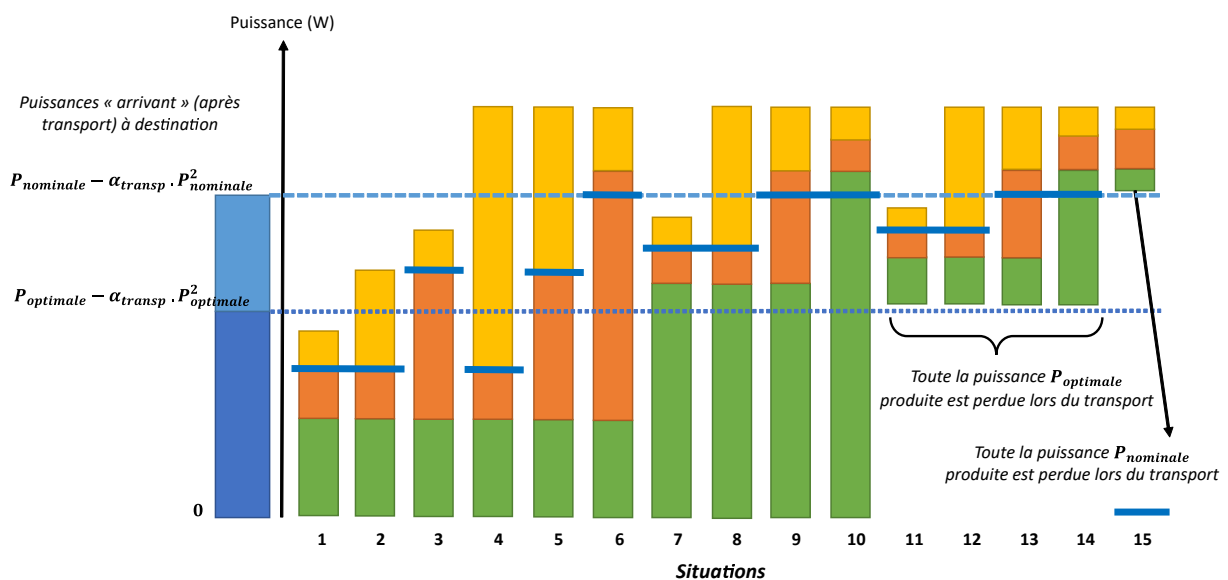
Annexe B. Simulation séquentielle - lien entre production et la situation

Les figures suivantes représentent une illustration du tableau précédent suivant la stratégie de pilotage. Chaque graphe correspond à une stratégie. Pour chaque colonne, représentant une situation, les traits horizontaux en couleur indique la puissance à laquelle produire.



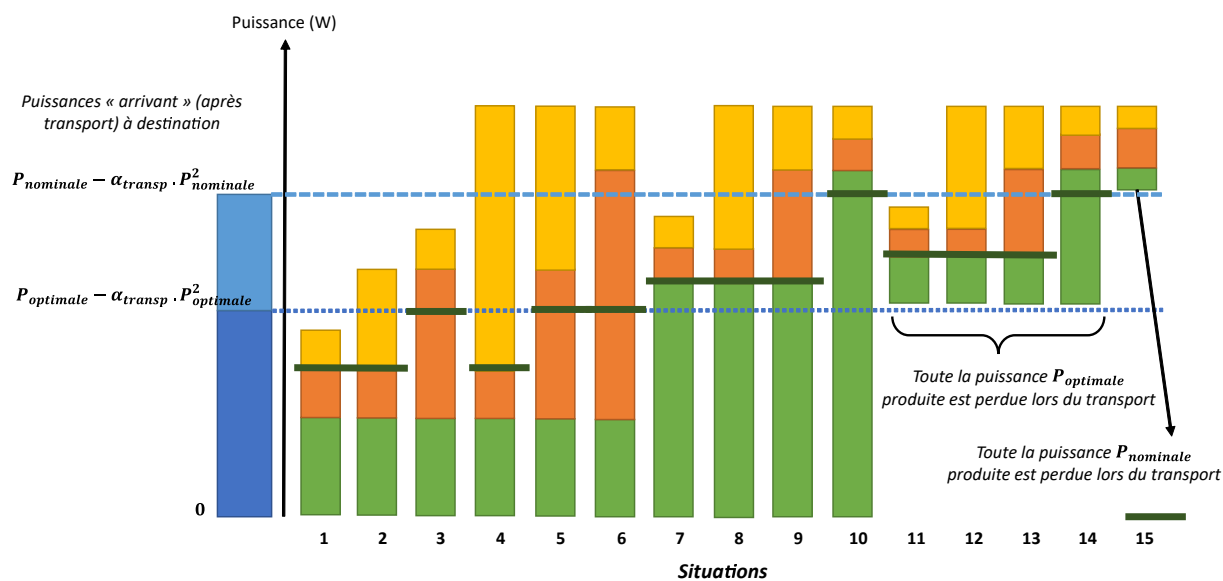
Pilotage 1 On équilibre juste la consommation dans la limite $P_{nominale}$

FIG. B.1 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°1 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)



