



HAL
open science

Influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides

Amélia Nadal

► **To cite this version:**

Amélia Nadal. Influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides. Automatique / Robotique. Communauté Université Grenoble Alpes, 2019. Français. NNT: . tel-02466357v1

HAL Id: tel-02466357

<https://theses.hal.science/tel-02466357v1>

Submitted on 4 Feb 2020 (v1), last revised 9 Jul 2020 (v2)

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE LA COMMUNAUTE UNIVERSITE GRENOBLE ALPES

Spécialité : AUTOMATIQUE - PRODUCTIQUE

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Amélia NADAL

Thèse dirigée par **Delphine RIU**, Professeure des Universités,
Communauté Université Grenoble Alpes
et codirigée par **Christophe BERENGUER**, Professeur des Universités,
Communauté Université Grenoble Alpes

préparée au sein du **Laboratoire CEA/LITEN**
dans l'**École Doctorale Electronique, Electrotechnique,**
Automatique, Traitement du Signal (EEATS)

Influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides

Impact of uncertainties on the techno-economic optimization of hybrid energy systems

Thèse soutenue publiquement le **22 novembre 2019**,
devant le jury composé de :

Monsieur François MARECHAL

Professeur, EPFL, Président

Madame Marie-Cécile PERA

Professeure, Université de Franche-Comté, Rapporteure

Monsieur Bruno FRANCOIS

Professeur, Ecole Centrale de Lille, Rapporteur

Madame Delphine RIU

Professeure, Grenoble INP, Directrice de thèse

Monsieur Christophe BERENGUER

Professeur, Grenoble INP, Directeur de thèse

Monsieur Jean-Baptiste BLANCHARD

Ingénieur de Recherche, CEA Saclay, Examineur

Monsieur Alain RUBY

Ingénieur de Recherche, CEA Grenoble, Encadrant

Monsieur Cyril BOURASSEAU

Ingénieur de Recherche, CEA Grenoble, Encadrant

Monsieur Benjamin GUINOT

Ingénieur, SEED-Energy, Invité



Table des matières

Remerciements · Glossaire · Publications

Introduction	1
Chapitre 1 · État de l’art et position des travaux	4
1. Contexte de modélisation des systèmes énergétiques hybrides	4
1.1. Évolution des systèmes et nécessité d’une évaluation technico-économique	4
1.2. Aide à la décision multicritère	5
1.3. Les outils d’évaluation technico-économique.....	7
2. Prise en compte des incertitudes	11
2.1. État de l’art : étude de sensibilité, analyse d’incertitude et analyse de sensibilité	11
2.2. Limites de l’étude de sensibilité et de l’analyse d’incertitude	13
2.3. Enjeux	14
3. Cas d’étude	15
3.1. Approche classique	15
3.2. Mise en œuvre sur le cas d’étude	18
4. Positionnement des travaux	24
Plan du manuscrit	26
Chapitre 2 · Modélisation et quantification des incertitudes	27
1. Représentation de l’incertitude	28
1.1. Nature des incertitudes.....	28
1.2. Cadres théoriques de représentation de l’incertain	29
2. Identification et modélisation des incertitudes.....	36
2.1. Périmètre de la thèse	36
2.2. Cadre de modélisation des incertitudes.....	38
2.3. Modélisation de l’incertitude sur les séries temporelles	40
2.4. Indépendance des variables incertaines	42
3. Quantification des sources d’incertitude	42
3.1. Quantification pour les paramètres incertains statiques	43
3.2. Quantification pour les séries temporelles incertaines	44
4. Application au cas d’étude	44
Conclusion.....	49
Chapitre 3 · Approche Analyse de Sensibilité (AAS)	50
1. Méthode de propagation de l’incertitude	52
2. Méthodes d’analyse de sensibilité.....	53
2.1. Analyse de sensibilité locale	54
2.2. Méthodes de screening et focus sur la méthode Morris	55
2.3. Analyse de sensibilité globale.....	57
2.4. Méthode retenue : méthode en deux étapes	63
3. Application au cas illustratif	63
3.1. Propagation d’incertitude.....	63
3.2. Analyse de sensibilité globale.....	67

4.	Apport de l'Approche Analyse de Sensibilité	71
	Conclusion.....	74
Chapitre 4 · Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (AOSMO).....		75
1.	Méthode pour l'optimisation sous incertitude.....	76
1.1.	État de l'art	76
1.2.	Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO).....	78
2.	Application au cas d'étude.....	83
2.1.	Caractéristiques techniques des Optimisations Stochastiques Multi-Objectif.....	83
2.2.	Résultats des Optimisations Stochastiques Multi-Objectif.....	84
3.	Apport de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif.....	91
3.1.	Capacité de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif à proposer un dimensionnement robuste	92
3.2.	Limites de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif.....	94
	Conclusion.....	95
Chapitre 5 · Prise en compte du pilotage.....		96
1.	Optimisation simultanée du dimensionnement et du pilotage.....	96
1.1.	Principe de la co-optimisation simultanée et conditions d'applicabilité.....	96
1.2.	Applicabilité au cas d'étude et intégration dans l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif....	97
1.3.	Insuffisance d'un pilotage fixe.....	97
2.	Optimisation du pilotage permettant de limiter l'impact des incertitudes.....	99
2.1.	Mise en œuvre.....	99
2.2.	Développements possibles	101
	Conclusion.....	102
Chapitre 6 · Synthèse méthodologique.....		103
1.	De la nécessaire quantification des sources d'incertitude	104
1.1.	Prérequis indispensable à la quantification des incertitudes : Retour sur le cadre de modélisation	104
1.2.	Quantification des sources d'incertitude : l'indispensable recherche bibliographique	107
2.	Complémentarité des approches	109
2.1.	Limites respectives	109
2.2.	De la différence qualitative des apports	110
2.3.	De la différence quantitative des apports	111
3.	Vers une approche globale ?	114
3.1.	Synthèse	114
3.2.	Proposition d'approche globale	116
3.3.	Identification qualitative des paramètres incertains les plus influents	117
4.	Guide méthodologique.....	119
	Conclusion.....	124
Conclusion et perspectives.....		125
Annexes		128
	Annexe 1 : Optimisation par l'algorithme génétique d'Uranie	128
A1. 1.	Éléments de génétique	128
A1. 2.	Correspondances génétique - algorithmique.....	128
A1. 3.	Principes généraux de l'algorithme génétique	129

A1. 4. Implémentation spécifique dans Uranie.....	130
Annexe 2 : Lois de probabilité classiques	132
A2. 1. Loi uniforme	132
A2. 2. Loi triangulaire	133
A2. 3. Loi normale.....	133
A2. 4. Loi Weibull.....	134
A2. 5. Loi Beta	134
Bibliographie	135

Remerciements

Au cours de ces trois belles années de thèse, mais aussi lors de l'ensemble du parcours qui m'a portée jusque-là, j'ai été soutenue, aidée et encouragée, par de nombreuses personnes que je tiens à remercier très sincèrement.

Mes premiers remerciements vont à mes encadrants et directeur et directrice de thèse. Merci à vous quatre pour la confiance que vous m'avez accordée et que vous avez tenté de me transmettre. Il me reste encore un peu de travail pour croire pleinement en moi mais sachez que vous êtes à la source de grands progrès.

Merci Alain, pour ton soutien aussi bien moral que technique et ta bienveillance constante, ton écoute au quotidien a été extrêmement précieuse durant cette thèse.

Merci Cyril pour ton exigence, ton aide et l'ambition que tu as placée dans mes travaux. Nos échanges m'ont souvent permis de réajuster le cap (et ce jusqu'aux derniers instants de la thèse !).

Merci Christophe pour ton soutien toujours au rendez-vous. Merci tout particulièrement d'avoir démystifié pour moi le monde de la recherche et m'y avoir fait prendre goût ! La publication de mon article avant la soutenance n'aurait jamais été possible sans ton aide, pour cela aussi, merci.

Merci Delphine pour ton aide et ta bienveillance durant ces trois années. Merci de porter haut tes valeurs dans ton travail tout en restant aussi souriante et à l'écoute. Ton parcours m'impressionne et m'inspire.

Je tiens à remercier chaleureusement l'ensemble de mon jury, pour le temps que vous avez consacré à évaluer mon travail et les précieuses suggestions d'améliorations pour ce manuscrit.

Merci Professeur François Maréchal d'avoir accepté de présider ce jury, c'est un immense honneur pour moi, qui suis admirative de vos travaux.

Merci Professeure Marie-Cécile Pera d'avoir rapporté ma thèse. Merci pour le temps et l'attention que vous y avez consacrés, mais aussi pour vos retours et vos conseils. Vos paroles de félicitations resteront gravées longtemps dans ma mémoire.

Merci Professeur Bruno François d'avoir rapporté ma thèse. Merci pour vos retours détaillés et critiques mais aussi pour nos échanges informels sur les réseaux électriques.

Merci Jean-Baptiste, non seulement pour ta participation à mon jury, mais aussi pour le support technique tout au long de ma thèse. Travailler avec ton équipe a été un plaisir. Il me faut ici remercier encore Alain pour m'avoir conseillé de vous contacter !

Enfin, merci à Benjamin, sans qui cette thèse n'aurait jamais vu le jour... Merci de m'avoir proposé ce sujet, d'avoir encadré le début de mes travaux et merci pour la relecture attentive du manuscrit. Tes conseils et corrections vont au plus juste !

Ce travail aurait été bien moins agréable sans l'environnement de travail qui a été le mien durant ces trois années et je tiens donc à adresser mes plus chaleureux remerciements à l'ensemble du LSED et aux autres personnes du CEA qui ont contribué très largement à mon plaisir quotidien à me rendre au labo.

A l'équipe de choc sans qui cette thèse n'aurait pas eu autant de saveur : les incroyables membres du cool office, Valérie (pour la course et le patinage), Julie (pour ton inénarrable tarte à la rhubarbe), Élise (pour ta franchise et ta bonne humeur), Gilles (pour ta rassurante présence à la pause-café), Vincent (pour m'avoir fait découvrir jeux et gâteaux... tout ce que j'aime !), Stéphanie (pour nos quarts d'heure Odyssey bashing et pour ton merveilleux soutien technique), Cyril et Alain (encore !), Roland, Guillaume, Philippe et Stéphane, merci ! Longue vie à la bonne humeur de la pause-café et aux joyeux afterworks !

Merci aussi Florent, Bénédicte, Isabelle, Joséphine, Sarah et Églantine. Merci Benoit, Boris et Hugo. Merci Élise pour les questions que tu m'as souvent invitée à me poser et pour ta bienveillance.

Enfin, un petit doublon pour mes préférés : Hemant, Etienne et Quentin, qui avez supporté mes humeurs et jacasseries au quotidien, bravo et merci ! Vous avez su me reconforter dans les moments difficiles et savez me faire rire même quand rien ne va plus. Merci du fond du cœur.

Merci Steph' et Leslie de votre soutien pendant ces trois ans (entre autres !) sur tous les fronts de la vie, mais aussi de votre présence à ma soutenance, celle-ci m'a profondément touchée.

Mes remerciements aux amies de longue date, Margo, Mélanie, Valentine, Teresa, mais aussi aux amis plus récents qui ont été un soutien de choix dans la dernière ligne droite, Éric et Julie, merci !

Merci aux amis de prépa, aux copains de l'E3 et en particulier aux Cop'Coch, merci Flavien, Jean-Côme, Basile, Jerem' et une mention toute particulière pour Fanny et Minouch' : vous êtes toujours dans mes pensées. Fanny, merci pour ton infailible soutien pendant cette thèse (et avant !), malgré la distance, tu as toujours été là quand j'ai cru vaciller mais aussi pour partager mes joies, ce qui est largement aussi important ! Ton amitié est un trésor.

Merci à la grande équipe grenobloise, qui a eu la gentillesse de ne pas cesser de me proposer d'aller randonner, boire des coups ou danser malgré mon emploi du temps un peu trop chargé de la fin de rédaction. Vous avez été un soutien moral incomparable : merci Julie, Sacha, Pacco, Z, Pierre, Zoé, Antoine, Claire, Solène, François et Vincent. Merci Alex. Enfin, mes plus vifs remerciements sont pour toi Nelly, ton soutien et tes encouragements ont été constants pendant ma dernière année de thèse, je t'en serai éternellement reconnaissante.

Merci à ma famille : Papy et Mamie, Papé qui m'a encouragée sur la voie des sciences et Dany pour ton soutien par confitures interposées mais aussi téléphonique. Merci à mes cousines, Adeline, Serge, Nicole, Josiane et Éric, Denis, Laurinne.

Merci à mes parents ! Merci Papa pour l'incalculable aide de relecture de ce manuscrit, merci pour ton exigence et pour ton goût du travail. Merci Maman pour ton infailible soutien et pour tout ce que tu as pu me transmettre dont je suis fière. Merci à vous deux de m'avoir encouragée et soutenue dans ces longues études, merci pour votre amour.

Merci Nathan et merci Marjorie, votre présence à mes côtés depuis toujours est un cadeau qui illumine ma vie.

Enfin, merci Alice et Louison pour vos sourires qui savent si simplement terrasser mes incertitudes les plus tenaces.

Glossaire

AAS	Approche Analyse de Sensibilité
AC	Alternating Current (courant alternatif)
AG	Algorithme Génétique
AOSMO	Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif
AS	Analyse de Sensibilité
ASG	Analyse de Sensibilité Globale
CAPEX	Capital Expenditure
CEA	Commissariat à l'Énergie Atomique et aux Énergies Alternatives
DC	Direct Current (courant continu)
FDP	Fonction de Densité de Probabilité
LEC	Levelized Electricity Cost (coût actualisé de l'électricité)
MC	Monte Carlo
MILP	Mixed-Integer Linear Programming (programmation linéaire en nombres entiers)
OAT	One-At-a-Time
ONR	Optimisation Non Robuste
OPEX	Operating Expenditure
OSMO	Optimisation Stochastique Multi-Objectif
PAC	Pile A Combustible
PV	Photovoltaïque
RM	Recommandation Méthodologique
SOC	State Of Charge (état de charge)
ST	Série Temporelle
UL	Unmet Load (taux de charge non satisfaite)

Publications

Papiers de conférence

Nadal A, Ruby A, Bourasseau C, Riu D, Bérenguer C (2018) Uncertainty sensitivity assessment on the optimization of the design and operation of complex energy systems: a comprehensive approach. In: S. Haugen JEV A Barros, C van Gulijk, T Kongsvik (ed) 28th European Safety and Reliability Conference - ESREL 2018. Taylor & Francis (CRC Press/Balkema), Trondheim, Norway, pp 2627–2634

Nadal A, Ruby A, Bourasseau C, Riu D, Bérenguer C (2019) Uncertainty sensitivity assessment on the optimization of the design of complex energy systems: two complementary approaches. In: 25th International Conference on Electricity Distribution - CIRED 2019. IET - The Institution of Engineering and Technology, Madrid, Spain, p Paper #877

Article de journal

Nadal A, Ruby A, Bourasseau C, Riu D, Berenguer C (2020) Accounting for techno-economic parameters uncertainties for robust design of remote microgrid. International Journal of Electrical Power & Energy Systems 116:105531 . doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105531

Introduction

Les impacts environnementaux liés au changement climatique sont de plus en plus visibles (vagues de chaleur, extinctions d'espèces, déstabilisation des calottes polaires...) et la nécessité de réduire les émissions de gaz à effet de serre s'impose de manière urgente (IPCC 2018). En effet, les conséquences d'un réchauffement des températures au-delà de 1.5°C par rapport aux niveaux préindustriels aggraverait lourdement ces impacts et seraient délétères pour l'environnement. Pour les scientifiques, les lois de la physique et de la chimie rendent possible une telle limitation de l'augmentation de température, à condition d'y associer les technologies, investissements et changements de mode de vie nécessaires. Les scientifiques ne peuvent toutefois pas savoir si cette limitation est politiquement et institutionnellement possible, ni préjuger de l'acceptabilité sociétale de telles technologies et de telles propositions de sobriété énergétique.

La première source d'émission de gaz à effet de serre d'origine anthropique et à ce titre du changement climatique (IPCC 2013) est la génération d'électricité et de chaleur, comme le montre la Figure 1, dans laquelle sont attribuées les parts de responsabilité d'émission de CO₂ aux différents secteurs. En 2016, comme les années précédentes (IEA 2018) la génération d'électricité et de chaleur était en effet à l'origine de 42% des émissions de CO₂ (diagramme de gauche).

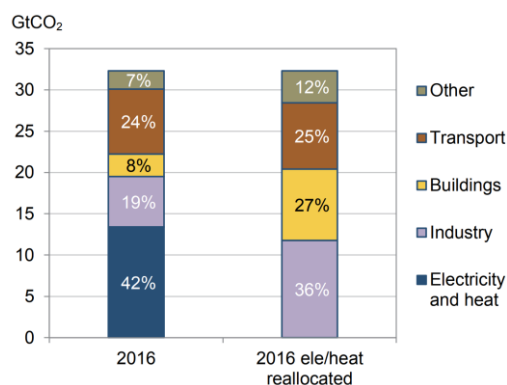


Figure 1 : Émissions de CO₂ globales par secteur en 2016 (IEA 2018)

La génération d'électricité et de chaleur est assurée principalement par la combustion de carburants fossiles. En effet, les technologies de production d'énergie reposant sur la combustion de carburants fossiles – charbon (coal), pétrole (oil) et gaz (gas), représentent la part majeure de la production d'électricité au niveau mondial, comme ceci est visible à la Figure 2, sur laquelle sont représentées les parts d'électricité issues des différents types de production : ressources fossiles en tête, nucléaire, hydraulique, autres.

Ces moyens de production basés sur la combustion de ressources fossiles présentent les avantages d'être matures, pilotables et relativement bon marché. Une de leurs alternatives est la production d'énergies renouvelables : solaire, éolienne ou issue de la biomasse. Ces sources d'électricité sont en effet moins génératrices de gaz à effet de serre et semblent par ailleurs pouvoir répondre à la question de la sécurité de l'approvisionnement énergétique. Pourtant, malgré de très forts investissements dans la production photovoltaïque et éolienne (stabilité de la biomasse), ces énergies sont encore minoritaires à l'heure actuelle : moins de 10% de la production mondiale d'électricité en 2017 (IEA 2019).

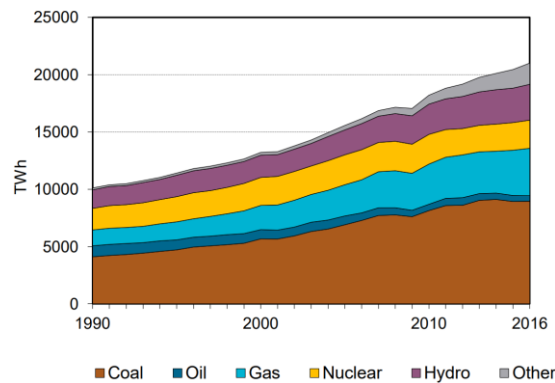


Figure 2 : Génération d'électricité par type de production (IEA 2018)

La transition nécessaire d'un modèle énergétique centralisé et exploitant des ressources fossiles vers un modèle décentralisé, valorisant les ressources renouvelables et leurs synergies n'est pourtant pas si naturelle. Cette transition implique trois notions : remplacement des moyens de production, sobriété énergétique et efficacité (réduction des pertes de conversion et de transmission). Pour ce qui est du remplacement des moyens de production, elle exige des choix et investissements pour des systèmes alternatifs plus complexes et difficiles à évaluer pour plusieurs raisons :

- la variabilité des ressources renouvelables et de la demande,
- le déséquilibre entre la production et la demande,
- la nécessité d'utiliser des systèmes de stockage et / ou des systèmes hybrides qui en découle,
- le recours à plusieurs vecteurs énergétiques tels que l'hydrogène, la chaleur...

La nécessité d'introduire des fonctions de stockage résulte principalement de l'utilisation de ressources renouvelables intermittentes. Pour appréhender le fonctionnement complexe de ces systèmes de production énergétique décarbonnés, incluant des moyens de production non conventionnels et des systèmes de stockage, on a recours à la modélisation et à la simulation temporelle dynamique. Cependant, il demeure de nombreux progrès à faire d'une part pour dimensionner au mieux ces systèmes et d'autre part pour rassurer les investisseurs sur la rentabilité économique et environnementale de ces systèmes.

Au-delà de l'incertitude sur la prévision de la production et de la demande, les investissements sont faits dans un contexte économique incertain. Pourtant, une majorité d'études de systèmes énergétiques hybrides renouvelables ne prend pas en compte les incertitudes (Mirakyan and De Guio 2015). De plus, les décideurs cherchent à obtenir le meilleur compromis entre le coût et la qualité de service rendu. Ainsi, ces travaux de thèse visent à étudier l'influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides.

Pour ce faire, deux approches ont été mises en place, illustrant deux manières d'aborder un problème de dimensionnement optimal de système hybride présentant de fortes incertitudes. Une première approche s'intéresse à l'impact des incertitudes sur un système déjà optimisé, tandis que la deuxième approche aborde la question de l'impact des incertitudes au sein même du processus d'optimisation. Cette optimisation de systèmes énergétiques hybrides peut concerner leur dimensionnement et leur pilotage, dans ces travaux on s'intéressera principalement à la question de leur dimensionnement.

Quelle que soit l'approche mise en œuvre pour évaluer l'influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides, la première étape est de caractériser ces incertitudes. Dans ces travaux, les incertitudes considérées concernent les paramètres techniques et économiques des composants du système et les chroniques temporelles météorologiques, de consommation d'énergie ou de prix de marché de l'énergie, nécessaires à leur simulation.

Les méthodes développées sont appliquées à un système énergétique hybride exemple qui sert de cas illustratif tout au long de ce manuscrit. Néanmoins l'ambition de ces travaux est de fournir à un utilisateur de logiciel de simulation dynamique de système énergétique hybride, indépendamment du logiciel utilisé, des éléments d'aide à la décision pour un système soumis à des incertitudes.

Chapitre 1

État de l'art et position des travaux

Ce chapitre a pour objectif de présenter le cadre général de modélisation, simulation et évaluation des systèmes énergétiques hybrides renouvelables dans lequel s'inscrit ce travail de thèse. Il permet de présenter le contexte de modélisation des systèmes énergétiques hybrides, incluant les outils logiciels qui leur sont dédiés et les méthodes d'optimisation classiquement utilisées pour les dimensionner. Ce chapitre montre ensuite comment les incertitudes liées à ces systèmes les impactent et rendent difficile la prise de décision technico-économique à leur sujet, les limites des solutions mises en place pour remédier à ce problème et comment ces solutions peuvent être améliorées.

La première section de ce chapitre (1) présente la modélisation des systèmes énergétiques hybrides. La deuxième section (2) propose une analyse critique de l'état de l'art sur la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation de ces systèmes. La troisième section (3) présente le cas d'étude sur lequel les méthodes présentées tout au long de ce manuscrit sont mises en œuvre. Enfin, la dernière section de ce chapitre (4) présente les axes de recherche qui structurent ces travaux.

1. Contexte de modélisation des systèmes énergétiques hybrides

Dans cette section, le contexte général de ces travaux est présenté. Le premier paragraphe définit ce qu'est un système énergétique hybride dans le sens où il sera employé tout au long de ce manuscrit. Le deuxième paragraphe permet quant à lui d'aborder la manière dont sont évalués ces systèmes, ce qui peut être réalisé avec les outils présentés dans le dernier paragraphe de cette section.

1.1. Évolution des systèmes et nécessité d'une évaluation technico-économique

Un système énergétique hybride est constitué par un ensemble de composants, assemblés dans le but de répondre à une demande énergétique qui peut être de différentes natures : électrique, chaleur, hydrogène... Il peut combiner plusieurs sources d'énergie, renouvelables ou non : photovoltaïque (PV), éolienne, générateur diesel, réseau de gaz ou d'électricité... Un système peut donc être autonome ou non, i.e. produire ou non toute l'énergie nécessaire à la satisfaction de la demande énergétique pour lequel il est conçu.

Aujourd'hui, les systèmes énergétiques hybrides sont de plus en plus complexes et difficiles à évaluer pour plusieurs raisons :

- la variabilité des ressources renouvelables et de la demande,
- le déséquilibre entre la production et la demande,
- la nécessité d'utiliser des systèmes de stockage et / ou des systèmes hybrides en résultant,
- le recours à plusieurs vecteurs énergétiques tel que l'hydrogène, la chaleur...

Plus largement, la diversité des caractéristiques des moyens de production entraîne plus de diversité dans les réponses statiques et dynamiques des systèmes.

La nécessité d'introduire des fonctions de stockage résulte principalement de l'utilisation de ressources renouvelables intermittentes. Les composants de stockage peuvent avoir des comportements de fonctionnement à la fois en tant que puits mais aussi en tant que sources. Pour appréhender le fonctionnement complexe de l'ensemble du système, on a recours à la modélisation et la simulation temporelle dynamique.

En effet, comme analysé par (Guinot 2013), l'évaluation des systèmes énergétiques intégrant des fonctions de stockage n'est possible que par une mise en situation « opérante » de ceux-ci. La mise en situation est rendue possible par la simulation temporelle dynamique, évitant d'avoir recours à l'expérimentation et nécessitant de modéliser les systèmes.

Ainsi, la modélisation et la simulation sont indispensables à l'évaluation des systèmes énergétiques hybrides, évaluation nécessaire à l'aide à la décision multicritère qui est abordée dans le paragraphe qui suit. En effet, au vu de la diversité des solutions technologiques, il est nécessaire d'évaluer les systèmes les uns par rapport aux autres, pour comparer les investissements et les services rendus respectifs.

1.2. Aide à la décision multicritère

Pour répondre à une demande énergétique, plusieurs systèmes énergétiques hybrides peuvent être mis en place, de coûts, mais aussi de fonctionnements différents. Pour mesurer la performance de ces systèmes, divers indicateurs (dits aussi critères) sont utilisés. La performance peut être liée à différents aspects : aspect technique, économique, environnemental, ou encore social. En effet, les systèmes énergétiques hybrides sont évalués dans différentes catégories. Cependant, les indicateurs de performance les plus utilisés sont les indicateurs techniques et économiques. L'utilisation de critères environnementaux (émissions de gaz à effet de serre principalement) et sociaux (« Social Welfare » ou bien-être social (Amirahmadi and Akbari Foroud 2013)) est recensée moins fréquemment. Dans les projets de transition, on parle aussi d'indicateur de soutenabilité rendant compte de la part de consommation d'énergie primaire d'origine non renouvelable.

Critères de performance techniques

La performance technique d'un système se mesure à sa capacité à satisfaire la demande énergétique, pour lequel il est conçu. Cette satisfaction est évaluée par des critères de fiabilité du système énergétique que (Tezer et al. 2017) définit comme la capacité de celui-ci à fournir au consommateur l'énergie de manière adéquate et sûre.

Parmi les différents critères de performance techniques les plus communs, cités par (Tezer et al. 2017), on distingue les critères d'adéquation des critères de fiabilité. Ces derniers, moins utilisés, sont par exemple : Loss of load expected (LOLE), Loss of energy expected (LOEE), Loss of power supply probability (LPSP). Ils peuvent être calculés par la simulation chronologique, ou par des techniques statistiques. Dans le cas d'un processus ergodique, i.e. un processus stochastique pour lequel les statistiques peuvent être approchées par l'étude d'une seule réalisation suffisamment longue, la simulation chronologique est représentative sans avoir recours à des techniques statistiques. L'ergodicité assure en effet que les moyennes temporelles sont identiques aux moyennes statistiques, ce qui permet de connaître entièrement la statistique à partir d'une seule réalisation.

Les critères d'adéquation, qui sont les plus utilisés, représentent des ratios entre une énergie fournie et une énergie appelée. Ils se rapportent à la capacité du système à répondre à la demande énergétique mais n'incluent pas les perturbations de celui-ci. Les critères d'adéquation les plus utilisés sont la Deficiency of power supply probability (DPSP) aussi appelée Unmet Load et la Loss of Load Probability (LLP). Ces critères se différencient par la manière dont sont calculés les ratios d'énergie produite par rapport à l'énergie demandée (énergie ou temps).

Critères de performance économiques

L'autre aspect le plus souvent évalué pour un système énergétique hybride est le coût de l'énergie qu'il produit. Dans ce coût sont inclus :

- Les coûts d'acquisition des composants des systèmes, ou coûts d'investissement. Dans l'ensemble du manuscrit, on utilisera le terme de CAPEX (pour Capital Expenditure) pour s'y rapporter.
- Les coûts de maintenance des composants. On utilisera le terme d'OPEX (pour Operating Expenditure) pour s'y rapporter. Ils correspondent généralement à un pourcentage du CAPEX.
- Les coûts de remplacement des composants pour ceux dont la durée de vie est inférieure à la durée d'exploitation du système.

Différents indicateurs de performance (dit aussi critères de performance) liés au coût peuvent être définis. Par exemple :

- le coût présent actuel (Net Present Cost, NPC) en €,
- le coût actualisé (Annualized Cost of System, ACS) en €/an,
- le coût de l'énergie (Cost of Energy, COE) en €/kWh,
- le coût actualisé de l'énergie (Levelized Cost of Energy, LCOE ou Levelized Energy Cost, LEC) en €/kWh.

La diversité des indicateurs permet à l'utilisateur de choisir la grandeur la plus appropriée à son usage.

Notion d'actualisation

Les systèmes énergétiques hybrides évalués sont censés durer plusieurs années, ainsi, les investissements présents sont à mettre en regard du service rendu, mais aussi des dépenses qui leur sont liées, sur l'ensemble de la durée d'exploitation de ceux-ci. Par conséquent, les flux financiers, c'est-à-dire les dépenses et les gains liés aux systèmes énergétiques hybrides sont à prendre en considération sur l'ensemble de leur durée d'exploitation.

Pour cela, la notion d'actualisation, présente dans divers critères de performance économiques (précédemment cités), consiste à ramener à une même base des flux financiers intervenant à des dates différentes qui ne sont donc pas directement comparables. Avec la notion d'actualisation, la disponibilité immédiate est systématiquement privilégiée sur la disponibilité future.

Si on note un flux financier F (dépenses ou revenus, en €) intervenant l'année i , alors sa valeur actualisée F_{act} (en €) est calculée par l'Equation I. 1, la première année étant l'année 0.

$$F_{act} = \frac{F}{(1 + \tau)^i} \quad \text{Equation I. 1}$$

où τ est le taux d'actualisation sans unité. La valeur du taux d'actualisation est généralement comprise entre 0 et 15%. Le taux d'actualisation privilégié par l'utilisateur est un outil qui lui permet de donner aux coûts futurs la pondération qu'il souhaite par rapport aux coûts actuels ; un taux d'actualisation faible correspond à un poids fort donné à l'avenir (que ce soit pour des investissements ou des revenus), tandis qu'un taux d'actualisation élevé correspond à un poids faible donné à l'avenir (que ce soit pour des investissements ou des revenus).

Les systèmes énergétiques hybrides sont évalués selon différents aspects. La prise de décision les concernant (choix d'investissement) est ainsi multicritère et les systèmes résultants sont toujours des solutions de compromis. La question de l'arbitrage entre différents critères de choix est au cœur des problématiques des systèmes énergétiques renouvelables.

A ce stade, l'arbitrage est envisagé entre des critères technique et économique (et éventuellement environnemental et social), on abordera plus tard dans ces travaux de thèse l'arbitrage, non seulement entre des catégories différentes d'indicateurs, mais aussi entre la performance et la robustesse de la performance.

1.3. Les outils d'évaluation technico-économique

Pour évaluer les systèmes énergétiques renouvelables selon les différents critères évoqués dans le paragraphe précédent, des outils logiciels permettent de simuler dynamiquement le système. La revue des outils logiciels dédiés à l'intégration des énergies renouvelables (Connolly et al. 2010) montre qu'il n'existe pas un unique outil idéal mais que la qualité d'un outil est fortement liée aux objectifs de l'utilisateur. Dans ce paragraphe, les grands principes des outils sont présentés avant la description de l'outil Odyssey, avec lequel ont été réalisés ces travaux.

1.3.1. Grands principes

Tout d'abord, d'après la revue de référence (Connolly et al. 2010), on distingue différents types d'outils que l'on peut répartir en sept catégories :

1. Outils de simulation : Ces outils simulent le fonctionnement d'un système énergétique donné pour fournir une demande énergétique donnée.
2. Outils de scénario : Ces outils combinent des séries d'années dans un scénario long terme.
3. Outils d'équilibre : Ces outils cherchent à expliquer le comportement de l'offre, de la demande et des prix dans une économie avec un ou plusieurs marchés.
4. Outils top-down : Ces outils utilisent des données générales macroéconomiques pour déterminer la croissance des prix et des demandes. Ces outils sont généralement aussi des outils d'équilibre (3).
5. Outils bottom-up : Ces outils identifient et analysent les technologies énergétiques spécifiques et identifient ainsi les options d'investissement et alternatives.
6. Outils d'optimisation de l'opération : Ces outils optimisent le pilotage (ou l'opération) d'un système énergétique donné. Ces outils sont généralement aussi des outils de simulation (1).
7. Outils d'optimisation de l'investissement : Ces outils optimisent les investissements dans un système énergétique. Ces outils sont généralement aussi des outils de scénario (2).

Il est à noter qu'un même outil peut rentrer dans différentes catégories.

Les outils concernés par ces travaux sont les outils de simulation (catégorie 1), dans lesquels on évalue une architecture donnée en simulant le système.

Les autres éléments qui permettent de classifier les outils logiciels d'évaluation des systèmes énergétiques hybrides sont :

- leur étendue géographique : internationale/ nationale/ régionale/ locale/ communautaire,
- leur cadre temporel : de l'année à 75 ans,
- leur pas de temps : de la seconde à l'année.

Pour les outils de simulation, il convient de distinguer pour le cadre temporel :

- la durée de simulation,
- la durée d'exploitation qui correspond à une période plus longue et pour laquelle une extrapolation des résultats obtenus sur la durée de simulation est nécessaire. La notion d'actualisation, introduite au paragraphe précédent est un outil pour cette extrapolation.

Pour les outils de simulation, le pas de temps va généralement de la seconde à l'heure, et l'ordre de grandeur de la durée de simulation est de l'ordre de l'année.

Enfin, d'autres éléments clés des outils logiciels d'évaluation des systèmes énergétiques hybrides peuvent aider l'utilisateur à choisir le logiciel le plus adapté à son objectif :

- les secteurs de l'énergie considérés (électricité/ chaleur/ transport),
- les vecteurs énergétiques disponibles,
- les technologies disponibles,
- le degré de précision de modélisation,
- ...

Il existe un très large éventail d'outils logiciels permettant l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides. Cependant, un des objectifs de nos travaux est de proposer des méthodes génériques, indépendantes de ces outils. Le projet est de s'affranchir des contraintes particulières à chaque outil pour proposer une approche qui puisse utiliser « n'importe quel » outil comme une boîte noire à la condition de connaître suffisamment ses entrées et ses sorties.

Ces travaux de thèse s'inscrivent dans le cadre spécifique des outils de simulation. Ils ont été réalisés avec le logiciel Odyssey, qui est présenté dans la sous-partie suivante.

1.3.2. Focus sur l'outil de simulation Odyssey

Odyssey est un outil de simulation développé au CEA (Guinot 2013) qui permet l'évaluation technico-économique de systèmes énergétiques, intégrant des sources d'énergie renouvelable et des composants de stockage. La précision des modèles est élevée pour un outil intégrant autant de briques technologiques : par exemple, Odyssey peut rendre compte de la dégradation dans certains modèles de batterie, d'électrolyseur ou de pile à combustible, ou encore du remplacement de composants durant la simulation.

Cette sous-partie, qui présente spécifiquement le logiciel Odyssey permet, à travers ce focus, de décrire plus précisément les outils d'évaluation de systèmes énergétiques hybrides de type outil de simulation. Cette sous-partie présente tout d'abord les principales connaissances nécessaires pour utiliser un outil en boîte noire : ses entrées et ses indicateurs de performance (ou sorties), avant d'évoquer quelques limites des outils de simulation qui sont présentes dans Odyssey.

Entrées d'Odyssey

Parmi les entrées du modèle, toutes n'ont pas la même fonction pour l'outil de simulation, on distingue :

- les variables de décision qui concernent soit un problème de dimensionnement, soit un problème d'opération (ou pilotage),
- les paramètres des modèles,
- les séries temporelles.

On peut schématiser les entrées de l'outil de simulation Odyssey selon l'arborescence de la Figure I. 1.



Figure I. 1 : Classification des entrées de l'outil de simulation Odyssey

Les variables de décision peuvent concerner :

- les variables de dimensionnement : il s'agit des capacités des différents composants du système,
- les variables d'opération : il s'agit des grandeurs dont les valeurs doivent être spécifiées par l'utilisateur pour configurer la stratégie de gestion. La stratégie de gestion est l'ensemble des règles qui régissent le fonctionnement des différents composants, afin de satisfaire au mieux la demande énergétique.

Les variables de décision (variables de dimensionnement ou d'opération) sont nécessaires à la simulation du système et sont choisies par l'utilisateur.

Les paramètres sont les grandeurs permettant quant à elles de modéliser les composants du système. Dans Odyssey, ceux-ci sont représentés par un modèle de performance, un modèle de vieillissement et un modèle économique. Les paramètres sont pour la plupart les caractéristiques technico-économiques des composants du système, qui ne sont donc pas choisies par l'utilisateur, auxquelles il faut ajouter quelques grandeurs liées à la modélisation en elle-même comme la durée d'exploitation par exemple (cf. *Figure II. 9* et explications associées).

Enfin, les Séries Temporelles (ST) d'entrée du logiciel Odyssey peuvent être de natures très diverses selon le système étudié. On trouve par exemple des informations de température, d'éclairage, de prix de marché de l'énergie, etc. Ces ST peuvent être issues de données historiques, comme des séries temporelles de mesures sur site (éclairage, température) ou bien avoir été générées artificiellement pour rendre compte d'un comportement spécifique (par exemple : ouragan pour des chroniques météorologiques, profils de consommation modélisant des usages particuliers, etc.).

Ainsi, pour la réalisation d'une simulation avec Odyssey l'utilisateur choisit :

- une architecture composée de modèles fixés (incluant les valeurs des variables de dimensionnement),
- une stratégie de gestion (et les valeurs des variables d'opération),
- une ou plusieurs séries temporelles représentant les conditions aux limites du système.

Indicateurs de performance (sorties d'Odyssey)

Les indicateurs de performance disponibles dans le logiciel Odyssey, sont des indicateurs économiques et des indicateurs techniques, comme cela est classiquement le cas dans les outils de simulation de systèmes énergétiques hybrides. Une thèse est actuellement en cours pour formaliser une méthode d'analyse de cycle de vie permettant d'inclure des critères environnementaux dans ce type d'outil (Sharma et al. 2019). Les indicateurs sont calculés par simulation sur l'ensemble de la durée de simulation et extrapolés à la durée d'exploitation (ces deux durées sont rarement identiques), avec actualisation pour les indicateurs économiques.

Quelques limites des outils de simulation

Les outils d'évaluation de systèmes énergétiques hybrides de type simulation, comme Odyssey, ont des limitations dans leur représentation, leur simulation et par conséquent dans l'évaluation qu'ils réalisent. Nous donnons ici seulement quelques exemples de ces limites.

Une première limite, liée à l'évaluation de la fiabilité d'un composant est la modélisation de sa durée de vie. Dans Odyssey, aucune prise en compte de la défaillance d'un composant n'est possible : seuls les remplacements de composants sont pris en compte, et ce, d'un point de vue purement économique et déterministe. Il n'y a pas de modélisation de l'arrêt du système lié à un remplacement. Dans une modélisation plus réaliste qui permettrait de représenter la défaillance d'un composant, en plus de l'arrêt du système lié au remplacement, il faudrait prendre en compte la durée de détection de la panne.

Une autre limitation majeure de certains outils de simulation est la finesse des stratégies de gestion qui sont disponibles pour l'utilisateur. Dans Odyssey, la majorité des stratégies de gestion (dites aussi stratégies d'opération) du système fonctionne par règles logiques, qui sont fixes au cours de la durée de simulation, par exemple la mise en route d'un composant lorsque l'état de charge dépasse un certain seuil (fixe au cours de la durée de simulation). Un exemple concret est détaillé dans le cas d'étude présenté à la section 3 de ce chapitre. De plus, ces règles logiques sont appliquées de manière myope, c'est-à-dire que la stratégie n'anticipe pas l'avenir. Ce point sera approfondi dans le Chapitre 5 de ce manuscrit, dédié au pilotage des systèmes énergétiques hybrides et à son éventuelle optimisation.

Une troisième limite est le fait d'utiliser une durée de simulation différente de la durée d'exploitation, en considérant la durée de simulation comme représentative pour la durée d'exploitation, beaucoup plus longue. Cet usage est lié d'une part à la complexité de mise en données sur l'ensemble de la durée d'exploitation, en particulier pour les séries temporelles, et d'autre part au temps nécessaire à la simulation qui serait prohibitif si la durée de simulation correspondait à la durée d'exploitation.

Pour les exemples qui suivent, on fixe la durée de simulation à un an et la durée d'exploitation à 20 ans. L'hypothèse forte que la durée d'exploitation est constituée de 20 années identiques, soit une année de simulation + 19 réplifications de l'année simulée, induit plusieurs biais.

Exemple de biais : l'état de charge des dispositifs de stockage est différent en début et en fin de simulation. Ceci donne une grande importance aux valeurs initiales des états de charge des différents stockages.

En effet, l'énergie contenue dans le stockage en début de simulation est une énergie « gratuite » qui peut être ou non régénérée en fin de simulation. La gravité des conséquences est différente pour un stockage journalier ou un stockage saisonnier, c'est-à-dire un stockage qui se remplit lentement au cours d'une longue période et sert d'appoint dans des moments d'épreuve pour la satisfaction de la charge.

Note importante : L'état de charge est noté SOC pour State Of Charge. Le SOC est compris entre 0 et 1, 0 signifiant que le stockage est vide, 1 signifiant que celui-ci est plein.

Pour les deux types de stockage, si $SOC_{initial} = SOC_{final}$, il n'y a pas de biais.

Stockage journalier

Un stockage journalier est un stockage dont le cycle charge-décharge est d'une durée d'un jour, ce qui se conçoit assez naturellement avec une production solaire, qui remplit le stockage le jour et dont l'énergie peut être déchargée pendant la nuit. Pour le stockage journalier, le déséquilibre entre les états de charge en début et fin de simulation est moins impactant que pour un stockage saisonnier. En effet, premièrement, il est possible d'estimer grossièrement l'état de charge du stockage à l'heure correspondant à l'horaire de début de la simulation et de fixer $SOC_{initial}$ à la valeur moyenne du SOC à cette heure sur l'ensemble de l'année. Deuxièmement, dans la mesure où le stockage se reconstitue en un jour, la perte ou le gain (même s'il a lieu 19 fois) lié à l'extrapolation sur la durée de simulation dans le cas où $SOC_{initial} \neq SOC_{final}$ constitue une quantité d'énergie négligeable par rapport à l'énergie totale ayant transité par le stockage.

Stockage saisonnier

- Cas 1 : $SOC_{initial} < SOC_{final}$

L'extrapolation sur la durée d'exploitation ne considère pas la quantité d'énergie accumulée durant la simulation, celle-ci est donc « perdue » 19 fois.

- Cas 2 : $SOC_{initial} > SOC_{final}$

L'extrapolation sur la durée d'exploitation ne considère pas la quantité d'énergie perdue durant la simulation, celle-ci est donc « gagnée » 19 fois.

De plus, pour les stockages saisonniers, un autre aspect qu'il faut garder à l'esprit est la date de début des séries temporelles dans le cas où celles-ci sont marquées par une saisonnalité et induisent donc des comportements différents pour le remplissage du stockage. En effet, si un système comporte un stockage saisonnier qui se remplit lentement pendant la période d'été et est sollicité en hiver, les résultats d'évaluation du système sont différents selon la saison à laquelle commence la simulation.

Cette section a permis de présenter le cadre général de modélisation des systèmes énergétiques hybrides, dont l'évaluation requiert la simulation. Cette évaluation peut se faire selon différents types d'indicateurs pour fournir une aide à la décision multicritère. Ceux-ci sont généralement calculés par des outils logiciels dont les grands principes ont été décrits. Nos travaux ont été réalisés avec l'outil de simulation Odyssey, mais les méthodes qui en résultent sont applicables à tout autre logiciel du même type s'il respecte les conditions d'interopérabilité :

- lecture des données d'entrée,
- lancement par l'extérieur,
- écriture d'indicateurs de performance.

Parmi les données d'entrée de ces outils d'évaluation technico-économique des systèmes énergétiques hybrides, décrites pour Odyssey à la Figure I. 1, celles qui sont incertaines impactent la performance du système sur les différents aspects évalués (technique et économique) et complexifient la prise de décision. La section qui suit propose une analyse critique de l'état de l'art sur la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation de ces systèmes.

2. Prise en compte des incertitudes

Dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides, de nombreux paramètres utilisés dans la modélisation sont incertains, comme les caractéristiques économiques (Mavrotas et al. 2010), les performances techniques (Mavromatidis et al. 2018a), au même titre que les profils de production et consommation (Dufo-López et al. 2016; Zheng et al. 2018). Pourtant, de nombreuses études ne prennent pas en compte les incertitudes ou seulement de manière partielle (Mirakyan and De Guio 2015). Cette section propose donc un état de l'art sur la prise en compte des incertitudes dans les systèmes énergétiques hybrides, son analyse critique, et aborde les enjeux liés à cette problématique.

2.1. État de l'art : étude de sensibilité, analyse d'incertitude et analyse de sensibilité

Tout d'abord, l'examen de quelques outils de simulation de systèmes énergétiques hybrides renouvelables permet de constater que la prise en compte des incertitudes réalisable par ceux-ci est limitée. Le Tableau I. 1 synthétise les traitements de l'incertitude dans différents outils logiciels de simulation de systèmes énergétiques en distinguant les incertitudes liées aux séries temporelles de celles liées aux paramètres d'entrée constants durant la simulation (paramètres statiques).

Quelques éléments d'introduction sur ces outils :

- HOMER (<http://homerenergy.com/>) : HOMER est un logiciel dédié au design et à l'étude de systèmes énergétiques contenant un mix de productions renouvelables et conventionnelles et de moyens de stockage. Cet outil, développé par HOMER Energy LLC est utilisé pour des applications sites isolés ou sites connectés au réseau.
- iHOGA (<http://ihoga-software.com/>) : iHOGA (Improved Hybrid Optimization by Genetic Algorithms) est un logiciel dédié à la simulation et à l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides pour la production d'électricité et d'hydrogène, développé par l'Université de Zaragoza.
- EnergyPLAN (<https://www.energyplan.eu/>) : EnergyPLAN est développé par le Département de la Planification et du Développement de l'Université d'Aalborg au Danemark. Sa fonction principale est l'évaluation du comportement de systèmes énergétiques en réponse à un changement dans la demande ou les technologies de production.
- Odyssey : Cet outil, avec lequel ont été réalisés ces travaux de thèse, a été présenté en détail dans la section précédente.

Tableau I. 1 : Traitement de l'incertitude dans les outils numériques de modélisation, simulation et évaluation

Outil	Traitement de l'incertitude sur	
	Séries temporelles	Paramètres statiques
HOMER	Mise à l'échelle des ST par rapport à une moyenne journalière que fait varier l'utilisateur. (Lambert et al. 2005)	Valeurs à parcourir renseignées une à une par l'utilisateur. (Gardner 2012)
iHOGA	Mise à l'échelle des ST par rapport à une moyenne journalière que fait varier l'utilisateur. Import d'autres séries temporelles. (Dufo-López 2017)	Valeurs à parcourir renseignées une à une par l'utilisateur. (Nombre de cas limité à 30) (Dufo-López 2017)
EnergyPLAN	Analyse manuelle par import d'autres ST. (Lund et al. 2019)	Analyse manuelle par variation des valeurs. (Lund et al. 2019)
Odyssey	Analyse manuelle par import d'autres ST.	Les valeurs parcourues sont définies par des bornes et un pas de variation renseignés par l'utilisateur.

Séries Temporelles (ST)

Dans les quatre outils de simulation examinés, en dehors d'une comparaison avec une série temporelle différente, seule une mise à l'échelle de la ST est possible (HOMER et iHOGA), ce qui ne permet pas de prendre en compte l'incertitude liée à l'intermittence des grandeurs observées. Cette approche (approche facteur global qui sera ré-évoquée par la suite) est cependant une des rares voies pour pouvoir comparer de manière homogène les incertitudes liées aux ST et celles liées aux paramètres statiques.

Paramètres statiques

Pour les paramètres statiques, les quatre outils de simulation examinés proposent uniquement des *études de sensibilité paramétriques* : des combinaisons de valeurs différentes des valeurs de référence sont proposées et simulées. Les valeurs sont décidées individuellement par l'utilisateur et non nécessairement issues d'une démarche de quantification des incertitudes (Guinot et al. 2015). L'utilisateur peut étayer les valeurs choisies pour son étude paramétrique sur une bibliographie solide mais les documentations des outils n'appellent pas nécessairement à cela. De plus, ces outils n'invitent pas à considérer toutes les incertitudes possibles dans les études de sensibilité, mais seulement quelques paramètres jugés a priori les plus influents. Ces deux écueils de l'étude de sensibilité paramétrique telle qu'elle est pratiquée dans la majorité des cas constituent deux des points soulignés comme des déficits majeurs dans les études prenant en compte les incertitudes dans l'évaluation de systèmes énergétiques renouvelables (Moret et al. 2017; Mavromatidis et al. 2018a).

Les outils de modélisation, simulation et évaluation de systèmes énergétiques hybrides proposent une prise en compte des incertitudes relativement limitée. Les méthodes intégrées aux outils correspondent à des études de sensibilité paramétrique, qui consistent à considérer des combinaisons de valeurs différentes des valeurs de référence pour quelques paramètres jugés a priori les plus influents. Dans le domaine de l'évaluation des systèmes énergétiques renouvelables, les études de sensibilité paramétriques sont nombreuses. (Meschede et al. 2017) réalise une étude de sensibilité afin d'observer la variation des indicateurs économiques du système soumis à des incertitudes sur les paramètres économiques. (Kalinci et al. 2015) pratique aussi une étude de sensibilité pour appréhender l'impact de quelques paramètres techniques (vitesse moyenne du vent et ensoleillement moyen, durée de vie de la pile à combustible et de l'efficacité de l'électrolyseur) ainsi que du taux d'actualisation sur les indicateurs de performance du système.

Les études de sensibilité répondent à la question de la variabilité des sorties d'un modèle connaissant l'incertitude sur ses entrées. Une approche très proche de celle-ci est l'*analyse d'incertitude* qui se différencie de l'étude de sensibilité paramétrique par le fait que les incertitudes sur les entrées sont modélisées par des distributions de probabilité et non par des valeurs alternatives (aux valeurs de référence).

L'analyse d'incertitude est une pratique répandue dans le domaine de l'évaluation des systèmes énergétiques renouvelables. Elle consiste à observer la réponse d'un modèle soumis à des incertitudes qui sont propagées

à travers celui-ci. Par exemple, cette technique est mise en œuvre par (Briceno Vicente 2012) qui considère les incertitudes sur les puissances active et réactive consommées par les charges, les paramètres de ligne et la tension du poste source. (Mavrotas et al. 2010) utilise l'analyse d'incertitude pour évaluer l'impact de l'incertitude du taux d'actualisation et des prix de l'énergie sur les indicateurs de performance du système. (Dufo-López et al. 2016) étudie l'incertitude de l'ensoleillement et de la demande sur un système isolé du réseau, grâce à l'analyse d'incertitude.

Cependant, l'étude de sensibilité et l'analyse d'incertitude sont utilisées avec des biais qui sont évoqués dans le paragraphe suivant.

Une pratique complémentaire de l'étude de sensibilité paramétrique et de l'analyse d'incertitude est *l'analyse de sensibilité*, elle concourt au même objectif d'améliorer la connaissance d'un système soumis à des incertitudes. L'Analyse de Sensibilité (AS) tend à quantifier l'importance des paramètres incertains par rapport à leur contribution à la variabilité de la sortie (Saltelli et al. 2004) : c'est la hiérarchisation des facteurs (« facteurs » est un autre terme employé pour désigner les paramètres incertains). Une revue plus spécifique est présentée dans le chapitre dédié (Chapitre 2) mais il convient d'ores et déjà de différencier :

- l'analyse de sensibilité locale, qui étudie comment les variations individuelles des entrées autour d'une valeur de référence se répercutent sur la variabilité de la sortie du modèle,
- l'analyse de sensibilité globale, qui étudie comment la variabilité des entrées incertaines se répercute sur celle de la sortie, en considérant toutes les entrées incertaines simultanément et sur l'ensemble de leur domaine de variation.

Malgré la maturité des méthodes d'Analyse de Sensibilité Globale (ASG) et leurs améliorations récentes (Borgonovo and Plischke 2016), peu d'études utilisent l'ASG dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides (Mavromatidis et al. 2018b). On peut cependant citer (Lythcke-Jørgensen et al. 2016) et (Moret 2017) qui utilisent la méthode Morris (Morris 1991), une méthode à la frontière des méthodes locales et globales, et (Mavromatidis et al. 2018b) qui utilise l'ASG pour le dimensionnement d'un système énergétique distribué appliqué à un quartier urbain.

2.2. Limites de l'étude de sensibilité et de l'analyse d'incertitude

Aujourd'hui, pour la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation technico-économique des systèmes énergétiques hybrides, on recense principalement des études de sensibilité paramétriques et des analyses d'incertitude. Plusieurs limitations majeures se dégagent :

- le fait que seuls quelques paramètres jugés a priori comme les plus influents sont pris en compte,
- la quantification peu rigoureuse des incertitudes liées aux paramètres d'entrée incertains,
- le fait que l'incertitude de tous les paramètres incertains n'est pas toujours considérée simultanément,
- l'absence d'analyse statistique de l'impact (pour les études de sensibilité), qui rend l'information difficilement interprétable pour le décideur.

Identification et quantification des sources d'incertitude

Les deux premiers points sont les déficits majeurs dans les études prenant en compte les incertitudes dans l'évaluation de systèmes énergétiques renouvelables (Moret et al. 2017; Mavromatidis et al. 2018a). En effet, dans la majorité des cas, l'impact des incertitudes est évalué par la réalisation d'études de sensibilité sur un nombre limité de paramètres incertains et les valeurs des paramètres incertains ne se fondent pas sur une base empirique ou une recherche bibliographique.

Prise en compte simultanée des incertitudes

La prise en compte simultanée des incertitudes est possible dans l'étude de sensibilité paramétrique, mais aussi dans l'analyse d'incertitude, tout comme dans l'analyse de sensibilité globale, contrairement à l'AS locale. Cependant, comme on l'a évoqué précédemment, l'étude de sensibilité paramétrique est souvent pratiquée sur les paramètres incertains pris individuellement. Les interactions entre les différents paramètres ne sont alors pas considérées.

Absence d'analyse statistique

L'absence d'analyse statistique, qui rend difficilement interprétables les résultats d'étude de sensibilité paramétrique ne permet pas de fournir d'information précise pour la prise de décision. Celle-ci est liée à deux aspects. Tout d'abord, le fait que toutes les incertitudes ne sont pas prises en compte simultanément (limite précédente). De plus, la représentation statistique des indicateurs de performance d'un système soumis aux incertitudes n'est rendue possible que par la modélisation des sources d'incertitude dans certains cadres de représentation de l'incertain. Ainsi, l'analyse d'incertitude, modélisant les incertitudes d'entrée par des fonctions de densité de probabilité n'est pas concernée par cette limitation.

Les limites identifiées dans la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation des systèmes énergétiques hybrides telle qu'elle est pratiquée actuellement constituent des points d'entrée dans ce travail dont les enjeux sont détaillés dans le paragraphe suivant.

2.3. Enjeux

La prise en compte des incertitudes est peu développée dans l'évaluation technico-économique des systèmes énergétiques hybrides.

Pour améliorer cette prise en compte, le premier enjeu est l'identification des paramètres incertains du modèle utilisé. Cet enjeu implique de revenir sur la définition de l'incertitude et de connaître suffisamment les entrées du modèle utilisé. Dans ces travaux de thèse, on utilisera la définition de l'incertitude suivante : Est incertain ce qui ne peut être connu ou déterminé à l'avance, ce qui ne peut être établi avec exactitude, qui laisse place au doute. Ainsi, les variables de décision (variables de dimensionnement et d'opération) ne font pas partie des entrées incertaines.

Le deuxième enjeu identifié est la quantification des sources d'incertitude. En effet, celle-ci est souvent pratiquée de manière arbitraire car l'information sur l'incertitude liée à chaque paramètre est souvent peu disponible et rend sa recherche chronophage.

Cet enjeu implique aussi la modélisation de l'incertitude, qui peut être faite dans différents cadres de représentation, dont certains sont plus adaptés que d'autres en fonction de la nature des incertitudes (épistémique ou aléatoire). Comme évoqué précédemment, tous les cadres de représentation de l'incertain n'offrent pas les mêmes possibilités. Ainsi, préalablement à la quantification des sources d'incertitude, le choix de leur cadre de représentation constitue un enjeu à part entière.

Comme on en a donné un aperçu, une spécificité des incertitudes dans les systèmes énergétiques hybrides est le fait qu'elles concernent à la fois des paramètres statiques comme les caractéristiques technico-économiques des composants des systèmes, mais aussi les profils temporels nécessaires à leur simulation dynamique temporelle. Ces incertitudes sont de natures différentes et leur prise en compte simultanée est ardue. Cette question est centrale pour répondre à la troisième limite identifiée dans la prise en compte des incertitudes dans les systèmes énergétiques hybrides, en particulier pour pratiquer l'Analyse de Sensibilité Globale (ASG) en considérant de manière homogène l'incertitude sur les séries temporelles et sur les paramètres statiques.

L'analyse de sensibilité globale donne des informations précises sur les relations entre les entrées incertaines et la sortie d'un modèle. En ce sens, elle contribue au dernier enjeu identifié, celui d'apporter des éléments tangibles dans l'aide à la décision liée aux systèmes énergétiques hybrides sous incertitude.

Ces enjeux nous permettent d'imaginer des axes de recherche qui sont décrits dans la dernière section de ce chapitre, après la présentation du cas d'étude sur lequel sont mises en œuvre les méthodes proposées.

3. Cas d'étude

Dans cette section, un premier paragraphe formalise une approche dite « Approche classique » qui servira de référence pour les méthodes proposées par la suite. Cette approche est déclinée dans un deuxième paragraphe sur le cas d'étude qui servira à illustrer ces méthodes tout au long de ce manuscrit.

3.1. Approche classique

L'approche prise comme référence, dans le cadre de la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides, est schématisée à la Figure I. 2 et ses différentes étapes sont décrites dans les sous-parties de ce paragraphe.

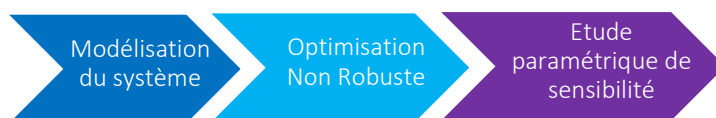


Figure I. 2 : Approche classique

3.1.1. Modélisation du système

La modélisation du système est le fondement de toute étude de celui-ci. Cette modélisation peut être facilitée par le choix et l'utilisation d'un outil spécifique comme ceux évoqués dans la première section de ce chapitre. Toute modélisation est une représentation partielle de la réalité, elle est donc par essence imparfaite. Ainsi, aussi élevée que soit la précision des modèles, des incertitudes demeurent qui peuvent être liées soit à leur paramétrage, soit à leur nature (construction, variables, bande-passante).

La modélisation des systèmes énergétiques renouvelables n'est pas au cœur de ce travail de thèse qui vise à proposer des méthodologies génériques pouvant être appliquées à tout modèle sollicité comme une boîte noire. Dans un souci de lisibilité et de reproductibilité de ces travaux, la modélisation du système utilisé comme cas illustratif est cependant détaillée.

3.1.2. Optimisation

Dans le cadre de l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides, l'optimisation utilisée est souvent multi-objectif. En particulier, ces travaux de thèse s'inscrivent dans le cadre de l'optimisation technico-économique. Les critères d'optimisation technique et économique sont souvent contradictoires et entrent en compétition dans le processus d'optimisation multi-objectif. Deux critères sont dits « contradictoires » ou « en compétition » quand, en améliorant l'un des critères on dégrade l'autre.

Dans le cas d'un système énergétique autonome : pour fournir une charge fixée, le coût de l'énergie (critère d'optimisation 1) est d'autant plus élevé que le système est de taille importante. Or, la satisfaction de la charge (critère d'optimisation 2) est d'autant plus élevée que le système est de taille importante (à condition qu'il soit bien dimensionné et bien opéré). Les objectifs sont ici la minimisation du critère 1 et la maximisation du critère 2 qui sont donc concurrents. Le résultat est donc nécessairement un compromis à trouver entre ces deux objectifs.

Optimisation multi-objectif

Il existe différents algorithmes permettant de réaliser l'optimisation multi-objectif. Parmi les principales méthodes, on peut citer les algorithmes évolutionnistes (ou évolutionnaires), auxquels appartiennent les Algorithmes Génétiques (AG), et les algorithmes par essaims particulaires (Particle Swarm Optimization, PSO) qui sont aussi bio-inspirés. Sans entrer dans les détails de ces algorithmes, quelques précisions de vocabulaire méritent d'être exposées pour la bonne compréhension de ces travaux.

Variable d'optimisation

Une variable d'optimisation est une grandeur pour laquelle, lors du processus d'optimisation, une valeur optimale est recherchée, permettant au système d'avoir les meilleures performances possibles. Lors d'une optimisation, il est possible d'avoir plusieurs variables d'optimisation. Celles-ci peuvent être discrètes ou continues.

Les variables de décision des systèmes énergétiques (variables d'opération et variables de dimensionnement) sont potentiellement des variables d'optimisation. En revanche, les paramètres des systèmes (caractéristiques technico-économiques), qui sont subis par l'utilisateur, ne peuvent pas être des variables d'optimisation.

Critère d'optimisation ou fonction-objectif

Les indicateurs qui rendent compte de la performance d'un système, soit des sorties de simulation, et qu'on cherche à améliorer par l'optimisation sont des critères d'optimisation, dits aussi fonctions-objectif. Si l'optimisation ne possède qu'une seule fonction-objectif, on parle d'optimisation monocritère. A l'inverse, on parlera indifféremment d'optimisation multicritère ou multi-objectif pour une optimisation comportant plusieurs fonctions-objectif. C'est dans ce cadre que se positionnent nos travaux.

Optimalité

Dans le cas d'une optimisation monocritère, l'optimalité repose sur l'évaluation d'un seul critère. Une solution A est donc plus performante qu'une solution B si la valeur du critère d'optimisation est meilleure pour la solution A que pour la solution B. « Meilleur » dépend de si le critère doit être maximisé ou minimisé.

Dans le cas d'une optimisation multicritère, l'optimalité repose sur l'évaluation de plusieurs critères. Soit un problème d'optimisation multicritère à deux critères d'optimisation. Si la solution A est meilleure que la solution B sur le premier critère mais que la solution B est meilleure que la solution A sur le deuxième critère, A et B sont deux solutions optimales qu'il n'est pas possible de départager.

Domination

En revanche, si une solution A est meilleure qu'une solution B sur tous les critères d'optimisation, on dit que la solution A domine la solution B.

Front de Pareto

Le front de Pareto est l'ensemble des solutions optimales non dominées. Il s'agit d'un point pour une optimisation monocritère, d'une courbe dans une optimisation à deux critères, d'une surface à trois critères, etc. En gardant l'exemple d'un problème d'optimisation à deux critères à minimiser, on peut schématiser le front de Pareto avec la Figure I. 3.

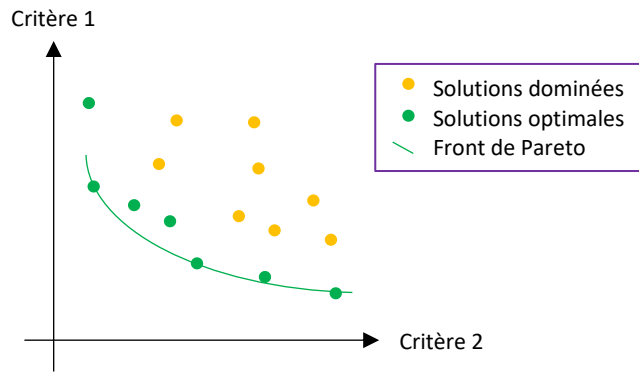


Figure I. 3 : Illustration schématique du front de Pareto en dimension 2

Le front de Pareto est la frontière qui représente les solutions non dominées. C’est alors au décideur de privilégier une solution de compromis par rapport à une autre, choisie généralement sur le front de Pareto.

