



HAL
open science

Stratégies d'optimisation à l'aide d'un contrôle par commande prédictive de microréseaux avec stockage d'énergie hybride batteries/hydrogène

Adrien Gauché

► To cite this version:

Adrien Gauché. Stratégies d'optimisation à l'aide d'un contrôle par commande prédictive de microréseaux avec stockage d'énergie hybride batteries/hydrogène. Energie électrique. École centrale de Nantes, 2024. Français. NNT : 2024ECDN0005 . tel-04608674

HAL Id: tel-04608674

<https://theses.hal.science/tel-04608674v1>

Submitted on 11 Jun 2024

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.

MÉMOIRE DE DOCTORAT DE

L'ÉCOLE CENTRALE DE NANTES

ÉCOLE DOCTORALE N° 602
Sciences de l'Ingénierie et des Systèmes
Spécialité : *Génie Électrique*

Par

Adrien GAUCHÉ

Stratégies d'optimisation à l'aide d'un contrôle par commande prédictive de microréseaux avec stockage d'énergie hybride batteries/hydrogène

Projet de recherche doctoral présenté et soutenu à l'École Centrale de Nantes, le 6 mars 2024
Unité de recherche : UMR6004 - Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes (LS2N)

Rapporteur/ rapporteuse avant soutenance :

Nezha TRIGEASSOU Maitre de conférences, HDR, Université de Poitiers
Maurice FADEL Professeur des Universités, ENSEEIHT Toulouse

Composition du Jury :

Président :	Hervé GUÉGUEN	Professeur des Universités, CentraleSupélec Rennes
Examineurs :	Maurice FADEL	Professeur des Universités, ENSEEIHT Toulouse
	David MORIN	Dr Ingénieur de recherche, PowiDian Energy SAS, La Ville-aux-Dames
Examinatrice :	Nezha TRIGEASSOU	Maitre de conférences, HDR, Université de Poitiers
Directeur de recherches doctorales :	Malek GHANES	Professeur des Universités, École Centrale de Nantes
Co-encadrant de recherches doctorales :	Raphaël CHENOUIARD	Maitre de conférences, École Centrale de Nantes

REMERCIEMENTS

Avant d’entrer dans le vif du sujet, je tiens à remercier toutes les personnes qui m’ont soutenu et encouragé durant ces années de recherche. Je tiens à remercier **Hervé GUÉGUEN**, Professeur des Universités à Centrale-Supelec, d’avoir accepté de faire partie du jury de thèse. Mes remerciements s’étendent également à **Nezha TRIGEASSOU**, Maître de conférence à Université de Poitiers et **Maurice FADEL**, Professeur des Universités à l’ENSEEIHIT d’avoir accepté d’être rapporteurs du manuscrit. Je remercie **Malek GHANES**, Professeur des Universités à Centrale Nantes d’avoir accepté de superviser ce travail de thèse.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude à **Raphaël CHENOUARD**, Maître de conférence à Centrale Nantes, pour son encadrement, sa disponibilité et ses conseils avisés. Ma reconnaissance va également à **David MORIN**, Ingénieur Docteur R&D chez PowiDian, pour son engagement, son accessibilité et ses précieuses recommandations. Raphaël et David ont largement contribué à la réussite de cette thèse, sans eux ce travail n’aurait pas pu voir le jour. Je tiens à remercier l’entreprise **PowiDian** et sa direction pour avoir porté ce projet de thèse CIFRE. Je souhaite aussi adresser mes remerciements à **Yoann STEVENIN** pour sa confiance, et de manière plus générale à l’ensemble des collègues de PowiDian, aux softeux, aux chefs de projets, aux techniciens, aux commerciaux, aux équipes offres, logiciels, études, services, acheteurs, tests, applications, administratifs pour leur chaleureuse accueil, leur soutien et leur contribution à ce projet.

Merci à toutes les personnes qui m’ont accueilli au laboratoire, aux équipes, à **Christine** et aux assistants administratifs pour leur support. Je tiens à remercier chaleureusement tous les doctorants et post-doctorants qui ont égaillé ces trois années de thèse. Un merci tout spécial au cher ex-cobureau **Rémi**, pour son accueil chaleureux à Nantes. Mes remerciements vont également aux amis de grimpe et de sorties, **Nicolas** et sa motivation inébranlable ainsi qu’à **Lolee** et **Antoine** pour leur joie de vivre. Je suis reconnaissant envers **Val**, **Sam** (et ses gros bras), **Ralph**, **Andrew**, **Jolan** et ses tours de magie, **Dri-dri** pour ses discussions animées, **Mehdi** et ses références, **Marceau** et ses madeleines, **Vanessa**, **Younes** l’organisateur hors pair, **Maria** et **Mira** toujours jeunes, **Charlotte**, **François**, **Arnaud**, **Devasmito**, ainsi qu’à tous les autres pour leur présence et leur

soutien. Un merci également aux collègues de l'université.

Je tiens à remercier chaleureusement mes colocataires de Tours, **Marie**, **Julien** et **Chloé**, pour toutes ces sorties mémorables et pour avoir rendu les périodes de confinement nettement plus joyeuses. Mes remerciements vont également à mes amis savoyards, **Anne**, **Pauline** et **Florian**. Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mes amis d'école pour tous ces bons moments partagés, qu'il s'agisse de soirées, de week-ends ou de séances de bricolage. Un merci particulier à **Linux**, **Charles** le pilote, **Flav** et ses robots, **Vivi** la maîtresse de l'esprit mordant, **Léa** la voyageuse, **Quentin** et **Pierre** les toulousains, **Robin** le brasseur, **Raph** le parrain, ainsi qu'à Maman **Dreydrey** et Papa **Nico** le bricolo.

À ma famille, un merci profond et sincère pour tout ce que vous avez fait pour moi. Je tiens à exprimer ma gratitude à tous pour leurs encouragements et leur soutien indéfectible. Un merci à mes **parents** pour leur soutien et leur rôle dans mon parcours. Votre présence, de toutes les manières possibles, a été précieuse. Je suis également reconnaissant envers mes beaux-parents, **Gilles** et **Myriam**, pour leur présence et leur bienveillance. Je remercie chaleureusement mes cousins **Cécile**, **Laurent**, **Morgane**, **Matthis**, **Bérénice**, **Florimond**, ainsi que **Josiane** et **Jean-Claude** pour leur affection. J'ai également une pensée spéciale pour **Matthias** et **Taïki** pour leur accueil tokyoïte. Un merci tout particulier à ma tante **Mylène** et à ma soeur **Manon**, dont l'écoute attentive et le soutien sans faille ont été une source d'encouragement inestimable tout au long de mon parcours.

À **Morgane**, je souhaite te remercier du fond du coeur, merci pour ton soutien indéfectible dans les moments clés de la vie, pour ton aide, ton amour, ta présence dans les moments difficiles comme dans les moments de joie. Merci pour tout le bonheur que tu m'apportes au quotidien.

Je crois que l'eau sera un jour utilisée comme combustible, que l'hydrogène et l'oxygène qui la constituent fourniront une source de lumière et de chaleur inépuisable.

Jules Verne, L'Île mystérieuse (1874)

TABLE DES MATIÈRES

Introduction générale	17
Contexte industriel chez PowiDian	19
Exemple de stockage hydrogène pour l’effacement de consommation	20
Stockage hydrogène saisonnier pour un Refuge isolé en montagne	21
Stockage hydrogène pour une école isolée du réseau dans le cirque de Mafate	22
Besoin en gestion de l’énergie	23
Contributions de la thèse	23
Organisation de la thèse	24
Publications et communications avec actes	26
1 État de l’art sur la gestion d’énergie dans les microréseaux avec stockages	27
1.1 Définition des microréseaux	27
1.1.1 Qu’est-ce que les microréseaux ?	27
1.1.2 Architecture générale d’un microréseau	30
1.1.3 Architecture des microréseaux PowiDian	31
1.1.4 GEOPA, l’EMS de PowiDian	34
1.1.5 Gestion d’énergie, temporalité et périmètre considéré	36
1.1.6 Formulations et méthodes de résolution d’un problème de gestion d’énergie	37
1.2 État de l’art sur la gestion de l’énergie dans un microréseau	40
1.2.1 Optimisation pour la gestion de l’énergie dans un microréseau îloté	40
1.2.2 Gestion du stockage de l’énergie (hydrogène)	43
1.2.3 Optimisation sous incertitude	45
1.3 Conclusion	46
1.3.1 Définition du cadre	46
1.3.2 Bilan de l’état de l’art	47
1.3.3 Questions de recherches	49

2	Modélisation et simulation de microréseau	51
2.1	Description générique du microréseau	51
2.1.1	Microréseau PowiDian étudié	52
2.1.2	Formulation récurrente	53
2.1.3	Bus de puissance	53
2.1.4	Bus d'énergie	54
2.1.5	Classification des bus	54
2.1.6	Composants génériques du bus électrique	55
2.2	Description détaillée du modèle de simulation du microréseau	56
2.2.1	Bilan de puissances et d'énergie	57
2.2.2	Génération renouvelable solaire (PV)	57
2.2.3	Batterie (BT)	61
2.2.4	Chaine hydrogène	63
2.2.5	Électrolyseur (EL)	64
2.2.6	Pile à combustible (<i>Fuel Cell</i> - FC)	66
2.2.7	Réservoir d'hydrogène (<i>Hydrogen Tank</i> - HT)	67
2.2.8	Energy Management System (EMS)	69
2.3	Données de simulation	70
2.3.1	Dimensionnement des équipements du Refuge	70
2.3.2	Paramètres de l'EMS	70
2.3.3	Données mesurées du Refuge du Col du Palet	70
2.3.4	Prédiction des séries temporelles (puissances non contrôlées, température)	77
2.4	Applicabilités et limites du modèle	78
2.4.1	Production solaire	78
2.4.2	Modélisation du stockage	79
2.5	Conclusion du chapitre	80
3	Planification de l'énergie en formulation boîte noire	81
3.1	Description de la formulation boîte noire	82
3.1.1	Architecture actuelle du système de gestion de l'énergie	82
3.1.2	Formulation du problème de planification de l'énergie	85
3.1.3	Résolution de la formulation boîte noire	87
3.2	Expériences numériques	91

3.2.1	Plan d'expérience	91
3.2.2	Critères d'analyses	92
3.2.3	Résultats	93
3.2.4	Analyses et discussions	100
3.3	Conclusion du chapitre	101
4	Planification de l'énergie en formulation boîte blanche	103
4.1	Formulation du problème d' <i>unit commitment</i> pour le stockage de l'hydrogène	104
4.1.1	Aperçu général	104
4.1.2	Générateurs et consommateurs	104
4.1.3	Bilan de puissance dans le bus électrique	106
4.1.4	Bilan d'énergie dans les stockages	106
4.1.5	Variables indicatrices de démarrages/ arrêts des équipements	107
4.1.6	Variables indicatrices des stockages	107
4.1.7	Contraintes souples de stockage	108
4.1.8	Coefficients de conversion non constants pour l'hydrogène	109
4.1.9	Fonction de coût et stratégie suivi de charges	111
4.2	Expériences numériques	113
4.2.1	Solveurs et algorithmes de résolution pour la résolution de problèmes MILP (<i>Mixed Integer Linear Programming</i>)	113
4.2.2	Configuration	114
4.2.3	Critères d'analyses	114
4.2.4	Résultats	115
4.2.5	Analyses et discussion	120
4.3	Conclusion du chapitre	123
	Conclusion Générale	125
	Synthèse des chapitres	125
	Limites de l'étude	127
	Perspectives	128
	Bibliographie	131
	Annexes	149
	État de l'art sur la prédiction des séries temporelles de flux de puissance	149
	Prédictions des flux de puissances et de la température	149

TABLE DES MATIÈRES

Prédictions des puissances électriques	149
Principe de la programmation linéaire	152
Formulation standard d'un problème linéaire	152
Propriétés géométriques	153

TABLE DES FIGURES

1	Variation de la demande d'énergie primaire et de la consommation de pétrole selon scénarios RCP	17
2	Évolutions de la consommation totale d'électricité et de la consommation d'énergie finale pour les autres énergies en France [RTE21]	18
3	Logo de PowiDian Energy SAS, entreprise d'accueil de la thèse CIFRE . . .	20
4	Deltagreen, écrêtage des pointes avec l'hydrogène	20
5	Refuge du Col du Palet	21
6	École de Mafate, microréseau îloté du réseau électrique de distribution . .	22
1.1	Grand réseau électrique (<i>large power grid</i>) classique unidirectionnel	27
1.2	Microréseau simplifié intégrant des composants générations pilotables et renouvelables	28
1.3	Topologie du réseau classique et de deux microréseaux	29
1.4	Exemple d'architecture classique d'un microréseau avec plusieurs bus . . .	31
1.5	Schéma du microréseau étudié	32
1.6	Exemple illustratif de commande non anticipée sur un horizon de 12h . . .	34
1.7	EMS GEOPA	35
1.8	Arbre de décision actuel	37
1.9	Classification temporelle des fonctions de contrôle pour les EMS. Adapté de [Kan+11]	38
1.10	Classification simplifiée des formulations de problèmes d'optimisation . . .	39
1.11	Principaux aspects de l'EMS [Ray+21]	41
1.12	Illustration d'un contrôle prédictif en temps discret	42
1.13	Intervalle de l'optimisation robuste [Tos+23]	45
1.14	Classification des enjeux, système et architecture. Le périmètre considéré est mis en jaune. Adapté de [Ray+21]	46
2.1	Schéma du microréseau étudié	52
2.2	Microréseau générique avec injection (renouvelable) et soutirage (consommation humaine) non pilotés	53

TABLE DES FIGURES

2.3	Diagramme de classe des bus de puissance et d'énergie	55
2.4	Diagramme de classe des composants du microréseau électrique	57
2.5	Spectre solaire	58
2.6	Schéma électrique d'une installation solaire photovoltaïque avec N_s cellules en série et N_p cellules en parallèle [Mas13, p. 523]. D'après [Mor19]	59
2.7	Schéma simplifié du photovoltaïque soumis à l'irradiance G et la température T_{amb} fournissant une puissance de sortie P_{PV}	59
2.8	Schéma simplifié du stockage batterie avec la puissance d'entrée l_{BT} , la puissance de sortie g_{BT} , le niveau de stockage actuel s_{BT} , avec prise en compte du niveau de stockage au pas de temps précédent $s_{BT}(t_j - 1)$	61
2.9	Durée de vie d'une batterie avec le nombre de cycles en fonction de la profondeur de décharge (DOD <i>Depth Of Discharge</i>). © Arnaud MINNE, d'après [Sul+21 ; ATJ21]	62
2.10	Schéma simplifié de l'électrolyseur soutirant la puissance l_{BT} du bus électrique pour produire une masse d'hydrogène m_{HT}^l avec un coefficient de conversion θ_{HT}^l sur un pas de temps	64
2.11	Principe de fonctionnement d'un électrolyseur AEM (<i>Anion Exchange Membrane</i>) [Ito+18]	65
2.12	Schéma simplifié de la pile à combustible consommant une masse m_{HT}^g pour injecter une puissance g_{HT} sur le bus électrique avec un coefficient de conversion θ_{HT}^g sur un pas de temps	66
2.13	Schéma simplifié du réservoir d'hydrogène avec un stock m_{HT} d'hydrogène, un flux entrant m_{HT}^l de l'électrolyseur et un flux sortant m_{HT}^g vers la pile à combustible pour un pas de temps. Le réservoir est soumis à la température extérieure et au niveau d'hydrogène au pas du temps précédent.	67
2.14	Pression dans la cuve en fonction de la masse d'hydrogène avec la loi de Van Der Walls et la loi des gaz parfaits	69
2.15	Flux de puissance $P_{PV} - P_L$ dans le bus électrique	72
2.16	Boîte à moustache et fonction de densité de probabilité (PDF) d'une population normale $N(0, \sigma^2)$	73
2.17	Carte de chaleur de la puissance PV moyenne par heure	74
2.18	Boîte à moustache génération PV, représentant les valeurs d'une journée type par mois au Col du Palet	74

2.19	Carte de chaleur des températures moyennes par heure par mois relevé au Refuge	75
2.20	Boite à moustache des températures relevées au Refuge	75
2.21	Représentation carte de chaleur des données de consommation moyenne par heure (ordonnée) sur toute une année (abscisse) au Col du Palet (refuge)	76
2.22	Représentation boite à moustache de la consommation électrique au Refuge	77
2.23	Relation entre <i>Global Horizontal Irradiance</i> (GHI), DNI et GHI	78
3.1	EMS GEOPA	82
3.2	Composant de planification du microréseau	84
3.3	Méthode du Pattern Search. D'après [BMF16]	89
3.4	Masse d'hydrogène stockée dans la cuve en fonction des différents algorithmes de résolution	93
3.5	Sommes cumulées des critères et fonction objectif avec différents algorithmes sur la durée de simulation	96
3.6	Fonction objectif cumulée C sans l'algorithme SA	97
3.7	Drapeau (<i>exitflag</i>) retourné par chaque optimiseur en sortie	98
3.8	Estimation du nombre et des types de contraintes de simulation violées par chaque algorithme	99
3.9	Somme cumulée du nombre d'évaluations de la fonction objectif en fonction des différents algorithmes	100
4.1	EMS avec la formulation boite blanche	105
4.2	Comparaison des coefficients de conversion non constants pour l'électrolyseur θ_{HT}^l et la pile à combustible θ_{HT}^g	110
4.3	Coefficients de conversion linéarisés	111
4.4	Masse d'hydrogène stockée dans la cuve avec le PS et le MILP	115
4.5	Estimation du nombre et des types de contraintes violées en simulation par les algorithmes PS et MILP	117
4.6	Évaluations de la fonction objectif boite noire avec toutes les formulations sur l'horizon de simulation	118
4.7	Temps de simulation pour toutes les formulations en totale de jours, heures, minutes	119
4.8	Durée d'exécution cumulée de l'EMS pour les deux formulations les plus rapides, le BB et le MILP	120

TABLE DES FIGURES

4.9	Consommation électrique de l'école de Mafate	129
10	Exemples de résultats pour les prévisions solaires par temps nuageux [Nie+23]	151
11	Illustration d'un polytope	153
12	Polytope avec le vecteur de coût	154
13	Illustration d'un polytope avec résolution simplex	155

LISTE DES TABLEAUX

1	Dimensionnement du micro-grid du refuge du Col du Palet	21
2	Dimensionnement du micro-grid de l'école La Nouvelle, dans le cirque de Mafate	23
1.1	Aperçu des topologies de microréseaux par sources, connexion, stockages et formulation du problème de gestion de l'énergie	43
2.1	Définition des composants génériques du microréseau	56
2.2	Conditions normalisées de fonctionnement PV	60
2.3	Constantes de modélisation du gaz dihydrogène	63
2.4	Dimensionnement des composants du microréseau du Refuge	71
2.5	Configuration de l'EMS	71
3.1	Statistique des stockages batterie et hydrogène	94
3.2	Statistique de la puissance non satisfaite	94
3.3	Statistique de la puissance dissipée par l'électronique de puissance et les pertes de conversions	95
3.4	Statistique d'usage des équipements	95
3.5	Statistique du nombre d'évaluations de la fonction objectif	99
4.1	Paramètres de la formulation MILP	112
4.2	Comparaison des caractéristiques de différents solveurs MILP et des principaux algorithmes utilisés S : Simplex, IP : Interior-Point, H : heuristiques, BC : Branch-and-Cut, BP : Branch-and-Price, OS : Open Source	113
4.3	Statistique du stockage annuel avec le PS et le MILP	115
4.4	Statistique de la puissance non fournie avec le PS et le MILP	116
4.5	Statistique de la puissance dissipée avec le PS et le MILP	116
4.6	Statistiques d'usage des équipements avec le PS et le MILP	116

INTRODUCTION GÉNÉRALE

En l'état des connaissances actuelles, il n'y a plus de doute sur l'origine anthropique du changement climatique [Coo+13], sur le principe physique du forçage radiatif (effet de serre) ainsi que la contribution majeure des Gaz à Effet de Serre (GES) [Arr96]. Toutes les politiques d'atténuation pour contenir les trajectoires de forçage (nommée RCP : Representative Concentration Pathways, en W/m^2) repose sur une diminution drastique de l'émission des GES [van+11, p. 21], dont les combustibles fossiles utilisés comme énergie primaire sont en grandes parties responsables. Sur l'énergie, comme illustré dans la figure 1 il faut diminuer la consommation de fossiles et contenir celle d'énergie primaire par des mesures d'efficacité (technologies, meilleurs rendements de conversions...), de sobriété (éviter de la demande de services énergétiques, vélo...) et de développement des sources bas-carbone (renouvelable, nucléaire) [Muk+22, p. 28].

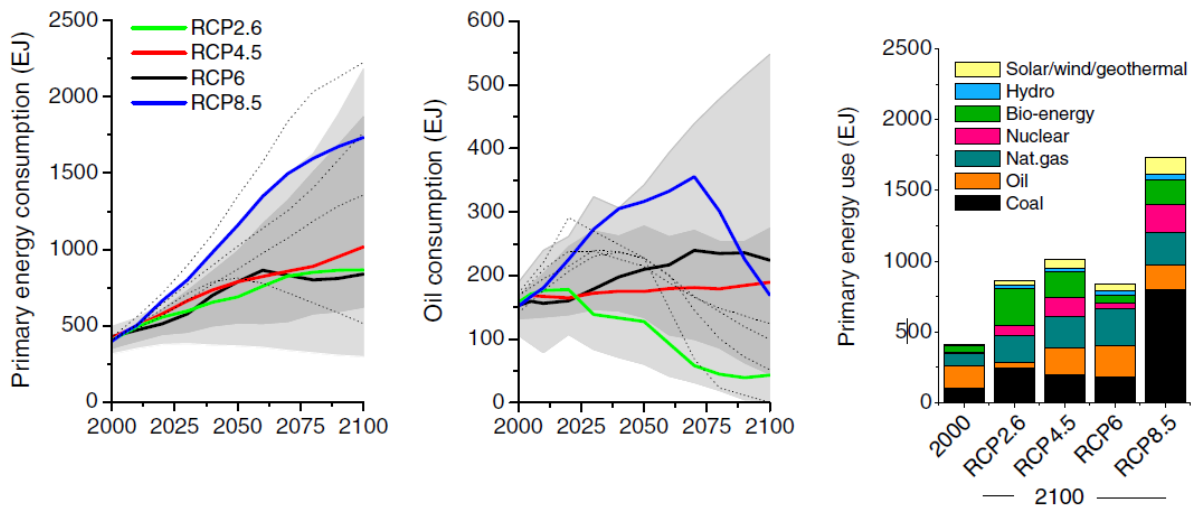


FIGURE 1 – Variation de la demande d'énergie primaire (équivalent direct) et de la consommation de pétrole selon les divers scénarios RCP (Representative Concentration Pathways en W/m^2). La zone grisée représente les 98e et 90e percentiles (nuances de gris clair à gris foncé) en utilisant des données issues de la base AR4 (Hanaoka et al. 2006) ainsi que de publications plus récentes (Clarke et al. 2010; Edenhofer et al. 2010). Les lignes en pointillés identifient quatre scénarios marquants du SRES (Special Report on Emission Scenarios) (Nakicenovic et al. 2000). (CC BY-NC 2.0) [van+11, p. 18]

En France, une partie des émissions de GES non importées viennent du secteur de l'énergie¹. La stratégie retenue pour décarboner celui-ci repose sur une électrification du mixte énergétique (transport, industrie...), voir la sobriété [RTE21]. Grâce à une meilleure efficacité de conversion (moins de pertes chaleur...), la consommation d'énergie finale diminue pour le même usage et le vecteur énergétique peut provenir de multiples sources. Cela signifie consommer moins d'énergie finale au global, mais plus d'énergie électrique dans le mixte, comme montré dans la figure 2. Ainsi, les renouvelables permettent d'accélérer rapidement à court et moyen terme sur l'installation de nouvelles capacités bas-carbone [RTE21].

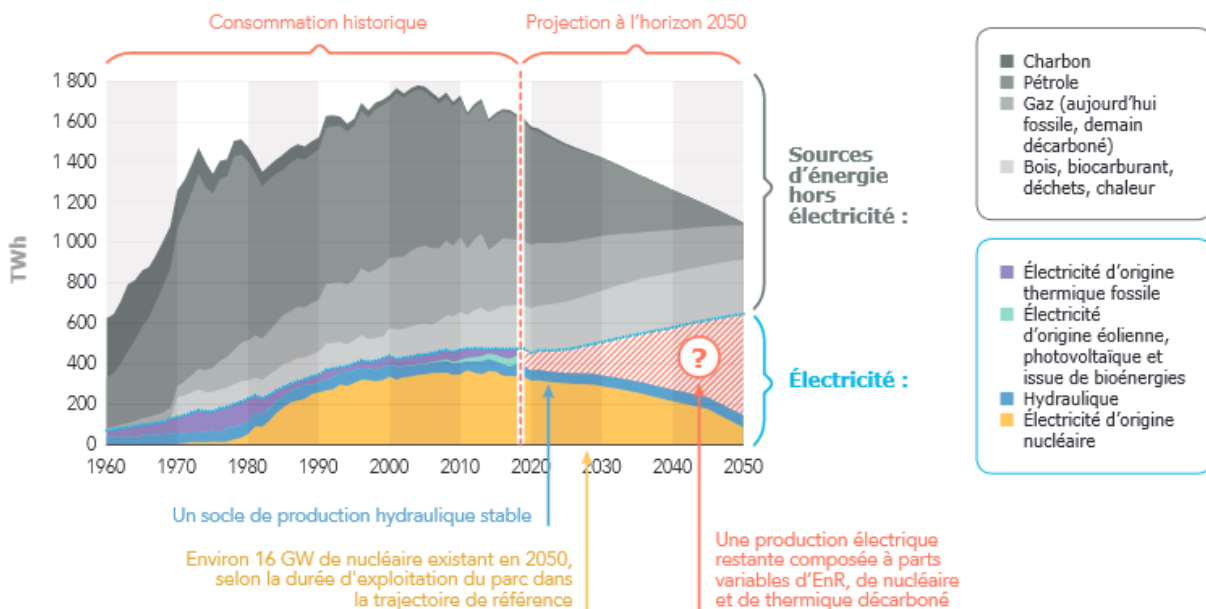


FIGURE 2 – Évolutions de la consommation totale d'électricité et de la consommation d'énergie finale pour les autres énergies en France [RTE21]

Cependant, l'intégration de renouvelable ajoute de la génération intermittente en plus de la consommation non contrôlable. Pour gérer cela, les réseaux électriques doivent intégrer de nouvelles flexibilités telles que la possibilité d'écarter production et consommation, de reporter les soutirages ainsi que de stocker le surplus. Le foisonnement de différents moyens de générations et de stockages permet de gérer les aléas de la météo (peu de soleil/vent, températures basses ou élevées...) et les possibilités de chaque stockage (capacité en puissance, en énergie, réponse court terme, en fréquence ou long terme...).

1. <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/edition-numerique/chiffres-cles-du-climat-2022/9-panorama-francais-des-gaz-a>

Les microréseaux (MG), ou smartgrids², sont une réponse pour relever le défi de la gestion de l'énergie pour les sites isolés et connectés en regroupant la génération renouvelable, le stockage de l'énergie, l'acquisition de données et le contrôle avancé dans le même système [Oli+14] tout en favorisant l'échange entre les systèmes (information, énergie, signal-prix...). Alors que les technologies de stockage d'énergie à court terme comme les batteries gèrent efficacement les variations de flux de puissances, le stockage hydrogène présente une solution prometteuse pour les besoins de stockage d'énergie à long terme comme les variations saisonnières [Yue+21]. Il est important de noter que l'hydrogène gazeux n'est pas une source, contrairement à l'affirmation de Jules Verne, mais un vecteur d'énergie. Par conséquent, au même titre que l'électricité, le vecteur énergétique doit être produit à partir d'une source primaire.

Les stratégies de contrôle prédictif constituent une gestion efficace de la planification des microréseaux en utilisant les données historiques, les mesures temps réel et des techniques de prévision. Elles optimisent la production d'énergie, le stockage, la gestion de la demande et la consommation en améliorant l'efficacité et la résilience du système [Erd23]. Cela est d'autant plus critique dans les endroits isolés où la génération renouvelable est limitée et où il n'y a pas d'accès à un réseau de distribution. La conception d'un bon Système de Gestion de l'Énergie (SGE), ou Energy Management System (EMS), [Ray+21] intégrant une bonne formulation, constitue alors un défi.

Contexte industriel chez PowiDian

C'est dans ce contexte de développement des smartgrids et de la planification de leurs équipements pour la gestion de l'énergie que se situe le travail de cette thèse. Celle-ci se déroule au sein de l'entreprise PowiDian qui développe et réalise des stations d'énergie intelligentes pour garantir un approvisionnement continu en électricité, sans émission de GES durant le fonctionnement, quel que soit l'endroit, en évitant le recours à des groupes électrogènes à diesel. La solution SAGES® (Smart Autonomous Green Energy System) est polyvalente en termes de sources d'énergie et de méthodes de stockage. Le contrôleur principal, baptisé Master Controller® de PowiDian, est capable de superviser diverses sources d'énergies renouvelables ainsi que différents types de stockage, tels que des batteries au plomb, des batteries Li-ion et une technologie de stockage à base d'hydrogène.

Avec le stockage hybride, les batteries emmagasinent l'énergie électrique pour l'équili-

2. <https://www.smartgrids-cre.fr/introduction-aux-smart-grids>



FIGURE 3 – Logo de PowiDian Energy SAS, entreprise d'accueil de la thèse CIFRE

brage court terme, tandis que la « chaîne hydrogène » stocke pour le long terme. L'excès d'énergie renouvelable est utilisé pour alimenter un électrolyseur produisant de l'hydrogène, qui peut être stocké indéfiniment et sans perte. En cas de pénurie d'énergie renouvelable ou de période de forte consommation, une pile à combustible utilise l'hydrogène stocké pour générer l'électricité nécessaire.

Stockage hydrogène pour l'effacement de consommation sur le bâtiment DELTA GREEN connecté au réseau de distribution



(a) Stockage hydrogène 5 kg à 30 bars



(b) Vue aérienne avec la production solaire
CC BY-ND 2.0 Le Monde de l'énergie

FIGURE 4 – Deltagreen, écrêtage des pointes avec l'hydrogène

Le bâtiment DELTA GREEN, situé dans la métropole nantaise, est l'un des premiers bâtiments faible consommation d'énergie de la région, proposant 4 600 m² de bureaux répartis sur trois niveaux. Parmi les sources d'énergie mises en œuvre sur le site, on compte des panneaux photovoltaïques, la géothermie, ainsi qu'un système de stockage d'énergie. L'objectif principal était de concevoir un immeuble de bureaux novateur sur le plan énergétique, visant à atteindre l'autosuffisance énergétique. Le système SAGES de PowiDian a été retenu pour fournir le stockage d'énergie. Il utilise une chaîne hydrogène composée

d'un électrolyseur (production d'hydrogène), une cuve ainsi qu'une pile à combustible (génération d'électricité) pour lisser les pics de consommation, évitant ainsi les dépassements de la capacité d'abonnement électrique auprès d'EDF ³

Stockage hydrogène saisonnier pour un Refuge isolé en montagne



FIGURE 5 – Refuge du Col du Palet (Parc de la Vanoise), site isolé. Vue sur le refuge, les panneaux solaires verticaux (en bas) et le local hydrogène (à droite en haut)

Les réseaux électriques isolés constituent une bonne partie des projets de PowiDian. Depuis 2015, le refuge du col du Palet, situé dans le parc national de la Vanoise, bénéficie d'un approvisionnement en énergie grâce à une station SAGES équipée d'un système de production d'hydrogène. Cette solution fournie par PowiDian confère une autonomie totale à ce refuge de 47 couchages, situé à une altitude de 2 600 mètres, où les températures extérieures peuvent chuter jusqu'à -30°C en hiver.

Consommation utilisateurs	6,5 kWh / jour en été
Panneaux photovoltaïques	3,2 kWc
Stockage batteries	24 kWh
Électrolyseur Enapter EL 2.1	0.5Nm ³ /h – 2.4kW
Pile à combustible Plugpower	2.5 kW
Stockage hydrogène Mahytec	4.6kg

TABLE 1 – Dimensionnement du micro-grid du refuge du Col du Palet

Auparavant, le refuge était alimenté par des panneaux photovoltaïques, mais plus de la moitié de l'énergie produite était perdue avec les anciennes batteries limitées en capa-

3. <https://www.enapter.com/fr/application/peak-shaving-with-hydrogen>

cité. En outre, un groupe électrogène bruyant et polluant était utilisé. Cela contraignait les gardiens et les randonneurs à limiter leur consommation d'énergie au strict minimum. Désormais, l'énergie générée pendant les périodes de fermeture du refuge peut être stockée sous forme d'hydrogène et utilisée lors des périodes d'ouverture. Cela permet de disposer d'une source d'énergie plus fiable et plus abondante pour les besoins tels que les communications par satellite, l'éclairage, le maintien de la chaîne du froid nécessaire pour la restauration, ainsi que la recharge des appareils électroniques des randonneurs⁴.

Stockage hydrogène pour une école isolée du réseau dans le cirque de Mafate (La Réunion)



(a) La platine hydrogène et l'école avec ses panneaux solaires



(b) Vue sur le village de La Nouvelle, au cœur du cirque de Mafate ©EDF

FIGURE 6 – École de Mafate, microréseau îloté du réseau électrique de distribution

L'école du hameau de la Nouvelle est un autre exemple de réalisation de PowiDian pour l'alimentation d'utilisateurs isolés. Ce microréseau est situé au cœur du cirque de Mafate, qui est accessible uniquement à pied ou par les airs. Utiliser les générateurs diesel représente un défi logistique avec le transport du carburant. Afin de fonctionner sans apport extérieur, le système SAGES est constitué de panneaux solaires installés sur le toit de l'école, d'une batterie Li ion et d'une chaîne hydrogène. Le stockage hydrogène permet de lisser les pics de production en milieu de journée et les pics de consommation le matin et le soir⁵.

4. <https://www.enapter.com/fr/application/stockage-saisonnier-dhydrogene>

5. <https://www.enapter.com/fr/application/mafate>

Consommation utilisateurs	10.2 kWh / jour moyen
Panneaux photovoltaïques	7.85 kWc
Stockage batteries	14 kWh
Électrolyseur Enapter EL 2.1	0.5Nm ³ /h – 2.4kW
Pile à combustible Plugpower	2.5 kW
Stockage hydrogène	3kg

TABLE 2 – Dimensionnement du micro-grid de l'école La Nouvelle, dans le cirque de Mafate

Besoin en gestion de l'énergie

La problématique porte sur les limitations du modèle prédictif de commande actuellement en place. Afin de contrôler au mieux les microréseaux SAGES, comment pourrait-on savoir quelle unité engager ? À quelle puissance ? À quel moment de la journée ?

En effet, le système doit arbitrer entre les moyens de stockage (batteries ou chaîne à hydrogène), éventuellement l'appel ou non au réseau et le délestage de charges pilotables. Ces planifications doivent s'effectuer sous contraintes d'exploitations (remplissage maximum de la batterie et de la cuve hydrogène, puissance maximum...) et logique tout en maximisant l'énergie stockée et minimisant les pertes, l'usure du matériel ou le coût de l'énergie.

Face à ces défis, l'entreprise élabore un contrôle intégrant une formulation évolutive, facilitant ainsi l'intégration de nouveaux équipements, de nouveaux objectifs et de nouveaux algorithmes de résolution dans le système de commande. Ce contrôle prédictif par modèle (*Model Predictive Control* - MPC) et l'algorithme de gestion ont été conçus lors d'une précédente thèse pour planifier les stockages [MSB19; Mor+18]. Le but de la thèse actuelle est d'améliorer ce contrôle prédictif.

Contributions de la thèse

Afin de répondre aux limitations du contrôle prédictif mis en place chez PowiDian, les contributions de cette thèse sont les suivantes :

Contribution 1

Une formulation générique de microréseau avec énergie renouvelable et stockage d'énergie est proposée pour répondre aux besoins de généralisation de l'industriel. Celle-ci per-

met de modéliser sous forme de bus de puissance (électricité) et de bus d'énergie (stockage hydrogène, chaleur...) les flux de puissances des microréseaux. Les équipements contrôlables sont les générateurs et les charges sur le bus électrique, permettant de passer d'un type de bus à un autre. Cette modélisation est ensuite intégrée dans le contrôle pour modéliser le comportement des équipements pilotables et de les contrôler en puissance.

Contribution 2

Nous avons mis en œuvre le même microréseau que dans [MSB19] avec une formulation du contrôle étendue avec différents algorithmes. Les publications précédentes ont tendance à considérer séparément les métaheuristiques ou les méthodes déterministes pour la résolution des MPC. Cette contribution se concentre sur la comparaison de certains BBO classiques pour contrôler un microréseau en utilisant une simulation d'une année entière basée sur un ensemble de données réelles. Nous avons sélectionné des BBO de différentes catégories : stochastiques (population et parcours) et déterministes. Plusieurs critères sont utilisés pour comparer leurs performances et leur impact sur le comportement du microréseau.

Contribution 3

La formulation MILP que nous proposons comble les lacunes de la modélisation boîte blanche du stockage et des caractéristiques de l'hydrogène dans la planification des microréseaux îlotés avec uniquement une production renouvelable. Elle tient compte de l'efficacité non constante du stockage de la chaîne d'hydrogène pour minimiser l'erreur entre le contrôle EMS et le réseau réel. En outre, nous introduisons des contraintes flexibles pour gérer efficacement les excédents et éviter le gaspillage d'énergie dans tous les cas limites, compte tenu de l'énergie limitée et des ressources informatiques disponibles. On considère également la loi des gaz réels plutôt que celle des gaz parfaits pour améliorer la précision du modèle. La formulation simplifiée parvient à fournir des commandes optimales pour l'exploitation du microréseau.

Organisation de la thèse

L'organisation du présent manuscrit propose une approche méthodique et approfondie de la recherche sur les stratégies de gestion de l'énergie dans les microréseaux îlotés avec stockage d'énergie hybride batteries-hydrogène.

L'**Introduction générale** établit le cadre de la recherche, mettant en lumière le contexte industriel chez PowiDian et les enjeux liés à la gestion de l'énergie dans les

microréseaux îlotés. Cette section initiale présente également l'architecture globale de la thèse, posant les fondations de l'étude.

Le manuscrit se poursuit avec un chapitre dédié à l'**État de l'art sur la gestion d'énergie dans les microréseaux avec stockages**. Cette partie approfondit la compréhension des microréseaux, de leur optimisation énergétique et de la gestion spécifique du stockage d'hydrogène.

La troisième partie, intitulée **Modélisation et simulation de microréseaux**, détaille la démarche de modélisation adoptée pour un microréseau générique. Elle expose les bilans de puissance et d'énergie, ainsi que les composants pilotables du système, fournissant une base pour les simulations et le contrôle.

Dans le chapitre sur la **Planification de l'énergie en formulation boîte noire**, le manuscrit explore différentes catégories d'algorithmes de résolution du problème de gestion de l'énergie sur microréseau îloté avec stockage hydrogène et génération renouvelable. Les simulations numériques avec un an de données réelles y sont présentées, illustrant l'application pratique de différentes méthodes de résolution.

Le cinquième chapitre, traitant de la **Planification de l'énergie en formulation boîte blanche**, offre une perspective sur l'optimisation énergétique en appliquant une méthode de contrôle des grands réseaux électriques au microréseau îloté avec stockage hydrogène. Il se penche sur la programmation linéaire en nombre entier (MILP) et son application dans la gestion de l'énergie, en particulier pour le stockage de l'hydrogène, enrichissant la discussion avec des résultats d'expériences numériques.

Enfin, le manuscrit conclut sur une **Conclusion générale** qui synthétise les apports des chapitres, souligne les limites de l'étude et esquisse des perspectives de recherche futures.

PUBLICATIONS ET COMMUNICATIONS

AVEC ACTES

- [Gau+23a] Adrien GAUCHÉ et al., « Algorithms Comparison for Hydrogen Storage Predictive Control on an Islanded Microgrid », in : *IFAC-PapersOnLine*, 22nd IFAC World Congress 56.2 (jan. 2023), p. 7966-7971, ISSN : 2405-8963, DOI : 10.1016/j.ifacol.2023.10.917, (visité le 22/11/2023).
- [Gau+23b] Adrien GAUCHÉ et al., « Gestion de l'énergie Avec Contrôle Prédictif Du Stockage de l'hydrogène Sur Un Micro-Réseau Iloté », in : *ROADEF 2023*, Rennes, France : GDR RO, fév. 2023, URL : <https://hal.science/hal-04077791> (visité le 21/12/2023).
- [Gau+23c] GAUCHÉ, ADRIEN et al., « Waste-Free Energy Management in an Islanded Microgrid with Hydrogen Storage », in : *2nd International Conference on Green Energy Conversion Systems*, Djerba, Tunisia : Springer proceedings, sept. 2023, URL : <https://sites.google.com/view/icgecs2023>.

ÉTAT DE L'ART SUR LA GESTION D'ÉNERGIE DANS LES MICRORÉSEAUX AVEC STOCKAGES

1.1 Définition des microréseaux

1.1.1 Qu'est-ce que les microréseaux ?

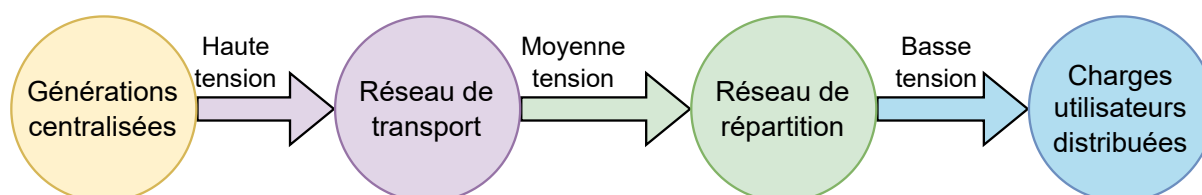


FIGURE 1.1 – Grand réseau électrique (*large power grid*) classique unidirectionnel. L'énergie est générée dans de grandes centrales électriques, transmise à haute tension, distribuée à moyenne et basse tension. Un réseau structuré autour de grandes centrales permet de faire des économies d'échelle et faciliter la surveillance de la transmission.

Historiquement, le réseau électrique est unidirectionnel, centralisé, partant des sites de production vers les sites de consommation, comme illustré dans la figure 1.1. Pour des raisons de coût, de déploiement, de simplicité de contrôle et d'économie d'échelle, le grand réseau classique est structuré en étoile autour de grandes centrales de production. L'énergie électrique est transportée à travers le réseau haute tension, répartie régionalement à moyenne tension puis distribuée à basse tension vers les utilisateurs finaux. Certains grands consommateurs tels que l'industrie électro-intensive¹ sont connectés directement aux réseaux moyenne et haute tension.

1. <https://www.uniden.fr/qui-sommes-nous/>

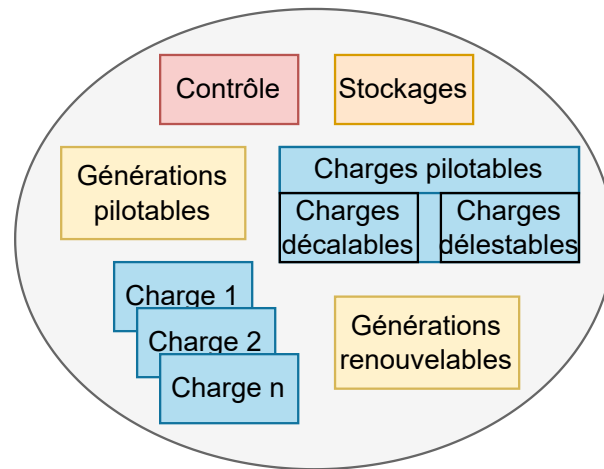


FIGURE 1.2 – Microréseau simplifié intégrant des composants (rectangle) générations pilotables et renouvelables, des charges pilotables (décalables ou délestables) stockage, le tout contrôlé de manière unifiée. L'ellipse représente l'ensemble du réseau.

À l'inverse, un microréseau (MG *microgrid*)² est un réseau électrique d'énergie de petite taille agréant générations distribuées locales et diffuses (micro-turbines, piles à combustible, générateurs diesel, solaire, éolien, hydraulique), charges, stockages, capteurs, supervisions, piloté comme un ensemble cohérent par un ou des contrôleurs, comme illustré 1.2. Un MG contient généralement de la génération renouvelable et des charges contrôlables. Les charges contrôlables peuvent être décalées dans le temps (avancée ou reculée) ou délesté (coupée). Le contrôle de la consommation et des stockages permet de fournir des services de flexibilités au réseau, compenser l'intermittence du renouvelable. Le MG peut être connecté au réseau de distribution, être îloté ou servir d'alimentation de secours [Far10]. Cette architecture permet de décarboner le mixte énergétique en intégrant plus massivement les générations renouvelables tout en prenant en compte l'intermittence via l'autoconsommation, l'autoproduction, les stockages et la gestion de la demande [Oli+14].

Les microréseaux peuvent être classés en fonction de leurs tailles et de leurs buts (intégration du renouvelable, site isolé, alimentation sans interruption, économie d'énergie...). Cinq grandes catégories sont identifiées :

- Les microréseaux de zones commerciales et industrielles avec de grandes consommations d'énergie (effacement de consommation)
- Les microréseaux de campus

2. <https://www.smartgrids-cre.fr/encyclopedie/les-microgrids/le-concept-de-microreseau>

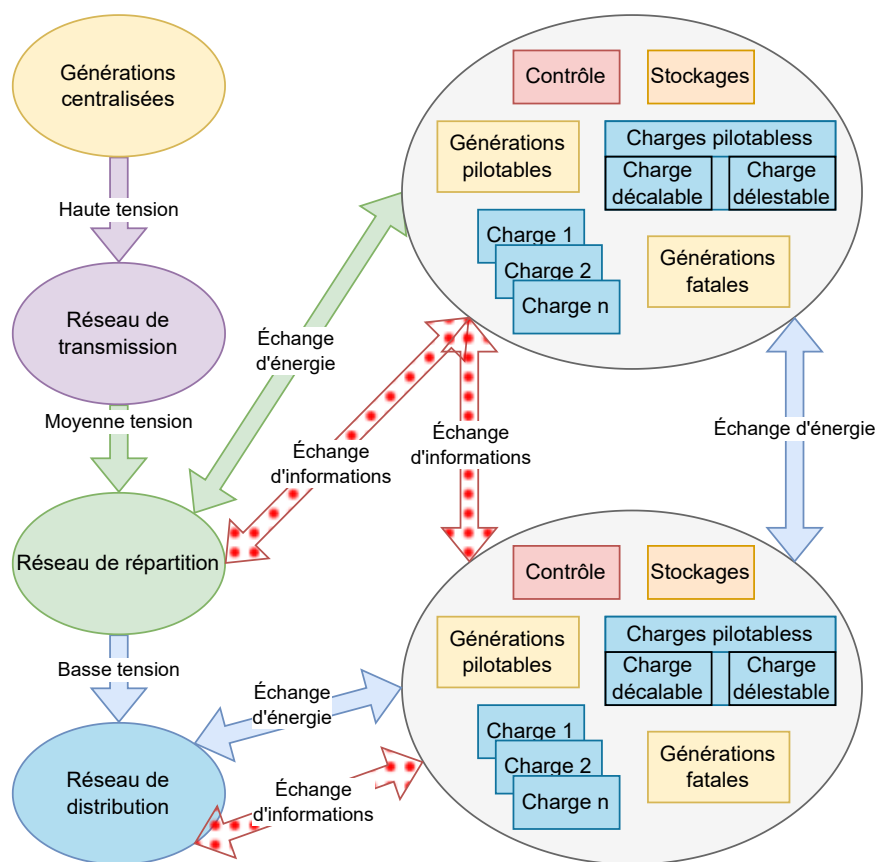


FIGURE 1.3 – Topologie du réseau électrique classique unidirectionnel centralisé à gauche et de microréseaux bidirectionnels communicants à droite. L'ensemble forme une « smart-grid ». Adapté de [Far10]

- Les microréseaux de sites isolés pour ne plus dépendre de groupes diesel
- Les écoquartiers sur le même modèle que les zones commerciales et industrielles, mais à l'échelle d'une zone urbaine (résidentielle/tertiaire)
- Les microréseaux base de vie (hôpital, camp militaire...) pour garantir une autonomie énergétique en cas de coupure ou diminuer l'empreinte logistique (livraison de carburant...)

Les réseaux de transmission intègrent déjà des outils de mesure et de contrôle pour des raisons de continuité de service, via les *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA). Les réseaux « intelligents », ou *smartgrids*, sont des réseaux qui utilisent à tous les niveaux ces outils, en particulier au niveau de la distribution³. Comme illustré

3. <https://www.smartgrids-cre.fr/encyclopedie/les-microgrids/les-smart-microgrids>

sur la figure 1.3, l’échange d’informations et d’énergie dans la smartgrid est bidirectionnelle entre le réseau de distribution et les microréseaux. Les microréseaux deviennent alors des *smart microréseaux* capable de supporter le réseau principal en fournissant des services (stabilité, flexibilité) au réseau tout en minimisant le coût de l’énergie pour l’utilisateur.