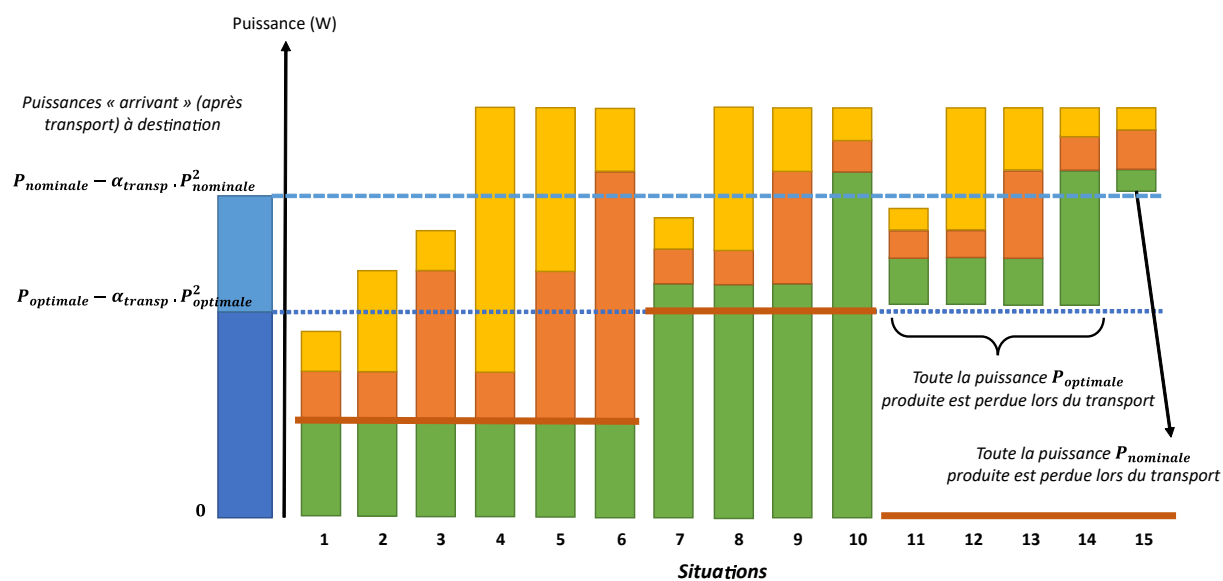
Pilotage 2 On équilibre la consommation et on stocke dans la limite de $P_{nominale}$

FIG. B.2 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°2 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)



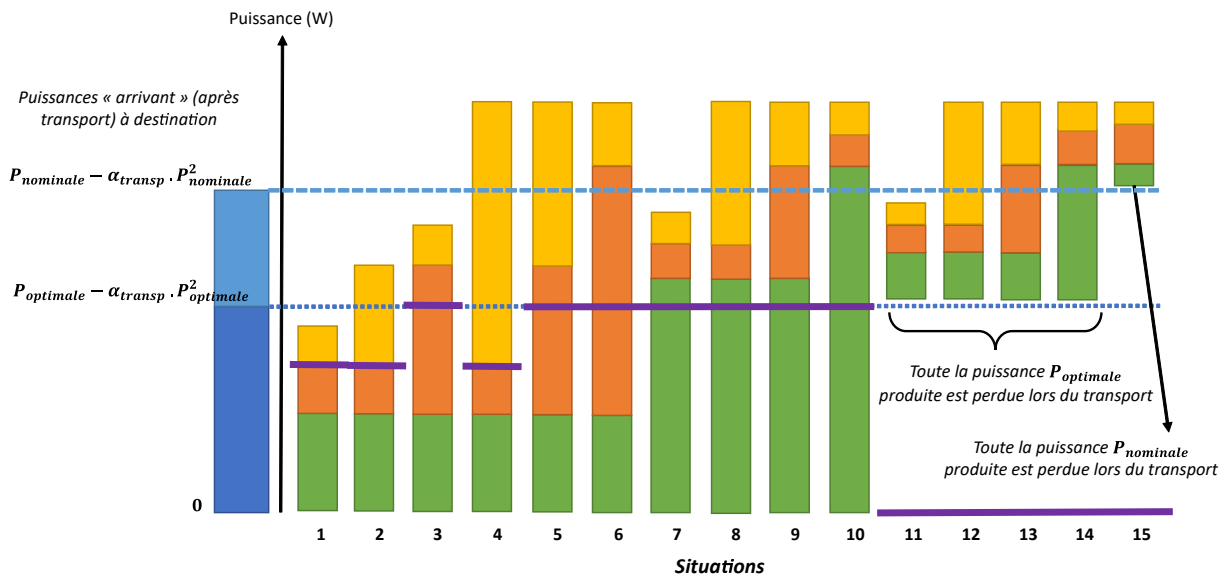
Pilotage 3 On équilibre la consommation dans la limite de $P_{nominale}$, puis on stocke dans la limite de $P_{optimale}$

FIG. B.3 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°3 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)



