

# Méthodologie de conception optimale de chaînes de conversion d'énergie embarquées

## Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay

École doctorale n° 575, Electrical, Optical, Bio: Physics and Engineering (EOBE)

Spécialité de doctorat: Génie électrique

Unité de recherche : Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, CNRS,

Laboratoire de Génie Electrique et Electronique de Paris, GEEPS

91192, Gif-sur-Yvette, France.

Réfèrent : CentraleSupélec

Thèse présentée et soutenue à Paris, le 28/09/2020, par

**Adriano CESCHIA**

### Composition du Jury

**Florence OSSART**

Professeure des Universités, Sorbonne Université, Paris – UPMC

Présidente

**Jean BIGEON**

Directeur de recherche CNRS, Laboratoire G-SCOP/Grenoble

Rapporteur &  
Examineur

**Michael HILAIRET**

Professeur des Universités, Université de Franche-Comté,  
FEMTO-ST

Rapporteur &  
Examineur

**Mahamadou ABDOU TANKARI**

Maitre de conférences, IUT de Créteil, CERTES

Examineur

**Francisco ALVES**

Professeur des Universités, IUT Cachan, Université Paris Saclay

Directeur de thèse

**Olivier BETHOUX**

Professeur des Universités, Sorbonne Université, Paris – UPMC

Co-directeur de thèse

**Toufik AZIB**

Enseignant-chercheur, ESTACA-Campus Saclay

Encadrant

**Université Paris-Saclay**

Espace Technologique / Immeuble Discovery

Route de l'Orme aux Merisiers RD 128 / 91190 Saint-Aubin, France

# Remerciements

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au laboratoire de Génie Electrique et Électronique de Paris (GeePs), au sein du pôle Système (Eco2), et au laboratoire ESTACA'Lab au sein du pôle Système (S2ET).

Je remercie très chaleureusement mes encadrants Francisco ALVES, Olivier BETHOUX et Toufik AZIB, respectivement Professeur des Universités Paris Sud, Professeur des Universités Sorbonne et Enseignant Chercheur ESTACA, pour les conditions de travail particulièrement favorables pour mener à bien cette thèse.

Meilleurs salutations aux membres du jury de thèse pour l'honneur qu'ils m'ont fait de participer à l'évaluation de mon travail :

Mme Florence OSSART, Professeure des Universités, Sorbonne Université Paris-UPMC  
M. Jean BIGEON, Directeur de recherche CNRS, Laboratoire G-SCOP/Grenoble  
M. Michaël HILAIRET, Professeur des Universités, Université de Franche-Comté, FEMTO-ST  
M. Mahamadou ABDOU TANKARI, Maitre de conférences, IUT de Créteil, CERTES  
M. Francisco ALVES, Professeur des Universités, IUT Cachan, Université Paris Saclay  
M. Olivier BETHOUX, Professeur des Universités, Sorbonne Université, Paris – UPMC  
M. Toufik AZIB, Enseignant-chercheur, ESTACA-Campus Saclay

et particulièrement Monsieur Jean BIGEON et Monsieur Michaël HILAIRET qui ont accepté la charge d'être rapporteur.

C'est avec joie que je salue les membres de l'ESTACA'LAB, et plus particulièrement ceux de l'équipe S2ET pour leur collaboration enrichissante et l'ambiance agréable qu'ils ont su créer dans ce laboratoire.

J'adresse mes vifs remerciements à tous mes amis, pour leur sympathie et leur encouragement durant ces années d'étude, surtout dans les moments difficiles.

Toute ma gratitude et mes chaleureux remerciements vont à ma famille.

## Table des matières

Remerciements.....	2
1 Introduction Générale.....	6
1.1 Contexte de la thèse.....	7
1.2 Positionnement scientifique.....	10
1.2.1 Processus de conception.....	10
1.2.2 Vers une approche de conception globale (dimensionnement/gestion d'énergie).....	10
1.2.3 Objectifs de la thèse.....	12
1.3 Cahier des charges/ Cas d'étude.....	14
1.3.1 Architecture hybride PAC/batterie.....	14
1.3.2 Catégorie de véhicule.....	15
1.3.3 Les profils d'usage (Cycles de conduite).....	15
1.3.4 Critères de performances, variables et contraintes.....	15
1.4 Structure du manuscrit.....	16
2 Etat de l'art - Méthodes de conception et gestion d'énergie.....	18
2.1 Méthodes de conception conventionnelles.....	20
2.1.1 Approches séquentielles empiriques.....	20
2.1.2 Approches décisionnelles.....	21
2.1.3 Approches et algorithmes d'optimisation.....	22
2.2 Méthodes et outils de dimensionnement des systèmes hybrides.....	23
2.2.1 Algorithmes déterministes.....	23
2.2.2 Algorithmes Heuristiques et méta heuristiques.....	24
2.3 Outils de gestion énergétique.....	27
2.3.1 Stratégies à base de règles.....	27
2.3.2 Stratégies à base d'optimisation.....	30
2.4 Autres objectifs.....	35
2.4.1 Durée de vie.....	35
2.4.2 Volume/Encombrement.....	36
2.5 Analyse des stratégies de couplage dimensionnement/gestion d'énergie.....	37
2.6 Choix d'une stratégie de couplage.....	38
3 Mise en œuvre de l'approche de conception globale –cas mono-objectif.....	39
3.1 Approche globale.....	40
3.1.1 Formulation du problème du dimensionnement : Sizing.....	42
3.1.2 Formulation du problème de la Gestion énergétique.....	44
3.1.3 Couplage entre les boucles : Interactions et Indicateurs.....	46
3.2 Conception mono-objectif.....	47
3.2.1 Mise en forme du problème.....	48

3.2.2	Alghithmes de résolution .....	48
3.2.3	Implémentation .....	56
3.2.4	Résultats d’optimisation et analyse .....	67
3.3	Conclusion .....	75
4	Multi-objectifs – Intégration d’autres critères : durée de vie et encombrement .....	76
4.1	Durée de vie.....	77
4.1.1	Principes Théoriques .....	78
4.1.2	Implémentation de la Méthode .....	91
4.1.3	Résultats et validation .....	96
4.2	Encombrement.....	106
4.3	Approche multi-objectifs.....	108
4.3.1	Principe .....	108
4.3.2	Validation.....	110
5	Temps Réel .....	121
5.1	Principe et objectif de l’approche recherchée .....	122
5.2	Approche proposée .....	123
5.2.1	Analyse des données .....	124
5.2.2	Prise de décision .....	126
5.3	Implémentation.....	127
5.3.1	Reconnaissance de cycle par partitionnement clustering K-means.....	127
5.3.2	Phase d’apprentissage.....	131
5.3.3	Approche décisionnelle .....	134
5.3.4	Approche intégrale .....	137
5.4	Stratégies embarquées.....	138
5.4.1	Hybride classique.....	138
5.4.2	Plug-in Hybride .....	138
5.4.3	Véhicule autonome .....	139
5.5	Validation.....	139
6	Conclusion et Perspectives .....	153
6.1	Conclusion Générale.....	154
6.2	Perspectives.....	155
	Figures .....	156
	Equations.....	160
	Tableaux .....	161
	Références.....	162
	Annexes .....	171
	Annexe A: Validation des outils.....	171

A.1 PSO .....	171
A.2 Commande Optimale .....	176
Annexe B Multi-objectifs .....	177
Annexe C Temps réel – cas d’usage d’un véhicule classique .....	180

# 1 Introduction Générale

## 1.1 Contexte de la thèse

L'énergie est une ressource vitale pour la vie sur terre, elle peut prendre l'aspect de ressources alimentaires (eau, nourriture) pour la vie à proprement parlé, mais de manière plus classique de ressources utilisables par des systèmes conçus par l'homme, communément regroupés sous le terme de « machine ». Ces machines consomment de l'énergie pour réaliser des opérations qu'un être humain ne peut réaliser (un moyen de déplacement, un système d'éclairage, de chauffage, une machine-outil ...). Parmi ces différents systèmes plus ou moins complexes certains n'utilisent qu'une seule forme d'énergie et d'autres en utilisent différentes. L'énergie dite « primaire » se décompose principalement en trois catégories, les énergies d'origine fossile (Hydrocarbures, Gaz, Charbon), les énergies de type nucléaire (Uranium, Tritium) et les énergies d'origine renouvelable (Solaire, Eolien, Bois, Déchets). A partir de cette énergie primaire, des vecteurs sont utilisés pour stocker et transporter cette dernière jusqu'au point de consommation tels que la chaleur, l'électricité, l'hydrogène ou encore l'air comprimé. Enfin à destination, le système conçu utilise cette énergie via le vecteur approprié en vue d'obtenir le résultat attendu. Voilà en quelques phrases le processus qui régit un grand nombre d'interactions sur notre planète et qui induit par la suite le modèle de vie et de société que nous connaissons (Figure 1-1).