1.1.2 Architecture générale d’un microréseau

Pour alimenter des charges, la puissance de fourniture est dimensionnée en fonction de la puissance maximale de consommation. Historiquement, pour un réseau isolé, secouru ou isolable, des générateurs thermiques fournissent la puissance avec des énergies fossiles comme les générateurs diesel ou les turbines à gaz (TAG), pilotables, mais émetteur de gaz à effet de serre. Dans les microréseaux considérés ici, ils vont laisser place à de la génération renouvelable, solaire et éolienne intermittente. Pour un générateur ou une charge, intermittent s’entend comme la puissance maximum variant via des causes externes peu prévisibles subies (ensoleillement, vent, humain...) plutôt que sous le fait de cause interne prévisible (rampe de puissance, temps de chauffe, vitesse d’ouverture de vannes...) [Oli+14].

Un microréseau nécessite la présence d’un bus électrique AC (*Alternating Current*) ou DC (*Direct Current*) pour faciliter les échanges d’énergie. Ce bus peut également inclure d’autres éléments tels qu’un réseau de gaz, d’hydrogène, d’autres bus électriques (AC, DC), ou encore un réseau de chaleur, comme illustré dans la figure 1.4. Lorsqu’il est connecté au réseau de distribution, cette connexion se réalise par le *Point de Couplage Commun* (PCC), avec la possibilité d’isoler le bus via d’un commutateur statique [LP04]. L’énergie peut être soutirée ou injectée du réseau de distribution. Les sources de génération intermittente, telles que l’énergie solaire et éolienne, injectent de l’énergie lorsque cela est possible et peuvent être délestées pour éviter tout déséquilibre du bus (surtension, stockages pleins...) [Far10].

La génération pilotable comprend des machines tournantes, hydrauliques et thermiques (biomasse, diesel...). Cela peut être de la cogénération pour produire à la fois de l’énergie thermique et électrique. Par exemple, une turbine à gaz peut produire de l’électricité injectée dans le bus électrique, tandis que la chaleur est dirigée vers le réseau de chaleur pour alimenter les charges thermiques [Man14]. Afin de garantir la stabilité du bus électrique, de réguler l’énergie et de répondre aux besoins pendant certaines périodes (pic de demande, faible production renouvelable, tarification heures pleines, etc.), le microréseau s’appuie sur des systèmes de stockage à court et long terme [Far10].

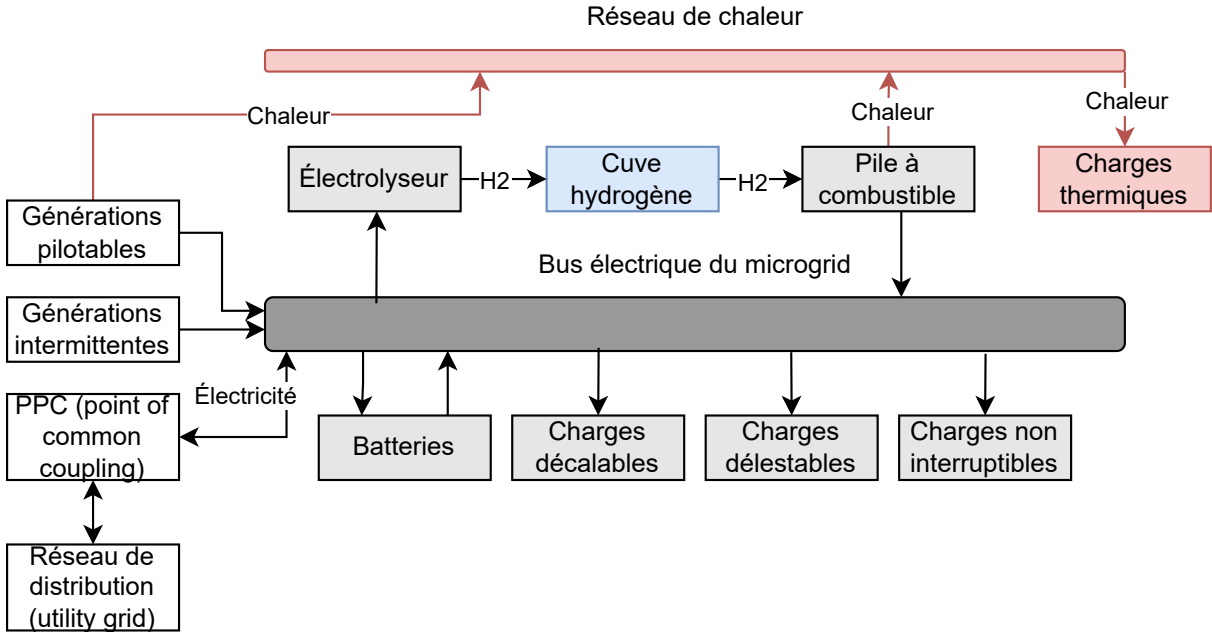


FIGURE 1.4 – Exemple d’architecture classique d’un microréseau avec un bus électrique centrale et un bus/ réseau de chaleur, de la génération renouvelable intermittente, de la génération pilotable, des charges pilotables et une connexion au réseau de distribution via le PPC [LP04 ; Far10 ; Man14]

Les stockages sont sélectionnés en fonction du besoin d’énergie ou d’équilibrage court terme [Tob+22]. Le stockage à court terme est composé d’éléments capables de réagir rapidement et de fournir une puissance instantanée, tels que les batteries et les supercondensateurs. En ce qui concerne le stockage à long terme, ici la technologie à base d’hydrogène est utilisée. Elle produit de l’hydrogène via des électrolyseurs, le stocke dans une cuve avec une autodécharge limitée, et le convertit ultérieurement en électricité ou en chaleur via une pile à combustible. Enfin, les charges peuvent être non contrôlables (consommation classique), délestées en période de forte consommation ou de faible production, ou décalées dans le temps.

1.1.3 Architecture des microréseaux PowiDian

Un microréseau PowiDian est habituellement composé d’éléments récurrents, comme illustré sur la figure, avec la charge non contrôlée de puissances \widetilde{P}_L (kW). Il existe au moins une source intermittente d’énergie, telle qu’un système photovoltaïque (PV) de puissance \widetilde{P}_{PV} (kW) ou une éolienne, qui injecte de l’électricité sur le bus électrique dès

que cela est possible en fonction des conditions de production. les paramètres incertains sont notés avec \sim , les paramètres fixés avec des majuscules et les variables d'optimisation avec des minuscules. Les variables avec la lettre g concernent les générateurs et la lettre l concernent les charges (*load*).

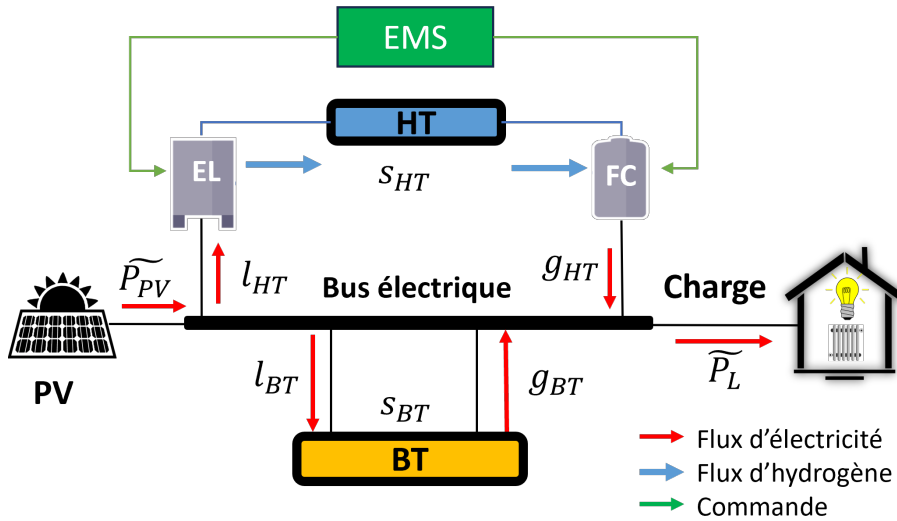


FIGURE 1.5 – Schéma du microréseau étudié, avec génération renouvelable photovoltaïque (PV) et stockage batterie (BT) et chaîne hydrogène avec l'électrolyseur (EL), le réservoir d'hydrogène (HT) et la pile à combustible (FC). L'EMS accède à toutes les variables indiquées et envoie les commandes de puissance à l'électrolyseur l_{HT} (kW) et la pile à combustible g_{HT} (kW).

Le stockage batterie (BT) assure le stockage court terme, permettant la régulation de tension (courant continu) ou fréquence (alternatif) du bus électrique. Il s'agit d'une réserve rapidement mobilisable capable d'absorber les variations de puissance avec une puissance de charge l_{BT} (kW) et de décharge g_{BT} (kW).

Par abus de langage, hydrogène signifie ici dihydrogène gazeux. La chaîne hydrogène est constituée d'électrolyseurs, de réservoirs hydrogènes et de piles à combustibles. La chaîne hydrogène est caractérisée par un temps de réponse plus long que la batterie, avec un délai d'activation et une consommation des auxiliaires (chauffage, ventilation) pour chaque composant. Les électrolyseurs (EL) produisent l'hydrogène à partir d'électricité à puissance l_{EL} (kW) pour le stockage long terme. Dans l'idéal, l'activation de l'EL est réalisée pour des périodes avec un surplus d'énergie suffisamment longue. Les EL sont assimilés à des charges pilotables. Le réservoir d'hydrogène gazeux *Hydrogen Tank* (HT) permet de stocker à long terme sans autodécharge avec une densité énergétique élevée à

pression p_{H_2} (bar). L'autodécharge entraîne la perte d'une fraction de l'énergie stockée dans les batteries, contrairement à l'hydrogène qui ne présente pas ce phénomène. Ce système de stockage se révèle efficace pour l'intersaisonnier ainsi que pour les périodes marquées par une demande élevée ou une faible génération renouvelable, telles que des conditions météorologiques défavorables ou l'hiver. Un avantage supplémentaire de la chaîne H2 par rapport aux batteries réside dans le fait que la puissance de « charge / décharge », déterminée par les électrolyseurs (EL) et les piles à combustible (FC), est indépendante de la capacité de stockage fournie par le réservoir. Cela confère une plus grande flexibilité dans le dimensionnement du système. Les piles à combustible, ou *Fuel Cell* (FC), permettent de transformer l'hydrogène en électricité à puissance g_{FC} (kW) et d'injecter dans le bus électrique. Les FC sont assimilés à des générateurs pilotables.

Le microréseau est construit autour d'un bus électrique assimilé à un nœud dans lequel la puissance intermittente est injectée (renouvelable) ou soutirée (charges électriques non contrôlables). En effet, sur l'équation ci-dessous, la génération à gauche avec \widetilde{P}_{PV} la puissance du solaire, g_{BT} la puissance de décharge de la batterie, g_{HT} la puissance de la pile à combustible doit être égale à la production à droite avec l_{BT} la puissance de charge de la batterie, l_{HT} la puissance de l'électrolyseur, l_{DSM} la puissance des charges décalables (*Demand Side Management*), les charges non contrôlable \widetilde{P}_L . Le bus électrique subit l'injection de puissance du renouvelable \widetilde{P}_{PV} ainsi que le soutirage des charges non pilotables \widetilde{P}_L . Le microréseau utilise le stockage d'énergie comme flexibilité afin de gérer l'équilibre entre consommation et production. Les stockages apportent un service à court terme pour l'équilibrage tension fréquence ainsi qu'à long terme pour gérer les périodes de fortes consommations/ faibles productions. Une planification de l'activation de la chaîne hydrogène est nécessaire pour le long terme.

$$\widetilde{P}_{PV}(t) + g_{BT}(t) + g_{HT}(t) = l_{BT}(t) + l_{HT}(t) + l_{DSM}(t) + \widetilde{P}_L(t)$$

Le stockage se formule comme une intégration de la puissance pour obtenir l'énergie. Comme montré sur l'équation ci-dessous, le niveau de stockage actuel est déterminé avec le niveau de stockage au pas de temps précédent avec $s(t-1)$, l'efficacité du générateur électrique θ_g , la puissance du générateur $g(t)$ (kW), le pas de temps Δt (h), l'efficacité de la charge (*load*) θ_l , la puissance électrique consommé $l(t)$ au temps t .

$$s(t) = s(t-1) - \theta_g g(t) \Delta t + \theta_l l(t) \Delta t$$

Le stockage est assimilé un générateur g ou une charge l suivant le mode de fonctionnement. Les auxiliaires comme les ventilateurs pour l’évacuation de la chaleur sont assimilés à des charges pilotables. En effet, cette consommation est conséquente à l’activation des auxiliaires.

1.1.4 GEOPA, l’EMS de PowiDian

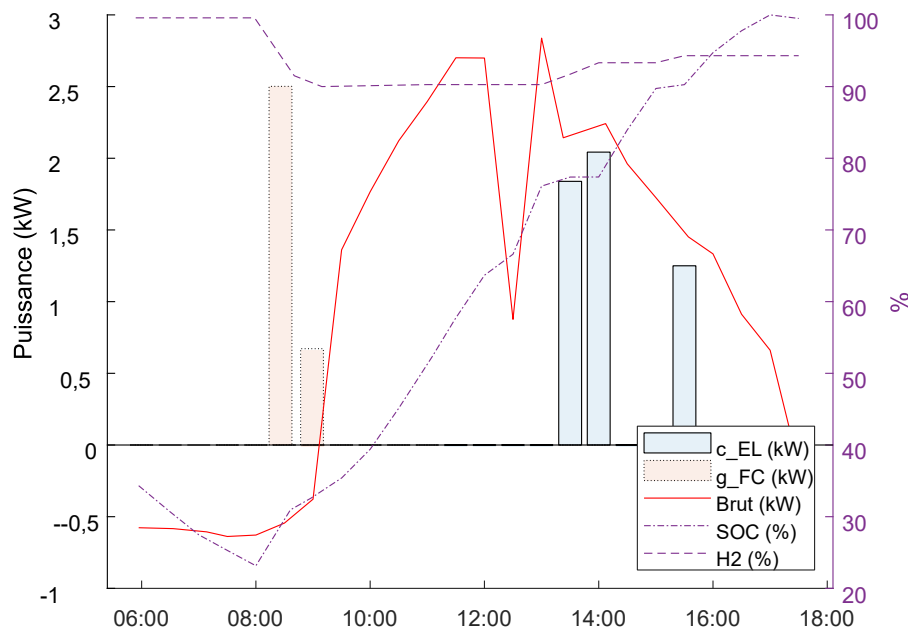


FIGURE 1.6 – Exemple illustratif de commande non anticipée sur un horizon de 12h. Les variables représentées sont c_{EL} la puissance de l’électrolyseur, g_{FC} la puissance de la pile à combustible, la puissance brute (génération moins consommation non pilotée) circulant dans le réseau, le SOC (State of Charge) de la batterie et le niveau de remplissage de la cuve hydrogène (%). À 8h la pile à combustible produit beaucoup d’électricité alors que le soleil se lève dans une heure. Cela diminue l’autonomie en hydrogène.

Un contrôle myope (sans anticipation) pilote les puissances des équipements sans tenir compte des futures variations de production et de consommation. En illustration sur la figure 1.6, le contrôle myopique allume la pile à combustible pour produire de l’électricité à 8h puis dans l’heure qui suit les panneaux solaires commencent à produire. C’est une situation qui doit être évitée avec un contrôle par anticipation.

L’EMS GEOPA (Gestion d’Énergie par Prédiction et Apprentissage) est née de précédents travaux [Mor+18; MSB19; Mor19] pour permettre de répondre à la problématique

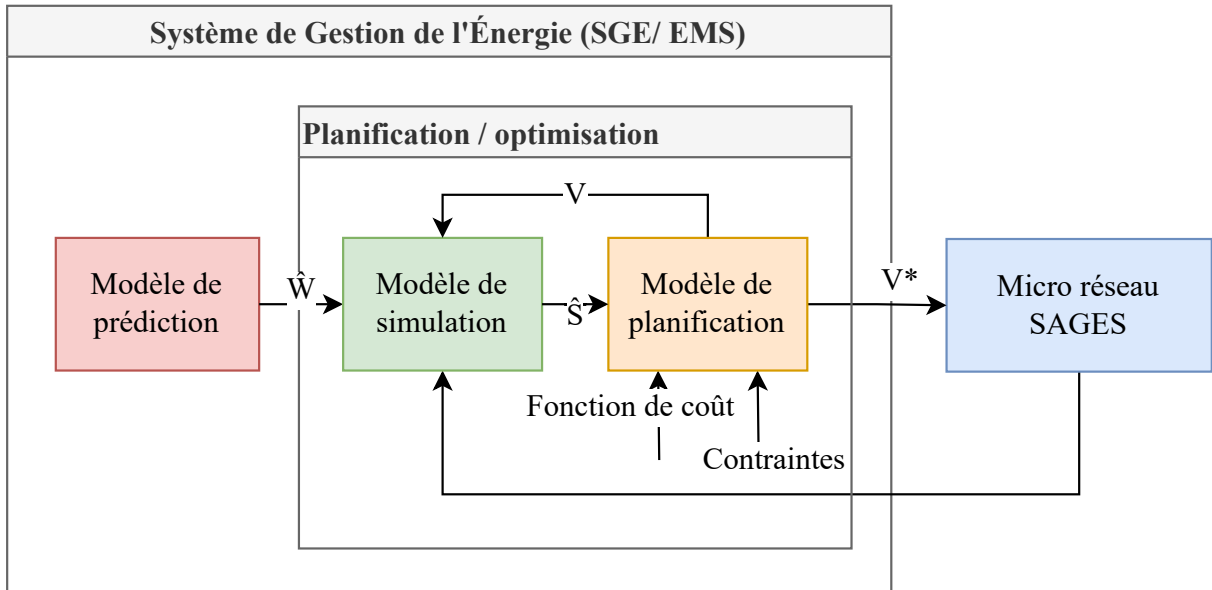


FIGURE 1.7 – EMS (Energy Management System) GEOPA incluant un MPC (Model Predictive Control) basé sur le modèle de simulation de la station SAGES [Mor+18; MSB19]

de planification des stations SAGES (*Smart Autonomous Green Energy System*) avec un contrôle prédictif MPC (Model Predictive Control). Comme illustré sur la figure 1.7, il est composé de :

- Un module de prédiction : fournissant une estimation (\tilde{W}) des futurs paramètres d'entrées de l'optimisation sur l'horizon considéré (par exemple 12h avec une granularité de 1/2 h) telle que les flux de puissances générées (solaire) et consommées (charges) ainsi que des variables physiques (température, ensoleillement) par un réseau de neurones à ondelettes.
- Un module de simulation : permettant d'obtenir les états (S states) futurs (\tilde{S}) en termes de puissance de stockage d'énergie et d'usure de la station sur les trajectoires considérées.
- Un module d'optimisation : prenant en entrée la fonction de coût et des contraintes puis renvoyant en sortie une commande (V) à tester sur le modèle de simulation puis une commande optimale V^* à la station réelle lorsque l'optimisation a convergé.

Le modèle de simulation précis permet d'obtenir l'état de chaque équipement, les pertes d'énergie au sein des auxiliaires (ventilations, conversions...), l'usure du matériel ainsi que les quantités d'énergie stockée pour chaque pas de temps.

Le module d’optimisation pour le problème de gestion de l’énergie utilise l’arbre de décision de la figure 1.8. Chaque nœud représente une décision et chaque ligne un pas de temps. Par exemple, avec un électrolyseur et une pile à combustible, la décision à un nœud est d’activer ou non l’électrolyseur ou la pile à combustible, soit 4 choix. Dans ce cas, la commande est tout ou rien. L’arbre de décision est construit pour chaque pas de temps pour un horizon de contrôle de longueur n , ce qui génère $(2 \text{ équipements} * 2 \text{ états})^n$ combinaisons possibles. L’espace de solution doit être discrétisé pour avoir une puissance de contrôle variable via l’ajout d’état possible pour chaque équipement, par exemple 50%, 75%, 100% de la puissance nominale. Le meilleur contrôle, soit le meilleur chemin dans l’arbre de décision, est obtenu par un algorithme de retour sur trace Branch & Bound.

Cependant, cette technique montre rapidement des limites avec l’augmentation exponentielle du nombre de variables de contrôle en fonction du nombre d’équipements, de points de fonctionnement, de longueur de l’horizon de contrôle, et nécessite en outre une discrétisation de l’espace de solution. Cela génère une explosion combinatoire du nombre de scénarios à évaluer dans l’arbre en un délai de temps raisonnable. De plus, l’optimiseur actuel ne tient pas en compte du caractère incertain de génération renouvelable et de la consommation, des dynamiques propres des équipements. Elle est difficilement transposable à différents microréseaux et équipements sans nécessiter une adaptation importante de la formulation.

1.1.5 Gestion d’énergie, temporalité et périmètre considéré

Le contrôle d’un réseau est classifié en différentes fonctions suivant l’échelle de temps considérée [Kan+11]. Sur la figure 1.9, le contrôle de puissance court terme (seconde à milliseconde) répartit la génération des différentes unités (solaire, batterie) et assure l’équilibre tension/ fréquence sur le bus. La gestion d’énergie long terme prédit la consommation et la production avec une granularité à l’heure (pas de temps). Elle gère également les démarrages/ arrêts d’unités, ou *unit commitment* (UC), les générateurs (piles à combustible) et consommateurs (charges pilotables/ délestables, électrolyseurs) en prenant en compte l’indisponibilité pour maintenances. Enfin, elle fixe le niveau de réserve de puissance utilisable pour l’équilibre. De fait, la gestion du stockage revient à planifier quand consommer pour stocker ou générer avec le stock l’énergie. Le Système de Gestion de l’Énergie (SGE), ou *Energy Management System* (EMS) accueille la stratégie de planification développée ici.

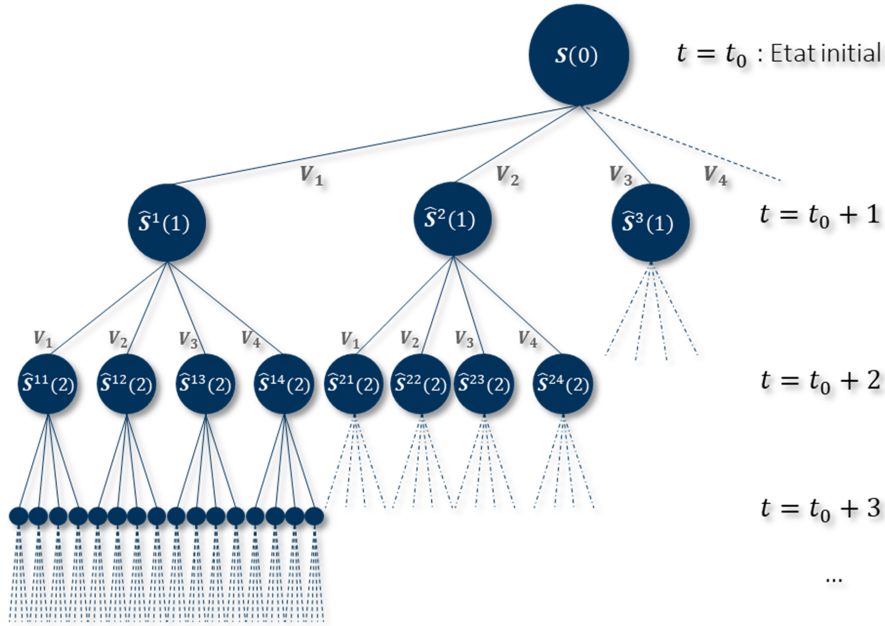


FIGURE 1.8 – Arbre de décision : pour passer au pas de temps t suivant, une action V_n est appliquée (activation/ arrêt de l'électrolyseur/ pile à combustible, 4 états possibles), amenant la station dans l'état S à l'instant $t + 1$ (ligne suivante). Au total, il y a 4^T possibilités, avec T le nombre de pas de contrôle (lignes) dans l'horizon de temps [Mor+18]

1.1.6 Formulations et méthodes de résolution d'un problème de gestion d'énergie

Le problème de gestion de l'énergie est formulé comme un problème d'optimisation contraint. Par exemple, dans l'équation 1.1.6, la fonction objectif f représente le coût à minimiser suivant le vecteur de décisions x . Le coût peut être économique (coût de l'énergie...), technique (quantité d'énergie, usures...) ou une agrégation de plusieurs critères. Le problème est contraint par inégalités avec les vecteurs A à gauche et B à droite. Si les fonctions f et g sont linéaires, elles sont formulées en fonction du solveur sous forme de matrices de coefficient. Ici le vecteur x d'optimisation peut contenir la planification d'un équipement. Par exemple, le vecteur $x = (x_0; \dots; x_i; \dots; x_n)$ contient les puissances d'activation de l'électrolyseur sur tout l'horizon pour chaque pas de temps. Pour la i ème demi-heure, la puissance sera réglée à x_i .

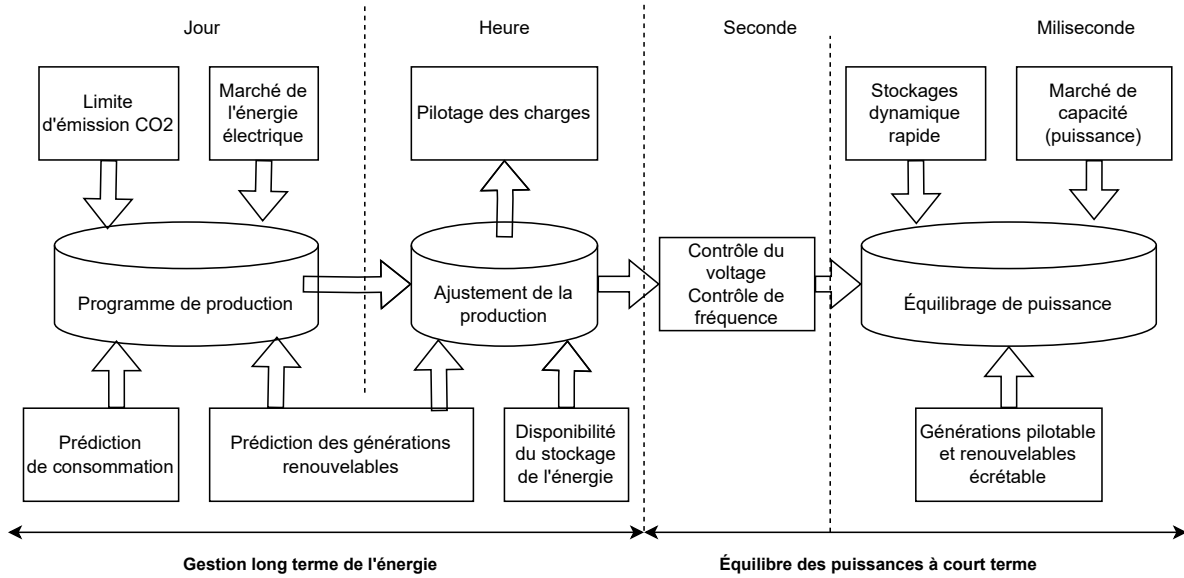


FIGURE 1.9 – Classification temporelle des fonctions de contrôle pour les EMS. Adapté de [Kan+11]

$$\begin{aligned}
 \min_x \quad & f(x) \\
 \text{s.t.} \quad & A \leq g(x) \leq B; A, B \in \mathbb{R}^n \\
 & \forall x \in \mathbb{R}^n
 \end{aligned} \tag{1.1}$$

Une classification est effectuée schématique simplifiée de plusieurs types de formulations dans la figure 1.10. Deux grandes catégories de formulations sont déterminées [BMF16], les formulations boîtes blanches et les formulations boîtes noires, ou *Constrained Derivative-Free Optimization* (CDFO).

En boîte blanche, la forme du problème est connue (fonctions, contraintes). Cela permet au solveur d’exploiter certaines propriétés mathématiques du problème, telles que la convexité ou la dérivabilité... Exploiter ces propriétés permet de faciliter la résolution tout en l’accéléralant et en garantissant l’optimalité. Le solveur peut ensuite être choisi par exemple en fonction de la proportion de variables discrètes, de variables non continues [Kro+19].

À l’inverse, en boîte noire, l’algorithme de résolution ne dispose d’aucune information mathématique. C’est une formulation qui est plus complexe à résoudre, où l’optimalité globale ne peut être garantie mathématiquement dans un nombre fini d’étapes en raison de l’absence de formes analytiques, de dérivées et de limites inférieures/supérieures va-

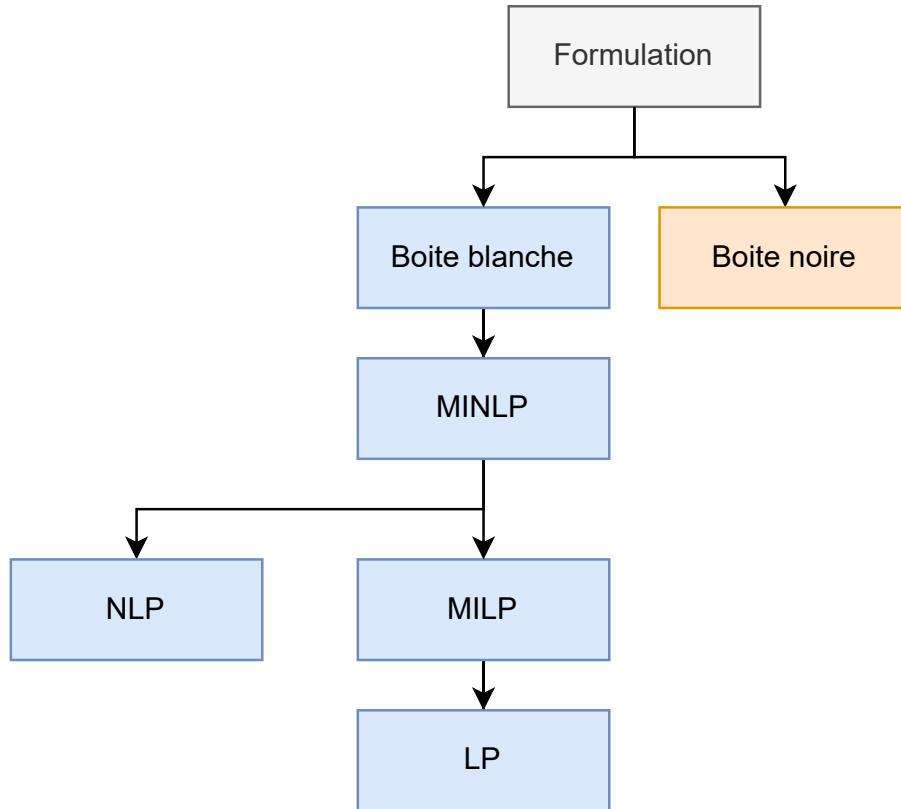


FIGURE 1.10 – Classification simplifiée des formulations de problèmes d’optimisation

lides [BMF16, p. 719]. Les formulations CDFO sont très utiles lorsque qu’un problème ne peut pas être formulé sous forme mathématique, s’il est inconnu, coûteux à calculer, peu représentatif ou peu fiable. Par exemple, la fonction de coût de GEOPA est le modèle de simulation électrique, donc très fidèle à la réalité, avec en sortie des indicateurs telle que l’énergie stockée et perdue, l’efficacité énergétique du système et l’usure des composants. Les algorithmes boites noires classiques déterministes inclus les algorithmes *Direct Search* ou *Pattern Search* [AD03], le *Mesh Adaptive Direct Search* [MK10], le *Generalized Pattern Search* [Jav+16], le Nelder-Mead [NM65]. Les méthodes stochastiques incluent les méthodes basées sur des essaims (*Swarm Optimization*) [KE95] et les algorithmes évolutionnaires [Gol89].

Cependant, si un problème peut être entièrement formulé mathématiquement selon l’une des formes fournies dans les définitions d’une boite blanche, l’utilisation d’un solveur boite blanche approprié est recommandée. Cependant, si une partie du modèle est incertaine, inconnue ou coûteuse à calculer, alors les méthodes boites noires peuvent être efficaces [BMF16]. Les boites blanches sont décomposées en classes de problèmes :

- *Linear Programming* (LP) avec seulement des réels,
- *Mixed Integer Linear Programming* (MILP) avec nombres entiers et réels,
- *Non Linear Programming* (NLP),
- *Integer Programming* (IP) avec nombres entiers uniquement (combinatoires),
- *Mixed-Integer Non Linear Optimization* (MINLP).

Des algorithmes dédiés à ces classes existent avec une complexité croissante de LP vers MINLP. Un problème LP est toujours convexe. De plus, en pratique, la complexité de résolution des problèmes LP est en moyenne polynomiale [Spi04; CLS21]. Les problèmes MILP sont une extension des problèmes LP avec l’ajout de variables entières, ce qui les classe comme NP-difficiles. NP-difficiles signifie qu’il n’existe pas d’algorithme de résolution connu qui garantisse un temps polynomial de résolution pour tous les cas, sauf si la conjecture $P = NP$ est confirmée.

1.2 État de l’art sur la gestion de l’énergie dans un microréseau

1.2.1 Optimisation pour la gestion de l’énergie dans un micro-réseau îloté

La revue de Raya-Armenta et al. [Ray+21] résume les techniques récentes d’optimisation des Energy Management Systems (EMS) pour les microréseaux isolés. Ils identifient six aspects clés des EMS, couvrant les contraintes, les horizons temporels, les objectifs, la structure, la gestion de l’incertitude et les types d’optimisation, comme représenté sur la figure 1.11. Les horizons temporels varient de quelques heures à plusieurs jours, avec une granularité allant de la seconde à l’heure. L’optimisation peut être réalisée hors ligne en deux étapes (optimisation préalable et en temps réel pour les ajustements), en temps réel avec un recalcul continu (asservissement...), ou en ligne avec des calculs à chaque pas de temps. Les contraintes peuvent être techniques (limites de puissances de génération/transmission, de SOC, de carburant...), environnementales (émissions...) ou logiques. Les objectifs visent généralement à minimiser les coûts (opérationnels, de génération, pertes d’énergie...) et peuvent être mono objectif ou multiobjectifs, ce qui rend la résolution plus complexe. La structure de l’EMS peut être centralisée, décentralisée ou distribuée. La centralisation facilite le contrôle avec l’information traitée en un seul point, tandis que la décentralisation permet aux unités locales de prendre des décisions en fonction de leur

contexte avec une information partielle. Une architecture distribuée combine ces deux approches.

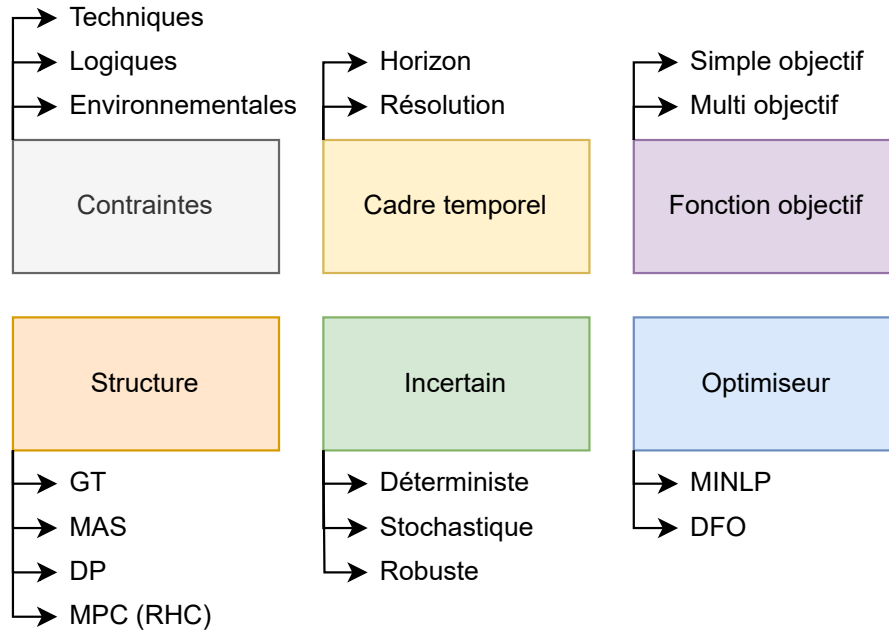


FIGURE 1.11 – Principaux aspects de l'EMS [Ray+21]

Plusieurs structures sont utilisées dans la gestion de l'énergie des microréseaux, notamment celles basées sur la théorie des jeux, ou *Game Theory (GT)* [Hey+18 ; KAP17], sur les systèmes multiagents ou *Multi Agents System (MAS)* [Dah+19 ; Kha+19 ; RSM15], la programmation dynamique ou *Dynamic Programming (DP)* [Sal+20], le MILP (Mixed Integer Linear Programming) [Pal+13 ; NBT18 ; Gio+14], le contrôle sur horizon glissant ou *Rolling Horizon Control (RHC)* [Li+22 ; Tob+22 ; Moh+21 ; Gar+21a ; McI+20], appelé aussi contrôle prédictif ou *Model Predictive Control (MPC)* ainsi que des approches hybrides combinant ces méthodes.

Les approches basées sur la théorie des jeux (GT) et les systèmes multiagents (MAS) sont généralement utilisées dans des structures décentralisées, offrant une facilité d'implémentation (*plug-and-play*), mais garantir leur convergence est complexe [Gar+21b].

La méthode de contrôle sur horizon glissant (RHC) ou le contrôle prédictif (MPC) impliquent le calcul en boucle ouverte de commandes optimales basées sur les prévisions de la production d'énergie future [CB07]. Ces approches permettent de prendre des décisions telles que l'Unit Commitment (UC) [BFR19 ; KOW20a] et l'Economic Dispatch (ED) [CB18] sur l'ensemble de l'horizon, avec des prévisions mises à jour à chaque intervalle

de temps. Cela permet de diminuer l’impact des erreurs dans les données de prévisions et les écarts dus aux simplifications du modèle, ce qui en fait un choix courant pour la planification des microréseaux [Ray+21].

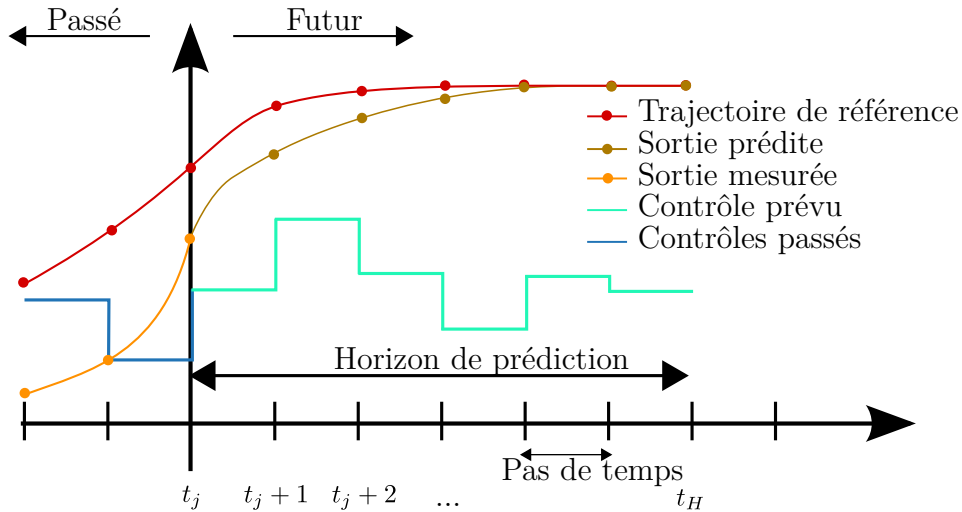


FIGURE 1.12 – Illustration d’un contrôle prédictif en temps discret. Le but du MPC est de placer le système sur la trajectoire de référence optimale. Le contrôleur dispose de l’état actuel du système (sortie mesurée à t_j) et prédit l’état futur (sortie prédite). Avec ces informations, le MPC détermine le contrôle optimal à appliquer au système (contrôle prévu). Ici la commande est opérée en temps discret avec un contrôle tous les pas de temps. CC BY-SA 3.0 Martin Behrendt [CB07]

Les écarts de prédiction par rapport à la réalisation sont nommés incertains (plus de consommation que prévu, ensoleillement plus faible...). La gestion de l’incertitude peut se faire de différentes manières : déterministe, stochastique ou robuste [Ray+21]. Cependant, améliorer la robustesse des commandes face à l’incertain implique d’augmenter la qualité des prédictions de flux de puissances [Ray+21].

La revue [Ray+21] liste plusieurs défis ouverts pour la gestion d’énergie dans les microréseaux tel que le besoin de modèles plus précis avec un équilibre satisfaisant entre précision du modèle, complexité, charge de calcul et interprétabilité physique, le besoin de techniques de prévision plus avancées avec des prédictions précises pour les horizons court et long terme, et le besoin d’évaluer la performance de l’EMS dans l’ensemble de la hiérarchie de contrôle du microréseau dans des conditions temps réel. Les approches de résolutions populaires [Ray+21] utilisent des techniques mathématiques traditionnelles basées sur la programmation linéaire et non linéaire à variables mixtes, avec des méthodes de linéarisation morcelée pour la première. Les techniques basées sur la programmation

non linéaire visant à réduire le temps de calcul et la simplicité d'implémentation sont encore à l'étude. Les algorithmes heuristiques, tels que *Particle Swarm Optimization* (PSO) et *Genetic Algorithm* (GA), sont préférés pour leur flexibilité face aux problèmes d'optimisation. Des recherches sur l'hybridation sont en cours pour améliorer la précision et le temps de traitement des algorithmes originaux.

Cependant, dans les papiers, un seul type d'algorithme est évalué sur le problème pour la résolution des formulations boîtes noires [MSB19; Sal+20; Ray+21], ou alors les métaheuristiques entre elles sont comparées sans algorithmes déterministes [Ala+23; Ray+21]. Il y a aussi une absence de comparaison entre formulations boîte noire et boîte blanche. Par ailleurs, les méthodes déterministes (*Direct Search...*) sont peu représentées et rarement comparées aux métaheuristiques.

1.2.2 Gestion du stockage de l'énergie (hydrogène)

TABLE 1.1 – Aperçu des topologies de microréseaux par sources, connexion, stockages et formulation du problème de gestion de l'énergie

Article	PV	îloté	BT	HT	DSM	Formulation	Incertain
[Sal+20]	✓	✓	✓			DP	RO
[ZA20]	✓	✓	✓	✓		Fuzzy	
[Kho20]	✓		✓	✓	✓	GT	RO
[Ala+23]	✓				✓	NLP	
[OCK11]	✓	✓		✓	✓	MAS	
[Rui19]	✓			✓		NLP multi	
[Bor+17]	✓	✓	✓			MILP	
[Gio+14]	✓	✓	✓	✓		MILP	TB
[Tos+22]	✓	✓		✓	✓	MILP	RO
[NVM22]	✓	✓	✓			MINLP	
[Gar+21b]	✓		✓			NLP	RL
[GB15]	✓		✓	✓		MIQP	
[MSB19]	✓	✓	✓	✓		NLP	
[Vel+17]	✓		✓	✓		MILP	MS, TB, CC

PV : génération photovoltaïque, BT : batteries, HT : stockage hydrogène, DSM : *Demand Side Management* ou pilotage de la demande, DP : *Dynamic Programming*, fuzzy : logique floue, GT : *Game Theory*, NLP : *NonLinear Programming*, MAS : *Multi Agents System*, MILP : *Mixed Integer Linear Programming*, MINLP : *Mixed Integer NonLinear Programming*, MIQP : *Mixed Integer Quadratic Programming*, RO : *Robust Optimization*, RL : *Reinforcement Learning*, MS : *multiscenario*, TB : *Tree-Based*, CC : *Chance-Constrained*

Toutes les publications du tableau 1.1 examinent l’intégration d’au moins une source d’énergie renouvelable, soit solaire, soit éolienne. Certaines se concentrent exclusivement sur les microréseaux isolés [MSB19; Mor+18; Mor19; Sal+20; ZA20], ou déconnectés volontairement [OCK11], car l’îlotage est une fonctionnalité essentielle d’un microréseau, voire une contrainte opérationnelle. Néanmoins, l’utilisation du stockage hydrogène est moins courante que celle des batteries. Le stockage hydrogène est souvent représenté de la même manière que les autres formes de stockage. Il prend en compte de la puissance soutirée par l’électrolyseur et injectée par la pile à combustible sur le bus électrique et un coefficient d’efficacité pour calculer la quantité d’énergie stockée [ZA20]. La quantité d’hydrogène dans le réservoir (*Hydrogen Tank* - HT) est contrainte en pression [Kho20; Gio+14; GB15; MSB19], en masse [ZA20; Tos+22], en énergie [Rui19]. Cependant, le calcul de contrainte s’effectue toujours à partir de la loi des gaz parfaits et souvent à température fixe [Tos+22]. De plus, les coefficients de conversion sont toujours considérés constants. Cela crée des imprécisions entre le modèle et la réalité lorsque la cuve monte en température dans la journée. Ensuite, la quantité d’hydrogène, donc d’énergie stockée, peut être maximisée en l’intégrant dans la fonction objectif [MSB19] ou en la contraignant à être au même niveau à la fin de l’horizon [Tos+22]. Enfin, la gestion de la demande est considérée comme une option intéressante pour accroître la flexibilité du système en complément des dispositifs de stockage [Tos+22].

En ce qui concerne la fonction de coût des microréseaux isolés, certaines études adoptent une approche multiobjectif, combinant des critères économiques (coûts d’exploitation et de maintenance) avec des critères environnementaux (émissions de CO₂) [Rui19]. D’autres optent pour du multicritère (pondération des objectifs) économique et technique, incluant le coût d’exploitation et de maintenance, ainsi que des mesures de disponibilité d’énergie et de probabilité de perte d’alimentation [Sal+20; ZA20]. D’autres encore se concentrent sur des critères purement techniques, tels que la disponibilité énergétique, les pertes d’énergie et l’usure des équipements [MSB19; Vel+17]. Enfin, certaines publications se concentrent sur des objectifs strictement économiques, où le but est de minimiser les coûts d’opération et de maintenance (OM) [Kho20; Ala+23; OCK11; Bor+17; Gio+14; Tos+22; NVM22; Gar+21b; GB15]. Les formulations sont en grande partie linéaires (MILP), inspirés de celles pour les grands réseaux électriques [KOW20b]⁴. Lorsqu’elles sont non linéaires, il s’agit du modèle de simulation entier boîte noire considéré pour le contrôle [MSB19] ou de contraintes implémentées différemment comme le

4. <https://github.com/grid-parity-exchange/Egret>

MINLP [NVM22].

L'incertitude sur les puissances est prise en compte par optimisation robuste [Sal+20; Kho20; Tos+22], génération et sélection d'arbres de scénarios TB [Gio+14; Vel+17], *Reinforcement Learning* [Gar+21b], *Chance Constraint* [Vel+17], génération aléatoire de plusieurs scénarios MS [Vel+17]. Lorsque rien n'est précisé dans le tableau 1.1, l'optimisation est faite sur l'espérance des données prédites. Du fait de leur simplicité d'implémentation, l'incertitude des prédictions est majoritairement prise en compte via l'espérance puis via l'optimisation robuste.

1.2.3 Optimisation sous incertitude

Dans une approche déterministe, l'incertitude n'est pas explicitement prise en compte, mais plutôt approximée par son espérance. Dans ce contexte, la qualité de l'optimisation dépend fortement de la précision des prévisions.

En revanche, l'optimisation stochastique s'appuie sur la distribution de probabilité des variables incertaines [BL11]. Le défi réside alors dans la détermination précise de cette distribution à partir d'un ensemble de données suffisamment vaste. Plusieurs auteurs appliquent cette méthode dans le domaine des microréseaux [Gio+14; Vel+17; Cao+21; Mia+22]. Néanmoins, cette tâche peut se révéler complexe et une approximation inexacte de la fonction de probabilité peut entraîner d'importantes imprécisions. En outre, l'apprentissage machine est couramment utilisé en association avec les chaînes de Markov [AA22; Gar+21b], l'optimisation *Chance Constraint* [Mia+22; Vel+17], le *Risk Averse* [ZXZ23], et l'optimisation stochastique elle-même [Cao+21].