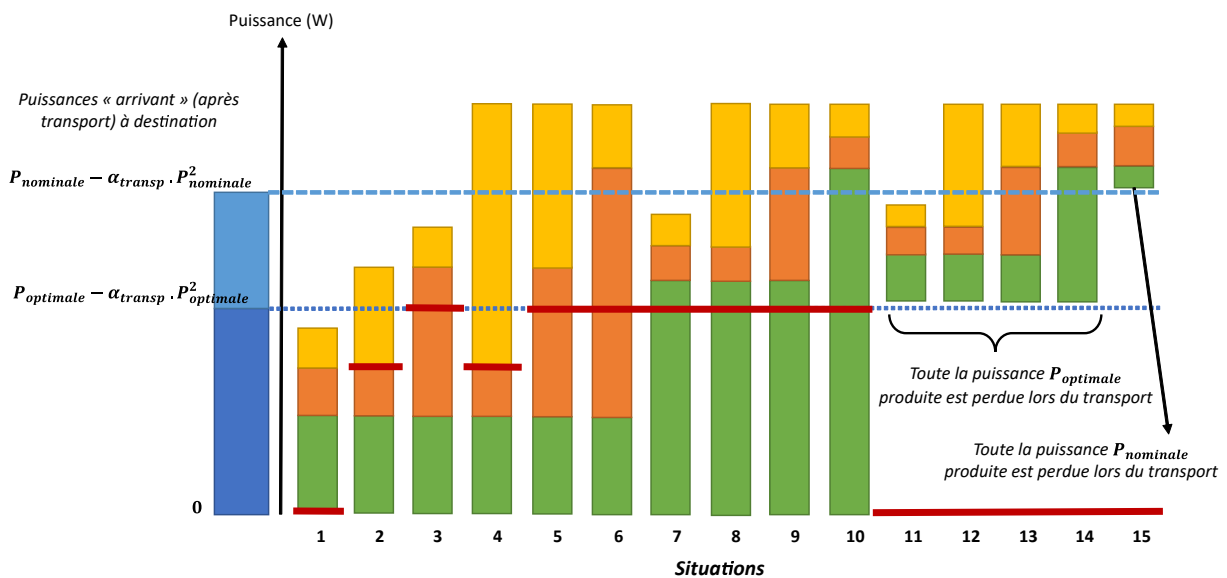
Pilotage 4 On équilibre juste la consommation dans la limite de $P_{optimale}$

FIG. B.4 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°4 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)



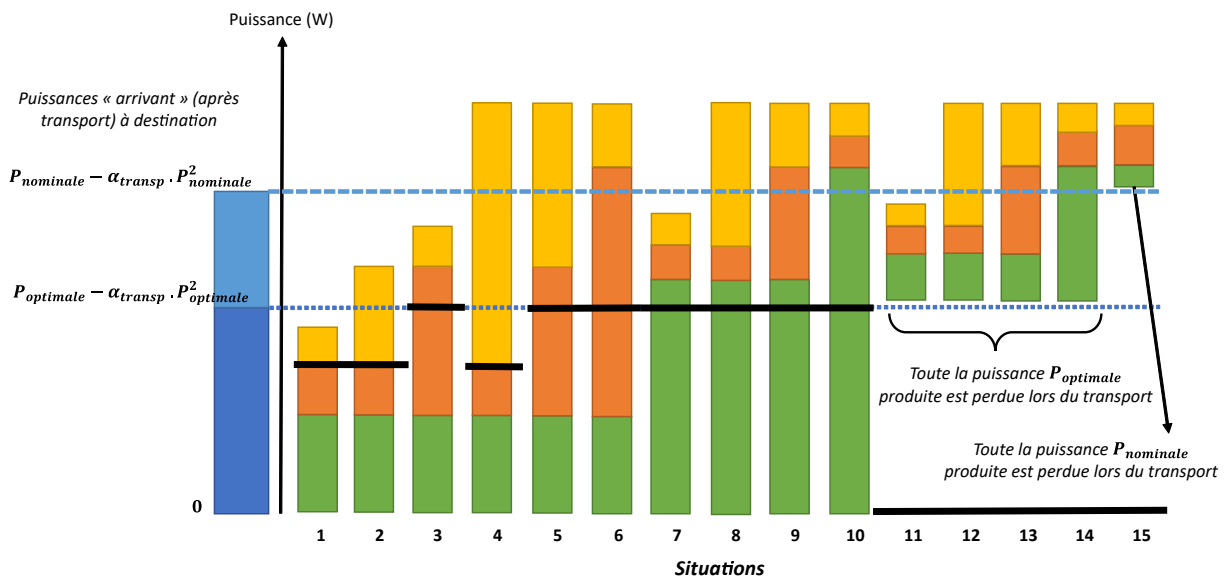
Pilotage 5 On équilibre la consommation et on stocke dans la limite de $P_{optimal}$

FIG. B.5 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°5 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)



Pilotage 6 On fonctionne à $P_{optimal}$ dans la limite de la consommation et du stock (soit on fonctionne à $P_{optimal}$ soit pas du tout)

FIG. B.6 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°6 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)



Pilotage 7 On remplit juste le stock dans la limite de $P_{optimal}$

FIG. B.7 – Illustration de la puissance de production assignée par la stratégie n°7 (voir sous-section 2.5.2) suivant la situation (voir sous-section 2.6.4)

Annexe C

Résultats des optimisations

C.1 Validation des paramètres d'optimisation : étude d'un espace de conception réduit

Le tableau C.1 représente les paramètres de conception et les performances des microgrids issus de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique mais avec un espace de conception de petite taille. L'ensemble des solutions possible de cet espace de conception sont évaluées par ailleurs et comparées au front de Pareto.