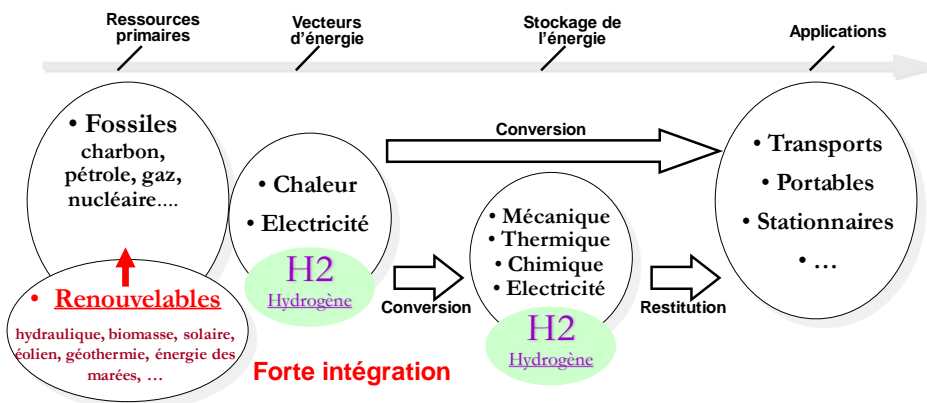


Figure 1-1 Chaîne énergétique simplifiée : de la production à l'utilisation

Ce processus fait souvent appel à des chaînes de conversion d'énergie, dont la conception nécessite la connaissance et la maîtrise des sciences et des physiques mises en jeu mais aussi la complexité des systèmes à concevoir ainsi que les attentes en matière d'usage [1]–[4]. Dans un contexte industriel, cette conception est réalisée le plus souvent en respectant un certain nombre de contraintes techniques et technologiques mais aussi des aspects écologiques et législatifs. En plus, la satisfaction de clients au travers de l'utilisation doit être considérée. Pour cela lors du processus de conception, un industriel intégrera les attentes de futurs clients pour répondre au mieux à la demande (performances, prix, aspect visuel, confort, sécurité, ...). A ces exigences purement client, s'ajoutent les exigences provenant de l'aspect législatif, en effet, pour la protection des clients et la régulation du milieu, un certain nombre de normes ont été mises en place par le législateur. Cette protection peut être de nature physique, des normes visant à assurer l'intégrité des utilisateurs, des systèmes conçus, ou bien morale comme le respect des prestations « vendu ». Enfin l'aspect écologique est de plus en plus impactant dans les contraintes de conception de systèmes énergétiques, cela se traduit par des exigences en matière de : recyclage, nature d'énergie, consommation d'énergie ou émissions polluantes. Le domaine des transports routier est de loin le plus concerné par ces aspects, dont le modèle est principalement fondé sur l'utilisation des sources d'énergie fossiles au travers des hydrocarbures [5]. Ce dernier est confronté principalement à une réglementation et à des objectifs environnementaux renforcés (Dieselgate, émissions polluantes, pollution atmosphérique, bonus-malus écologique, Crit'air, ...), liés notamment à son impact sur l'environnement ( $\approx 25$  % des émissions Gaz à Effet de Serre dues aux transports en 2018) [6], sur la santé (décès liés à la pollution de l'air en 2018 : 7 millions dans le monde et 600000 en Europe) [7] et sur l'épuisement des ressources (pic de production/demande, tension sociétale...) [8]. En plus, la menace liée à l'impact de la croissance économique des pays émergents (Chine, Brésil, ...) sur les ressources naturelles et les dégâts environnementaux qui en résultent [9].

Dans ce contexte, les acteurs industriels se sont engagés à développer des technologies de pointe à faibles empreintes environnementales. De nombreux pays ont mis en place des actions pour accompagner cette rupture technologique, telles que le bonus écologique, la prime à la conversion, l'exonération de la taxe pour les sociétés, les aides pour la recherche, le développement et la formation. En France, le barème applicable a fortement évolué en 2020, par exemple le bonus écologique est jusqu'à 6000 euros qui dépend de la gamme du véhicule [10]. Cette politique publique volontariste en faveur des véhicules à très faibles émissions s'inscrit dans le cadre de la loi de transition énergétique visant une baisse de 50 % de la consommation énergétique en 2050 par rapport à 2012, avec un objectif intermédiaire de 20 % en 2030 [11]–[13]. Le schéma suivant résume les contraintes auxquelles les industriels de l'automobile sont confrontés (Figure 1-2).

L'évolution de ce domaine se fait sur plusieurs aspects, le changement de sources énergétiques, l'amélioration des technologies utilisées et une meilleure adéquation entre la conception industrielle et les attentes des utilisateurs. La direction prise par les acteurs industriels du domaine des transports permet d'envisager plusieurs voies d'innovations :

- L'amélioration des technologies actuelles (principalement les performances des moteurs à combustion ainsi que le post-traitement de leurs émissions)
- Le changement de technologie (introduction des solutions alternatives : nouveaux carburants, véhicule électrique/ hydrogène/air comprimé, véhicule communiquant/autonome, ...)
- L'hybridation de plusieurs technologies (conception optimale multi-physique : performances, énergétique, cout, encombrement, confort, ...)
- La mobilité du futur (nouvelles formes de mobilités, nouveaux usages, interaction voiture-voiture, voiture-infrastructure, maintenance prédictive, digital, cyber-sécurité, fiabilité, ...)

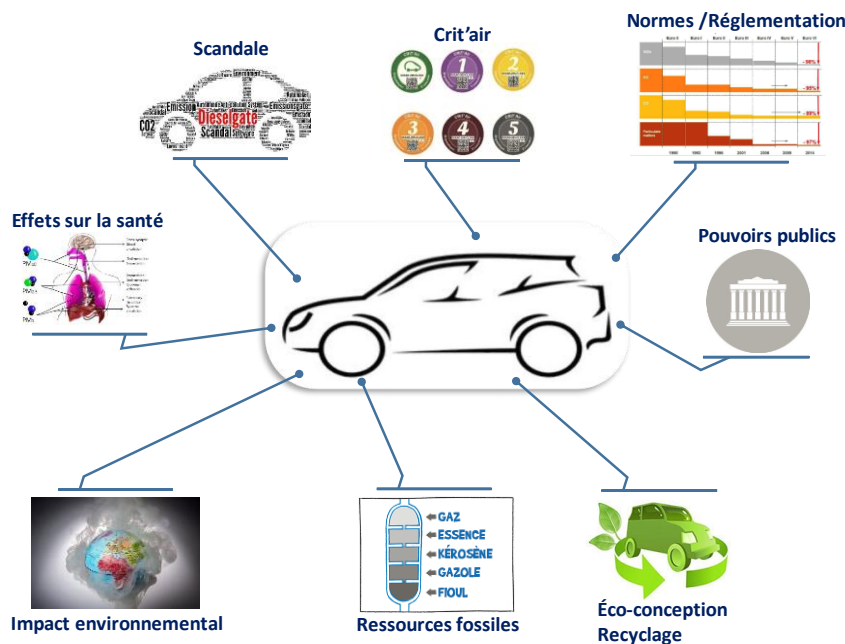


Figure 1-2 Contraintes sur les conceptions de véhicule

Ces changements, voir ces ruptures technologiques n'ont pas pour seul but l'avancée technologique mais au contraire le respect d'exigences toujours plus contraignantes liées à l'apparition de nouveaux services et préoccupations environnementales, qui sont véhiculés par le nouveau regard sociétal sur l'automobile (Figure1-3). Cela a donc une conséquence majeure sur l'augmentation de la complexité des systèmes et de leur conception pour prendre en compte et satisfaire à toutes les contraintes (Figure1-4). A l'image des voitures actuelles et futures, dont l'architecture, la technologie et les performances ne cessent d'accroître. Leur conception reste néanmoins un des enjeux technologiques le plus complexe dans l'automobile. Aussi, la qualité de la stratégie de gestion énergétique embarquée conditionne leur performance.