Optimiseur externe

Dans le cadre de ces travaux, le logiciel de simulation est utilisé en boîte noire et l’optimiseur est externe, comme schématisé à la Figure I. 4.

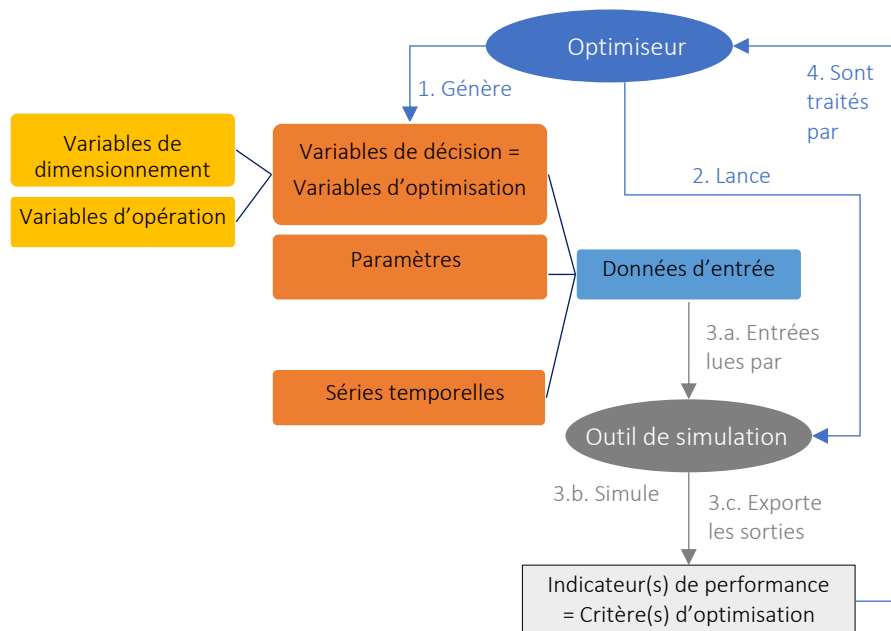


Figure I. 4 : Optimiseur externe d'un système énergétique évalué par un outil de simulation

La Figure I. 4 synthétise les entrées des outils de simulation : séries temporelles, paramètres et variables de décision, tout en spécifiant que ces dernières deviennent des variables d’optimisation dans le cadre d’un processus d’optimisation. Les indicateurs de performance du système simulé deviennent quant à eux les critères d’optimisation. Ce schéma est décliné à la Figure I. 8 et à la Figure V. 2 avec deux optimiseurs externes différents.

3.1.3. Étude de sensibilité paramétrique

L’étude de sensibilité paramétrique peut être pratiquée de diverses manières, elle nécessite notamment de choisir a priori les paramètres incertains les plus influents. Une fois ceux-ci identifiés, des valeurs alternatives leur sont attribuées. Le système est ensuite simulé pour différentes combinaisons des paramètres incertains et l’impact sur les indicateurs de performance du système est évalué.

3.2. Mise en œuvre sur le cas d'étude

Le cas d'étude qui est utilisé dans l'ensemble du manuscrit pour illustrer les méthodes présentées, est décrit dans ce paragraphe par l'application de l'approche classique.

3.2.1. Modélisation du système

Le système étudié a pour objectif de satisfaire une charge électrique et est situé à Ilorin au Nigéria.

Ce système est composé d'un champ de panneaux photovoltaïques (PV) et d'une charge électrique modélisant la consommation d'un bâtiment, ainsi que de deux systèmes de stockage pour lisser les intermittences de production et les déséquilibres avec la charge que l'on peut observer à la Figure I. 7.

Une architecture similaire a été étudiée avec Odyssey par (Guinot et al. 2015), montrant la pertinence d'un système hybride batteries au plomb et chaîne hydrogène. La chaîne hydrogène comprend un électrolyseur, un stockage d'hydrogène et une pile à combustible. Cette architecture est schématisée à la Figure I. 5 qui est une vue de l'interface Odyssey.

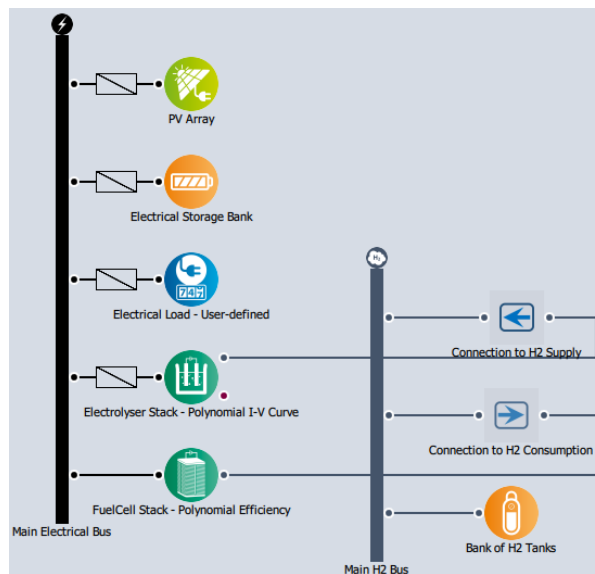


Figure I. 5 : Architecture du cas d'étude dans l'interface Odyssey

Les convertisseurs sont tous représentés par des modèles de rendement constant, il s'agit de convertisseurs DC/DC pour tous les composants liés au bus DC (courant continu), « Main Electrical Bus » à la Figure I. 5, à l'exception de la charge qui est alimentée en courant alternatif (AC) et est donc reliée au bus DC par un convertisseur DC/AC. Il n'y a pas de convertisseur de puissance reliant le bus DC à la Pile A Combustible (PAC), cette conversion étant intégrée au modèle du composant. La pression dans le stockage d'hydrogène (30 bars) est inférieure à celle en sortie de l'électrolyseur donc aucun compresseur n'est requis. Cette architecture permet d'illustrer la compétition entre deux technologies concurrentes pour une même fonction de stockage : la chaîne hydrogène et la batterie.

Modèles des composants

Les modèles des composants, modèles de performance, de vieillissement et économique, utilisés dans le cas d'étude sont détaillés dans le Tableau I. 2, dans lequel apparaît aussi la prise en compte éventuelle de leur remplacement.

Tableau I. 2 : Modèles des composants du cas d'étude

Composant	Modèle de performance	Modèle de vieillissement	Modèle économique	Prise en compte du remplacement
PV	Profil de production, rendement constant	Non	Modèle de CAPEX linéaire	Calendaire
Batterie	Modèle de rendement constant	Perte de capacité	Modèle de CAPEX linéaire	Calendaire
Électrolyseur	Modèle de courbe polynomiale I-V	Augmentation de la tension de cellule	Modèle de CAPEX linéaire	Fonction du nombre d'heures de fonctionnement
Stockage d'hydrogène	Modèle pression avec température ambiante constante	Non	Modèle de CAPEX linéaire	Non
PAC	Modèle de rendement polynomial	Diminution de la tension de cellule	Modèle de CAPEX linéaire	Fonction du nombre d'heures de fonctionnement

Stratégies de gestion

Le pilotage du système consiste, avec l'électricité produite par les panneaux PV à :

- fournir la charge (priorité 1),
- stocker l'énergie dans la batterie (priorité 2) puis,
- au-delà d'un certain état de charge de la batterie ($SOC_{batterie} = ELY+$) à remplir le stockage hydrogène (priorité 3).

Lorsqu'il n'y a pas de production solaire, la fourniture de la charge est assurée par :

- la décharge de la batterie (priorité 1) puis,
- en dessous d'un certain état de charge de la batterie ($SOC_{batterie} = FC+$), par la Pile A Combustible (PAC) (priorité 2).

Cette stratégie de gestion, originellement développée par (Ulleberg 2004) est schématisée à la Figure I. 6. Les démarrages et arrêts de la PAC (an anglais Fuel Cell, d'où les noms des seuils FC+ et FC-) sont basés sur l'état de charge de la batterie.

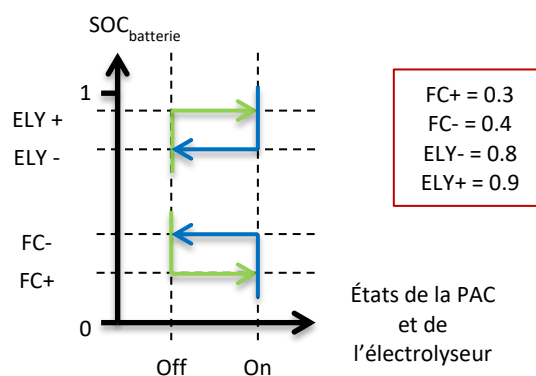


Figure I. 6 : Stratégie de gestion de l'énergie du cas d'étude

Il s'agit d'une stratégie non anticipative sur laquelle revient le Chapitre 5. Les seuils sont fixés pour l'intégralité de la durée de simulation. Cependant ce pilotage rend compte de manière plutôt réaliste de ce qui est mis en pratique sur des systèmes hybrides en service.

Malgré les faibles variations saisonnières liées à la localisation du cas, ce pilotage rend possible la coexistence d'un stockage journalier assuré par la batterie et d'un stockage saisonnier assuré par la chaîne hydrogène.

Séries temporelles

Les séries temporelles constituent les conditions aux limites de la simulation. Cette dernière se déroule sur une durée d'un an avec un pas de temps de 5 minutes qui permet de prendre en compte certaines intermittences de production. Dans le cas d'étude, deux ST sont utilisées :

- La courbe de charge est construite manuellement avec un pas de temps de l'heure en fonction d'usages identifiés ; un motif journalier est modélisé et reproduit pour chaque jour de l'année en introduisant un facteur multiplicatif tiré aléatoirement (un tirage par jour).
- La série temporelle de production PV est quant à elle issue de relevés météorologiques, elle n'est pas marquée par une saisonnalité forte.

La ST de consommation électrique n'intègre pas de saisonnalité non plus. La Figure I. 7 donne un aperçu des ST sur la première semaine de janvier.

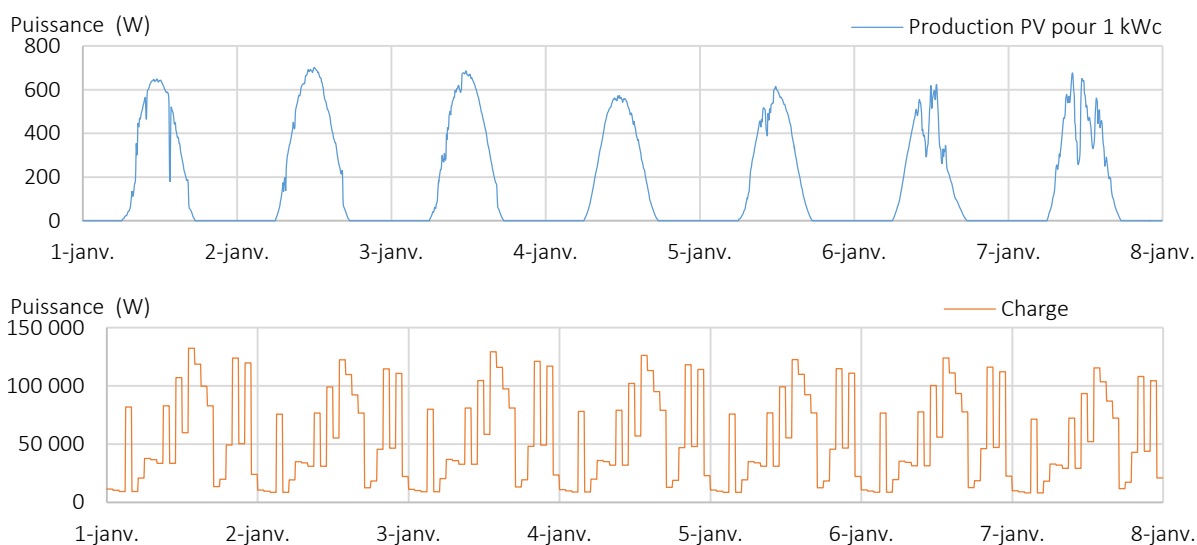


Figure I. 7 : Séries temporelles du cas d'étude - Production PV et charge électrique à fournir

3.2.2. Optimisation du dimensionnement du système

Le dimensionnement du système décrit dans la sous-partie précédente est optimisé afin que celui-ci satisfasse la charge au maximum (critère d'optimisation technique) et pour un coût de l'énergie le plus faible possible (critère d'optimisation économique). Il s'agit donc d'une optimisation multicritère. Nous l'avons réalisée avec l'Algorithme Génétique (AG) de la plateforme Uranie (Blanchard et al. 2019), décrit à l'Annexe 1. L'optimisation, réalisée uniquement sur les variables de dimensionnement, est schématisée à la Figure I. 8. A ce stade, le pilotage du système n'est quant à lui pas optimisé, cela sera abordé au Chapitre 5.

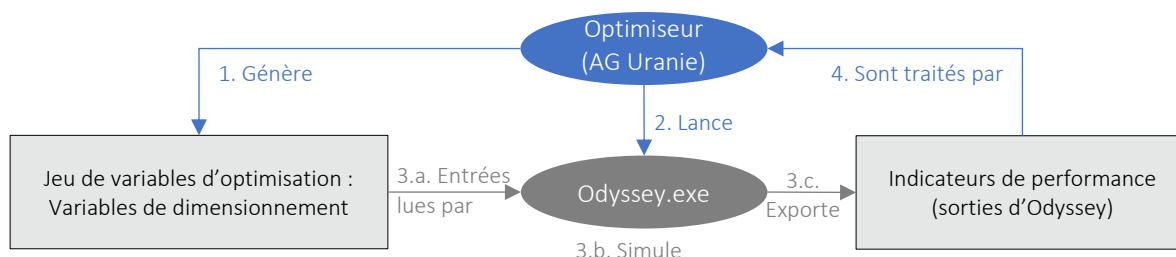


Figure I. 8 : Optimisation multi-objectif externe (par l'AG d'Uranie) d'un système simulé par Odyssey

Cette optimisation, qui ne prend pas en compte les incertitudes sur les paramètres incertains est nommée Optimisation Non Robuste (ONR).

Variables d'optimisation

Les variables d'optimisation sont les dimensionnements des différents composants du système. En effet, l'Optimisation Non Robuste (ONR), qui servira de référence dans l'ensemble du manuscrit, est une optimisation du dimensionnement uniquement.

Les variables d'optimisation et les bornes fixées pour l'optimisation sont rassemblées dans le Tableau I. 3.

Tableau I. 3 : Variables d'optimisation du dimensionnement du cas d'étude

	Borne inférieure	Borne supérieure
Nombre de modules PV	300	1000
Nombre de cellules de batterie	75	150
Nombre de cellules d'électrolyse	1	50
Volume du stockage d'hydrogène (m ³)	1	100
Puissance max de la PAC (W)	300	100 000

Les caractéristiques techniques liées aux composants de ce cas sont les suivantes :

- Puissance maximale d'un module PV : 1 kWc,
- Capacité d'une cellule de batterie : 10 kWh,
- Puissance maximale d'une cellule d'électrolyse : 526 Wh (densité de courant maximale : 1.8 A/cm²).

La borne supérieure du nombre de modules PV peut se comprendre comme une contrainte spatiale. Toutes les variables d'optimisation sont discrétisées, afin d'avoir des nombres entiers d'unités et de ne pas avoir une précision incohérente avec la flexibilité toute relative des dimensionnements possibles pour le stockage d'hydrogène et la puissance maximale de la Pile A Combustible (PAC).

Caractéristiques techniques de l'optimisation

Les caractéristiques techniques de l'algorithme génétique mis en œuvre pour cette optimisation sont rassemblées dans le Tableau I. 4. Le détail des différents paramètres est disponible à l'Annexe 1.

Tableau I. 4 : Caractéristiques techniques de l'Optimisation Non Robuste

Taille de population (N)	250
Taux de survie (λ)*	40%
Taux de population homozygote*	50%
Taux de mutation*	1%

* Il s'agit des valeurs par défaut de l'optimiseur Uranie.

Critères d'optimisation

Le système a pour objectif de minimiser deux indicateurs de performance du système :

- le coût actualisé de l'électricité (coût du service rendu) ou Levelized Electricity Cost (LEC),
- le taux de charge non satisfaite ou Unmet Load (UL).

Le LEC (en €/MWh) est défini par l'Equation I.2 :

$$LEC = \frac{Coût}{E_{injectée}} \quad \text{Equation I. 2}$$

Avec :

- Coût (en €) : somme des CAPEX, OPEX et coûts de remplacement actualisés sur l'ensemble de la durée d'exploitation,
- $E_{injectée}$ (en MWh) : énergie injectée à la charge sur l'ensemble de la durée d'exploitation.

L'UL (en %) ou taux de charge non satisfaite :

$$UL = 1 - \frac{E_{injectée}}{E_{appelée}} \quad \text{Equation I.3}$$

Avec :

- $E_{injectée}$ (en MWh) : énergie injectée à la charge sur l'ensemble de la durée d'exploitation,
- $E_{appelée}$ (en MWh) : énergie appelée par la charge sur l'ensemble de la durée d'exploitation.

Ces deux critères sont en compétition car pour satisfaire au mieux la charge, la tendance générale est d'augmenter la taille des composants, ce qui va avec une augmentation du coût du système et avec lui, du coût de l'énergie produite. L'UL est un critère de performance purement technique tandis que le LEC est un critère de performance technico-économique. Leur optimisation conjointe permet de chercher une solution de compromis technique et économique.

Résultats

L'optimisation converge à la 60^{ème} génération et le front de Pareto résultant est visible à la Figure I.9.

Le front de Pareto est constitué de l'ensemble des couples d'indicateurs de performance {UL ; LEC}, correspondant à différents dimensionnements, appelés aussi points de fonctionnement, constituant un ensemble de solutions non dominées les unes par rapport aux autres.

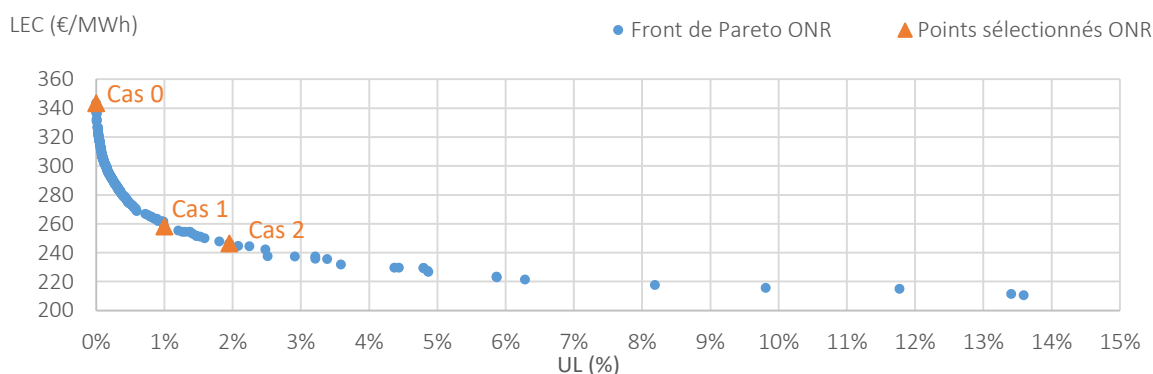


Figure I.9 : Front de Pareto issu de l'Optimisation Non Robuste - Résultats de l'optimisation du dimensionnement du cas d'étude

Sur le front de Pareto, trois points de fonctionnement particuliers sont sélectionnés arbitrairement pour illustrer la suite des propos :

- Cas 0 : l'autonomie est complète, i.e. $UL = 0$,
- Cas 1 : dans le cas déterministe $UL = 1\%$,
- Cas 2 : dans le cas déterministe $UL = 2\%$.

Ces trois points de fonctionnement, ou couples {UL ; LEC} correspondent à trois jeux de dimensionnement détaillés dans le Tableau I.5 dans lequel apparaissent aussi des indicateurs de performance du système : UL, LEC et taux de production primaire PV non utilisée. Ces points, sélectionnés arbitrairement servent de références tout au long du manuscrit.

Tableau I. 5 : Dimensionnements des cas 0, 1 et 2 et indicateurs relatifs à ces trois cas sans prise en compte des incertitudes

	Cas 0	Cas 1	Cas 2
Nombre de modules PV	757	608	547
Nombre de cellules de batterie	142	135	134
Nombre de cellules d'électrolyse	8	1	2
Volume du stockage d'hydrogène (m ³)	32	1	8
Puissance max de la pile à combustible (W)	43 43	2 052	313
UL (%)	0	1.0%	2.0%
LEC (€/MWh)	343.46	258.13	246.50
Taux de production primaire PV non utilisée (en énergie)	41%	28%	21%

Un surdimensionnement du système se manifeste notamment par un taux élevé de non utilisation de la ressource primaire photovoltaïque, comme cela est visible dans le Tableau I. 5. Plus l'autonomie est grande, plus la valeur de ce taux est élevée.

3.2.3. Critique de l'étude de sensibilité paramétrique

Dans (Guinot et al. 2015) une étude de sensibilité paramétrique est pratiquée sur une architecture similaire à celle du cas d'étude. Celle-ci ne fait pas figure d'exception par rapport aux limites identifiées de cette pratique.

1. Seuls quelques paramètres incertains jugés a priori comme les plus influents sont pris en compte. Dans ce cas, les seuls paramètres incertains considérés sont :
 - le CAPEX de l'électrolyseur,
 - le CAPEX de la pile à combustible,
 - le CAPEX de la batterie.

Et ce, malgré une structure de coût dans laquelle la part des panneaux PV représente 62% du coût total.

2. La quantification des incertitudes liées aux paramètres d'entrée incertains est faite de manière arbitraire. Les valeurs retenues pour l'étude de sensibilité ne s'appuient pas sur des références bibliographiques ni sur une méthode d'attribution explicite.
3. L'incertitude liée aux différents paramètres incertains n'est pas considérée simultanément. L'impact de leur variation est observé individuellement.

Comme l'incertitude sur les séries temporelles utilisées pour la simulation n'a pas été prise en compte dans cet article, ni la question de sa modélisation, ni celle de sa prise en compte simultanée avec celle des paramètres statiques ne sont abordées.

Cette étude de sensibilité paramétrique étudie l'impact des paramètres incertains précédemment cités (1) sur le LEC (en €/MWh). Malgré ses limitations, elle permet de montrer les évolutions possibles d'un indicateur de performance (économique) en fonction de la variation de paramètres d'entrée incertains du modèle. Elle ne donne cependant pas d'information sur :

- l'impact global de l'ensemble des incertitudes sur le LEC,
- la probabilité du LEC d'avoir une valeur différente de sa valeur de référence (sans prise en compte des incertitudes),
- les paramètres incertains les plus influents sur la variabilité du LEC et via cette identification, les leviers pour réduire sa variabilité.

Ces manques invite à formuler des objectifs à remplir avec les méthodes proposées dans les approches alternatives à l'approche classique.

Cette section a présenté le cas d'étude sur lequel sont illustrées les méthodes proposées dans ces travaux de thèse. Ceux-ci s'inscrivent dans le projet d'améliorer la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides et leur positionnement spécifique est décrit dans la dernière section de ce chapitre.

4. Positionnement des travaux

Comme on l'a vu dans ce chapitre, la prise en compte des incertitudes telle qu'elle est pratiquée actuellement dans l'évaluation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides rencontre des limites. Plutôt que d'apporter des éléments d'aide à la décision pour un utilisateur, elle ajoute une information (variations des indicateurs de sortie) difficilement interprétable et incomplète.

L'étude de sensibilité paramétrique et l'analyse d'incertitude méritent d'être développées, afin de mieux parvenir à l'objectif d'améliorer la connaissance d'un système soumis à des incertitudes. Pour cela, les méthodes d'Analyse de Sensibilité (AS), qui tendent à quantifier l'importance des paramètres incertains par rapport à leur contribution dans la variabilité de la sortie, semblent s'imposer.

L'analyse de sensibilité, encore assez peu répandue dans le domaine de l'évaluation des systèmes énergétiques renouvelables, constitue un véritable défi pour la prise en compte homogène des incertitudes liées aux ST et de celles liées aux paramètres statiques. En effet, la différence de nature de ces deux types d'incertitude rend leur comparaison difficile ; celles-ci ne sont donc généralement pas étudiées simultanément. Le cœur de la complexité réside dans le fait que l'incertitude liée aux ST est polymorphe.

Une autre façon d'aborder la question de la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation technico-économique des systèmes énergétiques renouvelables est de prendre en compte les incertitudes directement dans l'optimisation des systèmes, i.e. dans la phase de décision de leur dimensionnement (et éventuellement de leur pilotage). Dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides, de plus en plus de démarches d'optimisation considèrent l'incertitude des entrées des modèles (Soroudi and Amraee 2013).

Cependant, au même titre que pour l'analyse de sensibilité, les optimisations sous incertitude sont confrontées à la difficulté de considérer simultanément les incertitudes liées aux paramètres statiques et celles liées aux séries temporelles. Ainsi, peu de démarches d'optimisation intègrent les incertitudes sur les paramètres statiques (et en particulier les incertitudes liées aux caractéristiques économiques) des systèmes énergétiques hybrides au même titre que celles sur les ST. Néanmoins, cette difficulté est moins aiguë que dans le cadre de l'AS car dans le cadre de l'optimisation, les incertitudes considérées n'ont pas nécessairement à être homogènes, car il ne s'agit pas de les comparer.

D'autres problématiques spécifiques apparaissent néanmoins : ressources calculatoires, optimisation de plusieurs critères, évaluation de la robustesse des solutions...

Trois axes de recherche se dégagent de ces analyses sur la prise en compte des incertitudes dans l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides :

- Un premier axe vise à étudier, après optimisation du système, comment les incertitudes sur les paramètres d'entrée du système influent sur la robustesse de ses indicateurs de performance. Les méthodes liées à cette approche sont regroupées dans l'**Approche Analyse de Sensibilité (AAS)**.
- Un deuxième axe se focalise quant à lui sur la possibilité de considérer les incertitudes au cours du processus d'optimisation lui-même. Cette approche, très différente de l'Approche Analyse de Sensibilité, répond à une autre manière de comprendre la question de l'influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économiques de systèmes énergétiques hybrides. Dans la première approche envisagée (AAS), l'influence des incertitudes sur l'optimisation est prise dans le sens de l'*influence sur la robustesse de systèmes optimisés*. Une autre compréhension amène à considérer l'*influence sur le processus d'optimisation lui-même*.

La deuxième approche envisagée, ayant pour but d'optimiser directement le système de manière robuste aux incertitudes, constitue l'**Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (AOSMO)**.

- Enfin, ces deux approches sont confrontées à la question cruciale de la **modélisation et la quantification des incertitudes** qui constitue un troisième axe de recherche.

Les approches constituées par les deux premiers axes de recherche sont schématisées dans la Figure I. 10, qui permet de les mettre en perspective avec l'approche classique formalisée dans la section précédente.

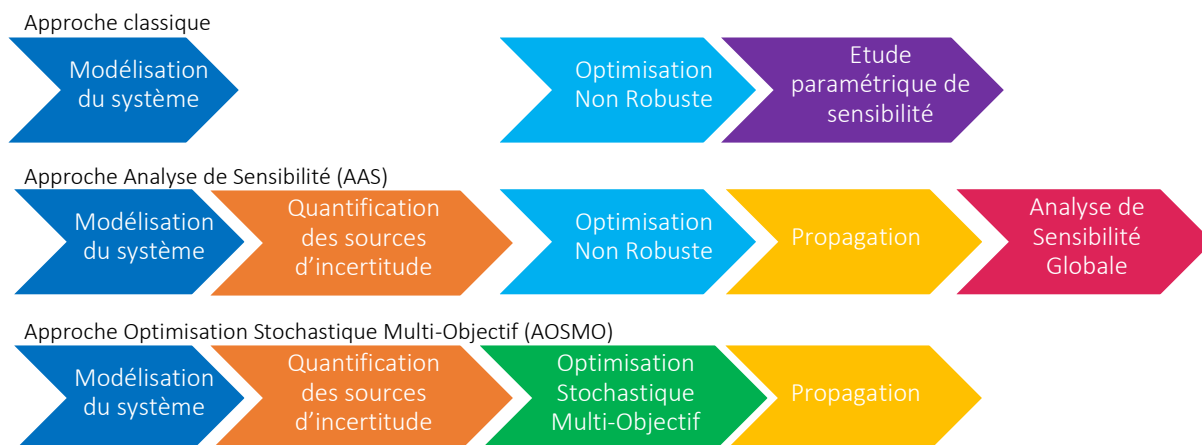


Figure I. 10 : Vue schématique des approches proposées

Les trois approches schématisées Figure I. 10 commencent par la modélisation des systèmes. Pour les deux approches alternatives à l'approche classique (AAS et AOSMO), vient ensuite la quantification des sources d'incertitude et plus largement la question de leur modélisation.

Dans l'Approche Analyse de Sensibilité, on retrouve ensuite l'Optimisation Non Robuste (ONR) qui permet d'aboutir à un système fixé (dimensionnement et pilotage). La propagation des incertitudes est la méthode mise en œuvre pour réaliser l'analyse d'incertitude, c'est-à-dire la quantification de l'impact des incertitudes sur les indicateurs de performance d'un système fixé. Enfin, l'analyse de sensibilité globale approfondit la connaissance d'un système soumis à des incertitudes, en hiérarchisant les paramètres incertains par rapport à leur responsabilité dans la variance des sorties.

Dans l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif, la démarche permettant d'aboutir à un système fixé est modifiée : l'optimisation de référence est remplacée par une optimisation prenant directement en compte les incertitudes au cours son processus. Cette étape est suivie d'une évaluation de la robustesse des résultats via la propagation des incertitudes.

Plan du manuscrit

Les axes de recherche se répartissent de la manière suivante dans le manuscrit.

- Chapitre 1
Ce chapitre a permis d'introduire le cadre général de modélisation des systèmes énergétiques hybrides, de faire une analyse critique de l'état de l'art sur la prise en compte des incertitudes dans celui-ci, et de présenter le cas d'étude qui sert d'illustration pour l'ensemble des méthodes présentées par la suite.
- Quantification des incertitudes (Chapitre 2)
Les deux approches proposées pour aborder la prise en compte des incertitudes dans les systèmes énergétiques hybrides (AAS et AOSMO) nécessitent toutes deux une phase de quantification des sources d'incertitude. Cet axe de recherche est développé dans le Chapitre 2 qui revient sur le cadre de modélisation et la représentation des incertitudes. Un état de l'art des différents cadres théoriques de représentation de l'incertain est présenté dans ce chapitre. Les méthodologies retenues sont mises en œuvre sur le cas d'étude.
- Approche Analyse de Sensibilité (Chapitre 3)
L'AAS est constituée de deux volets qui font l'objet du Chapitre 3 : la propagation des incertitudes qui permet de fournir à l'utilisateur des informations statistiques sur les indicateurs de performance du système soumis aux incertitudes et l'Analyse de Sensibilité (AS). Un état de l'art des méthodes d'AS est présenté dans ce chapitre. Les méthodologies retenues sont mises en œuvre sur le cas d'étude.
- Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (Chapitre 4)
L'AOSMO permet de prendre en compte les incertitudes directement dans le processus d'optimisation. Un état de l'art des méthodes d'optimisation sous incertitude, peu développées dans cette introduction y est présenté. Les méthodologies retenues sont mises en œuvre sur le cas d'étude, dans le but d'optimiser le dimensionnement du système.
- Prise en compte du pilotage (Chapitre 5)
La question du pilotage et de son éventuelle optimisation est abordée dans le Chapitre 5, dans le cadre d'un système énergétique hybride soumis à des incertitudes.
- Synthèse méthodologique (Chapitre 6)
Enfin, une synthèse méthodologique est proposée dans le dernier chapitre de ce manuscrit. Elle a pour but d'extraire de ces travaux des messages qui dépassent le cas d'étude et concernent dans son ensemble la prise en compte des incertitudes dans les systèmes énergétiques hybrides.

Chapitre 2

Modélisation et quantification des incertitudes

Le chapitre précédent (Chapitre 1) s'est attaché à présenter le cadre général de modélisation et simulation des systèmes énergétiques utilisé dans ces travaux ainsi que les méthodes d'optimisation classiquement utilisées pour les dimensionner et les opérer, en considérant comme parfaitement connues leurs conditions de fonctionnement. Comme nous l'avons vu précédemment, modélisation et optimisation de systèmes énergétiques hybrides sont confrontées à de nombreuses incertitudes. Les incertitudes qui peuvent être prises en compte dans un système énergétique dépendent de la manière dont celui-ci est modélisé. Les modèles, qui permettent de représenter la réalité avec plus ou moins de finesse, peuvent par ailleurs être eux-mêmes une source d'incertitude : on est ainsi amené à distinguer incertitude de modèle et incertitude paramétrique, mais aussi incertitude aléatoire et incertitude épistémique.

Afin d'étudier l'impact des incertitudes sur l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides, il convient de définir le cadre de représentation des incertitudes considérées. En effet, il existe divers cadres de représentation de l'incertitude, plus ou moins adaptés aux différents types d'incertitude. En effet, il existe un consensus sur le fait que les incertitudes de nature aléatoire sont traitées de manière rigoureuse dans le cadre des probabilités classiques. En revanche, de nombreux chercheurs remettent en cause la pertinence d'utiliser le cadre probabiliste pour traiter les incertitudes de nature épistémique (Ferson and Ginzburg 1996; Couso et al. 2000; Dubois et al. 2000; Baudrit 2005; Ramasso 2017). Ces travaux soutiennent que traiter les incertitudes de natures aléatoire et épistémique de la même manière dans les études de risque mène à des résultats difficilement interprétables (Ferson and Ginzburg 1996). Les incertitudes relatives aux systèmes énergétiques hybrides sont de natures variées et peuvent être représentées de diverses manières. La première section de ce chapitre (s1) propose donc de revenir sur la nature des incertitudes et sur les différents cadres possibles dans lesquels les étudier afin d'opter pour une représentation fonctionnelle et pertinente des incertitudes.

Dans un second temps (section 2), le périmètre des incertitudes étudiées est défini et explicité. De plus, cette partie permet de justifier le choix de considérer les incertitudes aléatoires et épistémiques dans un cadre purement probabiliste. Enfin, cette section présente la prise en compte des incertitudes retenue pour les séries temporelles rendant compte à la fois de leur variabilité et de leur incertitude en distinguant ces deux notions.

Une méthodologie de quantification des sources d'incertitude est ensuite proposée (section 3) afin de pouvoir attribuer de manière systématique une Fonction de Densité de Probabilité (FDP) à tout paramètre incertain. Enfin, les incertitudes du cas d'étude présenté dans le chapitre précédent (Chapitre 1) sont identifiées et une FDP leur est attribuée en utilisant la méthode proposée : modélisation et quantification sont réalisées pour les incertitudes liées aux ST mais aussi aux paramètres technico-économiques statiques (section 4).

Contributions

L'étape de modélisation et de quantification des sources d'incertitude est la pierre angulaire des deux approches mises en œuvre dans cette thèse : l'Approche Analyse de Sensibilité (Chapitre 3) et l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (Chapitre 4). Il s'agit à la fois d'une étape commune de ces deux approches, mais surtout de leur point de départ par rapport à l'approche classique déterministe. Dans le domaine des systèmes énergétiques renouvelables hybrides, les méthodes utilisées dans ces deux approches sont appliquées pour la première fois à l'incertitude liée aux paramètres statiques technico-économiques au même titre que celle sur les ST. Dans la majorité des études, seule l'incertitude sur la ressource et la demande représentées par des ST est considérée (Roberts et al. 2018) et les paramètres technico-économiques sont souvent considérés à tort comme parfaitement connus et déterministes (Meschede et al. 2017). En effet, il existe des incertitudes sur ceux-ci dues par exemple à un manque d'information sur certains composants lors de la conception du système ou à une variabilité de comportement. Ces incertitudes ont autant d'impact que la variabilité de la demande ou de la ressource et il est tout aussi important de les prendre en compte en phase de conception.

Par ailleurs, la méthodologie d'attribution systématique d'une FDP aux paramètres incertains développée dans la section 3, quelles que soient les informations à disposition dans la littérature et quel que soit l'outil de modélisation et simulation des systèmes énergétiques hybrides utilisé, propose une approche générique de la quantification des sources d'incertitude.

Enfin, la modélisation proposée des ST qui permet la prise en compte à la fois de leur variabilité et de leur incertitude en distinguant ces deux notions constitue une nouveauté.

1. Représentation de l'incertitude

1.1. Nature des incertitudes

Les experts de l'incertitude (Paté-Cornell 1996; de Rocquigny et al. 2008a) s'accordent pour distinguer deux grands types d'incertitude : celle de nature aléatoire et celle de nature épistémique.

L'incertitude *aléatoire* est liée à la variabilité intrinsèque d'un phénomène. Elle concerne des événements dont l'occurrence est aléatoire ou stochastique. Elle est donc irréductible. Par exemple, la durée de vie d'un composant est incertaine de manière aléatoire.

L'incertitude *épistémique* est quant à elle liée à la connaissance que l'on a d'un phénomène et à sa modélisation qui ne le représentera jamais exactement. Il s'agit d'une incertitude théoriquement réductible, en faisant plus d'essais expérimentaux par exemple. Le rendement d'un composant, par exemple, est incertain de manière épistémique.

Parmi les incertitudes épistémiques, on distingue les incertitudes de modèle des incertitudes paramétriques. L'incertitude *de modèle* résulte du fait d'utiliser un modèle plutôt qu'un autre pour représenter un même phénomène. L'incertitude *paramétrique* est liée quant à elle au paramétrage d'un modèle tenu pour représentatif.

La Figure II. 1 schématise la classification des incertitudes décrite ci-dessus.

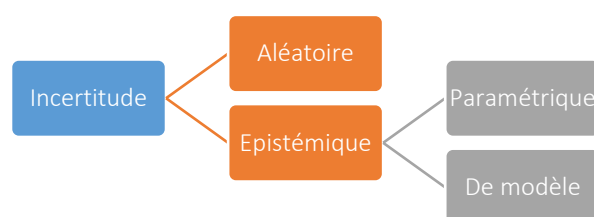


Figure II. 1 : Nature des incertitudes

Il est important de noter qu'un paramètre peut être incertain de manière à la fois aléatoire et épistémique. Selon la nature des incertitudes considérées, il existe ou non un consensus sur le cadre théorique de représentation le plus adapté. Ces cadres théoriques sont décrits dans le paragraphe qui suit.

1.2. Cadres théoriques de représentation de l'incertain

Il existe différentes représentations de l'incertain, qui définissent à leur tour différentes méthodologies de traitement des incertitudes.

Le cadre théorique de loin le plus connu et le plus utilisé est la théorie probabiliste, qui est largement reconnue pour être appropriée au traitement des incertitudes de nature aléatoire. Plusieurs chercheurs s'accordent sur le fait que les incertitudes de nature épistémique nécessitent quant à elles un traitement différent de celui des incertitudes de nature aléatoire (Zio 2009; Aven 2010).

Le cadre probabiliste n'est qu'un cas particulier de la théorie des fonctions de croyance (Dempster 1967), qui appartient elle-même à un cadre théorique plus large (Walley 1991) : la théorie des probabilités imprécises. Au même titre que la théorie des probabilités, la théorie des possibilités est elle aussi un cas particulier de ces cadres de représentation (théorie des fonctions de croyance et théorie des probabilités imprécises). Les relations d'appartenance des cadres théoriques les uns par rapport aux autres sont schématisés Figure II. 2 (Le Duy 2011; Sallak et al. 2013; Ramasso 2017).

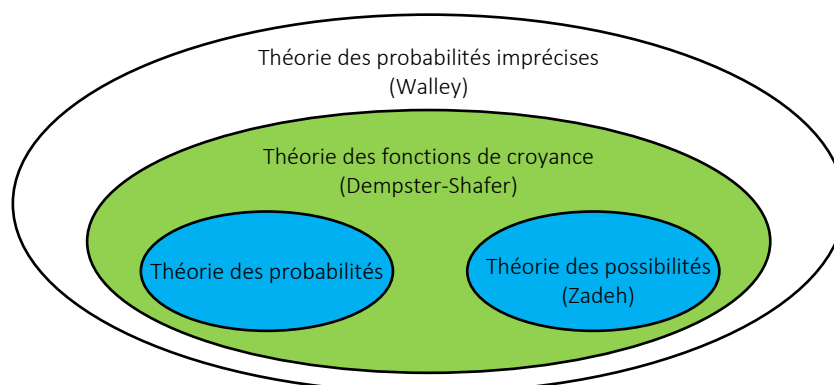


Figure II. 2 : Relation entre les approches pour la représentation de l'incertitude (Le Duy 2011)

Ces quatre cadres de représentation sont décrits dans les paragraphes qui suivent afin d'éclairer le choix qui a été fait dans la thèse de se placer dans le cadre probabiliste ou le cadre des probabilités précises.

1.2.1. Théorie des probabilités précises

La théorie des probabilités précises est le plus ancien formalisme permettant de traiter les incertitudes. Les premiers travaux de ce domaine remontent au XVI^{ème} siècle et à l'analyse des jeux de hasard par Jérôme Cardan.

La notion de probabilité est liée à celle d'expérience aléatoire. Une expérience est dite aléatoire si, répétée dans des conditions identiques, son résultat ne peut être prédit à l'avance. L'ensemble des résultats possibles de l'expérience, noté Ω , est appelé univers.

Une probabilité est une fonction définie sur un ensemble T de parties de Ω , appelé tribu. Une tribu est un ensemble de parties de Ω vérifiant :

1. $\emptyset \in T$
2. Pour tout A dans T , son complémentaire \bar{A} est dans T .
3. Si $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite d'éléments de T alors $\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$ est dans T .

Les éléments de la tribu s'appellent des événements relatifs à l'expérience. \emptyset est l'évènement impossible et Ω est l'évènement certain. Pour un univers donné il existe plusieurs tribus possibles.

Le couple (Ω, T) s'appelle un espace probabilisable sur lequel on peut définir une probabilité P .

Une probabilité est une fonction de la tribu T vers l'intervalle $[0, 1]$ vérifiant :

1. $P(\emptyset) = 0$ et $P(\Omega) = 1$
2. Si $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite d'évènements deux à deux disjoints alors

$$P(\cup_{n \in \mathbb{N}} A_n) = \sum_{n \in \mathbb{N}} P(A_n) \quad \text{Equation II. 1}$$

Le nombre positif $P(A)$ quantifie dans quelle mesure l'évènement A est probable. L'axiome d'additivité (Equation II. 1) établit que si deux évènements sont incompatibles, soit $A \cap B = \emptyset$, alors la probabilité qu'au moins l'un d'entre eux ait lieu, est égale à la somme de leur probabilité individuelle.

On peut déduire de ces axiomes la propriété suivante : si la probabilité d'un évènement A est connue, elle détermine complètement celle de son évènement contraire \bar{A} :

$$\forall A \in \Omega, P(A) = 1 - P(\bar{A}) \quad \text{Equation II. 2}$$

L'axiome d'additivité (Equation II. 1) est une des composantes principales de la distinction entre la théorie des probabilités (précises) et les autres cadres de représentation de l'incertain présentés dans les paragraphes suivants.

Enfin, si Ω est un intervalle réel alors la probabilité P est caractérisée par une fonction f appelée Fonction de Densité de Probabilité (FDP) vérifiant :

$$\forall I \subseteq \Omega, P(I) = \int_I f(x) dx \quad \text{Equation II. 3}$$

Si f est continue et positive ou nulle sur Ω et vérifie :

$$\int_{\Omega} f(x) dx = 1 \quad \text{Equation II. 4}$$

Alors, la fonction de répartition ou probabilité cumulée est la fonction F telle que :

$$F : \mathbb{R} \rightarrow [0,1] \\ F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt \quad \text{Equation II. 5}$$

Les lois de probabilité les plus courantes sont décrites dans l'Annexe 2, dans laquelle sont représentées leur fonction de densité de probabilité et leur fonction de répartition.

Il existe deux interprétations majeures des probabilités (précises) : l'interprétation fréquentiste ou objective et l'interprétation subjective ou Bayésienne (Le Duy 2011).

Dans l'interprétation fréquentiste des probabilités, qualifiées dans ce cadre de probabilités objectives, la probabilité d'un évènement s'interprète comme la fréquence de cet évènement. Ainsi, cette théorie permet de bien restituer le concept d'incertitude de nature aléatoire.

En supposant qu'on répète n fois une expérience et qu'on note n_A le nombre de fois pour lequel l'évènement A est observé, la fréquence empirique de l'évènement A est définie de la manière suivante :

$$Freq(A) = \frac{n_A}{n} \quad \text{Equation II. 6}$$

La probabilité de l'évènement A est considérée comme la limite de la fréquence empirique quand le nombre d'expériences tend vers l'infini :

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n_A}{n} \quad \text{Equation II. 7}$$

A cette vision s'oppose celle des probabilités subjectives, ou probabilités Bayésiennes, qui s'interprètent comme des comportements en situation de pari et peuvent représenter aussi bien les incertitudes de nature aléatoire que de nature épistémique.

Cependant, quelle que soit la vision adoptée, les méthodes et les lois sont les mêmes, seule l'interprétation des valeurs est différente.

Le cadre probabiliste étant bien connu et son usage étant courant, il existe de nombreuses études de systèmes énergétiques hybrides, modélisant les incertitudes par la théorie des probabilités, en particulier pour modéliser l'incertitude sur les séries temporelles.

Les séries temporelles utilisées dans la simulation de systèmes énergétiques hybrides incluent en effet des productions d'énergie renouvelable et des consommations qui sont intermittentes ou variables dans le temps. Ainsi, l'incertitude de nature aléatoire liée à leur caractère stochastique est naturellement bien modélisée dans le cadre probabiliste. Une abondante littérature en témoigne, comme les récentes études (Lv et al. 2016; Roberts et al. 2018; Constante-Flores and Illindala 2019) ou bien la revue (Mavromatidis et al. 2018a) qui référence les approches de caractérisation des incertitudes dans les systèmes énergétiques distribués.

Les incertitudes de nature épistémique sont elles aussi parfois représentées dans le cadre probabiliste comme en atteste cette même revue (Mavromatidis et al. 2018a).

1.2.2. Théorie des probabilités imprécises

La théorie des probabilités imprécises, proposée par (Walley 1991) permet d'encadrer une probabilité inconnue à l'aide d'une famille de mesures de probabilités.

Soit un espace probabilisé (Ω, \mathcal{A}, P) avec Ω un ensemble, \mathcal{A} une tribu égale à l'ensemble de toutes les parties de Ω et P une mesure de probabilité.

Soit \mathcal{P} une famille de mesures de probabilité sur Ω contenant P et $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ un paramètre incertain associé à la mesure de probabilité P . Pour tout ensemble mesurable $A \subseteq \Omega$, on peut définir la borne supérieure $\bar{P}(A)$ et la borne inférieure $\underline{P}(A)$ de la probabilité $P(A)$ de la manière suivante :

$$\bar{P}(A) = \sup_{P \in \mathcal{P}} P(A) \quad \text{Equation II. 8}$$

$$\underline{P}(A) = \inf_{P \in \mathcal{P}} P(A) \quad \text{Equation II. 9}$$

Ainsi, pour toute loi de probabilité de P dans \mathcal{P} , on a :

$$\forall P \in \mathcal{P}, \quad \underline{P}(A) \leq P(A) \leq \bar{P}(A) \quad \text{Equation II. 10}$$

En pratique, on utilise la représentation d'incertitude par une paire de fonctions supérieure et inférieure de la probabilité, plus communément appelée une p-box (Ferson et al. 2003).

Soit $F(x)$ la fonction de répartition probabiliste du paramètre incertain X à valeurs dans \mathbb{R} . On considère la paire de fonctions $[F, \bar{F}]$ supérieure et inférieure définissant une enveloppe qui contient la fonction de répartition probabiliste $F(x)$. $[F, \bar{F}]$ est une p-box, soit la classe de mesures de probabilité dont la fonction de répartition est bornée par F et \bar{F} .

On peut construire une p-box à partir d'une famille de mesures de probabilité \mathcal{P} (Walley 1991; Baudrit 2005)

$$\forall x \in \mathbb{R}, \quad \underline{F}(x) = \underline{P}([-\infty, x]), \quad \bar{F}(x) = \bar{P}([-\infty, x]) \quad \text{Equation II. 11}$$

Inversement, on peut définir une famille de mesures de probabilité $\mathcal{P}(\underline{F} \leq \bar{F})$ à partir d'une p-box $[\underline{F}, \bar{F}]$, telle que :

$$\mathcal{P}(\underline{F} \leq \bar{F}) = \{P | \forall x, \underline{F}(x) \leq F(x) \leq \bar{F}(x)\} \quad \text{Equation II. 12}$$

La p-box permet un encadrement de la fonction de répartition probabiliste F mal connue, et l'écart entre les fonctions supérieure et inférieure reflète le manque d'information associé au paramètre X comme cela apparaît sur la Figure II. 3.

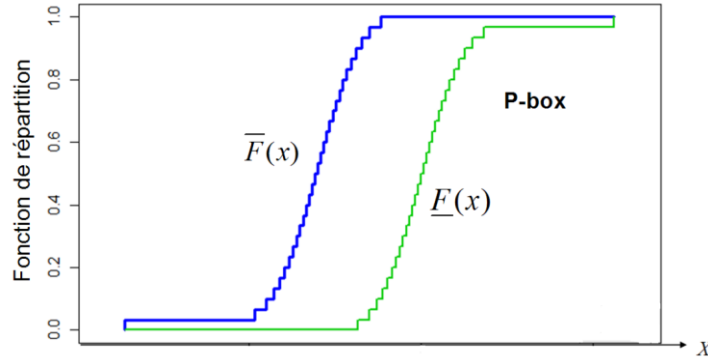


Figure II. 3 : Représentation par p-box d'un paramètre incertain X (Le Duy 2011)

La théorie des probabilités imprécises, très générale, englobe toutes les autres approches non probabilistes d'un point de vue mathématique. Cette approche très générique d'un point de vue théorique ne semble pas avoir été utilisée dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides. Elle n'apparaît pas dans la revue sur la décision sous incertitude dans les systèmes énergétiques (Soroudi and Amraee 2013).

1.2.3. Théorie des fonctions de croyance

La théorie des fonctions de croyances, ou théorie de Dempster Shafer, permet de représenter l'incertitude que l'on peut avoir sur une information. Elle a été établie dans un espace fini discret (Dempster 1967; Shafer 1976) puis étendue à un espace continu/

Théorie des fonctions de croyance dans l'espace discret

Soit Ω un ensemble de N hypothèses, $\{H_i\}_{i=1,\dots,N}$ exclusives et exhaustives, appelé cadre de discernement.

L'ensemble des parties de Ω est noté

$$2^\Omega = \{\emptyset, H_1, H_2, \dots, H_N, H_1 \cup H_2, \dots, H_1 \cup H_2 \cup \dots \cup H_N\} \quad \text{Equation II. 13}$$

Pour exprimer le degré de confiance dans un élément A de 2^Ω on lui associe une valeur résultant de la fonction de masse élémentaire (normalisée) $m : 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$, telle que :

$$m(\emptyset) = 0 \quad \text{et} \quad \sum_{A \in 2^\Omega} m(A) = 1 \quad \text{Equation II. 14}$$

$m(A)$ s'interprète comme une mesure de la croyance allouée exactement à l'hypothèse A et à aucune autre hypothèse plus spécifique. Un élément A de 2^Ω possédant une masse non nulle est un « élément focal » de Ω .

A partir des fonctions de masse élémentaire, on définit la fonction de croyance (*Bel* pour *Belief*) et la fonction de plausibilité (*Pl*) de 2^Ω dans $[0, 1]$ telles que :

$$\forall B \in 2^\Omega \quad Bel(B) = \sum_{A \subseteq B} m(A) \quad \text{et} \quad B \neq \emptyset \quad \text{Equation II. 15}$$

$$\forall B \in 2^\Omega \quad Pl(B) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(A) \quad \text{et} \quad B \neq \emptyset \quad \text{Equation II. 16}$$

Les fonctions de croyance et de plausibilité rendent compte de l'incertitude et de l'imprécision sur les hypothèses considérées pour une source d'information. Pour faire le lien avec la théorie des probabilités imprécises (qui englobe la théorie des fonctions de croyance), on peut interpréter la plausibilité comme la borne supérieure d'une probabilité mal connue et la croyance comme la borne inférieure de celle-ci (Baudrit 2005; Destercke et al. 2008). Ainsi, on peut voir $[Bel(B), Pl(B)]$ comme un intervalle encadrant une probabilité $P(B)$ mal connue (Le Duy 2011).

Soit \bar{A} le complémentaire du sous-ensemble A de Ω , on a :

$$Bel(A) = 1 - Pl(\bar{A}) \quad \text{Equation II. 17}$$

Ainsi, le terme $1 - (Bel(A) + Bel(\bar{A}))$ (valeur ≥ 0) est l'ignorance. On peut synthétiser les notions de croyance, de plausibilité et d'ignorance avec le schéma ci-dessous :

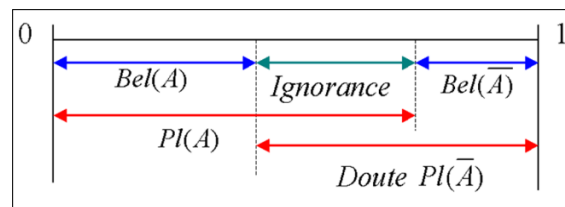


Figure II. 4 : Relation entre les fonctions de croyance et de plausibilité (Le Duy 2011)

Théorie des fonctions de croyance dans l'espace continu

Dans l'espace continu, on considère un paramètre incertain $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$. Dans ce cadre, les éléments focaux définis dans l'espace discret sont considérés comme des intervalles appelés intervalles focaux. Ceux-ci correspondent à des intervalles bornés de masse non nulle. (Ferson et al. 2003) interprètent la théorie de Dempster Shafer comme un parallèle à la théorie des probabilités discrètes dans laquelle les masses de probabilité ne résident pas dans des singletons mais dans des ensembles de valeurs réelles : les intervalles focaux.

L'incertitude associée à la variable aléatoire X peut ainsi se représenter par une structure d'intervalles focaux de Dempster-Shafer définis de la manière suivante (Ferson et al. 2003) :

$$\{([a_1, b_1], m_1), ([a_2, b_2], m_2), \dots, ([a_n, b_n], m_n)\} \quad \text{Equation II. 18}$$

où $a_i \leq b_i, \sum_{i=1}^n m([a_i, b_i]) = 1$ et $[a_i, b_i] \subseteq \mathbb{R}, 1 \leq i \leq n$.

On peut observer cette structure à la Figure II. 5.

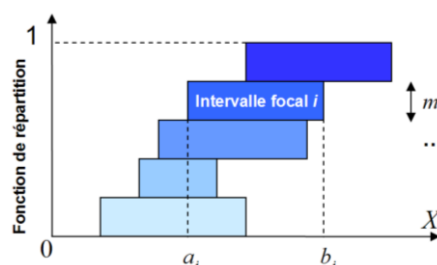


Figure II. 5 : Intervalles focaux et masses de croyance associées (Le Duy 2011)

Pour faire le lien avec la théorie des probabilités, on peut interpréter le couple $[Bel, Pl]$ comme les bornes inférieures et supérieures d'une famille de mesures de probabilité \mathcal{P} contenant P . On peut donc définir un p-box $[F, \bar{F}]$ particulière telle que :

$$\forall x \in \mathbb{R}, \quad \underline{F}(x) = Bel(X \in] - \infty, x]) = \sum_{b_i \leq x} m([a_i, b_i]) \quad \text{Equation II. 19}$$

$$\forall x \in \mathbb{R}, \quad \bar{F}(x) = Pl(X \in] - \infty, x]) = \sum_{a_i \leq x} m([a_i, b_i]) \quad \text{Equation II. 20}$$

De même, à partir d'une p-box $[F, \bar{F}]$ on peut construire une structure d'intervalles focaux de Dempster-Shafer par la technique de discrétisation (Ferson et al. 2003; Baudrit 2005).

Pour faire le lien avec la théorie des probabilités précises, si les intervalles focaux sont réduits à des points (Equation II. 18), soit $a_i = b_i$ et $a_i \neq a_j$, les fonctions de croyance et de plausibilité cumulatives sont égales et correspondent avec la fonction de répartition probabiliste (Le Duy 2011).

Au même titre que la théorie des probabilités imprécises, la théorie des fonctions de croyance ne semble pas avoir été utilisée dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides. Elle n'apparaît pas dans la revue sur la décision sous incertitude dans les systèmes énergétiques (Soroudi and Amraee 2013).

1.2.4. Théorie des possibilités

Enfin, la théorie des possibilités, ou théorie des ensembles flous s'adapte bien à décrire les incertitudes de nature épistémique. En effet, introduite par Zadeh (Zadeh 1978) pour représenter des concepts exprimés par le langage humain et donc difficilement quantifiables (« loin », « faible », etc.), cette théorie permet de modéliser des incertitudes lorsque le manque de données rend impossible la construction des distributions de probabilité.

Elle est valable dans un espace discret et dans un espace continu.

Théorie des possibilités dans l'espace discret

Soit Ω un ensemble de N hypothèses, $\{H_i\}_{i=1, \dots, N}$ exclusives et exhaustives. La théorie des possibilités est un cas particulier de la théorie des fonctions de croyances dans laquelle les éléments focaux sont emboîtés et définis par :

$$\begin{aligned} a_1 &= \{H_1\} \\ a_2 &= \{H_1, H_2\} \\ &\dots \\ a_N &= \{H_1, H_2, \dots, H_N\} = \Omega \end{aligned}$$

On a $a_1 \subset a_2 \subset \dots \subset a_N$ comme illustré à la *Figure II. 6*.

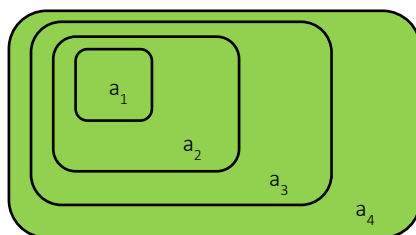


Figure II. 6 : Éléments focaux emboîtés

Les fonctions de croyance et de plausibilité vérifient alors, quels que soient A, B de Ω , les équations suivantes :

$$Bel(A \cap B) = \min(Bel(A), Bel(B)) \quad \text{Equation II. 21}$$

$$Pl(A \cap B) = \max(Pl(A), Pl(B)) \quad \text{Equation II. 22}$$

Elles sont alors appelées fonctions de nécessité N (pour la fonction de croyance) et de possibilité Π (pour la plausibilité).

Théorie des possibilités dans l'espace continu

Dans l'espace continu les fonctions de nécessité et de possibilité sont définies à partir d'une distribution de possibilité $\pi(x)$.

Soit un paramètre incertain $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, la distribution de possibilité $\pi(x)$ est une fonction qui associe à tout singleton $x \in \mathbb{R}$ une valeur dans $[0,1]$ telle que :

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} \pi(x) = 1 \quad \text{Equation II. 23}$$

Sur la Figure II. 7, est représentée une distribution de possibilité de support $[x_{\min}, x_{\max}]$ où A_{α_i} et $A_{\alpha_{i-1}}$ sont des intervalles emboîtés.

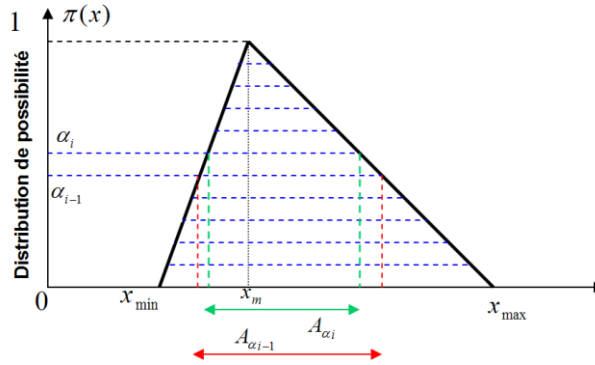


Figure II. 7 : Distribution de possibilité (Le Duy 2011)

A partir de la distribution de possibilité, on peut alors définir les fonctions de possibilité Π et de nécessité N d'un ensemble mesurable A :

$$\Pi(A) = \sup_{x \in A} \pi(x) \quad \text{Equation II. 24}$$

$$N(A) = \inf_{x \notin A} (1 - \pi(x)) = 1 - \Pi(\bar{A}) \quad \text{Equation II. 25}$$

Les fonctions de nécessité et de possibilité, définies sur $] -\infty, x] \subseteq \mathbb{R}$ sont calculées à partir de ces équations et illustrées à la Figure II. 8.

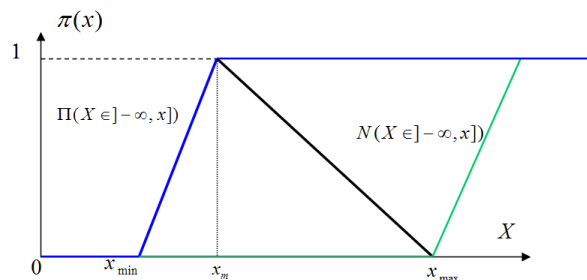


Figure II. 8 : Fonctions de possibilité de nécessité (Le Duy 2011)

De même que pour la théorie des fonctions de croyance, on peut interpréter le couple $[N, \Pi]$ comme les fonctions inférieure et supérieure d'une famille de mesures de probabilité, la différence entre ces mesures témoignant de l'imprécision de l'information.

Contrairement au cadre des probabilités imprécises et des fonctions de croyance ou théorie des ensembles flous, une part de la littérature utilise la modélisation possibiliste de l'incertitude dans le cadre d'études de systèmes énergétiques hybrides.

(Briceno Vicente 2012) modélise par exemple des réseaux de distribution électriques sous incertitudes et compare les modélisations possibiliste et probabiliste. De même, (Momoh et al. 1995; Mavrotas et al. 2008) ou encore (Soroudi and Amraee 2013) traitent des systèmes énergétiques sous incertitudes dans le cadre possibiliste.

La modélisation des incertitudes sous forme de nombres flous permet aussi de réaliser la programmation floue : une des méthodes d'optimisation sous incertitudes évoquée plus loin dans le Chapitre 4 (Sahinidis 2004).

Ainsi, parmi les cadres de représentation de l'incertain présentés dans cette section, deux seulement sont exploités dans la littérature afin de modéliser les incertitudes relatives aux systèmes énergétiques hybrides : le cadre probabiliste et le cadre possibiliste. D'autres représentations de l'incertain existent mais ne constituent pas des cadres théoriques à part entière : par exemple l'approche hybride possibiliste-probabiliste ou encore l'approche par intervalles (Moore 1966) qui sera évoquée elle aussi plus loin dans le Chapitre 4 (Soroudi and Amraee 2013).

La section suivante met en avant les raisons du choix pour le cadre purement probabiliste.

2. Identification et modélisation des incertitudes

Dans la section précédente, la nature des incertitudes et les cadres de représentation de l'incertain ont été présentés. Afin d'éclairer le choix qui a été fait de se placer dans le cadre probabiliste, le périmètre des incertitudes considérées dans ces travaux de thèse est tout d'abord circonscrit.

2.1. Périmètre de la thèse

Dans le cadre de ces travaux de thèse, les modèles de composants utilisés sont ceux implémentés dans le logiciel Odyssey, qui est utilisé comme une boîte noire. Seules les entrées et les sorties de cette boîte noire nécessitent d'être connues. De ce point de vue, les méthodes et conclusions sont extrapolables à un autre outil.

Ceci nous amène à choisir de ne pas étudier les incertitudes de modèle, résultant du fait d'utiliser un modèle plutôt qu'un autre pour représenter un même phénomène. Parmi les incertitudes épistémiques (Figure II. 1), seules celles de nature paramétrique sont considérées, liées quant à elles au paramétrage d'un modèle tenu pour représentatif.

Pourtant, le modèle utilisé ici en boîte noire, est incertain. En effet, les modèles de coût incluant des projections à long terme, comme le fait Odyssey pour le calcul des coûts actualisés, sont par essence invérifiables (Moret 2017). Il est donc important de garder à l'esprit que les résultats de ces travaux sont relatifs au modèle de simulation utilisé, qui n'est à aucun moment considéré comme incertain. Les limites de cet outil sont évoquées au Chapitre 1 (1.3.2).