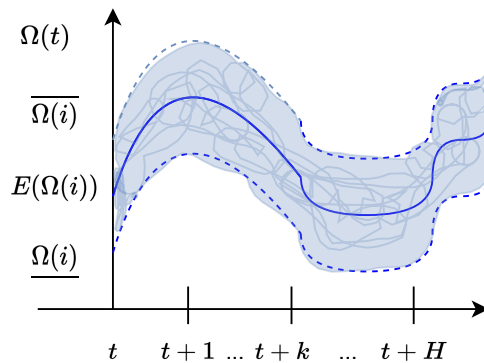


FIGURE 1.13 – Intervalle de l'optimisation robuste [Tos+23]

Enfin, l'approche robuste ne repose sur aucune hypothèse concernant les variables aléa-

toires, mais sur les écarts possibles par rapport à l’espérance [BEN09 ; Ber+13 ; GYd15]. L’optimisation robuste se concentre sur les scénarios les moins favorables de la période de planification [Ber+13 ; ZGG13 ; KBS15 ; GZ18 ; MMM20 ; LOC19 ; TM16]. Comme illustré sur la figure 1.13, l’optimisation utilise l’espérance prédite $E(\theta(i))$ tout en considérant des déviations possibles vers une borne supérieure $\bar{\Omega}(i)$ et inférieure $\underline{\Omega}(i)$ au pas de temps i . Un budget d’incertain est défini pour éviter d’être trop conservatif, c’est-à-dire un nombre maximum de pas de temps où la valeur dévie vers le pire cas. Cette approche plus simple est non dépendante de données historiques. Les bornes et le budget d’incertain sont fixés par un humain. Le conservatisme inhérent à l’optimisation robuste peut même être atténué en réduisant le nombre de dimensions via une analyse en composantes principales (PCA) [NY18 ; Zha+21]. Selon les données du tableau 1.1, l’optimisation robuste est largement utilisée dans les études citées.

1.3 Conclusion

1.3.1 Définition du cadre

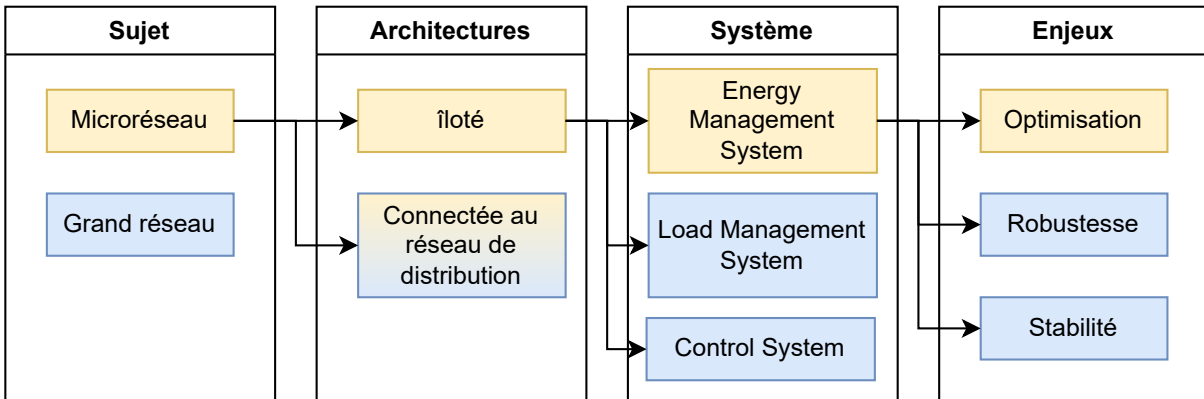


FIGURE 1.14 – Classification des enjeux, système et architecture. Le périmètre considéré est mis en jaune. Adapté de [Ray+21]

L’état de l’art permet de définir un microréseau électrique comme l’agrégation dans un système cohérent de générations renouvelables, de stockages, de consommations pilotables ou non, de capteurs et de contrôles pour gérer le caractère intermittent du renouvelable et de la consommation. Une architecture générique est illustrée dans la figure 1.4. Afin d’exploiter au mieux un microréseau, un *Energy Management System* (EMS) optimise

la planification des flexibilités avec la chaîne hydrogène composée de l'électrolyseur pour stocker, la pile à combustible pour générer de l'électricité et les charges pilotables sur l'horizon de temps considéré. La gestion de l'énergie se déroule ici à l'échelle d'une journée avec une granularité au-dessus de la dizaine de minutes, comme illustrée figure 1.9. Cette thèse est centrée sur la Gestion de l'Énergie (GE) long terme, ou *Energy Management* (EM) et non sur le contrôle de l'équilibre court terme. Comme illustré dans la figure 1.14, le sujet traité sera l'optimisation de l'EMS dans un contexte isolé pour microréseau.

L'EMS utilise l'optimisation pour améliorer des critères comme le coût de l'énergie, l'usure du matériel et la disponibilité énergétique. La formulation du problème de gestion de l'énergie peut être boîte noire, l'algorithme venant optimiser la commande sur une simulation. L'optimiseur n'a pas accès à la formulation explicite de la fonction objectif. En formulation boîte blanche, les propriétés mathématiques sont exploitées directement pour accélérer la résolution et garantir l'optimalité (convexité, linéarité...). Il est recommandé de formuler d'abord un problème en boîte blanche, puis s'il est difficile de correctement modéliser le problème, de passer en boîte noire dans un second temps [BMF16]. Une bonne formulation du problème de gestion est un équilibre entre fidélité du modèle à la réalité et capacité de le résoudre en un temps rapide avec une optimalité garantie.

1.3.2 Bilan de l'état de l'art

Limite de l'optimiseur actuel

Le modèle de contrôle prédictif (*Model Predictive Control* - MPC) développé précédemment [MSB19; Mor+18; Mor19] pour un microréseau réel contrôle la chaîne hydrogène et les charges pilotages, en anticipant les futures variations comme illustré sur la figure 1.6. Le MPC s'appuie sur un modèle de prédiction permettant de suivre finement l'usure, les pertes de chaque composant, l'énergie stockée en fonction des commandes appliquées comme présenté sur la figure 1.7. Le problème de gestion est formulé en boîte noire avec des critères sur la disponibilité énergétique, les pertes d'énergie et l'usure. Un algorithme de *Branch & Bound* effectue la résolution et fournit une commande discrète pour chaque équipement avec une granularité de l'ordre de la demi-heure pour un horizon de l'ordre de la demi-journée.

Cependant, cette approche présente rapidement des limites, notamment avec l'augmentation exponentielle du nombre de variables de contrôle en fonction du nombre d'équipements, des points de fonctionnement, de la longueur de l'horizon de contrôle. De plus, elle

requiert une discrétisation de l’espace de solution, entraînant une explosion combinatoire du nombre de scénarios à évaluer dans l’arbre dans un laps de temps raisonnable. Par ailleurs, l’optimiseur actuel ne prend pas en compte l’incertitude inhérente à la génération renouvelable et à la consommation, ainsi que les dynamiques propres des équipements. Son adaptation à différents microréseaux et équipements nécessite une modification significative de la formulation, limitant sa transposabilité. La formulation actuelle n’est pas générique pour plusieurs types d’architectures et de composants.

Limites des évaluations sur optimiseurs boîtes noires

En s’appuyant sur la revue [Ray+21] pour l’optimisation des microréseaux îlotés avec génération renouvelable, il y a six composantes à prendre en compte : les contraintes, le cadre temporel, la fonction objectif, la structure (*Game Theory, Model Predictive Control...*), la gestion de l’incertain et les algorithmes utilisés. Les contraintes utilisées sont souvent techniques et logiques (limites de puissances...), ici l’horizon de contrôle souhaité est à l’ordre de la journée avec une granularité à l’ordre de l’heure, la fonction objectif peut être mono ou multiobjectif économique, technique, l’incertain peut être géré de façon déterministe, stochastique ou robuste. Les formulations sont boîtes noires (*Black Box Optimization* - BBO), avec un modèle d’équations non manipulées par le solveur ou boîte blanche avec des propriétés mathématiques directement exploitables (convexité, linéarité...) par le solveur. Les auteurs recommandent d’hybrider les nouvelles métaheuristiques de résolution pour augmenter leur performance de résolution des problèmes boîte noire. Pour diminuer l’impact de l’incertain, la revue propose d’améliorer les prédictions de flux d’énergie et de recourir à l’optimisation robuste, qui nécessite peu de données pour fonctionner correctement.

Néanmoins, Raya-Armenta et al. [Ray+21] suggèrent d’évaluer de nouvelles métaheuristiques pour la gestion d’énergie, cet article [Sör15] soutient que « de nombreuses métaheuristiques nouvelles basées sur une nouvelle métaphore ne font que régresser le domaine de la métaheuristique au lieu de le faire progresser » [Sör15, p. 16]. L’auteur appelle donc à une évaluation plus critique de ces méthodes. Selon lui, il y a déjà suffisamment de méthodes « nouvelles » et « il n’est pas nécessaire d’introduire de nouvelles métaphores simplement pour le plaisir de le faire » [sic] [Sör15, p. 16]. Certaines méthodes présentées comme nouvelles telles que *Grey Wolves Optimizer* (GWO), *Fireflies Algorithm* (FA) et *Bats Algorithm* (BA) de type populations sont en réalité des variantes du PSO « manquant de nouveautés » [CSD20, p. 24]. Il est nécessaire de consolider les connaissances

existantes et de se concentrer sur les mécanismes de ces méthodes tout en utilisant les idées des méthodes exactes, comme la décomposition.

Par ailleurs, les études se concentrent souvent sur l'évaluation d'un seul type d'algorithme pour résoudre le problème, comme démontré dans les références [MSB19 ; Sal+20 ; Ray+21], où un seul algorithme est évalué pour la résolution des formulations boîtes noires. De plus, les comparaisons entre métaheuristiques sont effectuées sans l'inclusion d'algorithmes déterministes, comme observé dans [Ala+23 ; Ray+21]. Une absence notable réside dans le manque de comparaison entre formulations boîte noire et boîte blanche. En outre, les méthodes déterministes, telles que la recherche directe (*Direct Search...*), sont sous-représentées et rarement comparées aux métaheuristiques. Il apparaît intéressant d'évaluer différents type d'optimiseurs sur le même type de problème dans un contexte temps réel sur des données issues d'un vrai microréseau.

Limites des modélisations actuelles du stockage hydrogène

Les méthodes de planification du stockage de l'énergie pour les microréseaux sont examinés, si possible avec chaîne hydrogène (électrolyser + réservoir hydrogène + pile à combustible). Le stockage se formule comme l'intégration d'un flux de puissance avec coefficient de conversion pour obtenir l'énergie stockée. Les articles considèrent souvent une température fixe avec la loi des gaz parfaits et des coefficients de conversion constants. Cela crée des écarts entre le modèle et la réalité. De plus, la gestion du surplus d'énergie est peu prise en compte. Elle l'est par l'intermédiaire de la fonction de coût [MSB19] ou en contraignant le niveau d'hydrogène à la fin de l'horizon [Tos+22], ce qui peut mener à un gaspillage. Il apparaît nécessaire de mieux prendre en compte les contraintes liées en général au stockage d'énergie et en particulier à l'hydrogène.

1.3.3 Questions de recherches

Le microréseau étudié est composé d'un bus électrique, de générations renouvelables, de stockage batterie et d'une chaîne hydrogène avec l'électrolyseur, la cuve à hydrogène, la pile à combustible et les charges électriques non contrôlés. La méthode de gestion précédemment développée permet de planifier l'activation de l'électrolyseur et de la pile à combustible afin d'augmenter la quantité d'énergie stockée, diminuer les pertes et l'usure des composants. Le problème est formulé comme un arbre de décision résolu par l'algorithme de *Branch & Bound*. Cependant, cette technique montre ses limites avec l'augmentation

du nombre de variables (composants, longueur de l’horizon, point de fonctionnement). De plus, l’espace de recherche doit être discrétisé. Tout cela génère une explosion combinatoire difficilement résoluble en un temps raisonnable. Par ailleurs, la méthode actuelle est difficilement transposable à d’autres architectures et composants sans modifier la formulation.

L’état de l’art a montré la nécessité de dépasser les limites de l’optimiseur actuel ainsi que celle de disposer d’une formulation générique du microréseau électrique. Le problème d’optimisation peut être formulé en boîte noire et en boîte blanche. En boîte noire, les publications antérieures ont tendance à considérer séparément les métaheuristiques ou les méthodes déterministes pour la résolution des MPC. Il est nécessaire de déterminer les critères de sélection entre les différents types d’algorithmes. Par ailleurs, la modélisation du stockage, en particulier hydrogène, est limitée dans la prise en compte des spécificités physiques tel que les limites de remplissage, la modélisation de la pression et la non-constance de la conversion. Cela nous amène à nous poser plusieurs questions dans la thèse et à y apporter des solutions :

Quelle formulation générique pour un microréseau électrique îloté avec stockage hybride batterie hydrogène ? Comment considérer la spécificité du stockage hydrogène dans la mise en équation ?

Comment dépasser les limites de l’optimiseur actuel pour la planification de l’énergie en formulation boîte noire du contrôle ? Quelles différences entre des algorithmes métaheuristiques et classiques pour la résolution du contrôle avec une simulation long terme sur des données réelles ?

Comment décrire la planification de l’énergie en formulation boîte blanche pour des microréseaux îlotés avec stockage hydrogène ? Quelles descriptions pour combler les lacunes de modélisation du stockage et des caractéristiques de l’hydrogène ? Comment prendre en compte l’efficacité non constante de la chaîne de stockage d’hydrogène pour minimiser l’erreur du modèle ? En outre, comment introduire des contraintes flexibles pour gérer efficacement les excédents et prévenir le gaspillage d’énergie pour les cas limites ? Quels impacts avec un modèle de contrôle simplifié par rapport au système réel ?

MODÉLISATION ET SIMULATION DE MICRORÉSEAU

Le modèle de simulation est requis pour deux aspects. La première est de disposer d'un modèle de référence pour le contrôle prédictif en boîte noire. En effet, le contrôle MPC boîte noire nécessite un modèle d'évaluation pour déterminer la commande optimale sur l'horizon de contrôle, de l'ordre d'une journée. La seconde raison est de disposer d'un modèle de simulation pour évaluer la performance des différents contrôles sur un temps long. Ce modèle de simulation, supposé suffisamment précis [MSB19; Mor+18; Mor19], utilise des données réelles de consommation, de génération et de météo pour reproduire le comportement d'un microréseau.

Par conséquent, dans un premier temps, ce chapitre propose une formulation générique de microréseau électrique avec stockage hybride batterie hydrogène. Celle-ci doit permettre de transposer facilement le modèle électrique sur d'autres microréseaux quels que soient les composants ou l'architecture. Le contrôle MPC boîte noire étant basé sur cette modélisation, cela permet également de transposer le contrôle.

Dans un second temps, une application du modèle générique de simulation du microréseau étudié ici est présentée. Ce modèle permet de simuler les flux de puissance et d'énergie à partir de données de mesures réelles et d'évaluer le comportement des équipements en fonction des commandes fournis par la stratégie de contrôle.

Enfin, les données de simulation utilisés pour évaluer le contrôle sur une longue période sont présentées. Le modèle et les données de mesures réelles fournis par l'industriel PowiDian.

2.1 Description générique du microréseau

Cette section présente une formulation générique de microréseau avec génération renouvelable et stockage hybride avec hydrogène.

2.1.1 Microréseau PowiDian étudié

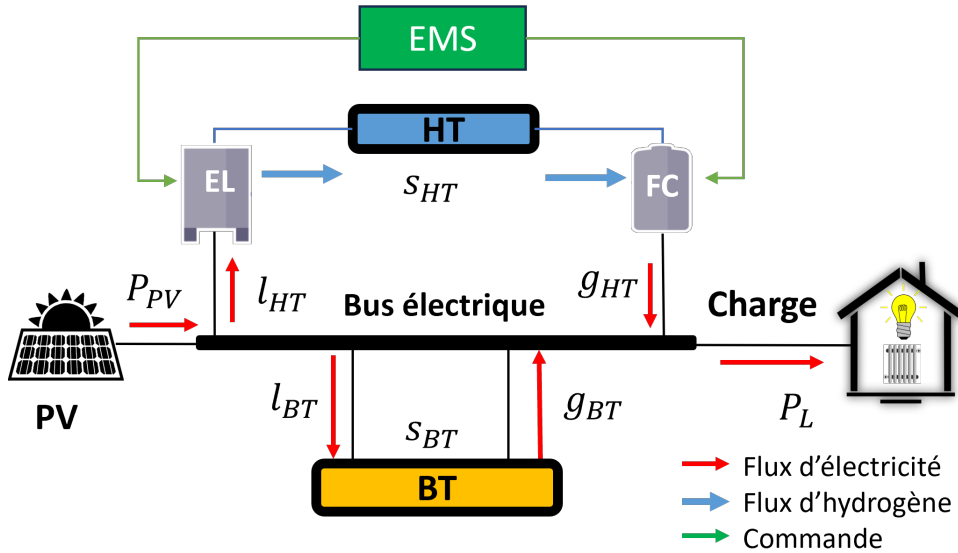


FIGURE 2.1 – Schéma du microréseau étudié, avec génération renouvelable photovoltaïque (PV), stockage batterie (BT) et chaîne hydrogène comprenant l'électrolyseur (EL), le réservoir d'hydrogène (HT) et la pile à combustible (FC). L'EMS accède à toutes les variables indiquées et envoie les commandes de puissance vers l'électrolyseur l_{HT} (kW) et la pile à combustible g_{HT} (kW).

Le microréseau (*Micro Grid* - MG) utilisé par l'industriel, considéré ici est illustré dans la figure 2.1. Il intègre une production photovoltaïque intermittente P_{PV} (kW), une consommation de charge subie P_L (kW), une batterie (BT) avec une consommation de puissance (charge, ou *load* l) l_{BT} (kW) et une production (décharge, ou générateur g) g_{BT} (kW) à l'état de charge s_{BT} (%), un électrolyseur (EL) avec consommation d'énergie l_{HT} (kW) produisant de l'hydrogène (H₂), un réservoir d'hydrogène (HT) avec stockage d'hydrogène à la masse s_{H_2} (kg) et une pile à combustible (FC) pour la production d'énergie g_{HT} (kW) consommant de l'hydrogène. Les variables sont définies pour chaque pas de temps $t_j \in \{1, \dots, t_H\}$, où t_H est le nombre total de pas de temps dans l'horizon et j l'index de temps dans la série des données de simulation. Pour simplifier la notation, les lettres minuscules représentent les variables d'optimisation, les lettres majuscules sont les paramètres. Les équipements contrôlables dans le microréseau se composent de la pile à combustible et de l'électrolyseur, représentés par les variables g_{HT} , l_{HT} , respectivement.

2.1.2 Formulation récurrente

D'après l'état de l'art [Pal+13 ; Mog+11] et le microréseau figure 2.1, un microréseau électrique est structuré autour d'un bus de puissance électrique. Le bus de puissance est défini comme le nœud dans lequel circule la puissance électrique des charges et des générateurs. Le passage du bus de puissance (réseau électrique) au bus d'énergie (batterie, hydrogène, chaleur...) [Man14] et inversement s'effectue par des convertisseurs (électrolyseur, pile à combustible, batterie...) via à un coefficient de conversion.

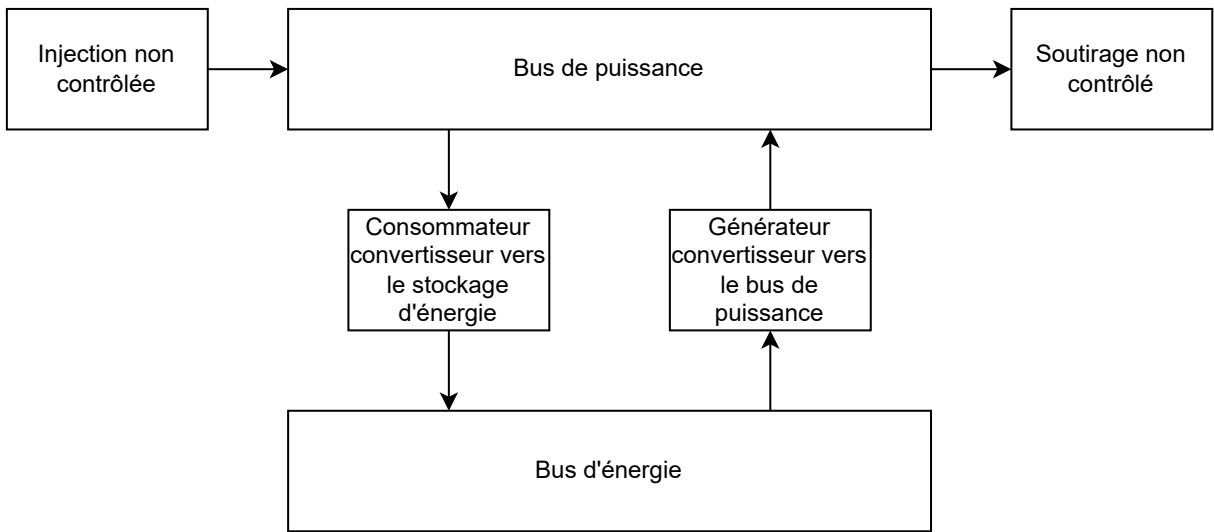


FIGURE 2.2 – Microréseau générique avec injection (renouvelable) et soutirage (consommation humaine) non pilotés. Le bus de puissance est équilibré par les consommateurs et les générateurs pilotables qui stockent ou déstockent vers le bus d'énergie, tels que la batterie, la cuve hydrogène ou un stockage de chaleur. Le bus d'énergie est assimilé à un stockage d'énergie.

2.1.3 Bus de puissance

Le bus de puissance subit la somme des puissances injectées g_i par M charges, des puissances renouvelables non contrôlables ainsi que des puissances soutirées l_i par les N charges pilotables et les consommations non pilotables. À chaque pas de temps, la somme des puissances soutirées doit être égale à la somme des puissances injectées assurer la stabilité du réseau (tension, fréquence...). C'est la particularité du bus de puissance. Cette formulation est indépendante de la forme du courant, qu'il soit continu ou alternatif.

$$\sum_{i=1}^M g_i(t_j) + P_{\text{générations non pilotées}}(t_j) = \sum_{i=1}^N l_i(t_j) + P_{\text{charges non pilotées}}(t_j), \forall t_j \in \{t_0, \dots, t_H\} \quad (2.1)$$

2.1.4 Bus d'énergie

Contrairement au bus de puissance, le bus d'énergie est un « réservoir » avec lequel le niveau d'énergie au pas de temps précédent est considéré, ce sont les stockages. Bien qu'il existe plusieurs types de stockage d'énergie, ceux-ci peuvent se formuler comme une intégration de la puissance avec l'équation équation 2.2, où s est une quantité stockée, d'énergie (kWh), de masse d'hydrogène (kg) ou de niveau de charge (*State Of Charge* - SOC) de la batterie (BT) avec θ_g le coefficient de conversion du stockage vers la puissance électrique, g la puissance (kW) du générateur, Δt le pas de temps considéré (h), θ_l le coefficient de conversion de l'électricité vers le stockage, l la puissance (kW) de soutirage (*load*) du bus électrique vers le stockage et t_j la variable de temps prise dans l'horizon de temps. L'indice j indique que la variable peut être prise sur une série temporelle plus grande, par exemple une année. Le niveau de stockage précédent $s(t_j - 1)$ est considéré pour calculer l'actuel.

$$s(t_j) = s(t_j - 1) - \theta_g g(t_j) \Delta t + \theta_l l(t_j) \Delta t; t_j \in \{t_0 + 1, \dots, t_H\} \quad (2.2)$$

La capacité de stockage est limitée par sa quantité minimale S^{MIN} et sa quantité maximale S^{MAX} équation 2.3. Ces limites stockables peuvent évoluer dans le temps en fonction de cause externe, par exemple la masse d'hydrogène stockable selon la température (limite de pression).

$$S^{MIN}(t) \leq s_{HT}(t) \leq S^{MAX}(t); \forall t \in \{1, \dots, t_H\} \quad (2.3)$$

2.1.5 Classification des bus

Tous les bus sont des nœuds. Si le flux de puissance est considéré, il s'agit d'un bus de puissance (microréseau électrique). Si le flux d'énergie est considéré, tel que le stockage avec la batterie ou la cuve hydrogène, alors il s'agit d'un bus d'énergie représenté en figure 2.3. À la fin de chaque pas de temps, le bilan de puissance doit être à l'équilibre

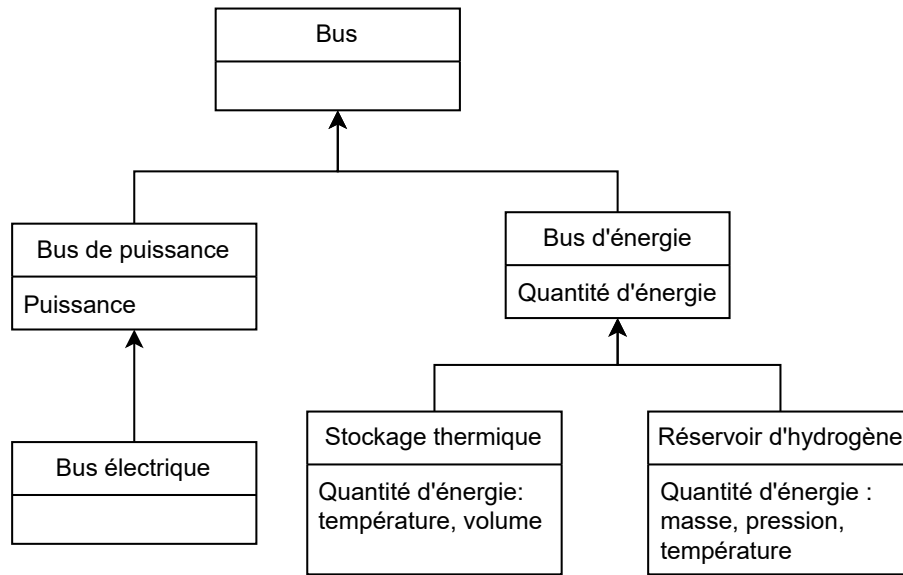


FIGURE 2.3 – Diagramme de classes des bus de puissance et d'énergie

entre la production et la consommation. Avec le bus d'énergie, le déséquilibre du bilan d'énergie se traduit par du stockage ou déstockage.

Les bus d'énergie sont assimilés à des stockages avec lesquels une grandeur physique permet de quantifier l'énergie (masse d'hydrogène, de gaz, température de l'eau...). Des grandeurs physiques secondaires peuvent intervenir telles que la pression et la température qui limitent la capacité de stockage dans la cuve hydrogène. Les pertes de conversion telles que la chaleur de la pile à combustible peuvent être injectées dans le stockage de chaleur, dans le cas où il est utile de le compter, c'est-à-dire avec de la récupération. Les batteries, les réservoirs d'hydrogènes, de gaz et de chaleurs sont assimilés à des bus avec mémoire de la quantité d'énergie ou de matière stockée au pas de temps précédent [Man14]. Par exemple, la recharge d'un véhicule hydrogène est assimilée à un soutirage dans le réservoir d'hydrogène. Cette formulation reste générique et peut être adapté à différents types d'architectures, de générateurs, de consommateurs, de stockages et d'objectifs.

2.1.6 Composants génériques du bus électrique

Une classification des composants autour du bus de puissance dans les microréseaux électrique est proposée, d'après l'état de l'art [Far10]. Les générateurs (injection) et les charges (soutirage) sont classés en deux catégories, pilotable ou non pilotable. La puissance des composants pilotables est contrôlée et celle des composants non pilotables est prédite.

Les générateurs pilotables regroupent les générateurs dont la puissance maximale de sortie est réglable tels que les générateurs diesel, les piles à combustible et les batteries se déchargeant. Les soutirages pilotables regroupent les stockages se rechargeant (charge de la batterie, production d’hydrogène...), les consommateurs contrôlables avec une grande inertie (chaleur, eau chaude sanitaire...) et les consommations décalables dans le temps (pompe à eau...). Dans les non pilotables, on retrouve le renouvelable intermittent et la consommation électrique non contrôlable (besoins humains...). Les générations et les consommations non pilotables sont prédites avec une certaine marge d’erreur [DH06 ; HF16]. La puissance de sortie du renouvelable intermittente est en revanche écrietable, c’est-à-dire avec une puissance réglable à la baisse.

TABLE 2.1 – Définition des convertisseurs génériques du microréseau. Les stockages sont des générateurs et des consommateurs pilotables.

	Pilotable	
	Oui	Non
Injection	Batteries Générateurs thermique (diesel...) Pile à combustible Hydraulique	Photovoltaïque Éolien
Soutirage	Batteries Électrolyseurs Charges pilotables Avec inertie (chaleur...)	Consommation de l’utilisateur

Avec le tableau de définition générique des composants tableau 2.1, le diagramme de classe des composants peut maintenant être défini. Ce diagramme de classe permet de spécifier tous les composants autour du bus électrique de puissance. En outre, les composants comme l’électrolyseur permettent de convertir la puissance électrique vers les bus d’énergie (chaleur et hydrogène). Le microréseau est alors hybride.

2.2 Description détaillée du modèle de simulation du microréseau

Le microréseau présenté ici est celui de la figure 2.1. D’après le diagramme de classe 2.3, le microréseau est hybride avec un bus de puissance électrique et deux bus d’énergie

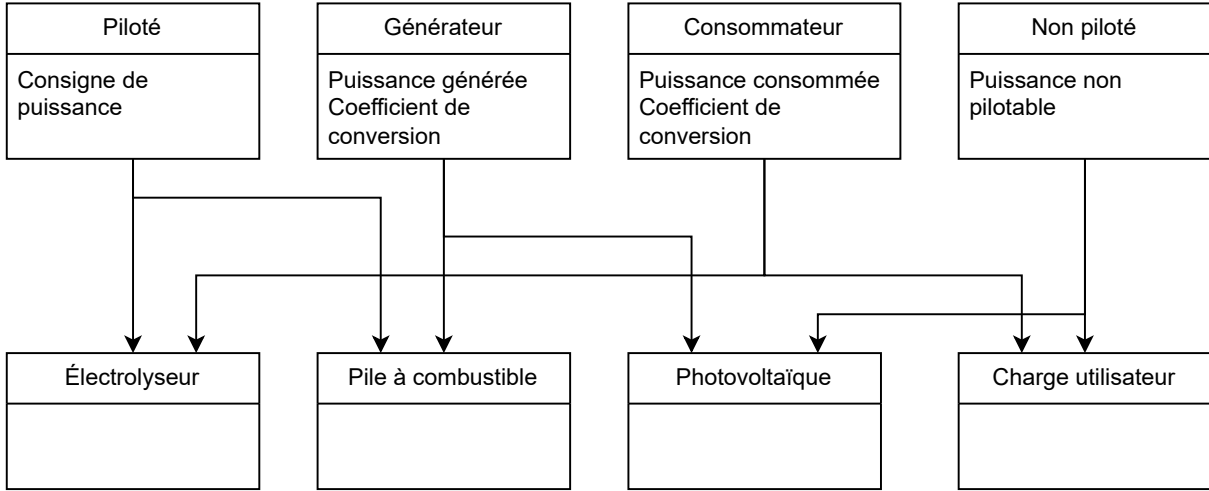


FIGURE 2.4 – Diagramme de classe des composants du microréseau électrique

avec la batterie et la cuve hydrogène.

2.2.1 Bilan de puissances et d'énergie

Dans le système considéré, les paramètres d'entrée au problème de gestion de l'énergie sont la puissance solaire produite P_{PV} et la puissance soutirée par la charge non contrôlable P_L . Afin de gérer ces puissances injectées et soutirées non contrôlés, les générateurs et les charges pilotables sont utilisés pour équilibrer le microréseau. Le bilan de puissance générique sur le bus électrique est introduit avec l'équation équation 2.4, avec g_i la puissance du générateur i (kW) et l_i la puissance de la charge i (kW).

$$\sum_{i=1}^M g_i(t_j) + \widetilde{P_{PV}}(t_j) = \sum_{i=1}^N l_i(t_j) + \widetilde{P_L}(t_j), \forall t \in \{t_0, \dots, t_H\} \quad (2.4)$$

2.2.2 Génération renouvelable solaire (PV)

Puissance générée par le solaire

L'énergie solaire photovoltaïque (PV) convertit l'irradiance solaire G (kW/m²) reçue sur une surface grâce à l'effet photovoltaïque en électricité. L'irradiance solaire totale correspond à l'intégration de l'irradiance spectrale solaire reçue au niveau du sol, comme illustré dans la figure 2.5.

1. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Solar_spectrum_en.svg

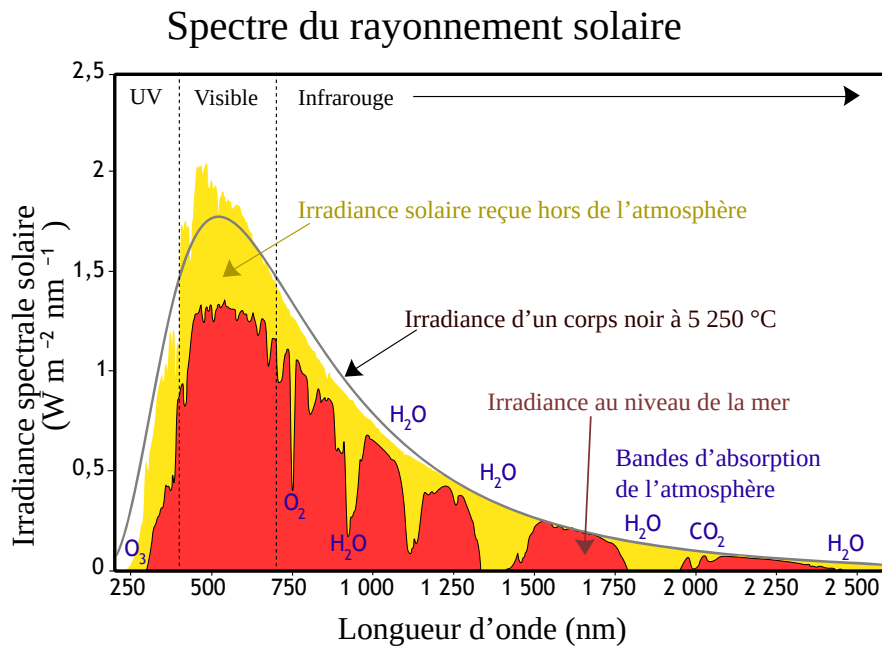


FIGURE 2.5 – La figure présente le spectre du rayonnement solaire en distinguant la lumière directe à la limite supérieure de l’atmosphère terrestre (jaune) de celle au niveau de la mer (rouge). La distribution est proche de celle d’un corps noir à 5778 K (5505 °C), soit la température de surface du Soleil. Lorsque cette lumière traverse l’atmosphère, certains rayons sont absorbés par les bandes d’absorption de certains gaz (H_2O , CO_2 , H_3), tandis que d’autres subissent la diffusion de Rayleigh, responsable de la teinte bleue de l’atmosphère. [Mas13, p. 389, 454] [DB, p. 51, 61] CC BY-SA 3.0 Robert A. Rohde ¹

L’énergie solaire photovoltaïque (PV) est générée à partir de semi-conducteurs qui convertissent l’énergie du rayonnement lumineux en électricité. Le MPPT (*Maximum Power Point Tracking*) tire parti de la très faible inertie du PV en utilisant un algorithme Perturbation et Observation (P&O) pour maximiser la puissance en agissant sur le couple tension-courant. Cette faible inertie permet également une modulation rapide à la baisse de la génération (écrêtement de production) pour éviter les problèmes de surtension ou de déviation de fréquence, ainsi que pour gérer les cas où les dispositifs de stockage sont pleins. Cependant, il est important de noter que la puissance maximale produite peut diminuer rapidement en cas de baisse de luminosité due à des nuages, des ombres...

La puissance électrique du générateur photovoltaïque sans écrêtage est obtenue à partir de l’irradiance solaire normale aux panneaux G (W/m^2) et de la température de la cellule solaire T_{cell} (K) [DB].²

2. https://homerenergy.com/products/pro/docs/3.15/how_homer_calculates_the_pv_array_

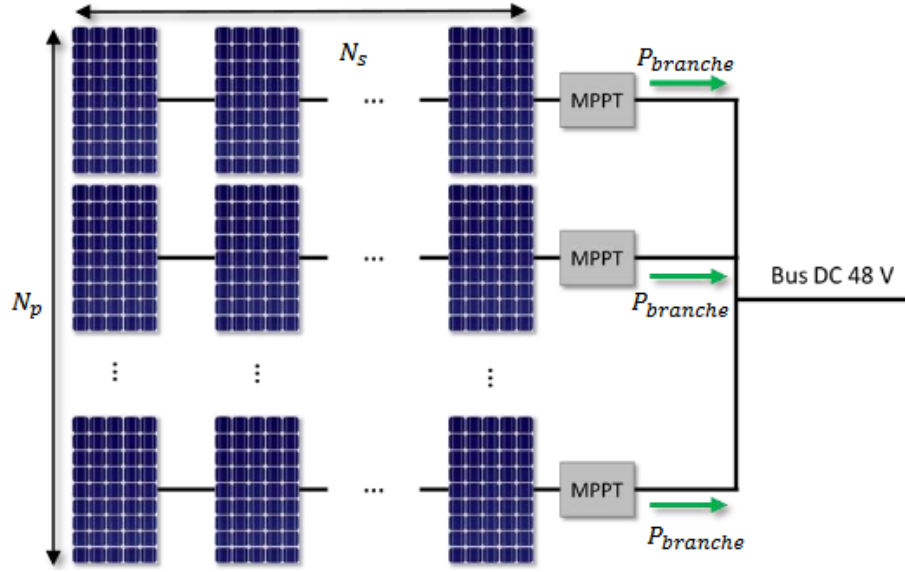


FIGURE 2.6 – Schéma électrique d’une installation solaire photovoltaïque avec N_s cellules en série et N_p cellules en parallèle [Mas13, p. 523]. D’après [Mor19]

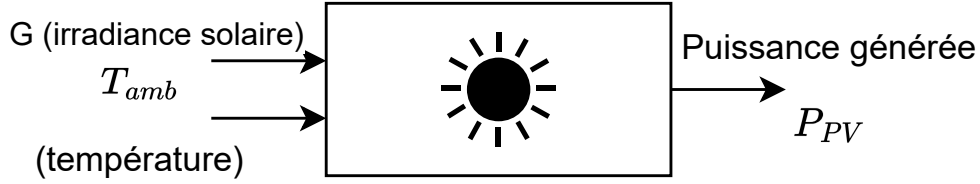


FIGURE 2.7 – Schéma simplifié du photovoltaïque soumis à l’irradiance G et la température T_{amb} fournissant une puissance de sortie P_{PV}

$$P_{PV} = N_p * \eta_{MPPT} * \min \left(N_s * P_C * \frac{G}{G^{STC}} \left(1 + \frac{\gamma}{100} (T_{cell} - T_{cell}^{STC}) \right); P_{MPPT}^{max} \right) \quad (2.5)$$

L’équation (2.5) contient P_{PV} la génération solaire (kW), N_p le nombre de modules PV en parallèle, η_{MPPT} l’efficacité de conversion du MPPT, N_s le nombre de modules en série sur la même branche, P_C la puissance nominale de la cellule photovoltaïque, c’est-à-dire sous *Standard Test Conditions* (STC), conditions de tests normalisés (kW), G (kW/m²) l’éclairement normal aux panneaux solaire, G^{STC} l’éclairement solaire incident STC (1 kW/m²), γ le coefficient de puissance en fonction de la température (%/°C), T_{cell} la température de cellule (C°), T_{cell}^{STC} la température de cellule en STC (25°C), P_{MPPT}^{max} (kW) la

puissance maximale pouvant transiter par l'électronique de puissance du MPPT [Gio+14; Mor+18; MAE22]. Les paramètres de fonctionnement sont des données constructeurs et les variables sont définies pour chaque pas de temps t .

$$T_{cell} = T_{amb} + \frac{G}{G^{NOCT}(T_{NOCT} - T_{amb}^{NOCT})} \quad (2.6)$$

La température de la cellule T_{cell} ($^{\circ}C$) est estimée à partir de l'équation équation 2.6 avec T_{amb} la température ambiante ($^{\circ}C$), G^{NOCT} l'irradiance sous conditions normées de fonctionnement *Normal Operating Conditions Temperature* (NOCT), T_{NOCT} la température NOCT ($^{\circ}C$) des cellules et T_{amb}^{NOCT} la température ambiante en condition NOCT ($^{\circ}C$) [DB]³. STC est une condition de tests de laboratoire « historique » pour les semi-conducteurs. Les fabricants PV donnent également les conditions NOCT pour se rapprocher des conditions réelles d'exploitation en extérieur.

<i>Standard Test Conditions</i>	<i>Normal Operating Conditions Temperature</i>
$G^{STC} = 1000W/m^2$	$G^{NOCT} = 800W/m^2$
$T_{cell}^{STC} = 25^{\circ}C$	$T_{amb}^{NOCT} = 20^{\circ}C$
	$T_{NOCT} = 45^{\circ}C$
	Vitesse de vent = 1 m/s

TABLE 2.2 – Conditions normalisées de fonctionnement PV

Vieillessement du solaire

La génération photovoltaïque (PV) subit les effets du vieillissement avec les effets de bulles et de craquage sur le revêtement [Alv+21], le vieillissement de la couche semi-conducteur mais également le recouvrement par les salissures (poussières...) et l'ombrage partiel (végétation, construction...) [Gav+22]. Cela impacte les paramètres électrique du modèle de simulation PV. Avec une quantité suffisante de données, la détection des défauts, du vieillissement et la mise à jour des paramètres s'effectue par réduction de dimensionnalité (*Principal Component Analysis* - PCA) [Yan+17] et par *Machine Learning* [Gav+22]. Ces phénomènes de vieillissement n'interviennent pas à l'échelle de temps de la planification (journée) et ne sont pas impactés par la stratégie de gestion. Par conséquent, ils seront négligés. Ces phénomènes peuvent être évalués à plus long terme pour mettre à jour les paramètres de la simulation PV.

3. https://www.homerenergy.com/products/pro/docs/3.11/how_homer_calculates_the_pv_cell_temperature.html

2.2.3 Batterie (BT)

Stockage batterie

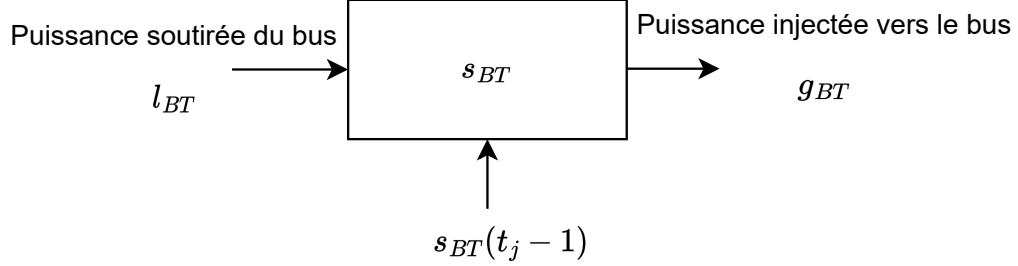


FIGURE 2.8 – Schéma simplifié du stockage batterie avec la puissance d’entrée l_{BT} , la puissance de sortie g_{BT} , le niveau de stockage actuel s_{BT} , avec prise en compte du niveau de stockage au pas de temps précédent $s_{BT}(t_j - 1)$

Le niveau de charge de la batterie (BT) est définie suivant l’état précédent de charge $s_{BT}(t - 1)$ (%), le coefficient de conversion en génération θ_g^{BT} , la puissance de décharge g_{BT} (kW) vers le bus électrique, le coefficient de conversion du stockage θ_l^{BT} , la puissance de charge l_{BT} (kW) [Pal+13 ; Gio+14 ; Mor+18]. La capacité de stockage C_{BT} (Ah) d’une batterie est définie comme le courant de décharge constant sur une heure.

$$s_{BT}(t_j) = s_{BT}(t_j - 1) - \theta_g^{BT} g_{BT}(t_j) \Delta t + \theta_l^{BT} l_{BT}(t_j) \Delta t \quad (2.7)$$

Le coefficient de conversion est défini pour la décharge θ_g^{BT} (générateur électrique) et la charge θ_l^{BT} (consommateur) avec le rendement coulombique η_{BT} , n_{BT} le nombre d’éléments, V_{BT} la tension de batterie (V) et la capacité C_{BT} (Ah).

$$\begin{cases} \theta_g^{BT} = \frac{1}{\sqrt{\eta_{BT} n_{BT} V_{BT} C_{BT}}} \\ \theta_l^{BT} = \frac{\sqrt{\eta_{BT}}}{n_{BT} V_{BT} C_{BT}} \end{cases} \quad (2.8)$$

Vieillessement de la batterie

La dégradation des batteries Li-ion est principalement attribuée à la formation de l’interface solide entre l’électrolyte et la cathode en graphite, la couche *Solid Electrolyte Interphase* (SEI). Cette couche, formée délibérément lors de la première charge, prévient les réactions d’oxydoréduction, assurant une séparation physique [Mor19 ; Sul+21]. Cependant, en dehors du domaine de stabilité électrochimique de l’électrolyte, la stabilité de la SEI est compromise, entraînant une détérioration de la capacité de la batterie. Divers

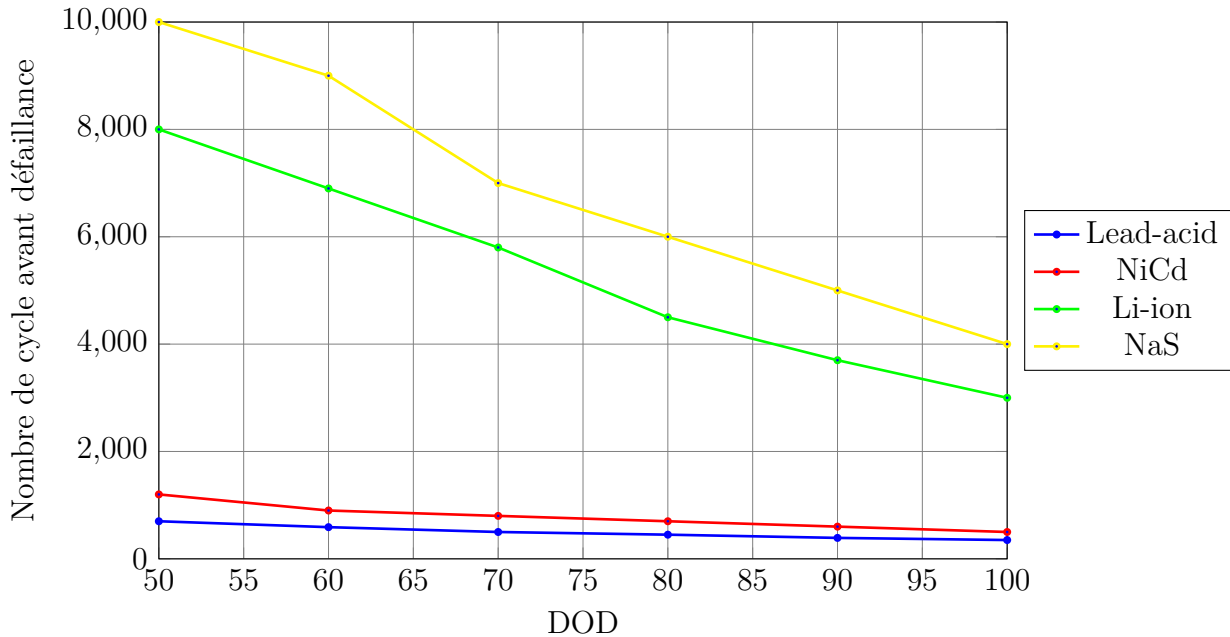


FIGURE 2.9 – Durée de vie d’une batterie avec le nombre de cycles en fonction de la profondeur de décharge (DOD *Depth Of Discharge*). © Arnaud MINNE, d’après [Sul+21 ; ATJ21]

mécanismes associés à la SEI, telles que l’augmentation du temps de diffusion des porteurs de charge et la production de gaz, contribuent à la dégradation.

Dans l’application considérée ici, la batterie joue un rôle de tampon entre la génération solaire et la consommation. Les puissances d’usage se situent dans le domaine autorisé par les constructeurs et sont bien inférieures aux puissances d’appels des véhicules électriques. Par conséquent, l’impact sur la variation d’impédance est faible, et celle-ci sera négligée dans cette étude. La modélisation de Morin et al. est adoptée [MSB19]. Il s’agit du modèle de vieillissement de Wang [Wan+14], qui prend en compte l’usure calendaire et cyclique. Étant donné que les sollicitations sont moins intenses en stationnaire (courant de décharge), le modèle surestime le vieillissement. Le nombre de cycles de charge/décharge est déterminé avec l’algorithme de *rainflow* [DS82 ; MJ12 ; Xu+18 ; Luc+18]. La valeur surveillée pour le stockage batterie est le nombre de cycles. Le vieillissement calendaire n’est pas considéré, car il n’est pas impacté par la stratégie de planification. Cette modélisation du vieillissement est intégrée dans le modèle fourni [MSB19 ; Mor+18 ; Mor19]. Des améliorations futures pourraient impliquer l’utilisation de l’outil open source PyBAMM [Sul+21], la détermination périodique des paramètres de vieillissement [Seg+23], et l’in-

tégration d'algorithmes *Battery Prognostics and Health Management* (PHM) plus récents [Kha+22]. La durée de vie de la batterie dépend de la chimie utilisée et des profondeurs de décharge appliquées durant le cycle de vie figure 2.9.

2.2.4 Chaîne hydrogène

La chaîne de stockage hydrogène est composée de trois sous-ensembles : le réservoir d'hydrogène (*Hydrogen Tank* - HT), l'unité de production hydrogène avec l'électrolyseur (EL) et l'unité de génération électrique avec la pile à combustible (*Fuel Cell* - FC). Les constantes utilisées pour les calculs de production, consommation et stockage sous forme gazeuse du dihydrogène sont listées dans le tableau 2.3.