Cette complexité grandissante dans la conception des systèmes, a donc fait naître le besoin de méthodologies de conceptions adaptées à ces nouveaux défis. Les méthodologies existantes n'étant pas suffisante pour maîtriser cette complexité ainsi que les interactions existantes, il apparait donc nécessaire d'étudier et de mettre en place une approche facilitant la conception des systèmes complexes. C'est dans cette optique que s'inscrivent les travaux menés dans cette thèse.

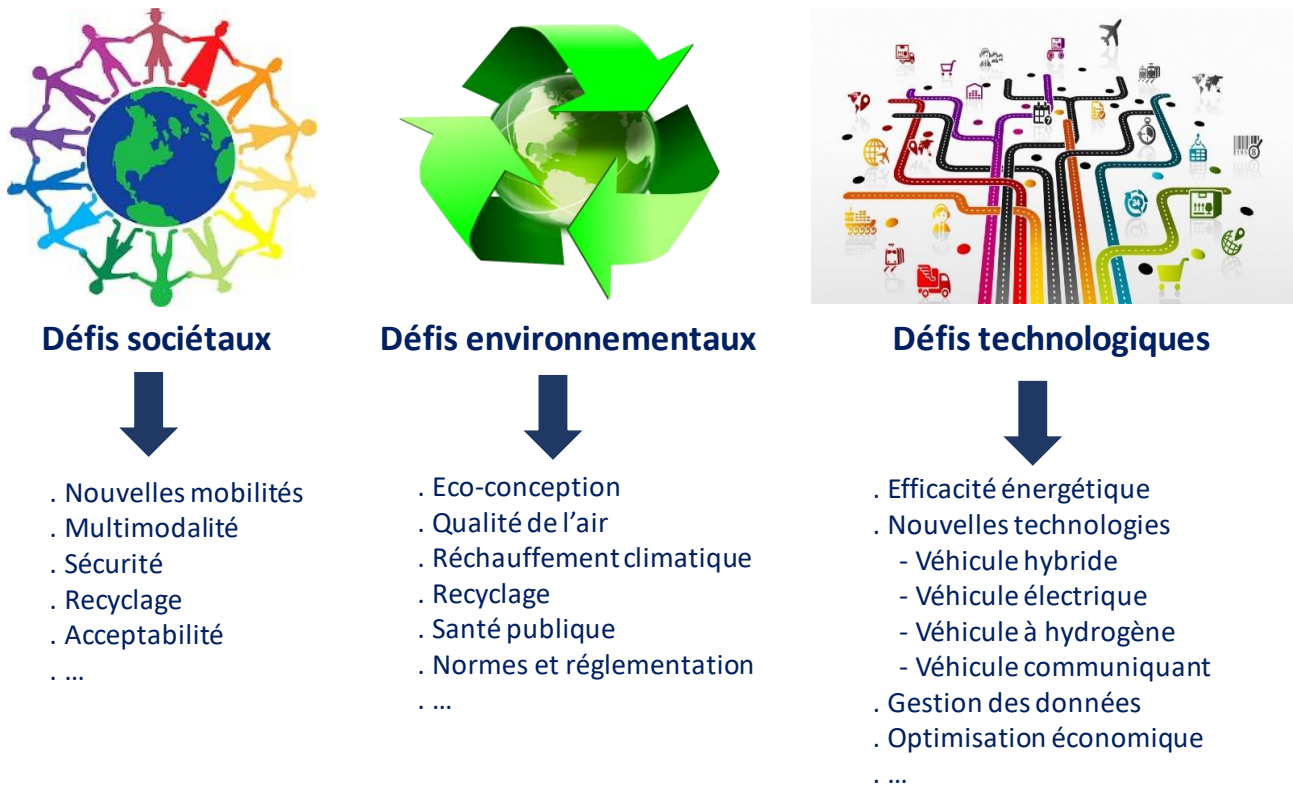


Figure 1-3 Problématiques des conceptions modernes

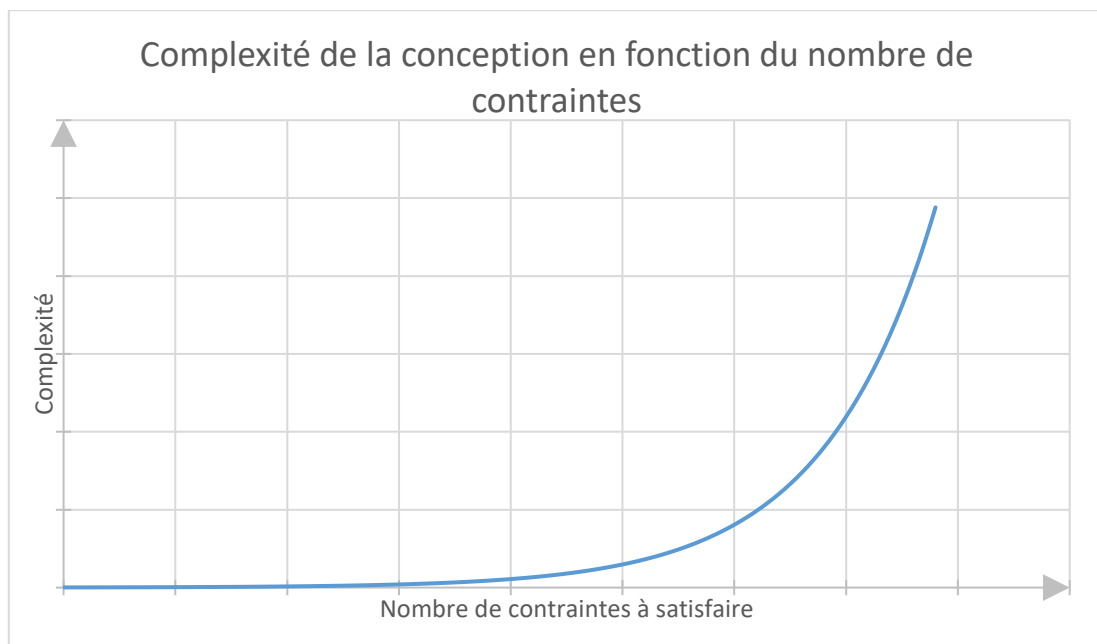


Figure 1-4 Evolution de la complexité de la conception

## 1.2 Positionnement scientifique

### 1.2.1 Processus de conception

Le processus de conception est une suite de prises de décisions sur les architectures, les technologies, le dimensionnement, le pilotage ... etc, autrement dit tous les éléments permettant de satisfaire les exigences du cahier des charges.

Le processus général de la conception d'un système est par essence multidisciplinaire et comporte généralement plusieurs étapes présentées dans la figure suivante (Figure 1-5). En fonction du domaine étudié (réseau, informatique, transport, ...), différents types de processus de conception peuvent être utilisés : séquentiels, itératifs, en V ... etc [14]. Ainsi, d'une manière conventionnelle, chaque étape peut être étudiée et développée indépendamment des autres en se basant essentiellement sur les retours d'expérience et les règles métier [15]. Ces méthodes ont très longtemps été suffisantes pour des technologies matures. Seulement, comme vu précédemment, les systèmes actuels et en cours d'émergence, plus particulièrement les nouvelles architectures véhicule (VE, VHE, VFC ...) sont de plus en plus complexes car ils intègrent des fonctionnalités supplémentaires, des sources différentes, des technologies variées, des exigences plus contraignantes et doivent assurer une grande fiabilité. On le constate par exemple sur les architectures de propulsion hybride, de forts couplages entre dimensionnement et gestion énergétique, ce qui rend difficile la recherche de solutions optimisées.

Etre en mesure d'établir les meilleurs compromis en termes d'exigences (performances, efficacité énergétique, encombrement, fiabilité, cout ...) dès la phase de pré-dimensionnement permettraient de mieux orienter la conception, et de l'accélérer. Pour arriver à ce résultat, l'approche de conception doit pouvoir intégrer les différentes étapes de conception du système, en partant d'un cahier des charges, tout en conservant des temps de calcul compatibles avec les méthodes de pré-dimensionnement conventionnelles permettant ainsi d'explorer au mieux l'espace des solutions.