De plus, parmi les entrées du modèle, toutes n'ont pas la même fonction pour l'outil de simulation et toutes ne sont pas incertaines. (Dubuis 2012) propose une classification des variables liées au dimensionnement du système énergétique qu'il cherche à optimiser. Parmi celles-ci il distingue :

- les variables dépendantes,
- les paramètres,
- les variables de décisions.

On peut réutiliser ces catégories en laissant de côté les variables dépendantes qui sont bien présentes dans Odyssey mais sur lesquelles l'incertitude ne porte pas directement. On peut alors classer les entrées de l'outil de simulation Odyssey selon l'arborescence de la *Figure II. 9*.

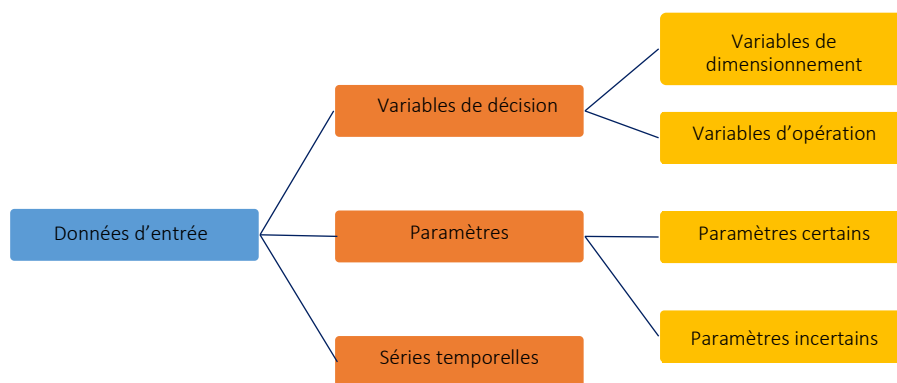


Figure II. 9 : Classification des entrées certaines et incertaines de l'outil de simulation Odyssey

Par rapport à la classification de (Dubuis 2012), dont on a d'office écarté les variables dépendantes, deux différences majeures apparaissent :

- Les Séries Temporelles (ST) forment une catégorie à part. En effet, dans le logiciel Odyssey, ces entrées ne sont pas de la même nature que les autres, elles sont donc traitées de manière différenciée.
- Parmi les variables de décision, cette classification ne fait pas apparaître de choix d'architecture (« Design Decisions » z_d dans (Dubuis 2012)). En effet, le cadre d'étude retenu pour cette thèse est le cas d'un dimensionnement sans adaptation possible en cours de fonctionnement et celui-ci n'est pas comparé à d'autres dimensionnements. Modèle et architecture sont fixés et non flexibles.

Variables de décision

Par définition de l'incertitude (ce qui ne peut être connu, déterminé à l'avance/ ce qui ne peut être établi avec exactitude, qui laisse place au doute), les variables de décision (variables de dimensionnement et d'opération) ne font pas partie des entrées incertaines. Elles ont vocation, dans le cadre de nos travaux, à être fixées par optimisation technico-économique. Cette approche se différencie là encore de celle de (Dubuis, 2012) dans laquelle certaines variables de décision (à la fois de dimensionnement et d'opération) sont incertaines.

On peut noter que dans le logiciel Odyssey, il n'y a aucune différence technique entre les variables de décision et les paramètres décrits dans le paragraphe suivant.

Paramètres

Le paramétrage du modèle repose à la fois sur des paramètres incertains et sur des paramètres considérés comme certains. Les paramètres incertains correspondent à l'ensemble des caractéristiques technico-économiques des modèles utilisés : les CAPEX, OPEX, rendements, durées de vie des composants, etc. Il s'agit à la fois d'incertitudes de nature épistémique et de nature aléatoire.

Les paramètres certains sont toutes les grandeurs qui relèvent des choix du modélisateur. La question de ce qui relève du choix et de ce qui est subi prête à discussion et doit donc être traitée au cas par cas. Par exemple, le taux d'actualisation est considéré comme un paramètre incertain dans de nombreuses études (Mavrotas et al. 2010; Kalinci et al. 2015; Moret 2017; Mavromatidis et al. 2018a). Cependant, la valeur attribuée au taux

d'actualisation constitue un choix de modélisation. En effet, le taux d'actualisation est un outil économique pour modéliser la pondération que souhaite donner le modélisateur à l'avenir. Ainsi, dans nos travaux le taux d'actualisation n'est pas considéré comme un paramètre incertain.

Certains autres paramètres relèvent du choix du modélisateur et ne sont donc pas considérés comme des paramètres incertains, mais leur caractère choisi ou subi peut prêter à débattre. Parmi ceux-ci, on peut notamment citer la durée d'exploitation du système, l'état de charge des stockages en début de simulation, le niveau de dégradation à partir duquel un composant doit être remplacé, les seuils de charge minimum et maximum d'utilisation de la batterie. Ces paramètres feraient plutôt l'objet d'une étude de sensibilité paramétrique.

Séries Temporelles (ST)

Dans le logiciel Odyssey, les ST sont considérées comme des conditions aux limites. La simulation est réalisée avec une ST historique unique et des études de sensibilité paramétriques peuvent être réalisées en utilisant des ST alternatives. Par exemple, une ST alternative peut permettre d'observer l'effet d'un phénomène météorologique sur les indicateurs de performance du système (ex : ouragan). Les ST sont des éléments incertains qui sont fréquemment étudiés dans les systèmes énergétiques hybrides car elles traduisent la variabilité de la ressource et de la demande, problématique majeure pour ce type de systèmes. Leur incertitude est de nature à la fois aléatoire et épistémique et leur modélisation sera détaillée plus loin dans cette section.

2.2. Cadre de modélisation des incertitudes

Il existe un consensus sur le fait que les incertitudes de nature aléatoire sont traitées de manière rigoureuse dans le cadre des probabilités classiques. Cependant, de nombreux travaux remettent en cause la pertinence d'utiliser le cadre probabiliste pour traiter les incertitudes de nature épistémique et détaillent les avantages de se placer dans un cadre théorique non-probabiliste. Entre autres, (Baudrit 2005) et (Le Duy 2011) décrivent avec précision comment certains cadres rendent au mieux compte de la connaissance (et de la méconnaissance) d'un paramètre en fonction des informations disponibles sur celui-ci. On peut synthétiser leurs conclusions sur la théorie à adopter dans le Tableau II. 1.

Tableau II. 1 : Liste non exhaustive des représentations mathématiques cohérentes avec la nature de l'information

Connaissances disponibles	Représentation classique probabiliste	Représentation non probabiliste proposée
$[min, max]$	Loi uniforme	Intervalle
$[min, mode, max]$	Loi triangulaire	Possibilité
$[min, moyenne, max]$	Loi Bêta	p-box
$[min, mediane, max]$	Loi Gamma tronquée	Fonction de croyance
$[min, moyenne, écart - type, max]$	Loi Bêta	Possibilité
$[min, fractiles, max]$	Loi Gamma tronquée	Fonction de croyance
Échantillon conséquent	Fonction de répartition empirique	p-box
Échantillon pauvre	Test d'adéquation des familles	p-box
Connaissance sur la forme de la loi	Loi correspondante avec estimation des paramètres de la loi	p-box
Connaissance sur la forme de la loi et intervalle sur les paramètres	Double Monte-Carlo	p-box

Comme mentionné dans le paragraphe précédent, les incertitudes liées aux systèmes énergétiques hybrides sont de natures variées et l'information disponible sur celles-ci n'est pas homogène. Par exemple, pour certains paramètres incertains seule une valeur de référence est connue, pour d'autres un intervalle

$[min, max]$, pour d'autres encore les grandeurs $[min, mode, max]$. Cette diversité rend difficile le choix du cadre non probabiliste le plus adapté pour décrire cette incertitude (cf. Tableau II. 1).

Comme évoqué dans la section précédente, la théorie des probabilités imprécises (utilisant les p-box) et celle des fonctions de croyance ne sont pas référencées dans la revue (Soroudi and Amraee 2013) traitant des systèmes énergétiques sous incertitudes. En effet, ces cadres théoriques sont peu adaptés car ils permettent de modéliser le degré de confiance dans les sources des données et non dans les données elles-mêmes. Ces deux cadres de représentation de l'incertain n'ont donc pas été envisagés pour ces travaux de thèse.

L'état de l'art (Soroudi and Amraee 2013) synthétise par ailleurs les avantages et les inconvénients des différents cadres de modélisation de l'incertitude.

A propos du cadre possibiliste, cette revue souligne l'opportunité donnée par ce cadre de convertir des concepts exprimés par le langage humain en valeurs numériques mais regrette la complexité de son implémentation. Cette difficulté est confirmée par (Briceno Vicente 2012) qui compare l'utilisation de nombres flous ou possibilités par rapport à celle de probabilités (précises). Ces travaux se sont confrontés à la difficulté de construire des distributions de possibilité. Afin de les construire (Briceno Vicente 2012) est contraint d'utiliser la transformation possibilité-probabilité. Ainsi, ces travaux concluent que l'utilisation de nombres flous présente le principal avantage d'être moins coûteuse en temps de calculs mais que son application est limitée aux opérations arithmétiques relativement simples. Elle ne peut donc pas s'appliquer indépendamment de l'outil de modélisation du système. Pour cette raison, mais aussi du fait de la complexité à déterminer les distributions de possibilité liées aux paramètres incertains, le cadre des possibilités est écarté.

A l'inverse, l'approche probabiliste, l'approche de loin la plus répandue dans la représentation de l'incertitude (Aven 2010) est facile à implémenter (Soroudi and Amraee 2013). De plus, même si l'information disponible dans la littérature est hétérogène sur les différents paramètres incertains, des lois de probabilité existent et peuvent se paramétrer pour modéliser la connaissance disponible (cf. Tableau II. 1). Les inconvénients de ce cadre, soulevés par (Soroudi and Amraee 2013), sont le caractère approximatif des résultats, la nécessité de disposer d'une grande quantité de données (historiques) et la lourdeur des temps de calculs.

Ces deux derniers arguments sont fréquemment cités pour justifier l'emploi de l'approche par intervalles (Moore 1966) qui, dans le Tableau II. 1 est préconisée pour les cas où seules les valeurs min et max des paramètres incertains sont connues.

En effet, dans l'étude des systèmes énergétiques hybrides, les lois de probabilité ne sont pas disponibles dans la littérature pour chacun des paramètres incertains rencontrés. Une méthodologie d'attribution de loi de probabilité est donc proposée dans la section suivante en fonction des informations à disposition et de la nature des paramètres incertains.

Le cadre de modélisation retenu pour la quantification des sources d'incertitude dans ces travaux est le cadre des probabilités classiques, à la fois pour la grande maturité de son utilisation, pour la relative disponibilité des données d'entrée en découlant et pour la diversité des méthodes qui reposent sur cette modélisation et sont pour certaines appliquées dans les approches présentées dans les chapitres 3 et 4.

2.3. Modélisation de l'incertitude sur les séries temporelles

La variabilité des ST peut être modélisée de manière précise, entre autres via des études statistiques poussées. Celle-ci ne constitue donc pas nécessairement une incertitude. L'objet de ce paragraphe est donc de définir ce qui, dans ces travaux de thèse, est considéré comme incertain dans une ST.

Dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides, les ST modélisent généralement soit une demande énergétique (électricité, chaleur, hydrogène...), soit une production renouvelable (éolienne ou solaire). Ces deux grandeurs sont incertaines à la fois de manière aléatoire (incertitude stochastique liée à la variabilité temporelle) et de manière épistémique. L'incertitude épistémique peut porter sur différents aspects de la ST : l'amplitude d'un profil de ST, la moyenne d'un profil, la fréquence d'apparition d'un motif dans le profil, etc. Certains de ces aspects sont difficilement modélisables.

On peut dès lors distinguer deux notions :

- la variabilité d'une ST, i.e. le fait que le profil d'une ST soit différent d'une réalisation à l'autre. Les grandeurs statistiques liées à cette variabilité peuvent cependant la décrire de façon très précise. Par exemple : l'ensoleillement d'un jour sur l'autre d'une année est variable, mais l'écart-type caractérisant cette variabilité est constant et peut être connu (avec plus ou moins de précision).
- l'incertitude épistémique associée à certaines variations du profil. Pour utiliser le même exemple : l'incertitude sur l'écart-type caractérisant l'ensoleillement journalier sur une année.

Ainsi, l'incertitude associée aux ST n'inclut pas nécessairement de modification de sa variabilité. L'approche la plus élémentaire (approche facteur global) consiste à associer un facteur multiplicatif modélisant l'incertitude sur l'amplitude de la ST et à l'appliquer simultanément à toutes les valeurs de la ST. L'incertitude liée à la variabilité temporelle n'est ainsi pas prise en compte. Cette première approche est utilisée par exemple par (Moret et al. 2017) et (Roberts et al. 2018) qui modélisent l'incertitude sur la radiation solaire à partir de laquelle est calculée la production PV, au pas de temps horaire en appliquant un facteur multiplicatif incertain, uniformément sur tout le profil. Cette approche est illustrée dans le cadran supérieur de la *Figure II. 10* (courbe bleue) sur la production PV de la première semaine de janvier où on observe une réalisation pour laquelle l'ensemble des valeurs du profil a été multiplié par le même facteur (>1 dans cette illustration).

Inversement, diverses techniques peuvent être utilisées pour modéliser la variabilité d'une ST sans rendre compte de l'incertitude épistémique associée aux variations du profil. Ce sont les techniques de génération de profil préservant les propriétés statistiques. Parmi celles-ci on peut citer les modèles autorégressifs et les chaînes de Markov (Sobri et al. 2018; Mavromatidis et al. 2018a). Dans le cas de ST possédant un motif journalier, les méthodes de mélange des jours (« day shuffling ») permettent aussi de générer une ST en rendant compte de la variabilité de celle-ci, sans modification des propriétés statistiques de l'ensemble des réalisations. Cependant l'utilisation de cette technique requiert des conditions spécifiques sur le profil (présence d'un motif journalier), ce qui ne permet pas de construire une méthode systématique.

L'approche « day shuffling » est illustrée sur première semaine de janvier dans le cadran inférieur de la *Figure II. 10* (courbe verte), où les jours sont mélangés au sein d'une semaine, sans remise, c'est-à-dire sans possibilité de reproduire deux fois le même jour.

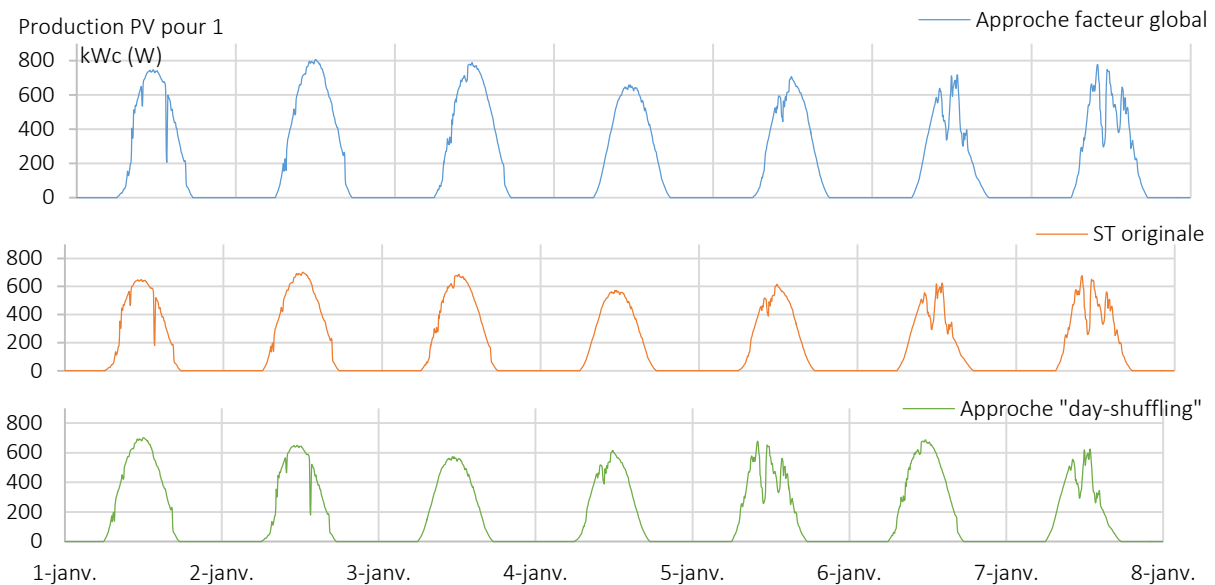


Figure II. 10 : Illustration de deux approches pour modéliser l'incertitude sur les séries temporelles appliquée à la première semaine de janvier de la production PV du cas d'étude

Par ailleurs, une condition importante pour pouvoir se placer dans le paradigme où la variabilité n'est pas une incertitude est d'observer non pas des indicateurs résultant d'une simulation unique mais des quantités statistiques à propos de ces indicateurs, calculées à partir de plusieurs simulations.

La modélisation de l'incertitude des ST retenue pour ces travaux n'est pas celle portant sur le caractère aléatoire des ST mais plutôt sur l'incertitude de nature épistémique liée aux ST. Le choix a été fait d'observer l'incertitude portant sur la probabilité que la ST utilisée dans une simulation soit structurellement différente de la ST historique de référence, autrement dit que la ST utilisée soit une ST alternative. Plusieurs ST alternatives peuvent être proposées pour une même ST de référence et l'incertitude porte sur la probabilité d'occurrence d'une ST alternative plutôt qu'une autre. Ces ST alternatives apparaissent selon des lois de Bernoulli de probabilité p_i constituant elles-mêmes des paramètres incertains.

Cette modélisation s'apparente au concept de crues centennale ou décennale pour lesquelles les caractéristiques sont celles décrites dans le *Tableau II. 2*.

Tableau II. 2 : Caractéristiques des ST alternatives permettant de modéliser une crue centennale et une crue décennale

Type de crue	Mode de construction de la ST alternative	Probabilité d'apparition de la ST alternative
centennale	Amplification très forte du débit ou de la hauteur d'eau par rapport à la ST de référence	Loi de Bernoulli de probabilité $p = 0.01$
décennale	Amplification conséquente du débit ou de la hauteur d'eau par rapport à la ST de référence	Loi de Bernoulli de probabilité $p = 0.1$

Dans ce cas, la probabilité p n'est pas certaine. Cette probabilité p est retenue comme le paramètre incertain étudié dans nos travaux. La méthodologie consiste à lui attribuer une FDP, en raison du choix pour le cadre probabiliste.

Cette modélisation, très générique, permet à la fois de modéliser l'incertitude épistémique sur la fréquence d'apparition d'une ST alternative mais aussi de conserver la possibilité de rendre compte de la variabilité naturelle propre aux ST. Pour prendre en compte la variabilité temporelle, la ST alternative peut être remplacée par un jeu de ST de même type, toutes structurellement différentes de la ST historique de la même manière et correspondant aux mêmes caractéristiques statistiques. De même, plutôt que d'utiliser toujours la même ST historique, celle-ci peut être remplacée par un jeu de ST de mêmes caractéristiques statistiques.

Ces jeux de ST peuvent être générés via les méthodes évoquées plus haut (modèles autorégressifs, chaînes de Markov, « day shuffling ») ou encore via la modélisation de la ST qui est cependant moins générique.

2.4. Indépendance des variables incertaines

Pour des raisons de simplicité, on considère les variables incertaines indépendantes entre elles.

La notion d'indépendance ne recouvre pas le même sens en fonction du cadre théorique de représentation de l'incertain. En effet, dans le cadre global des probabilités imprécises, deux niveaux d'indépendance existent : l'indépendance sur les sources d'information (observateurs) attachées aux variables et l'indépendance sur les variables elles-mêmes (événements observés) (Couso et al. 2000). Dans le cadre probabiliste, seule cette seconde notion d'indépendance persiste.

Ainsi, considérer dans le cadre des probabilités précises que deux événements A et B sont indépendants (indépendance stochastique) signifie que :

$$P(A \cap B) = P(A) * P(B) \quad \text{Equation II. 26}$$

Selon cette définition, certaines des variables manipulées dans ces travaux ne sont pas indépendantes. Par exemple, le coût d'un composant peut être lié à sa performance ou à sa fiabilité, ou encore un profil de température à un profil de consommation énergétique. Cependant, ces interactions ne sont pas modélisées.

Certains paramètres sont liés dans leur modélisation même car ils s'expriment l'un en fonction de l'autre : ce sont les variables dépendantes de la classification de (Dubuis 2012). Par exemple, l'OPEX d'un composant s'exprime habituellement en pourcentage du CAPEX de ce même composant ; c'est alors sur ce pourcentage que porte l'incertitude. Ainsi, la corrélation entre les deux variables est bien modélisée et cette dépendance implique de prendre en compte simultanément les incertitudes sur le CAPEX et sur le pourcentage le liant à l'OPEX, d'où le choix d'utiliser des méthodes d'analyse de sensibilité globale dans l'Approche Analyse de Sensibilité présentée dans le Chapitre 3.

3. Quantification des sources d'incertitude

Comme le montre (Moret et al. 2017) la quantification des sources d'incertitude est une étape indispensable de la prise en compte des incertitudes dans l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides. Cette section propose une méthode systématique pour quantifier les incertitudes liées à un système énergétique hybride, qu'elles soient liées aux paramètres statiques ou aux séries temporelles, indépendamment de l'outil de modélisation et simulation de ce système.

L'objectif de la méthodologie est d'attribuer à chaque paramètre incertain une Fonction de Densité de Probabilité (FDP), qui quantifie l'incertitude associée à ce paramètre.

Pour les paramètres statiques, la FDP est associée directement à la valeur du paramètre en question.

Pour les ST, l'incertitude porte sur la probabilité d'occurrence d'utilisation d'une ST alternative à la ST de référence. La FDP est donc associée à la probabilité de l'évènement « utiliser sur une ST alternative » (cf. section précédente, 2.3).

3.1. Quantification pour les paramètres incertains statiques

A la valeur de chaque paramètre statique incertain, i.e. de chaque caractéristique technico-économique du système, est associée une FDP, selon le diagramme de la *Figure II. 11*.

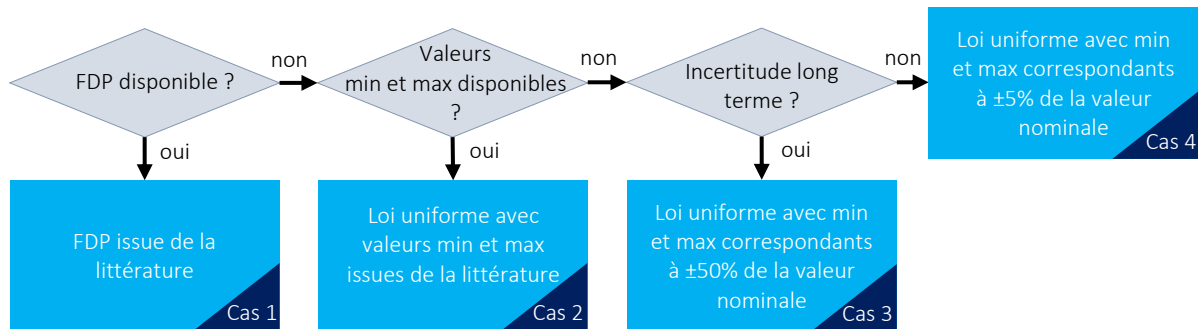


Figure II. 11 : Attribution d'une FDP à un paramètre incertain

Cas 1 : La FDP est connue.

Lorsqu'une FDP est disponible dans la littérature, celle-ci est adoptée, après validation des hypothèses sous-jacentes à sa construction.

Cas 2 : Valeurs extrêmes des incertitudes

Lorsqu'aucune FDP n'est disponible dans la littérature, des valeurs min et max prises par le paramètre incertain peuvent être identifiées dans la littérature et la loi de répartition choisie est alors la loi uniforme.

La motivation du choix de la loi uniforme est le fait que celle-ci modélise au mieux l'équiprobabilité entre toutes les valeurs possibles de l'intervalle $[min, max]$ (Mavrotas et al. 2010).

La nécessité de chercher ces valeurs dans la littérature se justifie par l'étude (Moret et al. 2017) qui conclut que la quantification des sources d'incertitude est une étape indispensable, qui, si elle n'est pas menée rigoureusement, mène à des résultats erronés. Les conclusions de (Moret et al. 2017) sont corroborées par le travail présenté au Chapitre 6, dans lequel des évaluations de systèmes énergétiques hybrides sont réalisées avec différentes lois de probabilités caractérisant les paramètres incertains. Les résultats présentés (au Chapitre 6) tendent à montrer que l'aspect le plus impactant de ces lois sur les indicateurs de sortie sont les bornes des FDP (pas de loi à support infini dans cette étude) et que la « forme » (type de loi) de la FDP elle-même intervient dans une moindre mesure. (Dans le Chapitre 6, seuls les travaux comparant une même loi avec des bornes différentes sont présentés, la comparaison de lois de différents types avec les mêmes bornes n'est pas présentée dans ce manuscrit.)

Lorsque l'étude de la littérature n'a pas fourni de valeurs min et max pour un paramètre incertain, le niveau d'incertitude est alors fixé à plus ou moins 50% ou 5% de la valeur nominale, selon que l'incertitude est une incertitude long terme ou court terme. Les valeurs de 5% et 50% sont fixées arbitrairement pour marquer la différenciation entre ces deux types d'incertitude.

Dans la classification des variables de (Dubuis 2012), les paramètres incertains sont séparés en deux groupes : ceux ayant une incertitude long terme et ceux ayant une incertitude court terme. Les paramètres ayant une incertitude court terme sont ceux qui seront connus dès que le système sera construit, par exemple les CAPEX des composants. Les paramètres ayant une incertitude long terme sont ceux qui restent incertains pendant l'exploitation du système, par exemple la durée de vie d'un composant, sa vitesse de dégradation, etc. Cette distinction invite à quantifier différemment l'amplitude de ces deux types d'incertitude.

Cas 3 : Incertitude long terme pour un paramètre dont seule la valeur nominale est connue

L'incertitude long terme est plus importante que l'incertitude court terme. De plus, le vieillissement d'un composant dépend de la manière dont celui-ci est amené à fonctionner (Mavromatidis et al. 2018b). Celui-ci est donc plus incertain que les caractéristiques technico-économiques au moment de l'investissement. Ainsi, lorsque pour un paramètre incertain d'incertitude long terme ni une FDP ni un intervalle $[min, max]$ n'ont été trouvés dans la littérature, la FDP associée à sa valeur est une loi uniformément répartie entre moins et plus 50% de sa valeur nominale.

Cas 4 : Incertitude court terme pour un paramètre dont seule la valeur nominale est connue

Lorsque pour un paramètre incertain d'incertitude court terme ni une FDP ni un intervalle $[min, max]$ n'ont été trouvés dans la littérature, la FDP associée à sa valeur est une loi uniformément répartie entre moins et plus 5% de sa valeur nominale.

3.2. Quantification pour les séries temporelles incertaines

L'incertitude considérée pour les ST porte sur la probabilité p d'occurrence d'une ST alternative selon une loi de Bernoulli. Cette probabilité p constitue le paramètre incertain auquel on peut appliquer la méthodologie décrite dans le paragraphe précédent pour la quantification des paramètres incertains statiques, en éliminant le Cas 4 car les ST ne sont par essence pas prédictibles même après la construction du système. Ainsi, l'incertitude associée à la probabilité d'occurrence d'une ST alternative est toujours une incertitude long terme.

La méthodologie de quantification des sources d'incertitude présentée dans cette section est mise en œuvre pour le cas d'étude dans la section qui suit.

4. Application au cas d'étude

Cette section identifie les incertitudes du cas d'étude présenté au chapitre précédent : caractéristiques technico-économiques (paramètres incertains statiques) et ST de production PV pour laquelle l'incertitude porte sur la probabilité d'observer respectivement une année de production photovoltaïque dégradée (dégradation de type 1) et une année de production photovoltaïque très dégradée (dégradation de type 2). La ST de charge électrique est considérée comme une consigne certaine.

4.1. Paramètres incertains statiques

Dans la modélisation par Odyssey du cas illustratif présenté au Chapitre 1, 26 paramètres statiques incertains sont identifiés, il s'agit de l'ensemble des caractéristiques technico-économiques du modèle du système. En suivant la méthodologie décrite dans la section précédente, on obtient les FDP détaillées Tableau II. 3.

Les paramètres marqués par un double astérisque (**) n'ont pas directement la valeur et l'unité renseignées dans le Tableau II. 3. La valeur et l'unité renseignées dans le tableau correspondent au paramètre sur lequel porte l'incertitude mais sa relation avec le paramètre nommé est plus complexe : il s'agit de variables dépendantes. Ainsi, la tension de cellule de l'électrolyseur, le rendement de la pile à combustible et le CAPEX du stockage d'hydrogène (H_2) sont modélisés par les polynômes décrits dans les équations II. 27 - 29.

Tableau II. 3 : Paramètres statiques incertains, leurs FDP et cas d'attribution (cf. Figure II. 11) du cas illustratif

Composant	Paramètre	Unité	FDP retenue	Référence	Cas
Panneaux PV	CAPEX	€/Wc	β [$\alpha = 1.44$; $\beta = 4.54$; Min = 0.374 ; Max = 3.165]	(IRENA 2016)	1
	OPEX	% CAPEX	U [2 ; 10]	Données CEA*	2
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [13.75 ; 41.25]	(IEA 2014; IRENA 2016)	3
	Durée avant remplacement	h	W [$\alpha = 5.3759$; $\beta = 262\ 800$; Min = 0]	(Weckend et al. 2016)	1
Electrolyseur	CAPEX	€/W	U [6.5 ; 13.1]	Données CEA*	2
	OPEX	% CAPEX	U [2 ; 10]	Données CEA*	2
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [9 ; 37]	(Bertuccioli et al. 2014)	2
	Augmentation de la tension de cellule (dégradation)	μ V/h de fonctionnement	U [0.4 ; 15]	(Bertuccioli et al. 2014)	2
	Durée avant remplacement	h de fonctionnement	U [30 000 ; 90 000]	(Bertuccioli et al. 2014)	2
	Tension de cellule**	V	U [1.39 ; 1.54]	(Guinot et al. 2015)	4
Stockage H ₂	CAPEX**	€	U [18 055 ; 28 239]	Données CEA*	2
	OPEX	% CAPEX	U [2 ; 10]	Données CEA*	2
Pile à combustible	CAPEX	€/W	U [1.6 ; 3]	Données CEA*	2
	OPEX	% CAPEX	U [2 ; 10]	Données CEA*	2
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [15 ; 45]	(Guinot et al. 2015)	2
	Rendement**	-	U [0.30 ; 0.34]	Données CEA*	4
	Diminution de la tension de cellule (dégradation)	%/h de fonctionnement	U [4.5E-4 ; 13.5E-4]	(Saur et al. 2018)	3
	Durée avant remplacement	h de fonctionnement	U [10 000 ; 20 000]	(Chardonnet et al. 2017)	2
Batteries	CAPEX	€/Wh	β [$\alpha = 1.33$; $\beta = 3.5$; Min = 0.102 ; Max = 0.354]	(Battke et al. 2013)	1
	OPEX	% CAPEX	U [2 ; 10]	Données CEA*	2
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [26 ; 100]	(IRENA 2017)	2
	Rendement en charge	-	β [$\alpha = 1$; $\beta = 4$; Min = 0.8 ; Max = 0.9]	(Battke et al. 2013)	1
	Rendement en décharge	-	β [$\alpha = 1$; $\beta = 4$; Min = 0.8 ; Max = 0.9]	(Battke et al. 2013)	1
	Autodécharge	W	U [3.75E-5 ; 1.4E-4]	(Riffonneau 2009)	2
	Perte de capacité (dégradation)	Wh/h	U [1.4E-5 ; 4.2E-5]	(Riffonneau 2009)	3
	Durée avant remplacement	h	β [$\alpha = 1.48$; $\beta = 2.75$; Min = 43 800 ; Max = 131 400]	(Battke et al. 2013)	1

*Les références « Données CEA » marquées par un astérisque sont issues d'interviews d'experts du CEA.

Tension de cellule de l'électrolyseur

Le modèle utilisé, issu de (Darras 2010), consiste à représenter la tension de cellule via la courbe de polarisation de la cellule (courbe I-V).

$$V_{ELY} = a_0 + a_1 * x + a_2 * x^2 + a_3 * x^3 \quad \text{Equation II. 27}$$

Avec : V_{ELY} : tension de cellule de l'électrolyseur (en V)

x : densité de courant (en V/cm²)

a_0 : paramètre incertain (en V)

a_1, a_2, a_3 : constantes non considérées comme incertaines

Rendement de la pile à combustible

Le modèle polynomial utilisé permet de prendre en compte le fait que le rendement de la pile à combustible est non constant, et lié à la puissance à laquelle celle-ci est sollicitée (Guinot 2013).

$$\eta_{PAC} = a_0 + a_1 * p + a_2 * p^2 + a_3 * p^3 + a_4 * p^4 + a_5 * p^5 \quad \text{Equation II. 28}$$

Avec : η_{PAC} : rendement de la Pile A Combustible (-)

a_0 : paramètre incertain (-)

$p = \frac{P}{P_{nominale}}$: puissance relative dans la pile à combustible (-)

a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 : constantes non considérées comme incertaines (-)

CAPEX du stockage d'hydrogène (H₂)

$$CAPEX_{stockage H_2} = a_0 + a_1 * V \quad \text{Equation II. 29}$$

Avec : $CAPEX_{stockage H_2}$: CAPEX du stockage d'hydrogène (en €)

V : volume du stockage d'hydrogène (en m³)

a_0 : paramètre incertain (en €)

a_1 : constante non considérée comme incertaine (en €/m³)

Enfin, tous les paramètres exprimés en pourcentage du CAPEX (les OPEX et les coûts de remplacement dans notre cas) sont eux aussi des variables dépendantes. Comme évoqué dans la section précédente, cette dépendance permet de modéliser la corrélation entre les deux variables et implique de prendre en compte simultanément les incertitudes sur le CAPEX et sur le pourcentage le liant à l'OPEX dans le traitement des incertitudes. En particulier elle est un des arguments orientant le choix de méthodes d'analyse de sensibilité globale dans l'Approche Analyse de Sensibilité présentée au Chapitre 3.

4.2. Séries temporelles incertaines

Les deux ST utilisées dans le cas d'étude sont :

- un profil de production photovoltaïque (PV),
- un profil de consommation électrique correspondant à la consigne de puissance à satisfaire.

Dans ce cas d'étude, seule la ST de production photovoltaïque est considérée comme incertaine.

La charge est quant à elle considérée comme une consigne non incertaine. Celle-ci est pourtant souvent difficile à obtenir, le choix de ne pas la considérer comme incertaine relève davantage du caractère démonstratif de l'application de la méthode que d'une prise de position quant à la nature de cette série temporelle.

Deux ST alternatives sont envisagées pour modéliser les variations possibles par rapport à la ST historique d'une durée d'un an :

- une ST alternative représentant une année de production PV légèrement dégradée dont la fréquence d'occurrence est moyenne (approximativement une fois tous les huit ans),
- une ST alternative représentant une année de production PV fortement dégradée dont la fréquence d'occurrence est faible (approximativement une fois tous les 40 ans).

Les paramètres incertains sont les probabilités d'apparition de ces deux types d'année. Leurs valeurs nominales (respectivement $p_1^0 = 0.125$ et $p_2^0 = 0.025$) sont des choix arbitraires pour illustration.

La dégradation légère est générée à partir de la ST de référence dont trois jours par mois tirés au hasard ont une production PV réduite de 25%. La dégradation forte est générée à partir de la ST de référence dont six jours par mois tirés au hasard ont une production PV réduite de 50%. Les jours de production réduite étant tirés au hasard, la variabilité entre les ST est partiellement modélisée (au sein d'un même type de dégradation).

Cependant la modélisation de la variabilité pourrait être améliorée par exemple en utilisant les techniques de génération de profil. Il serait possible ainsi d'amplifier la variabilité entre les différentes réalisations d'un même type de dégradation ou d'introduire de la variabilité entre plusieurs réalisations de la ST non dégradée au lieu d'utiliser systématiquement l'unique ST historique de référence. En effet, la proposition de modélisation des deux types de dégradation n'inclut par exemple pas la situation très sollicitante de plusieurs jours consécutifs de faible production.

De plus, ne sont modélisées dans cette application que des dégradations de la série de référence, aucune variation positive n'est envisagée. Pourtant, la méthode (incertitude portant sur la probabilité d'occurrence d'une ST alternative structurellement différente de la série temporelle de référence) est tout autant envisageable sur un autre type modification de la ST de référence.

Les caractéristiques des deux ST alternatives sont synthétisées dans le Tableau II. 4.

Tableau II. 4 : Caractéristiques des ST alternatives pour la production PV du cas illustratif

Type d'année pour la production PV par rapport à la ST de référence	Mode de génération	Probabilité d'apparition	FDP de la probabilité p_i
Dégradation légère	3 jours par mois tirés au hasard ont une production réduite de 25% par rapport à la ST de référence	Loi de Bernoulli de probabilité p_1	U [0; 0.25] (en moyenne une fois tous les 8 ans)
Dégradation forte	6 jours par mois tirés au hasard ont une production réduite de 50% par rapport à la ST de référence	Loi de Bernoulli de probabilité p_2	U [0; 0.05] (en moyenne une fois tous les 40 ans)

Les bornes des lois uniformes (permettant de modéliser l'équiprobabilité) ne sont pas issues de la démarche d'attribution présentée à la *Figure II. 11*. Ces valeurs, ainsi que p_1^0 et p_2^0 sont des choix arbitraires et ont été fixées pour les besoins de la démonstration.

La *Figure II. 12* représente trois séries temporelles de production photovoltaïque pour le mois de janvier :

- la ST originale correspondant à la simulation déterministe à partir de laquelle sont générées les ST alternatives en orange au milieu,
- la ST alternative de type « mauvaise année » (dégradation faible) sur laquelle sont identifiés les trois jours de production réduite en bleu,
- la ST alternative de type « année catastrophique » (dégradation forte) sur laquelle sont identifiés les six jours de production réduite en vert.

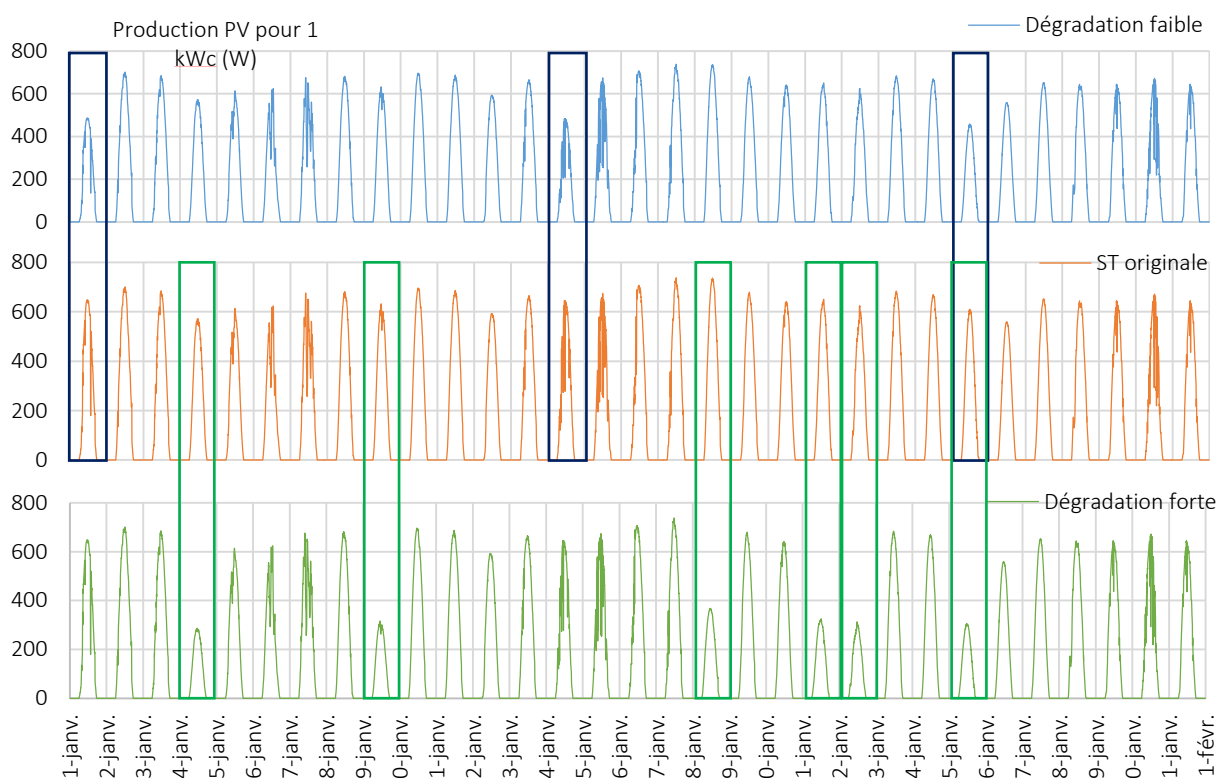


Figure II. 12 : Mois de janvier de la ST originale et des ST alternatives du cas illustratif

Le cas illustratif comporte donc 28 paramètres incertains : 26 caractéristiques technico-économiques et deux paramètres liés à l'utilisation de deux ST alternatives modélisant respectivement une année de production PV faiblement dégradée et une année de production PV fortement dégradée. Ces paramètres incertains sont tous caractérisés par une fonction de densité de probabilité, attribuée selon la méthodologie présentée à la section 3 de ce chapitre pour les caractéristiques technico-économiques.

Conclusion

Malgré les opportunités offertes par différents cadres de représentation de l'incertain présentés dans la première section de ce chapitre, les incertitudes aléatoires et épistémiques considérées dans ces travaux de thèse sont caractérisées dans le cadre probabiliste. Ce cadre permet de considérer de manière homogène les paramètres incertains quelles que soient les informations à disposition dans la littérature et quel que soit l'outil de modélisation et simulation des systèmes énergétiques hybrides utilisé. De plus, ce formalisme de représentation des incertitudes est à la fois ancien et très largement utilisé. Il en découle une relative disponibilité des données pour la quantification des sources d'incertitude mais aussi une pléiade de méthodes requérant ce cadre de modélisation des incertitudes.

Dans le cas des ST, l'incertitude prise en compte porte sur la probabilité d'occurrence d'une ST structurellement différente de la ST de référence. Au-delà de la prise en compte de cette incertitude épistémique, l'utilisation de ST alternatives permet la modélisation de la variabilité temporelle.

Enfin la quantification des sources d'incertitude est un élément indispensable qui ne saurait faire l'impasse sur une recherche bibliographique étendue et / ou sur l'interview d'experts. La méthode proposée dans la section 3 permet d'attribuer une FDP aux paramètres incertains identifiés quelle que soit l'information à disposition sur ceux-ci. Cette approche générique d'identification et de quantification des sources d'incertitude a ensuite été appliquée au système énergétique hybride présenté dans le Chapitre 1.

L'étape de modélisation et de quantification des sources d'incertitude, présentée dans ce chapitre est commune et constitue le point de départ des deux approches mises en œuvre dans cette thèse : l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectifs (présentée Chapitre 4) et l'Approche Analyse de Sensibilité présentée au chapitre qui suit.

Chapitre 3

Approche Analyse de Sensibilité (AAS)

Dans la modélisation des systèmes énergétiques hybrides, les incertitudes sont nombreuses. Le chapitre précédent (Chapitre 2) développe une méthode pour caractériser cette incertitude en attribuant une loi de densité de probabilité à chacun des paramètres incertains. Il propose aussi un cadre pour prendre en compte la variabilité des séries temporelles ainsi que l'incertitude sur cette variabilité dans la modélisation de ces systèmes. Une fois les incertitudes identifiées et quantifiées, se pose la question de leur(s) impact(s) sur les indicateurs de performance du système modélisé et simulé. C'est l'objet d'étude de l'Approche Analyse de Sensibilité (AAS) présentée dans ce chapitre.

Cadre général

Un cadre global de traitement de l'incertitude a été proposé et décrit par (de Rocquigny et al. 2008b). Les étapes de ce cadre sont schématisées à la Figure III. 1.

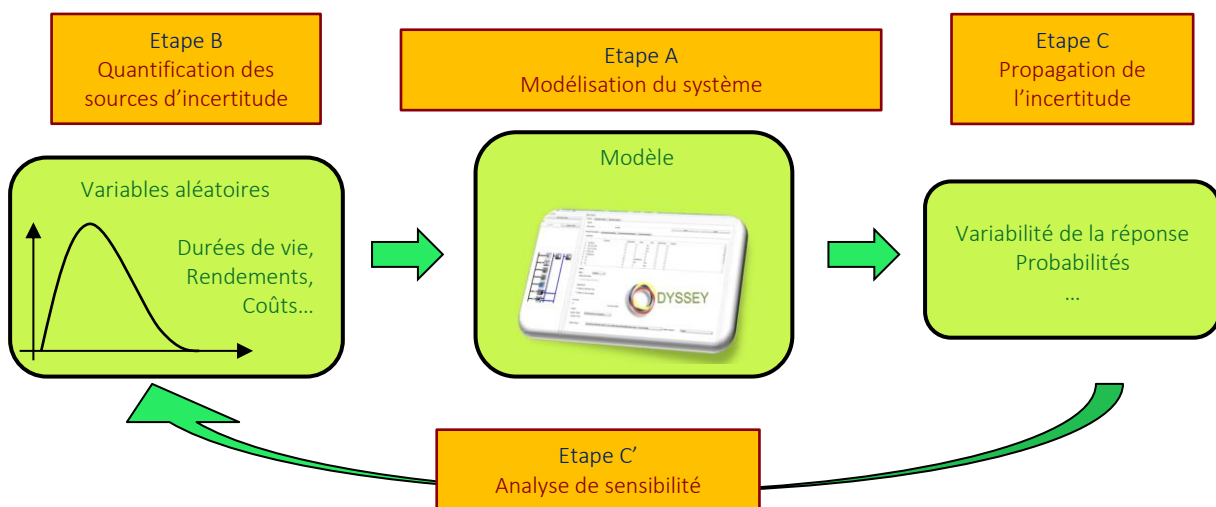


Figure III. 1 : Cadre commun de traitement des incertitudes

Sur la Figure III. 1, on retrouve :

- Étape A : l'étape de modélisation du système, qui, pour le domaine des systèmes énergétiques hybride, a été décrite au Chapitre 1,
- Étape B : la quantification des sources d'incertitude décrite dans le chapitre précédent (Chapitre 2),
- Étapes C et C' : la propagation de l'incertitude et l'analyse de sensibilité.

Ces deux dernières étapes constituent le cœur de l'Approche Analyse de Sensibilité (AAS) développée dans ce chapitre. La propagation d'incertitude (ou analyse d'incertitude) permet de quantifier l'impact des incertitudes sur les indicateurs de performance du système simulé et d'évaluer ainsi la robustesse de celui-ci aux incertitudes. On parle de propagation car le modèle défini à l'étape A lie les entrées et les sorties du système. Ainsi, les incertitudes sur les entrées du système entraînent des incertitudes en sortie de modèle qui

sont l'objet de notre étude. Le modèle est donc utilisé à cette fin en « propageant » les incertitudes sur les paramètres d'entrée à travers le modèle, jusqu'aux sorties.

L'Analyse de Sensibilité (AS) permet quant à elle d'identifier parmi les sources d'incertitude celles dont l'impact est le plus important sur les indicateurs de performance du système. Les méthodes choisies pour l'analyse de sensibilité sont des méthodes globales, on parlera donc d'Analyse de Sensibilité Globale (ASG).

Remarque importante : La propagation consiste à « appeler le modèle » en faisant varier les valeurs des paramètres incertains en entrée du modèle. Dans ce chapitre, une attention particulière est portée au nombre d'appels au modèle requis pour chacune des méthodes d'AS évoquées. En effet, le nombre d'appels au modèle requis pour une méthode est équivalent à son coût calculatoire. Selon ce nombre d'appels au modèle et la rapidité du modèle à être évalué, les temps de calcul requis peuvent parfois devenir prohibitifs.

Approche développée dans la thèse

Dans ces travaux de thèse, on met en œuvre l'Approche Analyse de Sensibilité, schématisée à la *Figure III. 2* pour un système modélisé avec le logiciel Odyssey.

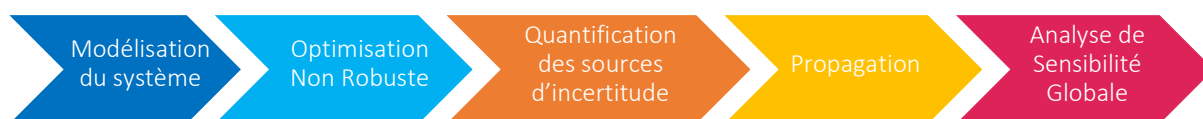


Figure III. 2 : Étapes de l'Approche Analyse de Sensibilité

Les entrées et sorties d'Odyssey sont détaillées dans le Chapitre 1 et le Chapitre 2 présente les entrées qui sont considérées comme incertaines. Cette vision par les entrées et sorties certaines et incertaines d'un simulateur de système énergétique hybride est représentée à la *Figure III. 3*. (Il s'agit ici d'Odyssey mais il pourrait être remplacé par un autre simulateur.)

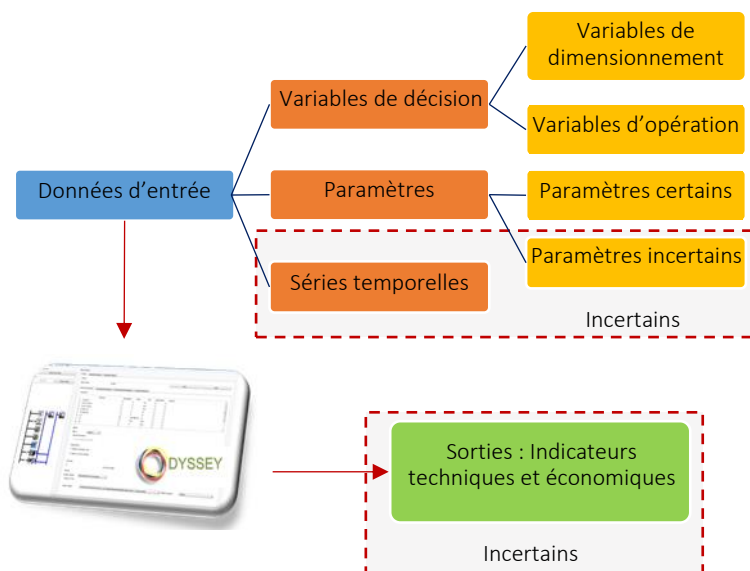


Figure III. 3 : Vue schématique des entrées et sorties incertaines d'un simulateur de système énergétique hybride

Comme on le voit à la *Figure III. 3*, toutes les entrées de l'outil logiciel (ou simulateur) ne sont pas incertaines ; comme on l'a évoqué dans les chapitres précédents, certains paramètres sont certains (durée d'exploitation du système par exemple) et les variables de décision (de dimensionnement ou d'opération) ne sont pas des entrées incertaines. En revanche, les paramètres incertains (caractéristiques technico-économiques des composants) et les séries temporelles sont incertaines et leur incertitude a des répercussions sur les sorties du modèle : les indicateurs technico-économiques de performance du système.

Comme cela apparaît sur la *Figure III. 2*, on peut noter que l'Approche Analyse de Sensibilité (AAS), telle qu'on l'a pratiquée dans ces travaux, consiste en une analyse post-optimisation. Dans ce chapitre, elle suit

une Optimisation Non Robuste. Cependant les méthodes mises en œuvre dans l'AAS s'appliquent aussi à des systèmes non optimaux.

Dans ce chapitre, la première section (1) est consacrée à la méthode de propagation des incertitudes, avant un état de l'art des méthodes d'analyse de sensibilité et le choix de la méthode retenue pour ces travaux, i.e. la méthode en deux étapes (section 2). Puis ces méthodes sont appliquées au cas illustratif (section 3). Enfin, les apports de cette approche sont détaillés dans la dernière section de ce chapitre (4).

Contributions

L'Approche Analyse de Sensibilité présentée dans ce chapitre permet d'évaluer la robustesse d'un système énergétique évalué par simulation par rapport aux incertitudes attachées aux paramètres d'entrée de ce système. Les méthodes choisies, propagation via un lanceur Monte Carlo (MC) et méthode d'analyse de sensibilité globale en deux étapes (méthode Morris puis calcul des indices de Sobol) sont des méthodes existantes, qui ont déjà été utilisées dans le cadre de l'évaluation de systèmes énergétiques renouvelables hybrides (Mavromatidis et al. 2018b).

Ces méthodes sont mises pour la première fois en œuvre avec une modélisation des séries temporelles permettant de prendre en compte l'incertitude sur celles-ci de façon globale, les comparant de façon homogène aux paramètres technico-économiques statiques incertains.

1. Méthode de propagation de l'incertitude

La propagation de l'incertitude (étape C de la *Figure III. 1*) consiste à propager les incertitudes à travers le modèle. La propagation (ou analyse d'incertitude) permet de mesurer comment les sorties du modèle sont sensibles aux incertitudes.

Pour cela, on utilise la simulation de Monte Carlo (ou simulation aléatoire). Cette technique consiste à générer des échantillons à partir de lois associées aux paramètres incertains, à effectuer la simulation pour chacun de ces échantillons (Saporta 2006) et à étudier la variabilité de la sortie.

Il existe différentes méthodes d'échantillonnage qui parviennent à recouvrir l'espace avec différents niveaux d'efficacité. Elles peuvent notamment se classer en plusieurs catégories :

- les méthodes Monte Carlo (MC) nécessitant la génération de nombres pseudo-aléatoires,
- les méthodes quasi Monte Carlo avec un échantillonnage basé sur des séquences (par exemple séquence de Sobol, ou de Halton),
- l'échantillonnage par hypercube latin, détaillé ci-dessous.

L'échantillonnage par hypercube latin peut être plus efficace que les méthodes quasi MC et MC (Kucherenko et al. 2015) et est la plus populaire des méthodes de remplissage de l'espace (Faure 2010). Elle consiste à générer les échantillons pour chaque paramètre indépendant suivant sa propre loi de répartition.

Il s'agit d'un échantillonnage fractionné qui partitionne l'intervalle de définition de chaque paramètre d'entrée afin d'obtenir N segments de probabilité égale, avec N la taille de l'échantillon, puis à sélectionner pour chaque segment une valeur qui représente le segment, une et une seule fois.

La *Figure III. 4* présente un exemple d'échantillonnage en hypercube latin pour une taille d'échantillon $N = 8$ pour deux variables incertaines suivant respectivement une loi normale (en abscisse) et une loi uniforme (en ordonnée). Chacune des deux dimensions est partitionnée en 8 segments de probabilité égale – ainsi, les segments verticaux ont tous la même longueur, traduisant l'équiprobabilité entre chacun d'eux. Une fois un point sélectionné dans un segment, aucun autre ne le sera dans le même segment, ni horizontalement, ni verticalement.

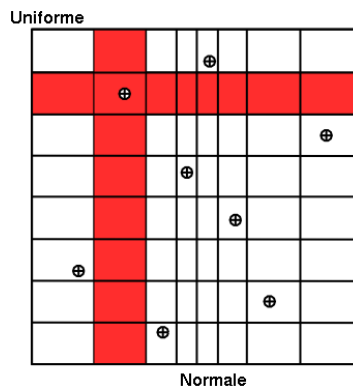


Figure III. 4 : Échantillonnage par hypercube latin en dimension 2 pour une taille d'échantillon N = 8 (Uranie team 2017a)

L'échantillonnage par hypercube latin est plus efficace que l'échantillonnage aléatoire simple pour couvrir le domaine de variation de manière homogène (Saltelli et al. 2008), ainsi c'est cette méthode qui est mise en œuvre pour échantillonner les paramètres incertains dans l'étape de propagation.

Les analyses postérieures à l'étape de propagation peuvent prendre des formes diverses, selon les grandeurs statistiques d'intérêt pour l'utilisateur : pire (respectivement meilleur) cas, quantiles, écart-type, variance, moyenne. Les représentations graphiques classiques sont :

- des histogrammes, cf. Figure III. 12,
- des nuages de points : valeur de la sortie en fonction ordonnée et valeur du paramètre incertain en abscisse, cf. Figure III. 7.

Dans les études de risques il est vérifié que certains seuils ne sont pas dépassés (de Rocquigny et al. 2008c). Par ailleurs, des lois de probabilité sont parfois ajustées (curve fitting) sur la répartition de la sortie, une fois les incertitudes propagées (de Rocquigny et al. 2008c; Borgonovo and Plischke 2016).

2. Méthodes d'analyse de sensibilité

Par définition, l'Analyse de Sensibilité (AS) permet de quantifier l'impact de la variation de chaque paramètre d'entrée incertain sur la variation de la sortie.

Cependant, l'AS recouvre des interprétations variées selon les différentes communautés techniques et les problèmes traités (Saltelli et al. 2004) ; on peut notamment distinguer des objectifs plus détaillés qui relèvent tous de l'AS :

- La hiérarchisation des facteurs (*factors prioritisation*) est l'objectif visant à classer les paramètres incertains en fonction de leur influence sur la réduction de la variance. Le terme « facteur », issu de la littérature sur l'incertitude est employé pour le même usage que ce qui a été défini dans le chapitre précédent comme « paramètre incertain ». Un paramètre incertain très influent est caractérisé par le fait que la variance de la sortie est beaucoup réduite s'il est fixé à sa valeur nominale, c'est-à-dire si on supprime sa variabilité. A contrario, un facteur (ou paramètre) incertain peu influent est caractérisé par le fait que la variance de sortie est peu affectée s'il est fixé à sa valeur nominale.
- La calibration des facteurs (*factors fixing*) est l'objectif consistant à identifier les facteurs incertains peu influents afin de réduire le nombre de paramètres à considérer dans les méthodes d'analyse de sensibilité. En effet, le coût calculatoire des méthodes d'analyse de sensibilité est souvent lié au nombre de paramètres incertains à considérer. Ainsi, la calibration des facteurs permet d'identifier les paramètres incertains qui sont ensuite fixés à leur valeur nominale.
- La réduction de la variance (*variance cutting*) est l'objectif, dans le cadre d'étude de risque, qui consiste à faire atteindre à la variance de la sortie un seuil préétabli en fixant à leurs valeurs nominales un minimum de paramètres incertains. Cet objectif ne sera pas étudié dans la suite des travaux.

- Le pouvoir discriminant (*factor mapping*) est l'objectif cherchant à identifier le paramètre incertain le plus responsable de la situation de la sortie dans une région particulière de l'ensemble de ses valeurs possibles. Cet objectif ne sera pas non plus étudié dans la suite des travaux.

Il existe de nombreuses méthodes d'AS, décrites dans les paragraphes suivants, réparties entre les méthodes locales, de screening et globales.

Afin de les décrire, on se place dans le cadre mathématique suivant :

$$\begin{aligned} f &: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R} \\ X &\mapsto Y = f(X) \end{aligned} \quad \text{Equation III. 1}$$

Avec :

- f : modèle
- Y : sortie scalaire du modèle
- d : nombre de paramètres incertains
- $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_d \end{pmatrix}$: ensemble des paramètres incertains en entrée du modèle

On note $X^0 = \begin{pmatrix} X_1^0 \\ X_2^0 \\ \vdots \\ X_d^0 \end{pmatrix}$ l'ensemble des paramètres incertains pris à leur valeur nominale.

Des informations plus détaillées sur les méthodes moins approfondies ici pourront être trouvées dans la récente revue (Borgonovo and Plischke 2016).

2.1. Analyse de sensibilité locale

L'analyse de sensibilité locale, par opposition à l'AS globale, étudie comment de petites perturbations autour d'une valeur de référence des entrées se répercutent sur la valeur de la sortie (Petelet 2007). Différentes mesures de sensibilité existent, parmi lesquelles il convient de citer les différences finies et les mesures d'importance.

2.1.1. Différences finies

La méthode d'AS locale la plus classique est l'approche One-At-a-Time (OAT), consistant à calculer les mesures de sensibilité définies par :

$$\Delta_i^+ Y = f(X_1, \dots, X_i + \Delta_i, \dots, X_d) - f(X_1, \dots, X_i, \dots, X_d) \quad \text{Equation III. 2}$$

Ces mesures de sensibilité quantifient l'effet individuel de la modification d'un paramètre incertain par rapport au cas nominal. Elles dépendent à la fois de l'amplitude et du sens du changement. L'étude de sensibilité paramétrique est une forme d'AS locale de ce type.

Le mode le plus courant de représentation graphique des résultats des méthodes OAT est la représentation de ceux-ci sous forme de diagrammes Tornado. Les diagrammes Tornado représentent deux séries de mesures de sensibilité OAT sous forme de barres horizontales, classées de la plus grande à la plus petite. Les séries correspondent pour l'une à des changements de même amplitude (relative) de tous les paramètres incertains et pour l'autre aux changements de même amplitude dans le sens opposé. La *Figure III. 5* en montre un exemple dans lequel l'impact de la variation des paramètres d'entrée incertains est évalué individuellement.

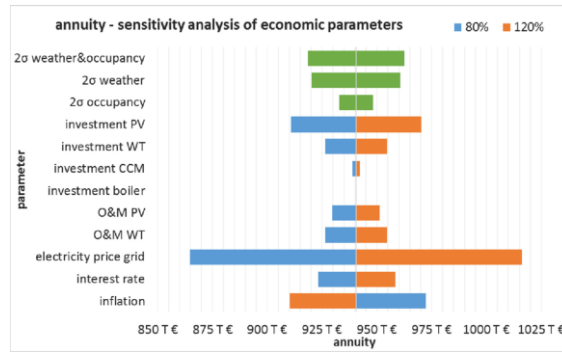


Figure III. 5 : Exemple de diagramme Tornado - Analyse de sensibilité de plusieurs paramètres économiques dans (Meschede et al. 2017)

2.1.2. Mesures d'importance

Les méthodes de différenciation, formalisées par (Helton 1996) sur la base du développement en séries de Taylor, ont fait des dérivées partielles les mesures de sensibilité les plus communes. Elles sont définies ainsi :

$$S_i = \frac{\partial f}{\partial X_i} \Big|_{X=X_0} \quad \text{Equation III. 3}$$

Les dérivées partielles peuvent alors être normées afin de pouvoir comparer l'impact des différents facteurs incertains, par exemple de la manière suivante :

$$S_i = \frac{X_i^0}{Y^0} \frac{\partial f}{\partial X_i} \Big|_{X=X_0} \quad \text{Equation III. 4}$$

Où $Y^0 = f(X^0)$.

Ces mesures de sensibilité jouent un rôle extrêmement important dans les études de fiabilité où elles prennent le nom de mesures d'importance (Borgonovo and Plischke 2016).

L'avantage principal de l'AS locale est le fait de présenter des temps de calcul très intéressants. Cependant, celle-ci ne permet pas l'estimation de changements simultanés de plusieurs paramètres du modèle et ne donne des informations qu'autour des valeurs nominales (Saltelli et al. 2008). Ainsi, pour étudier simultanément la variabilité de l'ensemble des entrées sur la variance de la sortie sur l'intégralité du domaine d'étude, l'utilisation de méthodes de screening ou d'AS globale est nécessaire.

2.2. Méthodes de screening et focus sur la méthode Morris

Les méthodes de screening permettent d'établir une hiérarchie approximative entre les facteurs incertains selon l'influence de ceux-ci sur la variabilité de la sortie sans pour autant la quantifier. Elle sert en première approche à identifier les paramètres les moins influents du modèle, pour les éliminer, afin de limiter le nombre d'évaluations du modèle dans une étude plus approfondie.

Les méthodes de screening reposent sur des plans d'expériences qui sont très nombreux. Une des méthodes de screening les plus populaires, sélectionnée pour la suite de ces travaux est la méthode Morris (Morris 1991).

Méthode Morris

La méthode Morris est une méthode qualitative, qui généralise les protocoles OAT décrits précédemment et permet de classer les entrées selon trois catégories :

- les entrées ayant des effets négligeables,
- les entrées ayant des effets linéaires et sans interaction,
- les entrées ayant des effets non linéaires et / ou avec interactions (sans distinction de ces deux types d'effets).

Cette méthode consiste à répéter r fois le principe de la méthode OAT en choisissant aléatoirement le point de départ, dessinant ainsi r trajectoires, et à calculer lors de chacune des trajectoires les effets élémentaires, EE , pour chacun des paramètres incertains en entrée.

$$EE_i = \frac{f(X_1, \dots, X_i + \Delta_i, \dots, X_d) - f(X_1, \dots, X_i, \dots, X_d)}{\Delta_i} \quad \text{Equation III. 5}$$

avec les notations de l'Equation III. 5 et Δ_i la variation choisie dans la trajectoire.