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
1	2	21 750	-	-	4	2	0,035	57%
2	2	21 750	-	-	4	2	0,035	57%
3	2	21 750	-	-	4	2	0,035	57%
4	2	21 750	1,1	-	3	2	0,036	79%
5	2	21 750	1,1	-	3	2	0,036	79%
6	2	43 500	1,1	-	3	2	0,040	79%
7	2	43 500	1,1	-	3	2	0,040	79%
8	2	65 250	2,2	-	3	2	0,045	94%
9	2	65 250	2,2	-	3	2	0,045	94%
10	3	-	3,3	-	6	6	0,048	97%
11	3	-	3,3	-	6	6	0,048	97%
12	4	-	3,3	-	6	6	0,053	99%
13	4	-	3,3	-	6	6	0,053	99%
14	2	43 500	3,3	114	6	5	0,783	105%
15	2	43 500	3,3	114	6	5	0,783	105%
16	2	43 500	3,3	114	6	5	0,783	105%
17	2	65 250	4,3	228	1	2	1,220	111%
18	2	65 250	4,3	228	1	2	1,220	111%
19	2	65 250	4,3	228	2	2	1,223	111%
20	2	65 250	4,3	228	2	2	1,223	111%
21	2	65 250	4,3	341	1	2	1,806	117%
22	2	65 250	4,3	341	1	2	1,806	117%
23	2	65 250	4,3	341	2	2	1,810	117%
24	2	65 250	4,3	341	2	2	1,810	117%
25	1	65 250	3,3	455	1	2	2,417	122%
26	1	65 250	3,3	455	1	2	2,417	122%
27	1	65 250	3,3	455	1	2	2,417	122%
28	0	65 250	3,3	455	2	2	2,517	123%
29	0	65 250	3,3	455	2	2	2,517	123%
30	0	65 250	3,3	455	2	2	2,517	123%

TAB. C.1 – Valeurs des paramètres de conception des microgrids dans le front de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique avec un espace de conception réduit

C.2 Optimisation tri-objectifs

Le tableau C.2 représente les valeurs des paramètres de conception et des performances des microgrids issus de la projection de la surface de Pareto de l'optimisation minimisant le LCOE, l'autonomie énergétique et la consommation de ressources.

Annexe C. Résultats des optimisations

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
1	8	30 000	-	7,5	-	-	10	2	0,04	94%
2	8	30 000	-	8,3	-	-	10	2	0,04	96%
3	8	60 000	-	8,3	-	-	10	2	0,04	97%
4	9	15 000	-	8,3	-	-	10	2	0,04	97%
5	9	30 000	-	8,3	-	-	10	2	0,04	97%
6	10	15 000	-	8,3	-	-	10	2	0,04	98%
7	0	105 000	1,5	12,8	-	-	3	2	0,04	100%
8	1	105 000	1,5	13,5	-	-	3	2	0,04	100%
9	0	105 000	1,5	13,5	80	-	3	2	0,15	101%
10	0	105 000	1,5	13,5	80	-	3	2	0,15	101%
11	0	105 000	1,5	13,5	160	-	3	2	0,27	102%
12	0	105 000	1,5	13,5	160	-	3	2	0,27	102%
13	0	105 000	1,5	13,5	240	-	3	2	0,38	103%
14	0	105 000	1,5	13,5	320	-	1	2	0,49	104%
15	0	105 000	1,5	13,5	320	-	2	2	0,50	105%
16	0	90 000	1,5	13,5	400	-	3	2	0,61	106%
17	2	105 000	1,5	12,8	480	-	3	2	0,72	107%
18	0	105 000	1,5	13,5	560	-	1	2	0,83	107%
19	0	105 000	2,3	12,8	560	-	1	2	0,83	107%
20	0	105 000	2,3	12,8	560	-	1	2	0,83	107%
21	1	105 000	2,3	12,8	560	-	1	2	0,84	108%
22	0	90 000	1,5	13,5	560	-	2	2	0,84	108%
23	1	90 000	1,5	13,5	640	-	2	2	0,95	109%
24	1	90 000	1,5	13,5	640	-	2	2	0,95	109%
25	0	75 000	1,5	13,5	720	-	3	2	1,06	110%
26	0	75 000	1,5	13,5	720	-	3	2	1,06	110%
27	0	90 000	1,5	13,5	800	-	3	2	1,18	111%
28	0	90 000	1,5	13,5	800	-	3	2	1,18	111%
29	0	45 000	1,5	13,5	880	-	3	2	1,29	112%
30	1	120 000	2,3	12,0	960	-	1	2	1,40	113%
31	0	45 000	1,5	13,5	960	-	3	2	1,40	114%
32	0	30 000	1,5	13,5	1 040	-	3	2	1,52	115%