De plus, les architectures hybrides électriques sont de plus en plus proposées par les constructeurs (véhicules actuels et futurs). Ces architectures offrent des degrés de liberté en matière de conception liés notamment au fonctionnement complémentaire des sources, les différentes topologies et surtout le taux d'hybridation (le ratio de puissance entre la source principale et l'assistance). Cela permet d'intégrer de nouveaux modes de fonctionnement, de maximiser la récupération d'énergie et d'avoir recours au sous dimensionnement (downsizing). L'efficacité globale du système réside dans la qualité de la stratégie de gestion énergétique dont les performances dépendent de l'usage ainsi que le dimensionnement (caractéristiques de l'architecture et des composants). D'où l'intérêt d'intégrer la gestion optimale très tôt dans la conception, au même niveau que le pré-dimensionnement en tenant compte de l'usage et la finalité du système à concevoir. Cette forte contrainte peu considéré dans les méthodes classique limite donc leur pertinence pour la conception des véhicules hybrides. Pour le véhicule hybride, cela se traduit par une conception dynamique suivant des cycles de conduite représentatifs.

Enfin, la difficulté se trouve dans le choix du processus et les outils associés pour une meilleure prise en compte de l'ensemble de ces spécifications lors de la conception globale du système. En effet, ce type d'approche nécessite d'utiliser de nouveaux outils dont la maîtrise n'est pas parfaite et dont l'intégration dans le monde industriel est en cours d'intégration.

### 1.2.2 Vers une approche de conception globale (dimensionnement/gestion d'énergie)

Notre démarche s'inscrit dans une optique systémique, nous nous focaliserons notre attention sur la conception optimale des sources hybrides en intégrant l'environnement de la chaîne de conversion dédiée. Ce que nous tenons à souligner dès à présent, c'est notre intérêt pour la démarche proposée, plus encore que pour les applications potentielles.

Les attentes des concepteurs sont les suivantes :

- Démarche simple, rapide, modulaire et transposable
- Conception dynamique suivant des cycles de fonctionnement
- Intégration de la gestion d'énergie au même niveau que le dimensionnement
- Etre capable de faire évoluer la finesse des modèles en fonction des objectifs
- Pouvoir intégrer d'autres challenges industriels
- Prendre en compte les contraintes liées aux limites du système
- Avoir la possibilité d'assurer le pilotage en temps réel
- Explorer des domaines jusque-là peu exploités
- Fiabiliser le processus de conception

Pour cela comme vu en Figure 1-5 il nous faut réfléchir aux interactions existantes entre chaque étape d'un processus de conception et ainsi repositionner ces étapes pour satisfaire aux attentes et besoins des conceptions complexes.

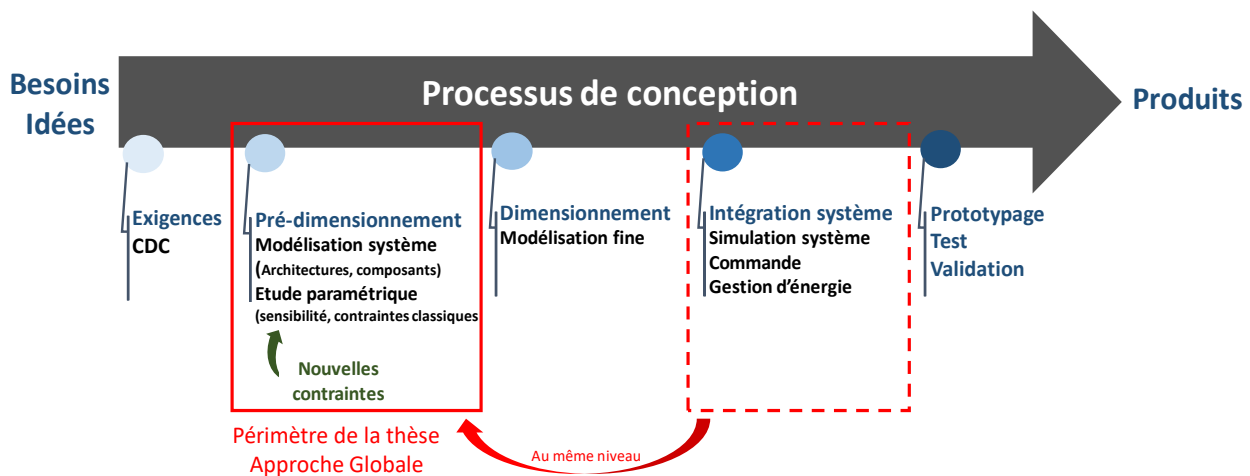


Figure 1-5 Processus théorique de conception

La phase de réflexion à ce sujet, nous amène à établir des objectifs de notre méthodologie qui nous permettront d'obtenir un processus de conception adapté à la complexité décrite plus tôt. Ces objectifs sont les suivants :

- Prise en compte des nouveaux enjeux (normes, fiabilité, écologie ...)
- Optimisation de la conception pour satisfaire plusieurs critères
- Intégration des différentes phases de conceptions dans une approche globale
- Accès modulaires aux différents éléments
- Optimalité de la méthode face aux aléas de l'utilisation réelle
- Optimalité globale (rapport temps de calcul/précision du résultat)
- Compatibilité au temps réel

Pour répondre à cet enjeu, le développement d'une approche globale est nécessaire. Celle-ci intégrera les différents aspects en un seul outil, les connections entre les différentes phases de conception seront intégrées au même niveau et la possibilité d'évolutivité de la méthode sera pris en compte au travers de l'aspect modulaire. Enfin, l'aspect optimisation globale sera présent au travers du choix des outils internes et de leurs méthodes d'implémentation. Cette approche est résumée par la Figure 1-6.

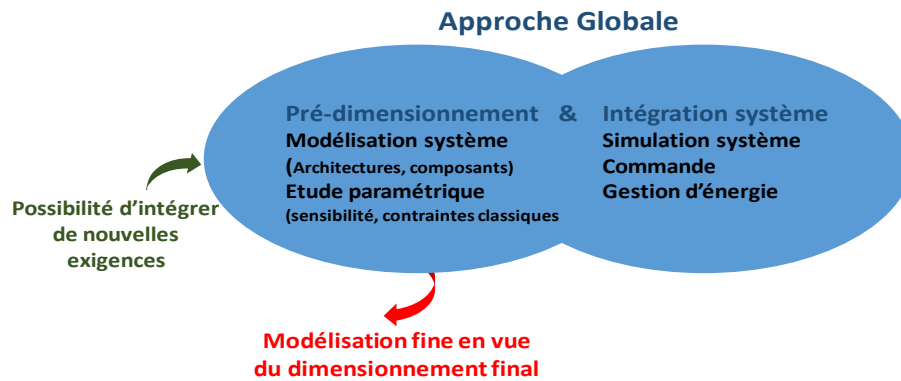


Figure 1-6 Principe de l'approche globale

### 1.2.3 Objectifs de la thèse

L'objectif de la thèse est de proposer aux concepteurs une méthodologie innovante et des outils adaptés permettant de concevoir, rationnellement et dans des délais raccourcis, les principales caractéristiques des organes d'une chaîne de conversion répondant aux objectifs fixés, aux contraintes de fonctionnement, et cela dans un contexte d'utilisation incertain. En effet, cette conception est encore principalement fondée sur l'expérience des ingénieurs et les règles métier avec un processus itératif [16]. Ainsi les industriels du domaine des transports, expriment un réel besoin de méthodologies de conception progressive permettant de formaliser l'approche de conception et de lever très tôt le maximum de risques de faisabilité de leurs systèmes avant de réaliser les premiers prototypes. Un des enjeux principaux est la prise en compte des contraintes conventionnelles : puissance, quantité d'énergie à stocker ou à fournir, masse, volume, mais aussi de pouvoir intégrer d'autres contraintes liées à de nouveaux challenges industriels tels que la fiabilité et la continuité de service. Le second défi de taille est d'intégrer le caractère incertain de l'utilisation réelle afin de garantir un choix optimisé robuste (maintien des performances) vis-à-vis de cette incertitude majeure. Pour parvenir à faire face à cette double exigence, il va donc être primordial de proposer une démarche couplant les deux optimisations : celle liée au dimensionnement et celle liée à la gestion optimale de l'ensemble [17]. De fait, la gestion d'énergie et la commande associée sont au cœur de la problématique traitée. Elles permettent de piloter les échanges de flux d'énergie entre les différents constituants du système (sources - charge) dans le but de satisfaire les exigences de la charge tout en assurant une utilisation optimale de chaque constituant : elles ont donc un fort impact sur le vieillissement des éléments, le rendement sur cycle et le taux d'atteinte des limites d'usage. Pour l'heure, elles ont essentiellement fait l'objet de travaux spécifiques mais décorrélés. Si les solutions mises en place sont prometteuses, elles ne prennent pas encore en compte le couplage entre la conception et la supervision globale en fonctionnement.