L'effet élémentaire est la mesure de sensibilité des différences finies rapportée à la variation choisie.

L'avantage majeur de cette méthode est le fait qu'elle est économe en nombre d'appels au modèle. En effet, elle nécessite $N = r * (d + 1)$ appels au modèle, avec :

- r : le nombre de trajectoires, compris entre 4 et 10 (Saltelli et al. 2004),
- d : le nombre de paramètres incertains.

On peut alors calculer l'effet moyen (μ_i), l'effet absolu moyen (μ_i^*) et l'écart-type des effets élémentaires (σ_i) :

$$\mu_i = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r EE_i^{(k)} \quad \text{Equation III. 6}$$

$$\mu_i^* = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r |EE_i^{(k)}| \quad \text{Equation III. 7}$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{k=1}^r (EE_i^{(k)} - \mu_i)^2} \quad \text{Equation III. 8}$$

Selon l'importance relative des valeurs de σ_i et μ_i^* , on peut classer les paramètres incertains d'après le Tableau III. 1.

Tableau III. 1 : Effets des paramètres en fonction de σ et μ^*

Cas	σ_i	μ_i^*	Effet du paramètre incertain i
1	Faible	Faible	Négligeable
2	Faible	Important	Linéaire et sans interaction
3	Important	Important	Non linéaire et / ou avec interaction(s)

D'après leur positionnement dans le plan (μ^* , σ), on peut visuellement déterminer l'importance relative d'un paramètre incertain sur la variance de la sortie. Par exemple, à la Figure III. 6, les points entourés en rouge correspondent au Cas 1 du Tableau III. 1 (leur effet sur la variance de sortie est donc négligeable), ceux entourés en bleu au Cas 2 et ceux en jaune au Cas 3. Les points entourés en jaune et en bleu sont donc jugés influents par la méthode Morris.

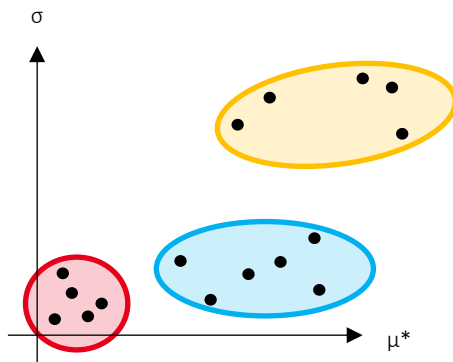


Figure III. 6 : Représentation de l'importance des facteurs dans le plan (μ^*, σ) - Résultats de la méthode Morris

La méthode Morris, peu coûteuse en nombre d'appels au modèle et permettant d'identifier les facteurs incertains peu influents du modèle est sélectionnée pour réaliser la calibration des facteurs. En effet, une fois les facteurs peu influents identifiés, ils sont éliminés de l'AS afin de maintenir un nombre d'appels au modèle raisonnable tout en utilisant une méthode d'AS globale.

2.3. Analyse de sensibilité globale

L'Analyse de Sensibilité Globale (ASG) étudie comment la variabilité des entrées incertaines se répercute sur celle de la sortie, en attribuant à chaque entrée incertaine sa contribution dans la variance de la sortie, elle permet ainsi de réaliser la hiérarchisation des facteurs. En effet, comme on peut l'observer à la Figure III. 7, la sortie d'un système n'est pas sensible de la même manière aux variations des paramètres incertains sur leur domaine de définition. Dans cet exemple tiré de résultats préliminaires à l'ASG, on observe la sortie du système (en ordonnée) en fonction de quatre paramètres incertains seulement (en abscisse), mais dans la propagation des incertitudes réalisée, la variabilité de 25 paramètres incertains a été prise en compte. Pour les paramètres d'entrée incertains 1 et 2, on peut percevoir visuellement l'impact de leur variation sur la sortie du système. Pour les paramètres 3 et 4, cet impact n'est pas identifiable de manière évidente sans l'utilisation de méthodes spécifiques. L'analyse de sensibilité vise à caractériser et expliquer ces types de nuage de points à partir des variations des entrées.

L'analyse de sensibilité globale peut être réalisée via des méthodes très différentes ; on distingue principalement les méthodes par régression et celles basées sur la décomposition de la variance fonctionnelle. On trouvera de plus amples détails dans l'ouvrage de référence (Saltelli et al. 2008).

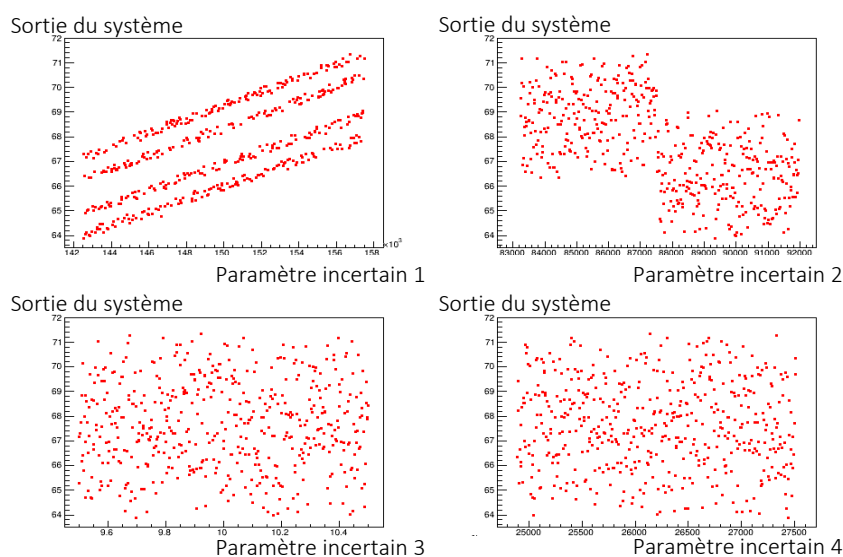


Figure III. 7 : Nuages de points représentant un indicateur de performance du système (sortie du système) en fonction de différents paramètres incertains sur leur domaine de variation – Résultats préliminaires à l'ASG

2.3.1. Méthodes basées sur la régression

Les méthodes basées sur la régression sont faites, en première approche, dans l'hypothèse que le modèle est linéaire. Ainsi, les classements des paramètres incertains issus de ces méthodes ne sont valables que lorsque le coefficient de détermination de la régression linéaire (R) est suffisamment proche de 1.

Le principe sous-jacent aux méthodes basées sur la régression en tant que méthodes d'AS est le fait que les coefficients de régression (standardisés) constituent une mesure de la sensibilité du modèle à ses entrées.

Coefficients de régression standard

Les coefficients de régression standard sont calculés à partir de la matrice d'expérience (de dimension $N * d$, où N est la taille de l'échantillon) et du vecteur de sortie Y (de dimension $N * 1$), avec laquelle une régression linéaire est effectuée. La matrice d'expérience synthétise l'ensemble des combinaisons de valeurs des variables d'entrée simulées. La variable quantitative de sortie y_j est mise en relation avec d variables quantitatives d'entrée x_i . La théorie de la régression linéaire conduit à écrire que les $(d+1)$ variables aléatoires x_i et y_j vérifient :

$$y_j = b_0 + \sum_{i=1}^d b_i x_{ji} + \epsilon_j, \quad \forall j = 1, 2, \dots, N \quad \text{Equation III. 9}$$

Où les coefficients b_i sont généralement estimés par la minimisation d'un critère des moindres carrés et ϵ_j représente l'erreur d'approximation (résidu).

Les coefficients de régression standard (SRC : Standardized Regression Coefficient) sont alors définis par :

$$SRC_i = b_i * \frac{\sigma_{X_i}}{\sigma_Y}, \quad \text{pour } i = 1, 2, \dots, d \quad \text{Equation III. 10}$$

Où σ_{X_i} et σ_Y sont les écarts-types des variables aléatoires X_i et Y .

Ces indices mesurent la part de la variance de sortie expliquée par chacune des variables d'entrée incertaines dans le cas où ces variables sont indépendantes et où le modèle est linéaire.

Coefficients de corrélation et de corrélation partielle

Le coefficient de corrélation linéaire ρ ou coefficient de corrélation de Pearson correspond à la normalisation de la covariance de chaque entrée X_i et de Y par le produit de leurs écarts-types.

$$PEAR_i = \rho_{X_i, Y} = \frac{\text{Cov}(Y, X_i)}{\sigma_{X_i} \sigma_Y}, \quad \text{pour } i = 1, 2, \dots, d \quad \text{Equation III. 11}$$

Les indices SRC ne tiennent ainsi pas compte du fait que la corrélation entre X_i et Y peut être due à une tierce variable, une autre mesure d'importance est alors donnée par les coefficients de corrélation partielle ou PCC (Partial Correlation Coefficient). Le PCC est défini comme le coefficient de corrélation entre $X_i - \hat{X}_i$ et $Y - \hat{Y}$, où \hat{Y} est la prévision du modèle linéaire dans lequel X_i n'est pas présent et \hat{X}_i la prévision du modèle linéaire exprimant X_i en fonction des autres variables d'entrée :

$$\hat{Y} = b_0 + \sum_{k \neq i, 1 < k < d} c_k X_k, \quad \hat{X}_i = l_0 + \sum_{k \neq i, 1 < k < d} l_k X_k \quad \text{Equation III. 12}$$

Les PCC mesurent la corrélation linéaire entre une sortie et une variable d'entrée incertaine après avoir effectué une correction visant à neutraliser l'effet des autres variables d'entrée.

Coefficients sur les rangs

Si la relation entre les X_i et Y est non linéaire mais monotone, les méthodes précédentes peuvent être réalisées sur les rangs. Au lieu de considérer les valeurs des réalisations de X_i et Y , l'analyse considère leur rang : 1 pour la valeur la plus petite, d pour la valeur la plus grande. En effet, une relation monotone par rapport à chaque variable d'entrée se traduit par une relation linéaire sur les rangs. Les noms des coefficients deviennent alors :

Tableau III. 2 : Correspondance entre les coefficients sur les valeurs et sur les rangs

Coefficient sur les valeurs	Coefficient sur les rangs
Coefficient de corrélation de Pearson	Coefficient de corrélation de Spearman
SRC	SRRC : Standardized Rank Regression Coefficient Coefficient de régression standard sur les rangs
PCC	PRCC : Partial Rank Correlation Coefficient Coefficient de corrélation partielle sur les rangs

Les coefficients sur les rangs apportent des informations de même nature que les coefficients de régression et de corrélation, pour un modèle monotone. Leur interprétation est cependant plus délicate car le modèle n'est pas étudié directement et l'information est alors à considérer qualitativement.

Ainsi, les méthodes basées sur la régression sont tributaires d'hypothèses sur le modèle. Lorsque le modèle n'admet aucune hypothèse telles que la linéarité ou la monotonie, une méthode basée sur la décomposition de la variance est requise afin de réaliser une AS globale.

2.3.2. Méthodes basées sur la décomposition de la variance fonctionnelle

Les méthodes de décomposition de la variance fonctionnelle utilisent la décomposition de la fonction f en fonctions élémentaires. Dans le cadre mathématique énoncé à l'Equation III. 1, la décomposition de la fonction f sous forme de somme de fonctions élémentaires s'écrit de la manière suivante :

$$f(X_1, \dots, X_d) = f_0 + \sum_i^d f_i(X_i) + \sum_{i < j}^d f_{ij}(X_i, X_j) + \dots + f_{12\dots d}(X_1, \dots, X_d) \quad \text{Equation III. 13}$$

Si f_0 est constante et les autres fonctions vérifient :

$$\int_0^1 f_{i_1 \dots i_s}(x_{i_1}, \dots, x_{i_s}) dx_{i_k} = 0 \text{ pour } 1 \leq k \leq s \quad \text{Equation III. 14}$$

Alors, cette décomposition est unique et ses propriétés sont les suivantes :

- Le nombre de termes de la somme de l'Equation III. 13 vaut :

$$\sum_{j=1}^d \binom{d}{j} = 2^d - 1 \quad \text{Equation III. 15}$$

- $f_0 = \mathbb{E}(f(X))$
- Les termes de la somme de l'Equation III. 15 sont orthogonaux deux à deux :

$$\int_{[0,1]^d} f_{i_1 \dots i_s}(x_{i_1}, \dots, x_{i_s}) f_{j_1 \dots j_t}(x_{j_1}, \dots, x_{j_t}) dx = 0 \quad \text{Equation III. 16}$$

Ainsi, si les d paramètres incertains X_i sont aléatoires et mutuellement indépendants et que f est de carré intégrable, la variance peut s'écrire sous forme d'une somme des variances partielles. C'est la formule de décomposition de la variance :

$$Var[Y] = \sum_{i=1}^d V_i(Y) + \sum_{i<j} V_{ij}(Y) + \sum_{i<j<k} V_{ijk}(Y) + \dots + V_{12\dots d}(Y) \quad \text{Equation III. 17}$$

Avec :

$$V_i(Y) = Var[\mathbb{E}(Y|X_i)] \quad \text{Equation III. 18}$$

$$V_{ij}(Y) = Var[\mathbb{E}(Y|X_i X_j)] - V_i(Y) - V_j(Y) \quad \text{Equation III. 19}$$

$$V_{ijk}(Y) = Var[\mathbb{E}(Y|X_i X_j X_k)] - V_i(Y) - V_j(Y) - V_k(Y) - V_{ij}(Y) - V_{jk}(Y) - V_{ik}(Y) \quad \text{Equation III. 20}$$

Où :

- $\mathbb{E}(Y|X_i)$ est la fonction de X_i seul qui reproduit au mieux Y ,
- $Var[\mathbb{E}(Y|X_i)]$ est donc la fluctuation de la sortie si elle était fonction de X_i seul.

Les indices de sensibilité de premier ordre (Sobol' 1993) sont :

$$S_i = \frac{Var[\mathbb{E}(Y|X_i)]}{Var(Y)} = \frac{V_i(Y)}{Var(Y)} \quad \text{Equation III. 21}$$

Ces coefficients, nommés « mesures d'importance basées sur la variance » ou « indices de Sobol » traduisent la part de la variance due à la variation d'un paramètre.

La normalisation par le terme $Var(Y)$ qui exprime la fluctuation totale de Y impose à ces indices d'être compris entre 0 et 1. Facilement interprétables, ces indices de sensibilité sont très populaires.

Indices aux ordres supérieurs

On peut aussi s'intéresser aux indices aux ordres supérieurs, c'est-à-dire à la part de variance d'une sortie du modèle causée par la variation de plusieurs paramètres. A titre d'exemple, les indices aux ordres 2 et 3 sont définis de la manière suivante :

$$S_{ij} = \frac{V_{ij}(Y)}{Var(Y)} \quad S_{ijk} = \frac{V_{ijk}(Y)}{Var(Y)} \quad \text{Equations III. 22}$$

Avec $V_{ij}(Y)$ et $V_{ijk}(Y)$ définis respectivement dans l'Equation III. 19 et dans l'Equation III. 20. Ces indices aux ordres supérieurs permettent de rendre compte de la fluctuation de la sortie liée à l'interaction entre les paramètres incertains i et j (respectivement, i, j et k), sans prendre en compte leur impact individuel (respectivement sans prendre en compte leur impact individuel ni leurs interactions deux à deux).

Indices de sensibilité totale ou indices à l'ordre total

Enfin, les indices à l'ordre total (Homma and Saltelli 1996) permettent de transcrire tous les effets d'un paramètre incertain d'entrée sur la sortie du modèle, en considérant l'impact sur cette dernière du paramètre seul mais aussi l'impact de ses interactions avec les autres paramètres incertains. Les indices à l'ordre total sont définis par la somme des indices à tous les ordres :

$$S_{T_i} = S_i + \sum_{j \neq i} S_{ij} + \sum_{j \neq i, k \neq i, j < k} S_{ijk} + \dots \quad \text{Equation III. 23}$$

Illustration sur un exemple à deux paramètres incertains X_1 et X_2

Soit le modèle f tel que $f(X) = y$, avec $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}$ et y scalaire. Si les indices de Sobol à l'ordre total normalisés sont 0.33 pour X_1 et 0.67 pour X_2 (diagramme camembert de la *Figure III. 8*), cela signifie que X_1 est responsable à 33% de la variabilité de y et X_2 à 67% de celle-ci.

L'implication est le fait que si X_1 est fixé à sa valeur nominale (en d'autres termes si on considère que ce paramètre n'est plus incertain), et qu'on considère donc $f\left(\begin{smallmatrix} X_1^0 \\ X_2 \end{smallmatrix}\right) = y$ (avec les notations définies suite à l'Equation III. 1) la variance de y est réduite de 33%.

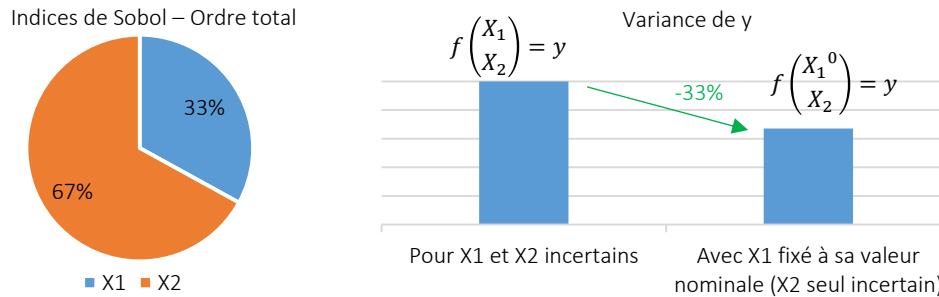


Figure III. 8 : Indices de Sobol et implication sur la variance de sortie sur un exemple à deux paramètres incertains

Calcul des indices de Sobol

Les indices de sensibilité au premier ordre (S_i) peuvent être évalués par différentes méthodes, comme la méthode RBD (Random Based Design), ou la méthode FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test) qui consiste à décomposer la variance du modèle en variances partielles par l'utilisation de la transformée de Fourier, ou encore la méthode HFR (Hybrid FAST-RBD).

Seule la méthode de Sobol (Sobol' 1993) permet d'évaluer les indices de sensibilité aux ordres supérieurs et les indices de sensibilité à l'ordre total. La méthode originale (Sobol' 1993) a été améliorée, ainsi que son extension aux indices à l'ordre total (Homma and Saltelli 1996) notamment par (Saltelli 2002). Dans ces travaux, la méthode utilisée pour le calcul des indices de Sobol est celle de (Saltelli 2002). L'inconvénient majeur de ces méthodes est le nombre élevé d'appels au modèle requis pour leur réalisation. Dans la méthode d'estimation proposée par (Saltelli 2002), le nombre d'appels au modèle est $N = n_s * (d + 2)$, où n_s est compris entre 500 et 1000 (Saltelli et al. 2008).

Devant le coût calculatoire de l'estimation des indices de Sobol, (Campolongo et al. 2007) a montré que l'effet élémentaire absolu moyen (μ^*) de la méthode Morris peut être une approximation acceptable de l'indice de sensibilité totale S_T défini à l'Equation III. 23. Nous reviendrons sur l'utilisation de cette approximation dans le Chapitre 6. En effet, si les indices de Sobol permettent de donner avec précision la part de responsabilité de chacun des paramètres incertains dans la variabilité de la sortie, l'identification « grossière » des paramètres incertains les plus influents sur la variabilité de la sortie peut être assurée par la méthode Morris.

Parmi les méthodes d'AS globale, seule l'estimation des indices de Sobol ne requiert aucune hypothèse sur le modèle. Les indices de Sobol au premier ordre sont estimables par différentes méthodes mais ne rendent compte que de l'influence directe d'une entrée. L'estimation des indices de Sobol, coûteuse en nombre d'appels au modèle est donc la méthode d'AS (globale) la plus complète car elle permet d'estimer quantitativement l'influence d'une entrée sur le modèle, en tenant compte des interactions entre les différentes entrées. La *Figure III. 9* synthétise les différentes méthodes d'AS présentées dans cette section.

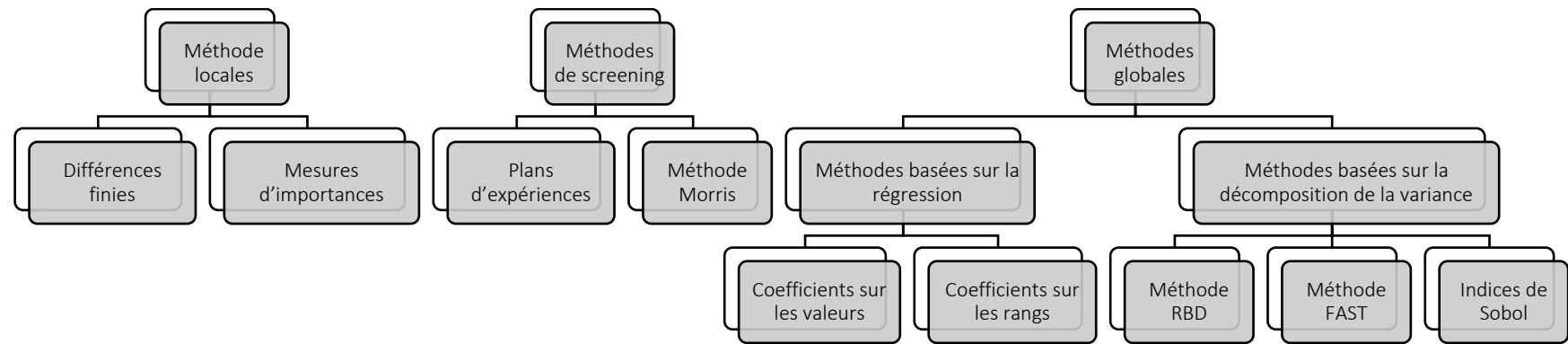


Figure III. 9 : Panorama des méthodes d'analyse de sensibilité présentées dans ce chapitre

2.4. Méthode retenue : méthode en deux étapes

La méthode en deux étapes, proposée par (Campolongo et al. 1999) permet de pratiquer l'analyse de sensibilité sur des problèmes de grandes dimensions, c'est-à-dire ayant un grand nombre de paramètres d'entrée, comme cela a été fait entre autres par (Mavromatidis et al. 2018b). Le principe de cette méthode est d'éliminer lors de la première étape les paramètres incertains peu influents pour mieux hiérarchiser dans la seconde étape les paramètres incertains influents.

La première phase correspond à la calibration des facteurs qui permet, après identification des paramètres peu influents de fixer ces paramètres à leur valeur nominale. La deuxième phase correspond quant à elle à la hiérarchisation des facteurs et permet de quantifier l'impact de la variation de chaque paramètre incertain d'entrée sur la variation de la sortie.

Cette approche, retenue pour nos travaux permet à la fois de limiter les temps de calcul en limitant le nombre de paramètres incertains étudiés, tout en proposant un degré de précision d'analyse élevé. En effet, d'une part la calibration des facteurs est réalisée avec la méthode Morris, quantitative et peu coûteuse en nombre d'appels au modèle. D'autre part, la hiérarchisation des facteurs est faite par le calcul des indices de Sobol, à ce jour la méthode la plus précise d'estimation de l'influence totale des paramètres d'un modèle.

3. Application au cas illustratif

Les méthodes présentées dans les paragraphes précédents : lanceur Monte Carlo (MC) pour la propagation d'incertitude et méthode en deux étapes (méthode Morris et calcul des indices de Sobol) pour l'ASG sont appliquées au cas d'étude présenté au Chapitre 1, sur l'architecture du système décrite, et sur les trois dimensionnements sélectionnés. Les incertitudes considérées sont celles identifiées et quantifiées dans le Chapitre 2, cf. *Tableau II. 3*. Par rapport au cadre mathématique sur lequel se sont appuyées les sections précédentes, on a les correspondances présentées dans le *Tableau III. 3*.

Tableau III. 3 : Correspondances du cadre mathématique appliqué au cas d'étude

Notation mathématique	Correspondance dans l'application du cas d'étude
Nombre de paramètres incertains d	28
$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_d \end{pmatrix}$	Ensembles des paramètres incertains identifiés dans le Chapitre 2 : 26 caractéristiques technico-économiques et p_1 et p_2 (probabilités d'occurrence d'une ST de production PV alternative)
f	Simulation MC appelant le modèle simulé par Odyssey permettant de prendre en compte la variabilité des ST
Sorties scalaires du modèle Y	Indicateurs de performance Unmet Load (UL) et Levelized Electricity Cost (LEC) moyens résultant de la simulation MC : le traitement de chacune de ces deux sorties est réalisé séparément

3.1. Propagation d'incertitude

La propagation des incertitudes est réalisée grâce au couplage entre le logiciel Odyssey et le lanceur Monte Carlo mis à disposition par la plateforme Uranie (Blanchard et al. 2019). L'interfaçage est réalisé selon le schéma de la *Figure III. 10*.

3.1.1. Mise en œuvre de la propagation

Les étapes de la propagation sont les suivantes :

1. Uranie échantillonne les paramètres incertains, la taille de l'échantillon est $N = 300$.
2. Pour chaque réalisation des paramètres incertains, Uranie appelle ensuite le script Python.
3. Le script Python lit les réalisations des paramètres incertains p_1 et p_2 (3.a) et lance l'exécutable Odyssey (3.b) avec la ST de référence ou une ST alternative.
4. Odyssey lit les réalisations des paramètres incertains statiques (4.a) et simule le système (4.b) avec la ST fournie par le script Python, puis exporte les indicateurs de performance (4.c).
5. Enfin, Uranie traite les résultats.

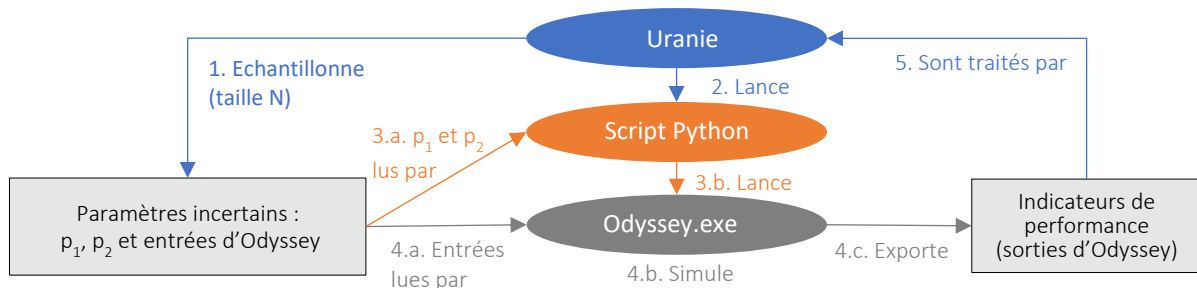


Figure III. 10 : Couplage Uranie/ Odyssey pour la propagation des incertitudes

Les étapes 2, 3 et 4 sont réalisées k fois ($k = 100$) avec le même jeu de paramètres incertains, mais différentes réalisations des ST. Ainsi, le système est soumis aux incertitudes identifiées dans le chapitre précédent et afin que la variabilité ne soit pas considérée comme incertaine (tout en étant prise en compte), on observe non pas des indicateurs résultant d'une simulation unique mais des quantités statistiques à propos de ces indicateurs, calculées à partir d'une simulation MC. Ici, on s'intéresse au LEC moyen et à l'UL moyen comme mentionné dans la dernière ligne du *Tableau III. 3*. Le choix de cette grandeur statistique peut sembler anodin, en effet il est très classique de s'intéresser à la moyenne résultant d'une simulation MC. Pourtant, c'est un choix lourd de conséquences, en particulier dans l'application de l'AGS (paragraphe suivant).

Remarque : Dans cette section, par souci de légèreté du discours, les indicateurs de performance LEC moyen et UL moyen sont abusivement appelés UL et LEC dans l'application des méthodes au cas illustratif. Lorsque l'UL et le LEC correspondent à une simulation unique, cela est toujours précisé.

Une propagation est réalisée à partir de chacun des trois points de fonctionnement identifiés dans le Chapitre 1 comme représentatifs du front de Pareto, c'est-à-dire des dimensionnements correspondant aux cas suivants :

- Cas 0 : dans le cas déterministe, i.e. avec les paramètres incertains pris à leur valeur nominale et avec l'utilisation de la ST historique (ST de référence), l'autonomie est complète, i.e. $UL = 0$,
- Cas 1 : dans le cas déterministe $UL = 1\%$,
- Cas 2 : dans le cas déterministe $UL = 2\%$.

3.1.2. Discussion

La Figure III. 11 montre le front de Pareto issu de l'Optimisation Non Robuste (ONR) ainsi que les couples d'indicateurs de performance du système {UL ; LEC} correspondant aux cas 0, 1 et 2 ou points de fonctionnement de référence (« Points sélectionnés »). Par rapport à la Figure I. 9, apparaissent aussi les couples d'indicateurs de performance {UL moyen ; LEC moyen} résultant de la propagation des incertitudes, c'est-à-dire les couples d'indicateurs de performance résultant du système soumis aux incertitudes, pour un pilotage fixe.

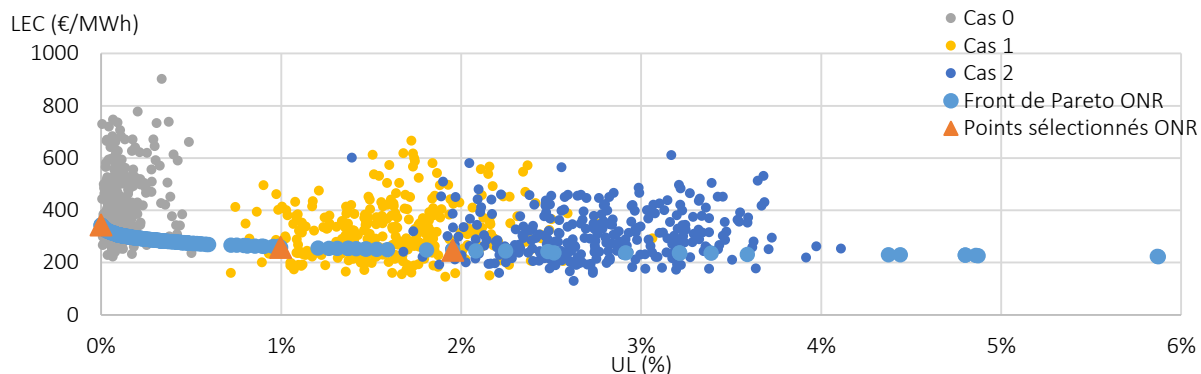


Figure III. 11 : Indicateurs de performance UL et LEC moyens pour les trois points de fonctionnement sélectionnés soumis aux incertitudes

Les nuages de points ont des topographies différentes en fonction du point de fonctionnement sélectionné.

Remarque importante : Le terme « nuage de points », employé ici pour désigner la représentation graphique des couples d'indicateurs de performance suite à une propagation d'incertitude, ne correspond pas au nuage de point de la Figure III. 7. Il ne s'agit pas de la représentation de la sortie en fonction d'une entrée incertaine comme c'est le cas Figure III. 7. Dans la suite du manuscrit, c'est cette nouvelle acception (représentation graphique des couples d'indicateurs de performance) qui sera utilisée.

Le LEC associé au Cas 0 est beaucoup plus dispersé que le LEC associé aux cas 1 et 2. Inversement, l'UL du Cas 0 est beaucoup moins dispersé que celui des cas 1 et 2.

On observe que les nuages de points sont répartis à des UL très majoritairement plus élevés que leur point de référence. On peut en partie attribuer ce décalage à l'utilisation de ST alternatives, les deux ST de production PV alternatives utilisées correspondant à des dégradations de la production PV. L'effet de l'utilisation de ces ST de production PV alternatives, dans le cadre d'un pilotage fixe est très fort sur l'UL et augmente sa valeur comme on peut l'observer dans le Tableau III. 4 où seule la ST de production PV a été modifiée. Dans ce tableau, les paramètres incertains statiques (caractéristiques technico-économiques) sont à leur valeur nominale et la simulation est unique.

Tableau III. 4 : Comparaison des UL et LEC selon la dégradation de la ST de production PV

	UL (en %)			LEC (en €/MWh)		
	Cas 0	Cas 1	Cas 2	Cas 0	Cas 1	Cas 2
ST de référence	0,0%	1,0%	2,0%	343,5	258,1	246,5
ST Dégradation légère	0,5%	5,1% (+410%)	7,0% (+251%)	371,7 (+8%)	289,3 (+12%)	279,3 (+13%)
ST Dégradation forte	2,1%	7,1% (+614%)	8,9% (+346%)	377,9 (+10%)	295,6 (+15%)	285,1 (+16%)

Remarque : La ST de production PV alternative utilisée (correspondant successivement à une dégradation faible puis à une dégradation forte des conditions d'ensoleillement) est la même pour les cas 0, 1 et 2 (la variabilité n'est pas modélisée dans le Tableau III. 4).

Les valeurs entre parenthèses correspondent aux évolutions (exprimées en pourcentage) liées au changement de ST, par rapport à la ST de référence pour chaque point de dimensionnement. On observe l'effet des dégradations de la production PV sur l'augmentation de l'UL : l'augmentation de l'UL est plus importante pour une dégradation forte que pour une dégradation faible, mais quel que soit le type de dégradation, l'effet de l'utilisation d'une ST alternative sur l'UL est très marqué.

A l'inverse, l'augmentation du LEC liée au changement de ST est modérée. Néanmoins, les nuages de points de la *Figure III. 11* sont situés à des LEC globalement plus élevés que leur point de référence. Comme le montre le *Tableau III. 4*, la variabilité de la production PV modélisée par l'utilisation de ST alternatives ne suffit pas à justifier la variabilité du LEC, dont la valeur va jusqu'à doubler (cf. *Figure III. 11* par rapport aux valeurs de référence). Ainsi, la prise en compte des incertitudes sur les caractéristiques technico-économiques est à l'origine de la variabilité du LEC observée *Figure III. 11*.

D'une manière générale, certaines réalisations ont de meilleures performances (i.e. LEC et UL moyens plus faibles) que leur cas de référence, mais la majorité des configurations a des performances moins bonnes qu'attendu (i.e. UL et LEC moyens plus élevés). Considérer l'incertitude sur les paramètres incertains statiques est essentiel dans l'évaluation des performances d'un système, au même titre que la prise en compte de la variabilité des ST.

On peut aussi observer la répartition des indicateurs de performance UL et LEC (moyens) sous l'angle d'histogrammes comme à la *Figure III. 12* qui diffèrent pour chacun des trois cas de dimensionnement. L'intervalle auquel appartient la valeur de référence (indicateur pour les paramètres incertains pris à leurs valeurs nominales et sans considération de la variabilité des ST) est identifié par une étoile. Le positionnement des valeurs de référence illustre encore la nécessité de prendre en compte les incertitudes dans l'évaluation des performances d'un système énergétique. En effet, les valeurs de référence ne sont pas nécessairement situées dans l'intervalle statistiquement le plus probable, par exemple l'UL du Cas 0 a une probabilité de 73% d'être compris entre 0 (exclu) et 0.1% et seulement une probabilité de 0.3% d'être à 0%. Pour l'UL, ce décalage est en grande partie dû au fait que les indicateurs de performance de référence ont été évalués sans prendre en compte les incertitudes, ni la variabilité des ST (simulation unique).

Dans le Cas 0, l'UL soumis aux incertitudes est moins dispersé que dans les cas 1 et 2 ce qui s'explique par le fait que les composants du Cas 0 sont encore plus surdimensionnés aux conditions nominales que ceux des cas 1 et 2. Dans les cas où les incertitudes réduisent les performances du système, le surdimensionnement limite la non satisfaction de la charge.

Les différents dimensionnements expliquent aussi pourquoi le LEC est plus dispersé dans le Cas 0 que dans les autres cas. Dans ce cas illustratif, le LEC est principalement lié au coût d'investissement, qui est plus important pour un système surdimensionné. Ainsi, les incertitudes liées aux paramètres économiques ont un impact plus fort sur le système au dimensionnement le plus cher, c'est-à-dire le système du Cas 0.

Les histogrammes illustrent l'importance de l'impact des paramètres incertains statiques sur les indicateurs de performance du système, la variabilité des ST n'étant pas seule responsable de la variabilité du LEC. De plus l'UL est aussi dispersé, sans qu'il soit possible d'identifier quels paramètres d'entrée (ST ou statique) sont responsables de cette variabilité. Pour approfondir la question de la responsabilité des entrées incertaines, l'analyse de sensibilité est donc nécessaire. Son application au cas illustratif est présentée dans le paragraphe suivant.

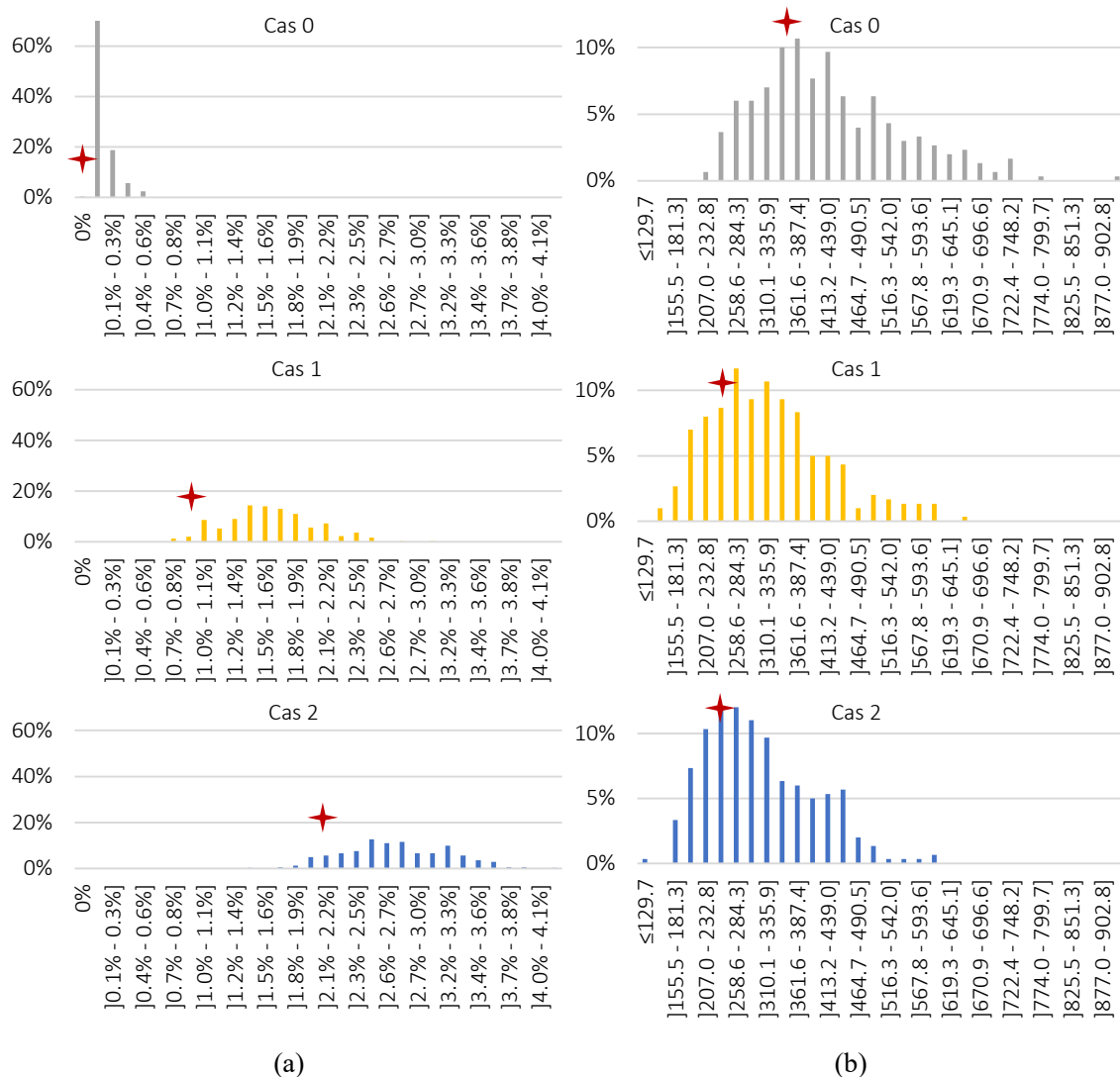


Figure III. 12 : Répartition après propagation des incertitudes des indicateurs de performance UL en % (a) et LEC en €/MWh (b) exprimée en pourcentage de l'échantillon

3.2. Analyse de sensibilité globale

La méthodologie en deux étapes décrite dans la section précédente est appliquée au cas illustratif.

3.2.1. Mise en œuvre de l'analyse de sensibilité globale

De même que pour la propagation, la méthode Morris et le calcul des indices de Sobol sont fournis par la plateforme Uranie, interfacée avec Odyssey comme schématisé à la Figure III. 10. Là encore, les indicateurs de performance considérés correspondent au LEC et à l'UL moyens, calculés pour 100 simulations rendant compte de la variabilité des ST et permettant ainsi de prendre en compte les incertitudes sur les probabilités d'occurrence des ST alternatives (production PV dégradée et très dégradée). Il est nécessaire de garder à l'esprit que si d'autres indicateurs avaient été considérés (un indicateur incluant la variabilité par exemple), les résultats seraient différents.

La méthode Morris est appliquée pour chacun des Cas 0, Cas 1 et Cas 2. La méthode est appliquée pour $r = 5$ et $r = 10$, pour chaque cas, le nombre d'évaluations pour le calcul des coefficients μ_i^* et σ_i est donc $5 * (28 + 1) = 145$ et $10 * (28 + 1) = 290$. Chaque évaluation correspond à une simulation MC de 100 évaluations du modèle.

Les paramètres désignés comme influents sont les mêmes pour ces trois cas pour l'UL d'une part et pour le LEC d'autre part. Les résultats de la méthode Morris sont présentés dans le Tableau III. 5.

Tableau III. 5 : Paramètres incertains identifiés comme influents par la méthode Morris

Paramètre incertain		Influent pour le LEC ?	Influent pour l'UL ?
p ₁		Oui	Oui
p ₂			Oui
Panneaux PV	CAPEX	Oui	
	OPEX	Oui	
	Coût de remplacement		
	Durée avant remplacement		
Electrolyseur	CAPEX	Oui	
	OPEX	Oui	
	Coût de remplacement		
	Augmentation de la tension de cellule		Oui
	Durée avant remplacement		Oui
	Tension de cellule		
Stockage H ₂	CAPEX	Oui	
	OPEX	Oui	
Pile à combustible	CAPEX	Oui	
	OPEX	Oui	
	Coût de remplacement		
	Rendement		Oui
	Diminution de la tension de cellule		
	Durée avant remplacement		
Batteries	CAPEX	Oui	
	OPEX	Oui	
	Coût de remplacement	Oui	
	Rendement en charge		Oui
	Rendement en décharge		Oui
	Autodécharge		Oui
	Perte de capacité		Oui
	Durée avant remplacement	Oui	

3.2.2. Discussion

On constate que les paramètres désignés comme influents ne sont pas les mêmes pour les deux indicateurs de performance UL et LEC considérés. Pour l'UL, indicateur purement technique, la méthode Morris élimine logiquement tous les paramètres économiques. A contrario, pour le LEC, indicateur technico-économique, certains paramètres techniques et économiques sont conservés, tandis que d'autres sont éliminés.

On notera que la durée avant remplacement est un paramètre technico-économique : elle influe sur le coût de l'énergie actualisé sur l'ensemble de la durée d'exploitation, mais aussi sur le rendement de certains composants. Par exemple, la batterie est remplacée (au nominal) toutes les 8.5 années quelle que soit son utilisation. Ainsi, les performances techniques liées à la dégradation du composant (capacité dans le cas de la batterie) sont régénérées tous les 8.5 ans.

Les paramètres incertains non identifiés comme influents par la méthode Morris sont fixés à leur valeur nominale pour le calcul des indices de Sobol qui est réalisé avec $n_S = 250$, ce qui correspond aux nombres d'évaluations suivantes (où chaque évaluation correspond à une simulation MC de 100 évaluations du modèle) :

- UL : $d_{UL} = 9$ paramètres incertains conservés, $n_S * (d_{UL} + 2) = 2750$
- LEC : $d_{LEC} = 13$ paramètres incertains conservés, $n_S * (d_{LEC} + 2) = 3750$

Ainsi, la méthode en deux étapes permet de réduire le nombre d'évaluations total requis de plus de la moitié.

Les indices de Sobol à l'ordre total, normalisés, sont représentés à la Figure III. 13 et à la Figure III. 14.

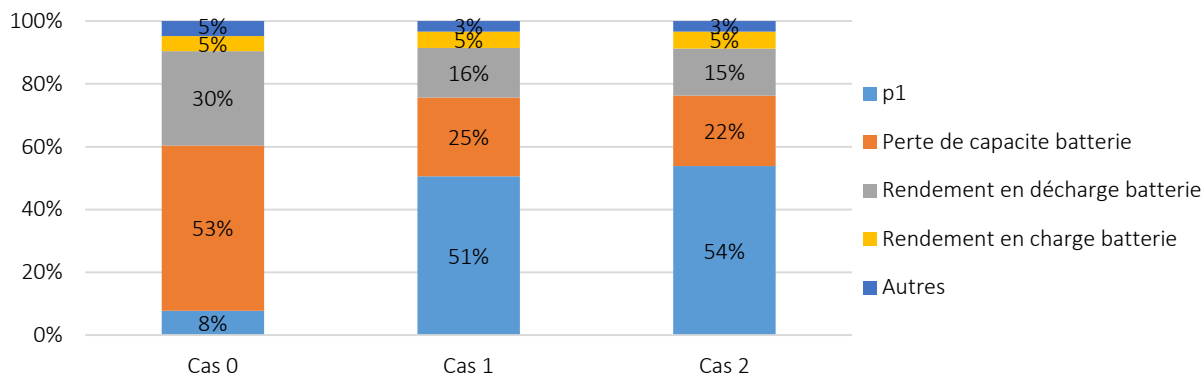


Figure III. 13 : Indices de Sobol normalisés à l'ordre total pour les trois points de fonctionnement relatifs à l'UL

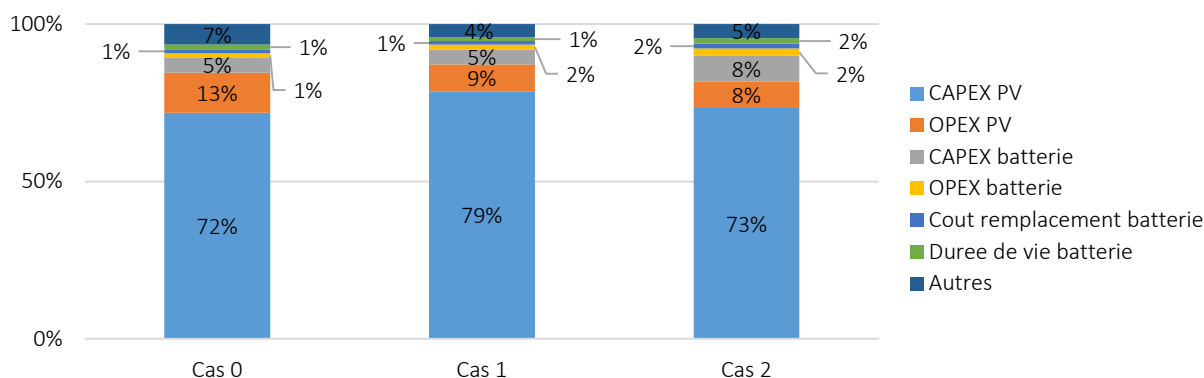


Figure III. 14 : Indices de Sobol normalisés à l'ordre total pour les trois points de fonctionnement relatifs au LEC

Analyse pour l'Unmet Load

Les indices de Sobol indiquent que les facteurs les plus influents pour la variance de l'UL sont la probabilité p_1 d'occurrence d'une ST de production PV faiblement dégradée, la perte de capacité de la batterie et enfin les rendements en décharge et dans une moindre mesure en charge de la batterie. L'importance de ces trois derniers paramètres souligne le rôle majeur joué par la batterie dans la satisfaction de la charge.

Il est intéressant de constater que seule la probabilité p_1 a une influence forte sur la variabilité de l'UL, contrairement à p_2 . Ainsi, l'incertitude sur la probabilité d'occurrence d'une ST de production PV faiblement dégradée a plus d'incidence sur la variance de l'UL que l'incertitude sur la probabilité d'occurrence (certes plus faible) d'une ST fortement dégradée. De plus, l'impact de l'incertitude p_1 est plus important pour les cas 1 et 2 (responsabilité pour respectivement 51% et 54% de la variance de l'UL) que pour le cas 0 (responsabilité de seulement 8%). En effet, le Cas 0 possède un surdimensionnement plus important que les cas 1 et 2 et est donc moins sensible aux aléas de la production PV. Sa vulnérabilité se retrouve donc concentrée dans les incertitudes liées aux caractéristiques techniques de ses composants et en particulier de son composant le plus crucial dans la satisfaction de la charge : la batterie.

En effet, en dehors de la production renouvelable PV, la charge est alimentée par le stockage hybride. Néanmoins, les services rendus par ces deux composantes, i.e. la batterie d'une part et la chaîne hydrogène d'autre part sont disproportionnés comme en témoignent les puissances fournies par l'une et l'autre affichées dans le Tableau III. 6.

Tableau III. 6 : Puissances fournies par la chaîne hydrogène et par la batterie

	Electrical Storage Bank DISCHARGE Power (MWh)	Fuel Cell Stack Power (MWh)
Cas 0	213.15 (98%)	4.16 (2%)
Cas 1	209.49 (99.83%)	0.35 (0.17%)
Cas 2	208.37 (99.84%)	0.33 (0.16%)

Les valeurs correspondent à une simulation unique, réalisée avec la ST de référence, pour les paramètres incertains pris à leur valeur nominale. Les valeurs entre parenthèses correspondent quant à elles au pourcentage de la puissance de charge fournie par la batterie d'une part (Electrical Storage Bank DISCHARGE Power) et par la pile à combustible d'autre part (Fuel Cell Stack Power). On constate que la puissance fournie par la pile à combustible (correspondant au maximum à 2% dans le Cas 0) est négligeable devant celle fournie par la batterie.

Enfin, le rendement en décharge de la batterie est plus influent que son rendement en charge (alors que ces deux paramètres incertains ont les mêmes densités de probabilité, cf. *Tableau II. 3*) car quel que soit le cas considéré, l'installation PV est surdimensionnée. Ainsi, la production d'électricité photovoltaïque est en excès, limitant le rôle du rendement en charge de la batterie.

Analyse pour le Levelized Electricity Cost

Les indices de Sobol indiquent que le facteur le plus influent pour la variance du LEC est le CAPEX de l'installation PV, suivie par l'OPEX de l'installation PV.

Les indices de Sobol sont liés au dimensionnement du système, mais il ne s'agit pas d'une relation de proportionnalité. La répartition des postes de coûts dans le coût total du système, visible à la *Figure III. 15*, permet d'observer que le coût de l'installation PV a un poids important dans le coût des trois cas de dimensionnement. Cependant la part du coût total liée à l'installation PV (« PV Array » incluant CAPEX, OPEX et remplacements) ne dépasse pas 66.3% (Cas 1).

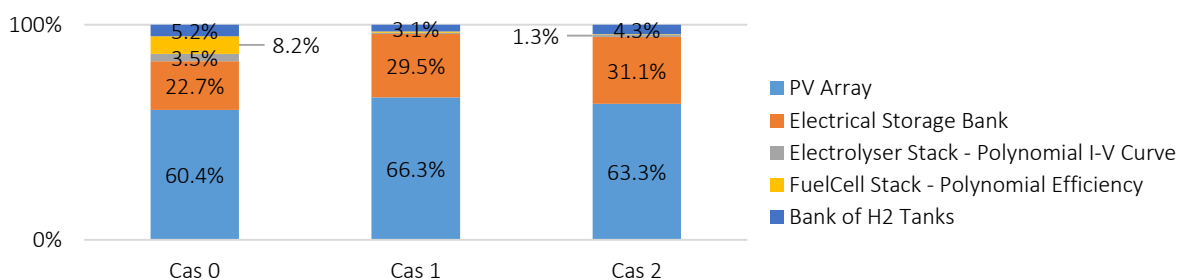


Figure III. 15 : Répartition des coûts pour les trois points de fonctionnement

On observe aussi que la part de la batterie dans la répartition des coûts (« Electrical Storage Bank » dans la *Figure III. 15*) suit la même évolution que la somme des indices de Sobol liés aux paramètres de la batterie (CAPEX et OPEX) : croissante du Cas 0 au Cas 2.

Ainsi, bien que ces deux éléments soient fortement liés, la responsabilité des paramètres incertains associés aux composants du système dans la variance du LEC n'est pas directement proportionnelle à la répartition des coûts de ces composants. La prise en compte des incertitudes, modélisées par des lois de probabilité dans le cadre d'une ASG, apporte donc des informations inaccessibles avec la seule répartition des postes de coûts du système.

3.2.3. Conclusions sur l'analyse de sensibilité globale

D'une manière plus générale, la propagation des incertitudes permet de quantifier l'impact des incertitudes en entrée du modèle sur les indicateurs de performance du système modélisé (UL et LEC moyens dans notre cas). Cette étape met en lumière l'importance capitale de prendre en compte les incertitudes dans l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides, qu'elles concernent les caractéristiques technico-économiques ou l'incertitude d'occurrence d'une ST alternative (de production d'énergie d'origine renouvelable par exemple).

L'ASG permet quant à elle de quantifier précisément la responsabilité de chaque paramètre incertain dans la variabilité des indicateurs de performance. Ainsi, l'incertitude sur les probabilités d'occurrence de ST alternatives de production PV n'a par exemple aucun impact sur le LEC du système. Par ailleurs, l'incertitude sur la probabilité d'occurrence de la ST de production PV faiblement dégradée a une influence importante sur l'UL du système, par rapport à l'incertitude sur la probabilité d'occurrence (certes plus faible) d'une ST de production PV fortement dégradée.

4. Apport de l'Approche Analyse de Sensibilité

L'Approche Analyse de Sensibilité (AAS) permet d'apporter de l'information sur la robustesse d'un dimensionnement. Elle ne permet pas d'apporter des modifications pratiques de celui-ci mais permet d'identifier les leviers prioritaires susceptibles de réduire l'incertitude sur les sorties du modèle. En effet, la propagation quantifie la variabilité des sorties du modèle soumis aux incertitudes et l'ASG identifie les paramètres incertains les plus influents sur la variabilité de ces sorties.

Ici, les sorties considérées sont l'UL et le LEC moyens dans une approche permettant de prendre en compte la variabilité des ST. Il est nécessaire de garder à l'esprit que si un autre indicateur statistique que la moyenne avait été retenu, les résultats seraient très probablement différents. Par exemple, les indices de Sobol indiquent que l'incertitude sur p_1 a une influence sur la variabilité de l'UL (moyen), contrairement à p_2 . Or p_1 correspond à la probabilité d'occurrence d'une dégradation faible de la production PV (probabilité moyenne), tandis que p_2 correspond à la probabilité d'occurrence d'une dégradation forte de cette même production PV (probabilité faible). Pour le cas où l'indicateur statistique sur l'UL choisi ne serait pas la moyenne mais l'écart-type, ou un quantile, voire un pire cas (dans le cadre d'une dégradation de la production), on peut aisément imaginer que l'incertitude sur p_2 (de même amplitude relative que celle sur p_1) aurait un impact sur cet indicateur, au même titre que p_1 sur la moyenne de l'UL.

Un des moyens d'évaluer l'apport de l'AAS est de se placer dans l'hypothèse où, une fois les paramètres incertains les plus influents identifiés, leur incertitude peut être réduite. Cela est possible par plusieurs moyens selon les composants concernés et leur maturité. On peut approfondir les recherches bibliographiques ou faire davantage d'essais expérimentaux. Une autre voie, plus concrète, est d'investir dans des composants plus coûteux mais plus fiables.

On envisage donc qu'il est possible de réduire théoriquement l'incertitude sur les paramètres incertains en diminuant l'amplitude de son domaine de variation de moitié, ce qui correspond à une réduction forte. Suite à cette modification de loi de probabilité, les incertitudes sont à nouveau propagées et la variabilité des sorties comparée à celle obtenue initialement. On envisage cette modification :

- Sur les paramètres identifiés comme non influents par la méthode Morris, pour le LEC (Modification LEC_a) et pour l'UL (Modification UL_a),
- Sur les paramètres identifiés comme les plus influents par le calcul des indices de Sobol, pour le LEC (Modification LEC_b) et pour l'UL (Modification UL_b et UL_c).

Pour le LEC, le paramètre incertain identifié comme le plus influent est le CAPEX des panneaux PV. On teste donc l'effet de la réduction de l'amplitude de son incertitude avec la Modification LEC_b.

Pour l'UL, le paramètre incertain identifié comme le plus influent diffère selon le cas considéré, comme cela apparaît *Figure III. 13*.

- Pour le Cas 0 : le paramètre le plus influent est la perte de capacité de la batterie, dont on teste l'effet de la réduction de l'amplitude de son incertitude avec la Modification UL_b.
- Pour les cas 1 et 2 : le paramètre le plus influent est p_1 , la probabilité de tirage d'une ST de production PV modérément dégradée, dont on teste l'effet de la réduction de l'amplitude de son incertitude avec la Modification UL_c.

L'ensemble des changements des lois de probabilités opérés est détaillé dans le

Tableau III. 7.

Tableau III. 7 : Changements des lois de probabilités

Paramètre incertain			FDP modifiée	Modification				
Composant	Paramètre	Unité		LEC		UL		
			a	b	a	b	c	
	p_1		U [0.0625 ; 0.1875]					•
	p_2		U [0.012 ; 0.375]			•		
Panneaux PV	CAPEX	€/Wc	β [$\alpha = 1.4$; $\beta = 6.95$; Min = 0.6135 ; Max = 2.0085]				•	•
	OPEX	% CAPEX	U [3 ; 7]					•
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [20.625 ; 34.375]			•		•
	Durée avant remplacement	h	W [$\alpha = 13$; $\beta = 262\ 800$; Min = 0]			•		•
Electrolyseur	CAPEX	€/W	U [7.65 ; 10.95]					•
	OPEX	% CAPEX	U [3 ; 7]					•
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [14 ; 28]			•		•
	Augmentation de la tension de cellule (dégradation)	μ V/h de fonctionnement	U [4.05 ; 11.35]			•		
	Durée avant remplacement	h de fonctionnement	U [48 500 ; 78 500]			•		
	Tension de cellule**	V	U [1.425 ; 1.495]			•		•
Stockage H ₂	CAPEX**	€	U [20 601 ; 25 693]					•
	OPEX	% CAPEX	U [3 ; 7]					•
Pile à combustible	CAPEX	€/W	U [1.8 ; 2.5]					•
	OPEX	% CAPEX	U [3 ; 7]					•
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [22.5 ; 37.5]			•		•
	Rendement**	-	U [0.31 ; 0.33]			•		
	Diminution de la tension de cellule (dégradation)	%/h de fonctionnement	U [6.75E-4 ; 11.25E-4]			•		•
	Durée avant remplacement	h de fonctionnement	U [12 500 ; 17 500]			•		•
Batteries	CAPEX	€/Wh	β [$\alpha = 1.33$; $\beta = 3.5$; Min = 0.1365 ; Max = 0.2625]					•
	OPEX	% CAPEX	U [3 ; 7]					•
	Coût de remplacement	% CAPEX	U [31.5 ; 68.5]					•
	Rendement en charge	-	β [$\alpha = 1$; $\beta = 4$; Min = 0.81 ; Max = 0.86]			•		
	Rendement en décharge	-	β [$\alpha = 1$; $\beta = 4$; Min = 0.81 ; Max = 0.86]			•		
	Autodécharge	W	U [6.875E-5 ; 1.35E-4]			•		
	Perte de capacité (dégradation)	Wh/h	U [2.1E-5 ; 3.5E-5]					•
Durée avant remplacement	h	β [$\alpha = 1.48$; $\beta = 2.75$; Min = 59 130 ; Max = 102 930]			•			

Après propagation des incertitudes sur les trois cas de dimensionnement, l'écart-type des indicateurs de performance UL et LEC est recalculé. Les résultats sont visibles à la *Figure III. 16* (pour le LEC) et à la *Figure III. 17* (pour l'UL). Les valeurs qui apparaissent au-dessus de certaines barres sont les évolutions notables par rapport aux valeurs correspondantes pour la propagation faite avec les FDP initiales.

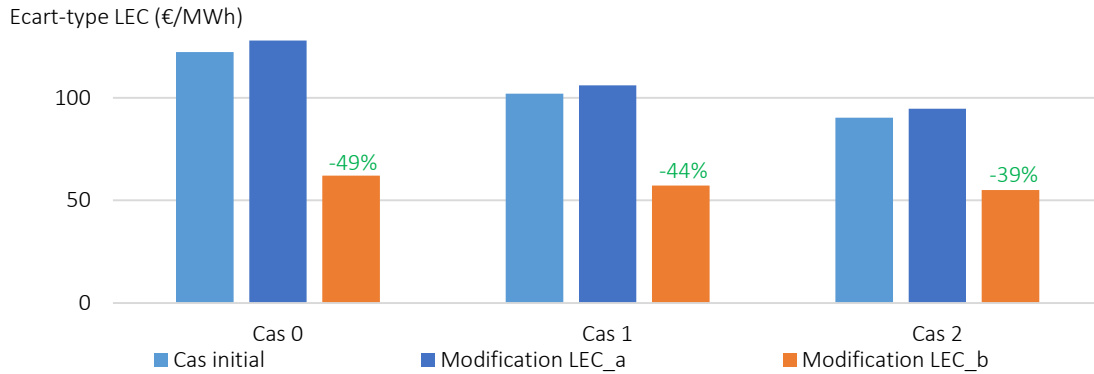


Figure III. 16 : Comparaison de l'écart-type du LEC avant et après changement des lois de probabilité des paramètres incertains

On observe tout d'abord que la réduction de l'amplitude du domaine de variation de moitié des paramètres incertains identifiés comme non influents pour cet indicateur (Modification LEC_a) par la méthode Morris a peu d'influence sur la variabilité du LEC : augmentation dans les trois cas, de 5% au maximum. Ceci illustre la capacité de la méthode Morris à identifier les paramètres non influents : la réduction de l'amplitude du domaine de variation de moitié de 15 paramètres identifiés par cette méthode comme non influents a une influence négligeable sur la variabilité du LEC. De plus, la moyenne du LEC (non représentée) ne varie pratiquement pas suite à cette modification : augmentation de celle-ci au maximum de 0.6% pour le Cas 0.

A l'inverse, la réduction de l'amplitude du domaine de variation de moitié du CAPEX PV (Modification LEC_b), soit le paramètre incertain identifié comme le plus influent dans la variabilité du LEC, permet une réduction importante de la variabilité de cet indicateur de -39% à -49%. Ceci montre l'efficacité de la réduction d'amplitude d'une unique incertitude d'entrée sur la réduction de la variabilité du LEC, en particulier pour l'incertitude d'entrée identifiée comme la plus influente.

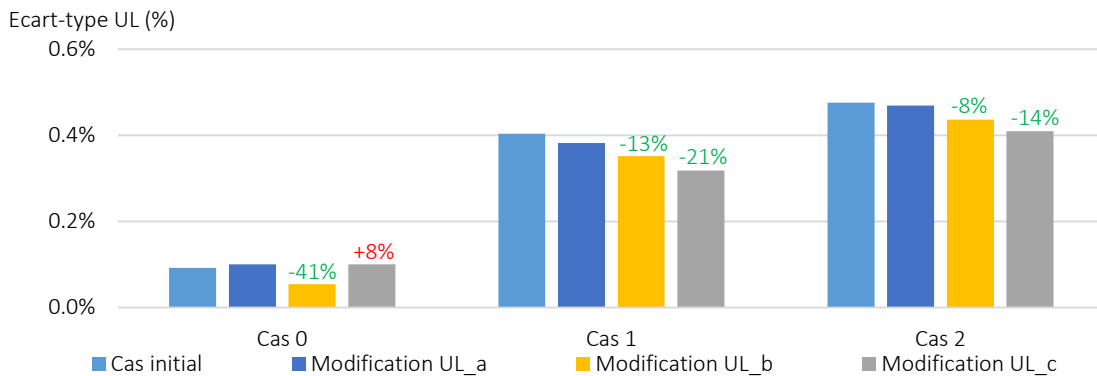


Figure III. 17 : Comparaison de l'écart-type de l'UL avant et après changement des lois de probabilités des paramètres incertains

De même que pour le LEC, on observe que la réduction de l'amplitude du domaine de variation de moitié des paramètres incertains identifiés comme non influents pour cet indicateur (Modification UL_a) par la méthode Morris a peu d'influence sur la variabilité de l'UL : variation absolue de 8% au maximum. Ceci confirme à nouveau l'efficacité de la méthode Morris à éliminer les paramètres non influents et ainsi ne pas engager d'effort vain à réduire l'incertitude sur certains paramètres incertains peu influents.