Annexe C. Résultats des optimisations

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
33	0	30 000	1,5	13,5	1 040	-	3	2	1,52	115%
34	8	60 000	0,8	11,3	1 120	-	3	2	1,64	116%
35	8	60 000	0,8	11,3	1 200	-	1	2	1,74	117%
36	8	60 000	0,8	11,3	1 200	-	1	2	1,74	117%
37	8	75 000	0,8	11,3	1 200	-	1	2	1,74	117%
38	6	15 000	0,8	12,0	1 200	-	3	2	1,75	117%
39	4	-	0,8	12,8	1 280	-	3	2	1,86	118%
40	4	15 000	0,8	12,8	1 360	-	3	2	1,97	119%
41	5	-	0,8	12,0	1 440	-	3	2	2,09	120%
42	3	15 000	0,8	13,5	1 520	-	3	2	2,20	121%
43	3	30 000	0,8	12,8	1 600	-	3	2	2,31	123%
44	7	90 000	0,8	12,0	1 600	80	1	2	2,48	123%
45	5	30 000	0,8	12,0	1 600	80	3	2	2,49	124%
46	5	30 000	0,8	12,0	1 600	160	3	2	2,66	125%
47	7	75 000	-	12,8	1 600	240	3	2	2,84	126%
48	7	75 000	-	12,8	1 600	320	3	2	3,01	127%
49	8	90 000	-	12,0	1 600	400	3	2	3,19	128%
50	9	105 000	-	12,0	1 600	400	3	2	3,19	128%
51	9	105 000	-	12,8	1 520	480	3	2	3,25	128%
52	8	210 000	-	14,3	1 520	560	3	2	3,43	129%
53	9	210 000	-	14,3	1 600	560	4	2	3,56	130%
54	9	210 000	-	14,3	1 520	640	3	2	3,60	130%
55	8	195 000	-	14,3	1 600	640	3	2	3,71	132%
56	15	270 000	-	13,5	1 600	720	12	2	3,90	133%
57	15	285 000	-	9,8	1 600	800	10	2	4,07	134%
58	8	225 000	-	12,0	1 520	880	2	2	4,12	134%
59	7	210 000	-	12,8	1 600	880	2	2	4,24	135%
60	3	210 000	-	13,5	1 600	960	3	2	4,40	136%
61	7	210 000	-	12,8	1 600	1 040	3	2	4,58	137%
62	10	270 000	0,8	11,3	1 600	1 120	3	2	4,76	138%
63	1	210 000	-	14,3	1 600	1 200	3	2	4,92	139%
64	3	210 000	-	13,5	1 600	1 280	3	2	5,10	141%
65	5	195 000	-	13,5	1 600	1 360	3	2	5,27	142%
66	5	195 000	-	13,5	1 600	1 360	3	2	5,27	142%
67	5	195 000	-	13,5	1 600	1 440	3	2	5,45	143%
68	4	210 000	-	14,3	1 600	1 520	3	2	5,62	144%
69	4	210 000	-	14,3	1 600	1 600	3	2	5,79	145%

TAB. C.2 – Valeurs des paramètres de conception et performances des microgrids dans le front bi-dimensionnel de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique/consommation de ressources

Le tableau C.3 représente les valeurs des paramètres de conception et des performances des microgrids issus de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique. La sélection réalisée a posteriori est faite avec une tolérance de 5% sur la valeur des objectifs.

Annexe C. Résultats des optimisations

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (de la demande)
1	-	30 000	-	-	-	-	3	2	0,02	11
2	-	45 000	-	-	-	-	2	3	0,02	17
3	-	45 000	-	-	-	-	2	2	0,02	17
4	-	60 000	-	-	-	-	2	2	0,02	22
5	-	60 000	-	-	-	-	2	3	0,02	22
6	-	60 000	-	-	-	-	3	2	0,02	22
7	-	60 000	-	-	-	-	3	3	0,02	22
8	-	75 000	-	0,8	-	-	1	2	0,02	33
9	-	75 000	-	1,5	-	-	1	2	0,03	39
10	-	75 000	-	2,3	-	-	2	2	0,03	44
11	-	75 000	-	2,3	-	-	1	2	0,03	44
12	-	75 000	-	3,0	-	-	2	2	0,03	50
13	-	75 000	-	3,0	-	-	1	2	0,03	50
14	-	75 000	-	3,8	-	-	2	2	0,03	55
15	-	75 000	-	3,8	-	-	1	2	0,03	55
16	-	75 000	-	4,5	-	-	2	2	0,03	61
17	-	75 000	-	4,5	-	-	1	2	0,03	61
18	-	75 000	-	6,0	-	-	1	2	0,03	71
19	-	75 000	-	6,0	-	-	2	2	0,03	71
20	-	60 000	-	6,8	-	-	2	2	0,03	74
21	-	60 000	-	6,8	-	-	3	2	0,03	74
22	-	60 000	-	7,5	-	-	2	2	0,03	79
23	-	60 000	-	7,5	-	-	3	2	0,03	79
24	-	60 000	-	8,3	-	-	2	2	0,03	83
25	-	60 000	-	8,3	-	-	3	2	0,03	83
26	-	60 000	-	9,0	-	-	3	2	0,03	87
27	-	60 000	-	9,0	-	-	2	2	0,03	87
28	-	60 000	-	10,5	-	-	2	2	0,03	93
29	-	60 000	-	11,3	-	-	2	2	0,03	95
30	-	60 000	-	12,0	-	-	3	2	0,03	97
31	-	60 000	-	12,0	-	-	2	2	0,03	97
32	1	60 000	-	12,0	-	-	2	2	0,03	98
33	1	60 000	-	12,8	-	-	2	2	0,03	99
34	1	60 000	-	13,5	-	-	2	2	0,03	100
35	3	45 000	-	12,8	-	-	3	2	0,03	100
36	3	45 000	-	13,5	-	-	3	2	0,04	100
37	3	45 000	-	14,3	-	-	3	1	0,04	100
38	3	75 000	-	13,5	80	-	1	2	0,15	101
39	3	75 000	-	13,5	160	-	1	2	0,26	102
40	3	45 000	-	14,3	160	-	3	2	0,26	102
41	4	75 000	-	13,5	320	-	1	2	0,49	104
42	3	90 000	-	13,5	320	-	1	2	0,49	104
43	3	45 000	-	14,3	320	-	3	2	0,49	105
44	4	75 000	-	13,5	400	-	1	2	0,60	106
45	3	45 000	-	14,3	400	-	3	2	0,61	106
46	4	-	-	13,5	480	-	10	2	0,72	107
47	8	-	4,5	9,8	480	-	1	5	0,75	107
48	4	75 000	-	13,5	560	-	1	2	0,83	108
49	4	-	-	13,5	560	-	10	2	0,83	108
50	4	75 000	-	13,5	720	-	1	2	1,06	109
51	5	105 000	-	13,5	720	-	1	2	1,06	110
52	4	-	-	13,5	720	-	10	2	1,06	110