En résumé, l'objectif ici est de développer une approche systémique de conception optimale (Figure 1-7) associant directement la stratégie de gestion d'énergie permettant d'atteindre les meilleures performances des sources d'énergie embarquées (minimiser la consommation, respecter les contraintes de fonctionnement de chaque constituant ainsi que les durées de vie cibles, satisfaire les exigences de la charge). Outre ce couplage fort entre dimensionnement et gestion d'énergie, il s'agit de prendre en compte le caractère incertain de l'utilisation en proposant une optimisation robuste du dimensionnement final. Cela nécessite une stratégie de gestion énergétique en temps réel « en ligne ». Ainsi, une extension de l'approche de conception est proposée pour le fonctionnement temps réel utilisant une interaction entre reconnaissance du mode de conduite et contrainte énergétique, permettant ainsi de garantir une meilleure intégration de l'approche développée. A noter également que l'approche apporte une contribution dans le développement des véhicules communicants/autonomes. Dans ce contexte de programmation unifiée, l'approche de conception et la stratégie de gestion d'énergie temps réel se déploieront sur l'étude d'une chaîne de conversion hybride électrifiée utilisant une hybridation pile à combustible (PAC) / batterie (BAT). Nous tenons ainsi à rappeler notre intérêt pour la démarche, plus encore que pour l'application.

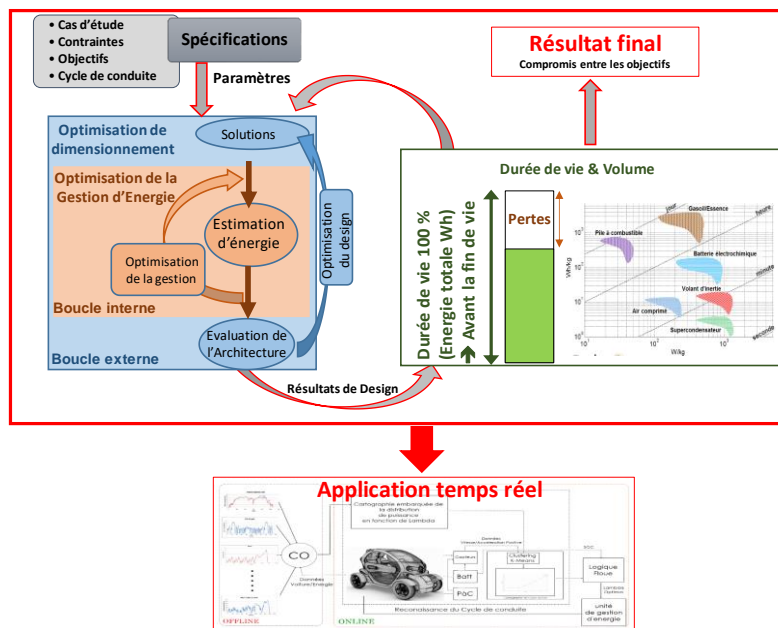


Figure 1-7 Objectif final de la thèse

Par ailleurs, dans le cadre de ces travaux, une approche système est recherchée pour réduire les délais de pré-dimensionnement, ce qui explique le choix de la granularité des modèles basé essentiellement sur les échanges de flux de puissances/énergies. Une telle approche permet notamment de pré-dimensionner les grandes caractéristiques des sources que sont les capacités de stockage, les puissances, les masses et les volumes. Toutefois, au fur et à mesure de l'avancement de la conception (Figure 1-5), le concepteur pourra faire appel à des modèles plus fins. L'approche pourra être ainsi continuellement améliorée de manière à satisfaire le cahier des charges, notamment pour définir précisément les caractéristiques des constituants.

Enfin, l'approche développée a pour vocation d'être transposable, elle est applicable quelle que soit l'architecture hybride étudiée. L'ensemble des contributions sont illustrées dans la figure suivante (Figure 1-8).

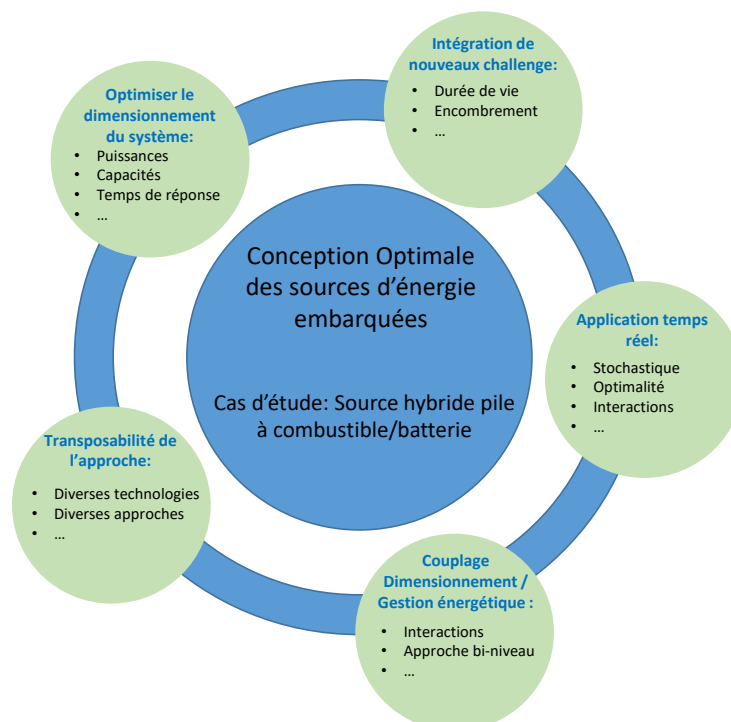


Figure 1-8 Bilan des contributions

### 1.3 Cahier des charges/ Cas d'étude

Comme présenté précédemment nous réalisons ces travaux pour un cas d'étude qui nous permettra d'illustrer et de valider notre approche. Nous avons cité plus haut le cas du domaine des transports et plus particulièrement les véhicules roulants, qui sont très fortement impactés ces dernières années par les contraintes que nous avons citées (industriello-écologiques). De plus, les différents intervenants dans cette thèse mènent depuis quelques années des travaux de recherche portant sur l'intégration de l'hybridation des sources de puissance dans le domaine des applications embarquées plus particulièrement la technologie PAC qui présente une des solutions les plus prometteuses pour la propulsion véhicule [18]–[21]. Enfin, il nous est apparu que pour le développement du milieu des transports et au vu des enjeux à venir, la mise en place de méthodes de conception optimale répondant aux problématiques citées est fondamentale pour la pérennité de ce domaine. Nous utilisons donc comme support pour développer cette approche, la conception de la partie énergétique d'un véhicule routier. Nous nous concentrons donc sur le dimensionnement des différents éléments (nous détaillerons cela par la suite) et la gestion de ce système.

Certes, les travaux de cette thèse concernent particulièrement le contexte automobile mais ils peuvent s'étendre et s'adapter à d'autres secteurs concernés par les problématiques d'efficacité énergétique, tel que la conception des systèmes hybrides utilisant des énergies renouvelables pour la production d'électricité.

#### 1.3.1 Architecture hybride PAC/batterie

Le choix du cas d'étude étant fait, nous avons par la suite fixé le type de conception que nous allons traiter. Nous allons dans ces travaux concevoir une architecture de chaîne de traction hybride pour un véhicule roulant. Cette architecture est composée d'une source primaire (source énergétique) qui est une PAC et d'une source secondaire (source de puissance) qui est une batterie. Le choix de ces composants et technologies est basé sur le marché actuel et les visions d'avenir quant aux technologies possibles [22]–[25]. La pile à hydrogène est une PAC de type PEMFC (Proton Exchange Membrane Fuel Cell), c'est la technologie la plus répandue pour ce type d'application de par ses caractéristiques compatibles avec la notion d'embarquabilité (densité de puissance, volume, température de fonctionnement ...). Pour la batterie, la technologie est de type Li-ion, c'est la technologie la plus répandue dans le monde automobile pour ses bonnes performances dans la fonction tampon. Le choix de ces deux technologies (Figure 1-9) bien représentées dans l'industrie actuelle nous permet, dans le cadre de nos travaux, de disposer de suffisamment de données et d'études pour notre approche.