Pour l'UL, l'amélioration de l'écart-type liée à la réduction du niveau d'incertitude sur la perte de capacité de la batterie (Modification UL_b) est efficace surtout sur le Cas 0 pour lequel cette incertitude a été identifiée comme la plus influente. L'amélioration de l'écart-type (diminution de la variabilité) liée à la réduction du niveau d'incertitude sur la probabilité d'occurrence de la ST alternative de production PV dégradée modérément p_1 (Modification UL_c) est quant à elle plus efficace sur les cas 1 et 2, dans lesquels p_1 est le paramètre le plus influent.

La réduction de l'écart-type est plus marquée sur le LEC en réaction à la modification LEC_b que sur l'UL en réaction aux modifications UL_b et UL_c. En effet, les indices de Sobol (ordre total) liés au CAPEX PV pour le LEC sont plus importants que ceux liés à p_1 (probabilité d'occurrence de la ST alternative de production PV dégradée modérément) et à la perte de capacité de la batterie pour l'UL. Le potentiel de réduction de la variabilité est donc plus important pour le LEC.

Cette deuxième propagation des incertitudes permet de constater que l'AS globale aide à identifier les paramètres clés que l'utilisateur doit chercher à mieux connaître afin de réduire la variabilité des sorties. Dans le cas illustratif, l'écart-type est diminué jusqu'à 41% pour l'UL (Cas 0, Modification UL_b) et quasiment de moitié pour le LEC (Modification LEC_b) par la réduction de l'amplitude de l'incertitude d'un unique paramètre (de 50%). Ainsi, les informations tirées de l'ASG peuvent s'avérer extrêmement utiles pour orienter les recherches pour améliorer les connaissances sur les paramètres incertains les plus influents sur le modèle.

Conclusion

L'approche présentée dans cette section, ou Approche Analyse de Sensibilité est constituée de deux parties : la propagation des incertitudes à travers le modèle et l'analyse de sensibilité globale à proprement parler. La propagation quantifie la variabilité des sorties du modèle soumis aux incertitudes et l'ASG identifie les paramètres incertains les plus influents sur la variabilité de ces sorties. L'ASG est réalisée en deux étapes, méthode proposée originellement par (Campolongo et al. 1999) :

- Étape 1 : Calibration des facteurs (dits aussi paramètres incertains) via la méthode Morris, méthode peu coûteuse en nombre d'appels au modèle.
- Étape 2 : Hiérarchisation des facteurs (ou paramètres incertains) par le calcul des indices de Sobol, méthode très précise et ne requérant aucune hypothèse sur le modèle utilisé, mais assez coûteuse en nombre d'appels au modèle.

Ces choix ont été réalisés en connaissance du modèle utilisé pour le cas illustratif : pas d'hypothèse de linéarité ou de monotonie et un modèle suffisamment rapide pour l'utilisation d'une méthode requérant de nombreux appels à celui-ci.

L'application au cas illustratif montre que la méthode Morris permet d'exclure de l'analyse un grand nombre de paramètres incertains peu influents parmi les 28 entrées incertaines identifiées. Pour l'UL, l'ensemble des paramètres économiques est éliminé et seuls 9 paramètres techniques sont conservés. Pour le LEC, seuls 13 paramètres techniques et économiques sont conservés. Cette étape est extrêmement utile, à la fois pour réduire le nombre d'appels au modèle dans le calcul des indices de Sobol, mais aussi pour ne pas engager des efforts pour réduire l'incertitude (de manière théorique ou en investissant dans des composants plus coûteux mais plus fiables) sans avoir priorisé les bonnes cibles.

Le calcul des indices de Sobol permet ensuite, au-delà d'identifier les paramètres les plus influents sur la variance des sorties, de donner quantitativement la part de responsabilité de chacune des entrées incertaines dans la variance des sorties.

Ainsi, dans le cas illustratif, l'incertitude sur le CAPEX des panneaux PV et dans une moindre mesure sur l'OPEX de ceux-ci sont quasiment les seuls responsables de la variance du LEC. Quant à la variance de l'UL, celle-ci est causée principalement par les incertitudes sur la probabilité d'occurrence d'un ST alternative de production PV faiblement dégradée, la perte de capacité de la batterie, ainsi que le rendement en décharge de la batterie et de manière un peu moins marquée son rendement en charge.

Ces résultats montrent que les parts de responsabilité sont fortement liées au dimensionnement du système, mais que la quantification fournie par les indices de Sobol (ordre total) ne peut pas être intuitée sans la réalisation de l'AAS complète, c'est-à-dire l'ASG suivant la quantification des sources réalisée de manière scrupuleuse. En effet, le Chapitre 6 permettra de montrer qu'une réalisation superficielle de l'étape de quantification des sources, présente dans l'AAS (mais par ailleurs aussi dans AOSMO) conduit à une mauvaise identification des paramètres incertains les plus influents.

Chapitre 4

Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (AOSMO)

Les étapes de modélisation et d'Optimisation Non Robuste (ONR) d'un système énergétique hybride renouvelable ont été décrites précédemment (Chapitre 1). L'impact des incertitudes sur ce système énergétique hybride renouvelable peut être évalué par l'Approche Analyse de Sensibilité présentée dans le chapitre précédent. Elle permet à la fois de quantifier l'impact des incertitudes sur les performances d'un système et la robustesse de ces performances (via la propagation d'incertitude), mais aussi d'identifier les paramètres incertains les plus influents sur ces performances et de quantifier leur responsabilité relative dans la variance de celles-ci via l'ASG. L'Approche Analyse de Sensibilité repose sur la quantification des sources d'incertitude décrite précédemment (Chapitre 2) et apporte de l'information sur les paramètres incertains les plus influents. Comme cela apparaît à la *Figure IV. 1*, l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (AOSMO) développée dans ce chapitre repose elle aussi sur la quantification des sources d'incertitude. A l'instar de l'Approche Analyse de Sensibilité, l'incertitude des paramètres d'entrée du système est modélisée par des distributions de densité de probabilité. En revanche, l'étape d'Optimisation Non Robuste qui suit la modélisation du système présente dans l'approche classique et l'Approche Analyse de Sensibilité n'apparaît pas dans l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif.



Figure IV. 1 : Approche Optimisation Stochastique Multi-objectif

L'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif est fondamentalement différente de l'Approche Analyse de Sensibilité dans sa prise en compte des incertitudes, dans la mesure où elle ne répond pas aux mêmes questions. En effet, l'AOSMO consiste à optimiser le système en prenant en compte les incertitudes d'entrée et sans envisager la potentielle réduction de celles-ci. Elle optimise directement le système de manière robuste aux incertitudes.

Dans le cadre de l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides, une approche d'optimisation déterministe est insuffisante (Maheri 2014; Mavromatidis et al. 2018c). (Mavromatidis et al. 2018c) montre que l'optimisation utilisant un modèle déterministe mène à une sous-estimation des coûts du système ou à une mauvaise estimation des émissions de CO₂ et (Maheri 2014) que les méthodes déterministes ne peuvent pas déterminer de façon juste le coût de l'énergie. La première source d'incertitude invoquée est la nature aléatoire des séries temporelles utilisées pour la simulation, de production renouvelable d'une part et de modélisation de la demande d'autre part (Sharafi and ElMekkawy 2015; Maleki et al. 2016). Néanmoins, (Meschede et al. 2017) souligne que l'utilisation des ST de référence est une source de risque pour le dimensionnement de systèmes énergétiques, tout en montrant que l'influence des paramètres économiques est tout aussi importante que celle des fluctuations météorologiques. Ainsi, dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides, les études prenant en compte l'incertitude des paramètres d'entrée des modèles sont

de plus en plus nombreuses. Cependant, comme souligné par (Mavromatidis et al. 2018c), certains aspects de ces optimisations sous incertitude méritent d'être améliorés, en particulier la prise en compte de toutes les incertitudes en entrée de modèle, susceptibles d'influer sur celui-ci, mais aussi la modélisation fine de celles-ci, souvent trop grossière.

La littérature liée à l'optimisation d'un système sous incertitude regroupe principalement l'optimisation robuste, les approches stochastiques dites aussi approches probabilistes et la programmation en nombres flous (Sahinidis 2004; Soroudi and Amraee 2013). Un état de l'art est présenté avant la description de la méthode choisie pour l'optimisation (section 1) : l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO) par couplage entre un Algorithme Génétique (AG) et la simulation Monte Carlo (MC). Puis cette méthode est appliquée au cas illustratif avec la réalisation de deux Optimisations Stochastiques Multi-Objectif ayant des critères d'optimisation différents dont les résultats sont comparés avec ceux de l'Optimisation Non Robuste (section 2). Enfin, l'apport de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif est détaillé (section 3).

Contributions

L'approche présentée dans ce chapitre permet l'optimisation d'un système énergétique hybride évalué par simulation en prenant en compte les incertitudes attachées aux paramètres d'entrée de ce système. La méthode choisie, combinaison d'un algorithme d'optimisation génétique et de simulation Monte Carlo est une méthode existante, qui a déjà été utilisée dans le cadre de l'optimisation de systèmes énergétiques renouvelables hybrides. Cependant, cette méthode est mise pour la première fois en œuvre avec une prise en compte de l'incertitude sur les paramètres technico-économiques statiques au même titre que l'incertitude sur les ST.

Enfin, le critère d'optimisation utilisé dans l'optimisation sous incertitude permet de prendre en compte la variabilité des indicateurs de performance du système et constitue une deuxième contribution de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif présentée dans ce chapitre.

1. Méthode pour l'optimisation sous incertitude

L'optimisation sous incertitude est un vaste champ d'étude, largement abordé dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides. Le projet de nos travaux concerne le traitement de l'incertitude pour un système modélisé par une boîte noire, dans une démarche de dimensionnement et de pilotage hors temps réel ; toutes les méthodes d'optimisation sous incertitude ne répondent pas aux contraintes imposées par cet objectif. Cette section permet de présenter les principales méthodes d'optimisation sous incertitude, de détailler la méthode retenue, i.e. l'OSMO, et de décrire le critère d'optimisation mis en place qui permet de prendre en compte la variabilité des indicateurs de performance du système durant le processus d'optimisation.

1.1. État de l'art

La littérature liée à l'optimisation sous incertitude regroupe principalement la programmation stochastique, l'optimisation robuste et la programmation en nombres flous, moins utilisée que les deux précédentes méthodes (Sahinidis 2004; Soroudi and Amraee 2013). Ces trois approches font appel à différentes représentations de l'incertitude, présentées dans le Chapitre 2.

1.1.1. Programmation stochastique

La programmation stochastique sous incertitude repose sur l'attribution de lois de probabilité aux paramètres incertains, c'est-à-dire le cadre retenu pour modéliser les incertitudes dans ces travaux de thèse. Pour des problématiques de pilotage et de dimensionnement, la programmation stochastique sous incertitude la plus répandue est la programmation avec recours ou programmation en deux étapes (Yang et al. 2017; Mavromatidis et al. 2018c).

Dans la programmation stochastique avec recours, les variables d'optimisation sont divisées en deux catégories : celles de la première étape et celles de la seconde étape. Les variables de la première étape doivent être décidées avant la réalisation des incertitudes. Par conséquent, une fois que les événements aléatoires se présentent, la suite du dimensionnement ou les améliorations du pilotage doivent se faire, à un certain coût, par le choix des valeurs des variables de seconde étape ou variables de recours. Traditionnellement, les variables de seconde étape sont interprétées comme des mesures correctives ou de recours face aux infaisabilités dues à des réalisations particulières des paramètres incertains. Cependant, le problème de deuxième étape peut aussi être considéré comme un problème de niveau opérationnel, suivant une première étape et la réalisation des incertitudes. En raison des incertitudes, le coût de la deuxième étape est aléatoire. L'objectif est de choisir les variables de première étape de manière à ce que la somme des coûts des variables de première étape et de l'espérance des coûts aléatoires de deuxième étape soit minimale.

Le concept de recours a été appliqué à la programmation linéaire, à la programmation en nombres entiers, et à la programmation non linéaire. Dans le domaine des systèmes énergétiques, la programmation stochastique a été utilisée dans de nombreuses études. Par exemple, (Yang et al. 2017) la met en œuvre en considérant comme sources d'incertitude la demande énergétique, les prix de l'énergie et la disponibilité de la ressource (productions électriques solaire et éolienne), tout comme (Mavromatidis et al. 2018c) qui ajoute aux sources d'incertitude les facteurs d'émission de CO₂. Ces études, comme la majorité de la littérature utilisant la programmation stochastique sous incertitude ont pour but de minimiser le coût et utilisent une formulation mono-objectif. Cependant, des formulations multi-objectif (avec et sans recours) existent et sont détaillées dans le paragraphe suivant. L'Optimisation Stochastique Multi-Objectif est d'ailleurs la méthode retenue pour cette thèse afin de réaliser une optimisation robuste aux incertitudes modélisées par des Fonctions de Densité de Probabilité (FDP).

En effet, malgré son exigence en termes de ressources calculatoires (Soroudi and Amraee 2013), la programmation stochastique est facile à implémenter, elle repose sur un cadre de représentation de l'incertain éprouvé (retenu pour nos études) et permet la considération de plusieurs critères d'optimisation ce qui ressort comme un élément important de l'évaluation des systèmes énergétiques hybrides.

1.1.2. Optimisation robuste

L'optimisation robuste est une alternative à la programmation stochastique dans le cas où il est difficile de déterminer des lois de probabilité pour chacun des paramètres incertains. Le principe consiste à assurer la protection contre la réalisation des pires cas d'incertitude et repose sur la modélisation des incertitudes sous forme d'intervalles. L'optimisation robuste a été introduite par (Soyster 1973) avec une formulation dans laquelle tous les paramètres sont pris à leur valeur « pire cas ». Elle permet une protection complète contre les infaisabilités, en d'autres termes les solutions obtenues ont les performances requises quelles que soient les valeurs prises par les paramètres incertains (dans leur domaine de définition). Cependant, la formulation de Soyster avait l'inconvénient de produire des solutions trop conservatives. Les problématiques de sur-conservatisme ont été résolues par les formulations proposées par (Ben-Tal and Nemirovski 1999) et (Bertsimas and Sim 2004).

Dans les 20 dernières années, l'optimisation robuste a connu un intérêt croissant. Dans le domaine des modèles énergétiques, l'optimisation robuste a été utilisée à de multiples occasions, pour des systèmes de tailles très variables. Par exemple, (Jiang et al. 2012) optimisent une unité de production éolien-pompe pour le marché day-ahead, (Parisio et al. 2012) un hub énergétique, (Moret et al. 2016) l'ensemble du système national énergétique suisse. Les incertitudes prises en compte portent respectivement sur la production électrique liée à l'éolien, les rendements des convertisseurs du hub et l'ensemble des paramètres techniques et économiques du système.

L'optimisation robuste est plus légère que la programmation stochastique en matière de ressources calculatoires à mobiliser et nécessite la connaissance des incertitudes sous forme d'intervalles, ce qui est aussi moins contraignant que les FDP requises pour la programmation stochastique. Cependant, elle peut être ardue à mettre en œuvre sur les modèles non linéaires (Soroudi and Amraee 2013).

1.1.3. Programmation floue

De manière plus anecdotique dans la littérature, la programmation floue permet de réaliser des optimisations sous incertitude. L'incertitude sur les paramètres est modélisée dans le cadre de la théorie des possibilités ou théorie des ensembles flous, décrite dans le Chapitre 2.

Dans le cadre de la programmation floue, les fonctions-objectif sont traitées comme des contraintes dont les bornes inférieures et supérieures définissent les attentes des décideurs (Sahinidis 2004). Dans le cadre de l'optimisation de systèmes énergétiques, (Attaviriyanupap et al. 2004) modélise avec les ensembles flous la demande, la réserve et la probabilité de mise à contribution ainsi que les prix liés aux marchés dérégulés et de réserve dans le but d'optimiser le dispatching pour ces systèmes. (Venkatesh et al. 2008) optimise une unité de production pour le marché day-ahead en modélisant de manière possibiliste la production éolienne de cette unité.

Ces études ont des résultats qui se présentent sous forme de fonctions d'appartenance, peu lisibles par un grand public. Cette approche, requérant la représentation de l'incertitude dans le cadre possibiliste, n'a pas été explorée dans le cadre de nos travaux.

Le paragraphe qui suit présente en revanche la méthode d'optimisation sous incertitude mise en œuvre.

1.2. Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO)

Dans ce paragraphe, l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif est décrite plus précisément. Dans la première sous-partie, on donne un aperçu de la diversité des méthodes qui rentrent dans cette catégorie sur la base des exemples dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides. La deuxième sous-partie est un focus sur la méthode retenue, c'est-à-dire la combinaison d'un Algorithme Génétique (AG) avec la simulation Monte Carlo (MC). Enfin, la dernière sous-partie détaille le critère d'optimisation mis en place permettant d'inclure la variabilité des indicateurs de performance du système.

1.2.1. Aperçu de la diversité des méthodes

Le Tableau IV. 1 permet tout d'abord de rendre compte de la nécessité du caractère multicritère dans l'optimisation des systèmes énergétiques renouvelables hybrides. En effet, les fonctions-objectif de ces optimisations sont en compétition les unes par rapport aux autres (Maheri 2014; Kamjoo et al. 2016). Comme cela apparaît dans le tableau, le critère économique est toujours pris en compte, auquel on ajoute des critères techniques (majoritairement des indicateurs de fiabilité), environnementaux (principalement émissions) et sociaux (dont l'unique exemple donné est le « Social Welfare », bien-être social (Amirahmadi and Akbari Foroud 2013). Comme expliqué dans le Chapitre 1, c'est alors au décideur de privilégier une solution de compromis par rapport à une autre, choisie sur le front de Pareto, c'est-à-dire parmi les solutions optimales.

Parmi les sources d'incertitude, on constate que les incertitudes prises en compte le plus fréquemment sont celles liées à l'intermittence de la production renouvelable (rayonnement solaire, vitesse du vent et température) et de la demande énergétique. La probabilité de panne des composants, à l'origine de leur potentielle indisponibilité est parfois prise en compte (Amirahmadi and Akbari Foroud 2013; Roberts et al. 2018), à l'instar de l'incertitude sur les paramètres techniques incertains (Subramanyan et al. 2004; Maheri 2014). On constate que dans ces études, alors que toutes ont au moins un critère d'optimisation économique, aucune ne prend en compte l'incertitude sur les paramètres économiques liés aux composants même si (Fuentes-Cortés et al. 2016) prend en compte les prix de marché de l'énergie. Cela peut s'expliquer par le fait que les incertitudes sont considérées comme ne se réalisant qu'après construction du système, ce qui explique l'absence d'incertitude sur les coûts d'investissement, selon la dichotomie proposée par l'approche de la programmation stochastique avec recours.

Tableau IV. 1 : Applications d'Optimisation Stochastique Multi-Objectif aux systèmes énergétiques hybrides

	Critères d'optimisation				Paramètres incertains considérés						Méthode d'optimisation	
	Tec.	Eco.	Env.	Social	Rayonnement Solaire	Vitesse Vent	Température	Demande	Disponibilité Composants	Autres		
(Kamjoo et al. 2016)	•	•			•	•						Algorithme génétique
(Roberts et al. 2018)	•	•			•	•	•	•	•			Algorithme génétique
(Amirahmadi and Akbari Foroud 2013)	•	•		•					•			Méthode ϵ -constraint et MINLP
(Kavousi-Fard et al. 2014)	•	•	•							Puissances active et réactive appelées, puissance éolienne produite		SAMTLO
(Zakariazadeh et al. 2014)		•	•			•		•				Méthode ϵ -constraint (augmented) et PS avec recours (comparaison MINLP/ méthode Benders)
(Subramanyan et al. 2004)	•	•	•							Densité de courant de la pile à combustible		MINSOOP et NLP
(Sharafi and ElMekkawy 2015)	•	•	•		•	•	•	•				DMOPSO
(Fuentes-Cortés et al. 2016)		•	•				•	•		Prix de marché de l'énergie		Problème Multi-objectif MINLP et méthode ϵ -constraint
(Maheri 2014)	•	•			•	•		•		Rendement PV et Cp		Trois algorithmes proposés

Avec les acronymes suivants :

- Tec./ Eco./ Env. : Technique/ Économique/ Environnemental
- MINSOOP : Minimization of Single Objective Optimization Problems
- MINLP : Mixed Integer Non Linear Programming
- NLP : Non Linear Programming
- DMOPSO : Dynamic Multi-Objective Particle Swarm Optimization
- SAMTLO : Self Adaptive Modified Teacher Learning Optimization
- PS : Programmation Stochastique

Néanmoins, cette proposition d'explication ne justifie pas l'absence des incertitudes économiques long terme (cf. Chapitre 2, 3.1) telles que les coûts d'OPEX et les coûts de remplacement. De plus, à l'exception de (Zakariazadeh et al. 2014) et (Amirahmadi and Akbari Foroud 2013), ces publications sont des études de dimensionnement qui sont réalisées avant construction du système, celui-ci est donc encore susceptible de subir les effets des paramètres économiques incertains (même court-terme). Les méthodes mises en œuvre pour réaliser l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif sont diverses. Dans la majorité des cas, il s'agit de transformer un problème multi-objectif en un problème mono-objectif auquel des contraintes sont associées. Les seules méthodes de cette classification ne réduisant pas le problème multi-objectif à un problème mono-objectif sont l'algorithme génétique, l'optimisation par essais particuliers (PSO) et la méthode « Self Adaptive Modified Teacher Learning Optimization » (SAMTLO). Ces méthodes permettent d'éviter d'avoir à faire d'un des objectifs l'objectif principal à partir duquel le front de Pareto est construit, elles n'induisent donc pas de hiérarchie entre les différents critères d'optimisation.

1.2.2. Simulation Monte Carlo et algorithme génétique

La méthode retenue pour réaliser l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO) utilise l'Algorithme Génétique (AG) et estime les critères d'optimisation via la simulation Monte Carlo (MC). Les principes généraux et le fonctionnement de l'AG sont décrits à l'Annexe 1. Cette méthode est celle utilisée par (Roberts et al. 2018), mais aussi par (Kamjoo et al. 2016) qui la compare à l'utilisation de la Programmation « Chance Constrained » pour le calcul des critères d'optimisation (cf. sous-partie suivante).

Dans le cadre d'étude choisi, les indicateurs de performance retenus en tant que critères d'optimisation sont évalués par simulation d'un système traité comme une boîte noire. Autrement dit, les équations qui régissent ce système ne sont pas accessibles et les indicateurs sont calculés après simulation du système, ce qui constitue une contrainte majeure pour l'optimisation du système. En effet, la simulation souffre du fait qu'il ne lui est intrinsèquement pas possible de renvoyer à elle seule une solution optimale au problème (Sharafi and ElMekkawy 2015). L'AG remplit cette contrainte puisqu'il fait partie des méthodes par simulation et boucle externe, par opposition aux méthodes par résolution.

Le principal reproche adressé à l'AG est le fait que celui-ci ne garantisse pas de fournir l'optimum global du problème et que l'algorithme puisse tomber dans des optima locaux et entraîne ainsi des décisions sous-optimales (Mavromatidis et al. 2018c). L'AG évalue en effet une solution seulement en la comparant avec d'autres solutions envisagées, ce qui est inévitable pour un système évalué en boîte noire.

Ses avantages principaux sont :

- sa rapidité due à l'exploration de l'espace des variables incluant l'aléatoire qui permet de limiter le nombre d'évaluations du modèle,
- sa capacité à considérer plusieurs fonctions-objectif, ce qui permet d'optimiser différents indicateurs de performance d'un système.

La combinaison de l'AG avec la simulation MC a été proposée pour la première fois par (Cantoni et al. 2000). Elle consiste à remplacer dans l'AG une évaluation unique de l'indicateur de performance d'un individu, c'est-à-dire un jeu de variables d'optimisation, par un ensemble de simulations MC évaluant une grandeur statistique caractérisant un indicateur de performance de cet individu. Cette méthode est schématisée à la *Figure IV. 2*. Pour plus de détails sur celle-ci, (Marseguerra et al. 2007) lui consacre un chapitre d'ouvrage complet.

Dans ce schéma, les étapes classiques de l'AG sont représentées : une population de N individus est optimisée sur v critères (indicateurs de performance), le taux de survie étant λ .

Remarque : L'évaluation de v critères ne nécessite qu'une unique évaluation du modèle.

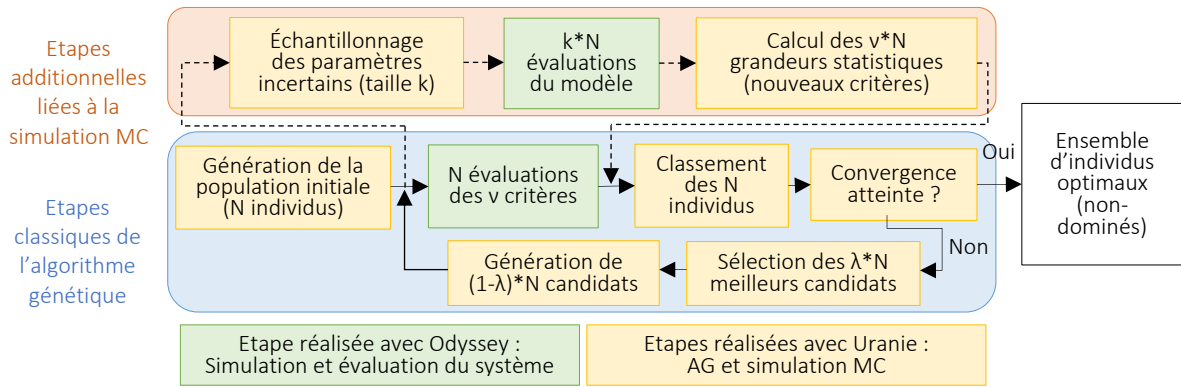


Figure IV. 2 : Principe de l'algorithme génétique incluant la simulation Monte Carlo

Traditionnellement, la grandeur statistique optimisée est l'espérance de l'indicateur de performance. Cependant, toute valeur statistiquement calculable peut être utilisée comme un critère d'évaluation. Ce dernier point est discuté dans la sous-partie suivante.

Mise en œuvre

Pour utiliser cette méthode, l'optimiseur de la plateforme Uranie, utilisant l'AG décrit à l'Annexe 1 a été couplé au lanceur MC réalisé aussi par Uranie et appelant le modèle Odyssey. Sur la Figure IV. 2 sont identifiées :

- les étapes réalisées avec le logiciel Odyssey : simulation du modèle (unique dans l'AG classique et réalisée k fois dans la simulation MC pour chaque individu) ,
- les étapes réalisées avec la plateforme Uranie : AG à proprement parler et pour la simulation MC échantillonnage et calcul des grandeurs statistiques.

Le couplage Uranie/ Odyssey, schématisé à la Figure III. 10 est lui-même encapsulé pour l'optimiseur de la plateforme Uranie comme le montre la Figure IV. 3, dans laquelle le script C est exécuté par Uranie.

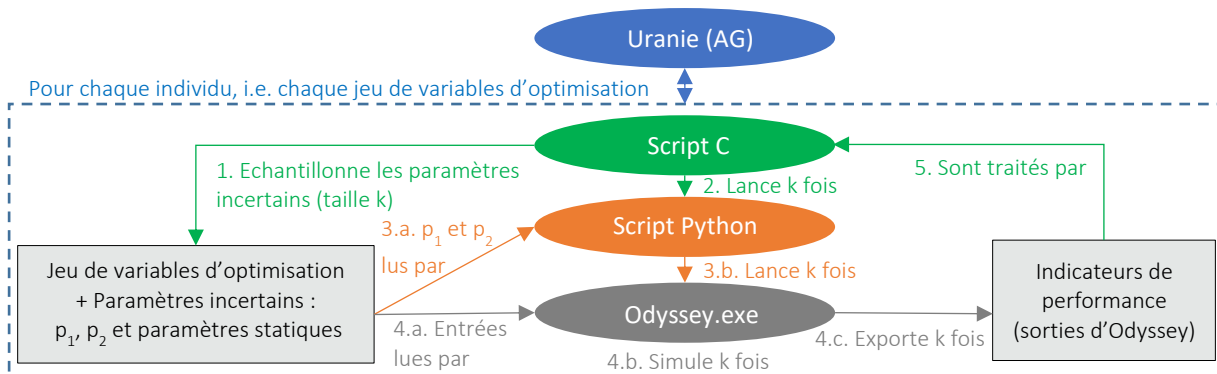


Figure IV. 3 : Couplage Uranie/ Odyssey pour l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif

D'un point de vue schématique, la simulation MC est réalisée de la même façon que celle intervenant dans la propagation d'incertitudes de l'AAS (cf. Figure III. 10), pour chaque individu évalué, i.e. chaque jeu de variables d'optimisation évalué.

Dans ce cas, un jeu de variables d'optimisation (ou individu) correspond à un dimensionnement.

La taille d'échantillonnage $k = 100$ a été déterminée en testant pour quelle valeur minimale, la moyenne des indicateurs de performance à optimiser est stable.

1.2.3. Critères d'optimisation

Comme cela a été mentionné précédemment, dans le cadre de l'OSMO le critère d'optimisation peut être toute grandeur statistique liée à un indicateur de performance. Traditionnellement, le critère d'optimisation considéré est la moyenne comme dans l'intégralité des études mentionnées dans le Tableau IV. 1, à l'exception de l'étude (Roberts et al. 2018) dans laquelle le pire cas sert de critère d'optimisation. On peut aussi mentionner que l'étude (Kamjoo et al. 2016) compare l'utilisation, au sein de l'AG de deux manières différentes d'obtenir le critère d'évaluation : la programmation « Chance Constrained » et la simulation MC dans laquelle la moyenne est observée.

Pour prendre en compte la dispersion des indicateurs de performance issus des solutions proposées par l'optimiseur, sans avoir recours au pire cas qui engendre des solutions potentiellement conservatives, une forme de critère d'optimisation générique est proposée. Celle-ci est inspirée par (Cherkaoui et al. 2016) et peut prendre en compte la moyenne et la variabilité des indicateurs de performance. Le nouveau critère, dans le cas où on cherche à minimiser le critère d'optimisation, pour tout indicateur de performance, s'écrit sous la forme :

$$\text{Critère d'optimisation} = \mu + \alpha * \sigma \quad \text{Equation IV. 1}$$

où μ est la moyenne de l'indicateur de sortie, σ son écart-type et α un facteur positif ou nul.

Dans le cas d'une maximisation, il faudrait adapter ce critère, par exemple en faisant d' α un facteur négatif ou nul.

A la Figure IV. 4, on observe la répartition théorique des valeurs de l'indicateur de performance (ou critère d'optimisation) à minimiser, de deux solutions 1 et 2.

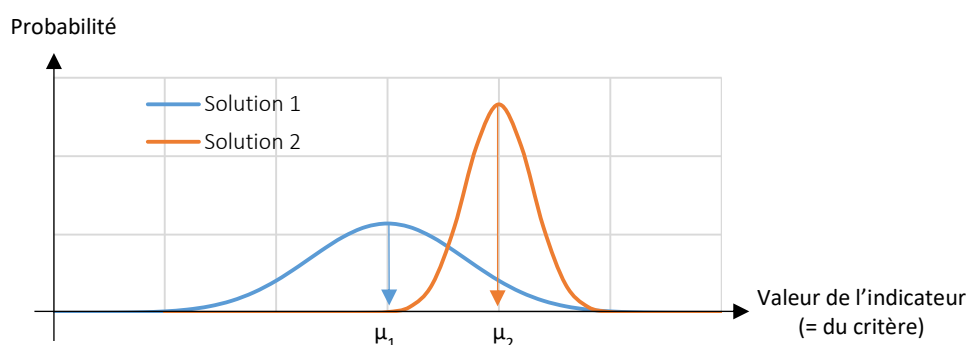


Figure IV. 4 : Exemple de répartition des valeurs de l'indicateur de performance pour deux solutions théoriques

Malgré le fait que $\mu_1 < \mu_2$, selon la valeur de α dans l'Equation IV. 1, la solution 2 peut être meilleure que la solution 1, qui est plus dispersée ($\sigma_1 > \sigma_2$).

En faisant varier la valeur de α , l'utilisateur peut exprimer la pondération qu'il souhaite entre la performance d'une solution (mesurée par la moyenne de l'indicateur) et sa dispersion ou robustesse (mesurée par son écart-type). Si la dispersion n'est pas un point critique, α peut être nul. Inversement, plus la dispersion est importante, plus α doit être fixé à une valeur élevée.

Enfin, la grandeur statistique choisie comme critère d'optimisation peut différer selon les indicateurs de performance pris en compte (techniques/ économiques/ environnementaux/ sociaux). En d'autres termes, la valeur de α est liée à un unique critère d'optimisation, on peut donc fixer autant de valeurs différentes de α qu'il y a d'objectifs dans une OSMO.

Dans ces travaux de thèse, deux OSMO ont été réalisées (OSMO1 et OSMO2) en changeant uniquement un des critères d'optimisation par la modification de la valeur de α pour montrer comment évoluent les résultats selon le choix de l'utilisateur de privilégier la performance ou la robustesse. Ces résultats sont présentés dans la section suivante.

2. Application au cas d'étude

L'Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO) est mise en œuvre sur le cas d'étude présenté au Chapitre 1 avec deux formulations différentes des critères à minimiser qui sont dénommées OSMO1 et OSMO2. L'OSMO1 a pour objectif de minimiser le coût actualisé de l'énergie (Levelized Energy Cost, LEC) et l'Unmet Load (UL). L'OSMO2 a aussi pour objectif de minimiser le LEC et l'UL mais elle a un objectif supplémentaire : celui de minimiser la variabilité de l'UL des solutions. Cet objectif ne constitue pas un troisième critère d'optimisation, mais il est inclus dans l'objectif de minimisation de l'UL via la nouvelle formulation du critère d'optimisation (cf. *Equation IV. 1*). En d'autres termes, le but est d'obtenir des solutions ayant un UL plus fiable, au risque de dégrader l'UL moyen, le LEC moyen ou encore de rendre le LEC plus volatil. Ces deux optimisations (OSMO1 et OSMO2) illustrent le choix de l'utilisateur de privilégier la performance ou la robustesse dans le cadre d'une optimisation sous incertitude. L'OSMO2 peut s'interpréter comme le souhait pour un modélisateur d'améliorer la robustesse de fourniture de la charge. En effet, comme a permis de le constater l'Approche Analyse de Sensibilité présentée au chapitre précédent (Chapitre 3), le taux de satisfaction de la charge apparaît très variable lorsqu'on examine les incertitudes par rapport à sa valeur de référence fournie par l'Optimisation Non Robuste (cf. *Figure III. 11* et *Figure III. 12*). Or la fourniture de la charge étant le service rendu par le système dimensionné, l'amélioration de sa robustesse est un objectif naturel, pour lequel le décideur peut être prêt à investir davantage.

Dans le cadre du dimensionnement de systèmes énergétiques hybrides, ces résultats constituent la première mise en œuvre d'une OSMO prenant en compte les incertitudes à la fois sur la production intermittente renouvelable et sur les paramètres technico-économiques incertains. L'ensemble des sources d'incertitude prises en compte dans les OSMO a été identifié préalablement dans le Chapitre 2.

L'application de l'Approche Analyse de Sensibilité développée dans le Chapitre 3 a permis d'identifier les paramètres les plus influents parmi l'ensemble des sources d'incertitude. Néanmoins, dans l'application de l'OSMO au cas d'étude présenté dans cette section, aucun tri n'a été fait parmi les 28 paramètres incertains identifiés ; ils sont tous pris en compte, avec la FDP qui leur a été attribuée dans le Chapitre 2, cf. *Tableau II. 3*. L'idée selon laquelle on pourrait réduire ce nombre de paramètres incertains en choisissant les plus influents sera discutée dans le Chapitre 6. Cependant, comme on l'a vu dans les conclusions sur l'AAS, les paramètres les plus influents sur les indicateurs de performance d'un système sont fortement liés au dimensionnement de ce système : ainsi, pour un même indicateur de performance le paramètre incertain dont l'indice de Sobol est le plus élevé peut différer d'un dimensionnement à l'autre. Dans le cas d'étude, ceci est illustré avec les indices de Sobol liés à l'UL ; pour le Cas 0, la perte de capacité est le paramètre incertain le plus influent alors que pour les cas 1 et 2, le paramètre incertain le plus influent sur la variabilité de l'UL est la probabilité p_1 d'utiliser une ST de production PV modérément dégradée. Par conséquent, il semble peu judicieux de choisir avant le dimensionnement d'éliminer la prise en compte de certains paramètres incertains.

2.1. Caractéristiques techniques des Optimisations Stochastiques Multi-Objectif

L'optimisation du système présenté a des objectifs différents pour l'OSMO1 et pour l'OSMO2, qui a comme objectif supplémentaire de limiter la variabilité de l'UL par rapport à l'OSMO1. Ceci se traduit par des critères d'optimisation distincts. En revanche, les variables d'optimisation et les autres caractéristiques techniques de ces deux optimisations sont identiques.

2.1.1. Variables d'optimisation

L'OSMO1 et l'OSMO2 ont les mêmes variables d'optimisation et les mêmes bornes d'optimisation que l'Optimisation Non Robuste (ONR), i.e. les capacités des composants et leurs bornes d'optimisation présentées dans le Tableau I. 3.

2.1.2. Caractéristiques techniques

Les caractéristiques techniques (cf. Annexe 1) de l'OSMO1 et l'OSMO2 sont synthétisées dans le *Tableau IV. 2* (avec les notations de la *Figure IV. 2*).

Tableau IV. 2 : Caractéristiques techniques de l'OSMO1 et de l'OSMO2

Taille de population (N)	150
Taux de survie (λ)*	40%
Taux de population homozygote*	50%
Taux de mutation*	1%
Nombre de critères d'optimisation (v)	2
Taille d'échantillonnage (k)	100

*Il s'agit des valeurs par défaut de l'optimiseur Uranie.

La taille de population (N) est inférieure à celle utilisée dans l'ONR (cf. Tableau I. 4), en raison de la convergence plus longue dans le cas de l'OSMO, ce qui sera discuté dans les limites de cette approche. Quant à la taille de l'échantillonnage (k), celle-ci a été fixée à sa valeur la plus faible possible (pour limiter les temps de calcul) suite à un test de convergence.

2.1.3. Critères d'optimisation

Les critères d'optimisation de l'OSMO1 et l'OSMO2, établis d'après la formulation de l'*Equation IV. 1* sont présentés dans le *Tableau IV. 3*.

Tableau IV. 3 : Critères d'optimisation de l'OSMO1 et de l'OSMO2

	OSMO1	OSMO2
Critère lié au LEC (à minimiser)	$\mu_{LEC} (\alpha_{LEC} = 0)$	$\mu_{LEC} (\alpha_{LEC} = 0)$
Critère lié à l'UL (à minimiser)	$\mu_{UL} (\alpha_{UL} = 0)$	$\mu_{UL} + 1.291 * \sigma_{UL} (\alpha_{UL} = 1.291)$

Comme mentionné dans l'introduction de cette section, l'OSMO1 a pour objectif de minimiser le LEC et l'UL tandis que l'OSMO2 a pour but de minimiser le LEC et l'UL mais aussi la variabilité de l'UL.

Ainsi, pour l'OSMO2, le choix a été fait de donner un poids comparable à la performance et à la robustesse de la performance via le facteur $\alpha_{UL} = 1.291$. Pour fixer cette valeur, les valeurs moyennes (μ_{ULi}) et les écart-types (σ_{ULi}) de l'UL ont été calculés pour chaque cas (Cas 0, Cas 1 et Cas 2) après propagation des incertitudes sur les solutions issues de l'Optimisation Non Robuste. Le coefficient α_{UL} est ensuite adapté pour satisfaire l'*Equation IV. 2* :

$$\sum_0^2 \mu_{ULi} = \alpha_{UL} * \sum_0^2 \sigma_{ULi} \quad \text{Equation IV. 2}$$

2.2. Résultats des Optimisations Stochastiques Multi-Objectif

Les résultats des OS MO prennent la forme d'un front de Pareto correspondant aux couples de critères d'optimisation $\{\mu_{LEC}; \mu_{UL}\}$ pour l'OSMO1 et $\{\mu_{LEC}; \mu_{UL} + 1.291 * \sigma_{UL}\}$ pour l'OSMO2. Chaque point de ce front correspond donc à une simulation MC, c'est-à-dire à un ensemble de réalisations (k=100).

Les résultats issus de l'ONR et des OS MO sont dans des « espaces » différents : (UL, LEC) pour l'ONR et $(\mu_{UL} + \alpha_{UL} * \sigma_{UL}, \mu_{LEC})$ pour les OS MO. Si on souhaite comparer les résultats issus de ces différentes optimisations, il faut les ramener dans le même espace, on procède donc à la transformation suivante.

Pour chaque dimensionnement issu de l'OSMO, le système est réévalué avec les paramètres incertains pris à leur valeur nominale, afin d'obtenir les indicateurs de performance UL et LEC et non leur moyenne (ou moyenne + α * écart-type). Cette transformation est schématisée à la *Figure IV. 5* et les indicateurs de performance résultants sont représentés à la *Figure IV. 6*.

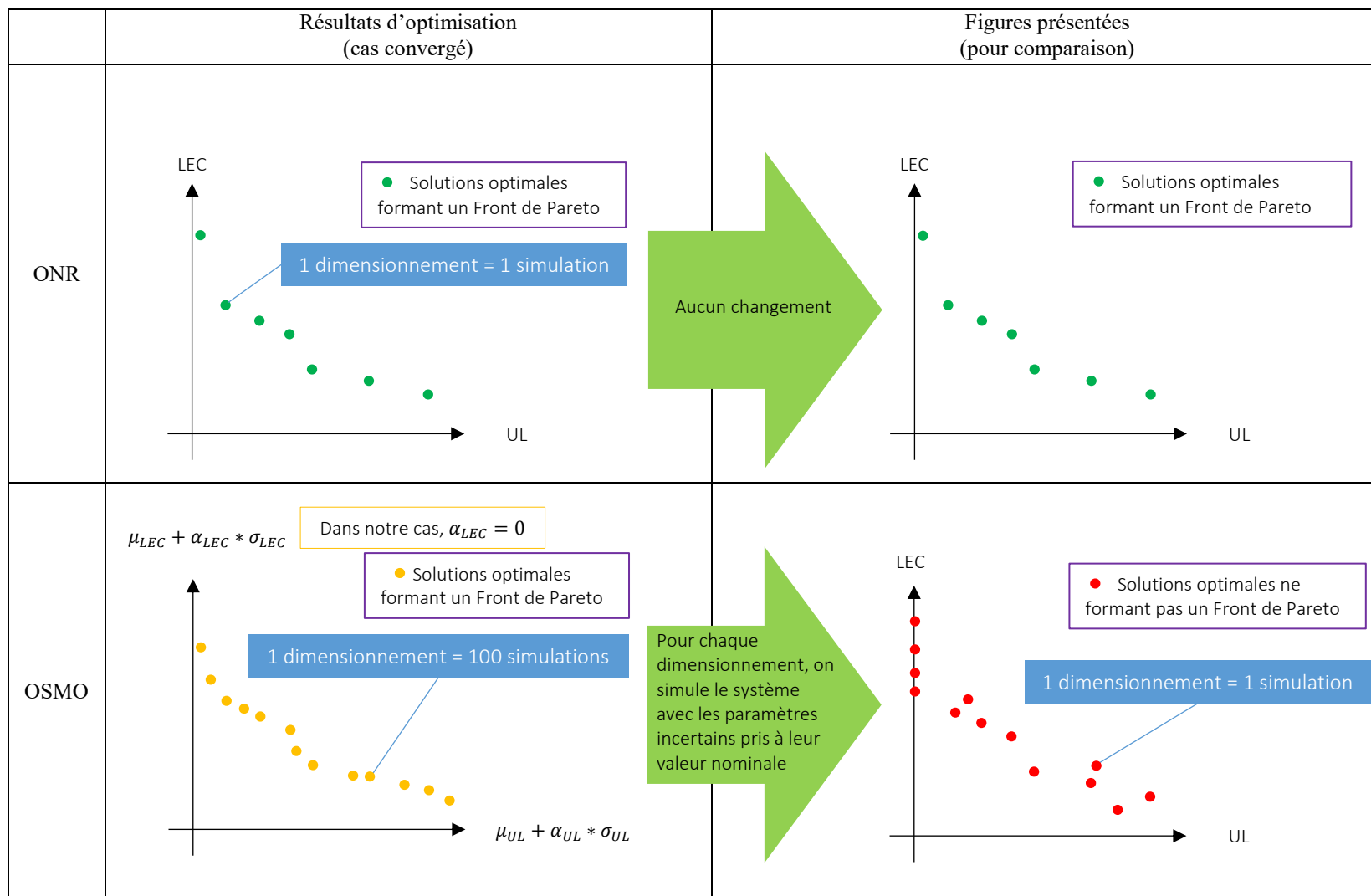


Figure IV. 5 : Résultats d'optimisation (ONR et OSMO) et transformations nécessaires pour pouvoir les comparer

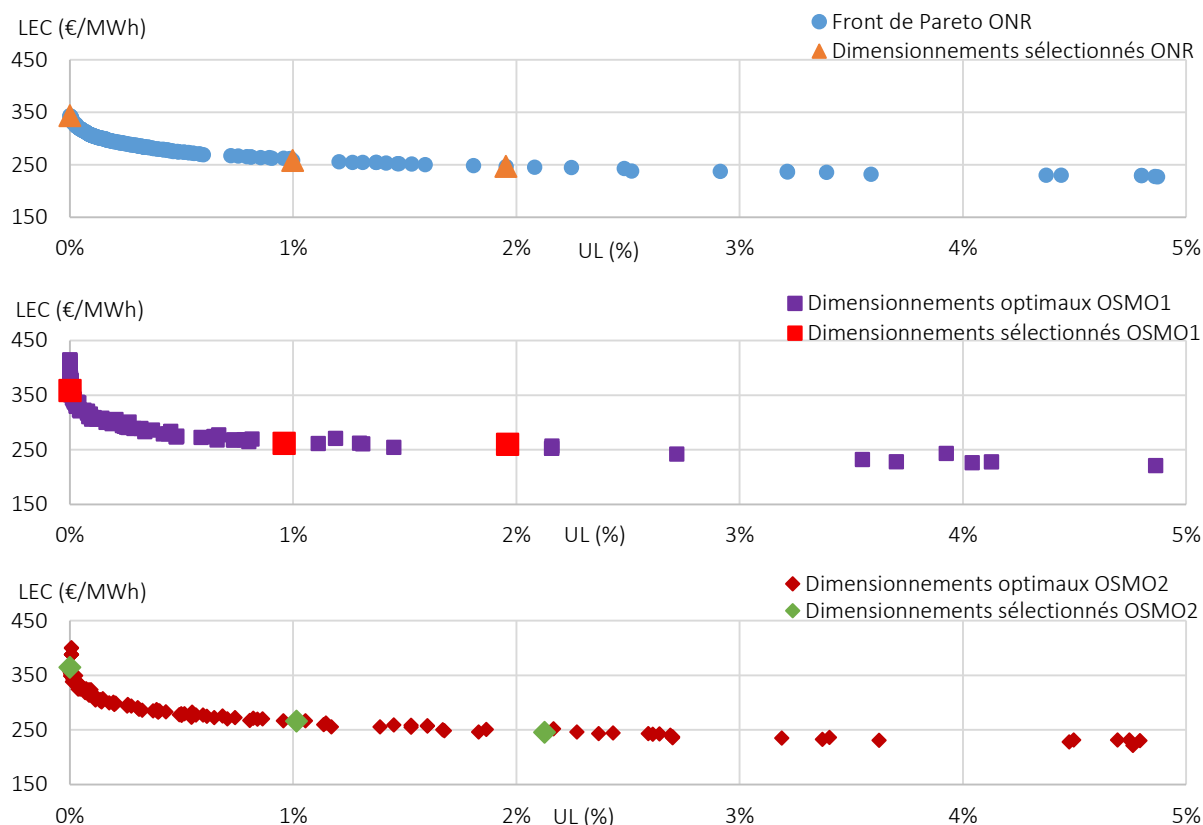


Figure IV. 6 : Indicateurs de performance UL et LEC résultant des dimensionnements optimaux de l'ONR, de l'OSMO1 et de l'OSMO2

Dans le cadran inférieur droit de la Figure IV. 5, les points rouges ne forment pas un front de Pareto dans l'espace (UL, LEC) mais il s'agit bien de solutions optimales au sens de l'OSMO.

Dans le cadre de l'Optimisation Non Robuste (ONR), les indicateurs de performance UL et LEC forment un front de Pareto, en effet les solutions sont non-dominées les unes par rapport aux autres. En revanche, les dimensionnements optimaux issus de l'OSMO1 et de l'OSMO2 représentés à la Figure IV. 6 ne constituent pas un front de Pareto dans la représentation (UL, LEC). Que l'OSMO ait convergé ou non, chaque couple d'indicateurs de performance représenté sur cette figure correspond à une simulation a posteriori, avec les paramètres incertains pris à leur valeur nominale, ne garantissant pas que les solutions soient non-dominées entre elles en considérant les indicateurs issus d'une simulation unique. On observe par exemple ceci très nettement pour un UL nul ; l'OSMO1 et l'OSMO2 ont plusieurs solutions de LEC différents pour lesquelles $UL = 0\%$, ce qui n'est pas possible pour deux solutions non-dominées.

Les graphiques de la Figure IV. 6 montrent que les performances liées aux solutions issues de l'ONR et des OSMO1 et OSMO2 sont comparables, mais il est important de savoir que les dimensionnements changent. En d'autres termes, différents dimensionnements mènent à des indicateurs de performance de niveaux similaires, mais pas nécessairement avec le même niveau de robustesse, ce que nous allons éprouver par la suite.

2.2.1. Comparaison

Afin de pouvoir comparer les solutions proposées par les optimisations stochastiques avec les dimensionnements de référence (cas 0, 1 et 2 définis dans le Chapitre 1), on sélectionne parmi les solutions des OSMO trois dimensionnements correspondant aux trois UL de référence (0%, 1%, 2%). Ces points sont identifiés sur la Figure IV. 6 (en rouge pour l'OSMO1 et en vert pour l'OSMO2). Pour le point d'UL nul, plusieurs dimensionnements correspondent pour l'OSMO1 et l'OSMO2. Parmi ces dimensionnements d'UL nul, on choisit celui de LEC minimal. Les valeurs des indicateurs de performance UL et LEC des points sélectionnés sont représentées à la Figure IV. 7.

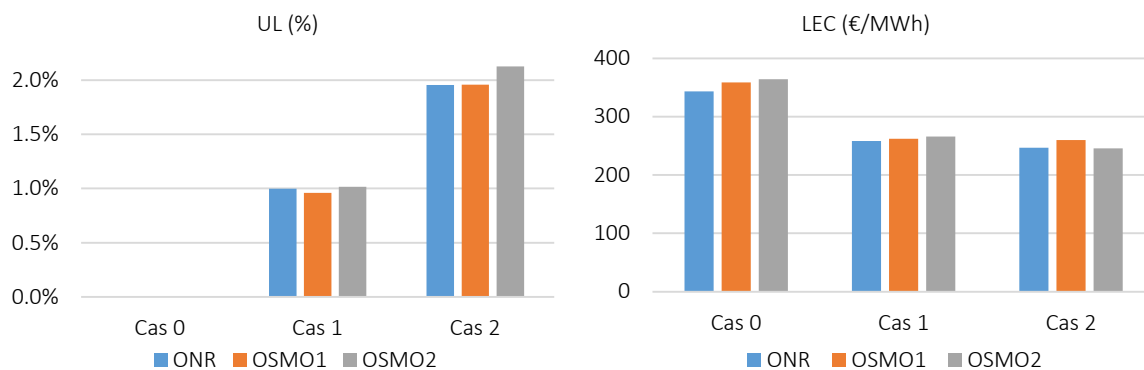


Figure IV. 7 : Indicateurs de performance LEC et UL pour les points sélectionnés de l'ONR, l'OSMO1 et l'OSMO2

Les valeurs des variables d'optimisation des points sélectionnés pour la comparaison sont données dans le Tableau IV. 4.

Tableau IV. 4 : Dimensionnements des cas 0, 1 et 2 pour les l'ONR, l'OSMO1 et l'OSMO2

	Cas 0			Cas 1			Cas 2		
	ONR	OSMO 1	OSMO 2	ONR	OSMO 1	OSMO 2	ONR	OSMO 1	OSMO 2
Nombre de modules PV	757	774	762	608	608	591	547	538	549
Nombre de cellules de batterie	142	147	150	135	137	144	134	146	127
Nombre de cellules d'électrolyse	8	12	14	1	3	3	2	4	2
Volume du stockage d'H ₂ (m ³)	32	24	36	1	3	3	8	24	3
Puissance de la pile à combustible (W)	43 843	51 091	51 624	2 052	631	6 472	313	300	7 380

On observe que pour atteindre l'autonomie, i.e. dans le Cas 0, toutes les variables d'optimisation ont des valeurs plus élevées lorsqu'elles sont issues de l'OSMO1 et de l'OSMO2 que pour celles issues de l'ONR à l'exception du volume de stockage d'H₂ pour l'OSMO1. En d'autres termes, tous les composants ont un dimensionnement plus important lorsque l'incertitude est prise en compte pour satisfaire totalement la charge. Dans le cas de l'OSMO2, le dimensionnement de la batterie atteint même la borne supérieure fixée pour cette optimisation (150 unités, cf. Tableau I. 3).

D'une manière générale, on remarque cependant que tous les composants n'ont pas des évolutions de même ampleur, la puissance de la pile à combustible résultant de l'optimisation est très variable tandis que le dimensionnement des autres composants est plus homogène selon le type d'optimisation et les cas sélectionnés.

2.2.2. Biais

On constate à la Figure IV. 7 que pour l'UL, il n'a pas toujours été possible de trouver parmi les dimensionnements proposés par les OSMO, un dimensionnement menant à un UL exactement identique à celui de la solution retenue de l'ONR, sauf pour le cas UL = 0%. Pour pallier ce problème, il faudrait que les OSMO proposent plus de dimensionnements, afin que ceux-ci (une fois simulés aux conditions nominales) aient leurs indicateurs de performance répartis de manière plus homogène et qu'il soit ainsi plus aisé d'identifier un dimensionnement dont l'UL est identique à celui retenu dans l'ONR. Pour cela, il faudrait augmenter la taille de la population des OSMO (N dans le Tableau IV. 2 et à la Figure IV. 2) mais ceci mènerait à une explosion des temps de calculs (cf. section suivante).

Par ailleurs, en raison des dimensionnements décrits dans le *Tableau IV. 4* et des différentes technologies mobilisées, le LEC est aussi différent entre les cas de dimensionnement issus de l'ONR, l'OSMO1 et l'OSMO2.

Une autre information à garder à l'esprit est le fait que ces simulations ont été faites sans prendre en compte la variabilité des ST. A la *Figure IV. 6*, on observe les résultats issus d'une simulation unique et non des indicateurs statistiques qui rendraient compte de la variabilité des ST.

2.2.3. Étude de la robustesse

Afin d'évaluer la robustesse des solutions issues de l'OSMO1 et l'OSMO2, les incertitudes sont propagées pour les trois dimensionnements sélectionnés (dernière étape de l'AOSMO comme indiqué à la *Figure IV. 1*). Les résultats de la propagation, sous forme de nuages de points sont visibles à la *Figure IV. 8*. Rappelons qu'on n'observe pas ici des indicateurs résultant d'une simulation unique (UL et LEC) mais des quantités statistiques à propos de ces indicateurs (UL et LEC moyens pour plusieurs réalisations des ST), calculées à partir de plusieurs simulations ($k=100$), contrairement aux points de référence des dimensionnements sélectionnés (cf. dernière remarque de la sous-partie précédente). Pour les nuages de points, chaque point correspond à une réalisation des paramètres incertains et une moyenne sur les réalisations des ST.

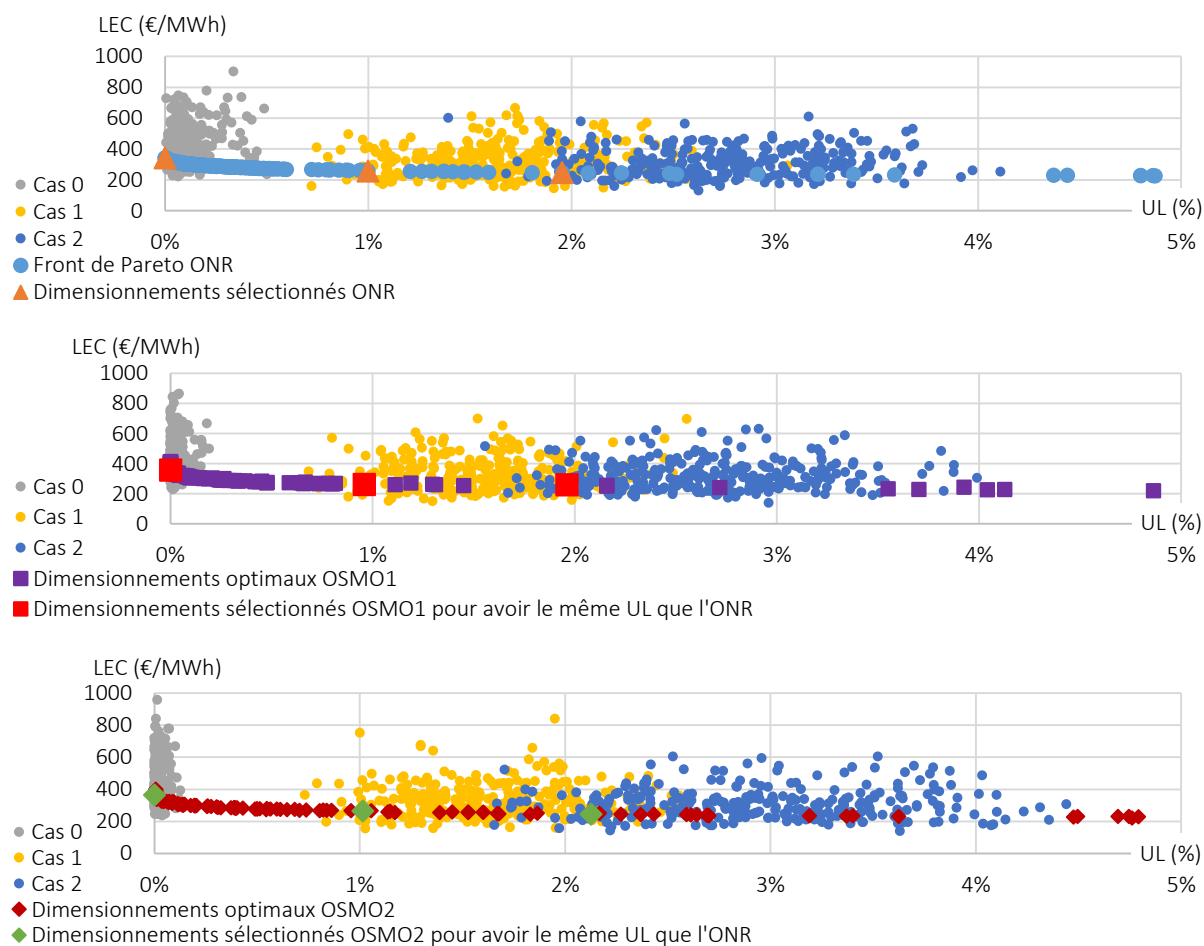


Figure IV. 8 : Indicateurs de performance UL et LEC moyens pour les trois points de fonctionnement soumis aux incertitudes, sélectionnés parmi les résultats de l'ONR, l'OSMO1 et l'OSMO2

Avant toute analyse statistique, on observe graphiquement plusieurs tendances qu'on analysera dans la sous-partie suivante :

1. Pour le Cas 0, l'UL est moins dispersé pour les dimensionnements issus des optimisations prenant en compte les incertitudes que pour le dimensionnement issu de l'ONR.

2. Pour les cas 1 et 2, contrairement à ce qu'on aurait pu attendre, l'UL ne semble pas moins dispersé pour les dimensionnements issus de l'OSMO2 que pour les dimensionnements issus de l'OSMO1 et de l'ONR. En effet, en raison du critère d'optimisation lié à l'UL choisi pour l'OSMO2 ($\mu_{UL} + 1.291 * \sigma_{UL}$), cette dernière est censée minimiser la variabilité de l'UL, ce qui n'est pas le cas dans l'ONR et dans l'OSMO1.
3. Le LEC ne semble pas être très impacté par le changement de méthode d'optimisation (passage de l'ONR à l'OSMO). Visuellement, aucune tendance forte n'apparaît pour cet indicateur de performance.
4. Au même titre que pour l'ONR, on constate que les nuages de points sont répartis à des UL plus élevés que leur point de référence. En effet, le point de référence correspond à une simulation unique, sans prise en compte de la variabilité temporelle, tandis que les autres indicateurs (UL et LEC moyens des cas 0, 1 et 2) sont évalués par simulation MC en utilisant les ST de production PV alternatives (les deux ST alternatives utilisées correspondant à des dégradations de la production PV, ce qui amoindrit le taux de satisfaction de la charge, i.e. augmente l'UL).

2.2.4. Analyse

Pour expliquer ces tendances, on peut s'intéresser à la moyenne et à l'écart-type des indicateurs de performance UL et LEC moyens soumis aux incertitudes ; ceux-ci sont représentés à la *Figure IV. 9*. Les valeurs qui apparaissent au-dessus des barres de l'OSMO1 et l'OSMO2 sont les évolutions par rapport aux valeurs correspondantes de l'ONR.

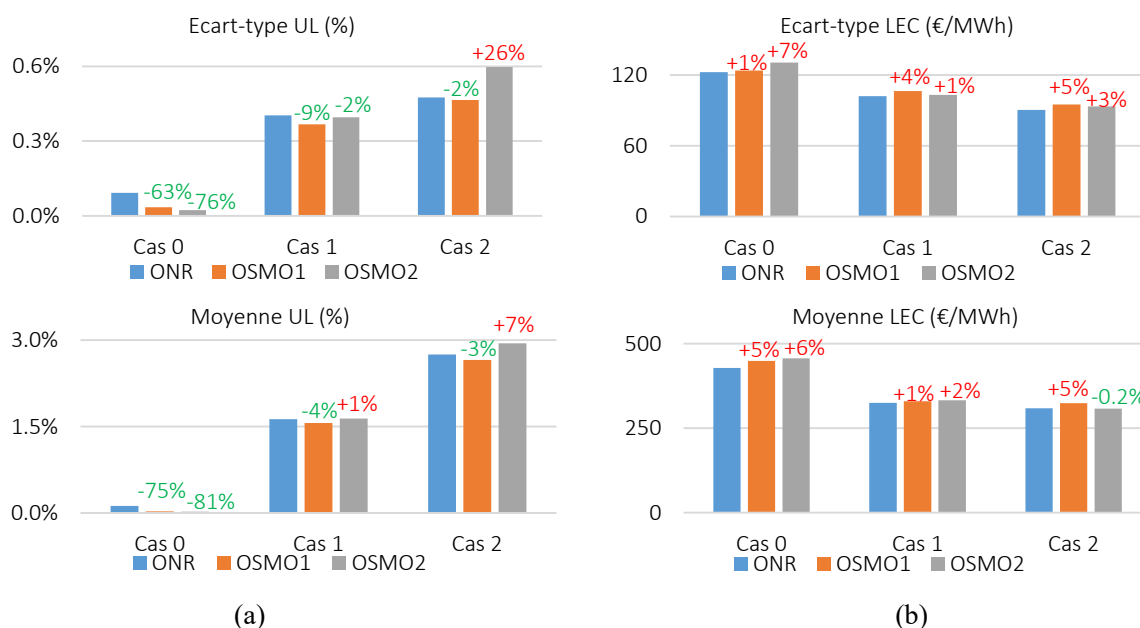


Figure IV. 9 : Comparaison des écarts-types et des moyennes de l'UL (a) et du LEC (b) moyens soumis aux incertitudes et à la variabilité pour les trois dimensionnements sélectionnés de l'ONR (bleu), l'OSMO1 (orange) et l'OSMO2 (gris)

Comme constaté graphiquement (1^{ère} tendance), on constate que pour le Cas 0, la variabilité de l'UL est réduite pour les OSMO par rapport à l'ONR, l'OSMO2 à hauteur de 76% et l'OSMO1 à hauteur de 63%, ces valeurs sont cohérentes avec le fait que l'OSMO2 a pour objectif de réduire la variabilité de l'UL, ce qui n'est pas le cas de l'OSMO1. On observe aussi que pour le Cas 0, par rapport à l'ONR, les OSMO réduisent drastiquement la moyenne (-75% pour l'OSMO1 et -81% pour l'OSMO2).