Paramètres de la chaîne hydrogène

Constantes	Types	Valeurs
R	Constante universelle des gaz parfaits	$8.31446 J * mol^{-1} * K^{-1}$
M_{H_2}	Masse molaire du dihydrogène	$2.01588 * 10^{-3} kg * mol^{-1}$
$P_{H_2}^n$	Pression normale ISO 2533	$101325 Pa$
$T_{H_2}^n$	Température normale ISO 2533	$288.15 K$
a_{vdW}	Terme de cohésion de Van Der Walls	$2.476 * 10^{-2} * m^6 * Pa * mol^{-2}$
b_{vdW}	Covolume de Van Der Walls	$2.661 * 10^{-5} m^3 * mol^{-1}$

TABLE 2.3 – Constantes de modélisation du gaz dihydrogène

Une modélisation chimique des réactions [BHP19, p. 1053] [Mas13, p. 218] est nécessaire pour concevoir et asservir les composants de la chaîne hydrogène. Cependant, nous n'avons pas besoin de ce niveau de détail. À l'échelle considéré, il s'agit d'une consigne de puissance pour contrôler le composant. Le contrôle chimique est réalisé par le contrôleur du fabricant. Ici, nous considérons la pile comme un générateur thermique consommant du carburant (hydrogène) [KOW20b] et l'électrolyseur comme une charge pilotable générant du carburant.

Vieillessement de la chaîne hydrogène

Les composants de la chaîne hydrogène subissent des processus de vieillissement influencés par les apports en hydrogène, en air, en eau, le cyclage de l'humidité de la membrane, les conditions de démarrage et d'arrêt, la température, ainsi que des phénomènes spécifiques (*starvation, flooding*) [MSB19; Mor+18; Mor19].

La modélisation interne des piles à combustible et des électrolyseurs est traitée par les fabricants, avec des paramètres précis, difficiles à obtenir. Pour la pile à combustible et l'électrolyseur, des pertes de tensions nominales aux bornes surviennent lors des allumages / arrêts et pendant la période de fonctionnement normal. Cela se traduit par une diminution de la puissance fournie pour la pile à combustible et une augmentation de la consommation d'électricité pour l'électrolyseur.

Les fabricants définissent un nombre maximal d'heures de fonctionnement et une quantité de cycles d'allumages/arrêts possibles. Les critères surveillés pour l'hydrogène seront donc le nombre de démarrages et le temps de fonctionnement [Bre+16 ; Jou+16]. Ces indicateurs sont essentiels pour évaluer la durée de vie et les performances de la chaîne hydrogène dans le cadre de l'application considérée [MSB19 ; Mor+18 ; Mor19]. Le vieillissement calendaire n'est pas pris en compte. Cependant, à l'échelle de temps de la planification du microréseau, ces effets sont négligeables [MSB19]. Cette modélisation du vieillissement est intégrée dans le modèle fourni [MSB19 ; Mor+18 ; Mor19].

2.2.5 Électrolyseur (EL)

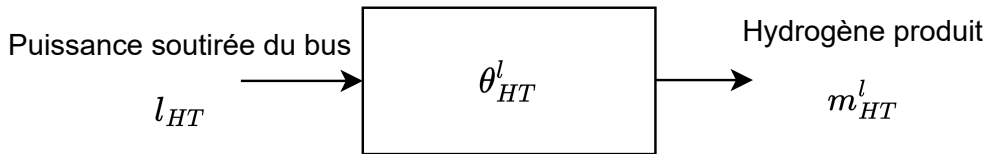


FIGURE 2.10 – Schéma simplifié de l'électrolyseur soutirant la puissance l_{BT} du bus électrique pour produire une masse d'hydrogène m_{HT}^l avec un coefficient de conversion θ_{HT}^l sur un pas de temps

La technologie *Anion Exchange Membrane* (AEM) fonctionne à basse température (50°C à 80°C) pour produire du dihydrogène gazeux. Le courant électrique est forcé à traverser l'électrolyte en « cassant » les molécules d'eau $H_2O(l)$ liquide en dihydrogène gazeux $H_2(g)$ et en oxygène $O_2(g)$ [Mas13, p. 227] [BHP19] selon la formule chimique (2.9) :



La proportionnalité signifie que l'équation de conversion est linéaire via un coefficient. En effet, selon la première loi de Faraday, « la quantité de substance libérée lors de

l'électrolyse à une électrode est proportionnelle au temps et au courant électrique (ce qui équivaut à la charge) » [EI54].

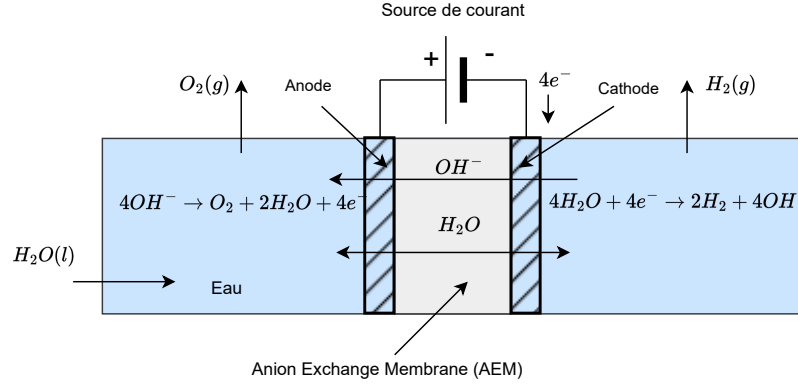


FIGURE 2.11 – Principe de fonctionnement d'un électrolyseur AEM (*Anion Exchange Membrane*) [Ito+18]

Le modèle EL 2.1 du fabricant Enapter⁴ utilisé pour cette étude produit un débit volumique $D_{EL}^V = 0.5 Nm^3/h$ d'hydrogène à puissance nominale $C_{EL}^{MAX} = 2,4 kW$. Les données sont issues de la *datasheet* du constructeur. Le débit volumique D_{EL}^V est en norme mètre cube suivant les conditions ISO 2533. Le débit massique D_{EL}^m (kg/h) (2.10b) s'obtient à partir du débit volumique et des conditions ISO 2533 avec $M_{H_2} = 2.01588 * 10^{-3} kg * mol^{-1}$ la masse molaire du dihydrogène, $P_{H_2}^n = 101325 Pa$ la pression normale, $R = 8.314 J * mol^{-1} * K^{-1}$ la constante des gaz parfaits, $T_{H_2}^n = 288.15 K$ la température normale 2.3. Ensuite avec l'équation (2.10c) le débit massique D_{EL}^m est normalisé avec la puissance nominale $C_{EL}^{MAX} = 2,4 kW$ pour obtenir le coefficient de conversion de l'électricité en hydrogène θ_{HT} (kg/kWh).

$$D_{EL}^m = \frac{M_{H_2} * P_{H_2}^n * D_{EL}^V}{R * T_{H_2}^n} \quad (2.10a)$$

$$D_{EL}^m = 4,26 * 10^{-2} kg/h \quad (2.10b)$$

$$\theta_{HT} = \frac{D_{EL}^m}{C_{EL}^{MAX}} \quad (2.10c)$$

Puis à partir du débit massique D_{EL}^m , Le coefficient de conversion vers du stockage est

4. https://handbook.enapter.com/electrolyser/el21a/downloads/Enapter_Datasheet_EL21a_EN.pdf

obtenu (2.10c). La valeur θ_{HT}^l (2.11) sera le coefficient de conversion constant utilisé pour la simulation boîte noire.

$$\theta_{HT}^l = 1,71 * 10^{-2} kg/kWh \quad (2.11)$$

2.2.6 Pile à combustible (*Fuel Cell* - FC)

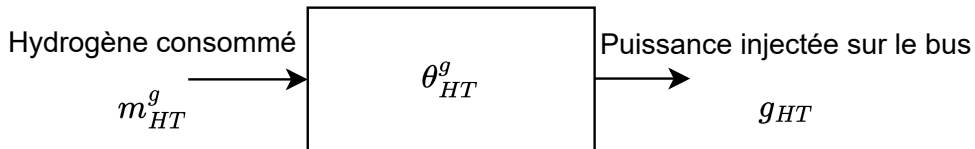


FIGURE 2.12 – Schéma simplifié de la pile à combustible consommant une masse m_{HT}^g pour injecter une puissance g_{HT} sur le bus électrique avec un coefficient de conversion θ_{HT}^g sur un pas de temps

La réaction d’une pile à combustible est inversée par rapport à celle de l’électrolyseur [Mas13, p. 227]. La dérivation thermodynamique de la réaction montre que l’expression pour l’efficacité maximale d’une pile à combustible peut être déduite de l’analyse d’un cycle de Carnot où l’apport de chaleur provient de la même réaction [LLK02]. Pour un rendement thermodynamique théorique identique d’une pile à combustible et d’un moteur thermique, la pile à combustible n’est pas impactée par la température de fonctionnement. En fonctionnant à plus basse température, la pile à combustible évite les pertes du moteur thermique [LLK02].

La pile à combustible en action est d’une génération nominale de 2500W en consommant $D_{FC}^V = 32slpm$ d’hydrogène. Splm signifie *standard litre per minute*. L’équation (2.12c) est de la même forme que celle de l’électrolyseur (2.10), avec $M_{H_2} = 2.01588 * 10^{-3} kg * mol^{-1}$ la masse molaire du dihydrogène, $P_{H_2}^n = 101325Pa$ la pression normale, $R = 8.314J * mol^{-1} * K^{-1}$ la constante des gaz parfaits, $T_{H_2}^n = 288.15K$ la température normale, tableau 2.3.

$$D_{FC}^V = 1.920m^3/h \quad (2.12a)$$

$$D_{FC}^m = \frac{M_{H_2} * P_{H_2}^n * D_{FC}^V}{R * T_{H_2}^n} \quad (2.12b)$$

$$D_{FC}^m = 0.163kg/h \quad (2.12c)$$

$$\theta_{HT}^g = \frac{D_{FC}^m}{C_{DC}^{MAX}} \quad (2.12d)$$

Le débit massique D_{FC}^m est obtenu en convertissant les spml en kg/h . Puis à partir du débit massique D_{FC}^m , le coefficient de conversion du générateur du carburant vers l'électricité (2.12d) est obtenu. La valeur θ_{HT}^g (2.13) sera le coefficient de conversion constant utilisé pour la simulation boîte noire.

$$\theta_{HT}^g = 6,54 * 10^{-2}kg/kWh \quad (2.13)$$

2.2.7 Réservoir d'hydrogène (*Hydrogen Tank* - HT)

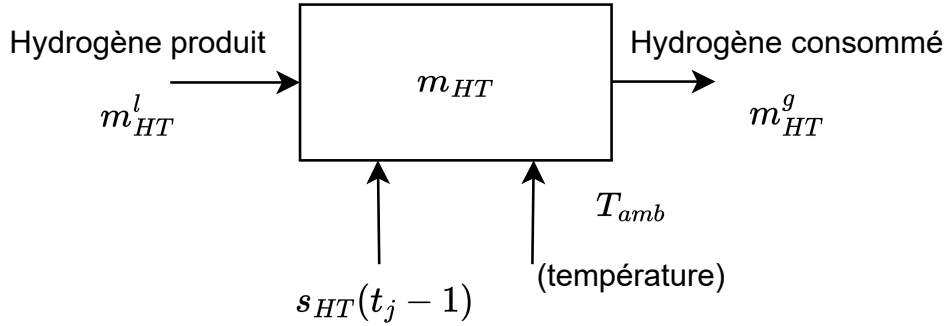


FIGURE 2.13 – Schéma simplifié du réservoir d'hydrogène avec un stock m_{HT} d'hydrogène, un flux entrant m_{HT}^l de l'électrolyseur et un flux sortant m_{HT}^g vers la pile à combustible pour un pas de temps. Le réservoir est soumis à la température extérieure et au niveau d'hydrogène au pas du temps précédent.

Le réservoir d'hydrogène est assimilé à un bus d'énergie où la quantité au pas de temps précédent est intégrée. L'équation de bilan (2.14) est de la même forme que (2.2). L'électrolyseur est assimilé à un synthétiseur de carburant et la pile à combustible à un générateur thermique classique [KOW20b]. La quantité s_{HT} (kg) représente la masse d'hydrogène stockée dans le réservoir avec θ_{HT}^g (kg/kWh) le coefficient de conversion

de génération de la pile à combustible, g_{HT} (kW) la puissance la pile à combustible, θ_{HT}^l (kg/kWh) le coefficient de conversion de l'électrolyseur, l_{HT} (kW) la puissance de l'électrolyseur, Δt (h) le pas de temps considéré.

$$s_{HT}(t_j) = s_{HT}(t_j - 1) - \theta_{HT}^g g_{HT}(t_j) \Delta t + \theta_{HT}^l l_{HT}(t_j) \Delta t; t_j \in \{t_0 + 1, \dots, t_H\} \quad (2.14)$$

La masse d'hydrogène stockée est contrainte avec S_{HT}^{MIN} (kg) la masse minimale et S_{HT}^{MAX} (kg) la masse maximale. Les masses limites stockables sont calculées à partir de la loi des gaz parfaits, souvent à température constante sur l'horizon de temps considéré [Gio+14; Wu+19; Kho20; MSB19; Rui19].

$$S_{HT}^{MIN}(t) \leq s_{HT}(t) \leq S_{HT}^{MAX}(t); \forall t \in \{t_j + 1, \dots, t_H\} \quad (2.15)$$

La masse stockable est déterminée ici via l'équation équation 2.15 en fonction des températures prévues dans la journée et des pressions minimales et maximales de fonctionnement avec s_{HT} (kg) la masse d'hydrogène stocké, $M_{H_2} = 2.01588 * 10^{-3} kg * mol^{-1}$ la masse molaire de l'hydrogène, P_{HT} la consigne de pression, V_{HT} le volume de la cuve, $R = 8.314 J * mol^{-1} * K^{-1}$ la constante des gaz parfaits, T_{HT} les températures actuelles et futures de la cuve en fonction du temps t_j . Les valeurs et unités sont dans le tableau 2.3.

$$S_{HT}^{MIN}(t_j) = \frac{M_{H_2} * P_{HT}^{MIN} * V_{HT}}{R * T_{HT}(t_j)}; \forall t \in \{t_j + 1, \dots, t_H\} \quad (2.16a)$$

$$S_{HT}^{MAX}(t_j) = \frac{M_{H_2} * P_{HT}^{MAX} * V_{HT}}{R * T_{HT}(t_j)}; \forall t \in \{t_j + 1, \dots, t_H\} \quad (2.16b)$$

Le modèle des gaz parfaits suppose qu'il n'y a pas d'interaction entre les molécules constituantes du gaz. Afin de diminuer l'erreur avec la réalité, en particulier dans les hautes pressions, la loi des gaz réels peut être appliquée.

Loi des gaz réels avec l'équation d'états de Van Der Waals

L'équation d'états de Van Der Waals permet de prendre en compte les interactions dans le gaz dihydrogène, en particulier dans les hautes pressions. La quantité d'hydrogène dans la cuve est limitée en utilisant la masse plutôt que la pression, cette formulation permet d'avoir des contraintes linéaires.

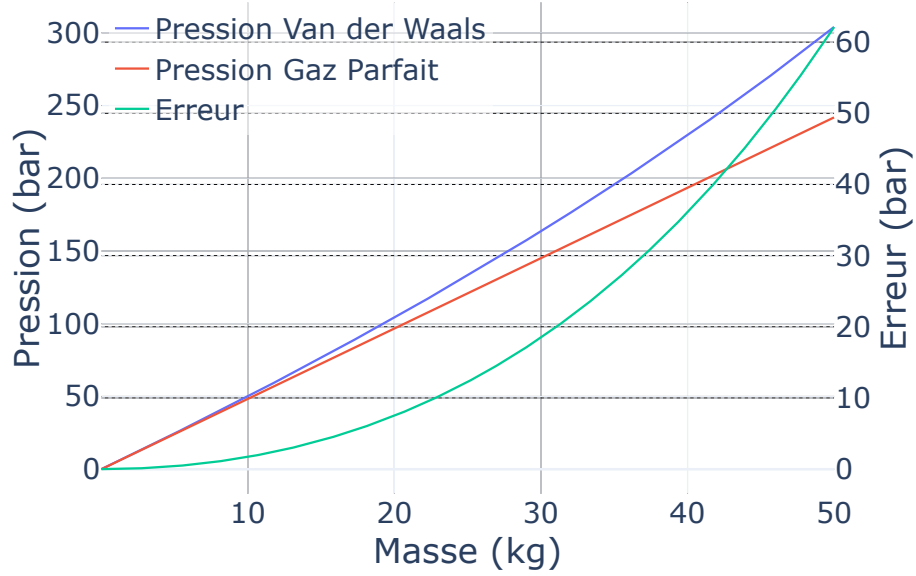


FIGURE 2.14 – Pression dans la cuve en fonction de la masse d’hydrogène avec la loi de Van Der Walls et la loi des gaz parfaits à 20°C dans une cuve de 2,5 m³

La masse d’hydrogène s_{H_2} stockée dans le réservoir est déterminée avec la pression mesurée et la température de la cuve. Pour cela, il faut déterminer la racine s_{H_2} du polynôme de Van Der Walls (2.17) par la méthode de Newton-Raphson, avec la masse $s_{H_2}(kg)$, le volume $V[m^3]$, masse molaire de l’hydrogène $M = 2,01588 * 10^{-3}[kg * mol^{-1}]$, terme de cohésion $a = 2,452 * 10^{-2}[m^6 * Pa * mol^{-2}]$, le covolume $b = 2,65 * 10^{-5}[m^3 * mol^{-1}]$, la pression mesurée ou consigne P [Pa], la constante universelle des gaz $R = 8,314[J * mol^{-1} * K^{-1}]$, la température mesurée ou prédite $T[K]$.

$$f : s_{H_2} \mapsto s_{H_2}^3 - \frac{V * M}{b} s_{H_2}^2 + \frac{V^2 * M^2}{ab} (bP + RT) s_{H_2} - \frac{P * V^3}{ab} \quad (2.17)$$

L’erreur évaluée par la loi des gaz parfaits et l’équation d’état de Van Der Walls est faible à basse pression (figure 2.14), mais augmente au carré de la masse de gaz. Par conséquent, à plus haute pression, l’erreur devient importante.

2.2.8 Energy Management System (EMS)

Le composant EMS du microréseau figure 2.1 regroupe toutes les mesures faites dans le système, tels que les flux de puissance ainsi que l’état des stockages batterie et cuve hydrogène. À partir de ces informations, l’EMS fournit une planification des moyens pilotables en envoyant une consigne de puissance à l’électrolyseur et à la pile à combustible.

Une planification pertinente fournit une stratégie de stockage de l'énergie lorsque celle-ci est en surplus et de déstockage pour fournir de la puissance lorsque celle-ci vient à manquer, lors des périodes de temps avec consommation électrique élevée ou faible génération solaire. Les différentes stratégies qui seront évaluées dans l'EMS anticipent avec une certaine précision les variations de flux en minimisant les pertes d'énergie et l'usure. L'EMS prend en entrée les paramètres de fonctionnement avec le niveau de charge minimum et maximum de la batterie et de la cuve hydrogène.

2.3 Données de simulation

2.3.1 Dimensionnement des équipements du Refuge

Le microréseau du Refuge du Col du Palet dans la Vanoise est conçu pour fonctionner exclusivement en mode îloté. Il est dimensionné pour fournir une énergie de $6,5 kWh/jour$ en période de gardiennage et $0 kWh$ hors gardiennage. Il y a cependant une consommation en mode veille non négligeable de l'ordre de $0,2 kWh$, même hors gardiennage. L'hydrogène permet de stocker l'énergie produite en surplus pour la restituer en période d'occupation. La génération solaire produit $4,8 kW$ PV crête, avec un MPPT par branche, un stockage batterie de capacité $14,8 kWh$, un stockage hydrogène de $7,5 kg$ de capacité ($30 bars$ à $2,5 m^3$), un électrolyseur et une pile à combustible de $2,5 kW$. Le dimensionnement est synthétisé dans le tableau 2.4.

2.3.2 Paramètres de l'EMS

Les paramètres retenus pour l'EMS sont dans le tableau 2.5. Ils sont choisis en fonction des valeurs d'exploitation habituellement utilisées.

2.3.3 Données mesurées du Refuge du Col du Palet

La simulation est évaluée avec des données réelles issues de l'entreprise PowiDian. Le jeu de données contient la mesure d'irradiance, la puissance consommée et la température avec une fréquence de mesures toutes les deux minutes. Le jeu de données s'étend du 1^{er} avril 2018 au 1^{er} avril 2019.

TABLE 2.4 – Dimensionnement des composants du microréseau du Refuge

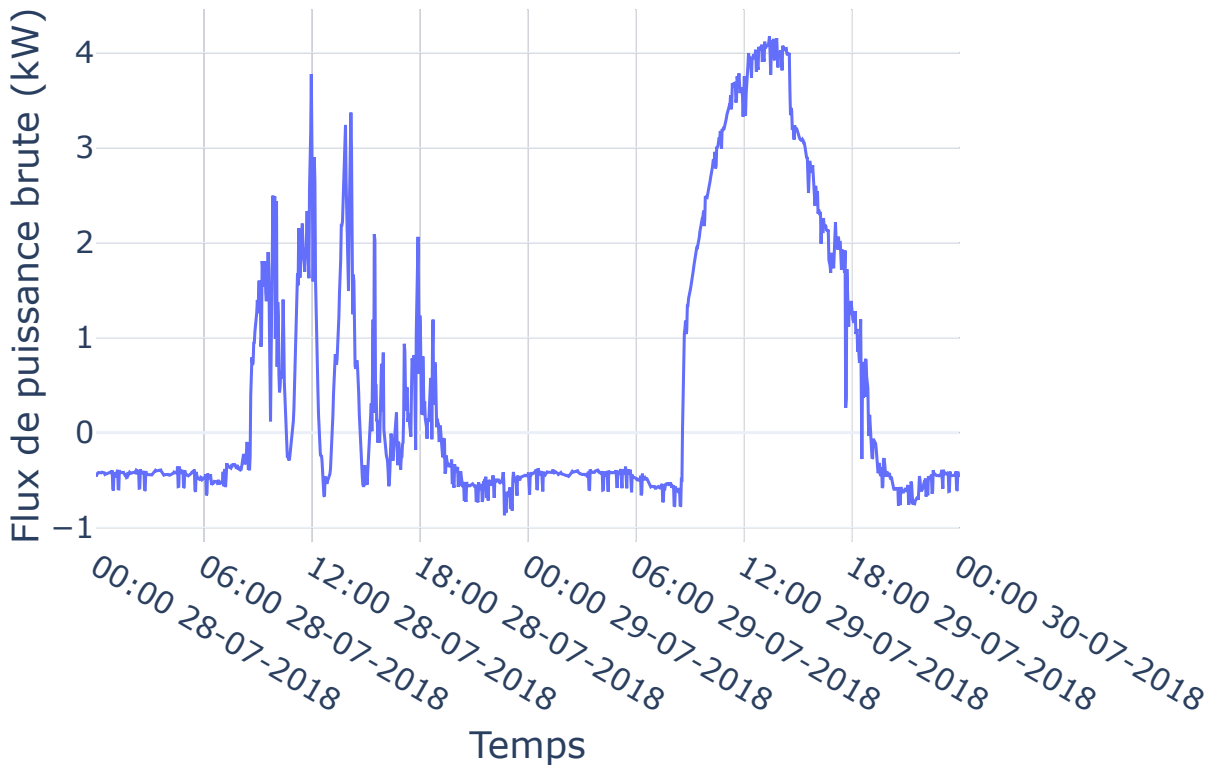
Composant	Paramètres	Symbole	Refuge
PV	Nombre de panneaux en séries par branche	N_s	5
PV	Nombre de branches en parallèles	N_p	3
PV	Puissance crête par panneaux	P_C	327 W
PV	Puissance MPPT maximale, un par branche	P_{MPPT}^{max}	1600 W
BT	Capacité nominale des batteries		77 Ah
BT	Tension nominale des batteries		48 V
BT	Nombre de batteries		4
HT	Pression minimale de service	P_{HT}^{MIN}	2 bars
HT	Pression maximale de service	P_{HT}^{MAX}	38 bars
HT	Volume	V_{HT}	$2.5 m^3$
HT	Stockage hydrogène		7,5 kg
EL	Puissance nominal électrolyseur		2,4 kW
EL	Puissance maximale électrolyseur	C_{EL}^{MAX}	2,5 kW
EL	Coefficient de conversion	θ_{HT}^l	$1,71 * 10^{-2} kg/kWh$
FC	Puissance maximale	C_{FC}^{MAX}	2,5 kW
FC	Coefficient de conversion	θ_{HT}^g	$6,54 * 10^{-2} kg/kWh$
SAGES	Autoconsommation		72.3 W

TABLE 2.5 – Configuration de l'EMS

Paramètres	Nom	Valeur
SOC minimal	S_{BT}^{MIN}	20 %
SOC maximal	S_{BT}^{MAX}	100%
Pression minimale	S_{HT}^{MIN}	2 bars
Pression maximale	S_{HT}^{MAX}	34,5 bars

Profil type du flux de puissance sans régulation

Le flux de puissance brute (sans contrôle) dans le bus électrique est obtenu en faisant la différence entre la puissance solaire P_{PV} et la puissance consommée P_L . La figure 2.15 est un exemple de flux de puissance sans contrôle. La puissance consommée la nuit est de l'ordre de 0.2kW et la puissance en surplus la journée monte à 4kW à certains moments. Avec la fréquence d'échantillonnage, les fluctuations à court terme sont visibles, justifiant l'usage de la batterie comme stockage tampon. Les fluctuations de puissance rapides le 28 juillet sont dues au passage de nuages. La journée du 29 juillet est plus ensoleillée avec une courbe de production lisse suivant la position du soleil le matin avec une fin de journée plus nuageuse.

FIGURE 2.15 – Flux de puissance $P_{PV} - P_L$ dans le bus électrique

Représentation boîte à moustache/ boxplot

Afin de représenter les nombreux points de mesures des séries temporelles exploitées, la boîte à moustache est utilisée. Ce type de représentation visuelle, figure 2.16, permet de présenter de manière concise plusieurs caractéristiques importantes d'un ensemble de données, notamment sa distribution, sa dispersion et la présence d'éventuelles valeurs extrêmes (*outliers*).

Génération solaire PV

La puissance PV moyenne par heure par mois est représentée sur la carte de chaleur (*heatmap*) dans la figure 2.17. La gradation est faite en fonction des couleurs. Le bleu est présent la nuit à une puissance nulle (0 W). Plus la couleur est chaude, plus la valeur est élevée. Le maximum de temps d'ensoleillement est fin juin début juillet, la génération solaire est présente entre 6h et 21h. À l'inverse, en moyenne, au solstice d'hiver, la puissance PV est disponible entre 9h et 17h. La puissance moyenne plus élevée sur quelques

5. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Solar_spectrum_en.svg

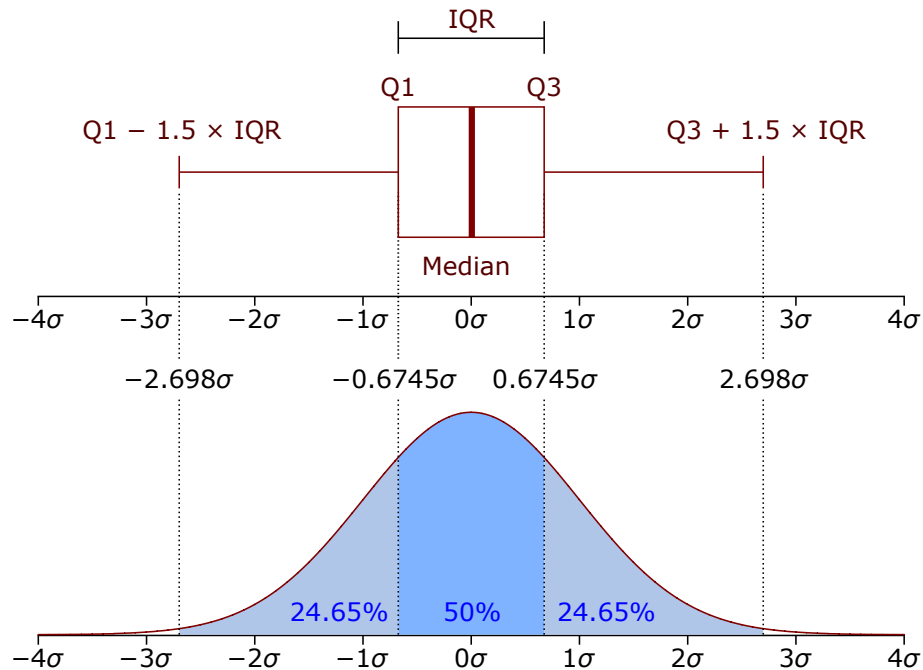


FIGURE 2.16 – Boîte à moustache et fonction de densité de probabilité (*probability density function* - PDF) d'une population normale $N(0, \sigma^2)$. Sur la boîte à moustache est visible le premier quartile Q1 médiane de la moitié inférieure de l'ensemble de données, le point milieu du jeu de données (médiane), le troisième quartile Q3, médiane de la moitié supérieure de l'ensemble de données et le IQR (*interquartile range*), distance entre le quartile supérieur Q3 et le quartile inférieur Q1. Certaines valeurs extrêmes peuvent apparaître en dehors du segment sous forme de points. Chen-Pan Liao ⁵CC BY-SA 2.5

heures en février est due à la position plus basse du soleil dans le ciel (PV vertical) et à un albédo important avec la réflexion du sol (neige).

Sur la figure 2.18, la distribution des mesures de production PV d'une journée type est représentée. Du fait des orages en altitude en été et du temps couvert en hiver, la valeur médiane est autour de 1 kW. Le fait que les panneaux solaires soient installés verticalement peut également expliquer une valeur médiane faible en été.

Température

La carte de chaleur des températures figure 2.19 montre que la température moyenne en hiver oscille entre -10°C et 10°C entre le jour et la nuit. En été, la température oscille entre 5°C et 20°C en journée.

Sur l'affichage de la boîte à moustache figure 2.20, la médiane permet de visualiser la variation saisonnière de température, avec la médiane proche de 0°C en hiver et de 10°C

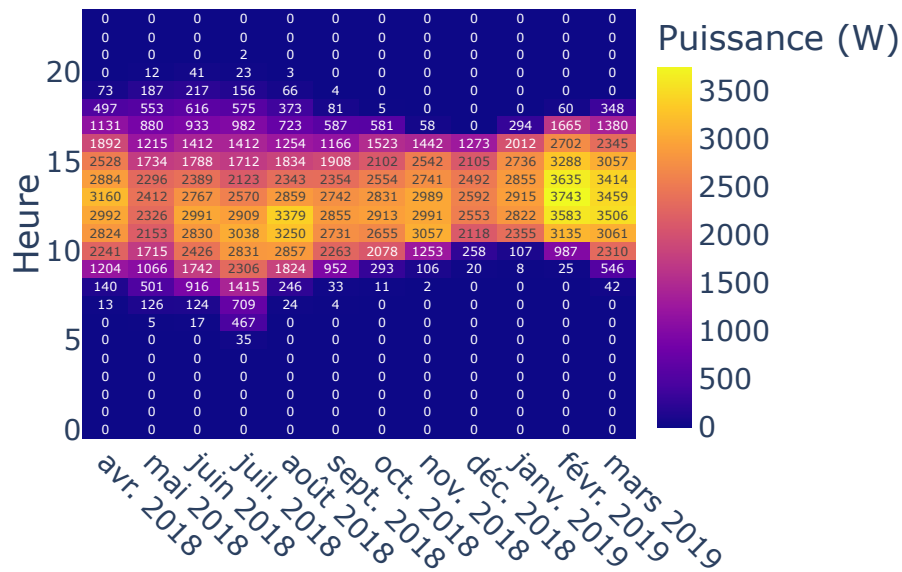


FIGURE 2.17 – Représentation en carte de chaleur des données de la puissance PV moyenne par heure (ordonnée) ramenée sur une année (abscisse) au Col du Palet (refuge). La couleur indique la valeur de la puissance.

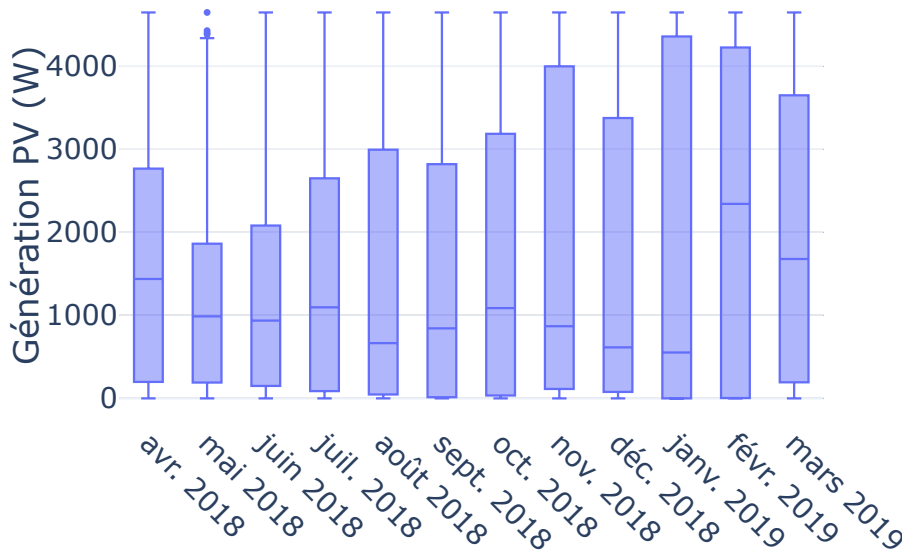


FIGURE 2.18 – Boîte à moustache génération PV, représentant les valeurs d’une journée type par mois au Col du Palet

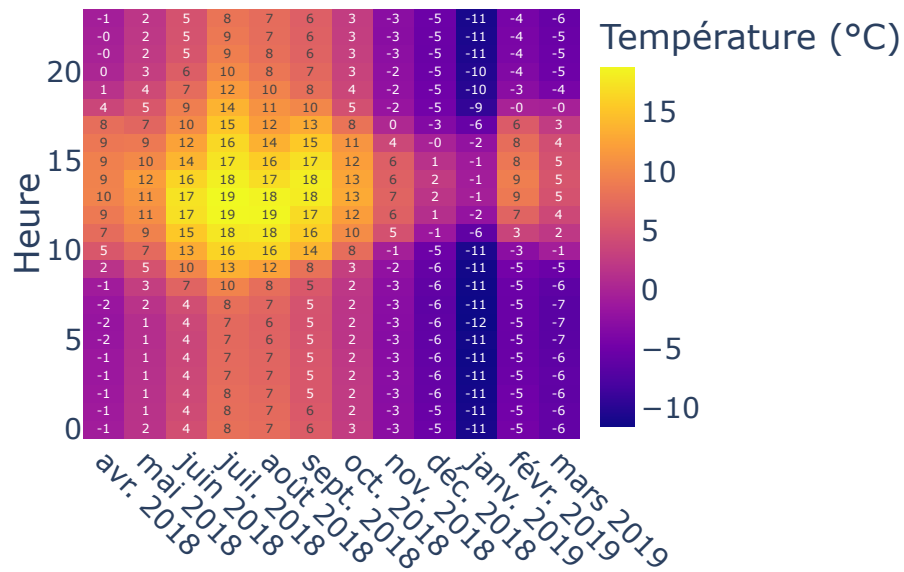


FIGURE 2.19 – Carte de chaleur des températures moyennes par heure par mois relevé au Refuge

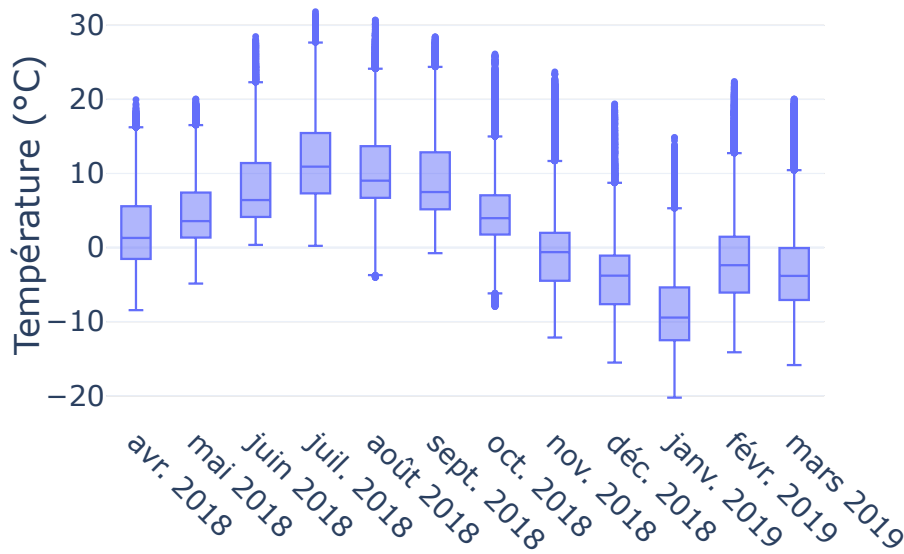


FIGURE 2.20 – Boîte à moustache des températures relevées au Refuge

en été. Cependant, la visualisation boîte à moustache exclut les valeurs « extrêmes » ne pouvant pas être incluse dans les quartiles. Les mesures sont dispersées, surtout dans les valeurs hautes. En été, la température peut monter à 30°C.

Puissance consommée

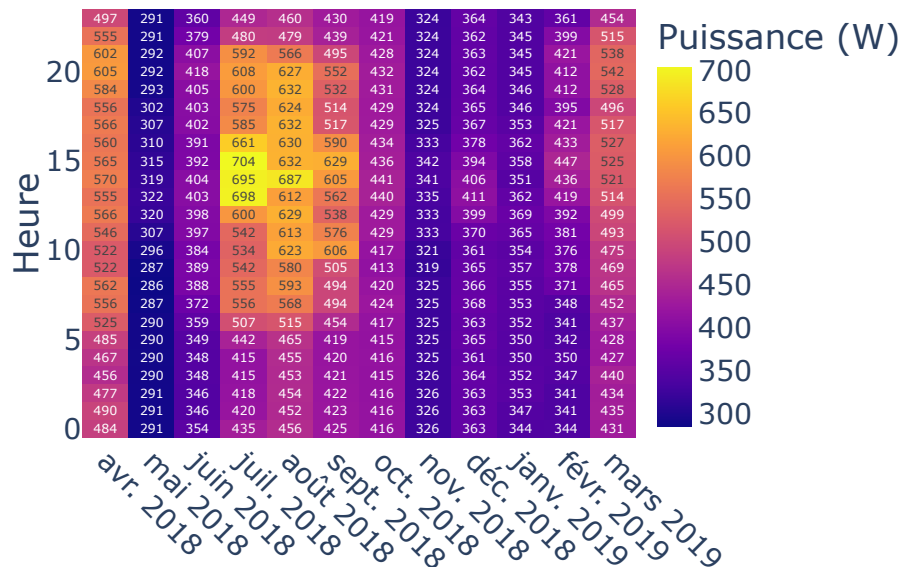


FIGURE 2.21 – Représentation carte de chaleur des données de consommation moyenne par heure (ordonnée) sur toute une année (abscisse) au Col du Palet (refuge)

La carte de chaleur permet de visualiser la consommation moyenne par heure d'une journée type au Refuge chaque mois. Les mois creux sont d'octobre à février et en mai juin avec la fermeture du refuge. On remarque qu'il persiste une autoconsommation de la station pendant la fermeture du Refuge (250W). Les mois pleins sont en mars/ avril et de juillet à septembre, avec une consommation de base la nuit un peu plus importante que pendant la fermeture (300W/350W), un début de consommation à 6h du matin avec un pic à 13/ 16h (500/ 600 W) pour progressivement revenir en période creuse autour de 22h/23h (300W / 350W).

Contrairement aux valeurs moyennées de la carte de chaleur, l'analyse de la boîte à moustache montre que les mesures de consommation sont très dispersées. On observe des points de consommation autour de 2 kW en mai juin avec un pic à plus de 3,5 kW en juin. La station SAGES est dimensionnée en puissance pour passer ces consommations crêtes. Cependant, dans la gestion de l'énergie, ces consommations instantanées seront lissées sur une période de temps plus longue, de l'ordre du quart d'heure.

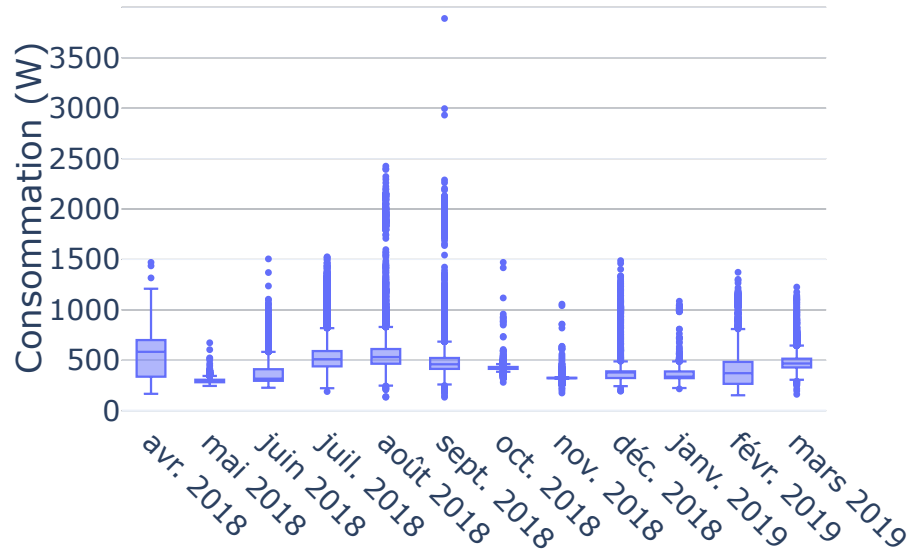


FIGURE 2.22 – Représentation boîte à moustache de la consommation électrique au Refuge

2.3.4 Prédiction des séries temporelles (puissances non contrôlées, température)

Les prédictions d'ensoleillement et de consommation se basent sur de précédents travaux [MSB19; Mor+18; Mor19]. Le modèle d'optimisation requiert l'espérance des variables incertaines qui sont la puissance générée (via l'irradiance), la puissance consommée et la température de la cuve hydrogène sur l'horizon de temps considéré. Avec les données de mesures historiques des stations PowiDian, un réseau de neurones type *Wavelet Neural Network* (WNN) [Yao+00; AZ13; DAC16; RK16] est construit puis entraîné pour prédire les séries temporelles. Les vecteurs prédits sont ensuite fournis comme paramètres d'entrée au modèle d'optimisation. La qualité et la précision des prédictions influence la qualité de la commande optimale. Les écarts de valeurs réalisés par rapport aux données prédites peuvent diminuer la pertinence de la commande optimale. En outre, en fonction du pas de temps choisi, les phénomènes rapides tels que le passage d'un nuage faisant chuter la génération ou une action humaine faisant grimper la consommation sur un court laps de temps, difficiles à prévoir. C'est pour cela que la granularité des pas de contrôle sera élevée, au moins à l'ordre du quart d'heure, pour ignorer les phénomènes transitoires brefs.

2.4 Applicabilités et limites du modèle

Le modèle décrit précédemment simule les flux de puissance en se basant sur des données réelles de mesures de consommation, de production et de température. Le contrôle est « glissé » sur ce jeu de données pour simuler la planification sur une longue période. Cependant, celui-ci contient quelques simplifications.

2.4.1 Production solaire

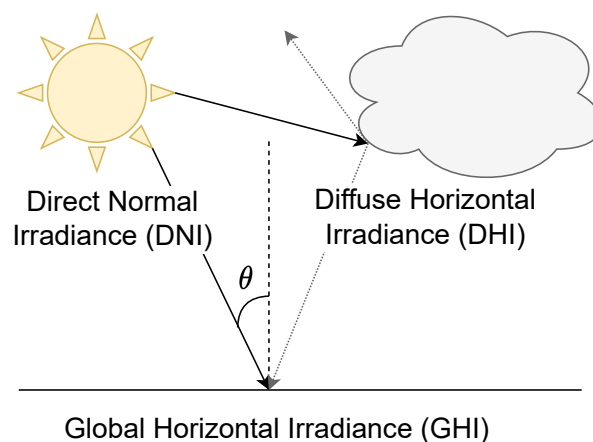


FIGURE 2.23 – $GHI = DNI * \cos \theta + DHI$ relation entre l'irradiance globale (*Global Horizontal Irradiance* - GHI), l'irradiance diffuse normale (*Diffused Normal Irradiance* - DNI) et l'irradiance diffuse horizontale (*Diffused Horizontal Irradiance* - DHI) [Bou+22] [DB, p. 91]

La mesure de l'irradiance est effectuée dans le plan des panneaux solaires. Cela signifie que la valeur est valable uniquement pour simuler des panneaux installés suivant le même angle. L'expérience est donc dépendante de la qualité des données d'irradiance collectées pour la simulation de production. Le GHI mesure l'irradiance totale au sol (axe horizontal), il s'agit de la mesure généralement préférée pour prédire la production. La prise en compte de l'angle peut être effectuée en calculant les radiations incidentes sur le panneau solaire⁶. En outre, la ressource solaire peut être estimée grâce à des calculs d'angle astronomique et corrigée en fonction des caractéristiques de l'atmosphère (nébulosité moyenne) [Mas13, p. 385] ou avec des données réelles plus précises.

6. https://www.homerenergy.com/products/pro/docs/3.11/how_homer_calculates_the_radiation_incident_on_the_pv_array.html

L'impact de l'erreur de production doit être déterminé pour le contrôle d'une station réelle. Cependant, pour la planification de l'énergie, la production solaire est une donnée d'entrée et non une donnée interne au modèle. Cette donnée d'entrée sera affinée par la suite en fonction des besoins de l'industriel, des données réelles mesurées et du modèle de simulation PV implémenté. Cette amélioration est faite en amont du point de vue de la planification.

2.4.2 Modélisation du stockage

Le stockage est modélisé comme l'intégration d'un flux traversant les composants de stockage. Pour la batterie, des simplifications ont été faites sur le modèle thermique et chimique. En effet, avec le stockage stationnaire, les puissances appelées sont moins importantes et moins soudaines que dans le cadre de la mobilité électrique. Le coefficient de conversion et les puissances de charge/ décharge sont considérés constants et ne dépendent pas de paramètres tels que la température et le niveau de charges [Pal+13, p. 1001]. Pour la chaîne hydrogène, le coefficient de conversion de l'électrolyseur et de la pile à combustible est constant, calculé à puissance nominale. Cependant, les paramètres de la modélisation tels que les coefficients de conversion et la dissipation thermique sont fortement dépendants des données constructeurs ainsi que des tests de caractérisations.

Le stockage hydrogène est supposé sans pertes et la masse d'hydrogène est estimée par mesures de la pression et de la température. Un écart significatif entre masse estimée et masse réelle peut apparaître en cas d'erreur de mesures importantes de la pression, de la température et en fonction de la loi des gaz utilisée. La pression est mesurée avec une précision suffisante sur la platine hydrogène. En revanche, la température est supposée uniforme dans la cuve hydrogène. Cette mesure est indisponible au cœur de la cuve, car complexe à obtenir. Par conséquent, la température ambiante extérieure est mesurée et considérée comme proche à celle de la cuve. Selon l'irradiance reçue par la cuve, un écart de température peut se manifester, d'après l'expérience industrielle. Ensuite, l'estimation de la masse d'hydrogène avec la loi des gaz parfaits est linéaire, celle-ci peut dévier de la réalité dans le domaine des hautes pressions. Utiliser la loi des gaz réels permet de diminuer l'erreur d'estimation avec l'augmentation de la pression de stockage.

Les systèmes de stockage par batterie et par hydrogène sont ainsi simplifiés, avec certains phénomènes physiques supposés négligeables. Cette simplification peut affecter la précision du modèle de simulation, mais à l'échelle de la planification, les conséquences sont considérées négligeables. La précision de la modélisation a été validée par l'industriel lors

de travaux précédents [MSB19; Mor+18; Mor19], par conséquent celle-ci sera supposée suffisamment précise.

2.5 Conclusion du chapitre

Ce chapitre expose le modèle de simulation du microréseau de la station SAGES, centré autour d'un bus électrique intégrant génération renouvelable solaire, consommation non pilotable, batteries, chaîne hydrogène avec électrolyseur, le réservoir d'hydrogène et pile à combustible. Les composants sont classés en générations pilotables (pile à combustible, batteries), non pilotables (génération solaire), charges pilotables (électrolyseur, batteries, charge commandée) et non pilotable (consommation utilisateur). Le bilan de puissance sur le bus électrique se résume en injections et soutirages de puissance par les composants connectés.

Les stockages d'énergie sont également résumés en un bilan d'énergie dans les batteries et la cuve à hydrogène via des coefficients de conversion, utilisés sur les batteries (rendement coulombique), l'électrolyseur et la pile à combustible.