Annexe C. Résultats des optimisations

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	Stratégie de pilotage	Ordre de priorité	LCOE (€/kWh)	Autonomie (de la demande)
53	4	90 000	-	13,5	800	-	1	2	1,17	111
54	5	105 000	-	13,5	800	-	1	2	1,17	111
55	4	-	-	13,5	800	-	10	2	1,17	111
56	5	90 000	-	13,5	960	-	1	2	1,40	113
57	4	-	-	13,5	960	-	10	2	1,40	114
58	6	75 000	-	12,8	1 040	-	1	2	1,51	115
59	5	90 000	-	13,5	1 040	-	1	2	1,51	115
60	4	-	-	13,5	1 040	-	10	2	1,51	115
61	5	90 000	-	13,5	1 200	-	1	2	1,74	116
62	6	90 000	-	12,8	1 200	-	1	2	1,74	117
63	4	-	-	13,5	1 200	-	10	2	1,74	117
64	6	90 000	-	12,8	1 360	-	1	2	1,97	119
65	5	105 000	-	13,5	1 360	-	1	2	1,97	119
66	4	15 000	-	13,5	1 360	-	10	2	1,97	119
67	6	90 000	-	12,8	1 440	-	1	2	2,08	120
68	5	105 000	-	13,5	1 440	-	1	2	2,08	120
69	4	-	-	14,3	1 440	-	10	2	2,08	120
70	5	-	-	13,5	1 520	-	10	2	2,20	121
71	6	105 000	-	12,8	1 600	-	1	2	2,31	122
72	5	-	-	13,5	1 600	-	10	2	2,31	123
73	5	15 000	-	12,8	1 600	80	10	2	2,48	124
74	9	75 000	-	12,0	1 600	160	1	2	2,66	125
75	5	15 000	-	12,8	1 600	160	10	2	2,66	125
76	5	15 000	-	13,5	1 600	160	10	2	2,66	125
77	8	90 000	-	12,0	1 600	240	1	2	2,83	126
78	6	15 000	-	12,8	1 600	240	10	2	2,83	126
79	6	15 000	-	13,5	1 600	240	10	2	2,83	126
80	8	90 000	-	12,0	1 600	320	1	2	3,00	127
81	6	15 000	-	12,8	1 600	320	10	2	3,01	127
82	6	15 000	-	13,5	1 600	320	10	2	3,01	127
83	8	90 000	-	12,0	1 600	400	1	2	3,18	127
84	9	90 000	-	12,0	1 600	400	1	2	3,18	128
85	6	15 000	-	12,8	1 600	400	10	2	3,18	128
86	-	90 000	-	15,0	1 600	400	10	5	3,18	128
87	9	90 000	-	12,0	1 600	560	1	2	3,53	130
88	-	90 000	-	15,0	1 600	560	10	5	3,53	130
89	3	180 000	6,0	11,3	1 520	640	10	2	3,61	130
90	10	90 000	-	11,3	1 600	640	1	2	3,70	131
91	10	90 000	-	11,3	1 600	720	1	2	3,88	133
92	-	90 000	-	15,0	1 600	720	10	5	3,88	133
93	10	90 000	-	11,3	1 600	800	1	2	4,05	134
94	-	90 000	-	15,0	1 600	800	10	5	4,05	134
95	-	90 000	-	15,0	1 600	960	10	5	4,40	136
96	-	90 000	-	15,0	1 600	1 040	10	5	4,57	137
97	-	90 000	-	15,0	1 600	1 200	10	5	4,92	139
98	3	105 000	-	13,5	1 600	1 200	10	5	4,93	139
99	-	105 000	-	15,0	1 600	1 360	10	5	5,27	142
100	-	105 000	-	15,0	1 600	1 440	10	5	5,44	143
101	-	105 000	-	15,0	1 600	1 600	10	5	5,79	145

TAB. C.3 – Valeurs des paramètres de conception des microgrids dans le front de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique (tolérance de 5%)

C.3 Influence du pilotage sur l'optimisation

Le tableau C.4 représente les paramètres de conception et les performances des microgrids issus de l'optimisation minimisant le LCOE et l'autonomie énergétique avec la stratégie n°1 et l'ordre de priorité n°1 imposés.