En revanche, comme on avait déjà pu l'estimer visuellement (2^{ème} tendance), la réduction de la variabilité de l'UL pour les cas 1 et 2 est moins prégnante. Pour le Cas 1, l'OSMO1 est plus performante que l'OSMO2 pour réduire l'écart-type de l'UL (-9% contre -2% par rapport à l'ONR) et dans le Cas 2, seule l'OSMO1 réduit l'écart-type de l'UL par rapport à l'ONR. Le dimensionnement proposé par l'OSMO2 (Cas 2) a un UL

plus volatil que ceux proposés par l'ONR et l'OSMO1. Au vu du critère d'optimisation lié à l'UL de l'OSMO2, ces résultats peuvent paraître contre-intuitifs. Cependant l'OSMO2 a plusieurs critères d'optimisation (au même titre que l'ONR et l'OSMO1) ; au-delà de minimiser $\mu_{UL} + 1.291 * \sigma_{UL}$, l'OSMO tend aussi à minimiser μ_{LEC} et on constate que le dimensionnement correspondant au Cas 2 de l'OSMO2 répond mieux à cet objectif (amélioration certes légère) que les dimensionnements correspondant au Cas 2 de l'ONR (-0.2%) et de l'OSMO1. On retrouve ici le rôle que doit jouer l'utilisateur dans le choix d'un dimensionnement entre plusieurs solutions concurrentes liées à des objectifs d'optimisation en compétition. Cette compétition entre les objectifs, très fréquente dans l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides renouvelables est à nouveau illustrée dans l'optimisation prenant en compte les incertitudes.

Enfin, comme constaté graphiquement (3^{ème} tendance), le LEC est peu impacté par le changement de méthode d'optimisation, en effet, les moyennes et écarts-types entre des dimensionnements issus de l'ONR, l'OSMO1 et l'OSMO2 sont de valeurs comparables. Néanmoins, on peut là encore observer l'effet de la compétition entre les critères d'optimisation. Par comparaison avec l'ONR, tous les dimensionnements pour lesquels la moyenne et / ou l'écart-type sont réduits ont un LEC plus important en moyenne (et de variabilité plus grande). En effet, le levier utilisé dans l'optimisation du dimensionnement pour réduire l'UL d'un système et sa variabilité est d'augmenter la taille de ses composants, comme l'indique le *Tableau IV. 4*. Ces augmentations ont pour conséquence une augmentation du coût du système et avec lui, du coût de l'énergie produite, mesuré par le LEC. De la même façon que pour les résultats de l'ONR, les systèmes de taille plus importante (et dont le LEC est donc plus important) ont une variabilité de coût plus importante (i.e. la variabilité du LEC augmente aussi) car l'impact des incertitudes liées aux paramètres économiques est plus fort sur un système de taille plus importante. C'est ici l'utilisateur qui peut trouver la solution de compromis qui répond au mieux à ses attentes, plutôt que de pratiquer un surdimensionnement « à l'aveugle » comme décrit dans la section suivante.

La comparaison des deux OSMO montre que cette méthode n'est pas d'une grande spécificité. En effet, la réduction de la variabilité de l'UL est plus forte avec l'OSMO1 pour les cas 1 et 2 qu'avec l'OSMO2 alors qu'il s'agit d'un des objectifs de cette dernière, et qu'il s'agit seulement d'un effet collatéral de la réduction de la moyenne de l'UL pour l'OSMO1. Pour les dimensionnements comparés (à UL comparable dans notre cas), le classement de leurs grandeurs statistiques ne correspond pas spécifiquement au classement des critères d'optimisation, en ce sens on peut dire que la méthode manque de spécificité.

On peut se demander si le poids donné à la variabilité de l'UL via le facteur $\alpha_{UL} = 1.291$ est suffisant. En effet, la méthode de détermination de ce facteur peut aussi être remise en question ; l'agrégation des moyennes d'une part et des écarts-types de l'autre, de trois dimensionnements distincts n'est pas nécessairement le choix le plus pertinent. De plus, la précision du facteur α_{UL} semble superflue. D'autres facteurs, établis selon un autre protocole seraient donc à essayer pour poursuivre ces travaux.

Cependant, la comparaison entre la variabilité de ces solutions ne doit pas être sur-interprétée : pour le cas 0, la solution proposée par l'OSMO2 a un UL moins dispersé que celle proposée par l'OSMO1. De plus, comme on l'a vu à la *Figure IV. 7*, les points de référence n'ont pas exactement les mêmes performances, car les variables d'optimisation sont discrètes et ne permettent pas d'obtenir n'importe quelle valeur des fonctions-objectif. Cette meilleure aptitude de l'OSMO1 à réduire la variabilité du LEC s'explique donc par plusieurs facteurs :

- le manque de spécificité de la méthode d'Optimisation Stochastique Multi-Objectif,
- la compétition entre les différents critères d'optimisation qui induit la nécessité pour l'utilisateur de choisir une solution de compromis entre les dimensionnements proposés.

Enfin, le choix a été fait de comparer des dimensionnements sélectionnés sur la base d'UL équivalents, en raison des critères d'optimisation retenus pour l'OSMO2 (i.e. minimisation de $\mu_{UL} + 1.291 * \sigma_{UL}$, et μ_{LEC}). Si la sélection avait été effectuée sur la base de LEC équivalents (issus des cas 0, 1 et 2 en ONR), les moyennes et écarts-types des solutions retenues auraient été différents.

Dans (Nadal et al. 2020), des résultats plus démonstratifs d'une OSMO sur une étude de même type sont présentés : OSMO sur le modèle de l'OSMO2 dans laquelle on cherche à minimiser le LEC et l'UL en moyenne et la variabilité de l'UL (via l'utilisation de $\alpha_{UL} > 0$ dans le critère d'optimisation lié à l'UL). Les différences majeures entre le cas de (Nadal et al. 2020) et les résultats présentés ci-dessus sont :

- l'absence de prise en compte des incertitudes liées aux ST,
- un coefficient α_{UL} plus élevé ($\alpha_{UL} = 2.92$).

Les résultats de cette étude témoignent du fait que l'OSMO parvient à réduire la variance de l'UL pour les cas différents de la recherche de l'autonomie du système (Cas 0). La Figure IV. 10 présente la comparaison de deux dimensionnements pour lesquels l'UL vaut 1% (nommé Cas 1) qui montrent que pour une faible augmentation du LEC (+0.2%), l'OSMO parvient à proposer un dimensionnement abaissant significativement la variabilité de l'UL et dans une moindre mesure sa moyenne.

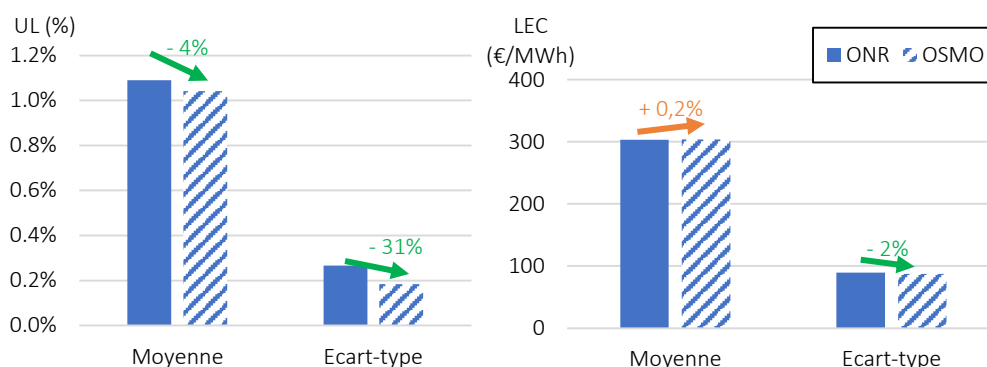


Figure IV. 10 : Comparaison pour le Cas 1 de la moyenne et de l'écart-type entre les dimensionnements issus de l'ONR et de l'OSMO (Nadal et al. 2020)

Ces résultats sont plus démonstratifs pour des cas de comparaison avec des $UL \neq 0$, montrant que l'OSMO ne fonctionne pas uniquement pour des cas approchant de l'autonomie du système. Cependant, nous n'avons pas assez d'éléments pour attribuer cette différence d'efficacité de l'OSMO à la prise en compte des ST, la différence de coefficient α , ou encore les différences de dimensionnement.

Malgré son manque de spécificité, l'OSMO permet d'intégrer la prise en compte des incertitudes et de la variabilité des ST dans le processus d'optimisation. La méthode utilisée, combinaison d'un AG et de simulation MC rend possible l'utilisation d'un nouveau critère d'optimisation, permettant de prendre en compte la variabilité des indicateurs de performance du système, au même titre que la valeur moyenne de ces indicateurs. La section qui suit synthétise l'apport de cette approche.

3. Apport de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif

L'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (AOSMO) permet de proposer des dimensionnements pour un système énergétique hybride modélisé par une boîte noire tout en prenant en compte les incertitudes en entrée de cette boîte noire ainsi que la variabilité des séries temporelles nécessaires à la simulation du système. En effet, la méthode d'optimisation proposée, combinaison d'un AG et de simulation MC ne nécessite pas d'avoir accès aux équations du modèle : elle a été appliquée avec Odyssey mais tout autre outil de simulation convient, aux seules conditions qu'on puisse écrire ses entrées, le lancer depuis l'extérieur et lire ses sorties. Cette méthode permet aussi l'utilisation d'un nouveau critère d'optimisation, permettant de prendre en compte la variabilité des indicateurs de performance du système, au même titre que la valeur de ces indicateurs. Cette approche a été mise en œuvre sur le cas d'étude présenté au Chapitre 1, ce qui nous a permis de démontrer sa capacité à proposer un dimensionnement plus robuste que l'ONR mais aussi d'éprouver ses limites.

3.1. Capacité de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif à proposer un dimensionnement robuste

Dans ce paragraphe, on s'appuie uniquement sur l'exemple de l'OSMO2, dans laquelle le nouveau critère d'optimisation incluant performance et robustesse est utilisé pour améliorer la satisfaction de la charge. L'optimisation multicritère tend à minimiser le LEC moyen mais aussi l'UL en moyenne et en dispersion.

Tout d'abord, malgré son manque de spécificité, l'OSMO2 remplit ses objectifs. Comme dans toute optimisation multi-objectif avec des critères en compétition, la solution retenue est une solution de compromis entre les différents critères. A la *Figure IV. 11* un focus est proposé sur le « Cas 0 » de l'OSMO2 : ce cas correspond au dimensionnement ayant le LEC le plus faible parmi ceux ayant un UL nul, lorsque les configurations proposées par l'OSMO2 sont simulées avec les paramètres incertains pris à leur valeur nominale (cf. *Figure IV. 5*). Il apparaît à la *Figure IV. 11* que pour une augmentation relativement faible du LEC (en moyenne et en dispersion), l'OSMO2 parvient à abaisser radicalement la moyenne et la variabilité de l'UL d'un système soumis aux incertitudes et à la variabilité des séries temporelles.

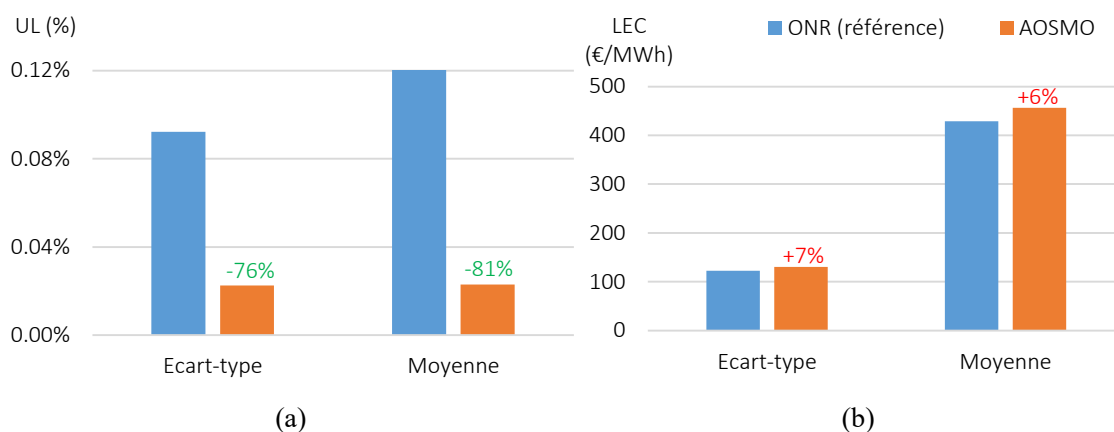


Figure IV. 11 : Comparaison pour le Cas 0 de l'écart-type et de la moyenne de l'UL (a) et du LEC (b) moyens entre l'ONR et l'OSMO2

Ce gain dans la satisfaction de la charge (moyenne de l'UL réduite de 81%) et sa robustesse (écart-type de l'UL réduit de 76%) est rendu possible par l'augmentation de la taille de tous les composants par rapport au dimensionnement issu de l'ONR. En particulier, la taille du banc de batterie est augmentée et s'est heurtée aux bornes fixées pour les variables d'optimisation (150 unités, cf. *Tableau I. 3*). De plus, la chaîne hydrogène prend une taille plus conséquente, en particulier l'électrolyseur dont le nombre de cellules est augmenté de 75% par rapport au dimensionnement issu de l'ONR.

Ce gain de service se fait au prix d'une augmentation du LEC (moyenne augmentée de 6%) et de sa variabilité (écart-type augmenté de 7%). Pour le cas 0, la quantité d'électricité fournie est de 5051 MWh sur l'ensemble de la durée d'exploitation (20 ans). Le surcoût lié à l'augmentation de 6% du LEC correspond à un total de quasiment 106 000 € (105 616.41 €, avec un taux d'actualisation de 8%) pour les valeurs de LEC de référence (cf. *Tableau IV. 5*).

Dans le but d'atteindre l'autonomie (Cas 0), on peut s'intéresser au gain financier lié à l'utilisation de l'AOSMO plutôt qu'à celle d'une approche traditionnelle de surdimensionnement « à l'aveugle » qu'on aurait pu mettre en œuvre dans une approche déterministe. Ainsi on fait l'hypothèse que l'utilisateur souhaite prendre une marge de sécurité sur le dimensionnement du Cas 0, et augmente la taille de chacun des composants de 50% par rapport au dimensionnement issu de l'ONR dans l'optique d'avoir un UL plus fiable. On nomme ce cas « Marge 50% ».

Pour le nombre de modules PV et le nombre de cellules de batterie, cette augmentation revient à dépasser les bornes fixées pour les variables d'optimisation qu'on fixe donc à la borne supérieure d'optimisation. Les dimensionnements comparés et les indicateurs de performance résultants (issus d'une simulation unique sans prise en compte de la variabilité des ST) sont disponibles dans le *Tableau IV. 5*. Pour les variables d'optimisation, les valeurs entre parenthèses pour le cas « Marge 50% » correspondent aux augmentations de taille par rapport au cas de référence (ONR) pour les composants dont l'augmentation de taille est limitée par les bornes fixées pour les variables d'optimisation (nombre de modules PV et nombre de cellules de batterie). Les autres augmentations (pour les composants de la chaîne hydrogène) sont de +50%. Les valeurs entre parenthèses pour l'OSMO2 correspondent aux augmentations de tailles par rapport au cas de référence (Optimisation Non Robuste).

Tableau IV. 5 : Dimensionnements du Cas 0 pour l'ONR, la Marge 50% et l'OSMO2.

	ONR (référence)	Marge 50%	AOSMO (OSMO2)
Nombre de modules PV	757	1000 (+32%)	762 (+1%)
Nombre de cellules de batterie	142	150 (+6%)	150 (+6%)
Nombre de cellules d'électrolyse	8	12	14 (+75%)
Volume du stockage d'hydrogène (m ³)	32	48	36 (+13%)
Puissance de la pile à combustible (W)	43 843	65 765	51 624 (+18%)
UL (%)	0	0	0
LEC (€/MWh)	343.46	435.39	364.37
Taux de production primaire PV non utilisée (%)	41%	56%	41%

Le dimensionnement « Marge 50% » a un LEC bien supérieur à celui issu de l'OSMO2 (435.39 €/MWh contre 364.37 €/MWh) mais il est a priori plus robuste, ce qu'on peut alors confirmer en propageant les incertitudes à travers ce nouveau dimensionnement. La variabilité de la production PV est alors aussi prise en considération. Les résultats de cette propagation sont présentés dans le *Tableau IV. 6*, en regard de ceux de l'OSMO2 (qui ont déjà été représentés à la *Figure IV. 9* et à la *Figure IV. 11*).

Tableau IV. 6 : Moyenne et écart-type de l'UL et du LEC moyen du Cas 0 pour l'ONR, la Marge 50% et l'OSMO2 soumis aux incertitudes

	UL (%)		LEC (€/MWh)	
	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne
ONR (référence)	0.09%	0.12%	122.26	428.62
Marge 50%	0.01%	0.002%	155.74	545.75
AOSMO (OSMO2)	0.02%	0.02%	130.50	456.44

On constate que la disposition « Marge 50% » est efficace pour améliorer la robustesse du dimensionnement proposé par l'ONR (Cas 0). En effet, la moyenne de l'UL soumis aux incertitudes est réduite de 98% (0.002% contre 0.12%) grâce à la marge de 50%. En revanche, l'augmentation du LEC liée à cette marge est importante, contrairement à l'augmentation du LEC dans le cadre de l'OSMO. En effet, la marge 50% fait augmenter la moyenne du LEC de 27% par rapport au cas de référence (545.75 €/MWh contre 428.62 €/MWh). De plus, comme pour toute augmentation globale du dimensionnement, la variabilité du LEC augmente.

Ainsi, utiliser l'AOSMO permet de limiter le surdimensionnement engendré par le gain de robustesse. Cette limitation peut se mesurer avec le surcoût évité pour le LEC qui est réduit de 20% entre le dimensionnement issu de l'AOSMO et celui du cas « Marge 50% » (456.44 €/MWh contre 545.75 €/MWh). Rapporté à la quantité d'électricité fournie sur la durée d'exploitation, l'économie d'utiliser le dimensionnement fourni par l'AOSMO par rapport à celui de la « Marge 50% » est de 451 083 €. De même, on pourrait mesurer le gain à utiliser l'AOSMO par rapport à un dimensionnement basé sur les pires réalisations possibles des paramètres incertains ou par rapport à une ST de production PV extrême.

En effet, l'OSMO propose une augmentation ciblée des composants clés pour améliorer la robustesse du système. Par exemple, le dimensionnement du champ PV est pratiquement inchangé entre l'ONR et

l'AOSMO. De fait, ce n'est pas la ressource qui est limitante comme le montre le taux de production primaire PV non utilisée (cf. *Tableau IV. 5*). Ce taux est de 41% pour les dimensionnements issus de l'ONR et de l'OSMO et il augmente notablement avec le dimensionnement du cas « Marge 50% » qui fixe la taille de l'installation PV à la borne supérieure d'optimisation. De même, parmi les éléments de la chaîne hydrogène, l'OSMO augmente radicalement seulement la taille de l'électrolyseur (augmentation de 75%) ; les augmentations des tailles du stockage et de la pile à combustible sont plus modérées (respectivement 13% et 18%). En effet, si on observe l'état de charge du stockage hydrogène du Cas 0 du dimensionnement issu de l'ONR, visible à la *Figure IV. 12*, on constate que celui-ci est rarement plein. Augmenter sa taille n'a donc de sens que si la taille de l'électrolyseur augmente en conséquence.

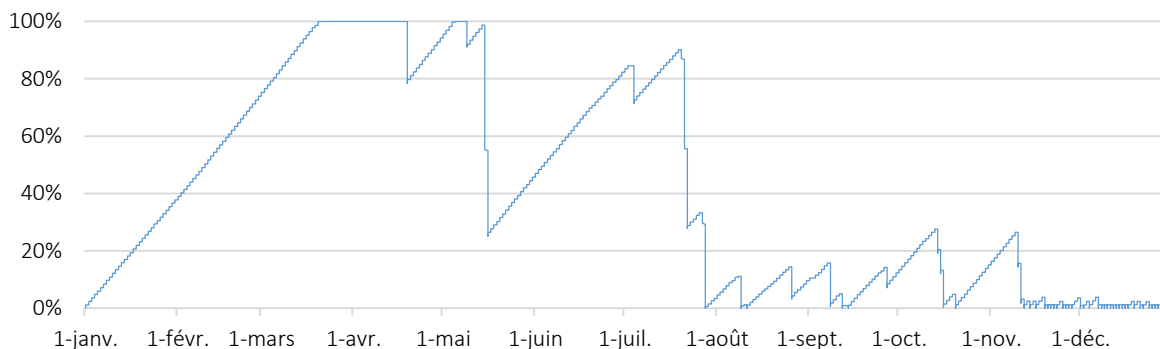


Figure IV. 12 : État de charge du stockage d'hydrogène pour le Cas 0 issu de l'ONR sur la durée de simulation intégrale (un an)

Ces évolutions ciblées sont explicables et potentiellement prévisibles dans le cas d'un système relativement simple comme celui utilisé pour le cas d'étude. Cependant, pour des systèmes plus complexes, l'AOSMO peut jouer le rôle de boussole pour indiquer, parmi les variables d'optimisation les leviers prioritaires à faire évoluer afin d'améliorer la robustesse du système.

Cette approche permet ainsi de réduire le surdimensionnement et son surcoût associé. Cependant, comme le montre le paragraphe suivant elle requiert des ressources calculatoires conséquentes.

3.2. Limites de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif

Le principal inconvénient de l'OSMO, soulevé aussi par les auteurs l'ayant mise en œuvre sur l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides (Kamjoo et al. 2016; Roberts et al. 2018) est le fait que cette méthode requiert d'importantes ressources calculatoires. En effet, au-delà du fait que chaque individu de l'AG, i.e. chaque jeu de variables d'optimisation (dans notre cas, des variables de dimensionnement), proposé par l'optimiseur est évalué k fois (ici $k = 100$) pour pouvoir évaluer la grandeur statistique jouant le rôle de critère d'optimisation, la convergence de l'OSMO est beaucoup plus lente que celle de l'ONR. La vitesse de convergence pour un AG est mesurée par le nombre de générations nécessaires pour atteindre la convergence (i.e. le fait que tous les individus de la population soient non dominés les uns par rapport aux autres).

Dans l'ONR, la population a une taille de 250 individus et la convergence est atteinte à la génération 60. Pour l'OSMO1 et l'OSMO2 la taille de la population est de 150 individus et malgré les 86 générations évaluées (le nombre maximal d'évaluations du modèle fixé est atteint), la convergence n'est pas atteinte, ni pour l'OSMO1, ni pour l'OSMO2. Il est alors possible de trier les solutions non-dominées entre elles.

Les trois paramètres influents sur le nombre d'évaluations modèle sont :

- la taille de l'échantillonnage (k),
- la taille de la population (nombre d'individus par génération N),
- le nombre de générations nécessaires à la convergence.

L'utilisateur ne fixe que les deux premiers paramètres, auxquels il faut ajouter le nombre maximal d'évaluations du modèle, mais celui-ci n'intervient que lorsque l'optimisation ne converge pas ou pas assez rapidement. Cependant, même pour de « petites » tailles d'échantillonnage (<100) et de population, le

nombre d'évaluations du modèle est rapidement très élevé et les temps de calcul associés dissuasifs. Ainsi, comme annoncé avec l'introduction de cette méthode, elle n'est réalisable que pour des modèles évaluables de manière rapide et en disposant de ressources calculatoires conséquentes. Le paramétrage des OSMO a été principalement orienté de sorte à limiter les temps de calculs.

Dans le cadre de l'OSMO1 et l'OSMO2, les 1 290 000 évaluations du modèle requises ont chacune été parallélisées sur 10 threads sur un Intel^(R) Core^(TM) i7-7700 CPU processor et ont nécessité environ 80 heures.

Conclusion

L'approche présentée dans cette partie, ou Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif est constituée d'une étape centrale : l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO) qui suit la modélisation du système et la quantification des sources d'incertitude. Elle précède une étape de propagation des incertitudes (décrite dans l'AAS) nécessaire à l'évaluation des solutions proposées par l'OSMO.

La méthode d'OSMO retenue pour ces travaux est la combinaison d'un AG et de simulation MC, proposée pour la première fois par (Cantoni et al. 2000) et déjà utilisée dans le cadre de l'optimisation de systèmes énergétiques renouvelables hybrides par (Kamjoo et al. 2016) et (Roberts et al. 2018).

Cette méthode est mise pour la première fois en œuvre avec une prise en compte de l'incertitude sur les paramètres technico-économiques statiques au même titre que l'incertitude sur les ST. De plus, une nouvelle formulation du critère d'optimisation est proposée permettant de prendre en compte la variabilité des indicateurs de performance au cours du processus d'optimisation.

L'application au cas illustratif a été réalisée deux fois :

- L'OSMO1 a pour double objectif de réduire le LEC du système d'une part et l'UL d'autre part.
- L'OSMO2 a pour double objectif de réduire le LEC du système d'une part et l'UL et sa variabilité d'autre part.

Cette application montre que l'AOSMO remplit ses objectifs et propose des solutions plus robustes aux incertitudes que les solutions issues de l'ONR. Pour atteindre l'autonomie (UL = 0%), la solution proposée par les OSMO et en particulier l'OSMO2 est plus performante (moyenne plus faible) et moins dispersée (écart-type plus faible) que la solution issue de l'ONR, pour une augmentation faible du LEC.

Un autre aspect que met en lumière l'application de la méthode d'OSMO au cas illustratif est le fait que la solution à retenir est toujours fortement dépendante du choix de l'utilisateur. En effet, comme dans toute optimisation multicritère dans laquelle les fonctions-cible sont en compétition, comme c'est le cas dans l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides, le dimensionnement retenu est une solution de compromis pour laquelle l'utilisateur doit privilégier certains aspects aux dépens d'autres. Avec l'OSMO et l'introduction de la nouvelle formulation du critère d'optimisation, le poids donné à la variabilité des indicateurs de performance est un nouveau paramètre avec lequel l'utilisateur peut jouer pour trouver la solution la mieux adaptée à ses contraintes et enjeux.

Enfin, l'application de la méthode au cas illustratif a permis de se confronter à sa limitation majeure, c'est-à-dire les importantes ressources calculatoires nécessaires à sa mise en œuvre. Cette méthode nécessite des modèles aux temps d'évaluation rapides en raison du grand nombre d'appels au modèle requis et / ou le recours à des ressources de calculs parallèles, ce que permet la plateforme Uranie.

Ce chapitre traite de l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif dans la perspective d'optimiser le dimensionnement d'un système hors temps réel. La question du pilotage est abordée dans le chapitre suivant (Chapitre 5) et la complémentarité de l'AOSMO avec l'AAS, abordée précédemment, est traitée Chapitre 6.

Chapitre 5

Prise en compte du pilotage

La prise en compte des incertitudes dans l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides renouvelables peut intervenir à différents moments d'une étude. Dans une démarche d'optimisation sous incertitude, comme l'a présentée le Chapitre 4, elle peut là aussi intervenir à différentes phases de la conception du système, comme en témoigne la programmation stochastique avec recours qui différencie deux types de variables d'optimisation. Les variables de la première étape sont décidées avant la réalisation des incertitudes et les variables de recours sont optimisées après la réalisation des incertitudes et leur optimisation est parfois assimilée à un problème de pilotage du système. Ce n'est pas le mode d'optimisation qui a été mis en œuvre dans ces travaux, dans lesquels seules les variables de dimensionnement ont été optimisées jusqu'à présent, toutes simultanément.

Comme cela a été détaillé dans le Chapitre 1, dans le cas de systèmes hybrides avec des composants assurant une même fonction (ex : stockages en concurrence), le pilotage dans Odyssey est effectué par des règles logiques qui sont fixes durant toute la durée de simulation, mais peuvent dépendre de grandeurs variables au cours de celle-ci. Les règles logiques peuvent par exemple se baser sur des critères de prix de marché de l'énergie, d'état de charge, etc. qui varient pendant la simulation, mais les règles logiques et leurs seuils sont fixés au même titre que les variables de dimensionnement du système.

Le pilotage (dit aussi l'opération, ou la stratégie de gestion, ou encore le contrôle) du système joue un rôle majeur dans la performance du système, en particulier pour ses indicateurs techniques. Ce chapitre met donc en lumière les développements envisagés pour prendre en compte les incertitudes dans l'optimisation du pilotage. Ces développements sont restés au stade d'ébauches et constituent des voies de recherche possibles pour des travaux futurs. La première section (1) explore la piste d'une optimisation simultanée des variables de dimensionnement et de pilotage. La deuxième section (2) présente quant à elle l'idée que la modification du pilotage d'un système hybride dimensionné pour un pilotage donné et dont la réalisation des incertitudes abaisse les performances du système, peut permettre de réduire la perte de performance liée aux incertitudes.

1. Optimisation simultanée du dimensionnement et du pilotage

1.1. Principe de la co-optimisation simultanée et conditions d'applicabilité

Les problèmes d'optimisation du dimensionnement et du pilotage d'un système sont couplés. Ce couplage a été analysé par (Fathy et al. 2001) dans le domaine de la conception mécatronique mais cette problématique s'applique à une communauté bien plus large et en particulier dans le domaine des systèmes énergétiques hybrides dans lequel la stratégie de gestion de l'énergie joue un rôle important (Dufo-López et al. 2017).

La conséquence de ce couplage est la nécessité de co-optimiser le dimensionnement et le pilotage pour mettre en place une conception et une performance optimales. (Fathy et al. 2001) montre que les approches séparées ou séquentielles (i.e. optimisation du dimensionnement puis du contrôle) échouent à garantir l'optimalité, contrairement aux approches simultanée et imbriquée, toutes les deux validées théoriquement :

- co-optimisation imbriquée : le dimensionnement est optimisé en boucle externe du contrôle, i.e. pour chaque dimensionnement considéré, la stratégie de gestion est optimisée (boucle interne). Cette approche se met en œuvre avec une structure algorithmique simple : deux boucles d'optimisation imbriquées mais indépendantes. Cependant cette approche multiplie la complexité calculatoire des deux optimisations, ce qui rend les temps de calcul prohibitifs, en particulier dans le cas où les indicateurs de performance considérés sont des grandeurs statistiques pour prendre en compte la variabilité des séries temporelles.
- co-optimisation simultanée : dans les cas où le pilotage est dynamique et le dimensionnement statique, (Fathy et al. 2001) qualifie l'approche analytique de difficile, et (Haessig 2014) ajoute que d'un point de vue numérique, aucun algorithme connu ne semble permettre de mettre en œuvre cette approche.

Dans de nombreux cas, ces approches ne peuvent pas être mises en œuvre car l'optimisation du dimensionnement est statique et celle de la stratégie dynamique, les solutions consistent principalement à réduire la complexité du problème. Par exemple, (Kim and Peng 2007) paramètre la loi de gestion pour un véhicule hydrogène et batterie suivant une forme issue de résultats d'optimisation dynamique, ce que reprend (Haessig 2014) dans le contexte d'intégration de l'énergie éolienne sur les réseaux électriques insulaires avec stockage.

Cependant, le pilotage tel qu'il est mis en œuvre dans le logiciel Odyssey est myope, c'est-à-dire qu'il est régi par des lois invariables au cours de la simulation. Les lois de pilotage sont en effet des règles logiques liées à des seuils qui sont fixes sur l'ensemble de la durée de simulation. Ces seuils concernent des quantités variables au cours de la simulation (niveaux de charge, niveaux de prix, etc.) mais ils ne varient eux-mêmes jamais au cours de la simulation. Par exemple : la mise en route d'un composant est déclenchée lorsqu'un seuil A de prix d'achat de l'électricité est atteint, le prix d'achat est variable au cours de la durée de simulation, mais le seuil A ne change jamais, quelle que soit la saison, ou les autres états du système par ailleurs.

Ainsi, l'optimisation du dimensionnement et celle du contrôle sont deux problèmes d'optimisation statiques. Dans ce contexte, la co-optimisation simultanée peut être pratiquée : les variables de dimensionnement et de stratégie de gestion de l'énergie sont de même nature pour la simulation comme pour l'optimisation.

1.2. Applicabilité au cas d'étude et intégration dans l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif

Comme cela a été décrit au Chapitre 1 dans la description du cas d'étude, seul le dimensionnement du système a été optimisé, pour un pilotage fixe, basé sur l'état de charge de la batterie, cf. Figure I. 6. L'optimisation des constantes de la stratégie de gestion, i.e. les seuils FC+, FC-, ELY+ et ELY- n'a pas été réalisée pour définir les cas de référence. Néanmoins, l'approche de co-optimisation du dimensionnement et du pilotage est techniquement réalisable dans ce cadre de modélisation et simulation. Qui plus est, cette approche est compatible avec l'optimisation multicritère utilisée dans nos travaux.

Grâce à l'homogénéité des variables de dimensionnement et de pilotage dans le cadre imposé par le logiciel Odyssey, l'intégration des constantes de stratégie d'opération aux variables d'optimisation dans l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif (OSMO) ne présente pas de difficulté technique. Cependant, l'optimisation des constantes de la stratégie de gestion, i.e. les seuils FC+, FC-, ELY+ et ELY- n'a pas été réalisée dans le cadre de l'OSMO.

1.3. Insuffisance d'un pilotage fixe

La faisabilité technique de l'optimisation des constantes de stratégie d'opération dans le cadre déterministe mais aussi dans le cadre de l'OSMO n'a pas été exploitée car la pertinence d'un pilotage fixe non adaptatif semble discutable. En effet, plusieurs études récentes montrent la supériorité d'un pilotage anticipatif sur un pilotage myope (Široký et al. 2011; Bruni et al. 2014; Dufo-López et al. 2017). Sans entrer dans la question

du couplage entre le dimensionnement et le pilotage, ni même de la prise en compte des incertitudes, on peut montrer sur le cas d'étude l'insuffisance d'un pilotage fixe.

Cette insuffisance peut être illustrée par une des occurrences au cours de laquelle la charge n'est pas satisfaite, dans le Cas 1 du cas d'étude, que l'on peut expliquer avec la Figure V. 1 sur laquelle sont représentés :

- Cadran supérieur :
 - o la puissance de la Pile à Combustible ou PAC (représentée en jaune),
 - o la puissance de l'électrolyseur (représentée en vert),
- Cadran inférieur :
 - o l'état de charge du stockage d'hydrogène (State Of Charge, SOC_{H_2} , représenté en bleu),
 - o l'état de charge de la batterie (State Of Charge, $SOC_{batterie}$, représenté en orange),
 - o la charge non satisfaite (représentée en gris).

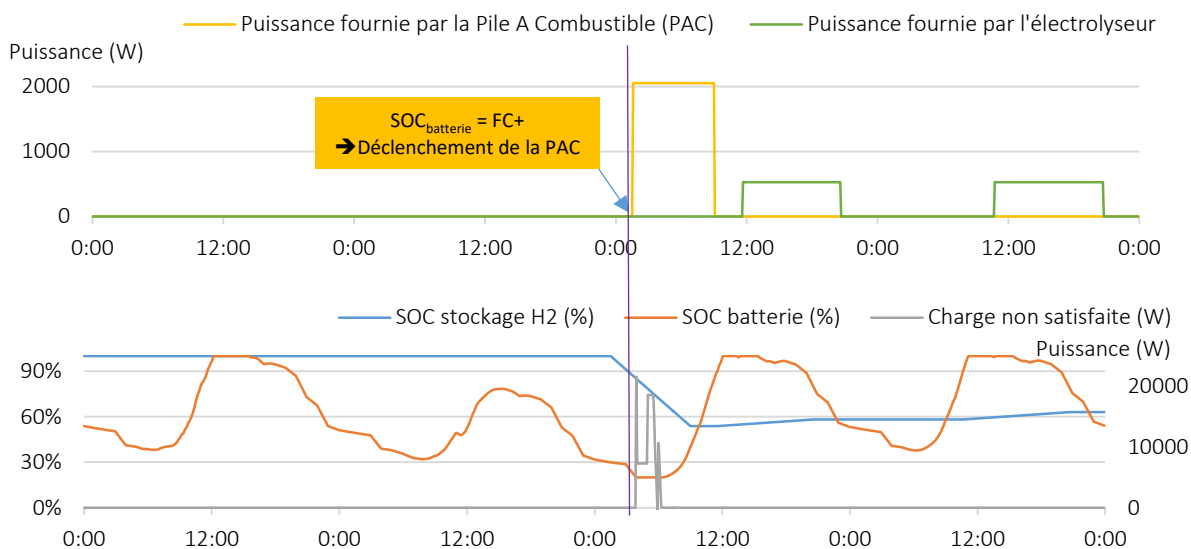


Figure V. 1 : Occurrence d'insatisfaction de la charge liée à un pilotage non adapté

Dans cet exemple, l'insatisfaction de la charge a lieu dans la nuit du troisième jour représenté, après une journée peu ensoleillée pendant laquelle la batterie n'a pas pu se recharger complètement. Suivant sa règle de pilotage, la pile à combustible se met en marche lorsque l'état de charge de la batterie atteint le seuil FC+ (30%), mais sa mise en route ne suffit pas à fournir suffisamment d'énergie pour couvrir toute la charge appelée.

Sur la Figure V. 1, on observe que lors de l'épisode de non satisfaction, le stockage d'hydrogène est sollicité mais ne se décharge pas complètement, ne permettant pas d'assurer la fourniture complète de la charge. Deux raisons peuvent être invoquées : la puissance insuffisante de la PAC d'une part et l'inadaptation de la stratégie de pilotage de l'autre. En effet, un contrôle anticipatif et variable aurait permis de déclencher le fonctionnement de la PAC plus tôt.

Remarque : On observe aussi que la puissance de l'électrolyseur se met en marche lorsque l'état de charge de la batterie atteint le seuil ELY+ (90%), ce qui ne se produit qu'à partir du troisième jour représenté, alors que l'état de charge de la batterie atteint aussi ce seuil le premier jour (représenté). En effet, lors du premier jour, le stockage d'hydrogène est plein, il n'est donc pas possible d'électrolyser à ce moment.

L'optimisation des constantes de stratégie d'opération du cas d'étude n'a pas été réalisée dans le cadre de l'AOSMO, ni en déterministe simultanément avec les variables de dimensionnement. Nous avons réalisé leur optimisation suite à l'optimisation des variables de dimensionnement dans un cadre bien particulier présenté dans la section suivante ; avec l'objectif de limiter l'impact des incertitudes sur les indicateurs de performance du système une fois celui-ci dimensionné.

2. Optimisation du pilotage permettant de limiter l'impact des incertitudes

Dans le même ordre d'idée que la programmation stochastique avec recours, on peut exploiter l'idée que le pilotage d'un système peut rattraper les incertitudes liées à celui-ci, une fois celles-ci connues et réalisées.

Pour un dimensionnement donné, les incertitudes sont propagées afin de connaître ses conditions de fonctionnement réelles et le pilotage est alors optimisé. Le dimensionnement du système dont on optimise le pilotage peut être issu d'une optimisation, prenant ou non en compte les incertitudes, mais pas nécessairement, i.e. on peut utiliser la même démarche sur un système dont le dimensionnement n'a pas été optimisé.

2.1. Mise en œuvre

Cette démarche est mise en œuvre sur un cas similaire au cas d'étude présenté au Chapitre 1. Après optimisation du dimensionnement du système de manière déterministe ou par Optimisation Non Robuste (ONR), la propagation des incertitudes est réalisée pour certains points sélectionnés sur le Front de Pareto. Seuls le Cas 0 et le Cas 1, correspondants aux points de dimensionnement du système pour lesquels l'UL de celui-ci est respectivement de 0 et de 1% sont identifiés sur la *Figure V. 3* et la propagation n'est réalisée que pour le Cas 0. Dans ce cas, les ST ne sont pas prises en compte, les indicateurs de performance évalués résultent donc d'une simulation unique (et ne sont pas des grandeurs statistiques). Parmi les réalisations des conditions réelles dans lesquelles le système fonctionne, deux points de fonctionnement (A et B sur la *Figure V. 3*) sont sélectionnés. Ils correspondent à un dimensionnement unique (dimensionnement du Cas 0) et à deux jeux de paramètres incertains, les constantes de stratégie d'opération étant alors fixées à leur valeur de référence, cf. *Tableau V. 1*. Ceci est équivalent à la démarche qui est adoptée couramment en pratique sur le terrain : le système est dimensionné de manière optimale et au moment de l'installation, le pilotage est adapté au système réel qui n'a plus d'incertitude court terme (cf. Chapitre 2). Les seules incertitudes restantes sont les conditions de fonctionnement variables ou ST et les incertitudes long terme (vieillesse, durée de vie des composants...).

Pour les points A et B, malgré les insuffisances du pilotage myope identifiées dans la section précédente, les constantes des stratégies du pilotage myope sont à leur tour optimisées pour tenter d'améliorer les performances d'un système à dimensionnement fixé ; les quatre constantes de la stratégie de fonctionnement sont donc les variables d'optimisation, synthétisées dans le *Tableau V. 1*.

Tableau V. 1 : Variables d'optimisation du pilotage

	Valeur de référence	Borne inférieure	Borne supérieure
FC+	0.3	0.2*	0.35
FC-	0.4	0.3	0.5
ELY-	0.8	0.51	0.86
ELY+	0.9	0.85	0.95

*0.2 correspond au SOC minimal de la batterie.

L'optimisation est réalisée par l'algorithme génétique SPEA2 (Zitzler et al. 2001) implémenté dans Odyssey (Guinot 2013) avec pour critères d'optimisation la minimisation du LEC et de l'UL. Comme schématisé à la *Figure V. 2*, on remarque qu'il n'y a aucune différence structurelle avec l'optimisation des variables de dimensionnement schématisée à la *Figure I. 8*.

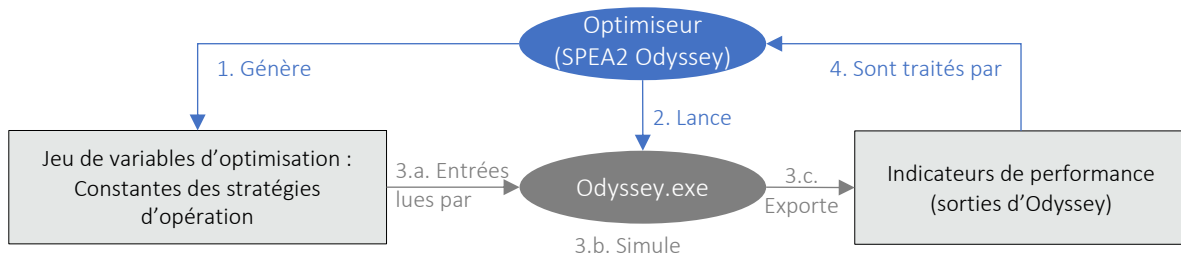


Figure V. 2 : Optimisation multi-objectif (par SPEA2 Odyssey) d'un système simulé par Odyssey

Les résultats apparaissent à la Figure V. 3, sur laquelle sont représentés en vert à partir des points A et B, les couples d'indicateurs de performance {UL ; LEC} pour toutes les configurations testées durant l'optimisation (et non les seules configurations optimales). En effet l'ensemble des points de fonctionnement possibles (points verts) ne sont pas non-dominés entre eux. En revanche, les points pointés par leur jeu de variables de pilotage (A' et B') sont les points de fonctionnement optimaux (UL et LEC minimaux), à dimensionnement et paramètres incertains fixés.

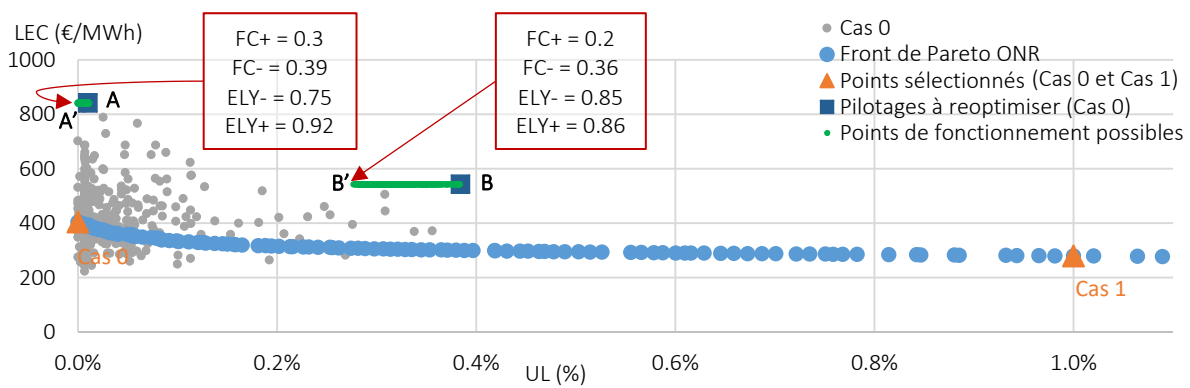


Figure V. 3 : Optimisation des constantes de stratégie d'opération suite à la propagation des incertitudes sur le Cas 0

Un schéma explicatif de la Figure V. 3 est proposé à la Figure V. 4. Sur ces figures, les points « Cas 0 », B et B' ont le même dimensionnement. Pour « Cas 0 », les paramètres incertains sont pris à leur valeur nominale tandis que pour B et B' les paramètres incertains sont issus d'une réalisation (même réalisation pour B et B') des incertitudes. La flèche verte (Figure V. 4) correspond à l'effet de la variation des constantes des stratégies de pilotage (ce qui équivaut, du point de vue des indicateurs de performance à améliorer le dimensionnement). Cette variation est proposée par l'optimiseur.

Ainsi les points « Cas 0 » et B ont les mêmes constantes de stratégie de gestion (valeurs de référence utilisées pour l'ensemble des simulations du système), alors que B' a des constantes de stratégie de gestion optimisées (valeurs apparentes à la Figure V. 3).

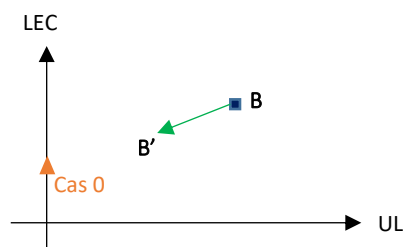


Figure V. 4 : Schéma explicatif de l'optimisation des constantes de stratégie de gestion

L'optimisation du pilotage permet d'améliorer l'UL mais le gain pour le LEC est négligeable : -0.03% pour le point A et -0.1% pour le point B. Ce faible gain était assez prévisible car le LEC est fortement lié au CAPEX du système et celui-ci n'est pas modifiable en jouant uniquement sur son pilotage. L'optimisation des constantes de stratégie d'opération à dimensionnement fixé nous confirme l'importance de la stratégie, même très imparfaite. En effet, dans le Cas 0, l'optimisation des constantes de stratégie d'opération permet

de réduire notablement l'UL. Pour le point A, la modification des constantes de stratégie permet au système d'atteindre l'autonomie, ce à quoi correspondait le dimensionnement avec les paramètres incertains pris à leurs valeurs nominales. Pour le point B, l'UL est réduit de 28% grâce à la modification des constantes de stratégie de gestion.

Cette stratégie de gestion, myope, comprend quatre paramètres qui peuvent être optimisés par l'AG. Celui-ci fonctionne par simulation et boucle externe : aucune condition ne s'applique donc sur les équations du modèle qui n'anticipe pas l'avenir. Le paragraphe qui suit envisage un pilotage anticipatif, a priori plus performant mais qui requiert plusieurs éléments qui n'ont pas eu le temps d'être mis en place durant nos travaux.

2.2. Développements possibles

Comme évoqué dans la première section de ce chapitre, un pilotage plus efficace que le pilotage myope est la commande prédictive optimale dont plusieurs études récentes (Dufo-López et al. 2017; Vallée et al. 2019) montrent la supériorité. On peut donc envisager de remplacer le pilotage par règles logiques utilisé jusqu'à présent par un contrôle anticipatif, qu'on peut optimiser suite au dimensionnement du système et à la réalisation des incertitudes.

Tout d'abord, la commande prédictive optimale nécessite une prévision de l'avenir sur un horizon plus ou moins lointain ; dans le cadre des systèmes énergétiques renouvelables, il s'agit généralement des séries temporelles de production liées à des prévisions météorologiques et de profils de consommation.

Si on suppose la prévision parfaite, on peut utiliser les ST historiques (ou ST de référence) utilisées pour la simulation dans le cadre du pilotage myope. Cette pratique est cependant risquée car elle mène à sous-dimensionner le système sans possibilité de rattrapage après installation réelle. Pour cette raison, dans le domaine des systèmes énergétiques renouvelables, plusieurs travaux s'intéressent à l'incertitude sur la prévision (Bourry 2009; Haessig 2014; Yang et al. 2017) et ouvrent le champ à des recherches futures.

La programmation linéaire en nombres entiers, en anglais Mixed Integer Linear Programming (MILP), permet la mise en œuvre d'une commande prédictive optimale, qui tend à résoudre des problèmes d'optimisation décrits par une fonction de coût à minimiser, des contraintes linéaires, et par des variables entières : les modèles linéaires se résolvent vite (s'ils contiennent peu d'entiers), la trajectoire optimale peut donc être réajustée souvent (Vallée et al. 2019). Pour pouvoir se servir d'une telle forme de pilotage, il faut donc connaître les équations du modèle utilisé et les linéariser. Pour l'optimiseur, cela impose de renoncer au traitement du modèle sous forme de boîte noire, ainsi qu'à un certain degré de finesse de modélisation. L'approche MILP implique aussi de renoncer à la vision multicritère présente dans l'optimisation du dimensionnement, afin d'agréger les critères dans la fonction de coût à minimiser ou d'en faire des contraintes à respecter.

Cette approche fournit comme résultats la valeur de l'objectif, garantissant qu'il s'agit de la valeur optimale (contrairement aux résultats issus de l'AG) mais aussi les puissances à chaque pas de temps qui constituent les consignes de pilotage du système. D'un point de vue technique, ces consignes pourraient être lues sous forme de ST par Odyssey et fournir ainsi un pilotage anticipatif du système, Odyssey jouant alors le rôle de simulateur. A ce stade il faut différencier deux approches, correspondant à deux horizons de prédiction.

Approche 1 : horizon de prédiction d'un an (ou de la durée de simulation)

En dehors d'un cas purement théorique, il est inenvisageable que la prédiction soit parfaite. Sans remise à jour régulière de l'état du système, cette approche engendre nécessairement un décalage entre la trajectoire optimale (fournie par l'optimiseur MILP) et la trajectoire réelle du système (simulée par Odyssey). Cette approche mène à un sous dimensionnement des stockages. Néanmoins, tout comme le pilotage par règles logiques (qui surdimensionne quant à lui les composants de stockage), cette approche conserve l'avantage de pouvoir optimiser le pilotage et le dimensionnement de manière simultanée.

Approche 2 : horizon roulant de durée faible par rapport à la durée de simulation ($\Delta = 48h$ par exemple)

La trajectoire est réajustée pour tout $t = t + \Delta$ en fonction :

- du nouvel état réel du système (évalué par simulation),
- de la nouvelle prévision (moins incertaine qu'une prévision d'horizon un an).

L'optimisation MILP doit donc être utilisée tous les $t = t + \Delta$ et la trajectoire optimale présente aussi un écart avec la trajectoire réelle du système, mais bien moins important que dans l'Approche 1.

Cette deuxième approche présente l'inconvénient de ne pas pouvoir optimiser le dimensionnement et le pilotage simultanément. Pour optimiser le dimensionnement, il faut alors utiliser une boucle externe.

Conclusion

Le pilotage des systèmes énergétiques renouvelables hybrides joue un rôle important dans leur performance. Au-delà de la question de la prise en compte des incertitudes dans l'optimisation technico-économique de ces systèmes, un pilotage par règles logiques est implémenté dans Odyssey comme dans de nombreux autres logiciels de simulation : Homer, EnergyPLAN... Utilisé dans le cas d'étude, il permet d'améliorer les performances du système, notamment par l'optimisation des constantes de stratégie d'opération. Ce pilotage a montré sa capacité à limiter l'impact des incertitudes sur les performances d'un système de dimensionnement fixé sur lequel des incertitudes se sont exprimées, mais il est limité par son caractère myope.

On peut légitimement interroger la pertinence de la vision adoptée ici, selon laquelle la réalisation de toutes les incertitudes a lieu en même temps et permet le réajustement du pilotage. En effet, cette projection n'est possible que pour les incertitudes court terme, comme les CAPEX qui, une fois le système construit ne sont plus incertains. Une première piste d'amélioration de ce travail sur le pilotage est donc de ne pas propager les incertitudes long terme lors de la réalisation des incertitudes (propagation), puis d'optimiser le pilotage avec l'OSMO en considérant les incertitudes long terme. D'un point de vue concret, on peut assez bien se figurer que les incertitudes court terme se résolvent avant la fin de la durée de simulation et permettent ainsi une adaptation du pilotage.

Chapitre 6

Synthèse méthodologique

Ces travaux de thèse évaluent deux approches pour le traitement des incertitudes dans le cadre de l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides renouvelables : l'Approche Analyse de Sensibilité (AAS) présentée dans le Chapitre 3 et l'Approche Optimisation Stochastique Multi-Objectif (AOSMO) présentée dans le Chapitre 4. Si ces deux approches, qui s'appliquent aux mêmes types de systèmes coexistent, non seulement dans nos travaux mais plus généralement dans la littérature, c'est qu'elles ne remplissent pas les mêmes objectifs. Toutes deux liées au traitement des incertitudes, elles apportent un éclairage différent sur l'optimisation de systèmes énergétiques hybrides. Ce chapitre propose d'extraire de nos travaux des messages généraux valables au-delà du cas d'étude, pour, d'une part étendre leurs conclusions sur le domaine des systèmes énergétiques en général, et pour, d'autre part, fournir une aide à un utilisateur qui souhaiterait prendre en compte les incertitudes dans l'étude de systèmes énergétiques hybrides.

C'est pourquoi, ce dernier chapitre est structuré autour de recommandations méthodologiques à tirer de ces travaux de thèse. Un retour sur l'étape commune aux deux approches, i.e. la quantification des sources d'incertitude présentée au Chapitre 2, est tout d'abord présenté (section 1), avant d'explorer les complémentarités des deux approches mises en œuvre (section 2). Ces complémentarités nous permettent d'envisager une approche globale (section 3), puis de proposer un guide méthodologique sous forme de graphiques (section 4).

Comme dans l'ensemble de ce manuscrit, l'illustration est faite sur le cas d'étude présenté au Chapitre 1. Les conclusions que l'on propose d'en extraire sont propres non pas à ce cas d'étude mais concernent l'ensemble du cadre de modélisation utilisé. Néanmoins il faut garder à l'esprit que le cas d'étude a une influence sur les enseignements tirés de l'application des méthodes. On se place dans le cadre de l'optimisation du dimensionnement d'un système énergétique, la question de son pilotage, abordée dans le chapitre précédent n'est évoquée que dans la section 4 de ce chapitre.

Contributions

Ce chapitre permet de synthétiser les enseignements tirés de ces travaux sur la prise en compte des incertitudes dans le cadre de l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides renouvelables. Trois recommandations méthodologiques (RM) sont mises en avant :

- La quantification des sources d'incertitude ne doit pas se limiter à l'attribution arbitraire du même niveau d'incertitude à tous les paramètres incertains. (RM1)
- La prise en compte des incertitudes dans l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques renouvelables est nécessaire et apporte des éléments d'aide à la décision : répartition statistique des indicateurs de performance soumis aux incertitudes, identification des paramètres incertains non influents et attribution de la responsabilité de l'incertitude sur les indicateurs de performance aux paramètres incertains. (RM2)
- L'identification précise du projet de l'utilisateur est un élément clé dans le choix des méthodes à mettre en œuvre et peut épargner la mobilisation de ressources calculatoires importantes. (RM3)

Le guide méthodologique, dont la vue d'ensemble est présentée à la *Figure VI. 12* constitue une autre contribution de ce chapitre.

1. De la nécessaire quantification des sources d'incertitude

Du cadre de modélisation des incertitudes retenu, dépendent la qualité de représentation des incertitudes, ainsi que les méthodes qui pourront être utilisées pour les traiter. Tout d'abord, la quantification des sources d'incertitude, qui est l'objet de cette section, est intrinsèquement dépendante de leur cadre de modélisation.

1.1. Prérequis indispensable à la quantification des incertitudes : Retour sur le cadre de modélisation

Le cadre de modélisation des incertitudes retenu pour ces travaux de thèse est le cadre probabiliste. Comme cela a été décrit dans le Chapitre 2, celui-ci n'est qu'un cas particulier de cadres de représentation de l'incertitude plus généraux d'un point de vue mathématique, cf. *Figure II. 2*. Le Chapitre 2 présente les différents cadres de représentation d'un point de vue théorique le plus objectif possible, avec leurs avantages et leurs limites, qui ont conduit au choix du cadre probabiliste. Ce paragraphe revient sur les arguments qui ont pesé dans ce choix. Le cadre probabiliste est le cadre le plus classique de traitement des incertitudes, qui a de ce fait été largement critiqué et remis en question. Ses forces sont parfois le revers de faiblesses et inversement, comme tente de le mettre en lumière le Tableau VI. 1

Modélisation des incertitudes de natures variées

Tout d'abord, rappelons que dans ces travaux de thèse, la variabilité des Séries Temporelles (ST) n'est pas considérée comme une incertitude, dans la mesure où l'utilisateur est en capacité de s'intéresser à des indicateurs de performance qui soient des grandeurs statistiques et non issus d'une simulation unique. Seule la méconnaissance de la variabilité constitue une incertitude. Cela est rendu possible par le fait que la simulation du modèle utilisé (comme une boîte noire) est rapide.

Le cadre probabiliste permet à la fois de représenter des incertitudes de nature épistémique (par exemple la méconnaissance sur la probabilité d'occurrence d'une ST structurellement différente de la ST de référence), mais aussi des incertitudes de nature aléatoire (par exemple la durée de vie d'un composant). Ce n'est pas le cas de la théorie des ensembles flous ou des possibilités qui n'est pas adaptée à la représentation des incertitudes aléatoires.

Le cadre des probabilités permet de modéliser le degré de confiance dans les données elles-mêmes, et non dans les sources des données, contrairement à la théorie des probabilités imprécises (utilisant les p-box) et celle des fonctions de croyance. Ces deux cadres théoriques ne sont d'ailleurs pas référencés dans la revue (Soroudi and Amraee 2013) traitant des systèmes énergétiques sous incertitude, ce qui nous amène à la question de la disponibilité des données.

Disponibilité de l'information

En raison de la grande maturité de son utilisation, le cadre probabiliste offre une relative disponibilité des données nécessaires à son usage. De fait, les données pour se placer dans le cadre probabiliste sont plus abondantes que celles pour modéliser l'incertitude dans le cadre de la théorie des probabilités imprécises ou celle des fonctions de croyance. De même, la littérature permettant de modéliser les incertitudes liées aux systèmes énergétiques hybrides dans le cadre possibiliste est peu fournie et amène les utilisateurs qui souhaitent se placer dans ce cadre à se servir des Fonctions de Densité de Probabilité (FDP) pour construire des distributions de possibilité (transformation possibilité-probabilité) (Briceno Vicente 2012).

Tableau VI. 1 : Récapitulatif des avantages et inconvénients du choix du cadre probabiliste

	Avantages	Inconvénients	Alternatives ?	Pourquoi les alternatives mentionnées n'ont pas été retenues ?	Remarques
Modélisation des incertitudes de natures variées	Représentation des incertitudes de nature épistémique et aléatoire	Moins bonne représentation des incertitudes de nature épistémique que la théorie des possibilités	Théorie des possibilités/ ensembles flous	La théorie des possibilités/ ensembles flous ne permet pas de représenter les incertitudes aléatoires.	Dans ces travaux de thèse, la variabilité n'est pas considérée comme une incertitude.
Disponibilité de l'information	Données relativement disponibles : plus que pour les théories des fonctions de croyance, des probabilités imprécises et des possibilités	Difficulté à définir des FDP/ pas de base empirique solide pour les FDP dans le domaine de la planification énergétique (Moret 2017)	Représentation des incertitudes comme des intervalles.	Information moins précise.	Les intervalles peuvent aisément se transformer en FDP (lois uniformes) pour utiliser des méthodes qui nécessitent l'usage de FDP.
Précision de l'information	Information précise	Méthodes lourdes en nombre d'appels au modèle pour rendre compte de cette précision. Nécessité de ressources calculatoires conséquentes et / ou d'un modèle suffisamment rapide à évaluer.	Utilisation d'autres méthodes Exemples : - Approximation des indices de Sobol par la méthode Morris - Optimisation robuste	Pas toujours d'autres méthodes disponibles pour réaliser la même action, ou aussi précisément. Exemples : - La méthode Morris perd en précision si on utilise uniquement des FDP uniformes. - Conditions particulières d'application de l'optimisation robuste	Les effets élémentaires moyens calculés par la méthode Morris (μ^*) sont une approximation des indices de Sobol. Si cette approximation est suffisante pour certains usages (RM3), ils n'ont pas la précision des indices de Sobol.
Facilité de communication des résultats	Capacité rendue possible par la grande maturité de ce cadre	/	/	/	/

Pourtant, un des reproches adressés au cadre probabiliste est la difficulté à définir des FDP (Moret 2017) et de fait celles-ci ne reposent pas toujours sur des bases empiriques solides, dans le domaine de la planification énergétique du moins. L'alternative proposée est l'utilisation d'intervalles.

En effet, cet argument fait souvent partie de ceux avancés pour justifier l'utilisation de l'optimisation robuste par rapport à la programmation stochastique. (L'autre argument majeur de ce choix est l'intractabilité des calculs à laquelle peut mener la programmation stochastique.) Cependant, les intervalles n'ont pas été utilisés pour modéliser les incertitudes dans ces travaux. On peut tout d'abord avancer que certaines méthodes utilisées dans ces travaux ne sont pas réalisables avec des intervalles : programmation stochastique et calcul des indices de Sobol. Néanmoins, les intervalles sont facilement « transformables » en FDP, puisqu'ils peuvent assez naturellement définir les bornes d'une distribution uniforme. La question des méthodes disponibles est donc résolue, mais par rapport à des cas où des FDP plus précises existent, la représentation de l'incertitude sous forme d'intervalles amoindrit la précision de la représentation des incertitudes.

Précision de la représentation

La représentation des incertitudes dans le cadre probabiliste est précise (Mavrotas et al. 2010). Dans le cas où on n'utilise que des lois uniformes, le choix de cette représentation n'est donc peut-être pas le plus adapté. En effet, les méthodes qui reposent sur la représentation des incertitudes sous forme de FDP sont souvent lourdes pour ce qui est des ressources calculatoires à mobiliser, justement pour permettre de rendre compte de la précision de cette représentation. Cela peut mener à des calculs lourds, ce qui est fréquemment rapporté par les auteurs utilisant cette représentation (Kavousi-Fard et al. 2014; Mavromatidis et al. 2018c; Roberts et al. 2018). Au-delà de la nécessité de disposer de ressources calculatoires conséquentes, cela impose l'utilisation d'un modèle suffisamment rapide à évaluer.

Communicabilité des résultats

Enfin, grâce à sa grande maturité et au fait que ce mode de représentation de l'incertitude est très répandu (« de loin la mesure la plus commune de l'incertitude », (Aven 2010)), des résultats d'analyses faites dans le cadre probabiliste sont « facilement » communicables. En effet, ces résultats se présentent sous la forme de statistiques (Soroudi and Amraee 2013) qui, d'une part sont compréhensibles par l'ensemble de la communauté scientifique et d'autre part, sont déclinables sous diverses formes de représentations possibles comme on en a donné un aperçu dans le Chapitre 3 (histogrammes, nuages de points, grandeurs statistiques d'intérêt). On peut donner le contre-exemple de la théorie des possibilités, dont les résultats s'expriment sous forme de fonctions d'appartenance (Soroudi and Amraee 2013), qui ne sont pas lisibles sans une connaissance préalable de ce cadre de représentation peu connu.