Ensuite, la planification de la puissance des stockages par l'EMS nécessite la prédiction des puissances produites et consommées à une journée d'avance avec une granularité au quart d'heure. Le vieillissement de la batterie et de la chaîne hydrogène est estimé pour ajuster le coefficient de conversion selon le nombre de démarrages et le temps de fonctionnement.

Les données de simulation incluent le dimensionnement du microréseau, le paramétrage de l'EMS pour le refuge et un jeu de données réelles de l'industriel comprenant température, génération solaire et puissance consommée. Les limites du modèle sont soulignées, telles que la dépendance aux données mesurées, la qualité des prédictions, les simplifications dans la modélisation du stockage et de l'évaluation du vieillissement. La précision du modèle de vieillissement, de génération renouvelable et de stockage fournis par l'industriel a été évalué lors de précédents travaux [MSB19; Mor+18; Mor19] et ne fait pas partie des pistes envisagées pour ces travaux. Par conséquent, le modèle sera considéré comme suffisamment précis.

Ce chapitre contribue en apportant une modélisation générique de microréseau adaptable à plusieurs types d'architectures, de générations, de consommation et de stockage. La configuration et les données présentées seront utilisées dans les chapitres suivants pour évaluer différents modèles de planification des stockages.

PLANIFICATION DE L'ÉNERGIE EN FORMULATION BOITE NOIRE

Le Refuge du Col du Palet fournit un cas d'étude pertinent pour explorer ces enjeux. Il dispose d'un microréseau avec stockage hybride batterie hydrogène, où la planification est cruciale pour optimiser les performances et l'autonomie énergétique. L'approche actuelle de gestion de l'énergie, élaborée par PowiDian lors de précédents travaux [MSB19; Mor+18; Mor19], utilise un modèle de simulation en boîte noire pour obtenir la commande prédictive. Cette commande est optimisée par un algorithme de type *Constrained Derivative Free Optimization* (CDFO), le *Branch & Bound*. Cet optimiseur fournit des commandes optimales pour l'électrolyseur et la pile à combustible, en discrétisant l'espace de recherche par pas de puissance avec des commandes tout ou rien. Outre la nécessité de discrétisation, l'optimiseur actuel passe difficilement à l'échelle sur un contrôleur embarqué avec une complexité exponentielle en fonction du nombre de composants et de pas de temps.

Dans ce chapitre, nous cherchons à dépasser ces limites en identifiant une catégorie d'optimiseurs plus efficaces pour résoudre ce problème dans GEOPA, le planificateur de l'entreprise PowiDian. Nous visons à améliorer la pertinence des commandes planifiées tout en minimisant l'utilisation des capacités de calcul. Pour ce faire, une comparaison de divers optimiseurs CDFO de référence pour la gestion d'un microréseau sur une simulation à long terme basée sur des données réelles est entreprise. Notre objectif est d'évaluer des optimiseurs de boîte noire (*Black Box Optimization* - BBO) de différentes catégories : stochastiques (basés sur une population et à point unique) et déterministes.

Nous appliquons des critères d'évaluation précis pour comparer leurs performances et leur influence sur le comportement du microréseau. Ces critères incluent la disponibilité énergétique mesurée par le niveau de stockage, l'efficacité énergétique évaluée via les pertes, et la durabilité des équipements appréciée par la durée de fonctionnement et le nombre de démarrages. L'agrégation de ces critères dans la fonction objectif permettra

une comparaison détaillée des performances des différents optimiseurs et de leur impact sur le microréseau.

Ainsi, ce chapitre vise à apporter une contribution à la gestion optimale en boîte noire des microréseaux hybride, en évaluant et en comparant les performances de diverses catégories d'optimiseurs. Il s'agit d'une étape pour optimiser l'utilisation des énergies renouvelables dans les microréseaux isolés, tout en prenant en compte les contraintes techniques et de calcul.

3.1 Description de la formulation boîte noire

3.1.1 Architecture actuelle du système de gestion de l'énergie

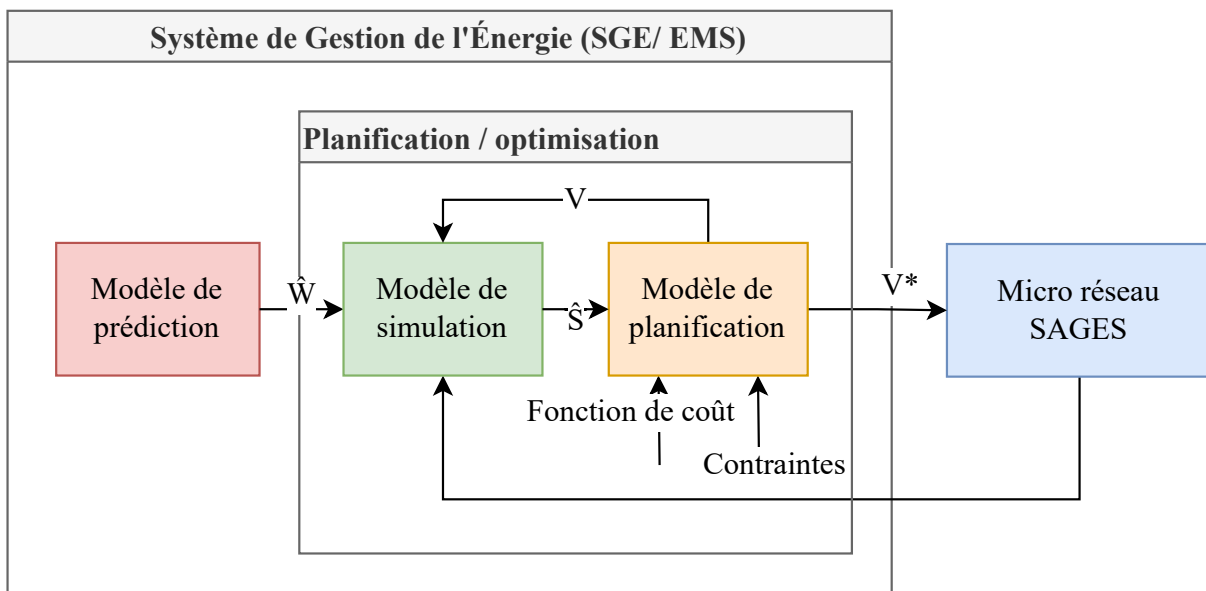


FIGURE 3.1 – EMS (Energy Management System) GEOPA incluant un MPC (Model Predictive Control) basé sur le modèle de simulation de la station SAGES [Mor+18; MSB19]

L'EMS GEOPA (Gestion d'Énergie par Prédiction et Apprentissage) précédemment développé [Mor+18; MSB19; Mor19] planifie le stockage hybride des microréseaux PowiDian, c'est-à-dire la puissance des batteries, électrolyseurs et pile à combustible sur le principe du contrôle prédictif MPC (Model Predictive Control). La configuration de l'EMS, présentée dans la figure 3.1, se compose des éléments suivants, tous intégrés dans le processus de gestion énergétique :

- Un modèle de prédiction : fournissant une estimation \widetilde{W} des futurs paramètres d'entrées pour l'optimisation sur l'horizon considéré.
- Un modèle de simulation : permettant d'obtenir les états futurs \widetilde{S} en termes de puissances, d'énergie stockée et d'usure, suivant la planification V . Ce modèle de simulation fourni par l'industriel permet d'obtenir l'état de chaque équipement, les pertes d'énergie au sein des auxiliaires tels que les systèmes de ventilation et de conversion, l'usure du matériel, les quantités d'énergie stockées pour chaque intervalle de temps ainsi que l'estimation de l'usure.
- Un modèle d'optimisation : prenant en entrée la fonction de coût et les contraintes, puis renvoyant en sortie une commande V à tester sur le modèle de simulation. Une fois que l'optimisation a convergé, la commande optimale V^* est appliquée à la station réelle.

Modèle de prédictions

Le modèle de prédiction génère des estimations, notées \widetilde{W} (voir Équation 3.1), pour les paramètres physiques nécessaires à l'optimisation de la gestion énergétique du micro-réseau. Ces estimations, calculées pour un horizon de 12 heures à des intervalles de 30 minutes (24 pas de temps, $H = 24$), comprennent l'irradiance \widetilde{G} (en kW/m²), la température \widetilde{T} (en °C) et la consommation d'énergie P_L (en kW). Le modèle, basé sur le réseau de neurones à ondelettes (*Wavelet Neural Network*), permet de prédire ces valeurs incertaines. Ces prédictions sont cruciales pour déterminer la production d'énergie photovoltaïque et la pression dans les réservoirs d'hydrogène du système [MSB19]. Le symbole \sim indique que le paramètre d'entrée est incertain. Cependant, il est seulement pris en compte à travers sa valeur moyenne (espérance)e. Pour des raisons de simplicité, ce paramètre sera désormais considéré comme constant et représenté sans le tilde.

$$\widetilde{W} = \begin{pmatrix} \widetilde{G}(t_1), \dots, \widetilde{G}(t_H) \\ \widetilde{T}(t_1), \dots, \widetilde{T}(t_H) \\ \widetilde{P}_L(t_1), \dots, \widetilde{P}_L(t_H) \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

Modèle de simulation

Le vecteur de contrôle V (3.2) contient la stratégie de planification des équipements du microréseau. Il s'agit du vecteur de consigne de puissance pour chaque pas de temps

de l'horizon pour l'électrolyseur l_{HT} et pour la pile à combustible g_{HT} . Les variables de décision pour l'électrolyseur et la pile à combustible prennent leurs valeurs entre 500W et 2500W (équipement en marche) ou 0 (équipement à l'arrêt), soit l'engagement des unités (*unit commitment*). Avec l'algorithme *Branch & Bound* du contrôle original [MSB19], la puissance est tout ou rien avec la discrétisation de l'espace de recherche.

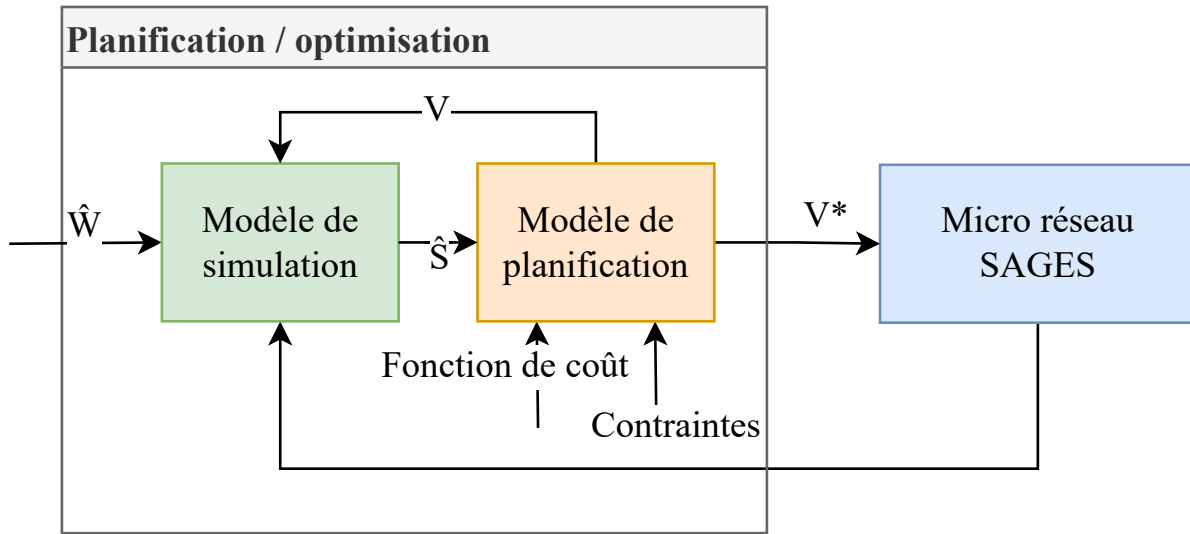


FIGURE 3.2 – Composant de planification du micro-réseau

$$V = \begin{pmatrix} l_{HT}(t_1), \dots, l_{HT}(t_H) \\ g_{HT}(t_1), \dots, g_{HT}(t_H) \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Les entrées du modèle de simulation sont le vecteur de contrôle V , le vecteur des paramètres incertains W et le précédent vecteur d'état des équipements S . Ce modèle de simulation boîte noire, basé sur le modèle décrit au chapitre précédent, retourne en sortie le vecteur d'état S (*state*) pour les pas de temps suivants. Il contient les variables intermédiaires, à savoir l'état de charge (SOC) de la batterie (%), la pression p_{HT} dans HT (bars), la puissance nette p_{nette} (kW) représentant le bilan de puissance sur le bus de tous les équipements hors batteries, la puissance perdue dans la conversion p_{losses} (kW), l'état de vieillissement de la batterie SOH_{BT} (%), ou *State Of Health*, l'état de vieillissement de l'électrolyseur SOH_l^{HT} (%) et de la pile à combustible SOH_g^{HT} .

$$S = \begin{pmatrix} s_{BT}(t_0), \dots, s_{BT}(t_H) \\ p_{HT}(t_0), \dots, p_{HT}(t_H) \\ p_{nette}(t_0), \dots, p_{nette}(t_H) \\ p_{losses}(t_0), \dots, p_{losses}(t_H) \\ SOH_{BT}(t_0), \dots, SOH_{BT}(t_H) \\ SOH_l^{HT}(t_0), \dots, SOH_l^{HT}(t_H) \\ SOH_g^{HT}(t_0), \dots, SOH_g^{HT}(t_H) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

Modèle de planification

Le modèle de planification contient la formulation boîte noire du problème de gestion de l'énergie et des stockages ainsi que l'optimiseur pour le résoudre. La formulation boîte noire a été définie lors de précédents travaux [MSB19; Mor+18; Mor19] avec les contraintes de l'industriel, celle-ci est non modifiable.

3.1.2 Formulation du problème de planification de l'énergie

Fonction de transition

À partir de la commande actuellement appliquée V aux composants dans l'état S ainsi qu'avec les paramètres incertains de puissance produite et consommée W , la fonction de transition $tr()$ détermine l'état du microréseau au pas de temps suivant. La fonction représente le modèle de simulation (3.4).

$$S(t_i + 1) = tr_i(V(t_i), S(t_i), W(t_i)) \quad (3.4)$$

Fonctions de contribution

Une commande admissible $V(t)$ au pas de temps t est une commande qui respecte les contraintes des modèles de simulation et de planification dans l'état $S(t)$. On définit \mathcal{A} l'ensemble des commandes admissibles tel que $(S(t), V(t)) \in \mathcal{A}(t)$.

La fonction de contribution C_j (3.5) évalue la pertinence de la commande appliquée V pour passer d'un pas de temps t_i au suivant $t_i + 1$ avec les vecteurs d'état S et les paramètres incertains W . La fonction vérifie si la commande est admissible (faisable) et quantifie son « gain ». Le gain est évalué en fonction des critères à optimiser. Le critère C_1

minimise la puissance nette p_{nette} disponible sur le bus électrique avant équilibrage par la batterie. Il a pour but d'éviter la décharge profonde des batteries et de la cuve à hydrogène. Le critère C_2 vise à réduire les pertes de puissance dans les convertisseurs, le stockage, ainsi que l'énergie photovoltaïque non stockée, améliorant ainsi le « rendement » global du microréseau. Enfin, C_3 prend en compte le vieillissement prématuré des équipements. Ces critères sont fournis par l'industriel et ne sont pas modifiables [MSB19; Mor+18; Mor19].

$$c = C_j(S(t_i), tr(V(t_i), S(t_i), W(t_i))) \quad (3.5)$$

Fonction objectif

La fonction objectif déterministe est définie comme une agrégation de plusieurs fonctions de contributions [MSB19; Mor+18]. Elle est formulée comme la somme de fonctions de transition C_j entre chaque pas de temps, pondérée par un coefficient α_j pour le j ème critère [MSB19]. Chaque fonction de transition C_j (3.5) est évaluée sur l'ensemble de l'horizon de contrôle H (somme intérieure sur H termes), pour tous les critères avec la somme extérieure sur trois termes. Le but est de maximiser le gain de la commande [MSB19] dans l'ensemble des actions admissibles \mathcal{A} (contraintes). Il s'agit d'un problème d'*unit commitment* formulé en boîte noire [KBP96].

$$\max_{V \in \mathcal{A}} \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^H \alpha_j C_j(S(t_{i-1}), tr(V(t_i), S(t_i), W(t_i))) \quad (3.6)$$

La génération solaire et la consommation électrique sont prédites avec de l'erreur par rapport à la réalisation, tel qu'un passage de nuages sur les panneaux solaires ou une consommation électrique plus élevée que prévu. Pour diminuer l'impact de l'incertain, de nouvelles prédictions et une nouvelle planification sont réalisées dès que de nouvelles mesures sont disponibles. Le problème peut s'écrire sous forme stochastique [WSL07; BL11] avec le vecteur incertain W

$$\max_{V \in \mathcal{A}} \mathbb{E} \left(\sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^H \alpha_j C_j(S(t_{i-1}), tr(V(t_i), S(t_i), W(t_i))) \right) \quad (3.7)$$

Dans l'équation (3.7), la fonction objectif est définie sur tout l'horizon H . Afin de formuler simplement la fonction objectif pour les optimiseurs, on définit f (équation 3.8) pour un état initial S_0 et des perturbations prédites fixés W sur l'horizon h , avec $1 \leq$

$h \leq H$. Cette fonction f permet d'évaluer le gain avec pour seul variable le vecteur de planification $V(t_h)$. Pour simplifier la formulation, le caractère stochastique est considéré via l'espérance. C'est la forme déterministe qui est utilisée ici.

$$f \mapsto V(t_h) : \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^H \alpha_j C_j(S(t_{i-1}), tr(V(t_i), S(t_i), W(t_i))) \quad (3.8)$$

Contraintes d'optimisation

Deux types de contraintes sont pris en compte pour restreindre les commandes admissibles. Les contraintes logiques interdisent à l'électrolyseur et la pile à combustible d'être actifs sur le même pas de temps t_i avec la contrainte (3.9).

$$l_{HT}(t_i) * g_{HT}(t_i) = 0, \forall i \in [0; H] \quad (3.9)$$

Ensuite, les contraintes techniques appliquent des seuils minimaux et maximaux au SOC batterie (%) et à la pression p_{HT} (bars) dans l'équation (3.10).

$$\begin{pmatrix} 20 \\ 8 \end{pmatrix} \leq \begin{pmatrix} s_{BT}(t_i) \\ p_{HT}(t_i) \end{pmatrix} \leq \begin{pmatrix} 100 \\ 38 \end{pmatrix}, \forall i \in \{1, \dots, H\} \quad (3.10)$$

La puissance de charge l_{BT} / décharge g_{BT} de la batterie est gérée dans le modèle de simulation en saturant celle-ci. En boîte noire, ces contraintes d'optimisation sont intégrées à la fonction de coût en pénalisant toute violation de ces contraintes. La valeur de la pénalité fixée à 100 est choisie pour décourager toute violation, tout en restant assez basse pour permettre à tous les algorithmes d'explorer efficacement l'espace de recherche.

3.1.3 Résolution de la formulation boîte noire

Le problème de planification est formulé en boîte noire. Par conséquent, il sera résolu par un optimiseur boîte noire, ou *Constrained Derivative-Free Optimization* (CDFO) [BMF16]. D'après l'état de l'art, deux types d'algorithmes à évaluer sont identifiés, les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques (métaheuristiques).

Quelques solveurs représentatifs de la CDFO sont sélectionnés pour étudier leur comportement global appliqué à notre contexte. Pour les métaheuristiques, le *Particle Swarm Optimization* (PSO) représente le comportement des algorithmes basés sur la population et le *Simulated Annealing* (SA) les algorithmes à parcours. Les algorithmes déterministes

sont représentés par le *Pattern Search* (PS) et le *Branch and Bound* (BB). Le but est de trouver le vecteur de commande optimal V^* tel que $f(V^*)$ maximise le gain de la commande.

Branch & Bound (BB)

Algorithm 1 Algorithme de *Branch and Bound* [MSB19; Mor+18; Mor19]

```

1: Étape 1 : Initialisation
2:  $F^{ref} \leftarrow F(S(0), V^{ini}, W)$ ,  $V^{ref} = V^{ini}$ ,  $i \leftarrow 1$ ,  $V^{test} \leftarrow V_i$ 
3: Aller à l'Étape 2.
4: Étape 2 : Évaluation de la fonction objectif
5:  $F^{test} \leftarrow F(S(0), V^{test}, W)$ 
6: if  $F^{test} > F^{ref}$  then
7:    $\text{length}(V^{test}) = H - 1$ ? Aller à l'Étape 3 : Aller à l'Étape 5.
8: else
9:   Aller à l'Étape 4.
10: end if
11: Étape 3 : Mise à jour de  $V^{ref}$  et  $F^{ref}$ 
12:  $V^{ref} \leftarrow V^{test}$ ,  $F^{ref} \leftarrow F^{test}$ 
13: Aller à l'Étape 5.
14: Étape 4 : Parcours de l'arbre dans le sens de la largeur
15:  $i < Nb\_Cont$ ? ( $i \leftarrow i + 1$ ,  $V^{test}[\text{end}] \leftarrow V_i$ , Aller à l'Étape 2) : Aller à l'Étape 6.
16: Étape 5 : Parcours de l'arbre dans le sens de la profondeur
17:  $\text{length}(V^{test}) = H - 1$ ? Aller à l'Étape 4 : ( $V^{test} \leftarrow [V^{test}, V_i]$ , Aller à l'Étape 2)
18: Étape 6 : Retour sur trace
19: while  $\text{index}(V^{test}[\text{end}]) = Nb\_Cont$  do
20:    $V^{test}[\text{end}] \leftarrow \text{NULL}$ 
21: end while
22:  $\text{length}(V^{test}) > 0$ ? Aller à l'Étape 4 : Aller à l'Étape 7.
23: Étape 7 : Fin de l'algorithme
24:  $V^* \leftarrow V^{ref}$ 

```

L'algorithme de résolution actuel se base sur un arbre de décision de taille n^H , avec n le nombre de commandes possible et H le nombre de pas de temps. Avec $n = 4$ commandes possibles (électrolyseur, pile à combustible allumé, éteint) et un horizon de 12h découpé en pas de temps de 1/2 h, soit $H = 24$, cela fait $4^{24} = 2,81 * 10^{14}$ combinaisons possibles à explorer. Ce problème combinatoire n'est pas résoluble en explorant toutes les combinaisons possibles en un temps raisonnable (force brute). Pour cela, le meilleur chemin dans l'arbre est déterminé par l'algorithme de *Branch & Bound* (retour sur trace)

[MSB19]. De plus, les fonctions de contributions doivent nécessairement être décroissantes lors de l'exploration de l'arbre en profondeur [Mor19]. Cela contraint les formulations qui peuvent être faites par l'industriel. La meilleure solution est construite en enlevant les solutions sous optimales. Ainsi, quand le chemin ne peut plus être amélioré, la meilleure solution est trouvée. Le résultat est garanti optimal lorsque l'algorithme a convergé. Le dernier pas de temps de l'horizon est nommé feuille de l'arbre. À chaque pas de temps (nœud), la commande optimisée V_i est concaténée dans le vecteur optimal V^* . L'algorithme se termine lorsque la longueur du vecteur V^* est égale à la longueur de l'horizon H .

Pattern Search (PS)/ Direct Search

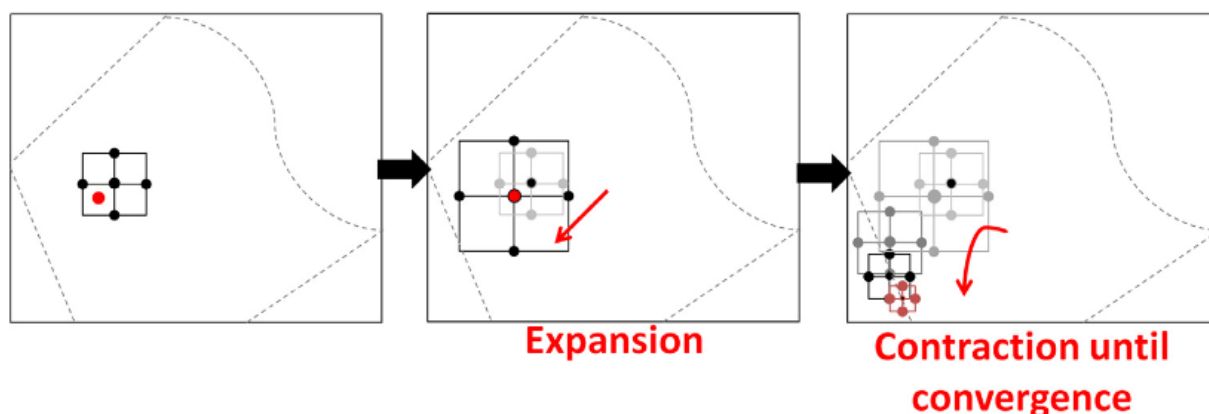


FIGURE 3.3 – Méthode du Pattern Search. D'après [BMF16]

Le Pattern Search, ou recherche de motif, est ici une méthode d'optimisation locale cherchant le minimum d'une fonction objectif. Cette méthode simple est robuste et sans calcul de dérivée pour l'optimisation. Elle ne nécessite pas le gradient de la fonction objectif et fonctionne sur des problèmes avec contraintes. Elle permet une convergence vers des optima locaux sans nécessiter d'information sur la forme analytique de la fonction [AD01]. Cependant, le PS peut souffrir de certains inconvénients, tels que la sensibilité au choix des paramètres, au point initial, à la taille de la région explorée ainsi que la possibilité d'être piégée dans un optimum local.

Particle Swarm Optimization (PSO)

Les méthodes stochastiques sont utilisées sur des problèmes complexes, avec un grand espace de recherche, difficilement compréhensible, où l'analyse mathématique est insuffi-

Algorithm 2 Algorithme Pattern Search

- 1: **Initialisation** : Un vecteur de commande V pour l'horizon H est choisi, avec la dernière commande optimale ou le vecteur nulle.
 - 2: **Génération du Motif** : Le motif de points est généré, typiquement dans les directions des coordonnées, multiplié par la taille de maillage centrée sur le point actuel. C'est l'expansion du maillage dans l'espace de recherche.
 - 3: **Évaluation de la fonction objectif f** : La fonction objectif f est évaluée en chaque point du maillage V .
 - 4: **Décision** :
 1. **Minimum sur le Maillage** : Si le minimum n'est plus le point initial actuel, mais sur un point du maillage V' , ce point minimum devient le point actuel $V = V'$, le maillage est multiplié (expansion), le processus retourne à l'étape (1).
 2. **Minimum sur le Point Actuel** : Si le minimum est le point actuel, la taille du maillage est divisée (contraction). Si la taille du maillage descend en dessous du critère d'arrêt, l'algorithme a convergé. Sinon, le point actuel est conservé, et le processus retourne à l'étape (1).
-

sante [CSV09]. Les algorithmes utilisent l'échantillonnage aléatoire ou se basent sur des stratégies basées sur des probabilités. Les algorithmes évolutionnaires et particuliers en sont des représentants. Le *Particle Swarm Optimization* - PSO [KE95] est une métaheuristique inspirée par le comportement des essaims d'oiseaux. Cette approche vise à résoudre des problèmes d'optimisation en simulant la collaboration dynamique et la communication entre les membres d'un essaim pour converger vers la solution optimale dans l'espace de recherche.

Dans cet algorithme, \mathbf{V}_i représente la position (vecteur) de la particule i , \mathbf{v}_i est sa vitesse, \mathbf{p}_i est la meilleure position individuelle de la particule i , et \mathbf{p}_g est la meilleure position globale de l'essaim. Les coefficients ω , c_1 , et c_2 contrôlent respectivement l'inertie, l'influence de la meilleure position individuelle et l'influence de la meilleure position globale. Les variables r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires entre 0 et 1. Les critères d'arrêt sont le nombre maximal d'itérations et le nombre maximal d'itérations depuis la dernière amélioration de l'objectif.

Simulated Annealing (SA)

Le recuit simulé [BT93 ; VA87], ou *Simulated Annealing* (SA) est un algorithme d'optimisation stochastique à parcours qui simule le processus de recuit dans la métallurgie. L'algorithme est une chaîne de Markov en temps discret [BT93]. L'algorithme commence

Algorithm 3 Particle Swarm Optimization (PSO)

```

1: Initialisation :
2: Initialise la position (vecteur)  $\mathbf{V}_i$  et la vitesse  $\mathbf{v}_i$  de chaque particule  $i$ 
3: Évalue la fonction objectif  $f(\mathbf{V}_i)$  pour chaque particule
4: Initialise la meilleure position personnelle  $\mathbf{p}_i$  de chaque particule avec  $\mathbf{p}_i = \mathbf{V}_i$ 
5: while critère d'arrêt non atteint do
6:   for chaque particule  $i$  do
7:     Met à jour la vitesse  $\mathbf{v}_i$  :
8:      $\mathbf{v}_i = \omega \cdot \mathbf{v}_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{V}_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{p}_g - \mathbf{V}_i)$ 
9:     Met à jour la position  $\mathbf{V}_i$  :
10:     $\mathbf{V}_i = \mathbf{V}_i + \mathbf{v}_i$ 
11:    Évalue la fonction objectif  $f(\mathbf{V}_i)$  pour la nouvelle position
12:    if  $f(\mathbf{V}_i) < f(\mathbf{p}_i)$  then
13:      Met à jour la meilleure position personnelle  $\mathbf{p}_i = \mathbf{V}_i$ 
14:    end if
15:    if  $f(\mathbf{V}_i) < f(\mathbf{p}_g)$  then
16:      Met à jour la meilleure position globale  $\mathbf{p}_g = \mathbf{V}_i$ 
17:    end if
18:  end for
19: end while

```

par une solution et une température initiale. À chaque itération, une solution voisine est explorée, si cette solution est meilleure, elle est acceptée. Sinon, elle est acceptée avec une certaine probabilité déterminée par la probabilité d'acceptation, qui diminue dans le temps avec la température. Cela permet d'explorer l'espace des solutions de manière globale tout en évitant de rester bloqué dans des optima locaux.

3.2 Expériences numériques

3.2.1 Plan d'expérience

Quatre algorithmes sont évalués pour la résolution du problème de planification, chacun représentatif d'une catégorie de méthodes de résolution. Premièrement, le *Branch & Bound* est utilisé pour la catégorie de résolution globale exacte. Deuxièmement, le *Pattern Search* est appliqué pour une résolution locale exacte dans notre contexte spécifique. Troisièmement, l'Optimisation par Essaims Particulaires (*Particle Swarm Optimization*) est sélectionnée comme méthode stochastique basée sur la population. Enfin, le Recuit Simulé (*Simulated Annealing*), une méthode de parcours s'appuyant sur les chaînes de

Algorithm 4 Simulated Annealing

```
1: Initialisation :  
2: Choix d'une solution initiale  $\mathbf{V}$ , température initiale  $T$ , taux de refroidissement  $\alpha$   
3: while critère d'arrêt non atteint do  
4:   Générer une solution voisine  $\mathbf{V}'$   
5:   Calculer la variation d'énergie  $\Delta E = f(\mathbf{V}') - f(\mathbf{V})$   
6:   if  $\Delta E < 0$  then  
7:     Accepter la solution  $\mathbf{V}'$   
8:   else  
9:     Générer un nombre aléatoire  $r$  entre 0 et 1  
10:    if  $r < e^{-\frac{\Delta E}{T}}$  then  
11:      Accepter la solution  $\mathbf{V}'$   
12:    end if  
13:  end if  
14:  Refroidir la température :  $T = \alpha \cdot T$   
15: end while
```

Markov, est également testée. Pour les initialisations, le *Simulated Annealing* et le *Pattern Search* utilisent le meilleur vecteur déterminé entre le vecteur nul et la commande précédente, offrant ainsi un vecteur initial pour la plupart des scénarios. Les contraintes sont intégrées via une pénalisation de la fonction de coût. En cas de commandes violant les contraintes, la meilleure commande est choisie entre la précédente et le vecteur nul.

Pour généraliser l'optimisation sur une année entière, le réglage fin adapté à un horizon spécifique n'est pas envisagé, les paramètres recommandés sont utilisés. Hormis le BB, les optimiseurs utilisent le même critère d'arrêt `FunctionTolerance` (10^{-6}) sur l'amélioration de la fonction objectif entre chaque itération. Nous comparons les résultats avec le *Branch & Bound* original de [Mor+18]. Ces optimiseurs sont tirés de la boîte à outils d'optimisation globale de Matlab (version 2021b)¹. Nous configurons la simulation pour optimiser les commandes sur un horizon glissant de 12 heures avec un pas de temps de 0,5 heure ($H=24$). Le contrôle prédictif est « glissé » sur l'année d'étude avec les données de simulations.

3.2.2 Critères d'analyses

Les critères d'analyses sont définis selon la fonction objectif. Le premier critère, C1, porte sur la disponibilité énergétique de la station, évaluée à travers l'énergie non satisfaite,

1. <https://fr.mathworks.com/help/gads/>, consultée en septembre 2021

le niveau de charge de la batterie et le remplissage de la cuve à hydrogène. Le deuxième critère, C2, concerne les pertes d'énergie, intégré dans la fonction objectif. Le troisième critère, C3, prend en compte l'usure de la station, mesuré par le temps de fonctionnement, le nombre de démarrages et la puissance moyenne d'utilisation. En complément de l'efficacité de l'optimisation, la charge de calcul est également examinée, notamment à travers le nombre d'évaluations de la fonction objectif. Les performances de chaque algorithme d'optimisation employés dans le contrôle prédictif sont présentées et comparées.

3.2.3 Résultats

Quantité d'énergie stockée

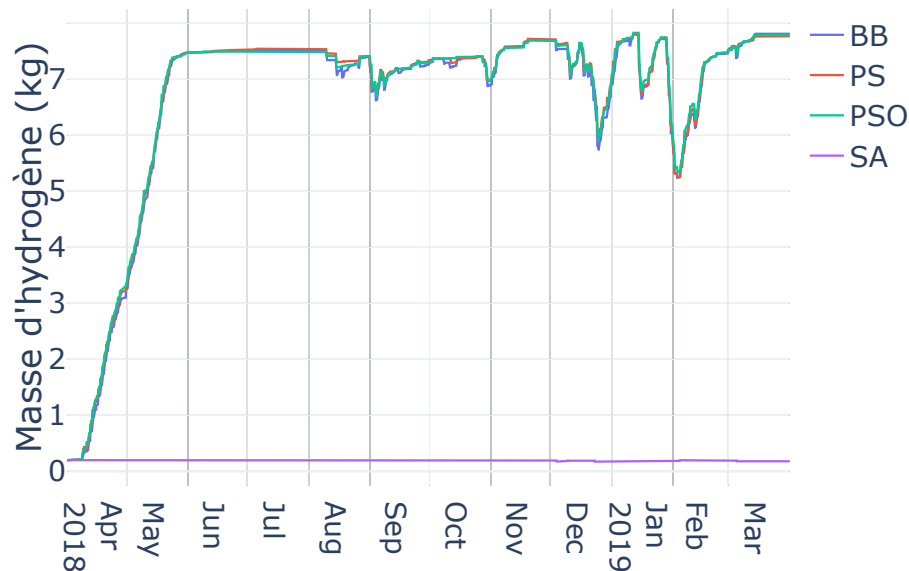


FIGURE 3.4 – Masse d'hydrogène stockée dans la cuve en fonction des différents algorithmes de résolution

La quantité d'énergie stockée dans le réservoir d'hydrogène est présentée pour l'année entière de simulation. Hormis le contrôle avec le SA qui ne parvient pas à remplir le réservoir, les trois autres algorithmes constituent et maintiennent un niveau de stockage élevé durant l'année figure 3.4. Une production d'hydrogène est réalisée pendant environ un mois et demi pour créer un stock, qui est ensuite utilisé durant les périodes de forte demande en été et en hiver, avec une consommation de quelques kilogrammes. Le tableau de statistique 3.1 récapitule les niveaux de charge observés dans la batterie et le réservoir d'hydrogène au cours de l'année. Les valeurs moyennes et médianes du SOC de la

Critère	BB	PS	PSO	SA
s_{BT} SOC (%) moyen	73.7	74.4	73.8	75.4
s_{BT} SOC (%) minimal	13.5	12.8	10.0	10.0
s_{BT} SOC (%) médian	75.3	76.7	76.2	79.3
s_{HT} (kg) moyenne	6.70	6.75	6.75	0.19
s_{HT} (kg) minimum	0.20	0.20	0.20	0.17
s_{HT} (kg) médian	7.38	7.41	7.40	0.20
s_{HT} (kg) maximum	7.81	7.80	7.83	0.20

TABLE 3.1 – Statistique des stockages batterie et hydrogène

batterie sont très proches pour tous les algorithmes, bien que le SOC minimal soit moins performant pour les algorithmes PSO et SA. En ce qui concerne le stockage d'hydrogène, les algorithmes PS et PSO affichent de légères améliorations en termes de moyenne et de médiane.

Énergie non satisfaite

Critère	BB	PS	PSO	SA
Puissance maximale (W)	0	0	$3.10 * 10^{-3}$	$5.32 * 10^{-2}$
Nombre de pas de temps avec défaut	0	0	1	7976

TABLE 3.2 – Statistique de la puissance non satisfaite

La simulation utilisant le Branch & Bound et le Pattern Search n'a révélé aucune interruption de l'approvisionnement en énergie durant l'année simulée. Le Particle Swarm Optimization a enregistré un seul intervalle de temps avec une puissance insatisfaite, ce qui est suffisamment négligeable pour être ignoré. Cependant, le Simulated Annealing a présenté plusieurs milliers d'intervalles de temps avec une puissance non satisfaite, ce qui conduit à son exclusion immédiate comme option viable.

Pertes de conversion

Le tableau 3.3 présente le bilan des pertes de puissances lors des conversions électriques et chimiques pour le stockage, ainsi que l'énergie totale dissipée sur la période de simulation. Les valeurs moyennes et médianes des pertes sont assez proches pour les algorithmes PS et PSO, avec des pertes légèrement plus élevées pour le BB (+6%). Le SA ne parvient pas à remplir la cuve, il ne peut utiliser la pile à combustible et par conséquent enregistre

Critère	BB	PS	PSO	SA
Moyenne (W)	409	384	382	126
Médiane (W)	390	359	362	136
Maximale (W)	835	780	776	247
Énergie perdue (kWh)	3584	3364	3350	1110

TABLE 3.3 – Statistique de la puissance dissipée par l’électronique de puissance et les pertes de conversions

des pertes énergétiques nettement inférieures, environ trois fois moins que le PS. Sur l’ensemble de l’année, l’ordre de grandeur des pertes énergétiques reste cohérent, le PS étant le plus économe du PSO, puis du BB. Cette différence s’explique principalement par la stratégie tout ou rien du BB, qui peut parfois mener à une utilisation moins précise de la chaîne hydrogène.

Usages des équipements

Critère	BB	PS	PSO	SA
Puissance EL moyenne (W)	2500	1790	2024	1495
Puissance EL médiane (W)	2500	1896	2453	1611
Nombre d’heures de fonctionnement EL (h)	410	529	465	3
Nombre de démarrages EL	490	482	630	8
Puissance FC moyenne (W)	2497	1120	1236	1527
Puissance FC médiane (W)	2497	829	883	1429
Nombre d’heures de fonctionnement FC (h)	59	114	102	1
Nombre de démarrages FC	178	258	268	28

TABLE 3.4 – Statistique d’usage des équipements

Le tableau statistique 3.4 présente un récapitulatif de l’utilisation de l’électrolyseur et de la pile à combustible. Le PS active l’électrolyseur et la pile à combustible à une puissance moyenne respectivement 13% et 10% inférieure à celle du PSO. Le BB active toujours à puissance nominale les équipements, du fait des commandes tout ou rien. En revanche, le BB fait fonctionner moins longtemps l’électrolyseur et la pile à combustible, 29% et 93% en moins par rapport au PS. Le PS fait démarrer moins souvent l’électrolyseur que le BB et le PSO, mais sollicite la pile à combustible 44% plus souvent que le BB. Cette tendance peut s’expliquer par le choix du vecteur initial, choisi entre le vecteur nul et la commande précédente, le PS s’initialise parfois avec les équipements à l’arrêt, ce qui peut mener à des points de fonctionnement plus bas. Enfin, le SA utilise très peu la chaîne

hydrogène, en raison de son incapacité à optimiser efficacement la fonction de coût (voir la figure 3.5).

Évaluations de la fonction objectif et des critères d'optimisation

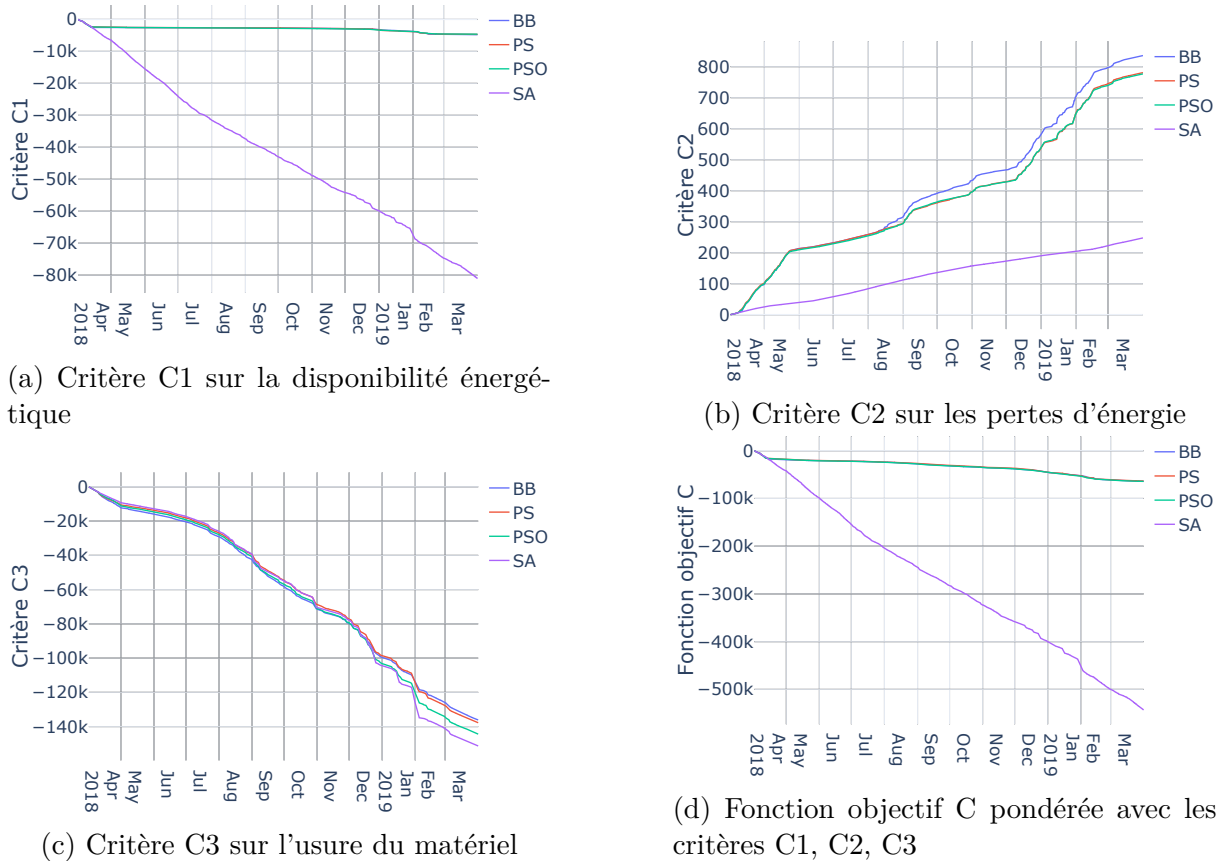


FIGURE 3.5 – Sommes cumulées des critères et fonction objectif avec différents algorithmes sur la durée de simulation

La fonction objectif et ses critères d'optimisation agrégés sont évalués à chaque pas de temps de la simulation avec l'état courant du microréseau et de ses composants. Cette évaluation permet de caractériser la pertinence des commandes appliquées avec les critères retenus dans cette étude. La somme cumulée permet de quantifier des écarts significatifs dans l'évaluation. Le critère C1 et C3 sont nettement moins bons pour le SA dès le début de la simulation, cela se répercute sur la fonction agrégée C. Le critère C1, sur l'autonomie énergétique, est très proche pour BB, PS et PSO, mais en revanche, il est très inférieur pour le SA, du fait que les solutions générées par cet algorithme ne stockent que peu

d'énergie avec la chaîne hydrogène. Le critère C2, sur les pertes énergétiques, est évalué favorablement pour le SA, car il sollicite très peu la chaîne hydrogène. Avec les activations tout ou rien, le BB dissipe le plus d'énergie avec l'impossibilité de moduler précisément la puissance de la chaîne hydrogène. Le PS et le PSO sont juste en dessous de BB pour ce critère, avec leur capacité à fournir des commandes continues. Sur le critère C3, sur l'usage et l'usure, le BB est le meilleur, car il fait fonctionner moins longtemps les équipements avec la commande tout ou rien, suivi par le PS et le PSO. Pour l'optimisation de la fonction de coût agrégée C, le SA ne parvient pas à fournir des commandes permettant d'optimiser le contrôle, en étant très éloigné des performances des autres algorithmes. Le SA part souvent d'un vecteur nul et son paramétrage par défaut ne permet pas d'explorer suffisamment l'espace de recherche afin de générer des commandes sollicitant la chaîne hydrogène.

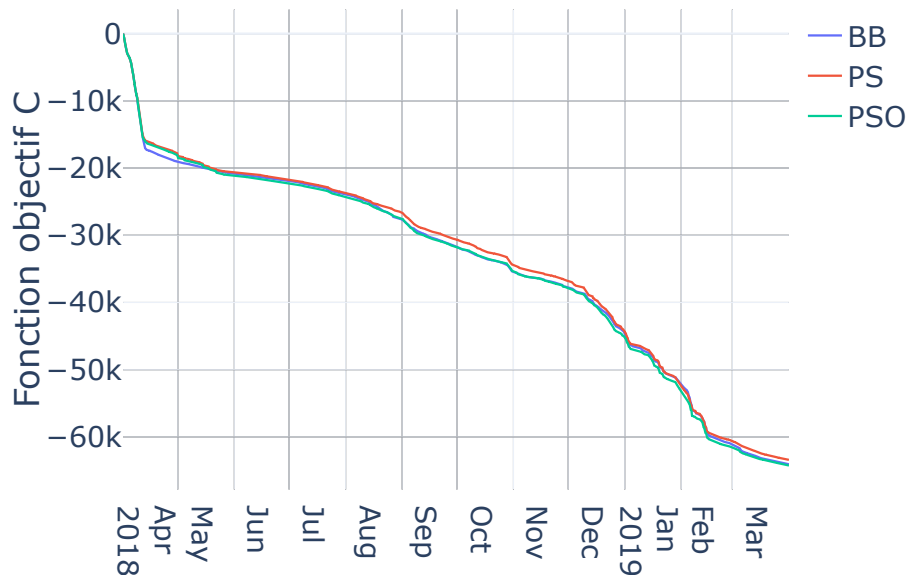
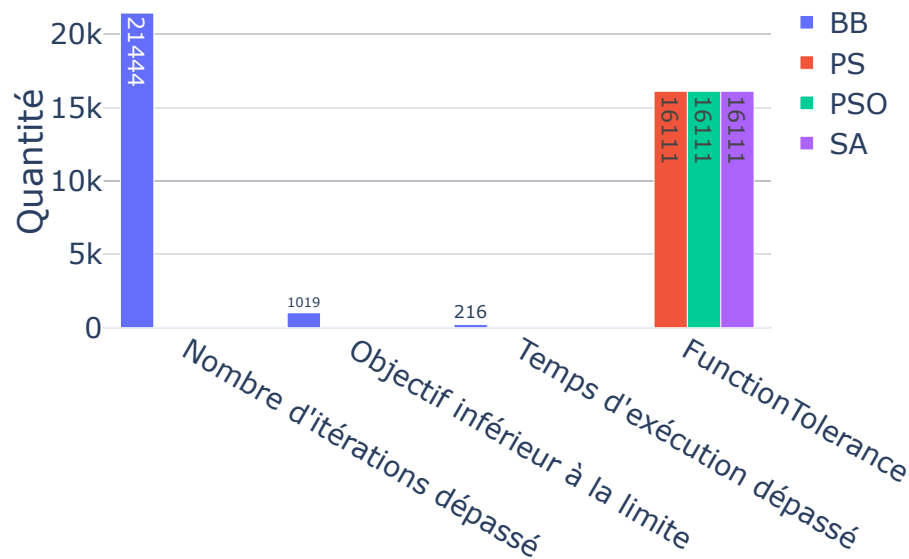


FIGURE 3.6 – Fonction objectif cumulée C sans l'algorithme SA

Le graphique de l'évaluation de la fonction objectif sans les valeurs de l'algorithme SA 3.6 est retracé afin de mieux discerner la différence d'évaluation pour les trois autres algorithmes. Le PS optimise légèrement mieux la fonction de coût en étant parfois au-dessus des deux autres algorithmes à partir du milieu de la simulation, mais il n'y a pas de nette différence entre le BB, le PS et le PSO. Empiriquement, la fonction objectif semble déjà correctement optimisée par ces trois algorithmes. Il n'est pas possible d'optimiser plus sans violer une contrainte. L'algorithme BB précédemment développé [MSB19; Mor+18; Mor19] optimise déjà efficacement la commande, le PS améliore légèrement l'optimisation


 FIGURE 3.7 – Drapeau (*exitflag*) retourné par chaque optimiseur en sortie

et fournit une commande continue.