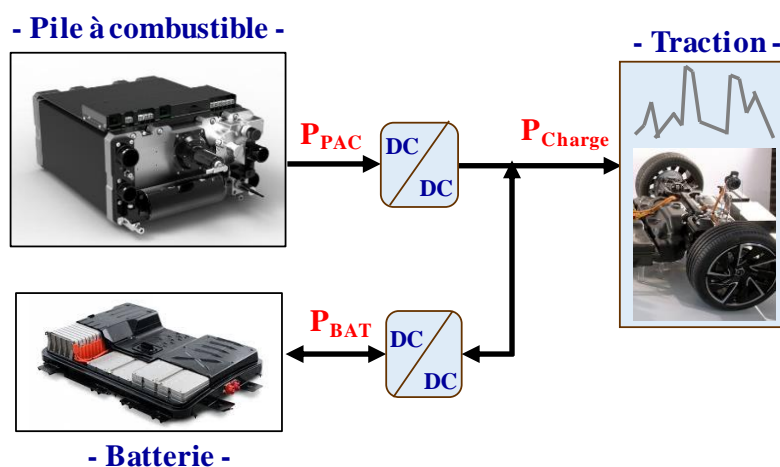


Figure 1-9 Architecture du cas d'étude

### 1.3.2 Catégorie de véhicule

Le choix de la catégorie du véhicule conditionne le cahier des charges et surtout l'usage, en effet le dimensionnement d'une citadine ou d'une routière reste différent bien que les modèles soient semblables. Les critères qui nous ont permis de réaliser le choix de notre cas d'étude s'articule autour de l'intérêt de l'optimisation de la conception au regard de l'usage et des données disponibles sur le type de véhicule.

Il nous est donc apparu que les catégories de véhicule nécessitant le plus d'optimisation lors de leur conception sont ceux utilisés dans des conditions fortement incertaines, et où l'environnement reste bien moins maîtrisé que pour des usages peu variables et répétitifs. Les véhicules évoluant en milieu urbain sont confrontés à une série de variations de charge et de vitesse, de plus à cela s'ajoutent les incertitudes liées au trafic, aux autres usagers de la route (vélo, moto, piéton) et celles liées à l'infrastructure en particulier les feux tricolores dont l'état (arrêt ou passage) reste très difficilement prévisible.

Les véhicules de type citadin sont donc la cible idéale de notre approche car leur potentiel d'amélioration est très important, en effet à ce jour leur dimensionnement reste très majoré pour absorber toutes les incertitudes et aléas liés à l'utilisation en ville de ces véhicules. De par les profils et intervenants dans ces travaux nous avons une assez bonne connaissance et base de données sur la Renault Zoé, véhicule citadin électrique. De plus le choix de ce véhicule permet aussi de comparer nos résultats à une technologie qui est actuellement privilégiée par les pouvoirs publics.

### 1.3.3 Les profils d'usage (Cycles de conduite)

Pour compléter le cahier des charges, il nous faut définir l'utilisation qui sera faite de l'architecture, cette utilisation doit permettre de comparer les performances (au sens global) de notre approche en termes de fonctionnement mais aussi de conception. Pour cela nous allons utiliser différents usages standardisés pour pouvoir comparer les résultats et performances de notre approche avec les véhicules déjà présents sur le marché.

L'industrie automobile est déjà très standardisée et les normes d'émissions (polluants et CO<sub>2</sub>) ainsi que les critères issus d'impacts écologiques obligent les constructeurs à utiliser des cycles de validation standardisés depuis de nombreuses années. Leur représentativité d'un usage réel a été mis en cause plusieurs fois et on voit apparaître des cycles de plus en plus représentatifs d'un usage réel. Les résultats issus de ces validations sont donc de plus en plus proche de ce que l'on pourrait obtenir en conditions réelles. Nous utiliserons ainsi comme cycles, des références européennes (Cycles WLTC et NEDC) ainsi que des cycles normalisés américains, les cycles US FTP (US 06, US city, US highway).

A partir de ces cycles de vitesse et du modèle du véhicule on pourra obtenir le cycle de puissance que l'architecture devra satisfaire et ainsi obtenir le cas d'usage permettant la conception de ladite architecture.

### 1.3.4 Critères de performances, variables et contraintes

Comme vu précédemment il nous faudra juger de la pertinence de notre approche au travers aussi des résultats obtenus, nous devons donc établir des critères d'évaluation pertinents vis-à-vis de l'approche et vis-à-vis des résultats de conception obtenus. Pour cela les critères seront les suivants : le premier que nous mettrons en place lors de cette approche sera l'optimisation de la consommation énergétique de l'architecture sur un cycle de validation, ce critère représente l'efficacité énergétique d'une installation et nous permettra de départager les solutions entre elles mais aussi d'évaluer d'autres aspects liés à l'approche développée. Le second critère est l'aspect durée de vie qui intéresse de plus en plus d'industriels dès la phase de pré-dimensionnement, au travers de ce critère d'optimisation nous prenons en compte l'aspect sûreté de fonctionnement ainsi que les contraintes écologiques. Enfin, le dernier critère qui sera évalué lors de cette approche sera l'encombrement de l'architecture. Nous baserons donc le travail de notre approche sur l'optimisation de ces trois objectifs d'une manière progressive avec la prise en compte des contraintes du cahier des charges, définies par le concepteur.

A ces critères primaires, s'ajoutent d'autres indicateurs permettant de juger de la faisabilité, de la pertinence et de la finesse de l'approche. Nous évaluerons ainsi l'optimalité et la flexibilité du résultat proposé par l'approche. De plus, nous jugerons aussi du bon comportement interne de la méthodologie avec l'utilisation appropriée et non pervertie des différents leviers dont elle dispose. Enfin comme dernier critère secondaire, nous utiliserons le temps d'exécution des calculs pour juger à complexité égale de la performance de notre approche dans la recherche d'optimaux vis-à-vis d'autres approches existantes.

Il nous faut ensuite définir les leviers d'actions dont l'approche disposera pour atteindre son but, ces leviers d'actions seront les variables d'optimisation qui offriront la possibilité à la méthode d'adapter la conception et d'évaluer ce changement via les critères définis plus haut. Dans le cadre de notre approche de conception d'une architecture de puissance hybride pour un véhicule urbain, nous définirons les variables suivantes comme des variables d'optimisation : La puissance de la source principale, cette source sera considérée comme source d'énergie dont l'autonomie dépend de la quantité d'hydrogène embarquée. La seconde variable sera la quantité de stockage d'énergie de l'assistance, celle-ci au contraire sera considérée comme une source de puissance pour assurer la fonction tampon. Enfin la dernière variable sera la dynamique, le temps de réponse de la source principale. En effet, les systèmes servant de source énergétique sont limités généralement par leur temps de réponse ce qui est le cas pour la PAC (temps de conversion d'une forme d'énergie disponible en une forme d'énergie utilisable), contrairement aux systèmes de puissance. La possibilité d'utiliser donc cette source principale à différentes dynamiques (dans les limites des contraintes physiques) et un levier important de dimensionnement lors de la conception.

Enfin, après avoir défini la quasi intégralité du cas d'étude, il nous reste à définir les contraintes que nous appliquerons sur l'approche pour la cantonner à un espace de recherche limité. Au vu du véhicule cible et de l'usage cible, nous contraindrons la recherche sur une large plage, la puissance de la source principale dans le champ [1 kW-50 kW], la capacité de la source secondaire sera, elle, limitée à [1 kWh-10 kWh], enfin le temps de réponse de la source une devra être compris dans l'intervalle [1 s-10 s].

Nous avons ici présenté le cas d'étude (architectures, modèles, usages, variables etc...) de manière succincte, nous reviendrons plus en détails sur les modèles mis en place avec en particulier les équations et présentations graphiques de ceux-ci, lors de la présentation de l'implémentation de l'approche pour le cas d'étude introduit ici.