Pour l'ensemble de ces raisons, i.e. le fait qu'il permette la modélisation des incertitudes de nature aléatoire et épistémique, la relative disponibilité des données, la précision élevée de représentation des incertitudes et la communicabilité aisée des résultats élaborés dans celui-ci, le cadre probabiliste est adapté à la représentation des incertitudes pour l'évaluation de systèmes énergétiques hybrides renouvelables.

1.2. Quantification des sources d'incertitude : l'indispensable recherche bibliographique

Les incertitudes sont modélisées par des FDP qu'il n'est pas raisonnable d'attribuer sans suivre une méthode rigoureuse. Une méthodologie a été proposée au Chapitre 2 afin de pouvoir attribuer systématiquement une FDP à tout paramètre incertain, en suivant deux principes :

- Si une FDP existe dans la littérature, celle-ci apporte une précision utile par rapport à une distribution uniforme (Mavrotas et al. 2010).
- Si on ne peut pas faire autrement que se contenter d'une distribution uniforme, une recherche bibliographique approfondie est indispensable pour fixer les bornes de cette distribution (Moret et al. 2017).

Dans (Moret et al. 2017) une analyse de sensibilité globale est réalisée par la méthode en deux étapes : calibration puis hiérarchisation des facteurs. La calibration des facteurs, qui permet d'éliminer les paramètres non influents afin de limiter le nombre de paramètres incertains pour la hiérarchisation des facteurs est réalisée avec la méthode de Morris. Cette étude compare les résultats de l'étape de calibration des facteurs réalisée : (i) avec une quantification rigoureuse des incertitudes et (ii) avec l'attribution à tous les paramètres incertains d'une incertitude d'amplitude $\pm 20\%$ de la valeur nominale, ce qui est une pratique courante dans l'AS ($\pm 20\%$ chez (Meschede et al. 2017), $+15\%$ chez (Zheng et al. 2018)). Les deux conclusions sont les suivantes. Premièrement, des paramètres incertains qui n'étaient pas identifiés comme influents avec la quantification justifiée des incertitudes (i) se retrouvent dans les résultats de (ii) parmi les paramètres les plus influents et sont donc conservés pour l'étape de hiérarchisation des facteurs. Deuxièmement, à l'inverse, des paramètres classés parmi les plus influents dans les résultats de (i), se retrouvent dans les résultats de (ii) identifiés comme non influents et ne sont donc pas conservés pour l'étape de hiérarchisation des facteurs. Ainsi, cette étude tend à montrer que l'attribution arbitraire à tous les paramètres incertains du même niveau d'incertitude induit le danger d'exclure des paramètres influents de l'analyse et démontre par là le caractère indispensable d'une caractérisation approfondie des incertitudes en entrée du modèle.

Dans le cadre de ces travaux de thèse, nous avons aussi réalisé la comparaison des résultats de l'AAS issus de deux quantifications distinctes des sources d'incertitude, sur un cas similaire au cas d'étude présenté au Chapitre 1. Après optimisation du dimensionnement du système de manière déterministe ou Optimisation Non Robuste (ONR), l'Approche Analyse de Sensibilité est appliquée à certains points sélectionnés sur le front de Pareto. On ne montre ici que le Cas 0 et le Cas 1, correspondant aux points de dimensionnement du système pour lesquels l'UL de celui-ci est respectivement de 0 et de 1%.

Dans cette comparaison, les ST ne sont pas prises en compte et on envisage deux quantifications possibles des incertitudes :

- Quantification a : FDP attribuées en suivant la méthodologie décrite dans le Chapitre 2, c'est-à-dire avec une étude bibliographique.
- Quantification b : Le même niveau d'incertitude est associé à tous les paramètres incertains, auxquels sont attribuées des FDP uniformes dont les bornes correspondent arbitrairement à $\pm 50\%$ de la valeur nominale.

La *Figure VI. 1* permet d'observer les résultats de la propagation des incertitudes sous forme de nuages de points et on constate d'ores et déjà que ceux-ci varient radicalement entre les deux quantifications des sources d'incertitude. L'amplitude de variation des indicateurs de performance UL et LEC n'est pas du même ordre entre les deux propagations. En effet, le choix de la valeur de variation de $\pm 50\%$ pour les paramètres incertains est arbitraire et ne correspond pas à ce qui est rapporté dans la littérature.

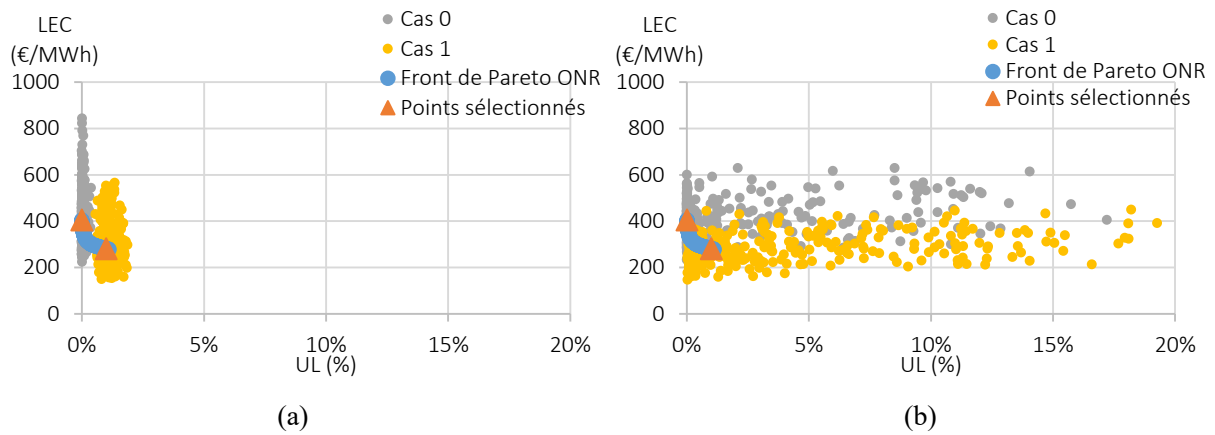


Figure VI.1 : Comparaison des propagations des incertitudes statiques quantifiées par une étude bibliographique (a) et par l'attribution arbitraire du même niveau d'incertitude à tous les paramètres (b)

Néanmoins, on peut légitimement se demander si, faute de donner les variations des indicateurs de performance du bon ordre de grandeur, une quantification « simplifiée » des sources d'incertitude (Quantification b) ne permettrait pas de réaliser une analyse de sensibilité. Celle-ci a donc été réalisée par la méthode en deux étapes ; les résultats finaux relatifs à l'UL (indices de sensibilité de Sobol) sont présentés à la Figure VI.2.

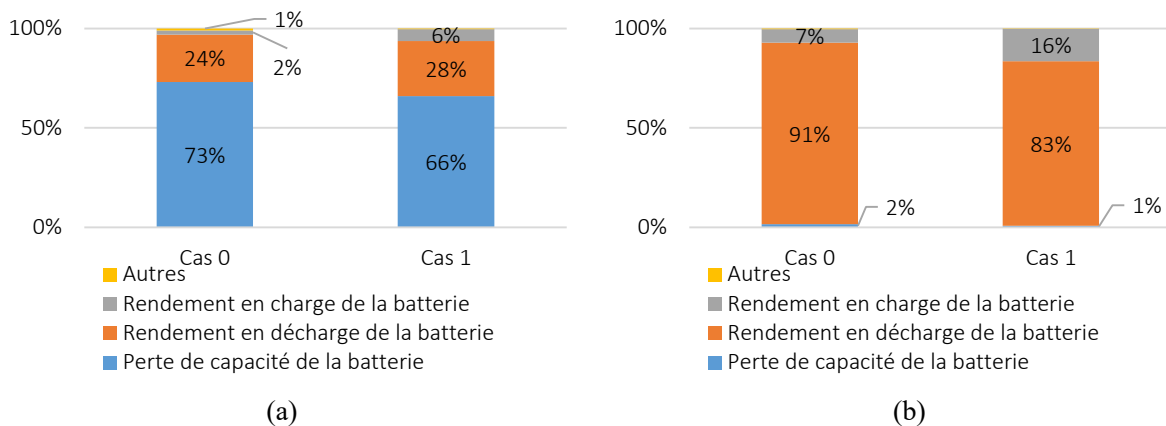


Figure VI.2 : Comparaison des indices de Sobol relatifs à l'UL, normalisés, à l'ordre total, des incertitudes statiques quantifiées par une étude bibliographique (a) et par l'attribution arbitraire du même niveau d'incertitude à tous les paramètres (b)

On constate que l'ASG donne des résultats divergents selon le mode de quantification des sources d'incertitude adopté. En effet, l'impact de la perte de capacité de la batterie est largement sous-estimé dans le cas où la quantification des sources se résume à l'attribution arbitraire du même niveau d'incertitude à tous les paramètres.

On pourrait aussi imaginer que cette erreur est liée à la valeur de $\pm 50\%$ qui ne repose sur aucune base empirique. La même étude a donc été réalisée avec l'attribution de FDP uniformes dont les bornes correspondent à $\pm 5\%$ de la valeur nominale et les résultats de l'ASG sont similaires à ceux obtenus pour une variation de $\pm 50\%$.

Ainsi, cette étude rejoint les conclusions de (Moret et al. 2017) qui soulignent le caractère indispensable d'une quantification rigoureuse des incertitudes. Cette étape, certes chronophage, est commune aux deux approches développées dans ces travaux de thèse et elle en constitue le socle. La première recommandation méthodologique en conclusion de ces travaux de thèse invite à se démarquer d'une pratique très répandue dans la littérature consacrée aux systèmes énergétiques hybrides sous incertitude : ne pas limiter la quantification des sources d'incertitude à l'attribution arbitraire du même niveau d'incertitude à tous les paramètres incertains (RM1).

Ceci s'applique aux incertitudes représentées dans le cadre probabiliste mais reste valable pour les incertitudes représentées sous forme d'intervalles puisque c'est dans ce cadre que l'étude de (Moret et al. 2017) a été réalisée.

Ce nouvel exemple de propagation des incertitudes nous permet par ailleurs d'observer encore une fois l'impact fort des incertitudes sur les performances du système. Au vu de l'amplitude avec laquelle varient les résultats à la *Figure VI. 1(a)* (dans le cas de la quantification rigoureuse des incertitudes, le LEC du Cas 0 peut aller jusqu'à doubler), la prise en compte des incertitudes apparaît comme indispensable dans l'évaluation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides renouvelables. Dans nos travaux, cette prise en compte a été appréhendée par deux approches complémentaires, complémentarité qui est discutée dans la section qui suit.

2. Complémentarité des approches

L'AAS et l'AOSMO ne remplissent pas les mêmes objectifs. D'un côté, l'AAS nous renseigne, pour un système déjà optimisé, sur la variabilité de ses indicateurs de performance (via la propagation des incertitudes) et sur la responsabilité relative de chacune des entrées incertaines (via l'ASG) dans cette variabilité. De l'autre, l'AOSMO permet d'optimiser le système tout en prenant en compte les incertitudes. Ces approches sont donc structurellement différentes : elles n'interviennent pas au même stade d'une étude (l'AAS intervient sur un système déjà optimisé alors que l'AOSMO ne peut être réalisée que si le système n'est pas encore optimisé) et elles ont donc à la fois des données d'entrées, des apports, mais aussi des limitations de natures différentes.

2.1. Limites respectives

En raison de leurs natures différentes, l'AAS et l'AOSMO rencontrent des limitations différentes.

L'AAS éclaire l'utilisateur sur l'impact des incertitudes et identifie les paramètres clés mais n'a aucun impact sur les résultats d'optimisation. Les développements les plus concrets que l'on puisse donner à l'AAS sont, pour les paramètres incertains ciblés par cette approche :

- le choix d'investir dans des composants (auxquels les paramètres sont liés) plus onéreux mais dont l'incertitude est plus faible,
- l'amélioration de la quantification des incertitudes.

Ce deuxième développement (réponse à une limitation théorique) n'est pas toujours possible, en particulier avec des composants non matures dont les conditions de vieillissement n'ont pas encore pu être pleinement éprouvées par exemple.

La principale limitation de l'AOSMO est le fait qu'elle requiert des ressources conséquentes de temps de calcul. Ainsi, (Roberts et al. 2018) va jusqu'à déconseiller cette approche si les ressources en temps ou calculatoires sont limitées.

Une autre limitation de l'AOSMO est le fait qu'elle ne réduit pas nécessairement l'impact des incertitudes sur tous les indicateurs de performance du système. L'utilisateur, via son choix des grandeurs statistiques sur les indicateurs de performance à optimiser, oriente le type d'impact qu'il souhaite réduire, mais il doit ensuite arbitrer entre les différents critères (liés à différents indicateurs de performance et leur robustesse respective). Par exemple, dans ce travail (OSMO2), l'AOSMO a entre autres pour but de réduire la variabilité de l'UL, ce qu'elle parvient à réaliser au prix d'augmenter légèrement le LEC. Cela signifie que l'utilisateur doit accepter que d'autres sorties (et / ou leur robustesse) soient détériorées pour améliorer la robustesse de certaines d'entre elles.

C'est pourquoi la propagation d'incertitude est aussi requise après l'OSMO, non seulement pour mesurer les améliorations du dimensionnement, mais aussi pour estimer les potentielles dégradations créées.

Au-delà de leurs limitations, les deux approches ont des apports de natures différentes.

2.2. De la différence qualitative des apports

L'AAS et l'AOSMO n'interviennent pas dans le même type d'étude, ou au même stade d'une étude. Ainsi, les connaissances sur le système étudié à disposition et nécessaires pour la mise en œuvre de chacune des approches, mais aussi la nature des résultats, sont différentes. Les entrées et apports de chacune des approches sont synthétisés dans le *Tableau VI. 2*.

Tableau VI. 2 : Différences de nature des entrées et sorties des deux approches

	Entrées requises	Nature des résultats
AAS	<ul style="list-style-type: none"> - Architecture (non évolutive) du modèle - Dimensionnement (et pilotage) du modèle - Grandeur statistique à observer (cas où la variabilité est prise en compte) 	<ul style="list-style-type: none"> - Grandeurs statistiques sur les sorties du modèle (différentes représentations possibles) - Influence des paramètres incertains (absolue et relative)
AOSMO	<ul style="list-style-type: none"> - Architecture (non évolutive) du modèle - Critères d'optimisation 	Jeux optimaux de variables d'optimisation pour les critères d'optimisation, c'est-à-dire les grandeurs statistiques liées aux indicateurs de performance du système modélisé ($\mu + \alpha * \sigma$) définis par l'utilisateur

Une approche graphique des différents éléments d'aide à la décision apportés par les deux approches pour l'utilisateur est proposée et explicitée dans la section suivante, cf. *Figure VI. 5*.

Une caractéristique importante, commune aux deux approches est la nécessité, dans un cas comme dans l'autre, de connaître les grandeurs statistiques à optimiser (AOSMO) ou observer (AAS dans le cas où la variabilité est prise en compte).

En effet, comme on l'a constaté dans le Chapitre 4, l'OSMO aboutit à des résultats différents lorsque l'on change le critère d'optimisation. Comme évoqué dans le paragraphe précédent, l'utilisateur de l'OSMO doit cibler les indicateurs de performance dont il souhaite améliorer la robustesse car ce choix induit la possibilité de dégrader d'autres indicateurs de performance du système. C'est donc un choix engageant qui requiert de connaître les exigences pour le système à dimensionner.

Pour l'AAS, dans le cas où la variabilité est prise en compte, c'est-à-dire lorsque les indicateurs de performance observés sont, non pas le résultat d'une simulation unique mais un indicateur statistique, il est là aussi nécessaire de choisir cet indicateur avec soin. En effet, les résultats de l'ASG ne sont pas les mêmes si on s'intéresse à la moyenne (cas le plus courant), à un indicateur de dispersion (écart-type, variance) ou à un quantile inférieur ou supérieur d'une métrique de performance donnée.

L'AAS, comme cela a déjà été mentionné, intervient pour un système déjà dimensionné, par ailleurs non nécessairement optimal. Elle a donc plus de sens à la fin d'une étude pour mettre en perspective des résultats et suggérer des pistes de recherche à propos des entrées incertaines : l'AAS ciblant les entrées les plus influentes, elle oriente les approfondissements nécessaires à une meilleure connaissance du système.

L'AOSMO intervient quant à elle alors que le dimensionnement du système n'a pas encore été réalisé. C'est donc dans une phase plus en amont qu'intervient cette approche. Cela peut paraître entrer en contradiction avec le fait qu'elle requiert un important investissement en temps de calcul et / ou ressources calculatoires. C'est pourtant une approche concrète qui prend acte des incertitudes liées aux entrées d'un système et propose un dimensionnement robuste à celles-ci. L'AAS, dans sa partie ASG, est une approche plus prospective, puisqu'elle amène, pour améliorer la robustesse d'un système, à identifier les paramètres pour lesquels il est nécessaire de réduire l'incertitude (et donc de changer la FDP) pour réduire l'incertitude de sortie. En effet, la propagation des incertitudes (étape aussi présente dans l'AOSMO) quantifie concrètement l'impact des incertitudes sur les indicateurs de performance du système pour un dimensionnement donné. Pour ce même dimensionnement, l'ASG indique les paramètres incertains prioritaires afin de réduire l'incertitude sur les

indicateurs. L'incertitude peut alors être réduite de manière théorique par un approfondissement de la connaissance du système, mais aussi de manière pratique par un investissement dans des composants liés aux paramètres incertains clés plus fiables donc potentiellement plus chers, ou mieux sélectionnés, de meilleure qualité, mieux caractérisés...

Ainsi, l'AAS et l'AOSMO ont des apports qualitativement complémentaires. Cependant, ces deux approches peuvent se rejoindre dans le projet de réduire la variabilité des indicateurs de performance d'un système énergétique hybride. On peut alors comparer leurs apports de manière quantitative, ce qui est fait dans le paragraphe suivant.

2.3. De la différence quantitative des apports

On peut en effet s'interroger sur le gain, mesuré quantitativement, qu'il y a à utiliser l'AAS ou l'AOSMO. Comme le montre le paragraphe précédent, les apports des deux approches étant de natures différentes, il est peu naturel de comparer quantitativement leurs apports. Néanmoins, cela est possible et ce paragraphe compare la réduction de l'influence des incertitudes rendue possible par l'AAS et l'AOSMO.

Comme cela a déjà été mis en place dans le Chapitre 3, on utilise le truchement de la réduction de l'amplitude d'incertitude ciblée sur les paramètres incertains identifiés par l'AAS comme les plus influents, pour modéliser la potentielle réduction guidée par l'AAS. Les trois paramètres incertains identifiés comme les plus influents par l'AAS (cf. Chapitre 3) voient simultanément réduite l'amplitude de leur incertitude de moitié, réduction choisie arbitrairement forte pour être démonstrative.

Ces paramètres incertains sont :

- le CAPEX PV (influence sur le LEC),
- la perte de capacité de la batterie (influence sur l'UL),
- la probabilité p_1 d'occurrence d'une ST de production PV faiblement dégradée (influence sur l'UL).

Dans le Chapitre 3, la réduction de l'amplitude de l'incertitude de ces trois paramètres incertains avait été étudiée séparément. Dans ce paragraphe, les trois modifications de FDP sont simultanées et les FDP modifiées sont explicitées dans le

Tableau III. 7.

Pour l'AOSMO, l'élément de comparaison sera uniquement l'OSMO2, c'est-à-dire l'Optimisation Stochastique Multi-Objectif dans laquelle l'objectif est de réduire le LEC et l'UL en moyenne et la variabilité de l'UL.

Les indicateurs de performance résultant de la propagation des incertitudes sur les deux approches sont présentés à la *Figure VI. 3*. Ces indicateurs de performance correspondent aux LEC et UL moyens obtenus en prenant en compte la variabilité des ST :

- Propagation de référence, au centre (b)
- Réduction liée à l'AAS, à gauche (a) : Propagation suite aux (trois) changements de FDP, i.e. le dimensionnement du système est identique, mais l'amplitude de variation des (trois) paramètres incertains d'entrée les plus influents est divisée par deux.
- Réduction liée à l'AOSMO, à droite (c) : Propagation suite aux changements de dimensionnement, i.e. les FDP des paramètres incertains sont identiques (à celles utilisées dans la propagation de référence), mais les dimensionnements sélectionnés (carrés verts) ont varié (dimensionnements du *Tableau IV. 4*).

Malgré l'artifice utilisé pour observer des grandeurs comparables, l'AAS et l'AOSMO peuvent avoir pour objectif commun de réduire la variabilité d'un indicateur de performance du système, ce à quoi elles permettent de parvenir toutes deux au vu des nuages de points de la *Figure VI. 3*, en particulier sur le Cas 0.

Cela ne se vérifie pas pour les cas 1 et 2 de la propagation (c) pour lesquels les nuages de points sont visuellement « similaires » à ceux de la propagation (b).

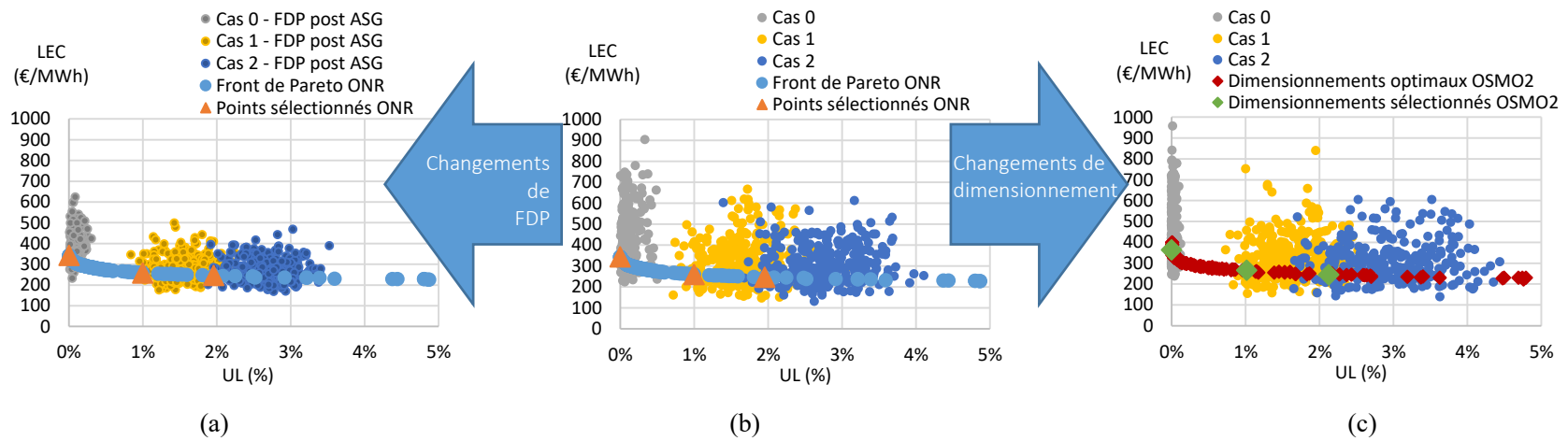


Figure VI. 3 : Comparaison de la répartition des indicateurs de performance UL et LEC moyens pour les trois points de fonctionnement soumis aux incertitudes dans le cas de référence (b), suite à l'AAS (a) et à l'AOSMO (c)

On observe que d'une manière générale (i.e. pour les cas 0, 1 et 2) les nuages de points de la *Figure VI. 3 (a)*, i.e. issus de la propagation suivant la modification des FDP ciblées par l'AAS, sont beaucoup moins dispersés que ceux de la *Figure VI. 3 (b)* ou propagation de référence. En d'autres termes, les indicateurs de performance UL et LEC moyens post AAS sont moins dispersés grâce aux changements de FDP effectués.

Pour la propagation post AOSMO (c), l'indicateur de performance UL moyen est visiblement moins dispersé que celui de la propagation de référence pour le Cas 0.

Afin de comparer les évolutions respectives de la variabilité des indicateurs de performance, un focus est proposé à la *Figure VI. 4* sur le Cas 0 car ce dimensionnement a déjà permis de montrer l'apport de l'AOSMO (cf. Chapitre 4). C'est aussi le dimensionnement pour lequel l'indicateur de performance de référence (UL = 0%) sur la base duquel est sélectionné le dimensionnement issu de l'AOSMO a exactement la même valeur pour le dimensionnement issu de l'ONR et de l'OSMO2 (simulation unique avec les paramètres incertains à leur valeur nominale). Les valeurs qui apparaissent au-dessus des barres de l'AAS (grises) et de l'AOSMO (orange) de la *Figure VI. 4* correspondent aux évolutions par rapport aux grandeurs correspondantes du cas de référence, i.e. la propagation des incertitudes modélisées par les FDP telles qu'elles ont été attribuées initialement dans le Chapitre 2 sur le dimensionnement issu de l'ONR.

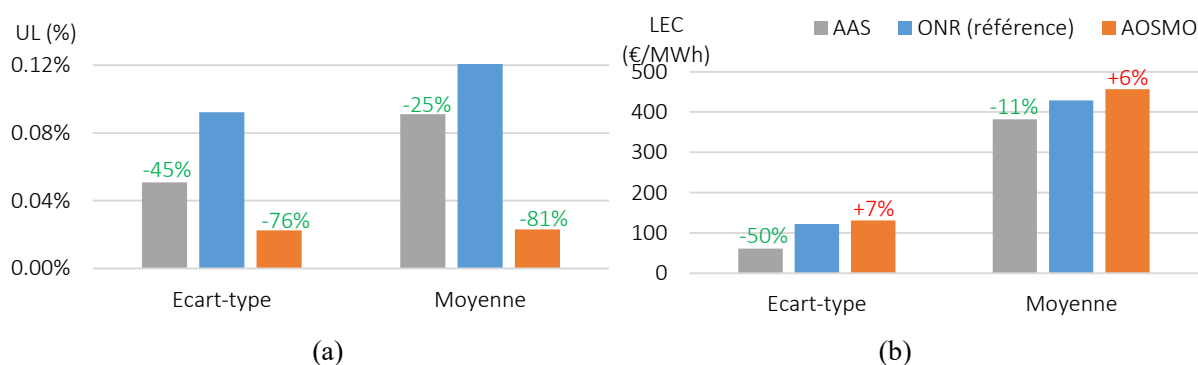


Figure VI. 4 : Comparaison pour le Cas 0 des évolutions de l'écart-type et de la moyenne de l'UL (a) et du LEC (b) moyens permises par l'AAS et par l'AOSMO

Plusieurs éléments peuvent être tirés de cette comparaison.

Tout d'abord, les moyennes de l'UL et du LEC moyens liées à l'AAS sont plus faibles que celles du cas de référence (-25% pour l'UL et -11% pour le LEC). Ceci est notable car l'objectif de l'AAS est d'identifier les paramètres incertains les plus influents sur la variabilité d'indicateurs de performance du système (UL et LEC moyens ici), et non sur la valeur de ceux-ci. La réduction de l'amplitude de l'incertitude pour les paramètres incertains les plus influents (ici le CAPEX PV, la perte de capacité de la batterie et la probabilité d'occurrence d'une ST de production PV faiblement dégradée) se fait de manière symétrique autour des valeurs nominales des paramètres incertains. La réduction de la moyenne des indicateurs de performance dans ce cas n'est donc qu'un effet collatéral de l'objectif de réduire leur variabilité.

Pour le Cas 0, l'AOSMO réduit davantage l'écart-type de l'UL moyen que l'AAS (-76% contre -45% par rapport à la valeur de référence). Ceci est possible aux dépens d'une augmentation du LEC moyen (et de sa variabilité) pour l'AOSMO, alors que l'AAS réduit dans le même temps le LEC moyen et sa variabilité. Cependant, la réduction rendue possible par l'AOSMO se réalise en jouant uniquement sur le dimensionnement, ce qui est réalisable de manière certaine (à condition d'assumer les conséquences associées sur le coût de l'énergie). En revanche, la réduction de l'amplitude des sources d'incertitude liée à l'AAS est théorique et rien ne justifie sa faisabilité. De fait, toutes les incertitudes ne sont pas réductibles, en particulier dans le domaine des systèmes énergétiques renouvelables dans lequel des composants peu matures sont impliqués. De plus, le choix arbitraire de réduction de moitié de l'amplitude (des trois incertitudes les plus influentes) est fort.

Malgré les artifices employés, il est donc possible de comparer quantitativement les deux approches abordées dans nos travaux, dans la mesure où elles peuvent tendre toutes les deux à limiter l'impact des incertitudes sur les résultats d'optimisation. En effet, les deux directions que peut emprunter le sujet de ce manuscrit se rejoignent autour de la notion de réduction de l'influence des incertitudes. L'influence des incertitudes sur l'optimisation de systèmes énergétiques peut se comprendre d'une part comme l'*influence sur la robustesse de systèmes optimisés* (compréhension du sujet qui mène plus naturellement vers l'AAS) ou d'autre part comme l'*influence sur le processus d'optimisation* lui-même (compréhension du sujet qui mène quant à lui plus naturellement vers l'AOSMO).

L'étude de l'influence des incertitudes sur la robustesse de systèmes optimisés, structurée par l'AAS est une méthodologie de prise en compte des incertitudes suite à l'optimisation, tandis que l'étude de l'influence des incertitudes sur le processus d'optimisation, structurée par l'AOSMO est une méthodologie de prise en compte des incertitudes au cours de l'optimisation. Dans le deuxième cas, l'objectif de réduction de l'influence des incertitudes sur les solutions optimales est immédiat. Dans le cas de l'étude de l'influence des incertitudes sur la robustesse de systèmes optimisés, l'Approche Analyse de Sensibilité consiste, non pas à réduire l'influence des incertitudes mais à (i) quantifier leur influence et à (ii) expliquer les origines de cette influence. C'est seulement via cette explication (rendue possible par l'ASG) que la réduction de l'influence peut devenir un objectif. En effet, une fois les paramètres incertains les plus influents identifiés, un travail sur la quantification de leur incertitude ou sur la dépendance du système à ces paramètres peut devenir un levier de réduction de l'influence des incertitudes sur les performances du système.

Que l'objectif de l'utilisateur soit la réduction de l'impact des incertitudes sur les indicateurs de performance d'un système (via une prolongation de l'AAS ou via l'AOSMO) ou seulement la recherche d'une meilleure connaissance du système, la prise en compte des incertitudes est utile. Dans le but de rendre le système résilient aux incertitudes, elle est évidemment indispensable, comme le montre chaque propagation des incertitudes (Figure VI. 1(a), Figure VI. 3), illustrant à quel point les résultats issus d'une simulation unique sans prise en compte des incertitudes occultent une dimension de réalisations possibles. A ce titre, la prise en compte des incertitudes est nécessaire pour évaluer de manière juste des systèmes énergétiques hybrides. Les différents apports de l'AAS et l'AOSMO qui peuvent servir d'aide à la décision sont détaillés dans la section suivante.

Dans celle-ci, les éléments d'aide à la décision fournis par l'AAS et l'AOSMO sont explicités, montrant la pertinence d'une mise en commun des approches.

3. Vers une approche globale ?

Comme on l'a déjà évoqué, pour évaluer l'apport de l'AOSMO, la propagation des incertitudes est utilisée. En effet, dans une démarche d'évaluation de la robustesse des dimensionnements obtenus, la propagation des incertitudes est indispensable. Quelle que soit la manière dont il a été élaboré (via l'optimisation ou non, et qu'il ait pris en compte ou non les incertitudes), un dimensionnement peut être évalué par la propagation des incertitudes et traité par l'ASG. Le premier paragraphe de cette section synthétise les éléments d'aide à la décision qu'apportent les méthodes mises en œuvre dans ces travaux de thèse.

3.1. Synthèse

La Figure VI. 5 constitue une vision schématique de la RM2.

La RM2 insiste sur le fait que la prise en compte des incertitudes dans l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides renouvelables est nécessaire. En effet, l'approche classique (chemin supérieur de la Figure VI. 5), qui néglige la quantification des sources d'incertitude permet de fournir un dimensionnement du système (arbitrage entre les critères d'optimisation à réaliser par l'utilisateur) et elle met en garde à propos du fait que les indicateurs de performance du système ont des barres d'erreur, mais cette information est limitée.

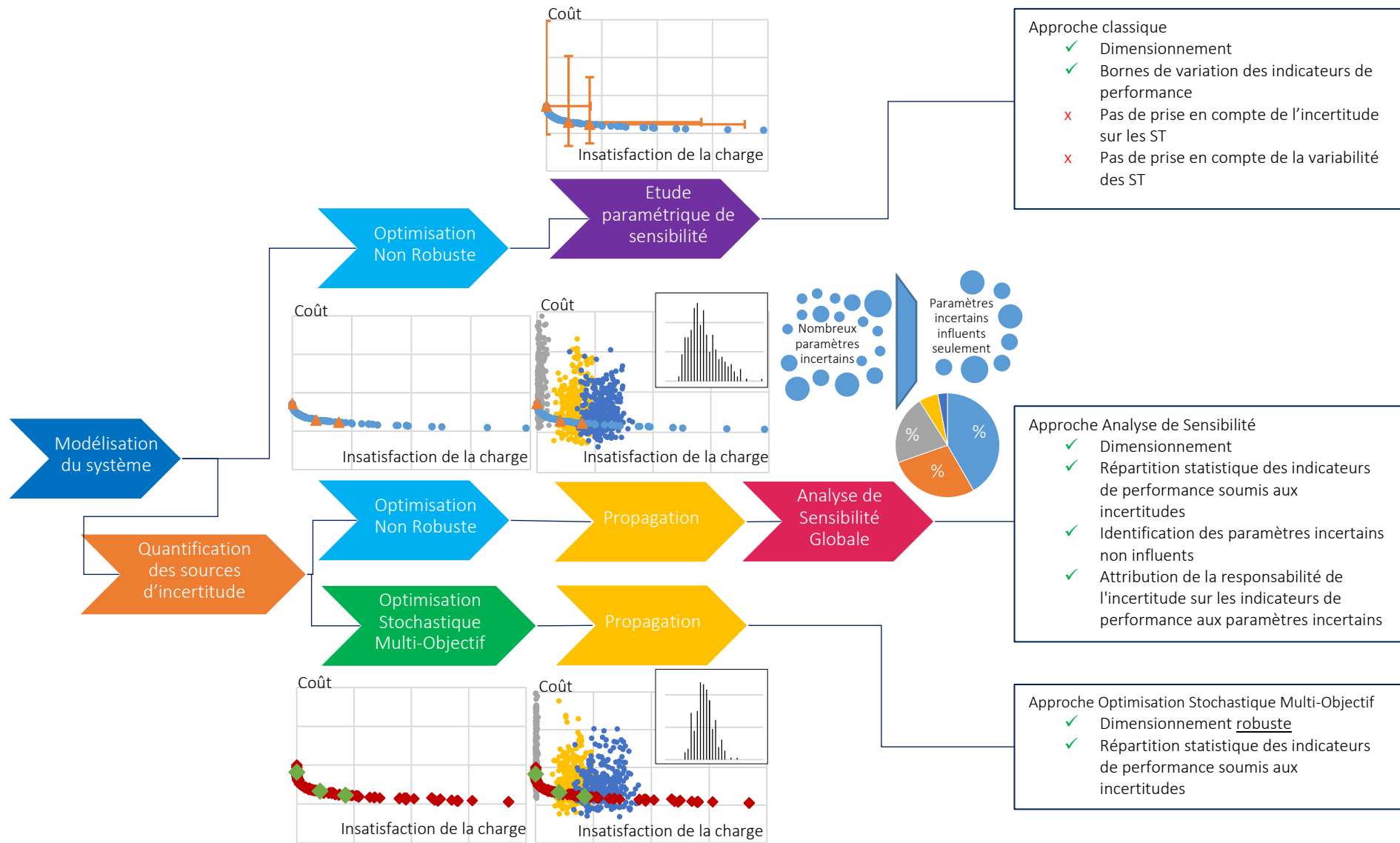


Figure VI. 5 : Vision schématique globale des différentes approches et des éléments d'aide à la décision apportés par celles-ci

Les bornes de variation des indicateurs de performance doivent être considérées à titre indicatif car il manque deux éléments importants à leur établissement : une quantification des sources d'incertitude rigoureuse et la prise en compte simultanée de toutes les incertitudes. De plus ces bornes n'indiquent pas la probabilité que l'indicateur de performance soit dans un intervalle ou un autre.

Via l'AOSMO (chemin inférieur de la *Figure VI. 5*), la prise en compte des incertitudes dans l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides renouvelables permet de fournir des dimensionnements plus robustes selon les grandeurs statistiques à propos des indicateurs de performance que souhaite optimiser l'utilisateur. Là encore, celui-ci doit arbitrer entre les critères d'optimisation.

Enfin, quelle que soit la manière d'obtenir le dimensionnement utilisé, l'AAS (illustrée par cheminement central de la *Figure VI. 5*) apporte les éléments d'aide à la décision suivants : répartition statistique des indicateurs de performance soumis aux incertitudes, identification des paramètres incertains non influents et attribution quantitative de la responsabilité de l'incertitude sur les indicateurs de performance aux paramètres incertains en entrée du modèle.

Les apports des deux approches nous invitent à imaginer une mise en commun qui les combine, ce qui est proposé dans le paragraphe suivant.

3.2. Proposition d'approche globale

Comme cela a été évoqué dans le Chapitre 4, l'idée selon laquelle l'ASG pourrait éliminer des paramètres incertains avant la réalisation de l'OSMO est séduisante. Pourtant, une telle démarche se justifie difficilement suite à ces travaux.

Dans plusieurs études, les incertitudes génèrent des scénarios dont le nombre croît en puissance du nombre d'incertitudes et des techniques de réduction du nombre de scénarios sont requises (Pazouki and Haghifam 2016; Mavromatidis et al. 2018c). Dans notre approche, la réduction du nombre de paramètres incertains, rendue possible par la hiérarchisation des facteurs de l'ASG, est nécessaire principalement pour l'AOSMO.

Bien qu'il existe une corrélation forte entre les résultats d'un dimensionnement à l'autre, l'application de l'AAS au cas d'étude nous a permis de constater que les résultats de l'AAS sont différents d'un dimensionnement à un autre pour une même architecture (cf. *Figure III. 13* et *Figure III. 14*). Ainsi, l'AAS prend son sens sur un dimensionnement fixé, après l'AOSMO par exemple.

L'approche globale proposée consiste donc à ajouter à l'AOSMO une ASG en dernière étape, comme schématisé à la *Figure VI. 6*.

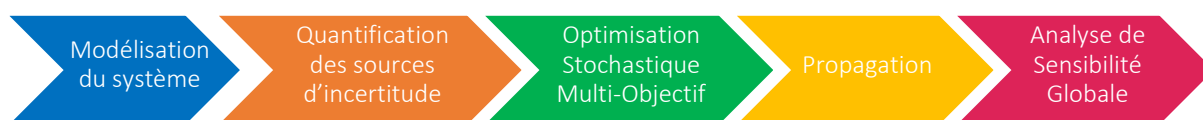


Figure VI. 6 : Proposition d'approche globale incluant Optimisation Stochastique Multi-Objectif et Analyse de Sensibilité

Dans cette approche globale, l'optimisation déterministe de l'approche classique n'a plus sa place ; elle est remplacée par une OSMO qui suit l'étape de quantification des sources d'incertitude. Enfin, sur les dimensionnements retenus parmi ceux proposés par l'OSMO, les incertitudes sont propagées afin d'évaluer leur robustesse et l'ASG peut être mise en œuvre pour évaluer les leviers prioritaires afin de réduire la variabilité des solutions. Cette approche est équivalente à :

- l'AOSMO à laquelle on ajoute l'ASG en dernière étape,
- l'AAS dans laquelle l'optimisation déterministe est remplacée par l'OSMO (qui est nécessairement précédée de l'étape de quantification des sources d'incertitude).

Cette approche globale a été mise en œuvre sur le cas d'étude présenté au Chapitre 1. Les quatre premières étapes de l'approche globale proposée correspondent à l'AOSMO qui a été présentée dans le Chapitre 4. On

choisit de garder le focus sur l'OSMO2 dans lequel les objectifs sont de minimiser la moyenne et l'écart-type de l'UL d'une part et la moyenne du LEC d'autre part (critères d'optimisation décrits dans le *Tableau IV. 3*). On réalise donc à nouveau l'étape de l'ASG sur les cas 0, 1 et 2 identifiés parmi les solutions issues de l'OSMO2. Leurs dimensionnements sont détaillés dans le *Tableau IV. 4*.

Comme cela a été évoqué dans le Chapitre 3, la méthode Morris, utilisée pour l'étape de calibration des facteurs dans l'ASG fournit une approximation des indices de sensibilité (Campolongo et al. 2007) qui donne l'importance relative des paramètres incertains sur la variance de sortie. Selon le projet de l'utilisateur, i.e. identifier qualitativement les paramètres incertains les plus influents sur la variance des indicateurs de performance d'un système versus quantifier la responsabilité respective des paramètres incertains sur celle-ci, le calcul des indices de Sobol peut être évité.

Le paragraphe suivant se propose de vérifier que la méthode Morris suffit à identifier qualitativement les paramètres incertains les plus influents sur les indicateurs de performance d'un système.

3.3. Identification qualitative des paramètres incertains les plus influents

Lors de l'application de l'AAS au cas d'étude (Chapitre 3), les résultats de la méthode Morris n'ont pas été détaillés. Pourtant, cette méthode fournit une approximation des indices de sensibilité (Campolongo et al. 2007) qui donne l'importance relative des paramètres incertains sur la variance de sortie. Le calcul des indices de Sobol permet de donner quantitativement avec précision la responsabilité relative des paramètres incertains sur la variance de sortie. Cependant, dans l'objectif de réduire la variance de sortie, un classement qualitatif des paramètres les plus influents peut être suffisant. On profite donc de la mise en place de la proposition d'approche globale pour vérifier que la méthode Morris ordonne les paramètres incertains les plus influents dans l'ordre de responsabilité décroissante, attesté par le calcul des indices de Sobol.

Les effets élémentaires absolus moyens (μ^*), normalisés, ainsi que les indices de Sobol sont présentés à la *Figure VI. 7*.

Calcul des effets élémentaires absolus moyens (μ^*)

Les effets élémentaires absolus moyens sont calculés pour $r = 5$.

Calcul des indices de Sobol

Le calcul des indices de Sobol est réalisé après une étape de calibration des facteurs (méthode Morris) : les paramètres incertains conservés et éliminés sont les mêmes que ceux fixés dans la première application de l'AAS, cf. *Tableau III. 5*, sauf pour l'UL, Cas 0 dans lequel le rendement de l'électrolyseur et la dégradation de la PAC sont aussi conservés.

Les indices de Sobol sont calculés avec $n_S = 250$, ce qui correspond aux nombres d'évaluations suivantes (où chaque évaluation correspond à une simulation MC de 100 évaluations du modèle) :

- UL : $d_{UL} = 9$ paramètres incertains conservés, $n_S * (d_{UL} + 2) = 2750$.
Pour le Cas 0 le rendement de l'électrolyseur et la dégradation de la PAC sont aussi conservés, on a donc $d_{UL\ Cas\ 0} = 11$ paramètres incertains conservés, $n_S * (d_{UL} + 2) = 3250$.
- LEC : $d_{LEC} = 13$ paramètres incertains conservés, $n_S * (d_{LEC} + 2) = 3750$.

Les effets élémentaires moyens issus de la méthode Morris et les indices de Sobol permettent d'identifier les mêmes paramètres ayant l'influence la plus marquée sur les indicateurs de performance UL et LEC moyens.

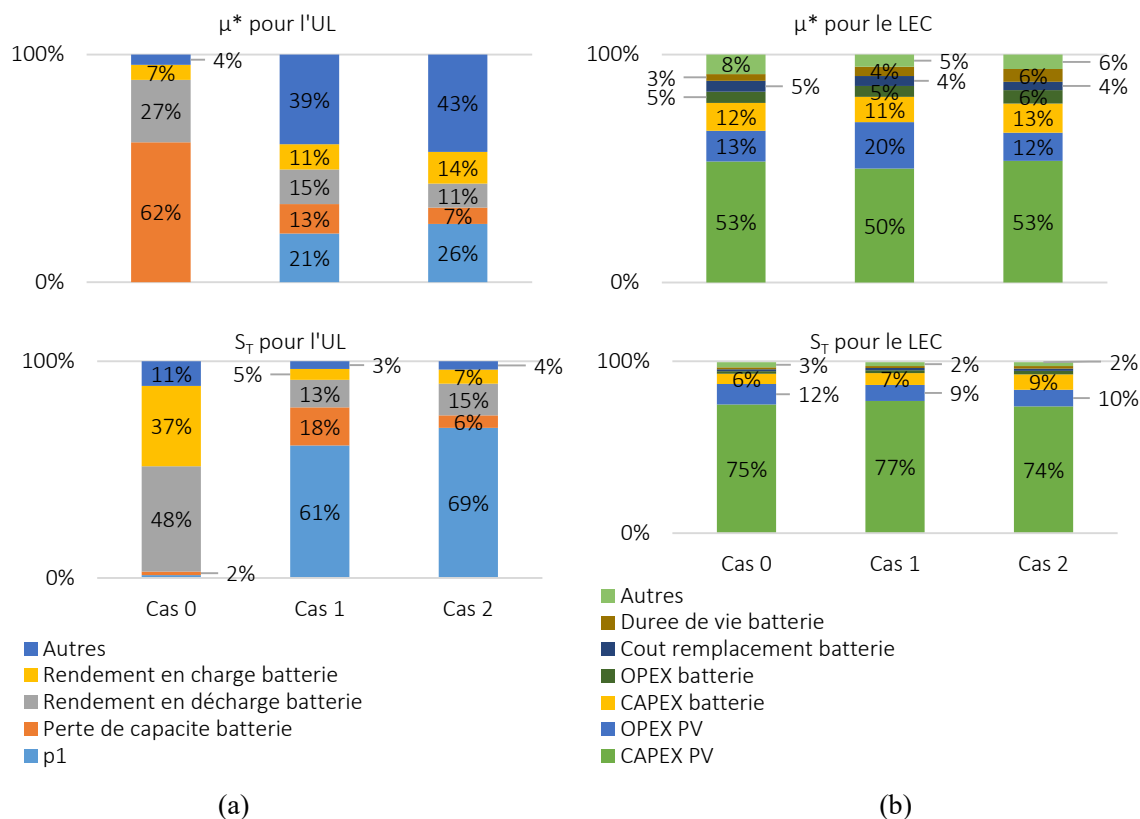


Figure VI. 7 : Comparaison des effets élémentaires moyens (méthode Morris) et des indices de Sobol (ordre total) normalisés pour l'UL (a) et le LEC (b) moyens

Analyse pour l'UL (Figure VI. 7(a))

Pour l'UL (Figure VI. 7(a)), les effets élémentaires calculés par la méthode Morris et les indices de Sobol ont des valeurs assez différentes. Cependant, la méthode Morris identifie les paramètres incertains ayant l'influence la plus marquée : perte de capacité de la batterie (même si les valeurs de μ^* et S_T diffèrent beaucoup dans le Cas 0), rendement en décharge et en charge de la batterie et probabilité d'occurrence p_1 d'une ST de production PV dégradée modérément pour les cas 1 et 2. Dans ces deux cas, pour l'UL avec la méthode Morris, la part de responsabilité répartie équitablement à l'ensemble des autres paramètres incertains donne un poids important au poste de responsabilité « Autres », ce qui n'empêche pas la méthode Morris d'identifier les paramètres les plus influents (confirmation donnée par les indices de Sobol) : probabilité d'occurrence p_1 d'une ST de production PV dégradée modérément, perte de capacité de la batterie et rendements en charge et en décharge de la batterie. Dans le Cas 0, la responsabilité de la perte de capacité de la batterie a une valeur très différente selon qu'on utilise une méthode d'estimation ou une autre. Cependant, le calcul des indices de Sobol confirme que ce paramètre fait partie des plus influents dans la responsabilité de la variance de l'UL moyen (2% est en effet la troisième responsabilité la plus importante attribuée après le rendement en décharge et en charge de la batterie).

Analyse pour le LEC (Figure VI. 7(b))

Pour le LEC (Figure VI. 7(b)), les effets élémentaires moyens calculés par la méthode Morris parviennent à identifier les quatre paramètres incertains les plus influents : CAPEX puis OPEX de l'installation PV, CAPEX puis OPEX de la batterie (par ordre d'influence décroissante) pour les cas 0, 1 et 2. Les valeurs d'attribution de responsabilité diffèrent légèrement d'avec les indices de Sobol. Par exemple pour le Cas 2 les indices de Sobol indiquent que la responsabilité de l'OPEX de l'installation PV est légèrement plus importante que celle du CAPEX de la batterie dans la variabilité du LEC moyen (10% contre 9%) tandis que les effets élémentaires de la méthode Morris indiquent l'inverse (13% pour le CAPEX de la batterie contre 12% pour l'OPEX de l'installation PV) mais ces différences sont minimales et ne doivent pas être à l'origine de l'exclusion d'un paramètre incertain ou d'un autre.

Cet exemple confirme la capacité de la méthode Morris à identifier les paramètres incertains les plus influents sur les indicateurs de performance du système, dans le cas où la quantification précise de leur responsabilité n'est pas nécessaire. Ainsi, la méthode Morris, bien moins contraignante en matière de ressources calculatoires à mobiliser, suffit à identifier les paramètres incertains les plus influents sur les indicateurs de performance du système dans l'objectif de trouver les leviers théoriques prioritaires pour la réduction de l'impact des incertitudes.

Cet exemple montre à nouveau la dépendance de la responsabilité des incertitudes au dimensionnement d'un système (déclinaison du dimensionnement pour une même architecture) comme l'illustre la robustesse de l'UL du Cas 0 aux probabilités d'occurrence des ST de production PV dégradées. En effet, dans le dimensionnement du Cas 0, par comparaison aux dimensionnements des cas 1 et 2, le surdimensionnement des composants permet d'améliorer la résilience aux variations météorologiques. Ces sont les incertitudes sur la fiabilité des composants qui endossent alors la responsabilité de la variabilité de la satisfaction de la charge.

Cette mise en œuvre d'une approche globale permet de mobiliser les différentes méthodologies abordées dans nos travaux, élaborées dans un cadre relativement contraint. Elle a aussi démontré que la définition précise du projet de l'utilisateur peut permettre d'éviter le calcul des indices de Sobol. Elle consiste aussi, pour l'utilisateur, à faire des choix dont les conséquences sur les résultats sont lourdes : grandeurs statistiques à optimiser (AOSMO) ou à étudier (AAS dans le cas où la variabilité est prise en compte).

Ainsi, la définition précise du projet de l'utilisateur est un élément clé dans le choix des méthodes à mettre en œuvre et dans leurs résultats, et peut épargner la mobilisation de ressources calculatoires importantes (RM3). La section qui suit permet de proposer un guide méthodologique pour l'utilisateur afin de remettre le cadre d'étude en perspective et de l'orienter face aux bifurcations méthodologiques possibles.

4. Guide méthodologique

Comme cela a été évoqué dans la section 2, les deux approches abordées dans cette thèse n'ont ni le même point de départ, ni les mêmes objectifs. Proposer un guide méthodologique avec plusieurs points de départ revient plutôt à proposer des guides méthodologiques si les chemins empruntés par les deux approches ne se rejoignent pas. Or, on a aussi vu que les synergies et les briques communes de l'AAS et de l'AOSMO permettent d'envisager une synthèse commune, aux ramifications multiples. Dans ce guide, on distingue les prérequis liés au cadre d'étude, tout en les différenciant des choix délibérés de périmètre de recherche.

Le premier prérequis lié au cadre d'étude est le fait de disposer d'un système dont l'architecture est connue et non évolutive, seuls le dimensionnement des composants du système et éventuellement son pilotage ne sont pas encore fixés. La *Figure VI. 8* interroge l'utilisateur sur son point de départ.

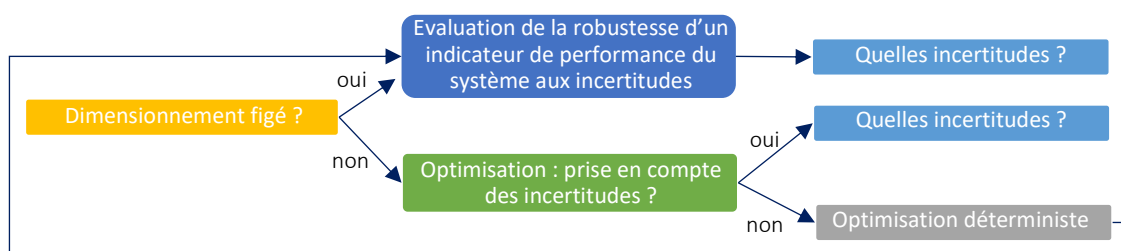


Figure VI. 8 : Point de départ du guide méthodologique : le dimensionnement du système étudié est-il figé ?

Quelle que soit la réponse à la question du dimensionnement, l'aboutissement de cette première étape est une nouvelle interrogation : de quelles incertitudes est-il question ? Ce volet a été traité dans le Chapitre 2 mais la *Figure VI. 9* permet de synthétiser les grands axes de recherche pour identifier et modéliser les incertitudes que l'utilisateur souhaite considérer. Sur cette figure, la première bifurcation n'est pas un choix exclusif mais la proposition de plusieurs angles de vue sur la question.

Les deux dernières catégories de cet arbre méthodologique, qui sont éclaircies, représentent des voies qui n'ont pas fait l'objet de travaux pendant cette thèse.

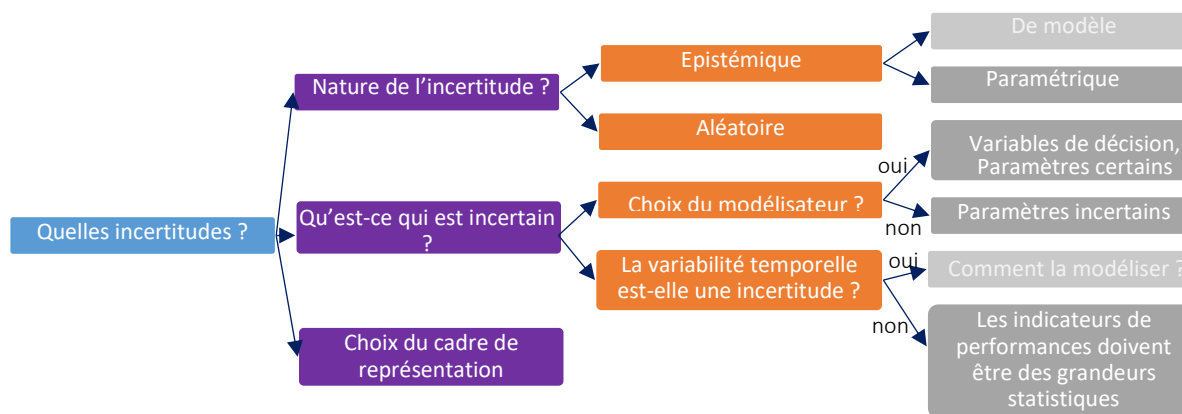


Figure VI. 9 : Guide méthodologique pour identifier et modéliser les incertitudes d'un système

Premièrement, les incertitudes épistémiques de modèle n'ont pas été étudiées dans ces travaux de thèse, ce qui constitue un champ d'ouverture de nos conclusions. Par exemple, le modèle de batterie au plomb utilisé dans le cas d'étude est un modèle simple basé sur le rendement, mais d'autres modèles de batterie, plus précis, sont disponibles dans le logiciel Odyssey, par exemple, le modèle Riso (Andersson 2006) prenant en compte la température. On peut légitimement s'interroger sur l'impact d'un changement de modèle sur la robustesse des résultats. En effet, un modèle plus précis peut sembler moins incertain, pourtant ses paramètres d'entrée ne sont pas nécessairement mieux connus.

Deuxièmement, dans nos travaux, la variabilité temporelle, i.e. la variation du profil temporel utilisé pour la simulation, n'est pas considérée comme une incertitude, tout en étant modélisée. Comme cela a été abordé au Chapitre 2, diverses techniques peuvent être utilisées pour modéliser la variabilité d'une ST par génération de profil préservant les propriétés statistiques de la ST de référence, comme les modèles autorégressifs ou les chaînes de Markov (Sobri et al. 2018; Mavromatidis et al. 2018a). Néanmoins, ces méthodes ne modélisent pas l'incertitude sur la variabilité et il n'y a pas d'incertitude associée à des facteurs globaux caractérisant la ST. Les méthodes de modélisation directe d'une ST spécifique (profil PV, charge dans un cas identifié, etc.) ont des paramètres qui peuvent être traités comme des variables incertaines mais la génération de profil n'est pas générique. Par ailleurs, les paramètres modélisant une ST sont nombreux, ils ne permettraient pas nécessairement d'avoir une vue d'ensemble sur l'incertitude liée à la variabilité de celle-ci. Ce champ reste complètement ouvert et dessine une des multiples prolongations envisageables de notre travail.

La conséquence du choix de considérer la variabilité des ST comme connue est le fait que les indicateurs de performance considérés doivent être des grandeurs statistiques. Ceci implique d'avoir des ressources calculatoires conséquentes et / ou d'utiliser un modèle rapide à évaluer.

Enfin, la question du choix du cadre de représentation des incertitudes a été traitée au Chapitre 2 et la première section de ce chapitre y est aussi consacrée. Il est difficile de proposer une vision schématique d'aide à la décision tant les paramètres de ce choix sont nombreux : disponibilité des données, ressources calculatoires disponibles, public à qui adresser les résultats, source et nature des incertitudes, etc. Dans cette thèse, c'est le cadre probabiliste qui a été retenu et comme on l'a évoqué dans la première section de ce chapitre notamment, elle requiert des ressources calculatoires conséquentes.

Les deux derniers choix cités (choix du cadre probabiliste et de considérer des indicateurs de performance qui soient des grandeurs statistiques afin de ne pas considérer la variabilité comme une incertitude) nécessitent des ressources calculatoires conséquentes. Ceux-ci doivent être identifiés comme imposant une potentielle limitation pour des modèles longs à évaluer.

Cette étape de guide méthodologique pour identifier et modéliser les incertitudes doit être complétée par la méthodologie proposée pour la quantification des sources d'incertitude, visible à la Figure II. 11.

Une fois les incertitudes modélisées et quantifiées, on peut à nouveau se poser la question du rôle qu'elles jouent par rapport au système étudié. La *Figure VI. 10* et la *Figure VI. 11* présentent respectivement la suite du guide méthodologique après l'évaluation de la robustesse d'un indicateur de performance du système aux incertitudes et pour l'optimisation sous incertitude.

Au point de départ de la *Figure VI. 10*, on note l'importance de la définition de l'indicateur de performance considéré. Comme on l'a souligné (et comme c'est le cas dans les applications au cas d'étude de ce manuscrit), il peut être une grandeur statistique (dans le manuscrit on a considéré la moyenne). Sans même considérer de grandeur statistique, les indicateurs de performance d'un système, et en particulier d'un système énergétique hybride renouvelable sont nombreux, la robustesse de l'un d'entre eux ne présume en rien de celle des autres indicateurs de performance.

Par ailleurs, cette thèse détaille peu les différentes manières d'estimer si la robustesse d'un indicateur est suffisante ou non (point de départ de la *Figure VI. 10*) tant celles-ci peuvent être variées. Le Chapitre 3 propose différentes façons de représenter les résultats de la propagation des incertitudes : nuages de points, histogrammes, grandeurs statistiques, qui invitent à différentes manières de mesurer la robustesse, mais le choix d'un critère est laissé à l'utilisateur. La vision empruntée pour ces travaux à l'optimisation déterministe classique de systèmes modélisés et simulés avec le logiciel Odyssey est celle d'une optimisation multicritère dont les résultats s'expriment sous la forme de fronts de Pareto. Cette approche laisse l'utilisateur très libre de choisir, même après l'optimisation, la solution de compromis qui lui convient au mieux. Le choix de niveau d'exigence requise (sur la valeur d'un indicateur ou d'un critère de robustesse) est donc traditionnellement laissé non contraint tout au long de l'étude.

Le choix de la méthode Morris et du calcul des indices de Sobol correspond au cas où aucune hypothèse n'est faite sur le modèle, c'est-à-dire le cas le plus général qu'on puisse se figurer. Cependant, d'autres méthodes moins lourdes mais nécessitant certaines hypothèses sur le modèle sont décrites dans le Chapitre 3.

L'optimisation sous incertitude, qui a été détaillée dans l'AOSMO (Chapitre 4) est certainement le choix de méthode qui a été le plus contraint par le cadre d'étude. Nos travaux ont en effet été réalisés pour des modèles simulés en boîte noire, par conséquent sans accès aux équations du modèle et avec plusieurs critères d'optimisation.

Les cartels éclaircis de la *Figure VI. 11* représentent des voies qui ont été écartées du périmètre de la thèse. Pourtant, parmi celles-ci, seule la question de l'accès aux équations du modèle rend compte d'une limitation liée au cadre d'étude. En effet, le fait de modéliser l'incertitude dans le cadre probabiliste et celui de réaliser une optimisation multi-objectif sont des choix non contraints par le cadre d'étude.

En revanche, le fait de ne pouvoir évaluer le système que par simulation contraint le cadre d'étude. En effet, l'approche par simulation présente l'inconvénient de ne pas pouvoir garantir que l'optimisation fournisse une solution optimale au problème (Sharafi and ElMekkawy 2015). A l'inverse, son avantage majeur est d'être complètement générique et de pouvoir s'appliquer à n'importe quel problème, quel que soit l'outil de simulation. La méthodologie d'AOSMO mise en œuvre est donc transposable à tout outil de simulation (lié ou non aux systèmes énergétiques hybrides par ailleurs), dont on peut écrire les entrées et lire les résultats de simulation, i.e. les indicateurs de performance. Cette généralité est aussi vraie pour les méthodes de l'AAS et constitue une des forces de ces travaux.

Parmi les prérequis limitants liés au cadre d'étude, on peut aussi citer le fait de disposer d'un système dont l'architecture est connue et non évolutive, rendant impossible l'utilisation de méthodes dans lesquelles des ajustements sont possibles pour limiter l'impact des incertitudes telles que la programmation stochastique avec recours. Les limitations liées au mode de pilotage du système (qui est fortement dépendant de l'outil et qui n'a pas été exploré en profondeur) sont détaillées dans le Chapitre 5.