Le PS, le PSO, et le SA retournent tous le même indicateur de sortie², signalant que l'optimisation de l'objectif ne peut pas être améliorée au-delà d'un seuil de tolérance minimal fixé à 10^{-6} pour la variation de la valeur de la fonction objectif entre deux itérations consécutives³ (voir figure 3.7). L'implémentation du BB est particulier, étant donné qu'il effectue ses calculs sur plusieurs pas de contrôle. L'implémentation du *exitflag* pour le BB est différente par rapport aux autres algorithmes. Cette indication suggère que chacun de ces algorithmes ont convergé, possiblement coincé dans un minimum local, sans pour autant être interrompu par le critère d'arrêt basé sur le nombre maximal d'itérations.

D'après la synthèse des contraintes violées en simulation 3.8, le BB viole le moins la contrainte de SOC batterie minimum, suivi par le PS. En revanche, le PS est l'algorithme respectant le mieux la contrainte de cuve pleine. Les violations d'algorithme s'expliquent par une variation du flux de puissance par rapport aux prédictions.

Charge de calcul

Le nombre d'évaluations de la fonction objectif est un indicateur de la quantité d'itérations requises pour qu'un algorithme converge vers une valeur optimale. Contrairement au

2. *Output Arguments Exitflag* dans la doc de l'algorithme <https://fr.mathworks.com/help/gads/particleswarm.html>

3. <https://fr.mathworks.com/help/optim/ug/tolerances-and-stopping-criteria.html>

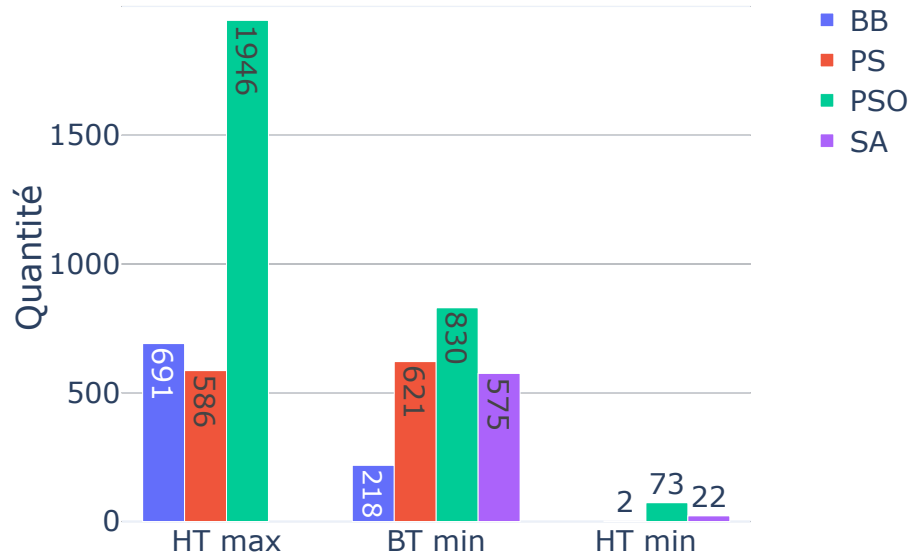


FIGURE 3.8 – Estimation du nombre et des types de contraintes violées par chaque algorithme. Bien que la violation des contraintes soit pénalisée dans la fonction de coût, cette pénalité est maintenue à un niveau modéré afin de permettre à tous les algorithmes d’explorer l’espace de recherche de manière efficace. Il arrive qu’un algorithme propose une commande non réalisable, laquelle est ensuite ajustée lors de la phase de post-optimisation.

temps d’exécution, ce critère est peu affecté par des facteurs externes, tels que l’exécution simultanée d’autres programmes. Selon la figure 3.9, le BB se distingue comme l’algorithme effectuant le plus grand nombre d’évaluations de la fonction objectif, suivi par le PSO, le SA, puis le PS. Le BB manifeste un nombre élevé d’évaluations, particulièrement en début et fin de simulation, périodes durant lesquelles des décisions cruciales sont prises pour le remplissage du réservoir d’hydrogène ou l’alimentation du microréseau. En périodes moins critiques, comme en mai et juin, où les décisions ne sont pas indispensables, le processus de recherche du BB à travers l’arbre de décisions est accéléré, l’activation de la chaîne hydrogène entraînant généralement une dégradation de la fonction objectif.

Critère	BB	PS	PSO	SA
Moyenne	24470	4018	26989	23030
Minimum	1	2306	5000	23001
Médiane	99	2306	18900	23001
Maximum	88865	92000	205300	45756
Total	$1.85 * 10^7$	$2.16 * 10^6$	$1.45 * 10^7$	$1.24 * 10^7$

TABLE 3.5 – Statistique du nombre d’évaluations de la fonction objectif

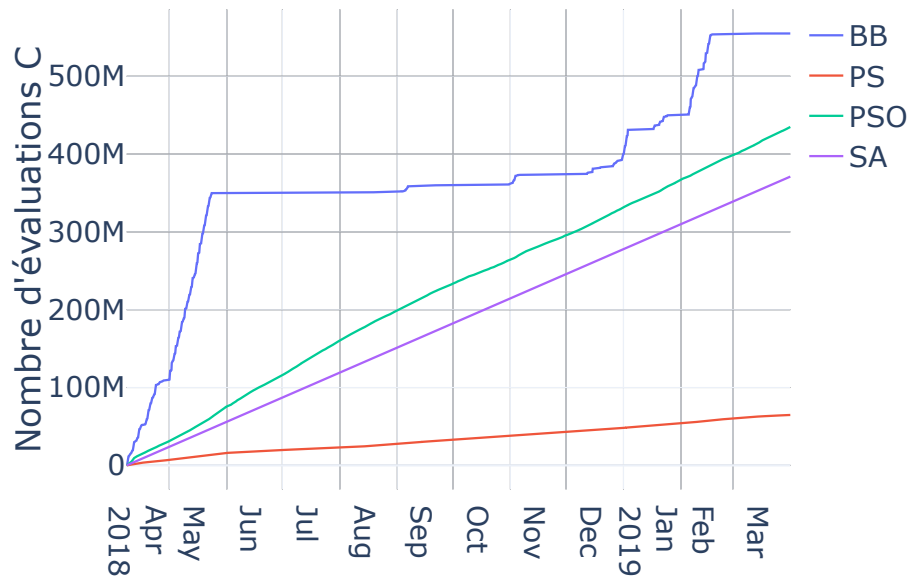


FIGURE 3.9 – Nombre d'évaluations de la fonction objectif en fonction des différents algorithmes de résolutions

La valeur médiane indique que le BB converge souvent rapidement, notamment dans les cas où aucune décision n'est requise pour activer la chaîne hydrogène. Le PS, en moyenne, exige le moins de calculs, suivi par le SA, le BB et finalement le PSO. Le nombre minimal d'évaluations est inférieur pour le BB, suivi par le PS, le PSO et le SA. Ce nombre minimal révèle que le SA, contrairement aux autres algorithmes, peine à converger rapidement même dans des configurations simples. Concernant la médiane, le BB se classe en tête, suivi par le PS, le PSO et le SA. Les valeurs médianes et minimales du PS indique que dans plus de la moitié des cas, le PS converge rapidement. En ce qui concerne la valeur maximale d'évaluations, le SA se montre le plus efficace, suivi par le BB, le PS et enfin le PSO. Le SA semble se trouver piégé dans un minimum local, tandis que le PSO peut exiger un grand nombre d'évaluations, probablement en raison de sa nature basée sur les essaims de particules.

3.2.4 Analyses et discussions

Aucune différence significative n'est observée entre le PS, le PSO et le BB sur la pertinence des commandes prédictives fournies d'après la figure 3.4 et la figure 3.6. Dans le cadre de cette étude sur la gestion de l'énergie, il apparaît que les métaheuristiques ne présentent pas d'avantages significatifs par rapport aux méthodes déterministes. Il est

donc empiriquement plausible de conclure que ces trois algorithmes atteignent en moyenne un vecteur de coût optimal. Par conséquent, ils ne se distinguent pas significativement dans l'optimisation de la fonction objectif. En détail, sur les critères techniques de puissance et d'exploitation des équipements, le BB est légèrement meilleur sur l'usure, le PS sur le stockage et le PSO sur les pertes de puissance. Cela peut être dû à la capacité du BB de diminuer le nombre d'activations grâce à l'activation binaire, au PSO d'explorer l'espace de recherche pour minimiser les pertes et au PS de rechercher autour du vecteur initial nulle des points de fonctionnement bas (recherche locale). En outre, l'algorithme BB présente une précision moindre en raison de sa méthode de discrétisation de l'espace de recherche, qui se limite à quatre options : l'utilisation complète ou nulle de l'électrolyseur ou de la pile à combustible. Cette approche combinatoire ne permet pas au BB d'atteindre une optimisation fine au regard des contraintes. Toutefois, cet algorithme tend à moins enfreindre les contraintes relatives aux batteries, comme le montre la figure 3.8. Ainsi, un algorithme offrant des solutions légèrement sous-optimales démontre une plus grande tolérance face aux erreurs de prédictions et aux incertitudes des paramètres d'entrée, par rapport à un algorithme très précis dans l'optimisation.

En ce qui concerne l'évaluation de la fonction objectif, le PS se distingue très légèrement comme étant le meilleur, comme le montre la figure 3.6. De surcroît, d'après la figure 3.9, le PS se révèle être le moins exigeant en termes de ressources de calcul. Les critères d'arrêt, identiques pour le PS et les métaheuristiques, sont définis par les paramètres par défaut de la boîte à outils MATLAB. Tous les optimiseurs ont généré le même indicateur de sortie, attestant de la conclusion appropriée de leurs algorithmes. Bien qu'il soit possible d'affiner les critères d'arrêt pour les métaheuristiques, ce qui nécessiterait de considérer une grande variété de scénarios, l'écart avec le PS est considérable et peut ne pas être entièrement comblé.

3.3 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons exploré l'optimisation boîte noire de la gestion énergétique dans un microréseau isolé avec stockage hybride et génération renouvelable. L'EMS existant, basé sur une approche de type *Constrained Derivative Free Optimization* (CDFO), utilisait un algorithme *Branch & Bound* pour activer les équipements de manière binaire, ce qui pouvait s'avérer sous-optimal. Notre objectif était d'améliorer la résolution de ce problème en évaluant plusieurs catégories d'optimiseurs sur le même modèle de simulation

boîte noire, non modifiable, fourni par l'industriel.

Nous avons comparé des optimiseurs représentatifs de la CDFO, à savoir le *Branch & Bound* (BB), le *Pattern Search* (PS), le *Particle Swarm Optimization* (PSO), et le *Simulated Annealing* (SA), sur une période de simulation d'une année complète avec des données réelles. L'analyse a été structurée autour de critères d'évaluation telles que la disponibilité énergétique, les pertes d'énergie, l'usure des équipements et la charge de calcul.

Nos résultats ont montré que, bien que le PSO et le PS offraient de légères améliorations avec le passage de la résolution discrète du BB à des résolutions continues (PS, PSO et SA), aucune différence significative n'était observée en termes de performance globale de l'optimisation. Le SA, en revanche, n'a pas réussi à fournir des commandes efficaces et a été le moins performant. Concernant la charge de calcul, le PS s'est avéré être le moins exigeant, suivi du SA, du BB et enfin du PSO.

En conclusion, cette étude a démontré que les métaheuristiques, telles que le PSO et le SA, ne fournissent pas nécessairement de meilleurs résultats que les méthodes déterministes comme le BB et le PS dans le contexte de la gestion d'un microréseau avec un modèle boîte noire. L'algorithme PS est le plus à même de diminuer la charge de calcul tout en fournissant des commandes continues. Cependant, ce type d'algorithme est très sensible au point de départ. Cela peut mener à un piégeage dans un optimum local ou à une augmentation du nombre d'itérations minimale. Une piste d'amélioration peut être de déterminer un bon vecteur initial pour réduire le nombre d'évaluations lors de périodes avec peu de décisions à prendre. De plus, le modèle boîte noire utilisé pour formuler le contrôle peut être plus complexe à manipuler et disposer de peu de formulation classique à intégrer. Une formulation boîte blanche permettrait de disposer de garantie mathématique sur la complexité du problème à évaluer, de formulations classiques des générateurs et des microréseaux [KOW20b] ainsi que de la gestion explicite des variables incertaines. La précision de la modélisation boîte blanche peut être améliorée en prenant en compte plus finement la physique et les contraintes liés au stockage hydrogène.

PLANIFICATION DE L'ÉNERGIE EN FORMULATION BOITE BLANCHE

La planification développée lors de précédents travaux permet de planifier la puissance de l'électrolyseur et de la pile à combustible dans les microréseaux PowiDian avec génération renouvelable. Ce contrôle permet de diminuer les pertes d'énergie et d'usure du système, en discrétisant l'espace de recherche. Cependant, celui-ci devient vite complexe à résoudre avec l'augmentation du nombre de variables de contrôle, lié au nombre d'équipements et à la longueur de l'horizon. De plus, ce contrôle doit pouvoir prendre en compte des dynamiques propres des équipements, être transposable facilement à d'autres microréseaux de l'entreprise sans être spécifique à une architecture ou des équipements, tout en prenant en compte le caractère incertain des puissances consommées et produites. Le chapitre précédent a montré que l'utilisation d'optimiseurs boites noires différents permet d'éviter de discrétiser l'espace de recherche en diminuant légèrement le besoin de calcul. Cependant, les optimiseurs évalués se différencient très peu sur l'amélioration de la fonction objectif avec une optimisation non garantie. De plus, l'état de l'art a montré qu'un autre type de formulation simplifiée était possible. Reprendre une formulation de *Unit Commitment* (UC) *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) en l'adaptant aux problématiques de stockage hydrogène permettrait d'intégrer des problématiques classiques tel que la gestion de l'incertain, de différents types de générateurs, de rampes de puissances (kW/h), les temps min/ max de fonctionnement... Ces formulations sont habituellement appliquées à de grands réseaux électriques interconnectés. Pourtant, dans la littérature, il existe très peu de modélisations MILP pour les microréseaux avec stockages hybride hydrogène et possibilité d'ilotage. Par conséquent, ce chapitre propose une nouvelle formulation MILP du problème d'UC adapté aux microréseaux isolés avec stockage hybride, batterie hydrogène et générations renouvelables. Cette formulation est évaluée en simulation sur une longue période avec des données réelles.

4.1 Formulation du problème d'*unit commitment* pour le stockage de l'hydrogène

L'EMS du microréseau est formulé comme un problème d'engagement d'unités, ou *unit commitment*, linéaire en nombres entiers. Les contraintes sur les charges contrôlables (4.1b) sont formulées de la même manière que pour les générateurs (4.1a) [KOW20b]. Afin de pouvoir résoudre le modèle MILP, les puissances pilotables (batterie, pile à combustible, électrolyseur) sont modélisées avec une paire de variables. Cette paire est constituée d'une variable binaire d'activation de l'unité (*Unit Commitment*) et d'une variable continue pour le réglage de la puissance. La génération renouvelable et la consommation électrique sont des paramètres d'entrée du modèle. Les paramètres (constantes) sont notés en majuscules, les variables en minuscule. Les paramètres sont des constantes d'exploitation telle que la puissance maximale. Ou alors ces paramètres sont déterminés avant le lancement de l'optimisation tel que le besoin brut d'énergie. Les symboles concernant les générateurs sont notés avec g (variable d'optimisation) ou G (paramètres, consignes), les symboles concernant les charges pilotables (*load*) sont notés l ou L . Le temps est noté t , il correspond à la ligne dans le vecteur d'optimisation. Pour des soucis de clarté, le temps est parfois omis.

4.1.1 Aperçu général

Un problème est étroit lorsque les contraintes permettent de réduire grandement l'espace de recherche et compact lorsque le nombre de variables est minimisé [FGL09 ; OAV12 ; MLR13]. Une bonne formulation est un équilibre entre les deux pour garder un problème facile à résoudre.

4.1.2 Générateurs et consommateurs

La puissance minimale de fonctionnement est définie pour les charges (*load*) avec L_i^{MIN} et pour les générateurs avec G_i^{MIN} , en dessous l'équipement ne peut être utilisé. La puissance maximale de fonctionnement est limitée par les paramètres L_i^{MAX} pour les charges et G_i^{MAX} pour les générateurs (4.1a), (4.1b). Les unités sont activées avec les variables binaires (ou indicatrice) d'engagement (*unit commitment*) u_i^g pour les générateurs et u_i^l pour les charges. Pour résoudre l'équation du bilan énergétique dans tous les cas, nous introduisons un générateur virtuel g_u pour la puissance non satisfaite (*unmet*

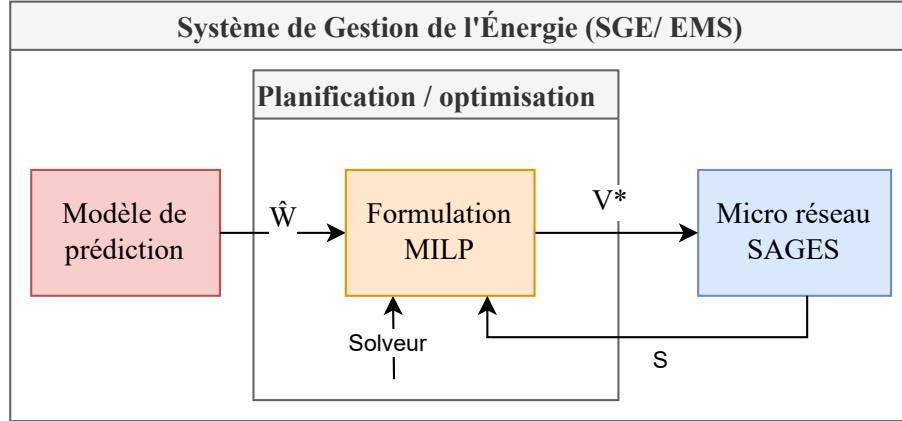


FIGURE 4.1 – EMS avec la formulation boîte blanche. Les valeurs prédites \widehat{W} (puissance produite et consommée) et l'état actuel des stockages S sont utilisés comme paramètre d'entrée la formulation MILP. Cette formulation est résolue par un solveur MILP pour fournir une commande optimale V . Ce contrôle est appliqué en horizon glissant.

power) et une charge virtuelle l_s pour la puissance excédentaire (surplus), limitée par la demande maximale (4.1c) et la puissance disponible maximale (4.1d). Si le microréseau était connecté, la puissance non satisfaite et en surplus pourrait être échangée avec le réseau de distribution. Les contraintes logiques « OU » évite la charge/décharge simultanée de la batterie (4.1e) et la production/consommation d'hydrogène (4.1f). Avec cette formulation, si des équipements devaient être ajoutés, cela correspondrait à l'ajout d'une ligne dans les vecteurs. Les crochets $[]$ indique le numéro de lignes accédé dans le vecteur.

$$G_i^{MIN} u_i^g[t] \leq g_i[t] \leq G_i^{MAX} u_i^g[t]; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.1a)$$

$$L_i^{MIN} u_i^l[t] \leq l_i[t] \leq L_i^{MAX} u_i^l[t]; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.1b)$$

$$0 \leq g_u[t] \leq \min(P_{PV}[t] - P_L[t], 0) \quad (4.1c)$$

$$0 \leq l_s[t] \leq \max(P_{PV}[t] - P_L[t], 0) \quad (4.1d)$$

$$u_{BT}^g[t] + u_{BT}^l[t] \leq 1 \quad (4.1e)$$

$$u_{HT}^g[t] + u_{HT}^l[t] \leq 1 \quad (4.1f)$$

La contrainte (4.2) empêche l'effet de vague, c'est-à-dire les charges/décharges successives alors que de l'énergie est disponible, et rend le problème plus étroit. Le paramètre binaire P_{needed} (4.2a) déterminé avant l'optimisation indique quand l'énergie est requise, c'est-à-dire que la consommation non contrôlée est supérieure à la génération non contrô-

lée. La pile à combustible et la puissance non fournie ne peuvent être activées seulement lorsque ce paramètre est à 1. Inversement, l'électrolyseur ne peut être activé seulement lorsqu'il y a de l'énergie en surplus.

$$\text{Si } P_{PV} - P_L \leq 0 \implies P_{needed} = 1 \quad (4.2a)$$

$$u_{HT}^g \leq P_{needed} \quad (4.2b)$$

$$u_u^g \leq P_{needed} \quad (4.2c)$$

$$u_{HT}^l \leq 1 - P_{needed} \quad (4.2d)$$

4.1.3 Bilan de puissance dans le bus électrique

Le flux de puissance sur le bus électrique est le bilan (4.3) de la production solaire intermittente et de la consommation non contrôlable, additionné de la puissance des générateurs contrôlables et soustrait de la puissance des consommateurs contrôlables. À chaque pas de temps, la puissance injectée et soutirée doit être à l'équilibre.

$$\widetilde{P}_{PV}[t] + g_{BT}[t] + g_{HT}[t] + g_u[t] = \widetilde{P}_L[t] + l_{BT}[t] + l_{HT}[t] + l_s[t] \quad \forall t \in \{1, \dots, H\} \quad (4.3)$$

4.1.4 Bilan d'énergie dans les stockages

L'énergie stockée est obtenue par intégration du flux de puissance entre chaque pas de temps. La constante d'intégration est l'énergie du pas de temps précédent $s_i[t-1]$. La variation est obtenue avec le coefficient de conversion θ_i , la puissance électrique consommée (stockage) l_i sur le bus, la puissance générée g_i et le pas de temps $dt = 0.5h$. La conversion de la batterie θ_{BT} (4.4b) est définie avec le rendement coulombique $\eta_{BT} = \sqrt{0.98}$ et la capacité énergétique $Q_{BT} = 14.7(kWh)$ totale de l'ensemble.

$$s_{BT}[t] = s_{BT}[t-1] + \theta_{BT}^l l_{BT}[t] dt - \theta_{BT}^g g_{BT}[t] dt; \forall t \in \{2, H\} \quad (4.4a)$$

$$\theta_{BT}^l = \frac{\eta_{BT}}{Q_{BT}}; \theta_{BT}^g = \frac{1}{\eta_{BT} * Q_{BT}} \quad (4.4b)$$

4.1.5 Variables indicatrices de démarrages/ arrêts des équipements

Les variables binaires d'activation v et de désactivation w indiquent les démarrages et les arrêts (4.5) des équipements avec la contrainte (4.5a) de fronts montants et descendants. Le OU logique (4.5b) garantit que le composant ne démarre pas et ne s'arrête pas au même moment. L'utilisation de ces variables permet de définir un coût de démarrage et de contraindre le temps minimum et maximum de fonctionnement [KOW20b; CA06; OAV12].

$$u_i^j[t] - u_i^j[t-1] = v_i^j[t] - w_i^j[t]; \forall t \in \{2, \dots, H\}; \forall i \in \{BT, HT\}; \forall j \in \{g, l\} \quad (4.5a)$$

$$v_i^j[t] + w_i^j[t] \leq 1; \forall i \in \{BT, HT\}; \forall j \in \{g, l\} \quad (4.5b)$$

4.1.6 Variables indicatrices des stockages

Les variables indicatrices $full_BT$ et $full_HT$ sont à 1 lorsque la batterie et la cuve hydrogène dépasse les seuils maximaux fixés S_{BT}^{MAX} et S_{HT}^{MAX} . Le passage de seuil est impossible à représenter en programmation linéaire, mais possible en introduisant les nombres entiers avec la méthode du big M¹. Le big M utilisé ici est fixé à deux fois le seuil maximum désiré pour le stockage (4.6a). Cette valeur est suffisamment grande par rapport à celles prises par les variables, mais pas trop pour éviter d'augmenter le temps de résolution avec des relaxations linéaires compliquées. L'implication logique (4.6b) force le passage à 1 des variables $full_BT$ et $full_HT$ respectivement pour la batterie et la cuve à hydrogène. Cette implication est modélisée en inégalité (4.6c) pour être formulée dans le problème. Inversement, $full_BT$ et $full_HT$ sont forcés à faux (0) lorsque le stockage ne dépasse pas le seuil avec l'implication (4.6d), puis modélisés avec l'inégalité (4.6e).

1. <https://docs.mosek.com/modeling-cookbook/mio.html>

$$M_i = 2 * S_i^{MAX}; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.6a)$$

$$s_i > S_i^{MAX} \implies full_i = 1; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.6b)$$

$$s_i[t] - S_i^{MAX}[t] \leq M_i * full_i[t]; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.6c)$$

$$S_i^{MAX} > s_i \implies full_i = 0; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.6d)$$

$$S_i^{MAX}[t] - s_i[t] \leq M_i * (1 - full_i[t]); \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.6e)$$

De la même façon que précédemment, les variables indicatrices $empty_BT$ et $empty_HT$ indiquent si les stockages batterie et hydrogène sont en dessous des seuils minimums fixés S_{BT}^{MIN} et S_{HT}^{MIN} .

$$S_i^{MIN} > s_i \implies empty_i = 1; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.7a)$$

$$S_i^{MIN}[t] - s_i[t] \leq M_i * empty_i[t]; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.7b)$$

$$s_i > S_i^{MIN} \implies empty_i = 0; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.7c)$$

$$s_i[t] - S_i^{MIN}[t] \leq M_i * (1 - empty_i[t]); \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.7d)$$

$$(4.7e)$$

4.1.7 Contraintes souples de stockage

Les variables indicatrices de stockage permettent de définir des contraintes souples de fonctionnement. Avec celles-ci le problème devient faisable lorsqu'un stockage est en dehors de sa consigne de fonctionnement (trop vide ou trop-plein). Ces cas apparaissent lorsque la batterie est utilisée pour réguler la puissance pendant un pas de contrôle ou lorsque la pression dans la cuve varie en dehors des consignes (températures). Avec cette formulation du problème (4.8), l'EMS ramènera l'état des stockages aux valeurs nominales en toute sécurité tout en définissant des contraintes d'exploitation. Pour le MILP la consigne batterie est réglée à $S_{BT}^{MAX} = 99,9\%$ pour activer la variable indicatrice $full_BT$ à 1 dans un intervalle suffisant. Mais la contrainte logique (4.8a) garantie que la batterie ne se charge pas ou que l'électrolyseur ne s'active pas lorsque celle-ci ou celui-ci est pleine

ou plein. De la même manière, le stockage ne peut plus injecter de puissance électrique lorsque son niveau est en dessous du seuil minimal défini (4.8c).

$$u_i^l \vee full_i; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.8a)$$

$$u_i^l + full_i \leq 1; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.8b)$$

$$u_i^g \vee empty_i; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.8c)$$

$$u_i^g + empty_i \leq 1; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.8d)$$

Ensuite avec les contraintes de gestion de surplus et de puissance non fournis. Le surplus est possible si et seulement si tous les stockages sont pleins avec l'implication (4.9a), modélisé avec (4.9b). Ce surplus est gaspillé dans le cas d'un réseau îloté (effacement de production) ou revendu dans le cas d'un réseau connecté. De la même façon, il ne peut y avoir de la puissance non fournie si et seulement si tous les stockages sont vides (4.9c).

$$full_BT \wedge full_HT \implies u_s^l; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.9a)$$

$$2 * u_s^l \leq full_BT + full_HT; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.9b)$$

$$empty_BT \wedge empty_HT \implies u_u^g; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.9c)$$

$$2 * u_u^g \leq empty_BT + empty_HT; \forall i \in \{BT, HT\} \quad (4.9d)$$

4.1.8 Coefficients de conversion non constants pour l'hydrogène

Dans le chapitre précédent, les coefficients de conversion de l'électrolyseur et de la pile à combustible sont considérés à puissance nominale, donc à valeur constante. En réalité, le coefficient de conversion varie en fonction de la puissance de l'équipement. Par conséquent, un écart apparaît pour les basses puissances 4.2. À mi-puissance, l'écart pour l'électrolyseur est de -6% et pour la pile à combustible de $+15\%$. Cela signifie que l'électrolyseur produit légèrement plus d'hydrogène et la pile à combustible consomme légèrement moins d'hydrogène pour la même quantité d'électricité à plus faible puissance.

Pour rester dans un cadre de programmation linéaire, il est nécessaire que toutes

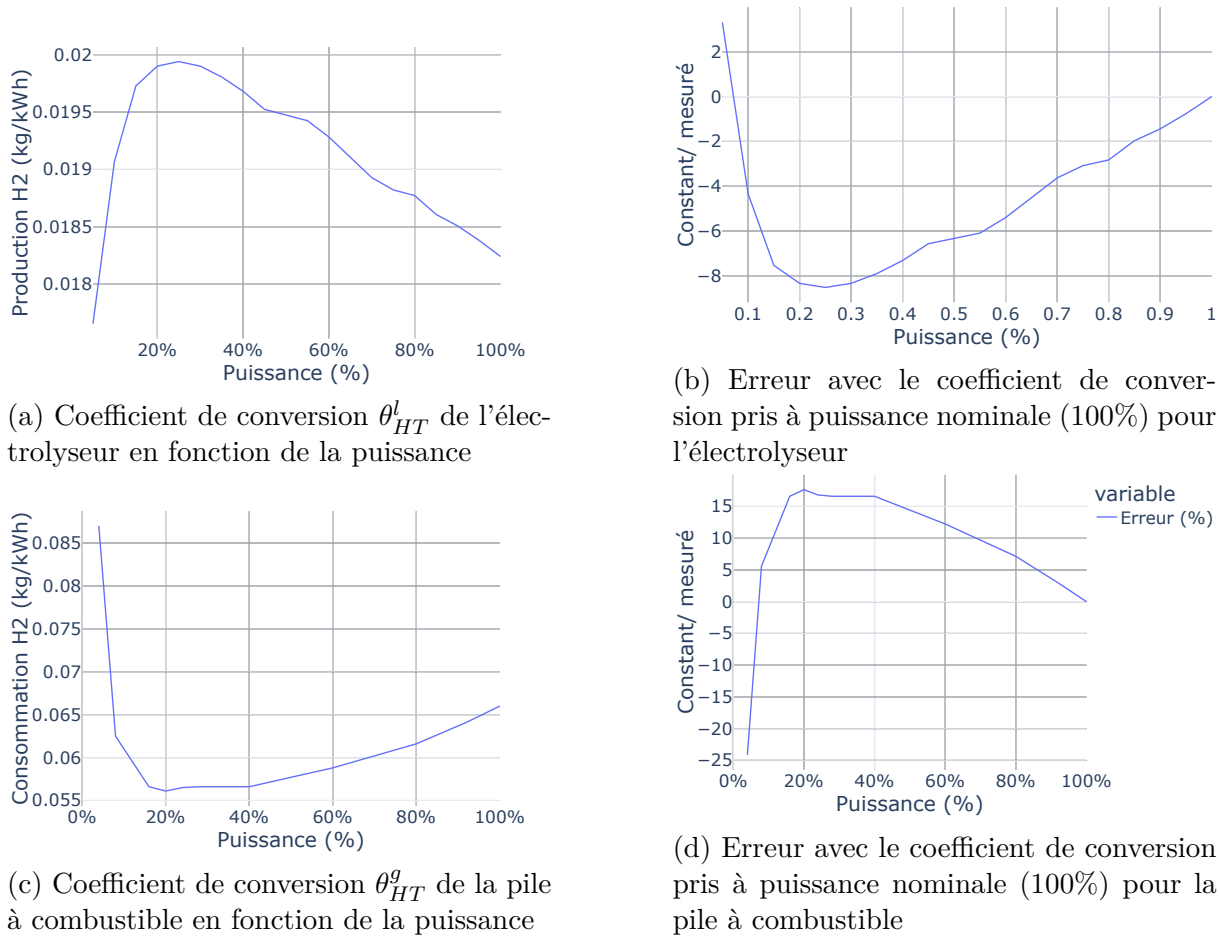
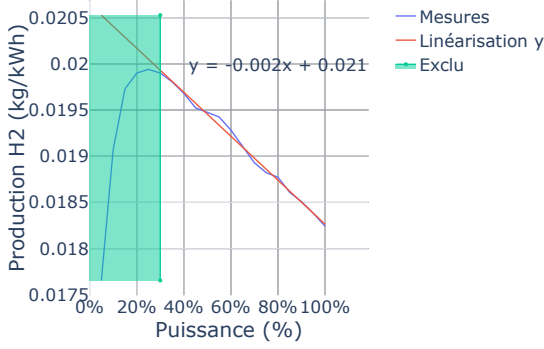


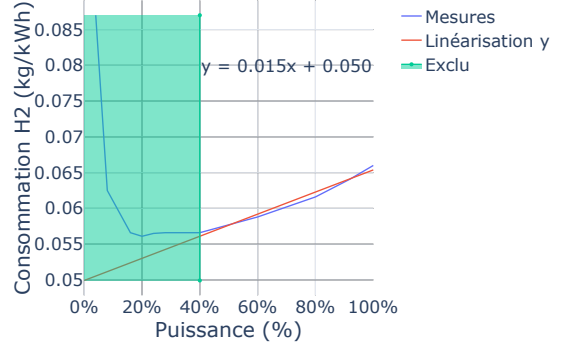
FIGURE 4.2 – Comparaison des coefficients de conversion non constants pour l'électrolyseur θ_{HT}^l et la pile à combustible θ_{HT}^g

les relations modélisées soient linéaires. Par conséquent, il faut linéariser la relation de conversion de l'électricité en hydrogène pour l'électrolyseur et inversement pour la pile à combustible. La linéarisation est appliquée uniquement pour les hautes puissances, à partir de 25% pour l'électrolyseur et 40% pour la pile à combustible. Pour dépasser le seuil d'activation électrochimique et éviter tout dommage à la membrane, les équipements ne fonctionnent jamais à basse puissance. Une linéarisation par morceaux est mise en œuvre, comme pratiquer pour les générateurs thermiques [KOW20b]. Les coefficients de conversions utilisés sont représentés dans la figure 4.3.

Le niveau de stockage hydrogène est obtenu à partir de (2.14) avec un flux d'hydrogène entrant θ_{HT}^l et sortant θ_{HT}^g . Les coefficients de conversion par morceaux dans (4.10b) et (4.10c) sont déterminés à l'aide des courbes de conversion du fabricant. L'erreur du



(a) Courbe du coefficient de conversion θ_{HT}^l de l'électricité en hydrogène en fonction de la puissance pour un électrolyseur, linéarisé à partir de 25%



(b) Courbe du coefficient de conversion θ_{HT}^g de l'hydrogène en électricité en fonction de la puissance pour une pile à combustible, linéarisé à partir de 40%

FIGURE 4.3 – Coefficients de conversion linéarisés

coefficient avec la réalité diminue de -5.2% à 1.4% pour l'électrolyseur et de 14.4% à -5.5% pour la pile à combustible par rapport au coefficient constant tout en maintenant un modèle compact en réutilisant les variables existantes.

$$s_{HT}[t] = s_{HT}[t-1] + \theta_{HT}^l[t]dt - \theta_{HT}^g[t]dt; \forall t \in \{2, H\} \quad (4.10a)$$

$$\theta_{HT}^l[t] = \left(\theta_{HT}^{a-l} \frac{l_{HT}[t]}{L_{HT}^{MAX}} + \theta_{HT}^{b-l} * u_{HT}^l[t] \right) L_{HT}^{MAX} \quad (4.10b)$$

$$\theta_{HT}^g[t] = \left(\theta_{HT}^{a-g} \frac{g_{HT}[t]}{G_{HT}^{MAX}} + \theta_{HT}^{b-g} * u_{HT}^g[t] \right) G_{HT}^{MAX} \quad (4.10c)$$

4.1.9 Fonction de coût et stratégie suivi de charges

$$\min_{v_i, u_i, g_i, l_i} \sum_{t=1}^H \left(\sum_{i \in \{u_{BT}^g, u_{HT}^l, u_{HT}^g\}} C_{time}^i dt * u_i[t] + \sum_{i \in \{v_{BT}^g, v_{HT}^l, v_{HT}^g\}} C_{UP}^i v_i[t] \right) \quad (4.11)$$

$$+ \sum_{t=1}^H \left(C_{BT}^G g_{BT}[t] + C_{HT}^G g_{HT}[t] + C_U^G g_u[t] + C_{HT}^L l_{HT}[t] + C_s^L l_s[t] \right) dt$$

$$\text{s.t. } (4.1), (4.2), (4.3), (4.4), (4.5), (4.6), (4.7), (4.8), (4.9), (4.10)$$

Le problème MILP d'*Unit Commitment* formulé ici minimise le coût économique de l'énergie sur l'horizon considéré. Le problème MILP représente une stratégie de dispatch de

Paramètres	Valeurs
Dépenses initiales en capital $CAPEX_{BT}^g$	1600€
Dépenses initiales en capital $CAPEX_{HT}^l$	7500€
Dépenses initiales en capital $CAPEX_{HT}^g$	10000€
Nombre de démarrages garantie batterie $NSTARTS_{BT}^g$	3000 cycles
Nombre de démarrages garantie électrolyseur $NSTARTS_{HT}^l$	5000 cycles
Nombre de démarrages garantie pile à combustible $NSTARTS_{HT}^g$	5000 cycles
Durée de vie garantie batterie $LIFETIME_{BT}^g$	30000 h
Durée de vie garantie électrolyseur $LIFETIME_{HT}^l$	2000 h
Durée de vie garantie pile à combustible $LIFETIME_{HT}^g$	3000 h
Coût de la génération renouvelable C_{GEN}	0.25 € / kWh
Coût de l'énergie non fourni C_U^G	1000 € / kWh
Coût de l'énergie en surplus C_S^L	0 € / kWh
Coût de démarrage $C_{UP}^{BT} = \frac{CAPEX_{BT}^g}{NSTARTS_{BT}^g}$	0.53€ / cycle
Coût de démarrage $C_{UP}^{HT-l} = \frac{CAPEX_{HT}^l}{NSTARTS_{HT}^l}$	1.5€ / cycle
Coût de démarrage $C_{UP}^{HT-g} = \frac{CAPEX_{HT}^g}{NSTARTS_{HT}^g}$	2€ / cycle
Coût de remplacement horaire batterie $C_{time}^{BT} = \frac{CAPEX_{BT}^g}{LIFETIME_{BT}^g}$	0.0533 € / h
Coût de remplacement horaire électrolyseur $C_{time}^{HT-l} = \frac{CAPEX_{HT}^l}{LIFETIME_{HT}^l}$	3.75 € / h
Coût de remplacement horaire pile à combustible $C_{time}^{HT-g} = \frac{CAPEX_{HT}^g}{LIFETIME_{HT}^g}$	3.33 € / h
Efficacité coulombique batterie η^{BT}	$\sqrt{0.98}$
Efficacité électrolyseur η^{HT-l}	0.6
Efficacité pile à combustible η^{HT-g}	0.4
Coût des pertes batterie $C_G^{BT} = (1 - \eta^{BT}) * C_{GEN}$	0.0025 €
Coût des pertes électrolyseur $C_G^{HT-l} = (1 - \eta^{HT-l}) * C_{GEN}$	0.1 €
Coût des pertes pile à combustible $C_G^{HT-g} = (1 - \eta^{HT-g}) * C_{GEN}$	0.15 €

TABLE 4.1 – Paramètres de la formulation MILP

type suivi de charges² [KOW20b]. Ce coût de l'énergie inclut le temps de fonctionnement des composants avec le coût de l'équipement sur la durée de vie garantie C_{time} , C_{UP} le coût de l'équipement sur le nombre de démarrages garantis, C_U^G la puissance non satisfaite (pénalité ou revente), C_S^L la puissance en surplus (revendue ou perdue), C_i^G et C_i^L le coût de remplacement de l'équipement i ³. Les paramètres sont dans le tableau 4.1.

2. https://support.ul-renewables.com/homer-manuals-pro/load_following_strategy.html

3. https://support.ul-renewables.com/homer-manuals-pro/generator_hourly_replacement_cost.html

4.2 Expériences numériques

4.2.1 Solveurs et algorithmes de résolution pour la résolution de problèmes MILP (*Mixed Integer Linear Programming*)

Critère	GLPK	COIN-OR CBC	HiGHS	Gurobi
Support	Communauté	Communauté	Communauté	Professionnel
Méthodes linéaires	S, IP	S, IP	S, IP [HH18]	S, IP, H
Méthodes discrètes	BC	BC, H	BP [HH18]	Branch
Performances	Moyennes	Bonnes	Très bonnes	Excellentes
Licence	OS GPL	OS EPL	OS MIT	Commercial

TABLE 4.2 – Comparaison des caractéristiques de différents solveurs MILP et des principaux algorithmes utilisés

S : Simplex, IP : Interior-Point, H : heuristiques, BC : Branch-and-Cut, BP : Branch-and-Price, OS : Open Source

Un problème MILP est formulé via un langage de modélisation, puis traduit pour être fourni au solveur. Les solveurs MILP sont des outils logiciels qui implémentent et combinent de différentes façons les méthodes combinatoires et linéaires. La performance des solveurs varie en fonction de la qualité de leur implémentation et de l'adéquation de la méthode avec le type de problème traité. Le tableau 4.2 propose une synthèse qualitative de plusieurs solveurs classiques. Tous les solveurs utilisent pour la résolution linéaire à la fois une méthode de simplexe et une méthode *Interior-point* (IP). Le solveur GLPK (GNU Linear Programming Kit)⁴ est ancien, open source et souvent distribué avec l'environnement de modélisation, mais ses performances sont en retrait par rapport aux autres solveurs. Le solveur CBC (Coin-or Branch and Cut)⁵ s'appuie sur le solveur linéaire Clp⁶ auquel un solveur combinatoire *Branch-and-Cut* est ajouté, ses performances sont meilleures que celles de GLPK. Le solveur open source HiGHS⁷ est récent et est considéré parmi les plus performants des solveurs open source pour résoudre les problèmes linéaires de grandes tailles [Par+22]. Enfin, le solveur commercial Gurobi⁸ est vendu avec une licence d'utilisation et offre un support professionnel. Il implémente plusieurs stratégies telles que la réduction de la taille du problème en préoptimisation, la détection

4. <https://www.gnu.org/software/glpk/>

5. <https://coin-or.github.io/Cbc/intro.html>

6. <https://coin-or.github.io/Clp/basicmodelclasses>

7. <https://ergo-code.github.io/HiGHS/dev/>

8. <https://www.gurobi.com/solutions/gurobi-optimizer/>

rapide d'infaisabilité, l'hybridation des techniques précédentes, des heuristiques et d'autres méthodes non divulguées. Lorsque ces solveurs convergent, ils calculent la même solution, car ils sont déterministes et sont des optimiseurs globaux. La différence entre ces solveurs se fait sur la vitesse d'exécution. Il est par conséquent le plus performant. Le choix d'un solveur s'effectue en fonction du type de problème, de la licence d'utilisation et de la performance de résolution désirée.

4.2.2 Configuration

Le but est d'évaluer la formulation en problème MILP pour le contrôle prédictif de la gestion d'énergie sur microréseau isolé. Comme au chapitre précédent, ce contrôle est évalué sur la simulation MATLAB avec un an de données réelles de consommation et de production. Nous comparons les résultats avec l'optimiseur continu *Pattern Search* du chapitre précédent. Le modèle MILP est décrit avec le langage algébrique Pyomo (Python) et le solveur utilisé pour la résolution du problème linéaire est Gurobi Optimizer (version 10.0.0)⁹. Nous configurons la simulation pour optimiser les commandes sur un horizon glissant de 12 heures avec un pas de temps de 0,5 heure ($H=24$). Le contrôle prédictif est « glissé » sur l'année d'étude avec les données de simulations.

4.2.3 Critères d'analyses

Le premier critère porte sur la disponibilité énergétique de la station, évaluée à travers la quantité d'énergie non fournie, le niveau de charge de la batterie et le remplissage de la cuve à hydrogène. Le deuxième critère concerne les pertes d'énergie. Le troisième critère prend en compte l'usure de la station, mesurée par le temps de fonctionnement, le nombre de démarrages et la puissance moyenne d'utilisation. Enfin, le critère de respect de contrainte est utilisé pour vérifier quelle formulation (boîte blanche ou boîte noire) respecte le mieux le domaine de fonctionnement. Les résultats de l'algorithme PS sont retenus pour comparer la formulation boîte noire à la formulation boîte blanche. Pour la vitesse de résolution, l'algorithme du BB est retenu.

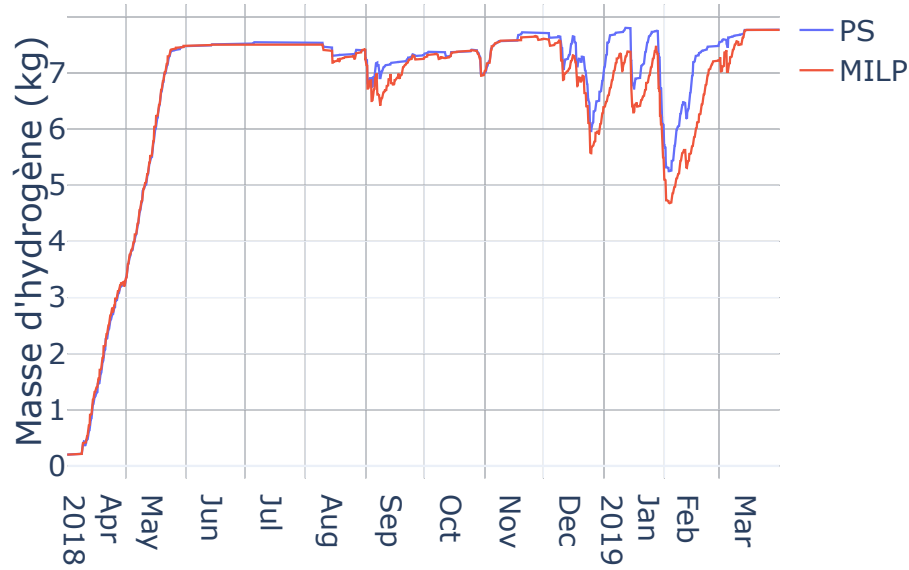


FIGURE 4.4 – Masse d’hydrogène stockée dans la cuve avec le PS et le MILP

Critère	PS	MILP
s_{BT} SOC (%) moyen	74.4	70.8
s_{BT} SOC (%) minimal	12.8	10.7
s_{BT} SOC (%) médian	76.6	72.2
s_{HT} (kg) moyenne	6.75	6.58
s_{HT} (kg) minimum	0.20	0.20
s_{HT} (kg) médian	7.41	7.29
s_{HT} (kg) maximum	7.80	7.76

TABLE 4.3 – Statistique du stockage annuel avec le PS et le MILP

4.2.4 Résultats

Quantité d’énergie stockée

D’après la figure 4.4, la quantité d’hydrogène stockée au début de l’année est quasi identique entre le MILP et le PS. Cependant, en septembre, décembre, janvier et février, un décrochage du MILP est observé par rapport au PS, rattrapé par la suite. Avec l’analyse statistique 3.1, en moyenne, il y a 2,5% d’hydrogène en plus avec le PS et une médiane 1,6% plus favorable au PS. Sur le stockage batterie, en moyenne celui-ci est supérieur de 5% avec le PS, avec des valeurs qui restent cependant élevées. Le SOC minimal est 2% plus élevé avec le PS.

9. <https://www.gurobi.com/documentation/10.0/refman/index.html>

Énergie non fournie

Critère	PS	MILP
Puissance maximale (W)	0	0
Nombre de pas de temps avec défaut	0	0

TABLE 4.4 – Statistique de la puissance non fournie avec le PS et le MILP

Les deux algorithmes parviennent à opérer le microréseau électrique correctement sans provoquer de blackout et de période sans énergie fournie. La station est correctement dimensionnée pour ce type de contrôle.

Pertes de conversion

Critère	PS	MILP
Moyenne (W)	384	423
Médiane (W)	359	409
Maximale (W)	780	901
Énergie perdue (kWh)	3364	3707

TABLE 4.5 – Statistique de la puissance dissipée avec le PS et le MILP

Les pertes de conversion sont en moyenne 10% plus élevées avec le MILP qu'avec le PS. Ce pourcentage est retrouvé dans l'énergie totale perdue dans la chaîne de conversion sur l'année.

Usages des équipements

Critère	PS	MILP
Puissance EL moyenne (W)	1790	2197
Puissance EL médiane (W)	1896	2470
Nombre d'heures de fonctionnement EL (h)	529	509
Nombre de démarrages EL	482	516
Puissance FC moyenne (W)	1120	1455
Puissance FC médiane (W)	829	1132
Nombre d'heures de fonctionnement FC (h)	114	83
Nombre de démarrages FC	258	172

TABLE 4.6 – Statistiques d'usage des équipements avec le PS et le MILP

D'après le tableau de statistiques 4.3, l'électrolyseur et la pile à combustible sont réglés à une puissance plus élevée par le MILP. En conséquence, l'électrolyseur et la pile à combustible fonctionnent respectivement 4% et 37% de temps en moins. Le MILP initie le démarrage de l'électrolyseur 7% de fois en plus, mais celui de la pile à combustible 50% de fois en moins. Ainsi l'algorithme MILP fatigue donc moins la chaîne hydrogène.