## 1.4 Structure du manuscrit

Ce mémoire de thèse s'organise en cinq chapitres :

Le premier chapitre, « Etat de l'art », comme son nom l'indique réalise tout d'abord un état des lieux de la situation concernant notre problématique. Nous présenterons ici l'existant vis-à-vis des méthodes de conception dans le monde industriel et plus particulièrement dans les transports routiers. Nous détaillerons aussi les différentes « technologies », « techniques » et « théories » à notre disposition pour réaliser chaque étape de notre approche, puis nous donnerons pour chacun un récapitulatif lié aux avantages, inconvénients et limites existants. Enfin, nous préciserons le choix que nous effectuerons parmi les différentes possibilités s'offrant à nous

Le deuxième chapitre, « Méthode d'optimisation mono-objectif », présente en premier lieu le principe général de l'approche pour un cas d'optimisation mono-objectif donné par la consommation énergétique. L'approche s'appuie sur une architecture bi-niveau (imbriquée) permettant d'assurer le couplage entre le dimensionnement et la gestion d'énergie. Nous décrirons en détails les théories utilisées sur chaque niveau d'optimisation, la PSO pour la boucle externe (dimensionnement) et la commande optimale pour la boucle interne (gestion d'énergie), puis leur implémentation dans l'approche globale. Enfin nous clôturerons ce chapitre en présentant les études de validation que nous avons mené pour cette approche mono-objectif, ainsi nous pouvons justifier de nos choix et utiliser cette méthode comme base sur laquelle nous appuyer pour la suite de ces travaux.



Le troisième chapitre, « Méthode d'optimisation multi-objectifs », aborde la version multi-objectifs de notre approche faisant appel à d'autres challenges industriels. A partir du principe général utilisé dans la version mono-objectif nous mettons en place dans ce chapitre une approche identique qui intégrera trois objectifs. Ces derniers seront en partie antagonistes l'un envers d'autres et orienterons la conception chacun vers leur propre optimum. Nous détaillerons dans ce chapitre les objectifs supplémentaires et les théories qui y affèrent, puis nous présenterons l'implémentation de chacun de ces objectifs ainsi que l'approche globale. Enfin, nous réaliserons la validation de cette approche en s'appuyant sur son comportement face à plusieurs cas d'utilisation. Les résultats des optimisations au travers des fronts et surfaces de pareto seront présentés et analysés. Cela nous permettra de valider le comportement global de notre approche, sa fiabilité et sa pertinence.

Le quatrième chapitre « Temps réel », présente l'étude que nous avons menée pour réaliser une implémentation temps réel de notre approche. Après avoir réalisé une méthode de conception hors ligne visant à concevoir une architecture de conversion énergétique hybride (dimensionnement et gestion énergétique) nous réaliserons aussi un outil basé sur la même approche pour gérer en temps réel l'architecture ainsi conçue. Le but ici est d'obtenir une approche intelligente qui puisse faire face de manière appropriée aux incertitudes et aléas d'une utilisation réelle. Ainsi, nous utiliserons une forme simplifiée d'intelligence artificielle qui managera l'architecture en temps réel et qui optimisera son fonctionnement.

Enfin le cinquième et dernier chapitre réalisera une conclusion sur nos travaux, nous mettrons en lumière les avancées, les avantages et les limitations ainsi que les axes de progressions qui pourront être menés pour la suite. Nous introduisons l'ouverture appropriée sur les sujets auxquels notre contribution peut apporter un appui substantiel.

## 2 Etat de l'art - Méthodes de conception et gestion d'énergie

Nous avons vu précédemment les challenges multidisciplinaires associés à la conception des nouvelles chaînes de conversion d'énergie sont basées essentiellement sur le concept de l'hybridation. D'où la nécessité de développer des méthodologies de conception compatibles avec ce nouveau paradigme permettant ainsi de structurer et de formaliser le processus de conception.

Ces travaux traitent de la conception optimale visant à dimensionner des sources d'énergie embarquées très tôt dans le processus de conception en considérant différentes exigences liées à des préoccupations industrielles. Il est donc utile de commencer par un état de l'art des approches existantes. En effet, le processus général de la conception d'un système est par essence multidisciplinaire. Ainsi, la méthode de conception se distingue par deux caractéristiques ; le processus de conception lié à la complexité du système et les outils associés.

Dans ce chapitre, nous allons présenter un état de l'art sur les méthodes de conception, ce préambule technique a pour objectif de fournir tout d'abord au lecteur des informations liées au positionnement de nos travaux. Aussi, il contribuera à introduire l'approche globale développée pour satisfaire les exigences.

Pour cela, dans un premier temps les différents processus des méthodologies existantes sont décrits selon la complexité de la conception comme montre la Figure 2-1. Ensuite, les outils relatifs à chaque étape de conception sont également présentés pour les applications embarquées en lien avec notre cas d'étude. Notamment, nous analyserons en détails les outils servant au dimensionnement ainsi qu'à la gestion énergétique.

Le but de notre approche étant d'obtenir un outil adapté à une utilisation réelle dans un cadre industriel fortement compétitif permettant de concevoir des systèmes en phase avec les attentes et besoins réels. Nous avons à cet effet intégré d'autres exigences (ou challenges) non conventionnelles qui représentent un intérêt fort pour un acteur industriel. On retrouve notamment la durée de vie et l'encombrement.

Enfin les aspects de dimensionnement et de gestion énergétique « offline » sont complétés par une approche temps réel pour démontrer la pertinence et les performances de notre méthodologie, ainsi que pour faciliter son intégration dans un contexte industriel.

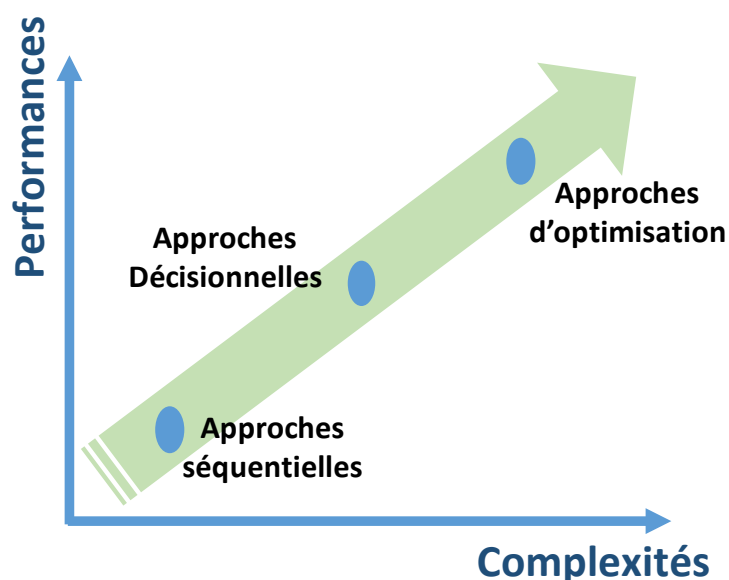


Figure 2-1 Classification des processus de conception

## 2.1 Méthodes de conception conventionnelles

Nous allons dans cette section présenter les différentes approches méthodologiques utilisées chronologiquement et choisies selon la complexité du système à concevoir. Les méthodologies que l'on pourrait qualifier de « bon sens », basées essentiellement sur l'expertise et le retour d'expérience, utilisées aujourd'hui encore dans l'industrie ouvriront cette section. Puis, dans le cadre des conceptions plus complexes, des outils décisionnels ont été mis en place pour aider les concepteurs. Enfin, avec l'arrivée de systèmes de plus en plus complexes et des exigences vis-à-vis des véhicules modernes, des méthodes basées sur des algorithmes décisionnels et d'optimisation ont émergé. Notre méthode étant basée sur ces outils, nous nous arrêterons plus en détails sur cet aspect.

### 2.1.1 Approches séquentielles empiriques

Historiquement dans le monde industriel, le pragmatisme et l'empirisme font force de loi de par leur efficacité. C'est pour cela que dans certains domaines suffisamment maîtrisés pour avoir un réel recul sur la conception et les technologies utilisées, le « bon sens » reste encore une méthode couramment utilisée. Par ce « bon sens », nous entendons le retour d'expérience acquis au cours des nombreuses années de conception, les « règles métier » et les raccourcis intellectuels [26]. Nous retrouvons ce type de méthode employé dans les domaines de non rupture technologique comme les véhicules conventionnels. Ce champ d'application profite d'un recul de près d'une centaine d'années que cela soit pour les véhicules à proprement parlé ou pour les chaînes de traction dites classiques [27].