ID	Nombre d'éoliennes	Surface de PV (m ²)	Puissance installée de biomasse (MW)	Puissance installée de gaz (MW)	Capacité des batteries (MWh)	Capacité du STEP (MWh)	LCOE (€/kWh)	Autonomie (% de la demande)
1	13	-	-	3,0	-	-	0,04	84%
2	13	-	-	3,8	-	-	0,04	87%
3	13	-	-	5,3	-	-	0,04	93%
4	13	-	-	6,8	-	-	0,04	96%
5	13	-	-	8,3	-	-	0,04	99%
6	13	-	-	10,5	-	-	0,04	100%
7	15	195 000	-	-	-	160	0,60	100%
8	15	240 000	-	-	-	160	0,60	100%
9	15	285 000	-	-	-	160	0,60	100%
10	15	195 000	-	-	-	320	0,95	103%
11	15	240 000	-	-	-	320	0,95	103%
12	15	285 000	-	-	-	320	0,95	103%
13	15	180 000	-	-	-	480	1,29	105%
14	15	225 000	-	-	-	480	1,29	105%
15	15	255 000	-	-	-	480	1,30	105%
16	15	300 000	-	-	-	480	1,30	105%
17	15	300 000	-	-	560	-	1,46	106%
18	15	300 000	-	-	-	640	1,64	107%
19	15	300 000	-	-	800	-	1,80	109%
20	15	300 000	-	-	1 040	-	2,15	113%
21	15	300 000	-	-	1 280	-	2,49	116%
22	15	300 000	-	-	1 440	-	2,71	118%
23	15	300 000	-	-	1 440	160	3,06	121%
24	15	300 000	-	-	1 440	320	3,41	123%
25	15	300 000	-	-	1 440	480	3,76	125%
26	15	300 000	-	-	1 440	640	4,10	127%
27	15	300 000	-	-	1 440	800	4,45	130%
28	15	300 000	-	-	1 440	960	4,80	132%
29	15	300 000	-	-	1 440	1 120	5,14	134%
30	15	300 000	-	-	1 440	1 280	5,49	136%
31	15	300 000	-	-	1 440	1 440	5,84	139%
32	15	300 000	-	-	1 440	1 600	6,19	141%

TAB. C.4 – Valeurs des paramètres de conception des microgrids dans le front de l'optimisation LCOE/autonomie énergétique avec la stratégie n°1 et l'ordre de priorité n°1 fixés

Annexe D

Estimation de l'impact carbone de ce travail de thèse

L'objet de cette annexe est d'estimer les émissions de gaz à effet de serre associées au présent travail de recherche. Quatre principaux postes d'émissions ont été considérés : celles liées aux déplacements professionnels, aux trajets domicile-travail, à l'achat de matériel informatique et à la consommation électrique induite par leur usage.

En ce qui concerne les déplacements professionnels, ceux-ci ont été réalisés en train ou en autocar. On estime à partir de la base de données de l'ADEME¹ que les émissions d'un autocar sur une longue distance sont de 68 geqCO₂/km. Les données de la SNCF permettent d'estimer les émissions par passager et par kilomètre suivant le type de train². Ainsi, un passager émet 1,9 geqCO₂/km dans un TGV et 5,3 geqCO₂/km dans un train Intercités. Les simulations précises des trajets effectués pour se rendre à des formations doctorales, des séminaires et des conférences internationales ont permis de fournir les estimations du tableau D.1.

Les trajets domicile-travail sont effectués à 80% en vélo, pour lequel les émissions sont négligées, et à 20% en autobus urbain, dont les émissions sont estimées par passager à 137 geqCO₂/km.

Le matériel informatique est principalement composé d'un ordinateur portable et d'un écran supplémentaire de 23,8 pouces. La base de donnée de l'ADEME indique les émissions associées au cycle de vie de ces deux équipements : 169 kgeqCO₂ pour l'ordinateur portable et 265 kgeqCO₂ pour l'écran. En considérant que cet ordinateur servira pour un second travail de thèse, on n'attribue donc que la moitié des émissions au présent travail, soit 217 kgeqCO₂.

Finalement le dernier poste d'émissions pris en compte concerne la consommation électrique des divers équipements informatiques, notamment afin de faire tourner les calculs de l'outil développé. On considère une durée d'utilisation totale de 13800 h (plusieurs ordinateurs de l'école ont parfois été utilisés en parallèle) et une puissance moyenne de charge de 100 W. Ainsi, on arrive à 1380 kWh sur les trois années de travail. Et en prenant

¹https://www.bilans-ges.ademe.fr/documentation/UPLOAD_DOC_FR/

²<https://www.oui.sncf/aide/calcul-des-emissions-de-co2-sur-votre-trajet-en-train>

une intensité carbone de l'électricité en France de $74 \text{ g}_{\text{eqCO}_2}/\text{kWh}$ ³, les émissions totales sont égales à $102 \text{ k}_{\text{eqCO}_2}$.