Nombre de contraintes violées

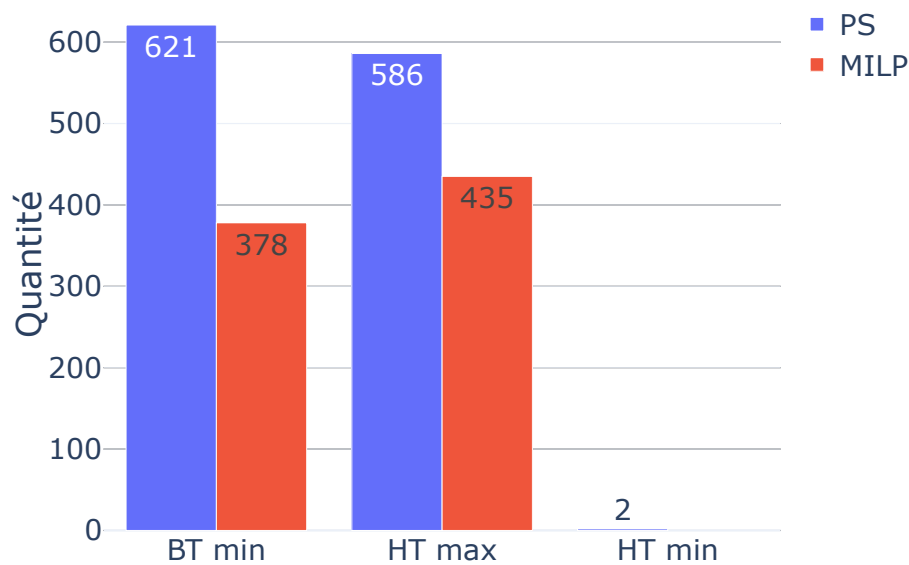


FIGURE 4.5 – Estimation en simulation du nombre et des types de contraintes violées par l'algorithme PS et MILP

Il n'y a pas de différence sur la sortie de l'optimiseur entre le MILP et le PS. Dans la formulation en boîte noire, toute violation de contrainte est pénalisée dans la fonction objectif. Cette pénalité est cependant modérée afin de maintenir un espace de recherche exploitable par tous les algorithmes. En ce qui concerne la formulation en boîte blanche, le modèle de simulation est simplifié. Il se peut que certaines commandes issues des deux formulations ne respectent pas les contraintes lors de la simulation. Afin de prévenir cela, une estimation des violations de contraintes est réalisée avec le modèle de simulation. Comme le souligne le graphique 4.5, il apparaît que les contraintes liées au niveau minimum de la batterie et à l'état de remplissage (plein ou vide) de la cuve à hydrogène seraient susceptibles d'être plus fréquemment enfreintes dans le cas de l'utilisation du PS, si les commandes étaient mises en œuvre telles quelles.

Évaluations de la fonction objectif et des critères d'optimisation avec le MILP

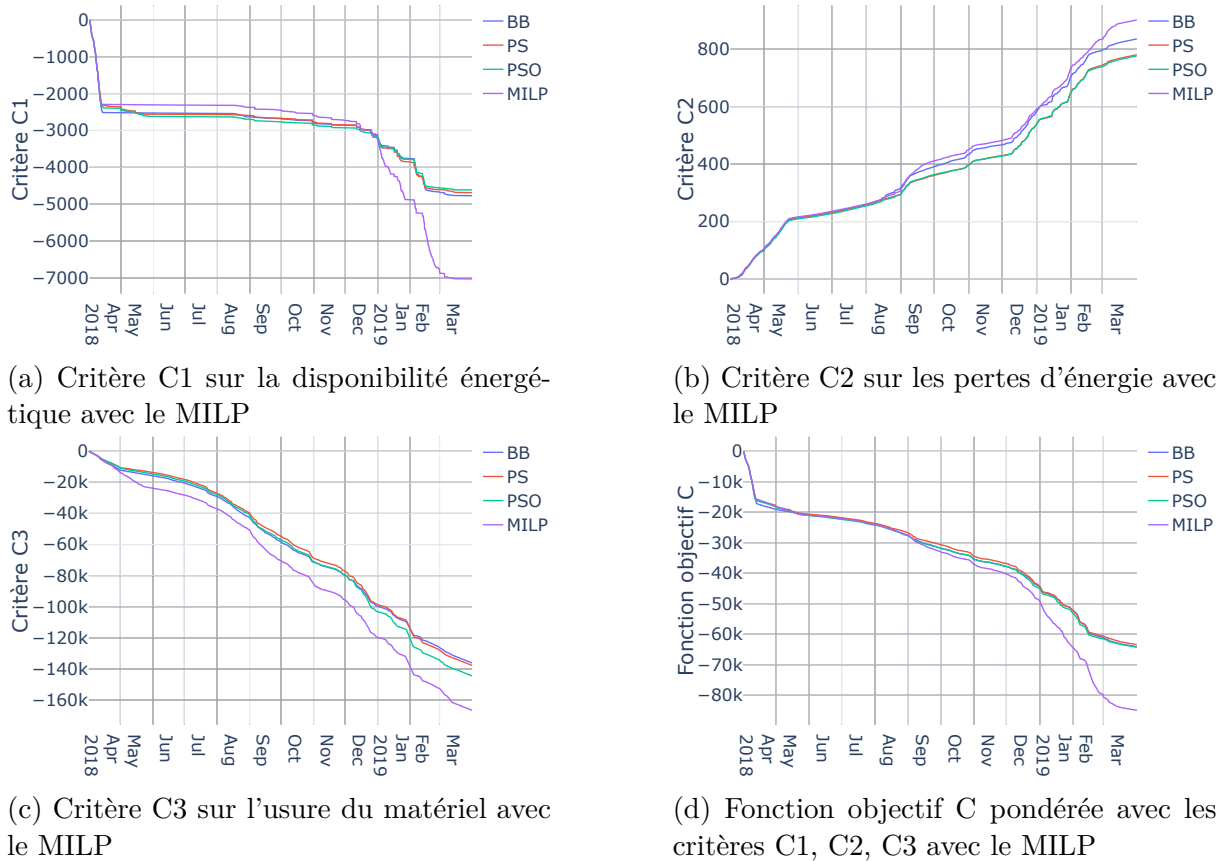


FIGURE 4.6 – Évaluations de la fonction objectif boîte noire avec toutes les formulations sur l'horizon de simulation

Pour améliorer la comparaison des commandes obtenues avec le MILP, la fonction objectif du chapitre précédent a été réutilisée. Bien que le MILP optimise une fonction de coût différente, cette comparaison offre un aperçu utile des performances des différentes formulations. En termes de critère C1, qui se concentre sur la disponibilité énergétique, le MILP excelle jusqu'en décembre, mais rencontre des difficultés pendant les périodes où la cuve d'hydrogène est légèrement moins remplie. Concernant le critère C2, orienté sur la minimisation des pertes énergétiques, les formulations PS et PSO se distinguent comme étant les plus efficaces, suivies de près par le BB, puis le MILP. Pour ce qui est du critère C3, lié à l'usure des équipements, les algorithmes PS et BB se révèlent être les plus adaptés, suivis du PSO et ensuite du MILP.

Lorsqu'il s'agit d'évaluer la fonction objectif globale C, qui combine tous les critères

mentionnés, les formulations BB, PS et PSO affichent des performances très proches, tandis que le MILP, bien qu'efficace, se trouve légèrement en retrait, avec des performances inférieures d'environ 28% à la fin de l'année. Cette différence s'explique en partie par le fait que le MILP n'intègre pas directement la fonction de coût comprenant ces critères spécifiques. Dans le cas où un problème infaisable est détecté par le MILP, le mécanisme de l'EMS décrit au chapitre précédent est utilisé. Néanmoins, l'EMS pallie ce problème grâce au mécanisme décrit au chapitre précédent qui consiste à choisir la meilleure commande entre la précédente et le vecteur nul. Ce système garantit ainsi une continuité dans la gestion énergétique, même en présence de contraintes liées à la formulation MILP.

Temps d'exécution des différentes formulations et algorithmes

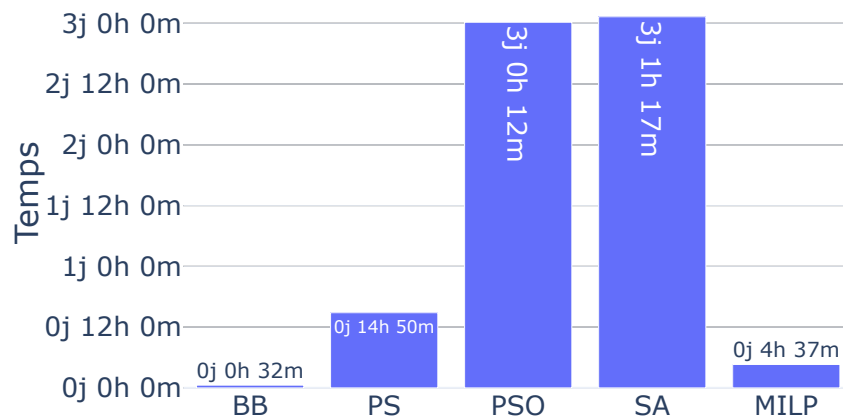


FIGURE 4.7 – Temps de simulation pour toutes les formulations en totale de jours, heures, minutes

Le temps de simulation total pour chaque algorithme est affiché dans la figure 4.7. L'algorithme purement combinatoire BB adapté sur ce problème [Mor19] est le plus rapide. La formulation boîte blanche avec le solveur commercial MILP combinatoire et continue se classe seconde. La formulation boîte noire avec l'algorithme continue PS est troisième, suivi par l'algorithme PSO puis SA.

Temps d'exécution cumulé pour les deux formulations les plus rapides

La durée d'exécution de l'EMS, utilisant les deux formulations les plus rapides présentées dans le manuscrit, est illustrée dans la Figure 4.8. Comme les ordres de grandeur des temps d'exécution pour le BB et le MILP sont différents, deux axes sont utilisés pour

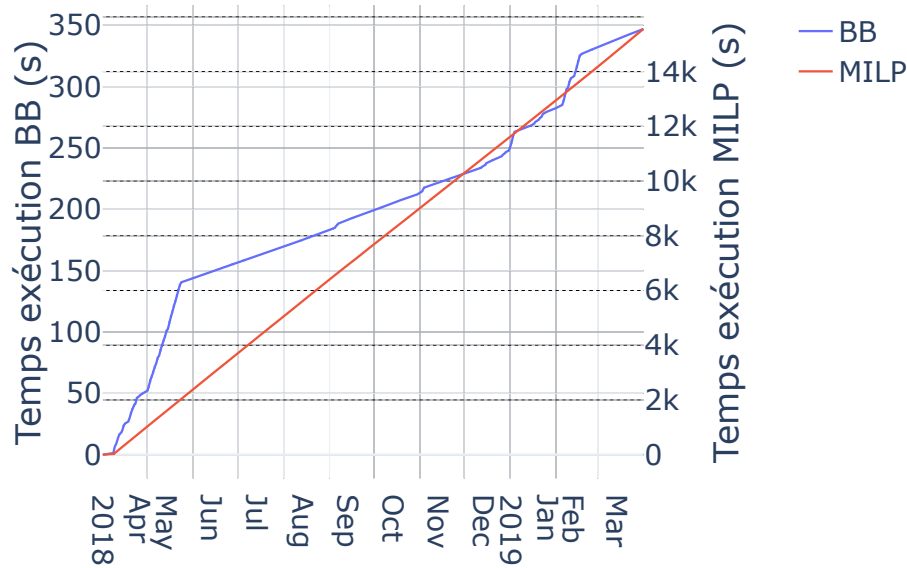


FIGURE 4.8 – Durée d'exécution cumulée de l'EMS pour les deux formulations les plus rapides, le BB et le MILP

faciliter la comparaison des courbes. La courbe du BB montre une forte dépendance au nombre de décisions nécessaires pour gérer l'électrolyseur et la pile à combustible (voir figure 4.4), notamment durant les mois d'avril, mai et février. En l'absence d'actions requises pour activer la chaîne hydrogène, le processus de résolution est plus rapide. En revanche, le temps de résolution avec la formulation MILP reste linéaire, indépendamment des opérations de pilotage à effectuer sur la chaîne hydrogène.

4.2.5 Analyses et discussion

Le contrôle prédictif basé sur le MILP arrive à remplir correctement la cuve hydrogène de la même façon que les algorithmes boîte noire. Cependant, parfois durant l'année, un décrochage du stockage est observé sur la quantité d'hydrogène et le niveau des batteries. L'hydrogène est plus rapidement consommé en période de demande et le stock est reconstitué un peu moins vite. Cependant, cette différence reste légère, la formulation MILP parvient à remplir correctement les batteries et la cuve hydrogène. Il n'y a en effet aucune puissance non fournie (*unmet power*) pour les deux formulations (voir tableau 4.4). Les divergences observées découlent essentiellement des fonctions objectifs distinctes définies dans les deux formulations différentes.

En revanche, les pertes dans les moyens de conversion et de stockage sont plus élevées

avec le MILP. Les relations sont linéarisées et certaines consommations telles que celles des auxiliaires de ventilation ne sont pas prises en compte. Ce résultat est dû au modèle très simplifié de la station, qui ne permet pas d'optimiser finement les pertes. Cela mène à une légère dégradation de l'énergie stockée par la station, sans que cela soit préjudiciable à la disponibilité énergétique. Le PS est plus précis avec le modèle de simulation intégré, mais ce résultat est biaisé. Sur une station réelle, il y aura nécessairement des écarts entre le modèle et la réalité. Les performances du PS sont très certainement surestimées dans ce cas d'étude.

En outre, la formulation MILP viole moins fréquemment les limites de charges minimale et de capacité maximale du réservoir d'hydrogène par rapport à la formulation en boîte noire avec l'algorithme PS, comme l'indique la figure 4.5. Ces écarts résultent d'erreurs dans les prévisions sur l'horizon de contrôle. En effet, un décalage peut survenir entre la prédiction du flux de puissance et son application, en raison d'événements imprévisibles tel que le changement de couverture nuageuse ou le comportement des utilisateurs. Ainsi, le MILP montre une meilleure tolérance aux erreurs de prédictions par rapport au PS. Paradoxalement, une méthode de résolution très précise associée à une modélisation fidèle du système, à l'instar du PS en boîte noire, est plus vulnérable aux erreurs de prévision. La précision poussée de l'optimisation la rend sensible à toute variation des paramètres d'entrée. En revanche, des approches moins précises, comme le BB ou le MILP, évitent de s'approcher trop près des contraintes. Bien qu'elles puissent légèrement surdimensionner la fourniture d'énergie, ces méthodes tolèrent mieux les erreurs de prédictions. Toutefois, il convient de nuancer ces observations en soulignant qu'elles ont été constatées spécifiquement dans le cadre de notre étude de cas.

L'évaluation de la fonction de coût du chapitre précédent offre un indicateur, certes favorable aux modèles boîtes noires, pour quantifier la contribution de la formulation MILP figure 4.6. Bien que la formulation MILP semble moins performante que les formulations boîtes noires, cette différence s'explique par le fait que la fonction de coût diffère entre les deux. Néanmoins, le MILP réussit à fournir des commandes cohérentes.

La durée des simulations varie significativement entre les différentes formulations et algorithmes (voir figure 4.7). Le BB se distingue par sa rapidité, ne nécessitant que trente minutes pour une simulation complète. Cette efficacité est due à l'adaptation de l'algorithme original aux spécificités du problème. La simulation utilisant le MILP, en revanche, se termine en moins de cinq heures, une durée qui est impactée par l'interfaçage MATLAB et Python. L'algorithme PS requiert environ une demi-journée pour son exécution, alors

que les algorithmes PSO et SA exigent plusieurs jours.

Par ailleurs, la tendance observée dans la courbe représentant la durée d'exécution de l'EMS avec la formulation boîte noire BB et boîte blanche MILP, comme illustré dans la figure 4.8, suggère que la complexité de résolution du BB dépend grandement du nombre de décisions à prendre. À l'inverse, la formulation MILP présente un temps de résolution linéaire, indépendamment de l'état du système. Ce facteur de temps de calcul pour le MILP est particulièrement pertinent pour des applications à plus grande échelle avec davantage d'équipements et un réseau électrique plus complexe. En effet, le BB peut se trouver rapidement dépassé dans des situations avec lesquelles de nombreuses décisions sont requises.

Bien que le BB affiche une performance importante avec l'évaluation de la fonction de coût, il est important de noter que la formulation testée ne comprend que peu d'équipements à contrôler sur un horizon temporel relativement court. Or, il existe un risque d'explosion combinatoire. Cette approche discrète est sujette à une complexité exponentielle avec l'augmentation du nombre de variables. Le temps d'exécution du BB s'accroît avec l'augmentation du nombre de décisions à prendre. En revanche, les algorithmes PS, PSO, et SA sont des algorithmes de résolution continus, tandis que la formulation MILP gère à la fois des aspects combinatoires et continus. La prise en compte de ces deux types de variables permet de piloter efficacement les composants en ce qui concerne le démarrage et le réglage en puissance. De plus, la formulation MILP est simplifiée, mais parvient tout de même à piloter efficacement le réseau tout comme les autres formulations boîte noire. Cela permet de répondre à l'interrogation soulevée par [Mor19], l'utilisation d'une formulation simplifiée permet de fournir des commandes pertinentes à la station d'énergie.

La formulation MILP est largement reconnue comme un standard dans la gestion de l'énergie, notamment pour l'engagement d'unités dans les réseaux électriques [KOW20b]. Elle offre une formulation efficace pour aborder divers enjeux rencontrés par les opérateurs dans la gestion des générateurs électriques. Un large éventail de formulations et de solveurs adaptés à ces problématiques est disponible, renforçant ainsi son applicabilité. En conclusion, la formulation MILP pour les microréseaux avec stockage d'hydrogène se révèle être un choix judicieux en termes de formulation, d'adaptabilité et de charges de calculs. Elle optimise efficacement les commandes appliquées au microréseau tout en offrant un bon équilibre entre le temps d'exécution, formulation générique dans l'industrie de l'énergie et capacités à contrôler un plus grand nombre d'équipements. La formulation MILP permet également de disposer d'un modèle plus facilement « explicable », sans

recours à un modèle de simulation complexe à investiguer.

Les limites de cette étude résident principalement dans les données utilisées pour la génération et la consommation, qui peuvent ne pas être entièrement représentatives du microréseau. Par ailleurs, le réseau étudié est composé d'un nombre limité de composants. Il serait judicieux d'envisager l'intégration de davantage de composants contrôlables pour vérifier si la formulation MILP s'adapte efficacement à une échelle plus grande, sans entraîner une augmentation significative des temps de calcul.

4.3 Conclusion du chapitre

En conclusion, ce chapitre apporte une contribution dans la reformulation du modèle de gestion d'énergie dans les microréseaux en intégrant des systèmes de stockage hybrides batteries-hydrogène. La principale contribution réside dans le développement d'une formulation *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) pour le problème d'*unit commitment*, adaptée aux spécificités des systèmes de stockage hydrogène et aux dynamiques d'équipements. Ce modèle MILP boîte blanche offre une approche déterministe et explicite par rapport aux formulations boîtes noires examinées dans le chapitre précédent. Ce modèle boîte blanche est repris de ceux utilisés pour les grands réseaux électriques en le spécifiant pour les contraintes d'exploitation rencontrées sur les microréseaux isolés. En particulier, le modèle traduit et intègre directement la logique de gestion des états des stockages et de l'îlotage dans les contraintes. Ce modèle intègre également les particularités des systèmes de stockage hydrogène, telles que le remplissage des réservoirs et la non-constance de conversion des piles à combustible et des électrolyseurs. De plus, il présente l'avantage d'être adaptable à différents types de microréseaux.

Les expériences numériques démontrent que le modèle MILP gère efficacement l'énergie, en minimisant les pertes et en optimisant le remplissage des systèmes de stockage. Ce modèle présente l'avantage de réduire l'usure des équipements en les sollicitant de manière moins fréquente, mais plus intense que le PS, contribuant ainsi à prolonger la durée de vie des composants du système. D'autre part, l'optimiseur PS, avec son modèle en boîte noire très détaillé, se révèle plus efficace pour le remplissage du stockage et la réduction des pertes. Néanmoins, il convient de noter que le modèle en boîte noire du PS est identique à celui utilisé pour la simulation. Dans un microréseau réel, ce modèle serait inévitablement moins précis, réduisant ainsi l'écart de performance entre le MILP et le PS. Cet écart semble bien géré par le contrôle MILP.

Pour concilier l'utilisation de formulations classiques dans l'industrie de l'énergie et disposer d'un solveur capable de combiner des choix combinatoires (sélection des composants) et continus (réglage des points de puissance), l'utilisation de la formulation MILP est recommandée. Cette approche permet une gestion optimisée et adaptable des microréseaux électriques. Il convient de tester les formulations proposées avec plus de composants pour évaluer la possibilité de passages à l'échelle, sans augmenter significativement les temps de calcul.

En termes de perspectives, ce chapitre ouvre la voie à des améliorations futures, notamment en intégrant plusieurs types de bus d'énergie (électrique, thermique...) et de composants (générations, conversions). La formulation reprise des grands réseaux électriques [KOW20b] adapté aux microréseaux permet d'introduire facilement des problématiques telles que le temps de fonctionnement minimum ou l'optimisation de portefeuille. Le modèle MILP proposé peut également être enrichi par la gestion des erreurs de prédictions, ce qui est crucial pour adresser des situations imprévues comme le passage inattendu de nuages pouvant impacter négativement la valeur de la fonction objectif. Dans ce contexte, des approches telles que l'optimisation robuste [Ber+13; GZ18; NY18], l'optimisation stochastique [Cao+21] et la réserve de puissance [KOW20b] sont pertinentes, en considérant l'aspect stochastique des énergies renouvelables et de la consommation. Cependant, l'optimisation avec prise en compte de l'incertain peut grandement augmenter la complexité de calcul de la formulation. Les contraintes souples introduites ici permettent de gérer une batterie vidée ou remplie au-delà de la consigne de fonctionnement du MILP sans rendre le problème infaisable comme cela serait le cas avec l'utilisation de bornes strictes.

Ce chapitre propose une formulation boîte blanche pour la gestion d'énergie dans les microréseaux îlotés avec stockage hydrogène. La modélisation proposée comble certaines lacunes concernant la modélisation du stockage hydrogène et batterie, tout en prenant en compte le caractère non constant de la conversion de la chaîne hydrogène. Les contraintes flexibles proposées permettent de définir des consignes de remplissage dépassables en cas de génération ou de consommation plus forte que prévu. La formulation MILP simplifiée parvient à gérer correctement le microréseau, sans intégrer le modèle de simulation complet du microréseau.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Synthèse des chapitres

Les microréseaux électriques considérés dans cette étude permettent d'alimenter des utilisateurs isolés du réseau de distribution en intégrant la génération renouvelable solaire, un stockage à court terme via des batteries et un stockage à long terme utilisant la chaîne hydrogène pour gérer l'intermittence. Cette dernière comprend des électrolyseurs, un réservoir à hydrogène et des piles à combustible. L'enjeu est l'obtention de commandes de puissance des équipements (électrolyseur, pile à combustible) pour optimiser les critères telles que l'énergie fournie, stockée, les pertes et l'usure.

L'approche simple de contrôle consiste en une machine à état effectuant des actions logiques en fonction de seuils prédéfinis. Cependant, ce type de contrôle est non anticipatif et sous-optimal. C'est pour cela que l'industriel PowiDian a développé GEOPA (Gestion de l'Énergie Optimisée par Prédiction et Apprentissage) pour piloter les équipements avec un contrôle prédictif. Les puissances générées et consommées non contrôlables sont prédites pour un horizon de contrôle futur, puis transmises au problème de gestion de l'énergie en optimisation boîte noire. L'algorithme discret résout ce problème en fournissant des commandes optimales à l'électrolyseur et à la pile à combustible. Néanmoins, il nécessite une discrétisation de l'espace de résolution, menant à une explosion combinatoire en fonction du nombre de pas de commande en puissance, de pas de temps, de la longueur de l'horizon et des équipements considérés. Cette complexité est incompatible avec une faible charge de calcul, nécessaire pour des contrôleurs embarqués aux ressources limitées. De plus, la solution doit rester générique pour s'adapter à divers types de microréseaux. Le but de ce travail est de dépasser toutes ces limitations actuelles.

L'état de l'art montre que les études antérieures se concentrent rarement sur une modélisation générique, transposable à d'autres architectures de microréseaux. Les recherches évaluent généralement un seul type de formulation, boîte noire ou boîte blanche, avec un seul type d'algorithme (déterministe, heuristique) et peu de simulations sur des données réelles. De plus, les modélisations boîte blanche considèrent rarement les contraintes logiques liées au stockage, en particulier l'hydrogène. Une description générique est d'abord

proposée pour les microréseaux avec divers types de composants et de bus d'énergie (réseau de chaleur, électricité, cuve hydrogène, etc.). Ces composants servent de lien entre les bus de puissance et d'énergie. Ensuite, une description détaillée du microréseau étudié avec stockage hybride batterie et chaîne hydrogène (électrolyseur, cuve, pile à combustible), son dimensionnement et les données de simulation sont présentés.

Ensuite, la formulation boîte noire du problème de gestion GEOPA est évaluée avec différents types d'algorithmes : déterministes discrets *Branch & Bound* (BB, utilisé dans GEOPA) et continus *Pattern Search* (PS), métaheuristiques à population *Particle Swarm Optimization* (PSO) et à parcours *Simulated Annealing* (SA). Ces contrôles sont simulés sur un an de données. Aucune différence significative n'est observée dans l'évaluation de la fonction objectif entre les algorithmes discrets, continus et à population. Cependant, le PS se distingue en optimisant mieux la quantité d'énergie stockée avec des commandes continues tout en ayant la charge de calcul la plus faible. Sa dépendance au point initial peut toutefois le piéger dans un optimum local.

Enfin, le dernier chapitre se penche sur la formulation boîte blanche MILP simplifiée du problème de gestion de l'énergie en programmation linéaire en nombres entiers, repris de celles des grands réseaux électriques pour minimiser le coût de l'énergie. Cette approche, adaptée aux particularités des microréseaux avec stockage, intègre des contraintes spécifiques liées à l'hydrogène, telles que le remplissage, la loi des gaz réels et la température. Bien que cette méthode remplisse légèrement moins la cuve à hydrogène à certains moments de l'année, elle respecte davantage les contraintes opérationnelles que l'algorithme PS en boîte noire. Elle offre aussi l'avantage d'intégrer une modélisation générique et de fournir des commandes pertinentes malgré une représentation simplifiée du système. Contrairement aux algorithmes de boîte noire étudiés ici qui ne traitent qu'un seul type de variable, la formulation MILP permet de résoudre des problèmes impliquant à la fois des variables discrètes et continues. De plus, elle est la deuxième plus rapide à être résolue après le BB, avec un temps de résolution linéaire, indépendant du nombre de décisions à prendre. La formulation MILP est recommandée pour son applicabilité générale dans la gestion des réseaux électriques, sa charge de calcul raisonnable et sa capacité à passer à l'échelle pour des réseaux avec un nombre accru de composants, comme déjà démontré dans le cas des grands réseaux.

Le but était de déterminer un optimiseur et une formulation permettant de remplir plusieurs exigences de l'industriel. Ces critères incluent une fourniture de commandes correctes, un temps de calcul raisonnable, une configuration simple et maîtrisée de la

formulation, des commandes de puissances continues. La formulation MILP est celle qui répond à l'ensemble de ces critères.

Limites de l'étude

Premièrement, le modèle de simulation pour la formulation boîte noire, bien que conçu pour refléter fidèlement la station réelle, dépend largement des données d'entrée, du modèle de simulation, des prédictions pour les flux de puissance et de l'estimation du vieillissement des équipements. Cette dépendance soulève des questions sur la précision et la généralisation des résultats à d'autres types de microréseaux. Les conditions d'expérimentation, comprenant le dimensionnement et les données utilisées pour la simulation, sont supposées être représentatives. Néanmoins, elles pourraient ne pas saisir toutes les variations que l'on pourrait rencontrer dans des scénarios réels. Cette divergence entre les conditions expérimentales et les situations pratiques sont des écarts à prendre en compte. De plus, la sélection des algorithmes boîte noire a été guidée par leur représentativité dans leurs catégories respectives.

Ensuite, concernant le modèle boîte blanche MILP, celui-ci entraîne une simplification du modèle de connaissance du microréseau. Certains phénomènes difficilement linéarisables peuvent ne pas être intégrés. Et si ces linéarisations sont possibles, elles peuvent nécessiter un travail de mise en forme supplémentaire par rapport aux formulations boîte noire. De plus, la consommation des auxiliaires (ventilation) n'a pas été intégrée dans cette formulation. Enfin, il convient d'évaluer cette formulation avec un plus grand nombre d'équipements pour vérifier si la charge de calcul reste raisonnable pour un contrôle embarqué.

Enfin, il est primordial de reconnaître que toutes ces expérimentations ont été conduites en simulation. Le résultat de ces simulations sont grandement dépendantes des jeux de données utilisés. Ces jeux peuvent ne pas être totalement représentatif du fonctionnement du microréseau. De plus, des différences pourraient émerger lors de l'application sur des systèmes réels. En outre, la formulation générique proposée, bien que conçue pour être adaptable, pourrait ne pas être suffisamment exhaustive pour couvrir tous les cas d'usage dans l'industrie, nécessitant ainsi une extension et une validation supplémentaires. Par exemple, dans le cas d'un bus de chaleur à intégrer, la partie thermique risque d'être difficile à linéariser et à rendre homogène avec le reste du modèle.

Perspectives

Tout d’abord, il convient d’évaluer et d’enrichir la formulation générique proposée sur d’autres cas d’application. Ensuite, la formulation MILP est prometteuse, car elle permet de se rapprocher de ce qui se fait pour l’exploitation de grands réseaux électriques. Par conséquent, elle permet d’intégrer facilement les problématiques classiques rencontrées pour le pilotage de générateurs et de charges. Il convient de vectoriser la formulation actuelle pour piloter un plus grand nombre d’électrolyseurs et de piles à combustible. Des charges pilotables peuvent également être ajoutées ainsi que la tarification horaire variable de l’électricité (heures creuses). Le modèle peut également être étendu à d’autres applications avec différents composants et bus d’énergie. La consommation des auxiliaires et la connexion au réseau électrique pourraient également être ajoutées pour une expérimentation en conditions réelles. Cette formulation doit continuer d’utiliser des modeleurs (Pyomo, AMPL, GAMS) et des solveurs (HiGHS, Gurobi, CPLEX...) standards pour en faciliter la maintenance et l’évolution. Ces solveurs permettent d’intégrer en même temps l’aspect combinatoire et continu du pilotage de réseau tout en bénéficiant de logiciels de qualité développés depuis plusieurs années. En outre, la gestion de l’incertain peut être prise en compte via la reformulation en optimisation robuste pour gérer explicitement les erreurs de prédictions. Cependant, cette reformulation stochastique peut se faire au détriment de la charge de calcul.

D’autre part, les prédictions de production et de consommation électrique peuvent également être améliorées en prenant en compte plus de paramètres météorologiques (humidité, pression...) et de causes extérieures (calendrier des vacances...) tout en utilisant des bibliothèques standards de l’apprentissage machine (PyTorch, scikit-learn...) pour être facilement déployées et maintenues. Si une connexion internet est disponible, l’utilisation d’API tels que la météo¹⁰, le logiciel de Ressources Humaines (nombre de travailleurs sur site) ou le calendrier des vacances scolaires (voir figure 4.9) permettraient d’améliorer les prédictions de flux de puissance. La prédiction de production solaire peut également être améliorée avec le suivi des nuages au sol [Nie+23].

Enfin, le projet ANR GENIAL¹¹ peut répondre à plusieurs problématiques soulevées dans cette thèse. Il se concentre sur la gestion efficace des flux de puissance dans les microréseaux avec stockage d’hydrogène et une topologie évolutive. Il cherche à améliorer l’estimation du vieillissement des composants du réseau, accroître la résilience face à

10. <https://meteofrance.fr/actualite/presse/au-1er-janvier-2024-donnees-publiques-en-acces-libre>

11. <https://anr.fr/Projet-ANR-22-CE05-0026>

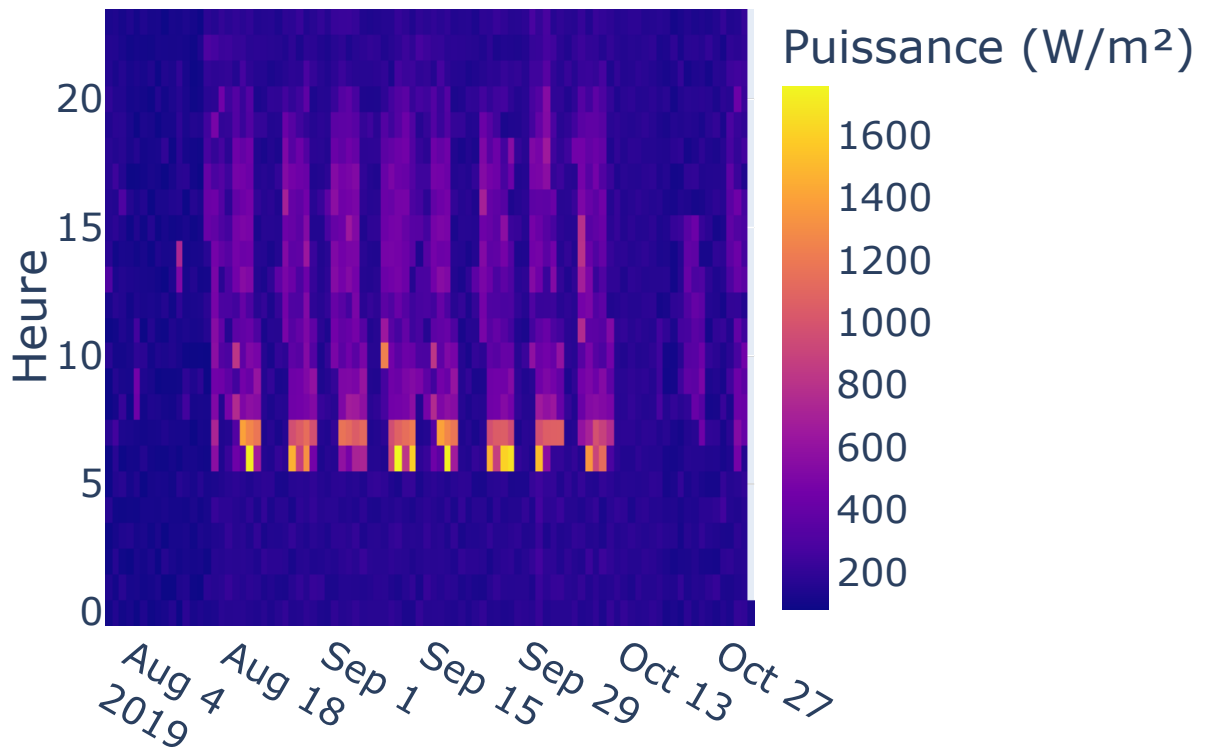


FIGURE 4.9 – Consommation électrique de l'école de Mafate. L'utilisation du calendrier scolaire permet de prédire plus précisément les périodes de consommation, ici avec le jour de reprise le vendredi 16 août 2019 et la fin des cours le samedi 12 octobre.

ce vieillissement, évaluer l'apport des technologies telles que les jumeaux numériques et l'*edge computing* dans le contrôle des microréseaux. Ce projet proposera donc des pistes innovantes pour gérer les défis liés aux microréseaux, notamment en termes de gestion de l'énergie, durabilité des équipements et adaptabilité aux technologies émergentes.

BIBLIOGRAPHIE

- [AA22] Mohammed H. ALABDULLAH et Mohammad A. ABIDO, « Microgrid Energy Management Using Deep Q-network Reinforcement Learning », in : *Alexandria Engineering Journal* (fév. 2022), S1110016822001284, ISSN : 11100168, DOI : 10.1016/j.aej.2022.02.042, (visité le 08/03/2022).
- [AD01] Charles AUDET et J. E. DENNIS, « Pattern Search Algorithms for Mixed Variable Programming », in : *SIAM J. Optim.* 11.3 (jan. 2001), p. 573-594, ISSN : 1052-6234, 1095-7189, DOI : 10.1137/S1052623499352024, (visité le 18/11/2023).
- [AD03] C AUDET et J DENNIS, « Analysis of Generalized Pattern Searches », in : *Society for Industrial and Applied Mathematics* (2003), p. 15, DOI : 10.1137/S1052623400378742.
- [Ala+23] Nehmedo ALAMIR et al., « An Effective Quantum Artificial Rabbits Optimizer for Energy Management in Microgrid Considering Demand Response », in : *Soft Comput* (juill. 2023), ISSN : 1432-7643, 1433-7479, DOI : 10.1007/s00500-023-08814-5, (visité le 01/08/2023).
- [Alv+21] Sofia Antunes ALVES DOS SANTOS et al., « The Impact of Aging of Solar Cells on the Performance of Photovoltaic Panels », in : *Energy Conversion and Management : X* 10 (juin 2021), p. 100082, ISSN : 25901745, DOI : 10.1016/j.ecmx.2021.100082, (visité le 24/11/2023).
- [AN02] Hesham K. ALFARES et Mohammad NAZEERUDDIN, « Electric Load Forecasting : Literature Survey and Classification of Methods », in : *International Journal of Systems Science* 33.1 (jan. 2002), p. 23-34, ISSN : 0020-7721, 1464-5319, DOI : 10.1080/00207720110067421, (visité le 26/10/2023).
- [Arr96] Svante ARRHENIUS, « On the Influence of Carbonic Acid in the Air upon the Temperature of the Ground », in : *The Future of Nature* (1896), p. 303-315, DOI : 10.1080/14786449608620846, (visité le 10/06/2022).

-
- [ATJ21] Paul ARÉVALO, Marcos TOSTADO-VÉLIZ et Francisco JURADO, « A Novel Methodology for Comprehensive Planning of Battery Storage Systems », in : *Journal of Energy Storage* 37 (mai 2021), p. 102456, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2021.102456, (visité le 31/01/2024).
- [AZ13] Antonios K. ALEXANDRIDIS et Achilleas D. ZAPRANIS, « Wavelet Neural Networks : A Practical Guide », in : *Neural Networks* 42 (juin 2013), p. 1-27, ISSN : 08936080, DOI : 10.1016/j.neunet.2013.01.008, (visité le 20/11/2023).
- [BEN09] Aharon BEN-TAL, Laurent EL GHAOUÏ et Arkadi NEMIROVSKI, *Robust Optimization*, Princeton University Press, déc. 2009, ISBN : 978-1-4008-3105-0, DOI : 10.1515/9781400831050, (visité le 05/01/2023).
- [Ber+13] Dimitris BERTSIMAS et al., « Adaptive Robust Optimization for the Security Constrained Unit Commitment Problem », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 28.1 (fév. 2013), p. 52-63, ISSN : 0885-8950, 1558-0679, DOI : 10.1109/TPWRS.2012.2205021, (visité le 17/08/2022).
- [BFR19] Pascale BENDOTTI, Pierre FOUILHOUX et Cécile ROTTNER, « On the Complexity of the Unit Commitment Problem », in : *Ann Oper Res* 274.1-2 (mars 2019), p. 119-130, ISSN : 0254-5330, 1572-9338, DOI : 10.1007/s10479-018-2827-x, (visité le 20/09/2023).
- [BHP19] Mosayeb BORNAPOUR, Rahmat-Allah HOOSMAND et Moein PARASTEGARI, « An Efficient Scenario-Based Stochastic Programming Method for Optimal Scheduling of CHP-PEMFC, WT, PV and Hydrogen Storage Units in Micro Grids », in : *Renewable Energy* 130 (jan. 2019), p. 1049-1066, ISSN : 09601481, DOI : 10.1016/j.renene.2018.06.113, (visité le 08/03/2021).
- [BL11] John R. BIRGE et François LOUVEAUX, *Introduction to Stochastic Programming*, Springer Series in Operations Research and Financial Engineering, New York, NY : Springer New York, 2011, ISBN : 978-1-4614-0237-4, DOI : 10.1007/978-1-4614-0237-4, (visité le 12/12/2022).
- [BMF16] Fani BOUKOUVALA, Ruth MISENER et Christodoulos A. FLOUDAS, « Global Optimization Advances in Mixed-Integer Nonlinear Programming, MINLP, and Constrained Derivative-Free Optimization, CDFO », in : *European Journal of Operational Research* 252.3 (août 2016), p. 701-727, ISSN : 03772217, DOI : 10.1016/j.ejor.2015.12.018, (visité le 01/07/2021).

-
- [Bor+17] Chiara BORDIN et al., « A Linear Programming Approach for Battery Degradation Analysis and Optimization in Offgrid Power Systems with Solar Energy Integration », in : *Renewable Energy* 101 (fév. 2017), p. 417-430, ISSN : 09601481, DOI : 10.1016/j.renene.2016.08.066, (visité le 09/10/2023).
- [Bou+22] Mohamed Khalifa BOUTAHIR et al., « Effect of Feature Selection on the Prediction of Direct Normal Irradiance », in : *Big Data Min. Anal.* 5.4 (déc. 2022), p. 309-317, ISSN : 2096-0654, DOI : 10.26599/BDMA.2022.9020003, (visité le 02/11/2023).
- [Bre+16] Mathieu BRESSEL et al., « Extended Kalman Filter for Prognostic of Proton Exchange Membrane Fuel Cell », in : *Applied Energy* 164 (fév. 2016), p. 220-227, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2015.11.071, (visité le 02/12/2023).
- [BT93] Dimitris BERTSIMAS et John TSITSIKLIS, « Simulated Annealing », in : *Statist. Sci.* 8.1 (fév. 1993), ISSN : 0883-4237, DOI : 10.1214/ss/1177011077, (visité le 01/12/2023).
- [CA06] M. CARRION et J.M. ARROYO, « A Computationally Efficient Mixed-Integer Linear Formulation for the Thermal Unit Commitment Problem », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 21.3 (août 2006), p. 1371-1378, ISSN : 0885-8950, DOI : 10.1109/TPWRS.2006.876672, (visité le 17/08/2022).
- [Cao+21] Xiaoyu CAO et al., « Hydrogen-Based Networked Microgrids Planning Through Two-Stage Stochastic Programming With Mixed-Integer Conic Recourse », in : *IEEE Trans. Automat. Sci. Eng.* (2021), p. 1-14, ISSN : 1545-5955, 1558-3783, DOI : 10.1109/TASE.2021.3130179, (visité le 14/12/2021).
- [CB07] E. F. CAMACHO et C. BORDONS, *Model Predictive Control*, sous la dir. de Michael J. GRIMBLE et Michael A. JOHNSON, Advanced Textbooks in Control and Signal Processing, London : Springer London, 2007, ISBN : 978-0-85729-398-5, URL : <http://link.springer.com/10.1007/978-0-85729-398-5> (visité le 14/06/2022).
- [CB18] Antonio J. CONEJO et Luis BARINGO, « Unit Commitment and Economic Dispatch », in : *Power System Operations*, Cham : Springer International Publishing, 2018, p. 197-232, ISBN : 978-3-319-69406-1, DOI : 10.1007/978-3-319-69407-8_7, (visité le 02/08/2022).

-
- [CLS21] Michael B. COHEN, Yin Tat LEE et Zhao SONG, « Solving Linear Programs in the Current Matrix Multiplication Time », in : *J. ACM* 68.1 (fév. 2021), p. 1-39, ISSN : 0004-5411, 1557-735X, DOI : 10.1145/3424305, (visité le 17/10/2023).
- [Coo+13] John COOK et al., « Quantifying the Consensus on Anthropogenic Global Warming in the Scientific Literature », in : *Environ. Res. Lett.* 8.2 (juin 2013), p. 024024, ISSN : 1748-9326, DOI : 10.1088/1748-9326/8/2/024024, (visité le 11/08/2022).
- [CSD20] Christian Leonardo CAMACHO VILLALÓN, Thomas STÜTZLE et Marco DORIGO, « Grey Wolf, Firefly and Bat Algorithms : Three Widespread Algorithms That Do Not Contain Any Novelty », in : *Swarm Intelligence* 12421 (2020), sous la dir. de Marco DORIGO et al., p. 121-133, DOI : 10.1007/978-3-030-60376-2_10, (visité le 30/10/2023).
- [CSV09] Andrew R. CONN, Katya SCHEINBERG et Luis N. VICENTE, *Introduction to Derivative-Free Optimization*, Society for Industrial and Applied Mathematics, jan. 2009, ISBN : 978-0-89871-668-9, DOI : 10.1137/1.9780898718768, (visité le 26/10/2022).
- [DAC16] Boubacar DOUCOURE, Kodjo AGBOSSOU et Alben CARDENAS, « Time Series Prediction Using Artificial Wavelet Neural Network and Multi-Resolution Analysis : Application to Wind Speed Data », in : *Renewable Energy* 92 (juill. 2016), p. 202-211, ISSN : 09601481, DOI : 10.1016/j.renene.2016.02.003, (visité le 20/11/2023).
- [Dah+19] Yassir DAHMANE et al., « Decentralized Control of Electric Vehicle Smart Charging for Cost Minimization Considering Temperature and Battery Health », in : *2019 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm)*, Beijing, China : IEEE, oct. 2019, p. 1-6, ISBN : 978-1-5386-8099-5, DOI : 10.1109/SmartGridComm.2019.8909796, (visité le 25/03/2021).
- [DB] John A DUFFIE et William A BECKMAN, *Solar Engineering of Thermal Processes*, ISBN : 978-0-470-87366-3.

-
- [DH06] Jan G. DE GOOIJER et Rob J. HYNDMAN, « 25 Years of Time Series Forecasting », in : *International Journal of Forecasting* 22.3 (jan. 2006), p. 443-473, ISSN : 01692070, DOI : 10.1016/j.ijforecast.2006.01.001, (visit  le 26/10/2023).
- [DS82] S DOWNING et D SOCIE, « Simple Rainflow Counting Algorithms », in : *International Journal of Fatigue* 4.1 (jan. 1982), p. 31-40, ISSN : 01421123, DOI : 10.1016/0142-1123(82)90018-4, (visit  le 22/11/2023).
- [EI54] Rosemary Gene EHL et Aaron J. IHDE, « Faraday’s Electrochemical Laws and the Determination of Equivalent Weights », in : *J. Chem. Educ.* 31.5 (mai 1954), p. 226, ISSN : 0021-9584, 1938-1328, DOI : 10.1021/ed031p226, (visit  le 07/11/2023).
- [Erd23] Fatma G l sen ERDIN , « Rolling Horizon Optimization Based Real-Time Energy Management of a Residential Neighborhood Considering PV and ESS Usage Fairness », in : *Applied Energy* 344 (ao t 2023), p. 121275, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2023.121275, (visit  le 22/05/2023).
- [Etx+22] Garazi ETXEGARAI et al., « An Analysis of Different Deep Learning Neural Networks for Intra-Hour Solar Irradiation Forecasting to Compute Solar Photovoltaic Generators’ Energy Production », in : *Energy for Sustainable Development* 68 (juin 2022), p. 1-17, ISSN : 09730826, DOI : 10.1016/j.esd.2022.02.002, (visit  le 10/11/2022).
- [Far10] H. FARHANGI, « The Path of the Smart Grid », in : *IEEE Power and Energy Mag.* 8.1 (jan. 2010), p. 18-28, ISSN : 1540-7977, DOI : 10.1109/MPE.2009.934876, (visit  le 23/03/2022).
- [FGL09] A. FRANGIONI, C. GENTILE et F. LACALANDRA, « Tighter Approximated MILP Formulations for Unit Commitment Problems », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 24.1 (f v. 2009), p. 105-113, ISSN : 0885-8950, 1558-0679, DOI : 10.1109/TPWRS.2008.2004744, (visit  le 11/08/2022).
- [Gar+21a] Felix GARCIA-TORRES et al., « Model Predictive Control for Microgrid Functionalities : Review and Future Challenges », in : *Energies* 14.5 (f v. 2021), p. 1296, ISSN : 1996-1073, DOI : 10.3390/en14051296, (visit  le 06/08/2021).