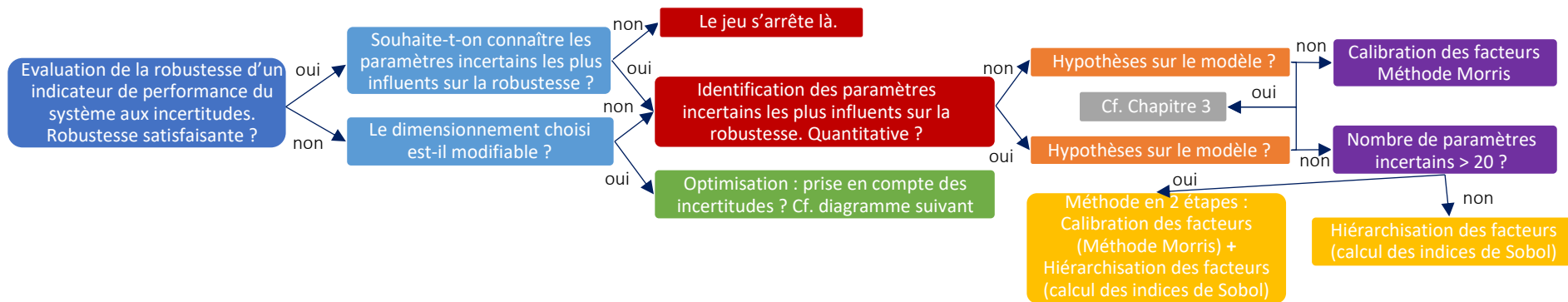


Figure VI. 10 : Guide méthodologique après évaluation de la robustesse d'un indicateur de performance du système aux incertitudes

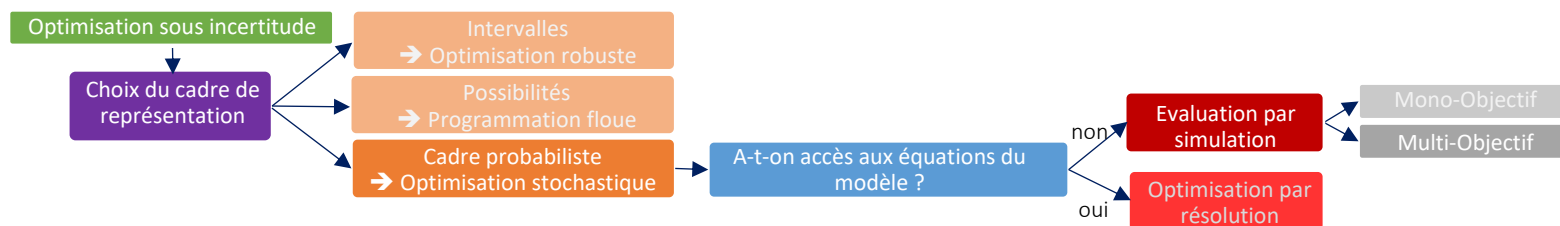


Figure VI. 11 : Guide méthodologique pour l'optimisation sous incertitude

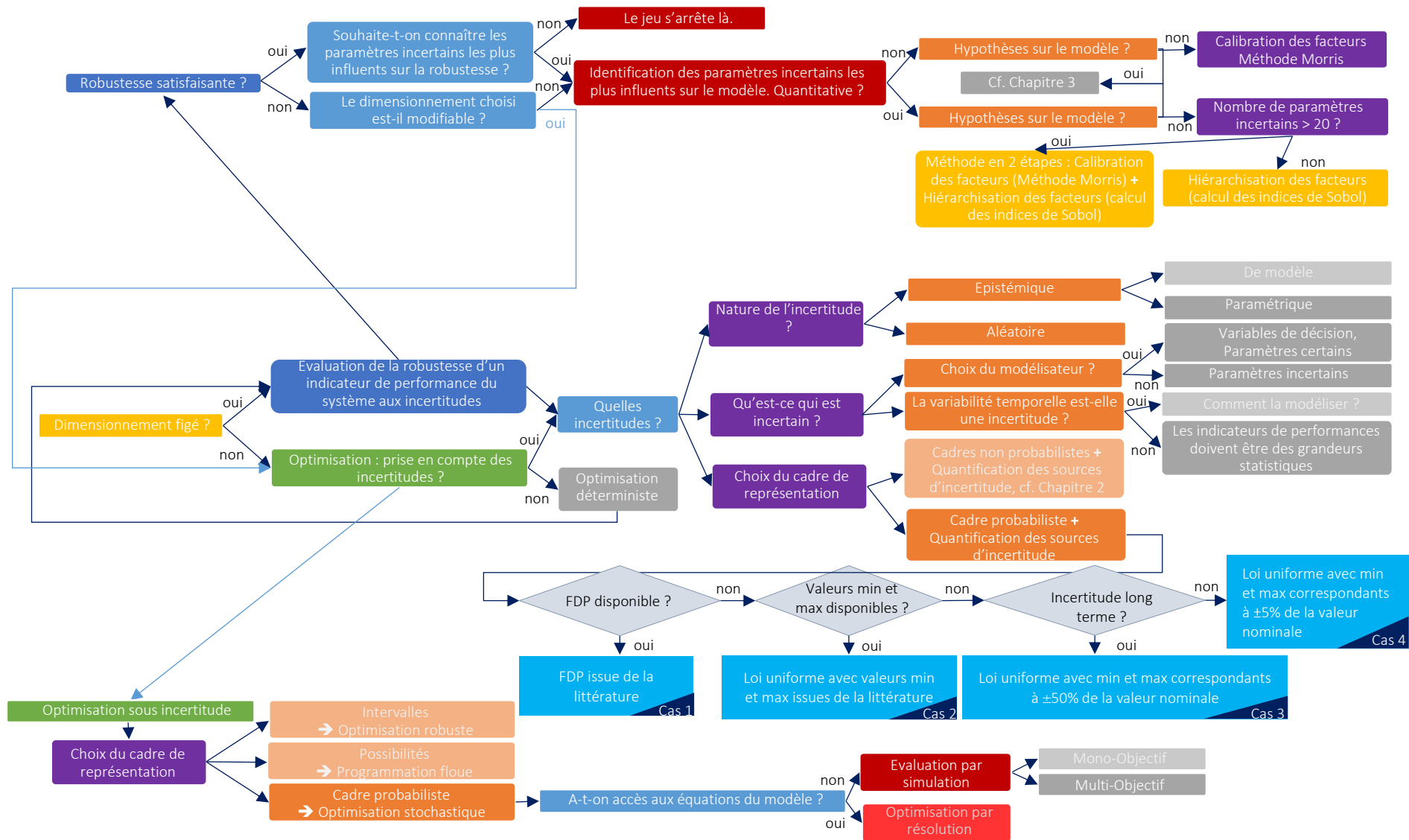


Figure VI. 12 : Guide méthodologique, vue d'ensemble

Les différentes facettes de la thèse ont été présentées sous forme de guide méthodologique, avec les méthodes de l'AAS et l'AOSMO, présentées cependant avec un découpage un peu différent de celui des deux approches, avec les recouvrements entre celles-ci. Une vision globale de ce guide méthodologique est présentée *Figure VI. 12*. Comme dans toutes les figures de cette section, les cases éclaircies correspondent aux voies qui n'ont pas fait l'objet de travaux dans cette thèse, par choix ou par contrainte imposée par le cadre d'étude (cette distinction est spécifiée dans les parties détaillées du guide méthodologique).

Conclusion

Ce dernier chapitre, construit dans l'idée de fournir au lecteur des recommandations méthodologiques, est l'occasion de revenir sur les deux approches proposées et mises en œuvre dans ces travaux de thèse. Elles sont ainsi abordées sous un angle différent, celui de leurs complémentarités, afin de proposer une vision globale de la question de la prise en compte des incertitudes dans l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides renouvelables.

La première recommandation méthodologique concerne l'étape commune à l'AAS et à l'AOSMO, i.e. la quantification des sources d'incertitude qui doit être réalisée avec rigueur, à défaut de quoi on risque de fournir des résultats faux pour la propagation d'incertitude comme pour l'ASG.

La deuxième recommandation méthodologique confirme l'idée que cette prise en compte est nécessaire. Comme l'ont montré l'ensemble des propagations d'incertitude visibles dans ce manuscrit (dans ce chapitre mais aussi dans les précédents), les incertitudes impactent fortement les indicateurs de performance des systèmes étudiés, et leur prise en compte au sein du processus d'optimisation mène à des résultats plus robustes. De plus la prise en compte des incertitudes permet d'apporter à l'utilisateur des outils d'aide à la décision plus affûtés que l'approche utilisée classiquement : répartition statistique des indicateurs de performance, identification des paramètres incertains non influents et attribution quantitative de la responsabilité de l'incertitude des indicateurs de performance aux paramètres incertains en entrée du modèle.

La troisième recommandation méthodologique est une invitation, pour l'utilisateur, à identifier de manière précise son objectif. En effet, les méthodes peuvent considérablement s'alléger grâce à une définition claire du projet. Par exemple, la réduction d'incertitude via l'amélioration de la connaissance sur les entrées incertaines du système, qui nécessite une identification qualitative et non quantitative des paramètres plus influents sur la variance des sorties du modèle peut se passer du calcul des indices de Sobol lorsque ceux-ci ne sont pas requis, épargnant la mobilisation de ressources calculatoires conséquentes.

Enfin, l'approche globale proposée dans ce chapitre et la vue d'ensemble de la synthèse méthodologique permettent de gommer les frontières entre l'AAS et l'AOSMO, dont la distinction a pourtant structuré ce travail. Elles envisagent la possibilité qu'un utilisateur vienne piocher parmi les méthodes de l'une ou l'autre approche de manière libre.

Conclusion et perspectives

Ces travaux de thèse avaient pour projet d'étudier l'influence des incertitudes sur l'optimisation technico-économique des systèmes énergétiques hybrides. En effet, comme on a pu l'appréhender au cours de ce manuscrit, les incertitudes ont un fort impact sur les indicateurs de performance de ces systèmes, dits aussi sorties du système et leur prise en compte au cours du processus d'optimisation permet de fournir des dimensionnements plus robustes.

Les deux approches mises en œuvre – l'approche post-optimisation via la propagation des incertitudes et l'analyse de sensibilité, et l'approche prenant en compte l'incertitude au cours de l'optimisation, reposent sur la quantification des incertitudes en entrée des systèmes : caractéristiques technico-économiques et chroniques temporelles de production et de demande énergétique. Nous avons justifié le choix de représenter les incertitudes dans le cadre probabiliste et proposé une méthode d'attribution systématique de fonction de densité de probabilité à tout paramètre incertain identifié en entrée du système.

Pour l'approche analyse de sensibilité, la propagation des incertitudes permet d'apporter des informations statistiques sur la robustesse des sorties d'un système dimensionné. L'analyse de sensibilité globale permet quant à elle de réaliser deux actions complémentaires : identifier les paramètres d'entrée incertains non influents sur la variance de la sortie du système et quantifier la responsabilité respective des paramètres (d'entrée) incertains influant sur cette variance.

La modélisation des incertitudes liées aux systèmes énergétiques renouvelables est un véritable enjeu pour la réalisation de l'ASG car elle implique de prendre en compte de manière homogène les incertitudes liées aux paramètres statiques et celles liées aux chroniques temporelles. Ceci a été fait en considérant l'incertitude épistémique liée à la probabilité d'occurrence d'une chronique temporelle structurellement différente de la référence de simulation, tout en considérant la variabilité intrinsèque aux chroniques temporelles comme connue.

Les résultats de l'ASG peuvent servir deux objectifs fondamentalement distincts : identifier les paramètres incertains les plus influents sur la variance de sortie ou bien quantifier la responsabilité des paramètres influents sur cette variance. Pour le premier objectif, les techniques de décomposition de la variance fonctionnelle, coûteuses en ressources calculatoires, ne sont pas requises. L'identification du projet précis de l'utilisateur est alors une information précieuse quant au choix des méthodes à mettre en œuvre.

L'approche optimisation stochastique multi-objectif permet d'optimiser le système de manière robuste aux incertitudes : elle produit des dimensionnements robustes tout en limitant le surcoût lié à un surdimensionnement fait arbitrairement qui limiterait l'impact des incertitudes sur les sorties du système (c'est-à-dire les indicateurs de performance de celui-ci). Dans ces travaux, nous avons proposé un critère d'optimisation incluant performance et variabilité de la performance afin d'améliorer de manière ciblée la robustesse des sorties, en complément de leur performance. Cette approche reste cependant très exigeante en

ressources calculatoires et est donc à réserver pour les cas où l'incertitude sur les entrées incertaines (les plus influentes) ne peut être réduite.

Ces travaux nous ont amenés à formuler des recommandations méthodologiques ainsi qu'à proposer un guide synthétisant l'ensemble des apports évoqués. Cependant, de nombreux aspects n'ont pas été explorés et ces travaux mériteraient d'être poursuivis afin de proposer une vision plus complète sur la question.

Déploiement

Les méthodes présentées dans ce manuscrit ont été mises en œuvre sur un unique cas d'étude, avec un unique outil de simulation des systèmes énergétiques, alors qu'elles ont justement été choisies les plus génériques possibles pour pouvoir s'adapter à tout outil utilisable en boîte noire et sans condition sur le cas d'étude. Utiliser les approches décrites dans ces travaux à la fois sur d'autres cas, mais aussi en utilisant d'autres outils de simulation nous paraît une première perspective immédiate enthousiasmante.

Pilotage

L'optimisation de systèmes énergétiques hybrides a été traitée principalement du point de vue du dimensionnement de ceux-ci. La question de la prise en compte des incertitudes dans leur pilotage, abordée dans le Chapitre 5 uniquement après réalisation des incertitudes, mérite d'être approfondie. L'élaboration d'un pilotage plus fin que celui qui est classiquement mis en œuvre dans les outils de simulation, i.e. un pilotage par règles logiques, semble difficilement conciliable avec le maintien de l'usage de l'outil de simulation en boîte noire. Pour affiner la stratégie de pilotage, l'accès aux équations du modèle semble en effet indispensable. Comme cela a été évoqué dans le Chapitre 5 sous forme de pistes de développement, l'optimisation du contrôle (réalisable efficacement en linéarisant les équations du modèle) autrement dit la trajectoire optimale et le contrôle en lui-même, ou trajectoire réelle, peuvent être différenciés.

La prise en compte des incertitudes dans l'optimisation de la stratégie de gestion est alors, dans la littérature, réalisée majoritairement : soit par programmation stochastique avec recours (dans laquelle les incertitudes sont modélisées sous forme de FDP avec des conséquences lourdes sur les ressources calculatoires nécessaires), soit par optimisation robuste (dans laquelle les incertitudes sont modélisées sous forme d'intervalles). Ces approches, encore peu utilisées sur des systèmes énergétiques hybrides, avec l'ambition de conserver une optimisation multicritère méritent d'être investiguées.

Modélisation des séries temporelles à approfondir

Le compromis trouvé pour considérer de manière homogène les incertitudes liées aux chroniques temporelles et celles liées aux paramètres statiques nécessite d'être investigué davantage. En effet, la considération de l'incertitude sur la probabilité d'occurrence d'une ST structurellement différente de la ST de référence permet de conserver la prise en compte de la variabilité tout en étudiant l'incertitude relative à une variation du type de ST. Ceci ne permet pas d'étudier l'incertitude liée à la variabilité et nécessite d'avoir de grandes tendances de variation. Cependant, aucune autre modélisation de l'incertitude liée à la variabilité des ST ne semble permettre un traitement homogène de celle-ci avec les incertitudes liées aux paramètres statiques. La modélisation la plus cohérente permettant de traiter les deux types d'incertitude de manière homogène (et rendant ainsi possible la réalisation d'AS) est l'utilisation de modélisations des séries temporelles (spécifiques à chaque profil) en considérant l'incertitude sur les paramètres de ces modèles.

Incertitudes de modèle

Dans nos travaux, la prise en compte des incertitudes s'est limitée aux incertitudes paramétriques, c'est-à-dire aux incertitudes en entrée d'un modèle tenu pour représentatif : paramètres statiques et ST. Les incertitudes de modèle, c'est-à-dire résultant du fait d'utiliser un modèle plutôt qu'un autre pour représenter un même phénomène n'ont pas été retenues dans le périmètre de la thèse mais mériteraient, elles aussi, d'être prises en compte dans le champ de l'optimisation technico-économique de systèmes énergétiques hybrides. En effet, une question que nous n'avons par exemple pas eu le temps d'explorer consisterait à étudier comment un modèle plus précis, qui peut a priori sembler moins incertain, fournit ou non des indicateurs de performance moins incertains qu'un modèle plus simple. Les paramètres d'entrée d'un modèle plus précis ne sont pas nécessairement mieux connus que ceux d'un modèle simple. Ainsi, nous n'avons aujourd'hui aucune idée préconçue quant aux éléments de réponse à cette question.

Le déploiement des méthodes présentées est une perspective immédiate, tout comme la question du pilotage, qui, bien qu'elle nécessite des développements complémentaires, a été brièvement abordée dans ce manuscrit. Ces deux perspectives ne remettent aucunement en question les méthodologies présentées dans ce manuscrit. Les deux perspectives les plus ambitieuses et (peut-être pour cela) les plus enthousiasmantes sont : celle de la modélisation des séries temporelles, qui pourrait être traitée d'une manière radicalement différente de celle choisie dans cette thèse, ce qui nécessiterait alors de reconsidérer un nouveau pan de la littérature scientifique, et celle de la question des incertitudes de modèle. Cette dernière perspective est un complément nécessaire à apporter aux conclusions de ces travaux dans lesquels les incertitudes de modèles ont été éliminées du périmètre d'étude, mais constituent une part primordiale de l'incertitude liée aux systèmes énergétiques hybrides.

Annexes

Annexe 1 : Optimisation par l'algorithme génétique d'Uranie

Uranie (Blanchard et al. 2019) est la plateforme « Incertitude et Sensibilité » développée au CEA dans le but de capitaliser dans un même outil les méthodes d'optimisation, de métamodèle et d'analyse de sensibilité. Uranie est basée sur ROOT (<http://root.cern.ch>), un code orienté objet développé au CERN.

Cette première annexe est une adaptation du Manuel d'utilisateur (Uranie team 2017a) et de la Méthodologie (Uranie team 2017b) pour décrire l'algorithme génétique utilisé dans ces travaux.

Un algorithme génétique est basé sur la manière dont les gènes sont organisés dans un être vivant et sur la manière dont ils évoluent génération après génération.

A1. 1. Éléments de génétique

La génétique est l'étude des gènes qui constituent l'endroit où sont encodées toutes les informations à propos d'un être. Les gènes sont regroupés sur des sortes de containers appelés chromosomes. Selon l'être considéré, le nombre de types de chromosomes est variable. Les êtres vivants sont divisés en deux catégories :

- les êtres haploïdes qui ont un seul chromosome par type de chromosome,
- les êtres diploïdes qui ont deux chromosomes par type de chromosome.

Pour les êtres haploïdes, une caractéristique est complètement décrite par le gène de l'unique chromosome. Pour les être diploïdes, la même caractéristique est encodée sur les deux versions du gène, appelés allèles et situés sur deux chromosomes.

Pour un être diploïde, il faut introduire la notion suivante : pour chaque gène, il est possible d'avoir deux fois le même allèle ou deux allèles différents sur les deux chromosomes. On parle alors :

- de gène homozygote : dans le cas où le gène est identique sur les deux chromosomes,
- de gène hétérozygote : dans le cas où les deux chromosomes portent des versions différentes du gène.

Dans le cas d'un gène hétérozygote, on peut alors définir le concept de dominance : une des versions du gène est dominante par rapport à la deuxième version du gène qui est dite récessive, la caractéristique encodée par le gène est alors pilotée uniquement par le gène dominant.

Enfin, l'évolution du génotype, c'est-à-dire l'ensemble des gènes, d'une génération à l'autre peut venir de deux processus :

- les croisements : lorsque deux êtres se combinent pour en créer un nouveau,
- les mutations : elles apparaissent spontanément et modifient légèrement un ou plusieurs gènes.

L'ensemble des gènes est appelé génotype et l'ensemble des caractéristiques d'un individu est appelé phénotype.

A1. 2. Correspondances génétique - algorithmique

Les correspondances entre les termes définis dans le paragraphe précédent et les concepts manipulés dans le manuscrit sont explicités dans le Tableau A1. 1.

Tableau A1. 1 : Correspondances lexicales entre génétique et optimisation

Vocabulaire génétique	Vocabulaire optimisation
Gène	Variable d'optimisation
Génotype	Jeu de variables d'optimisation
Phénotype	Jeu de variables d'optimisation exprimé/ Solution proposée
Etre vivant	Individu ou candidat

A1. 3. Principes généraux de l'algorithme génétique

Les étapes principales de l'algorithme génétique sont schématisées à la Figure A1. 1.

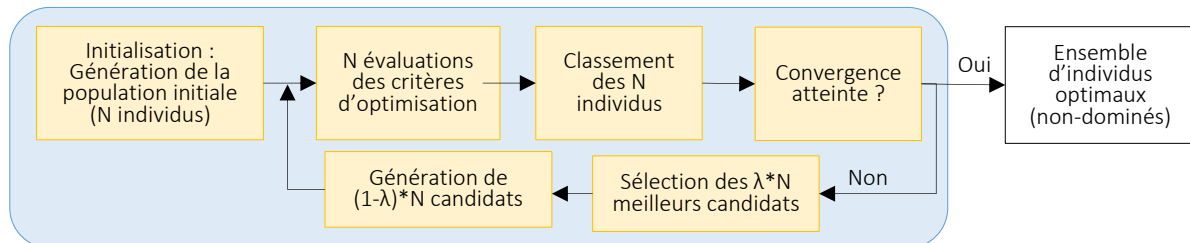


Figure A1. 1 : Principe de l'algorithme génétique

Initialisation

L'initialisation est la création d'un premier ensemble d'individus, réalisée en utilisant l'espace de recherche des variables d'optimisation. La taille de la population correspond au nombre d'individus dans cette population (N sur la Figure A1. 1).

Évaluation des critères

Chaque individu est évalué, en d'autres termes ses indicateurs de performance (ou critères d'optimisation) sont calculés. Pour une population de N individus, il y a donc N évaluations.

Classement des individus

Dans le cas d'une optimisation monocritère, le classement des individus est simple car ceux-ci sont ordonnés par leur critère d'évaluation. Dans le cas d'une optimisation multicritère, le classement des individus dans Uranie est réalisé de la manière suivante : chaque individu se voit attribuer un rang correspondant au nombre d'autres individus qui le dominent. Les meilleurs candidats ont le rang 0 (car ils sont non-dominés), suivis par les candidats de rang 1, puis ceux de rang 2, etc...

Test de convergence

Le test de convergence peut atteindre trois états possibles :

- Cas 1 : Tous les individus de la population sont non-dominés (ils sont donc tous de rang 0). L'algorithme a convergé.
- Cas 2 : Tous les individus de la population ne sont pas non-dominés.
 - o Cas 2.1 : Le nombre maximum d'évaluations fixé par l'utilisateur a été atteint. L'algorithme n'a pas convergé mais s'arrête.
 - o Cas 2.2 : Le nombre maximum d'évaluations fixé par l'utilisateur n'a pas été atteint. L'algorithme n'a pas encore convergé et continue donc à l'étape de sélection des meilleurs candidats.

Création d'une nouvelle population (génération suivante)

Si l'algorithme continue, une fraction de la population (génération k) est sélectionnée et utilisée pour créer une nouvelle population (génération k+1) :

- Une fraction de la population λ , correspondant au taux de survie, est sélectionnée en fonction du rang attribué aux individus : $N * \lambda$ individus de la génération k sont conservés.
- $N * (1-\lambda)$ individus sont générés pour créer la nouvelle population (génération k+1). La procédure de création de nouveaux individus est détaillée dans le paragraphe suivant.

A1. 4. Implémentation spécifique dans Uranie

L'algorithme génétique implémenté dans Uranie est un algorithme diploïde, en d'autres termes, chaque gène a deux valeurs (allèles) mais un seul des deux s'exprime dans le phénotype.

Dans l'implémentation de l'algorithme, le concept d'homozygote, qui génétiquement s'applique aux gènes, s'applique aux êtres vivants ce qui signifie que pour un individu homozygote, tous les gènes sont strictement identiques sur les chromosomes du même type. Le taux de population homozygote est noté H_o (valeur par défaut dans Uranie de 50%).

Pour créer la génération k+1 à partir de la génération k, deux processus sont à l'œuvre :

- les croisements : lorsque deux êtres se combinent pour en créer un nouveau, l'implémentation de ce processus est schématisée à la Figure A1. 2,
- les mutations : elles apparaissent spontanément et modifient légèrement un ou plusieurs gènes.

Croisements

Le croisement de deux individus est réalisé selon les étapes suivantes :

- Création d'un chromosome par parent : un nouveau chromosome est créé par tirage aléatoire d'un des deux allèles pour chacun des gènes.
- Création des deux chromosomes de l'enfant :
 - o Pour un être hétérozygote (schéma bleu de la Figure A1. 2), les deux chromosomes créés (un par parent) sont conservés.
 - o Pour un être homozygote (schéma rouge de la Figure A1. 2), les chromosomes résultant des deux parents sont scannés et pour chaque gène, une combinaison linéaire est réalisée entre les deux allèles. Le chromosome résultant est ensuite dupliqué afin que l'individu résultant ait deux chromosomes identiques.
- Détermination du phénotype : le phénotype est piloté par le caractère dominant ou récessif de chacun des chromosomes d'un individu (indiqué en vert sur la Figure A1. 2). Quelles que soient les étapes précédentes (création d'un chromosome par parent et indépendamment de la nature homozygote ou hétérozygote de l'individu créé), le chromosome dominant est tiré aléatoirement et placé dans le « premier » chromosome. (Ce « premier » chromosome est représenté à gauche sur la Figure A1. 2, ainsi, quel que soit l'individu, parent ou enfant, homozygote ou hétérozygote, le chromosome de gauche est toujours dominant.)

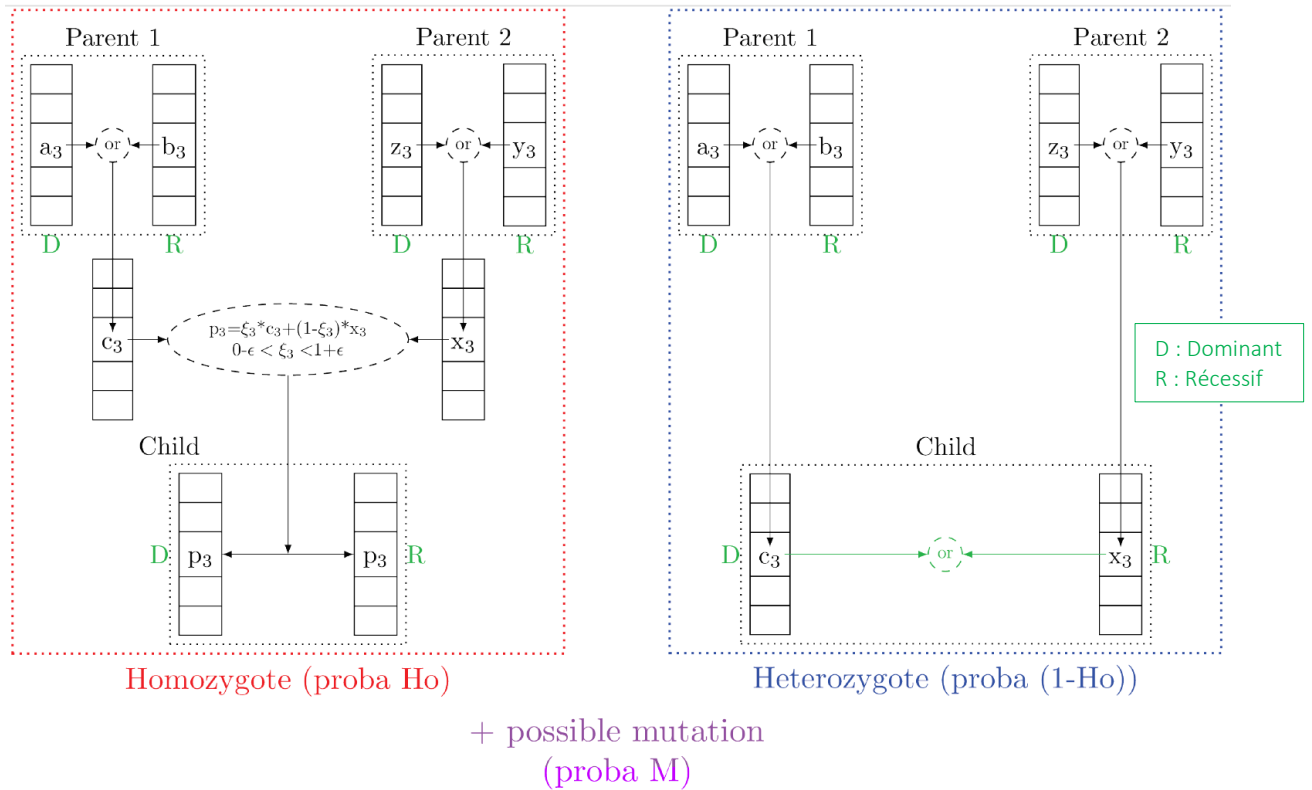


Figure A1.2 : Description du processus de création d'un nouvel individu dans l'algorithme génétique d'Uranie (Uranie team 2017b)

Mutations

Afin d'explorer plus vastement l'espace de recherche, des mutations aléatoires sont réalisées. Une mutation consiste à remplacer un gène sur les deux chromosomes par une nouvelle valeur tirée aléatoirement dans l'espace de recherche des variables d'optimisation. La probabilité d'occurrence d'une mutation est faible (valeur par défaut dans Uranie de 1%).

Annexe 2 : Loïs de probabilité classiques

Cette annexe décrit quelques-unes des lois de probabilité les plus courantes. Pour chacune des lois présentées, sont représentées leur fonction de densité de probabilité (PDF pour Probability Density Function) et leur fonction de répartition (CDF pour Cumulative Density Function). Les représentations sont toutes issues de (Uranie, 2017b).

Pour la description de toutes les lois décrites dans cette annexe, on suppose que $a < b < c$.

A2. 1. Loi uniforme

Une variable X suivant une loi uniforme sur $[a, b]$ est définie par sa Fonction de Densité de Probabilité (FDP) :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{(b-a)} & \text{pour } x \in [a, b] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Pour $a = 0$ et $b = 1$, on a :

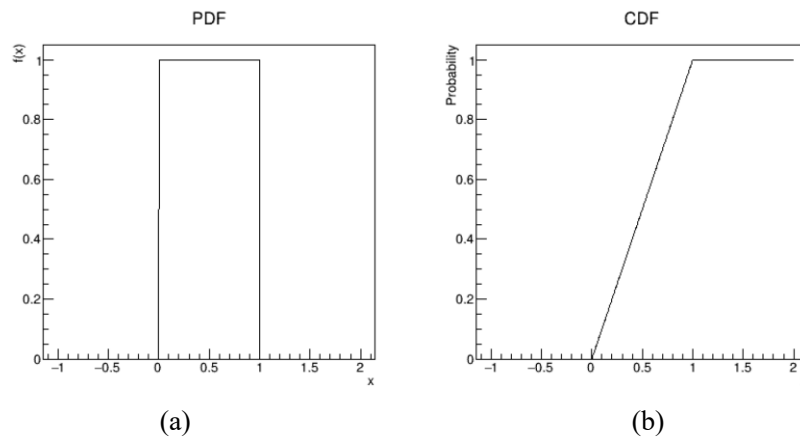


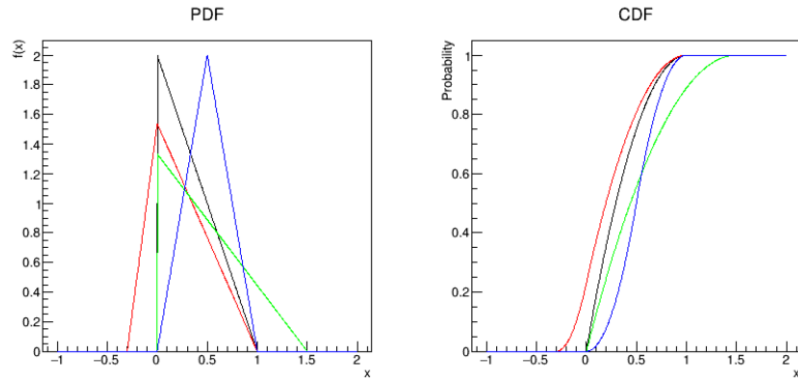
Figure A2. 1 : Fonction de densité de probabilité (a) et fonction de répartition (b) de la loi uniforme sur $[0, 1]$

A2. 2. Loi triangulaire

Une variable X suivant une loi triangulaire sur $[a, c]$ de mode b est définie par sa FDP :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{2 * (x - a)}{(c - a) * (b - a)} \text{ pour } x \in [a, b] \\ \frac{2 * (c - x)}{(c - a) * (c - b)} \text{ pour } x \in [b, c] \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} a = 0 \quad b = 0 \quad c = 1 \\ a = -0.3 \quad b = 0 \quad c = 1 \\ a = 0 \quad b = 0 \quad c = 1.5 \\ a = 0 \quad b = 0.5 \quad c = 1 \end{aligned}$$



(a)

(b)

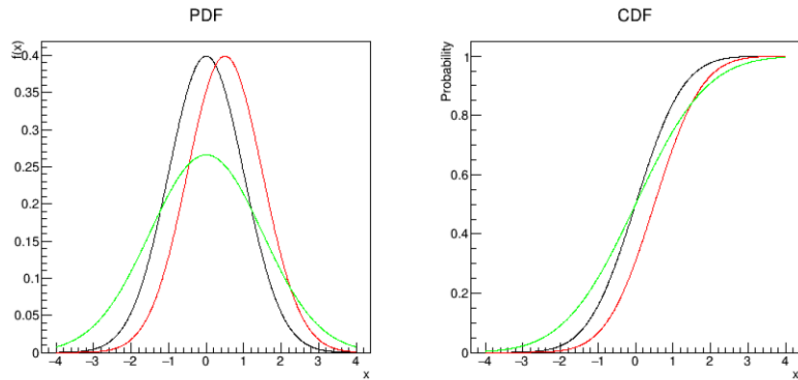
Figure A2. 2 : Fonction de densité de probabilité (a) et fonction de répartition de la loi triangulaire

A2. 3. Loi normale

Une variable X suivant une loi normale, de moyenne μ et d'écart-type σ est définie par sa FDP :

$$f_X(x) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} * \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}$$

$$\begin{aligned} \mu = 0 \quad \sigma = 1 \\ \mu = 0.5 \quad \sigma = 1 \\ \mu = 0 \quad \sigma = 1.5 \end{aligned}$$



(a)

(b)

Figure A2. 3 : Fonction de densité de probabilité (a) et fonction de répartition (b) de la loi normale

A2. 4. Loi Weibull

Une variable X suivant une loi Weibull de valeur minimum a , de paramètre d'échelle λ et de paramètre de forme k est définie par sa FDP :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{k}{\lambda} * \left(\frac{x-a}{\lambda}\right)^{k-1} * e^{-\left(\frac{x-a}{\lambda}\right)^k} & \text{pour } x \geq a \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

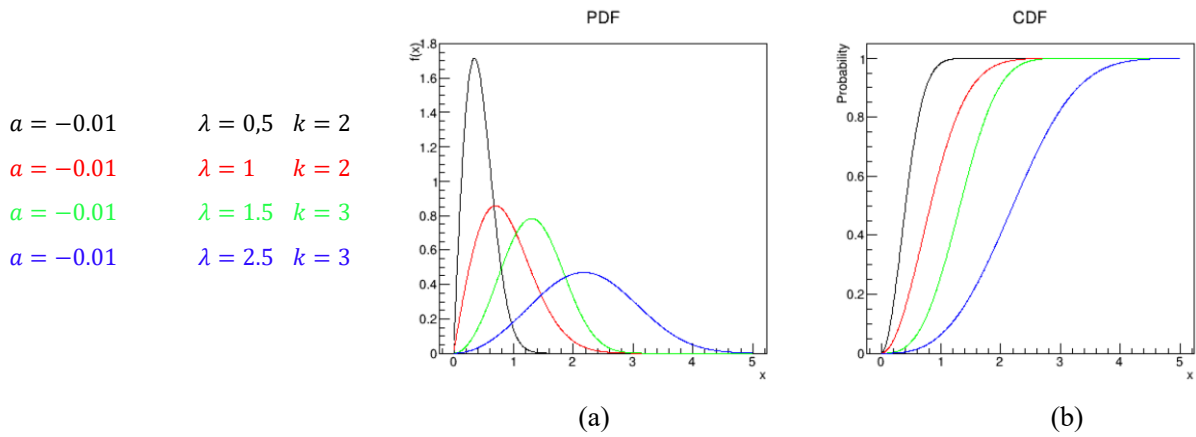


Figure A2. 4 : Fonction de densité de probabilité (a) et fonction de répartition (b) de la loi Weibull

A2. 5. Loi Beta

Une variable X suivant une loi Beta sur $[a, b]$, de paramètres α et β est définie par sa FDP :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{Y^{\alpha-1} * (1-Y)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} & \text{pour } x \in [a, b] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Où

$$Y = \frac{(x-a)}{(b-a)}$$

Et $B(\alpha, \beta)$ est la fonction beta, c'est-à-dire :

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt$$

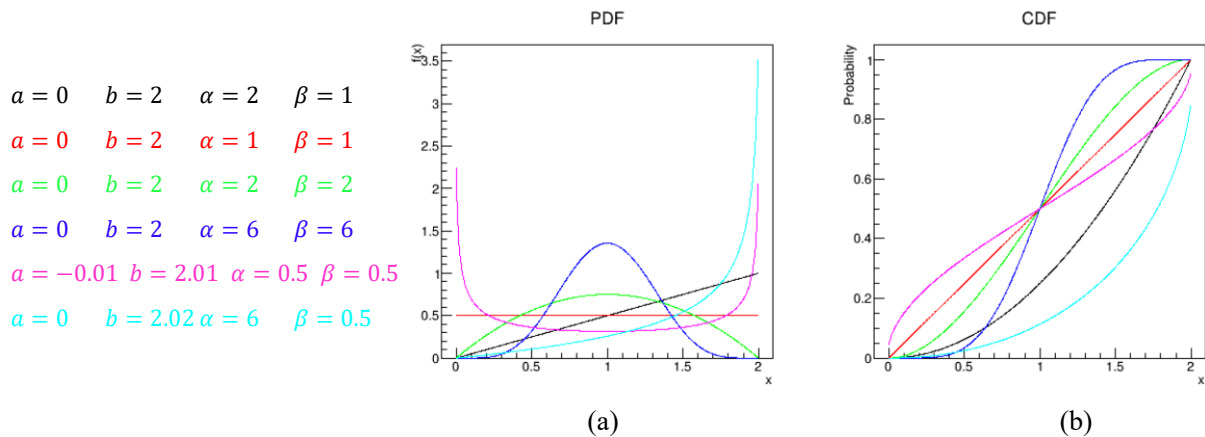


Figure A2. 5 : Fonction de densité de probabilité (a) et fonction de répartition (b) de la loi Beta

Bibliographie

- Amirahmadi M, Akbari Foroud A (2013) Stochastic multi-objective programming for simultaneous clearing of energy and spinning reserve markets considering reliability preferences of customers. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 53:691–703 . doi: 10.1016/j.ijepes.2013.05.042
- Andersson A (2006) Simulation model for improved battery lifetime for renewable based energy systems for rural areas.
- Attaviriyapap P, Kita H, Tanaka E, Hasegawa J (2004) A fuzzy-optimization approach to dynamic economic dispatch considering uncertainties. *IEEE Transactions on Power Systems* 19:1299–1307 . doi: 10.1109/TPWRS.2004.831272
- Aven T (2010) Some reflections on uncertainty analysis and management. *Reliability Engineering & System Safety* 95:195–201 . doi: 10.1016/j.ress.2009.09.010
- Battke B, Schmidt TS, Grosspietsch D, Hoffmann VH (2013) A review and probabilistic model of lifecycle costs of stationary batteries in multiple applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 25:240–250 . doi: 10.1016/j.rser.2013.04.023
- Baudrit C (2005) Représentation et propagation de connaissances imprécises et incertaines: Application à l'évaluation des risques liés aux sites et sols pollués. Phdthesis, Université Paul Sabatier - Toulouse III
- Ben-Tal A, Nemirovski A (1999) Robust solutions of uncertain linear programs. *Operations Research Letters* 25:1–13 . doi: 10.1016/S0167-6377(99)00016-4
- Bertsimas D, Sim M (2004) The Price of Robustness. *Oper Res* 52:35–53 . doi: 10.1287/opre.1030.0065
- Bertuccioli L, Chan A, Hart D, Lehner F, Madden B, Standen E (2014) Study on development of water electrolysis in the European Union. E4tech Sàrl and Element Energy Ltd
- Blanchard J-B, Damblin G, Martinez J-M, Arnaud G, Gaudier F (2019) The Uranie platform: an open-source software for optimization, meta-modelling and uncertainty analysis, *EPJ Nuclear Sci. Technol.* 5, 4 . doi: 10.1051/epjn/2018050
- Borgonovo E, Plischke E (2016) Sensitivity analysis: A review of recent advances. *European Journal of Operational Research* 248:869–887
- Bourry F (2009) Management of uncertainties related to renewable generation participating in electricity markets. Theses, École Nationale Supérieure des Mines de Paris
- Briceno Vicente WCB (2012) Modélisation des réseaux de distribution sous incertitudes. Phdthesis, Université de Grenoble
- Bruni G, Cordiner S, Mulone V, Rocco V, Spagnolo F (2014) A Study of Energy Management in Domestic Micro-grids Based on Model Predictive Control Strategies. *Energy Procedia* 61:1012–1016 . doi: 10.1016/j.egypro.2014.11.1013
- Campolongo F, Cariboni J, Saltelli A (2007) An effective screening design for sensitivity analysis of large models. *Environmental Modelling & Software* 22:1509–1518 . doi: 10.1016/j.envsoft.2006.10.004
- Campolongo F, Tarantola S, Saltelli A (1999) Tackling quantitatively large dimensionality problems. *Computer Physics Communications* 117:75–85 . doi: 10.1016/S0010-4655(98)00165-9
- Cantoni M, Marseguerra M, Zio E (2000) Genetic algorithms and Monte Carlo simulation for optimal plant design. *Reliability Engineering & System Safety* 68:29–38 . doi: 10.1016/S0951-8320(99)00080-0
- Chardonnet C, De Vos L, Genoese F, Roig G, Bart F, De Lacroix T, Ha T, Van Genabet B (2017) Study on early business cases for H2 in energy storage and more broadly power to H2 applications. Tractebel and Hincio, Brussels, Belgium
- Cherkaoui H, Huynh KT, Grall A (2016) On the Assessment of Performance and Robustness of Condition-Based Maintenance Strategies. *IFAC-PapersOnLine* 49:809–814 . doi: 10.1016/j.ifacol.2016.07.874

- Connolly D, Lund H, Mathiesen BV, Leahy M (2010) A review of computer tools for analysing the integration of renewable energy into various energy systems. *Applied Energy* 87:1059–1082 . doi: 10.1016/j.apenergy.2009.09.026
- Constante-Flores GE, Illindala MS (2019) Data-Driven Probabilistic Power Flow Analysis for a Distribution System With Renewable Energy Sources Using Monte Carlo Simulation. *IEEE Transactions on Industry Applications* 55:174–181 . doi: 10.1109/TIA.2018.2867332
- Couso I, Moral S, Walley P (2000) A survey of concepts of independence for imprecise probabilities. *Risk, Decision and Policy* 5:165–181
- Darras C (2010) Modélisation de systèmes hybrides photovoltaïque/hydrogène : applications site isolé, micro-réseau et connexion au réseau électrique dans le cadre du projet PEPITE (ANR PAN-H). Phdthesis, Université Pascal Paoli
- de Rocquigny É, Devictor N, Tarantola S (2008a) Uncertainty Settings and Natures of Uncertainty. In: *Uncertainty in Industrial Practice*. John Wiley & Sons, Ltd, pp 199–211
- de Rocquigny É, Devictor N, Tarantola S (2008b) Introducing the Common Methodological Framework. In: *Uncertainty in Industrial Practice*. Wiley-Blackwell, pp 1–19
- de Rocquigny É, Devictor N, Tarantola S (2008c) Uncertainty Propagation Methods. In: *Uncertainty in Industrial Practice*. John Wiley & Sons, Ltd, pp 239–258
- Dempster A (1967) Upper and lower probabilities induced by a multiple valued mapping. *Ann Math Statistics* 38:325–339
- Destercke S, Dubois D, Chojnacki E (2008) Uncertainty in Industrial Practice: A Guide to Quantitative Uncertainty Management. *Wiley.com* 49:649–663
- Dubois D, Nguyen HT, Prade H (2000) Possibility Theory, Probability and Fuzzy Sets Misunderstandings, Bridges and Gaps. In: Dubois D, Prade H (eds) *Fundamentals of Fuzzy Sets*. Springer US, pp 343–438
- Dubuis M (2012) Energy system design under uncertainty
- Dufo-López R (2017) iHOGA User's manual
- Dufo-López R, Fernández-Jiménez LA, Ramírez-Rosado IJ, Artal-Sevil JS, Domínguez-Navarro JA, Bernal-Agustín JL (2017) Daily operation optimisation of hybrid stand-alone system by model predictive control considering ageing model. *Energy Conversion and Management* 134:167–177 . doi: 10.1016/j.enconman.2016.12.036
- Dufo-López R, Pérez-Cebollada E, Bernal-Agustín JL, Martínez-Ruiz I (2016) Optimisation of energy supply at off-grid healthcare facilities using Monte Carlo simulation. *Energy Conversion and Management* 113:321–330 . doi: 10.1016/j.enconman.2016.01.057
- Fathy HK, Reyer JA, Papalambros PY, Ulsov AG (2001) On the coupling between the plant and controller optimization problems. In: *Proceedings of the 2001 American Control Conference*. (Cat. No.01CH37148). pp 1864–1869 vol.3
- Faure T (2010) Echantillonnage : Monte Carlo et hypercube latin
- Ferson S, Ginzburg LR (1996) Different methods are needed to propagate ignorance and variability. *Reliability engineering & systems safety* 54:133–144
- Ferson S, Kreinovich V, Ginzburg L, S. Myers D, Sentz K (2003) Constructing Probability Boxes and Dempster-Shafer Structures. doi: 10.2172/809606
- Fuentes-Cortés LF, Santibañez-Aguilar JE, Ponce-Ortega JM (2016) Optimal design of residential cogeneration systems under uncertainty. *Computers & Chemical Engineering* 88:86–102 . doi: 10.1016/j.compchemeng.2016.02.008
- Gardner J (2012) HOMER Sensitivity Analysis
- Guinot B (2013) Evaluation multicritère des technologies de stockage couplées aux énergies renouvelables : conception et réalisation de la plateforme de simulation ODYSSEY pour l'optimisation du dimensionnement et de la gestion énergétique. Phdthesis, Université Grenoble Alpes

- Guinot B, Champel B, Montignac F, Lemaire E, Vannucci D, Sailler S, Bultel Y (2015) Techno-economic study of a PV-hydrogen-battery hybrid system for off-grid power supply: Impact of performances' ageing on optimal system sizing and competitiveness. *International Journal of Hydrogen Energy* 40:623–632 . doi: 10.1016/j.ijhydene.2014.11.007
- Haessig P (2014) Dimensionnement et gestion d'un stockage d'énergie pour l'atténuation des incertitudes de production éolienne. Phdthesis, École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan
- Helton JC (1996) Probability, conditional probability and complementary cumulative distribution functions in performance assessment for radioactive waste disposal. Sandia National Labs.
- Homma T, Saltelli A (1996) Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models. *Reliability Engineering and System Safety* 52:1–17 . doi: 10.1016/0951-8320(96)00002-6
- IEA (2018) CO2 emissions from fuel combustion HIGHLIGHTS. International Energy Agency
- IEA (2019) Renewables Information 2019 Overview. International Energy Agency
- IEA (2014) Technology Roadmap Solar Photovoltaic Energy. International Energy Agency
- IPCC (2018) Summary for Policymakers. In: Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty. IPCC
- IPCC (2013) Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. IPCC
- IRENA (2016) The Power to Change: Solar and Wind Cost Reduction Potential to 2025
- IRENA (2017) Electricity storage and renewables: Costs and markets to 2030. Abu Dhabi
- Jiang R, Wang J, Guan Y (2012) Robust Unit Commitment With Wind Power and Pumped Storage Hydro. *IEEE Transactions on Power Systems* 27:800–810 . doi: 10.1109/TPWRS.2011.2169817
- Kalinci Y, Hepbasli A, Dincer I (2015) Techno-economic analysis of a stand-alone hybrid renewable energy system with hydrogen production and storage options. *International Journal of Hydrogen Energy* 40:7652–7664 . doi: 10.1016/j.ijhydene.2014.10.147
- Kamjoo A, Maheri A, Dizqah AM, Putrus GA (2016) Multi-objective design under uncertainties of hybrid renewable energy system using NSGA-II and chance constrained programming. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 74:187–194 . doi: 10.1016/j.ijepes.2015.07.007
- Kavousi-Fard A, Niknam T, khosravi A (2014) Multi-objective probabilistic distribution feeder reconfiguration considering wind power plants. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 55:680–691 . doi: 10.1016/j.ijepes.2013.10.028
- Kim M-J, Peng H (2007) Power management and design optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles. *Journal of Power Sources* 165:819–832 . doi: 10.1016/j.jpowsour.2006.12.038
- Kucherenko S, Albrecht D, Saltelli A (2015) Exploring multi-dimensional spaces: a Comparison of Latin Hypercube and Quasi Monte Carlo Sampling Techniques. arXiv:150502350 [stat]
- Lambert T, Gilman P, Lilienthal P (2005) Micropower System Modeling with Homer. In: Ph.D.essor FAFBE in EE M Sc in Electrical Engineering, Editor MGSBS M Sc ,Ph D,D Sc Member Chairman Associate (eds) *Integration of Alternative Sources of Energy*. John Wiley & Sons, Inc., pp 379–418
- Le Duy TD (1984-) A (2011) Traitement des incertitudes dans les applications des études probabilistes de sûreté nucléaire. [s.n.]. [S.l.]
- Lund H, Thellufsen JZ, Sorkn P, Connolly D, Mathiesen BV, Østergaard PA, Lund R, Skov IR, Hansen K, Mayadrysdale D, Chang M, David A (2019) EnergyPLAN Advanced Energy Systems Analysis Computer Model Documentation. 188
- Lv Y, Guan L, Tang Z, Zhao Q (2016) A Probability Model of PV for the Middle-term to Long-term Power System Analysis and Its Application. *Energy Procedia* 103:28–33 . doi: 10.1016/j.egypro.2016.11.244
- Lythcke-Jørgensen C, Ensinas AV, Münster M, Haglind F (2016) A methodology for designing flexible multi-generation systems. *Energy* 110:34–54 . doi: 10.1016/j.energy.2016.01.084

- Maheri A (2014) Multi-objective design optimisation of standalone hybrid wind-PV-diesel systems under uncertainties. *Renewable Energy* 66:650–661 . doi: 10.1016/j.renene.2014.01.009
- Maleki A, Khajeh MG, Ameri M (2016) Optimal sizing of a grid independent hybrid renewable energy system incorporating resource uncertainty, and load uncertainty. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 83:514–524 . doi: 10.1016/j.ijepes.2016.04.008
- Marseguerra M, Zio E, Podofillini L (2007) Genetic Algorithms and Monte Carlo Simulation for the Optimization of System Design and Operation. In: Levitin G (ed) *Computational Intelligence in Reliability Engineering: Evolutionary Techniques in Reliability Analysis and Optimization*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp 101–150
- Mavromatidis G, Orehounig K, Carmeliet J (2018a) A review of uncertainty characterisation approaches for the optimal design of distributed energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 88:258–277 . doi: 10.1016/j.rser.2018.02.021
- Mavromatidis G, Orehounig K, Carmeliet J (2018b) Uncertainty and global sensitivity analysis for the optimal design of distributed energy systems. *Applied Energy* 214:219–238 . doi: 10.1016/j.apenergy.2018.01.062
- Mavromatidis G, Orehounig K, Carmeliet J (2018c) Design of distributed energy systems under uncertainty: A two-stage stochastic programming approach. *Applied Energy* 222:932–950 . doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.019
- Mavrotas G, Diakoulaki D, Florios K, Georgiou P (2008) A mathematical programming framework for energy planning in services' sector buildings under uncertainty in load demand: The case of a hospital in Athens. *Energy Policy* 36:2415–2429 . doi: 10.1016/j.enpol.2008.01.011
- Mavrotas G, Florios K, Vlachou D (2010) Energy planning of a hospital using Mathematical Programming and Monte Carlo simulation for dealing with uncertainty in the economic parameters. *Energy Conversion and Management* 51:722–731 . doi: 10.1016/j.enconman.2009.10.029
- Meschede H, Dunkelberg H, Stöhr F, Peesel RH, Hesselbach J (2017) Assessment of probabilistic distributed factors influencing renewable energy supply for hotels using Monte-Carlo methods. *Energy (Oxford)* 128:86–100
- Mirakyan A, De Guio R (2015) Modelling and uncertainties in integrated energy planning. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 46:62–69 . doi: 10.1016/j.rser.2015.02.028
- Momoh JA, Ma XW, Tomsovic K (1995) Overview and literature survey of fuzzy set theory in power systems. *IEEE Transactions on Power Systems* 10:1676–1690 . doi: 10.1109/59.466473
- Moore RE (1966) *Interval analysis*. Prentice-Hall
- Moret S (2017) *Strategic energy planning under uncertainty*. École Polytechnique fédérale de Lausanne
- Moret S, Bierlaire M, Maréchal F (2016) Strategic Energy Planning under Uncertainty: a Mixed-Integer Linear Programming Modeling Framework for Large-Scale Energy Systems. In: Kravanja Z, Bogataj M (eds) *Computer Aided Chemical Engineering*. Elsevier, pp 1899–1904
- Moret S, Codina Gironès V, Bierlaire M, Maréchal F (2017) Characterization of input uncertainties in strategic energy planning models. *Applied Energy* 202:597–617 . doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.106
- Morris MD (1991) Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments. *Technometrics* 33:161–174 . doi: 10.2307/1269043
- Nadal A, Ruby A, Bourasseau C, Riu D, Berenguer C (2020) Accounting for techno-economic parameters uncertainties for robust design of remote microgrid. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 116:105531 . doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105531
- Parisio A, Del Vecchio C, Vaccaro A (2012) A robust optimization approach to energy hub management. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 42:98–104 . doi: 10.1016/j.ijepes.2012.03.015
- Paté-Cornell ME (1996) Uncertainties in risk analysis: Six levels of treatment. *Reliability Engineering & System Safety* 54:95–111 . doi: 10.1016/S0951-8320(96)00067-1

- Pazouki S, Haghifam M-R (2016) Optimal planning and scheduling of energy hub in presence of wind, storage and demand response under uncertainty. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 80:219–239 . doi: 10.1016/j.ijepes.2016.01.044
- Petelet M (2007) Analyse de sensibilité globale de modèles thermomécaniques de simulation numérique du soudage
- Ramasso E (2017) Méthodologies d'analyse de séries temporelles sous incertitudes aléatoires et épistémiques pour le suivi et le pronostic de l'état de systèmes et structures
- Riffonneau Y (2009) Gestion des flux énergétiques dans un système photovoltaïque avec stockage connecté au réseau : application à l'habitat. Université Joseph Fourier (Grenoble)
- Roberts JJ, Marotta Cassula A, Silveira JL, da Costa Bortoni E, Mendiburu AZ (2018) Robust multi-objective optimization of a renewable based hybrid power system. *Applied Energy* 223:52–68 . doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.032
- Sahinidis NV (2004) Optimization under uncertainty: state-of-the-art and opportunities. *Computers & Chemical Engineering* 28:971–983 . doi: 10.1016/j.compchemeng.2003.09.017
- Sallak M, Aguirre F, Schon W (2013) Incertitudes aléatoires et épistémiques, comment les distinguer et les manipuler dans les études de fiabilité ? In: QUALITA2013. Compiègne, France
- Saltelli A (2002) Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. *Computer Physics Communications* 145:280–297 . doi: 10.1016/S0010-4655(02)00280-1
- Saltelli A, Ratto M, Andres T, Campolongo F, Cariboni J, Gatelli D, Saisana M, Tarantola S (2008) *Global Sensitivity Analysis. The Primer*. ResearchGate 304: . doi: 10.1002/9780470725184.ch6
- Saltelli A, Tarantola S, Campolongo F, Ratto M (2004) *Sensitivity Analysis in Practice: A Guide to Assessing Scientific Models*. Halsted Press, New York, NY, USA
- Saporta G (2006) *Probabilités, analyse des données et statistique*. Editions TECHNIP
- Saur G, Kurtz JM, Dinh HN, Ainscough CD, Onorato S (2018) *State-of-the-Art Fuel Cell Voltage Durability and Cost Status: 2018 Composite Data Products*. National Renewable Energy Lab. (NREL), Golden, CO (United States)
- Shafer G (1976) *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press
- Sharafi M, ElMekawy TY (2015) Stochastic optimization of hybrid renewable energy systems using sampling average method. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 52:1668–1679 . doi: 10.1016/j.rser.2015.08.010
- Sharma H, Monnier É, Mandil G, Zwolinski P, Colasson S (2019) Comparison of environmental assessment methodology in hybrid energy system simulation software. *Procedia CIRP* 80:221–227 . doi: 10.1016/j.procir.2019.01.007
- Široký J, Oldewurtel F, Cigler J, Prívvara S (2011) Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient building heating system. *Applied Energy* 88:3079–3087 . doi: 10.1016/j.apenergy.2011.03.009
- Sobol' IM (1993) Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. *Math Model Comput Exp* 1:407–414
- Sobri S, Koochi-Kamali S, Rahim NA (2018) Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review. *Energy Conversion and Management* 156:459–497 . doi: 10.1016/j.enconman.2017.11.019
- Soroudi A, Amraee T (2013) Decision making under uncertainty in energy systems: State of the art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 28:376–384 . doi: 10.1016/j.rser.2013.08.039
- Soyster AL (1973) Technical Note—Convex Programming with Set-Inclusive Constraints and Applications to Inexact Linear Programming. *Operations Research* 21:1154–1157 . doi: 10.1287/opre.21.5.1154
- Subramanian K, Diwekar UM, Goyal A (2004) Multi-objective optimization for hybrid fuel cells power system under uncertainty. *Journal of Power Sources* 132:99–112 . doi: 10.1016/j.jpowsour.2003.12.053
- Tezer T, Yaman R, Yaman G (2017) Evaluation of approaches used for optimization of stand-alone hybrid renewable energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 73:840–853 . doi: 10.1016/j.rser.2017.01.118

- Ulleberg Ø (2004) The importance of control strategies in PV–hydrogen systems. *Solar Energy* 76:323–329 . doi: 10.1016/j.solener.2003.09.013
- Uranie team (2017a) User manual for Uranie v3.10.0 An updated version of this document is provided with every new Uranie version.
- Uranie team (2017b) Methodological reference guide for Uranie v3.10.0 An updated version of this document is provided with every new Uranie version.
- Vallée M, Seguin V, Vuillerme V, Lamaison N, descamps M, Bavière R (2019) An efficient co-simulation and control approach to tackle complex multi-domain energetic systems: concepts and applications of the PEGASE platform
- Venkatesh B, Yu P, Gooi HB, Choling D (2008) Fuzzy MILP Unit Commitment Incorporating Wind Generators. *IEEE Transactions on Power Systems* 23:1738–1746 . doi: 10.1109/TPWRS.2008.2004724
- Walley P (1991) *Statistical Reasoning with Imprecise Probabilities*. Chapman & Hall
- Weckend S, Wade A, Heath G (2016) End-of-Life Management: Solar Photovoltaic Panels. *International Renewable Energy Agency and International Energy Agency Photovoltaic Power Systems*
- Yang YZ, Chen PJ, Lin CS, Wang FC (2017) Iterative optimization for a hybrid PEMFC power system. In: 2017 56th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE). pp 1479–1484
- Zadeh LA (1978) Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems* 1:3–28 . doi: 10.1016/0165-0114(78)90029-5
- Zakariazadeh A, Jadid S, Siano P (2014) Economic-environmental energy and reserve scheduling of smart distribution systems: A multiobjective mathematical programming approach. *Energy Conversion and Management* 78:151–164 . doi: 10.1016/j.enconman.2013.10.051
- Zheng Y, Jenkins BM, Kornbluth K, Træholt C (2018) Optimization under uncertainty of a biomass-integrated renewable energy microgrid with energy storage. *Renewable Energy* 123:204–217 . doi: 10.1016/j.renene.2018.01.120
- Zio E (2009) Reliability engineering: Old problems and new challenges. *Reliability Engineering & System Safety* 94:125–141 . doi: 10.1016/j.res.2008.06.002
- Zitzler E, Laumanns M, Thiele L (2001) SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm. Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Institut für Technische Informatik und Kommunikationsnetze (TIK)

Résumé

Les enjeux environnementaux et d'indépendance énergétique amènent pouvoirs publics et acteurs industriels à imaginer une évolution d'un modèle énergétique centralisé et exploitant des ressources fossiles vers un modèle décentralisé, valorisant les ressources renouvelables et leurs synergies. Les choix et investissements qui en découlent sont faits dans un contexte technico-économique incertain. La thèse vise à prendre en compte les incertitudes dans la démarche d'optimisation du dimensionnement des systèmes énergétiques hybrides, afin d'améliorer cette prise de décision. Les incertitudes considérées concernent les paramètres techniques et économiques des composants du système et les chroniques temporelles météorologiques, de consommations d'énergie ou de marché, nécessaires à leur simulation.

Deux approches sont mises en place et exploitées sur un cas illustratif, modélisé, simulé et évalué par le logiciel Odyssey (développé au CEA). Ce cas représente un micro-réseau visant à satisfaire une charge électrique, alimenté par une production photovoltaïque et un stockage hybride composé d'une batterie et d'une chaîne hydrogène (électrolyseur, stockage et pile à combustible). Le logiciel Odyssey est couplé à la plateforme de traitement de l'incertitude Uranie, elle aussi développée par le CEA. La première approche, l'approche analyse de sensibilité, a pour objet, pour un système dimensionné, de quantifier l'impact des incertitudes sur la variabilité des indicateurs de performance du système, dans notre cas illustratif la satisfaction de la charge et le coût de l'énergie produite, via la propagation des incertitudes. Elle permet aussi, via l'analyse de sensibilité globale, d'identifier les incertitudes les plus influentes sur la variabilité des indicateurs de performance du système, permettant ainsi d'identifier les leviers prioritaires dans la connaissance d'un système pour en améliorer la robustesse. Un des enjeux de sa mise en œuvre est la considération simultanée des incertitudes liées à des paramètres statiques et celles liées aux chroniques temporelles pour prendre en compte à la fois leur nature aléatoire et épistémique.

L'approche complémentaire explorée est l'optimisation stochastique multi-objectif. Elle consiste à optimiser les systèmes énergétiques en prenant directement en compte les incertitudes dans le processus d'optimisation. Cette approche, réalisée dans ces travaux en définissant un critère d'optimisation incluant performance et variabilité de la performance, permet de fournir un dimensionnement plus robuste, sans qu'il soit nécessaire de réduire l'incertitude attachée aux paramètres d'entrée incertains. L'optimisation des paramètres fixes des lois de commande logiques utilisées dans Odyssey est une autre voie d'amélioration des performances du système par rapport aux incertitudes.

Ces deux approches portent des visions complémentaires de l'impact des incertitudes dans l'optimisation technico-économique du dimensionnement de systèmes énergétiques hybrides et de leur traitement possible. Leur mise en œuvre nous amène à en extraire des enseignements. Tout d'abord la prise en compte des incertitudes nous apparaît indispensable à l'évaluation des systèmes énergétiques hybrides. De plus, la quantification rigoureuse des sources d'incertitude est une étape clé dans la considération des incertitudes, quelle que soit l'approche mise en œuvre. Enfin, ces travaux proposent un ensemble de méthodes, des plus simples et rapides aux plus exigeantes en matière de ressources calculatoires, qui permettent à un modélisateur d'évaluer les implications technico-économiques de la prise en compte des incertitudes et leur impact sur la prise de décision.

Summary

The environmental challenges and concerns about energy independence require imagining an evolution of our centralized energy production exploiting fossil resources towards a decentralized model, using the renewable resources and their synergies. The consequent choices and investments are made in an uncertain technical-economic context. The thesis accounts for uncertainties in the robust design of hybrid energy systems, in order to improve this decision-making. The considered uncertainties are technical and economic parameters of the system components and the time variable profiles that are needed for the system simulation, like energy consumption, weather or market conditions.

Two approaches are proposed and tested on an illustrative case, modeled, simulated and evaluated with the software Odyssey (developed in CEA). This case represents a remote micro-grid, composed of an electrical load, a photovoltaic production and a hybrid storage, battery and hydrogen chain (electrolyser, storage and fuel cell). The software Odyssey is interfaced with the uncertainty treatment platform Uranie, which is also developed by the CEA. The first approach, sensitivity analysis approach, aims to quantify the impact of uncertainties on the performance indicators of the system, for a specific design, thanks to uncertainty propagation. In the illustrative case study, the performance indicators are the load satisfaction and the cost of the produced energy. The approach also permits, thanks to global sensitivity analysis to identify the most influential uncertainties on the variability of the performance indicators of the system. This permits to focus on the priorities in the understanding of a system, in order to improve its robustness. One of the challenges of this approach is the simultaneous consideration of the uncertainties linked to static parameters and time variables to take into account their aleatory and epistemic nature.

The complementary proposed approach is the multi-objective stochastic optimization. It consists in optimizing the energy system taking into account the uncertainties directly in the optimization process. This approach was realized with the definition of an optimization criterion including performance and variability of the performance. It enables a more robust design, without reducing the uncertainty of the input parameters. The optimization of the fixed parameters of the logical control rules in Odyssey is an other way to improve the system performances towards uncertainties.

These two approaches bring complementary points of view of the uncertainty impact in the technical-economic optimization of hybrid energy systems and its possible treatment. Their application leads to develop some take-away. First, accounting for uncertainties seems unavoidable to us in the evaluation of hybrid energy systems. What's more, the rigorous quantification of uncertainty sources is a central step in the uncertainty consideration, whatever the applied approach. Last, this work proposes a set of methods, from the simplest and quickest to the most expensive in computational resources, permitting to the user to evaluate the technical-economic implications of the taking into account for the uncertainties and their impact on the decision-making.