Déplacements professionnels	148 k_{eqCO_2}
<i>dont Formations doctorales</i>	<i>14 k_{eqCO_2}</i>
<i>Séminaires</i>	<i>11 k_{eqCO_2}</i>
<i>Conférences</i>	<i>123 k_{eqCO_2}</i>
Trajet domicile-travail	49 k_{eqCO_2}
Fabrication matériel informatique	217 k_{eqCO_2}
Usage matériel informatique	102 k_{eqCO_2}
Total	516 k_{eqCO_2}

TAB. D.1 – Estimation des émissions de CO_2 durant les trois ans de travail de thèse

On constate que le premier poste d'émissions concerne la fabrication du matériel. S'il semble compliqué de se passer de matériel, une réflexion être lancée sur la durée d'utilisation, le réemploi et le recyclage. Le second poste d'émissions touche aux trajets pour des conférences internationales car ils impliquent de voyager sur de longues distances à bord de moyens de transport plus polluants que le TGV français. Certaines pratiques de transport en particulier sur le moyen de transport) peuvent permettre de limiter cet impact ou bien l'usage de la visioconférence quand cela est possible. Finalement, l'usage relativement important du matériel informatique induit des émissions non négligeables. Développer des algorithmes plus performants en temps de calculs pourrait permettre de réduire les émissions liées à la consommation électrique.

Le périmètre de cette estimation de bilan d'émissions de gaz à effet de serre reste toutefois restreint et ne prend pas en compte, par exemple, l'éclairage et le chauffage des bâtiments, l'envoi de mails, l'usage d'internet, et notamment de la visioconférence, ou le stockage des données sur un serveur.

On obtient finalement une première estimation de l'impact carbone d'un travail de recherche centré sur de la modélisation sur ordinateur. On peut ainsi mettre en regard les $516 \text{ k}_{\text{eqCO}_2}$ d'émissions induites, soit $172 \text{ k}_{\text{eqCO}_2}$ par an, avec l'objectif d'émissions de $2 \text{ tonnes}_{\text{eqCO}_2}$ par personne et par an afin de limiter le changement climatique à 2°C d'augmentation de la température globale. Le présent travail de thèse permettant aux territoires de développer des mix énergétiques moins polluants, on peut également juger que ces émissions sont un investissement pour mieux réduire les émissions globales par la suite.

³<https://youmatter.world/fr/co2-kwh-electricite-france-mix-electrique/>

Nathanael DOUGIER

Modélisation systémique pour l'optimisation multi-objectifs de systèmes énergétiques – Application aux micro-réseaux électriques isolés

Le changement climatique et la raréfaction de certaines ressources fossiles sont à l'origine d'une évolution des attentes de la société à propos de la production énergétique. Le développement de nouveaux systèmes d'approvisionnement électrique doit prendre en compte différents impacts. Une des évolutions du mix électrique consiste à regrouper des technologies de production (conventionnelles ou renouvelables) et de stockage dans un sous-réseau local : un microgrid. Cette thèse propose de dimensionner les microgrids en considérant plusieurs objectifs économiques, techniques et environnementaux. La proposition de ce travail consiste en la prise en compte des aspects de pilotage dans les paramètres de conception des microgrids et l'intégration de cette modélisation dans un algorithme d'optimisation multi-objectifs sans pondération.

Un outil d'aide à la décision a ainsi été développé. Après avoir identifié les enjeux de modélisation et d'optimisation des systèmes énergétiques, une simulation séquentielle de l'opération des microgrids a été mise en place, enrichie de divers indicateurs de performances (techniques, environnementaux et économiques) et implémentée dans un algorithme génétique. Plusieurs solutions, compromis entre les objectifs, ont alors été trouvées, permettant d'élargir l'espace de conception. Ces résultats ont été analysés et les exigences d'évaluation et d'optimisation ont été vérifiées sur un cas d'étude réaliste. Finalement, la performance de l'approche a été validée par comparaison avec d'autres logiciels de référence (HOMER et iHOGA/MHOGA).

Mots clés : Modélisation, Simulation, Optimisation multi-objectifs, Systèmes énergétiques, Micro-réseaux, Dimensionnement, Aide à la décision, Algorithme génétique.

Systemic modelling for the multi-objective optimization of energy systems – Application to isolated electrical microgrids

Climate change and the depletion of some natural resources are leading to changes in social expectations toward the energy production. The development of new power supply systems must therefore take into account various impacts. One of the evolutions of the electrical mix consists in the gathering of production (conventional and renewable) and storage technologies inside a local network: a microgrid. This PhD thesis proposes to design microgrids by considering several economic, technical and environmental objectives. The developed approach consists in the consideration of management aspects in the design parameters of microgrids and the integration of the modelling into a non-weighted multi-objective optimization algorithm.

A decision-support tool has been developed. After identifying the stakes of energy system modelling and optimization, a sequential simulation of microgrids operation has been set up, enhanced with various performance indicators (technical, environmental and economic) and implemented in a genetic algorithm. Several solutions, trade-offs between the objectives, have been found, allowing to extend the design space. These results have been analyzed and the assessment and optimization requirements have been checked on a realistic case study. Eventually, the performance of the approach has been validated by comparison with other software (HOMER and iHOGA/MHOGA).

Keywords: Decision-support tool, Microgrid modelling, Multi-objective optimization, Energy system simulation, Genetic algorithm, Optimal sizing.