-
- [Gar+21b] Cesar GARRIDO et al., « Energy Management System for Microgrids Based on Deep Reinforcement Learning », in : *2021 IEEE CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*, Valparaíso, Chile : IEEE, déc. 2021, p. 1-7, ISBN : 978-1-66540-873-8, DOI : 10.1109/CHILECON54041.2021.9703072, (visité le 15/02/2022).
- [Gar62] L. L. GARVER, « Power Generation Scheduling by Integer Programming-Development of Theory », in : *Trans. AIEE, Part III : Power Appar. Syst.* 81.3 (avr. 1962), p. 730-734, ISSN : 0097-2460, DOI : 10.1109/AIEEPAS.1962.4501405, (visité le 17/08/2022).
- [Gav+22] Jorge Felipe GAVIRIA et al., « Machine Learning in Photovoltaic Systems : A Review », in : *Renewable Energy* 196 (août 2022), p. 298-318, ISSN : 09601481, DOI : 10.1016/j.renene.2022.06.105, (visité le 18/07/2022).
- [GB15] Felix GARCIA-TORRES et Carlos BORDONS, « Optimal Economical Schedule of Hydrogen-Based Microgrids With Hybrid Storage Using Model Predictive Control », in : *IEEE Trans. Ind. Electron.* 62.8 (août 2015), p. 5195-5207, ISSN : 0278-0046, 1557-9948, DOI : 10.1109/TIE.2015.2412524, (visité le 14/04/2022).
- [Gio+14] GIORGIO CAU et al., « Energy Management Strategy Based on Short-Term Generation Scheduling for a Renewable Microgrid Using a Hydrogen Storage System », in : *Energy Conversion and Management* 87 (nov. 2014), p. 820-831, ISSN : 01968904, DOI : 10.1016/j.enconman.2014.07.078, (visité le 08/03/2021).
- [Gol89] David E. GOLDBERG, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Reading, Mass : Addison-Wesley Pub. Co, 1989, ISBN : 978-0-201-15767-3.
- [GYd15] Bram L. GORISSEN, İhsan YANIKOĞLU et Dick DEN HERTOĞ, « A Practical Guide to Robust Optimization », in : *Omega* 53 (juin 2015), p. 124-137, ISSN : 03050483, DOI : 10.1016/j.omega.2014.12.006, (visité le 12/12/2022).
- [GZ18] Yuanxiong GUO et Chaoyue ZHAO, « Islanding-Aware Robust Energy Management for Microgrids », in : *IEEE Trans. Smart Grid* 9.2 (mars 2018), p. 1301-1309, ISSN : 1949-3053, 1949-3061, DOI : 10.1109/TSG.2016.2585092, (visité le 06/03/2023).

-
- [Hey+18] Benjamin HEYMANN et al., « Continuous Optimal Control Approaches to Microgrid Energy Management », in : *Energy Syst* 9.1 (fév. 2018), p. 59-77, ISSN : 1868-3967, 1868-3975, DOI : 10.1007/s12667-016-0228-2, (visité le 24/08/2021).
- [HF16] Tao HONG et Shu FAN, « Probabilistic Electric Load Forecasting : A Tutorial Review », in : *International Journal of Forecasting* 32.3 (juill. 2016), p. 914-938, ISSN : 01692070, DOI : 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011, (visité le 13/12/2022).
- [HH18] Q. HUANGFU et J. A. J. HALL, « Parallelizing the Dual Revised Simplex Method », in : *Math. Prog. Comp.* 10.1 (mars 2018), p. 119-142, ISSN : 1867-2949, 1867-2957, DOI : 10.1007/s12532-017-0130-5, (visité le 10/08/2023).
- [Ito+18] Hiroshi ITO et al., « Investigations on Electrode Configurations for Anion Exchange Membrane Electrolysis », in : *J Appl Electrochem* 48.3 (mars 2018), p. 305-316, ISSN : 0021-891X, 1572-8838, DOI : 10.1007/s10800-018-1159-5, (visité le 26/12/2023).
- [Jav+16] M. Yaqoob JAVED et al., « A Novel MPPT Design Using Generalized Pattern Search for Partial Shading », in : *Energy and Buildings* 133 (déc. 2016), p. 59-69, ISSN : 03787788, DOI : 10.1016/j.enbuild.2016.09.054, (visité le 30/08/2023).
- [Jou+16] Marine JOUIN et al., « Estimating the End-of-Life of PEM Fuel Cells : Guidelines and Metrics », in : *Applied Energy* 177 (sept. 2016), p. 87-97, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2016.05.076, (visité le 21/03/2023).
- [Kan+11] Hristiyan KANCHEV et al., « Energy Management and Operational Planning of a Microgrid With a PV-Based Active Generator for Smart Grid Applications », in : *IEEE Trans. Ind. Electron.* 58.10 (oct. 2011), p. 4583-4592, ISSN : 0278-0046, 1557-9948, DOI : 10.1109/TIE.2011.2119451, (visité le 24/08/2022).
- [KAP17] Christos-Spyridon KARAVAS, Konstantinos ARVANITIS et George PAPADAKIS, « A Game Theory Approach to Multi-Agent Decentralized Energy Management of Autonomous Polygeneration Microgrids », in : *Energies* 10.11 (nov. 2017), p. 1756, ISSN : 1996-1073, DOI : 10.3390/en10111756, (visité le 25/08/2021).

-
- [KBP96] S.A. KAZARLIS, A.G. BAKIRTZIS et V. PETRIDIS, « A Genetic Algorithm Solution to the Unit Commitment Problem », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 11.1 (fév. 1996), p. 83-92, ISSN : 08858950, DOI : 10.1109/59.485989, (visité le 17/08/2022).
- [KBS15] Amin KHODAEI, Shay BAHRAMIRAD et Mohammad SHAHIDEHPOUR, « Microgrid Planning Under Uncertainty », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 30.5 (sept. 2015), p. 2417-2425, ISSN : 0885-8950, 1558-0679, DOI : 10.1109/TPWRS.2014.2361094, (visité le 14/04/2021).
- [KE95] J. KENNEDY et R. EBERHART, « Particle Swarm Optimization », in : *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, t. 4, Perth, WA, Australia : IEEE, 1995, p. 1942-1948, ISBN : 978-0-7803-2768-9, DOI : 10.1109/ICNN.1995.488968, (visité le 18/11/2023).
- [Kha+19] Muhammad Waseem KHAN et al., « Optimal Energy Management and Control Aspects of Distributed Microgrid Using Multi-Agent Systems », in : *Sustainable Cities and Society* 44 (jan. 2019), p. 855-870, ISSN : 22106707, DOI : 10.1016/j.scs.2018.11.009, (visité le 25/08/2021).
- [Kha+22] Sahar KHALEGHI et al., « Developing an Online Data-Driven Approach for Prognostics and Health Management of Lithium-Ion Batteries », in : *Applied Energy* 308 (fév. 2022), p. 118348, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2021.118348, (visité le 04/01/2022).
- [Kho20] Meysam KHOJASTEH, « A Robust Energy Procurement Strategy for Micro-Grid Operator with Hydrogen-Based Energy Resources Using Game Theory », in : *Sustainable Cities and Society* 60 (sept. 2020), p. 102260, ISSN : 22106707, DOI : 10.1016/j.scs.2020.102260, (visité le 24/10/2023).
- [KOW20a] Bernard KNUEVEN, James OSTROWSKI et Jean-Paul WATSON, « A Novel Matching Formulation for Startup Costs in Unit Commitment », in : *Math. Prog. Comp.* 12.2 (juin 2020), p. 225-248, ISSN : 1867-2949, 1867-2957, DOI : 10.1007/s12532-020-00176-5, (visité le 18/08/2022).
- [KOW20b] Bernard KNUEVEN, James OSTROWSKI et Jean-Paul WATSON, « On Mixed-Integer Programming Formulations for the Unit Commitment Problem », in : *INFORMS Journal on Computing* (juin 2020), ijoc.2019.0944, ISSN : 1091-9856, 1526-5528, DOI : 10.1287/ijoc.2019.0944, (visité le 02/08/2022).

-
- [Kro+19] Jan KRONQVIST et al., « A Review and Comparison of Solvers for Convex MINLP », in : *Optim Eng* 20.2 (juin 2019), p. 397-455, ISSN : 1389-4420, 1573-2924, DOI : 10.1007/s11081-018-9411-8, (visité le 07/10/2022).
- [KT21] Pratima KUMARI et Durga TOSHNIWAL, « Deep Learning Models for Solar Irradiance Forecasting : A Comprehensive Review », in : *Journal of Cleaner Production* 318 (oct. 2021), p. 128566, ISSN : 09596526, DOI : 10.1016/j.jclepro.2021.128566, (visité le 23/03/2023).
- [Kum+21] Aditya KUMAR BARIK et al., « Analysis of GHI Forecasting Using Seasonal ARIMA », in : *Data Management, Analytics and Innovation*, sous la dir. de Neha SHARMA et al., t. 1175, Singapore : Springer Singapore, 2021, p. 55-69, ISBN : 9789811556180, DOI : 10.1007/978-981-15-5619-7_5, (visité le 22/12/2022).
- [Li+22] Shenglin LI et al., « A Novel Rolling Optimization Strategy Considering Grid-Connected Power Fluctuations Smoothing for Renewable Energy Microgrids », in : *Applied Energy* 309 (mars 2022), p. 118441, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2021.118441, (visité le 17/01/2022).
- [LLK02] Andrew E. LUTZ, Richard S. LARSON et Jay O. KELLER, « Thermodynamic Comparison of Fuel Cells to the Carnot Cycle », in : *International Journal of Hydrogen Energy* 27.10 (oct. 2002), p. 1103-1111, ISSN : 03603199, DOI : 10.1016/S0360-3199(02)00016-2, (visité le 08/03/2023).
- [LOC19] Jose Daniel LARA, Daniel E. OLIVARES et Claudio A. CANIZARES, « Robust Energy Management of Isolated Microgrids », in : *IEEE Systems Journal* 13.1 (mars 2019), p. 680-691, ISSN : 1932-8184, 1937-9234, 2373-7816, DOI : 10.1109/JSYST.2018.2828838, (visité le 25/08/2021).
- [LP04] R.H. LASSETER et P. PAIGI, « Microgrid : A Conceptual Solution », in : *2004 IEEE 35th Annual Power Electronics Specialists Conference (IEEE Cat. No.04CH37551)*, Aachen, Germany : IEEE, 2004, p. 4285-4290, ISBN : 978-0-7803-8399-9, DOI : 10.1109/PESC.2004.1354758, (visité le 24/08/2022).
- [Luc+18] M. LUCU et al., « A Critical Review on Self-Adaptive Li-ion Battery Ageing Models », in : *Journal of Power Sources* 401 (oct. 2018), p. 85-101, ISSN : 03787753, DOI : 10.1016/j.jpowsour.2018.08.064, (visité le 10/11/2022).

-
- [LZ21] Bryan LIM et Stefan ZOHREN, « Time-Series Forecasting with Deep Learning : A Survey », in : *Phil. Trans. R. Soc. A* 379.2194 (avr. 2021), p. 20200209, ISSN : 1364-503X, 1471-2962, DOI : 10.1098/rsta.2020.0209, (visité le 06/09/2022).
- [MAE22] Adel MERABET, Ahmed AL-DURRA et Ehab F. EL-SAADANY, « Energy Management System for Optimal Cost and Storage Utilization of Renewable Hybrid Energy Microgrid », in : *Energy Conversion and Management* 252 (jan. 2022), p. 115116, ISSN : 01968904, DOI : 10.1016/j.enconman.2021.115116, (visité le 05/01/2022).
- [Man14] Pierluigi MANCARELLA, « MES (Multi-Energy Systems) : An Overview of Concepts and Evaluation Models », in : *Energy* 65 (fév. 2014), p. 1-17, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2013.10.041, (visité le 24/08/2022).
- [Mas13] Gilbert M. MASTERS, *Renewable and Efficient Electric Power Systems*, John Wiley & Sons, juin 2013, ISBN : 978-1-118-63349-6.
- [McI+20] Amelia MCILVENNA et al., « Reducing the Computational Burden of a Microgrid Energy Management System », in : *Computers & Industrial Engineering* 143 (mai 2020), p. 106384, ISSN : 03608352, DOI : 10.1016/j.cie.2020.106384, (visité le 13/08/2021).
- [Mia+22] Peyman Khorshidian MIANAIE et al., « Chance-Constrained Programming for Optimal Scheduling of Combined Cooling, Heating, and Power-Based Microgrid Coupled with Flexible Technologies », in : *Sustainable Cities and Society* 77 (fév. 2022), p. 103502, ISSN : 22106707, DOI : 10.1016/j.scs.2021.103502, (visité le 31/01/2022).
- [MJ12] Mahera MUSALLAM et C. Mark JOHNSON, « An Efficient Implementation of the Rainflow Counting Algorithm for Life Consumption Estimation », in : *IEEE Trans. Rel.* 61.4 (déc. 2012), p. 978-986, ISSN : 0018-9529, 1558-1721, DOI : 10.1109/TR.2012.2221040, (visité le 22/11/2023).
- [MK10] Faisal A. MOHAMED et Heikki N. KOIVO, « System Modelling and Online Optimal Management of MicroGrid Using Mesh Adaptive Direct Search », in : *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 32.5 (juin 2010), p. 398-407, ISSN : 01420615, DOI : 10.1016/j.ijepes.2009.11.003, (visité le 24/08/2022).

-
- [MLR13] MORALES-ESPANA, Jesus M. LATORRE et Andres RAMOS, « Tight and Compact MILP Formulation for the Thermal Unit Commitment Problem », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 28.4 (nov. 2013), p. 4897-4908, ISSN : 0885-8950, 1558-0679, DOI : 10.1109/TPWRS.2013.2251373, (visité le 01/08/2022).
- [MMM20] Luca MORETTI, Emanuele MARTELLI et Giampaolo MANZOLINI, « An Efficient Robust Optimization Model for the Unit Commitment and Dispatch of Multi-Energy Systems and Microgrids », in : *Applied Energy* 261 (mars 2020), p. 113859, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.113859, (visité le 06/03/2023).
- [Mog+11] Amjad Anvari MOGHADDAM et al., « Multi-Objective Operation Management of a Renewable MG (Micro-Grid) with Back-up Micro-Turbine/Fuel Cell/Battery Hybrid Power Source », in : *Energy* 36.11 (nov. 2011), p. 6490-6507, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2011.09.017, (visité le 06/08/2021).
- [Moh+21] Shahrzad S. MOHAMMADSHAHI et al., « A Flexible Analytical Model for Operational Investigation of Solar Hydrogen Plants », in : *International Journal of Hydrogen Energy* (nov. 2021), S0360319921040726, ISSN : 03603199, DOI : 10.1016/j.ijhydene.2021.10.072, (visité le 15/11/2021).
- [Mor+18] David MORIN et al., « Evaluation of Performance Improvement by Model Predictive Control in a Renewable Energy System with Hydrogen Storage », in : *International Journal of Hydrogen Energy* 43.45 (nov. 2018), p. 21017-21029, ISSN : 03603199, DOI : 10.1016/j.ijhydene.2018.09.118, (visité le 25/03/2021).
- [Mor19] David MORIN, « Optimisation Energétique Par Prédiction et Apprentissage Machine de Stations d’Energie Autonomes », thèse de doct., Orléans, 2019.
- [MSB19] David MORIN, Yoann STEVENIN et Pascal BRAULT, « Energy Management of Isolated DC Microgrids with Hybrid Batteries-Hydrogen Storage System Using Model Predictive Control and Wavelet Neural Networks Based Forecasts », in : *2019 21st European Conference on Power Electronics and Applications (EPE '19 ECCE Europe)*, Genova, Italy : IEEE, sept. 2019, P.1-P.10, ISBN : 978-90-75815-31-3, DOI : 10.23919/EPE.2019.8915136, (visité le 25/03/2021).

-
- [Muk+22] Aditi MUKHERJI et al., *SYNTHESIS REPORT OF THE IPCC SIXTH ASSESSMENT REPORT (AR6)*, rapp. tech., IPCC, 2022.
- [NBT18] Mohsen NEMATI, Martin BRAUN et Stefan TENBOHLEN, « Optimization of Unit Commitment and Economic Dispatch in Microgrids Based on Genetic Algorithm and Mixed Integer Linear Programming », in : *Applied Energy* 210 (jan. 2018), p. 944-963, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2017.07.007, (visité le 21/10/2023).
- [Nie+23] Yuhao NIE et al., « SKIPP'D : A SKy Images and Photovoltaic Power Generation Dataset for Short-Term Solar Forecasting », in : *Solar Energy* 255 (mai 2023), p. 171-179, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/j.solener.2023.03.043, (visité le 27/10/2023).
- [NM65] J. A. NELDER et R. MEAD, « A Simplex Method for Function Minimization », in : *The Computer Journal* 7.4 (jan. 1965), p. 308-313, ISSN : 0010-4620, 1460-2067, DOI : 10.1093/comjnl/7.4.308, (visité le 18/11/2023).
- [NVM22] Alisher F. NARYNBAEV, Alexey G. VASKOV et Nikolay Yu. MOZDER, « Optimal Dispatch of a Standalone PV-Diesel-Battery Microgrid Using Non-Commercial MINLP Solvers », in : *2022 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*, Sochi, Russian Federation : IEEE, mai 2022, p. 264-270, ISBN : 978-1-66548-369-8, DOI : 10.1109/ICIEAM54945.2022.9787178, (visité le 18/07/2022).
- [NY18] Chao NING et Fengqi YOU, « Data-Driven Decision Making under Uncertainty Integrating Robust Optimization with Principal Component Analysis and Kernel Smoothing Methods », in : *Computers & Chemical Engineering* 112 (avr. 2018), p. 190-210, ISSN : 00981354, DOI : 10.1016/j.compchemeng.2018.02.007, (visité le 24/02/2023).
- [OAV12] James OSTROWSKI, Miguel F. ANJOS et Anthony VANNELLI, « Tight Mixed Integer Linear Programming Formulations for the Unit Commitment Problem », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 27.1 (fév. 2012), p. 39-46, ISSN : 0885-8950, 1558-0679, DOI : 10.1109/TPWRS.2011.2162008, (visité le 17/08/2022).

-
- [OCK11] Daniel E. OLIVARES, Claudio A. CANIZARES et Mehrdad KAZERANI, « A Centralized Optimal Energy Management System for Microgrids », in : *IEEE Power and Energy Society General Meeting* (2011), p. 1-6, DOI : 10.1109/PES.2011.6039527, (visité le 17/03/2021).
- [Oli+14] Daniel E. OLIVARES et al., « Trends in Microgrid Control », in : *IEEE Trans. Smart Grid* 5.4 (juill. 2014), p. 1905-1919, ISSN : 1949-3053, 1949-3061, DOI : 10.1109/TSG.2013.2295514, (visité le 21/04/2021).
- [Pal+13] Rodrigo PALMA-BEHNKE et al., « A Microgrid Energy Management System Based on the Rolling Horizon Strategy », in : *IEEE Trans. Smart Grid* 4.2 (juin 2013), p. 996-1006, ISSN : 1949-3053, 1949-3061, DOI : 10.1109/TSG.2012.2231440, (visité le 03/03/2023).
- [Par+22] Maximilian PARZEN et al., « Optimization Solvers : The Missing Link for a Fully Open-Source Energy System Modelling Ecosystem. », in : (mars 2022), DOI : 10.5281/zenodo.6534004, (visité le 13/01/2024).
- [Par+91] D.C. PARK et al., « Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 6.2 (mai 1991), p. 442-449, ISSN : 08858950, DOI : 10.1109/59.76685, (visité le 06/09/2022).
- [Pol+23] Simone POLIMENI et al., « A Novel Stochastic Model for Flexible Unit Commitment of Off-Grid Microgrids », in : *Applied Energy* 331 (fév. 2023), p. 120228, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2022.120228, (visité le 11/09/2023).
- [Ray+21] Jose Maurilio RAYA-ARMENTA et al., « Energy Management System Optimization in Islanded Microgrids : An Overview and Future Trends », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 149 (oct. 2021), p. 111327, ISSN : 13640321, DOI : 10.1016/j.rser.2021.111327, (visité le 06/08/2021).
- [RK16] Mashud RANA et Irena KOPRINSKA, « Forecasting Electricity Load with Advanced Wavelet Neural Networks », in : *Neurocomputing* 182 (mars 2016), p. 118-132, ISSN : 09252312, DOI : 10.1016/j.neucom.2015.12.004, (visité le 20/11/2023).
- [RSM15] Leo RAJU, Sibi SANKAR et R.S. MILTON, « Distributed Optimization of Solar Micro-grid Using Multi Agent Reinforcement Learning », in : *Procedia*

-
- Computer Science* 46 (2015), p. 231-239, ISSN : 18770509, DOI : 10.1016/j.procs.2015.02.016, (visité le 14/04/2021).
- [RTE21] RTE, *Futurs Énergétiques 2050, Principaux Résultats*, Executif, RTE, oct. 2021, URL : https://assets.rte-france.com/prod/public/2021-10/Futurs-Energetiques-2050-principaux-resultats%5C_0.pdf (visité le 16/12/2021).
- [Rui19] Fang RUIMING, « Multi-Objective Optimized Operation of Integrated Energy System with Hydrogen Storage », in : *International Journal of Hydrogen Energy* 44.56 (nov. 2019), p. 29409-29417, ISSN : 03603199, DOI : 10.1016/j.ijhydene.2019.02.168, (visité le 21/04/2021).
- [Sal+20] Andres SALAZAR et al., « Energy Management of Islanded Nanogrids Through Nonlinear Optimization Using Stochastic Dynamic Programming », in : *IEEE Trans. on Ind. Applicat.* 56.3 (mai 2020), p. 2129-2137, ISSN : 0093-9994, 1939-9367, DOI : 10.1109/TIA.2020.2980731, (visité le 13/08/2021).
- [Seg+23] Pedro V.H. SEGER et al., « A Storage Degradation Model of Li-ion Batteries to Integrate Ageing Effects in the Optimal Management and Design of an Isolated Microgrid », in : *Applied Energy* 333 (mars 2023), p. 120584, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2022.120584, (visité le 10/01/2023).
- [SKR18] Sobrina SOBRI, Sam KOOHI-KAMALI et Nasrudin Abd. RAHIM, « Solar Photovoltaic Generation Forecasting Methods : A Review », in : *Energy Conversion and Management* 156 (jan. 2018), p. 459-497, ISSN : 01968904, DOI : 10.1016/j.enconman.2017.11.019, (visité le 26/10/2023).
- [Sör15] Kenneth SÖRENSEN, « Metaheuristics—the Metaphor Exposed », in : *Int Trans Operational Res* 22.1 (jan. 2015), p. 3-18, ISSN : 0969-6016, 1475-3995, DOI : 10.1111/itor.12001, (visité le 06/11/2023).
- [Spi04] Daniel A SPIELMAN, « Smoothed Analysis of Algorithms : Why the Simplex Algorithm Usually Takes Polynomial Time », in : (mai 2004), p. 79, DOI : 10.1145/990308.990310.
- [Sul+21] Valentin SULZER et al., « Python Battery Mathematical Modelling (Py-BaMM) », in : *JORS* 9.1 (juin 2021), p. 14, ISSN : 2049-9647, DOI : 10.5334/jors.309, (visité le 21/11/2023).

-
- [SW02] James H STOCK et Mark W WATSON, « Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors », in : *Journal of the American Statistical Association* 97.460 (déc. 2002), p. 1167-1179, ISSN : 0162-1459, 1537-274X, DOI : 10.1198/016214502388618960, (visité le 26/10/2023).
- [TM16] Mohamed S. TAHA et Yasser A.-R. I. MOHAMED, « Robust MPC-based Energy Management System of a Hybrid Energy Source for Remote Communities », in : *2016 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC)*, Ottawa, ON, Canada : IEEE, oct. 2016, p. 1-6, ISBN : 978-1-5090-1919-9, DOI : 10.1109/EPEC.2016.7771706, (visité le 25/08/2021).
- [Tob+22] Javier TOBAJAS et al., « Resilience-Oriented Schedule of Microgrids with Hybrid Energy Storage System Using Model Predictive Control », in : *Applied Energy* 306 (jan. 2022), p. 118092, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2021.118092, (visité le 15/11/2021).
- [Tos+22] Marcos TOSTADO-VÉLIZ et al., « A Mixed-Integer-Linear-Logical Programming Interval-Based Model for Optimal Scheduling of Isolated Microgrids with Green Hydrogen-Based Storage Considering Demand Response », in : *Journal of Energy Storage* 48 (avr. 2022), p. 104028, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2022.104028, (visité le 20/01/2022).
- [Tos+23] Marcos TOSTADO-VÉLIZ et al., « Optimal Home Energy Management Including Batteries and Heterogenous Uncertainties », in : *Journal of Energy Storage* 60 (avr. 2023), p. 106646, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2023.106646, (visité le 27/01/2023).
- [VA87] Peter J. M. VAN LAARHOVEN et Emile H. L. AARTS, *Simulated Annealing : Theory and Applications*, Dordrecht : Springer Netherlands, 1987, ISBN : 978-90-481-8438-5, DOI : 10.1007/978-94-015-7744-1, (visité le 01/12/2023).
- [van+11] Detlef P. VAN VUUREN et al., « The Representative Concentration Pathways : An Overview », in : *Climatic Change* 109.1-2 (nov. 2011), p. 5-31, ISSN : 0165-0009, 1573-1480, DOI : 10.1007/s10584-011-0148-z, (visité le 30/01/2023).
- [Van14] Robert J. VANDERBEI, *Linear Programming : Foundations and Extensions*, t. 196, International Series in Operations Research & Management Science, Boston, MA : Springer US, 2014, ISBN : 978-1-4614-7629-0, DOI : 10.1007/978-1-4614-7630-6, (visité le 08/12/2023).

-
- [Vel+17] P. VELARDE et al., « On the Comparison of Stochastic Model Predictive Control Strategies Applied to a Hydrogen-Based Microgrid », in : *Journal of Power Sources* 343 (mars 2017), p. 161-173, ISSN : 03787753, DOI : 10.1016/j.jpowsour.2017.01.015, (visité le 26/03/2021).
- [Wan+14] John WANG et al., « Degradation of Lithium Ion Batteries Employing Graphite Negatives and Nickel–Cobalt–Manganese Oxide + Spinel Manganese Oxide Positives : Part 1, Aging Mechanisms and Life Estimation », in : *Journal of Power Sources* 269 (déc. 2014), p. 937-948, ISSN : 03787753, DOI : 10.1016/j.jpowsour.2014.07.030, (visité le 31/01/2022).
- [WSL07] Lei WU, Mohammad SHAHIDEHPOUR et Tao LI, « Stochastic Security-Constrained Unit Commitment », in : *IEEE Trans. Power Syst.* 22.2 (mai 2007), p. 800-811, ISSN : 0885-8950, DOI : 10.1109/TPWRS.2007.894843, (visité le 24/08/2022).
- [Wu+19] Xiong WU et al., « Optimal Scheduling for Microgrids with Hydrogen Fueling Stations Considering Uncertainty Using Data-Driven Approach », in : *Applied Energy* 253 (nov. 2019), p. 113568, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.113568, (visité le 09/08/2022).
- [Xu+18] Bolun XU et al., « Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment », in : *IEEE Trans. Smart Grid* 9.2 (mars 2018), p. 1131-1140, ISSN : 1949-3053, 1949-3061, DOI : 10.1109/TSG.2016.2578950, (visité le 22/11/2023).
- [Yan+17] Dazhi YANG et al., « Analyzing Big Time Series Data in Solar Engineering Using Features and PCA », in : *Solar Energy* 153 (sept. 2017), p. 317-328, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/j.solener.2017.05.072, (visité le 26/10/2023).
- [Yao+00] S.J YAO et al., « Wavelet Transform and Neural Networks for Short-Term Electrical Load Forecasting », in : *Energy Conversion and Management* 41.18 (déc. 2000), p. 1975-1988, ISSN : 01968904, DOI : 10.1016/S0196-8904(00)00035-2, (visité le 20/11/2023).
- [Yue+21] Meiling YUE et al., « Hydrogen Energy Systems : A Critical Review of Technologies, Applications, Trends and Challenges », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 146 (août 2021), p. 111180, ISSN : 13640321, DOI : 10.1016/j.rser.2021.111180, (visité le 23/03/2022).

-
- [ZA20] R. ZAHEDI et M.M. ARDEHALI, « Power Management for Storage Mechanisms Including Battery, Supercapacitor, and Hydrogen of Autonomous Hybrid Green Power System Utilizing Multiple Optimally-Designed Fuzzy Logic Controllers », in : *Energy* 204 (août 2020), p. 117935, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2020.117935, (visité le 19/05/2021).
- [ZGG13] Yu ZHANG, Nikolaos GATSIS et Georgios B. GIANNAKIS, « Robust Energy Management for Microgrids With High-Penetration Renewables », in : *IEEE Trans. Sustain. Energy* 4.4 (oct. 2013), p. 944-953, ISSN : 1949-3029, 1949-3037, DOI : 10.1109/TSTE.2013.2255135, (visité le 02/01/2023).
- [Zha+21] Yachao ZHANG et al., « A Data-Driven Distributionally Robust Optimization Model for Multi-Energy Coupled System Considering the Temporal-Spatial Correlation and Distribution Uncertainty of Renewable Energy Sources », in : *Energy* 216 (fév. 2021), p. 119171, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2020.119171, (visité le 24/02/2023).
- [ZXZ23] Yunyang ZOU, Yan XU et Cuo ZHANG, « A Risk-Averse Adaptive Stochastic Optimization Method for Transactive Energy Management of a Multi-Energy Microgrid », in : *IEEE Trans. Sustain. Energy* (2023), p. 1-12, ISSN : 1949-3029, 1949-3037, DOI : 10.1109/TSTE.2023.3240184, (visité le 01/02/2023).

État de l’art sur la prédiction des séries temporelles de flux de puissance

Prédictions des flux de puissances et de la température

La planification est dépendante en entrée de la qualité des données de prédictions d’ensoleillement, de consommation et de température. Les prévisions peuvent évidemment être améliorées en évaluant d’autres modèles de prédictions [SW02; LZ21] mais également en agrégeant plus de données, en prenant en compte les vacances scolaires, les jours fériés, la température pour la consommation électrique [HF16], les données météo pour l’irradiance et la température [Etx+22; SKR18; Bou+22; KT21]. L’irradiance peut être prédite à court terme par la segmentation des images du ciel pour obtenir l’indice de nébulosité (quantité de nuages) [Nie+23]¹² et ainsi améliorer la pertinence de la planification. Cependant, comme pour les erreurs de génération solaire, les prévisions sont des paramètres d’entrées de la planification, et non des erreurs internes à la planification. Il est également important de noter que le contrôle prédictif permet de diminuer l’impact de ces erreurs de prédiction en calculant en continu les commandes à appliquer (principe de l’horizon glissant). Par conséquent, l’amélioration du modèle de prédiction ne sera pas considéré ici.

Prédictions des puissances électriques

La diminution des erreurs de prédictions est une piste envisagée pour rendre les EMS plus robustes face aux variations incertaines [Ray+21]. L’EMS utilise des prédictions de génération et de consommation pour fournir les paramètres d’entrée au modèle d’optimisation, en particulier dans le cas de contrôle prédictif MPC. Comme illustré dans la figure 1.9, l’EMS requiert des prédictions à l’ordre de la journée avec une granularité à l’ordre de l’heure. À partir d’une masse de données historiques, par exemple des mesures

12. <https://github.com/yuhao-nie/Stanford-solar-forecasting-dataset>

sur plusieurs années de consommations, de températures extérieures et d'ensoleillement, un modèle d'apprentissage machine est entraîné afin de prédire l'évolution future des grandeurs à partir des jours précédents la trajectoire future. Des méthodes de prédiction de séries temporelles sont utilisées [DH06]. Ces dernières sont séparées en deux catégories, il y a les modèles statistiques avec le *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [DH06 ; Kum+21 ; HF16], le *Exponential Smoothing* (ES) [DH06 ; AN02 ; HF16], la décomposition en saisonnalité, les filtres de Kalman [DH06] et les modèles non linéaires avec les réseaux de neurones [Par+91 ; AN02 ; DH06 ; HF16 ; LZ21], la logique floue [AN02 ; HF16], les systèmes experts [AN02 ; HF16], le *Support Vector Machine* (SVM) [HF16], le *Gradient Boosting* (GB) [HF16].

Les modèles peuvent être univariés, c'est-à-dire avec une seule variable considérée, comme pour l'ES et les ARIMA. Ils sont simples et facilement explicables, surtout quand d'autres variables comme la météo ne sont pas disponibles [HF16, p. 923]. En revanche, les méthodes multivariées permettent de mettre en relation plusieurs variables explicatives pour améliorer la qualité des prédictions, mais ils requièrent plus de données. D'autre part, les méthodes explicites utilisent des formulations mathématiques interprétables par un humain, par exemple des polynômes (ARIMA) ou des fonctions (*Exponential Smoothing*) [HF16, p. 923]. Cependant, elles peuvent être complexes à paramétrer et ajuster sur le jeu de données. À l'inverse, les modèles boîtes noires comme les réseaux de neurones ne requièrent pas d'importantes connaissances en statistiques et permettent d'obtenir des résultats simplement [HF16 ; LZ21] tout en gérant la non-linéarité de jeux de données complexes.

Une revue des techniques de prédictions probabilistes de consommation électrique est proposé par Hong et al [HF16]. Un découpage temporel en fonction des applications est présenté et les techniques classiques sont listées avec leurs caractéristiques. Les auteurs mettent en garde sur le fait qu'il n'existe pas de meilleure technique de prédictions et que celles considérées comme meilleures sont généralement non reproductibles avec forte dépendance aux jeux de données. Lim et Zohren [LZ21] proposent une synthèse des dernières techniques *Machine Learning* (ML) pour la prédiction de séries temporelles et mettent en avant les dernières techniques hybrides combinant analyses statistiques et ML. Sobri et al [SKR18] effectuent une revue sur la prédiction d'ensoleillement et classent les méthodes en trois catégories, les méthodes sur séries temporelles, les méthodes physiques avec les prévisions météorologiques numériques, l'imagerie du ciel, l'imagerie satellite et les méthodes d'ensembles (hybridation de techniques) ainsi que les différentes métriques

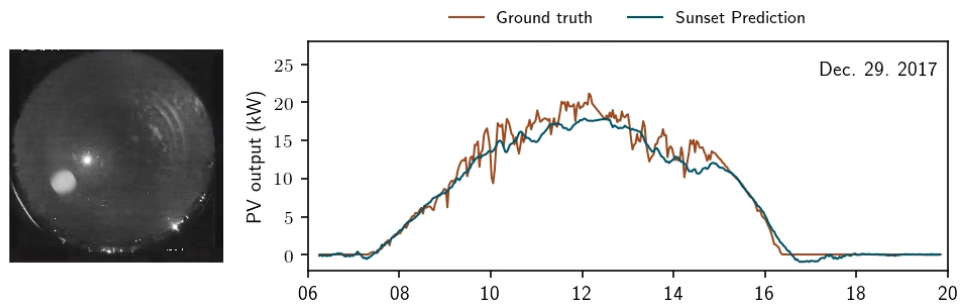


FIGURE 10 – Exemples de résultats pour les prévisions solaires par temps nuageux [Nie+23]

d’erreurs, statistiques et de quantifications d’incertains utilisés. Kumari et al [KT21] présentent différentes architectures de réseaux de neurones pour prédire l’ensoleillement, le ML permet de capter l’aspect non linéaire des jeux de données. Avec un ciel bleu, il n’y a pas de difficultés particulières pour prédire l’ensoleillement, évidemment cela se complique avec le passage de nuages.

Afin d’améliorer les prédictions de génération solaire à court terme en prenant en compte le passage de nuages, Li et al [Nie+23] proposent un jeu de données standard nettoyées pour servir de *benchmark* sur les problèmes de prévision solaires, ainsi qu’un code¹³ pour la segmentation des images du ciel, la classification des types de nuages et la prévision des mouvements des nuages. Les erreurs de prédictions à court terme sont diminuées et la granularité est augmentée à l’ordre de la minute. Le résultat est visible sur la figure 10, *Sunset prediction* est la valeur prédite de production et *Gound truth* est la valeur réelle mesurée.

La segmentation permet d’améliorer grandement les prévisions solaires à court terme en détectant les nuages dans le ciel, mais reste complexe à mettre en place avec le recours à une caméra *fisheye* pour imager le ciel à 360°. Pour la prévision solaire à l’échelle de la journée avec les séries temporelles, les modèles ont peu recours à des données connues d’avance, comme angle de zénith du soleil avec les tables astronomiques, ou à des données multivariées utilisant des données météo comme l’humidité et la température. En revanche, les méthodes de prévisions de consommation sont utilisées depuis de nombreuses années, elles sont donc plus élaborées [HF16]. Enfin, les techniques de ML devraient permettre d’améliorer les prévisions en intégrant plus de complexités, d’informations et de non-linéarité.

13. <https://github.com/yuhao-nie/Stanford-solar-forecasting-dataset>

Principe de la programmation linéaire

La programmation linéaire est une méthode de minimisation ou maximisation d'une fonction de coût linéaire sous contraintes linéaires. Par construction, l'ensemble défini par les contraintes linéaires est nécessairement convexe. Par conséquent, l'optimisation globale est garantie, sans possibilité d'être piégée dans un optimum local. De plus, il existe au moins un algorithme, le simplexe, capable de résoudre ce type de problème linéaire en moyenne en temps polynomial [Spi04]. L'aspect de la charge de calcul est intéressante pour répondre à la problématique du précédent chapitre. Avec l'ajout de nombres entiers, la formulation MILP est couramment utilisée pour la planification de générateurs dans un réseau électrique pour répondre à la demande [CA06; KBP96; OAV12; Gar62; KOW20b; Pol+23]. Ces formulations permettent d'intégrer des contraintes classiques sur les générateurs, la transmission et la gestion de l'incertain.

Formulation standard d'un problème linéaire

Avec un langage de modélisation algébrique (AMPL, GAMS, Pyomo...), le problème linéaire est formulé explicitement avec ses contraintes, puis reformulé sous forme standard par l'outil de modélisation. C'est cette forme standard qui est manipulée par le solveur. Cette forme standard décrite dans l'équation (12) [Van14] s'écrit avec le vecteur d'optimisation, ou de recherche, \mathbf{x} contient n variables définies dans l'ensemble des solutions. L'objectif linéaire, c'est-à-dire la fonction de coût, est formulé avec $\mathbf{c}^\top \mathbf{x}$ où \mathbf{c} contient le coefficient de coût. Chaque contrainte i s'écrit $\mathbf{a}_i^\top \mathbf{x} \leq b_i$. La matrice de coefficient $A = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n]^\top$ contient les vecteurs \mathbf{a}_i pour chaque contrainte i , ainsi les inégalités sont exprimées tel que $A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$ et $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$ ¹⁴.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & \mathbf{c}^\top \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & A\mathbf{x} \leq \mathbf{b} \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned} \tag{12}$$

Si l'objectif doit être maximisé plutôt que minimisé, alors la fonction objectif s'écrit $-\mathbf{c}^\top \mathbf{x}$. Afin de résoudre le problème, le solveur transforme les contraintes d'inégalités $A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$ en contraintes d'égalité avec l'ajout de variables de *slack* s et de surplus t . Par exemple, les contraintes $a + b \geq 4$ et $b - c \leq 1$ deviennent $a + b - s = 4$ et $b - c + t = 1$.

14. <https://dando18.github.io/posts/2021/12/visualizing-the-simplex-algorithm>

La forme générale du problème s'écrit avec (13).

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & \mathbf{c}^\top \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & A\mathbf{x} = \mathbf{b} \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned} \tag{13}$$

Les inégalités limitent l'espace de recherche en définissant des hyperplans. Ces hyperplans forment alors un polytope, dont un exemple est illustré dans la figure 11. Cette figure illustre le principe de problème linéaire avec les faces/hyperplans correspondants aux contraintes.

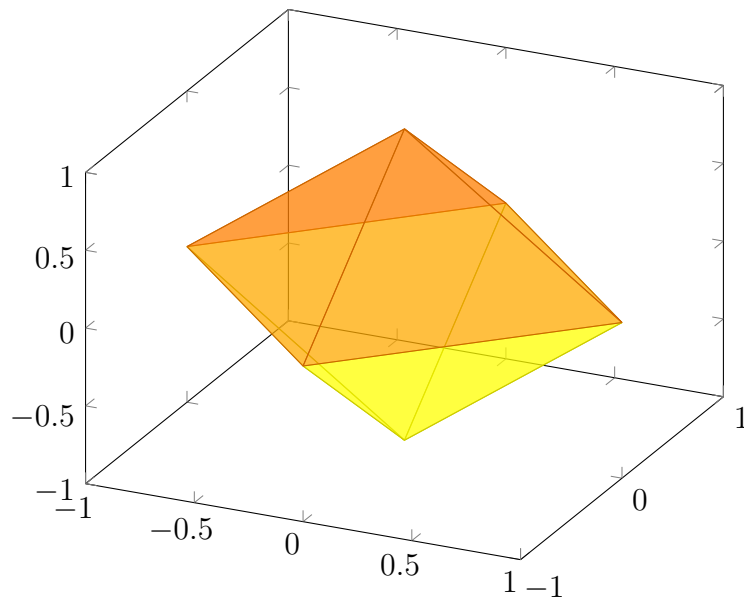


FIGURE 11 – Illustration d'un polytope défini par 8 inégalités, une inégalité par face. Le polytope définit l'espace de recherche auquel \mathbf{x} appartient.

Propriétés géométriques

Un ensemble $C \subseteq \mathbb{R}^n$ est dit *convexe* si, pour tous les points $x, y \in C$ et pour tout λ tel que $0 \leq \lambda \leq 1$, la combinaison linéaire $\lambda x + (1 - \lambda)y$ appartient également à C . Formellement, cela peut être exprimé comme suit :

$$\forall x, y \in C, \forall \lambda \in [0, 1] : \lambda x + (1 - \lambda)y \in C \tag{14}$$

Cette propriété garantit que le segment reliant deux points quelconques de l'ensemble

C est entièrement contenu dans C . Cette propriété est vérifiée pour le polytope. Par conséquent, le polytope est une enveloppe convexe définie par les contraintes d'inégalités $\mathbf{a}_i^T \mathbf{x} \leq b_i$. Les surfaces du polytope sont définies par l'équation $\mathbf{a}_i^T \mathbf{x} = b_i$. L'intersection de deux hyperplans forme une arête et l'intersection d'au moins trois hyperplans forme un point extrême (sommet). Il faut cependant noter qu'il peut exister certaines régions non bornées par des inégalités, cela signifie que la face du polytope est alors « ouverte ». La région s'étend vers l'infini.

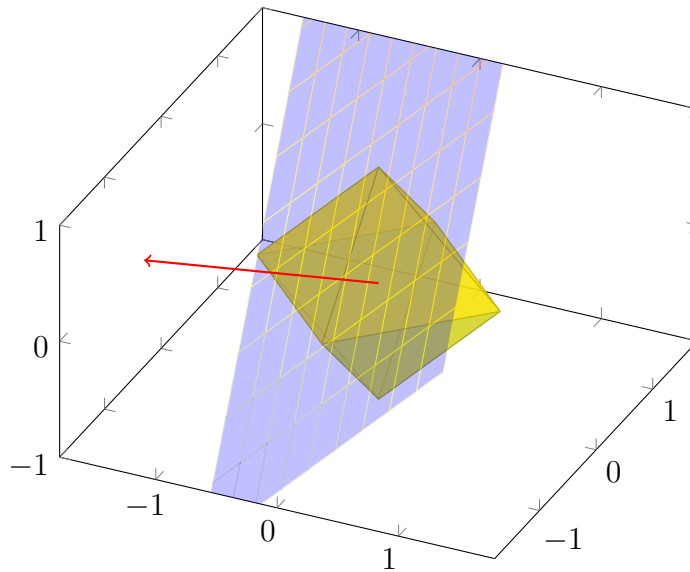


FIGURE 12 – Polytope avec le vecteur de coût \mathbf{c} en rouge et le plan normal au vecteur en bleu. \mathbf{x} est optimal quand le point extrême est le dernier point balayé de l'ensemble des contraintes en jaune par le plan en bleu.

La résolution d'un problème de programmation linéaire vise à minimiser l'expression $\mathbf{c}^T \mathbf{x}$ en identifiant le vecteur \mathbf{x} qui se trouve dans le polytope formé par les contraintes. Bien qu'il y ait potentiellement une infinité de points à examiner par le plan figure 12, une solution optimale, si elle existe, se situe toujours sur l'un des points extrêmes du polytope. Cette caractéristique réduit le problème à un ensemble fini de solutions potentielles, mais il reste encore de nombreux points extrêmes à considérer pour une résolution efficace. Les méthodes de résolution linéaire, telles que le simplexe (voir figure 13) et les méthodes de point intérieur (*Interior-point*, IP), exploitent les propriétés géométriques du problème pour le résoudre. Pour les problèmes en nombres entiers, des méthodes combinatoires et discrètes comme le *Branch-and-Price* et le *Branch-and-Cut* sont utilisés. Les problèmes de programmation linéaire mixte en nombres entiers (MILP) sont résolus en combinant

ces approches linéaires et combinatoires.

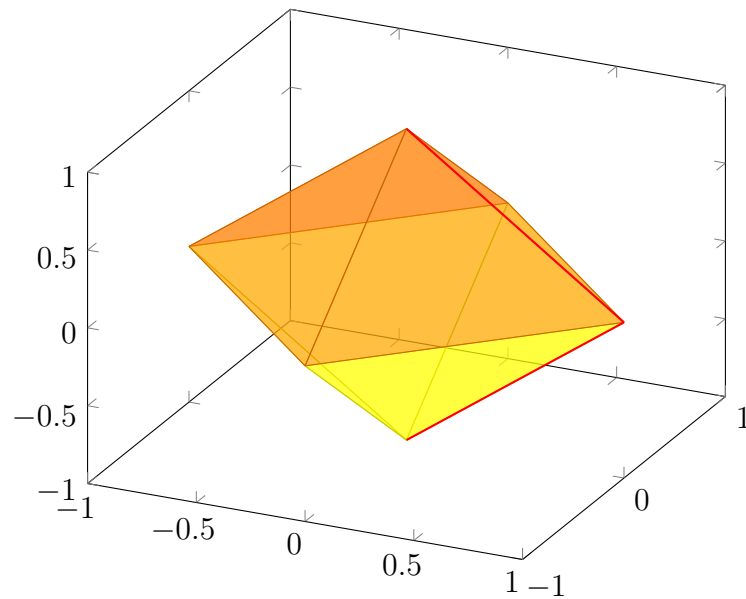


FIGURE 13 – Illustration d'un polytope avec résolution simplexe. L'algorithme du simplexe démarre d'un point extrême, la *Basic Feasible Solution* (BFS), et explore uniquement les arêtes menant vers les points améliorant l'évaluation de la fonction objectif. Lorsque l'évaluation ne peut plus être améliorée, le résultat optimal est trouvé.

Titre : Stratégies d'optimisation à l'aide d'un contrôle par commande prédictive de microréseaux avec stockage d'énergie hybride batteries/hydrogène

Mot clés : Planification des stockages, gestion de l'énergie, engagement des unités, microréseau électrique, stockage hydrogène, réseau îloté, énergies renouvelables, génération solaire

Résumé : Cette thèse propose d'améliorer le contrôle prédictif des microréseaux avec générations renouvelables et stockage hybride batterie-hydrogène. L'objectif est de trouver une planification des stockages applicable à toutes les stations PowiDian, en dépassant les limitations de l'optimiseur actuel. La première contribution est une formulation générique de microréseaux avec stockage.

Ensuite, des optimiseurs "boîte noire" sont intégrés et comparés dans l'*Energy Management System* (EMS) pour planifier la puissance de l'électrolyseur et de la pile à combustible sur l'horizon d'une journée. La formulation et ses différents optimiseurs sont éva-

lués avec des données réelles sur une année entière. La seconde contribution montre que le choix du meilleur optimiseur repose sur la charge de calcul, car la pertinence de la commande et le coût évalué de la fonction objectif sont similaires quel que soit l'optimiseur.

Enfin, la thèse propose une formulation linéaire en nombres entiers d'*Unit Commitment* issu des grands réseaux électriques adaptée au stockage hydrogène. L'objectif est de garantir l'optimalité, de réduire la complexité de calcul et d'intégrer des méthodes classiques (gestion de l'incertain, temps de fonctionnement...).

Title: Optimization Strategies using Predictive Control for Microgrids with Hybrid Battery/Hydrogen Energy Storage

Keywords: Storage planning, energy management, unit commitment, electrical microgrid, hydrogen storage, islanded grid, renewable energies, solar power generation

Abstract: This thesis proposes to improve the predictive control of microgrids with renewable generation and hybrid battery-hydrogen storage. The aim is to find a storage scheduling solution applicable to all PowiDian stations, overcoming the limitations of the current optimizer. The first contribution is a generic formulation of microgrids with storage.

Next, black-box optimisers are integrated and compared in the Energy Management System (EMS) to plan the power of the electrolyser and the fuel cell over a one-day horizon. The formulation and its various optimisers

are evaluated with real data over a full year. The second contribution shows that the choice of the best optimizer is based on the computational load, since the relevance of the control and the evaluated cost of the objective function are similar whatever the optimizer.

Finally, the thesis proposes a linear integer formulation of *Unit Commitment* from large power systems adapted to hydrogen storage, with the objective of guaranteeing optimality, reducing computational complexity and integrating classical methods (uncertainty management, operating time, etc.).