Dans le cas d'un dimensionnement d'une chaîne de traction, les méthodes se basent principalement sur l'expérience des dimensionnements précédents et des cahiers des charges similaires d'un véhicule à l'autre. Ces méthodes empiriques consistent en un pré-dimensionnement utilisant des règles métier reliant le dimensionnement avec les résultats attendus. Ces dimensionnements utilisent des indicateurs qui reflètent le cahier des charges et permettent aux concepteurs d'ajuster un encadrement de dimensionnement, puis d'affiner celui-ci après vérification des contraintes à respecter [28]. Ceci s'apparente à une optimisation manuelle.

Par ailleurs, dans le cadre de ces approches, chacune des étapes de conception sont dissociées par rapport aux autres comme illustré dans la Figure 2-2. Des marges dans les choix sont appliquées pour pouvoir à posteriori les affiner en conséquence. Si nous prenons comme exemple le dimensionnement d'une chaîne de traction, ce dernier sera réalisé en conséquence des règles métier du domaine et de l'expérience des concepteurs en prenant en compte une marge de « réglage », puis les étapes suivantes se poursuivent de manière séquentielle sans rétro action immédiate. La gestion énergétique de l'architecture est réalisée à partir du pré dimensionnement, et l'intégration véhicule de même. Une fois toutes ces étapes validées, les marges laissées à chaque niveau sont utilisées pour affiner la cible et atteindre les résultats désirés sur le cahier des charges.

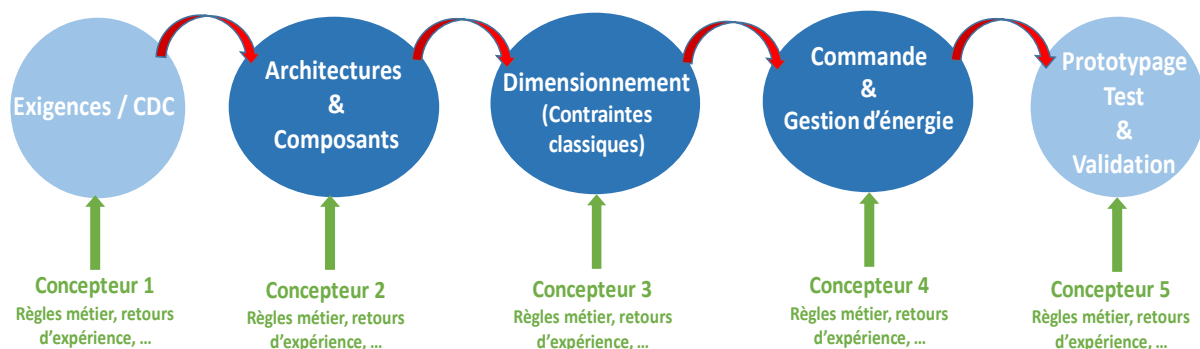


Figure 2-2 Approche séquentielle

Les avantages de ces méthodes résident principalement sur leur simplicité de mise en exécution, le faible coût financier et leur temps d'exécution. Enfin, ce sont des méthodes éprouvées depuis de nombreuses années dans des domaines où les gaps technologiques sont assez faibles pour permettre une adaptation.

A l'inverse, leurs inconvénients sont liés à la dépendance vis-à-vis l'expérience des concepteurs ainsi que des technologies utilisées. Le concepteur reste responsable du comportement du système, de son paramétrage ainsi que de leur impact. En plus, ces méthodes atteignent leurs limites car jugées trop abstraites pour supporter correctement une complexité croissante des systèmes à concevoir. Ce qui traduit des résultats de dimensionnement non optimisés.

Cependant, l'évolution du domaine de l'automobile apporte de nouvelles exigences (performances, émissions, sécurité, confort, ...) ainsi que des possibilités de contrôle qui permettent une plus grande flexibilité dans la conception. Cela se traduit par une augmentation significative du nombre de paramètres à analyser et une approche systémique devient indispensable lors de la conception, d'où l'intérêt d'introduire des outils décisionnels que nous présenterons dans la section suivante.

### 2.1.2 Approches décisionnelles

Les systèmes énergétiques dans les transports se complexifient, avec les besoins et attentes clients ainsi que la recherche incessante des meilleures performances (délais de développement, les coûts, exigences...). Dans ce contexte, les industriels ont mis en place des outils permettant de réaliser des choix et de valider ceux-ci de manière fiable, ce qui améliore fortement la recherche de solutions, et ce même avec l'apparition de plus en plus fréquente de gaps technologiques. Ces outils sont déjà en place depuis la seconde moitié du 20<sup>ème</sup> siècle et continuent à être appliqués et améliorés aujourd'hui encore sur des applications compatibles [29].

On retrouve ces méthodes dans l'industrie mais aussi dans des domaines très différents dont elles sont issues comme la gestion de projet et le management [30]. Il y a parmi ces méthodes les principes issus des méthodes agile ou kanban appliquées aux cas d'études qui nous concernent (ici une chaîne de traction hybride pour un véhicule routier) [31]. Plus concrètement, cela se traduit par des outils de conception interdisciplinaires et collaboratifs, simples mais efficaces tels que les matrices décisionnelles ou les « cycles en V » par exemple [32]. Ces outils permettent sur des cas relativement complexes d'assurer une prise de décision en cohérence avec l'attente finale.

Le principe de la matrice décisionnelle est de créer une matrice à N dimensions, donc chaque dimension représente une caractéristique. Lors du choix parmi plusieurs solutions (technologies/dimensionnements), différents critères servent à juger du meilleur choix. Cette approche permet de formaliser ce raisonnement et d'affiner les critères permettant de prendre la décision. Le concepteur va définir sur chaque dimension de la matrice (sur chaque critère d'évaluation) un système de notation. Une fois tous les critères mis en place, chaque solution sera notée selon chaque critère, puis une pondération des critères peut être mise en place. Enfin la somme de toutes les notes de chaque solution permettra d'identifier la meilleure solution suivant les exigences définies. Si le travail préparatoire (définitions des critères, de leur notation, de leur pondération) a été effectué correctement, le meilleur choix devrait ressortir de la matrice.

Le cycle en V quant à lui est une méthode de conception très répandue dans l'industrie, et principalement utilisée pour les applications transport (voiture). Cette méthode permet la mise en place de boucles de validation, la conception globale débute du macroscopique puis descend de niveau en niveau jusqu'à la conception de l'élément le plus fin (phase de conception). Chaque dimensionnement du niveau supérieur devient le cahier des charges du niveau inférieur. Une fois le dimensionnement réalisé jusqu'au niveau le plus fin, une phase de validation en remontant jusqu'au niveau macroscopique s'opère. Cela permet de valider que les attentes sont respectées à chaque niveau, dans le cas contraire un retour dans la phase équivalente en conception permet de corriger l'écart apparu. De par ce processus de boucles itératives en cas d'écart, cette méthode permet de satisfaire les exigences du cahier des charges suivant la complexité du système mais n'assure pas un dimensionnement optimisé.

Ces méthodes ont pour avantage d'être finalement assez simples à implémenter et à mettre en place dans le cadre de conceptions avec des technologies connues. De plus par rapport aux méthodes issues de l'empirisme, elles permettent d'obtenir une rétroaction pour corriger les écarts qui peuvent apparaître au cours de la conception. Enfin, elles sont assez transverses car elles s'adaptent très bien aux différents secteurs dans lesquels elles sont utilisées.

Il subsiste tout de même des défauts à ces méthodes qui restent aujourd'hui les principales méthodes employées dans le monde industriel. Le principal défaut est le même que pour les méthodes conventionnelles, il est nécessaire d'avoir une relation de causalité assez simple entre un choix de conception et les conséquences de ce choix. En effet, ces méthodes sont employées dans le cadre par exemple d'une source d'énergie ou d'un groupe motopropulseur, l'enjeu consiste généralement à partir de bibliothèques de composants existants, de choisir les plus adaptées aux besoins.

En revanche pour le cas des nouvelles architectures véhicule (VE, VHE, VFC ...) qui sont de plus en plus complexes car ils intègrent des fonctionnalités supplémentaires, des sources différentes, des technologies variées, des exigences plus contraignantes et doivent assurer une grande fiabilité. Les possibilités d'un choix de dimensionnement sont très variées et il est difficile de se rendre compte de la causalité. Ainsi, l'intégration de ces exigences et de ces contraintes pendant la phase de conception nécessite l'emploi de nouvelles méthodes et approches permettant une meilleure maîtrise du dimensionnement des organes et cela à un stade précoce du développement, autrement dit dès la phase de pré-dimensionnement.

### 2.1.3 Approches et algorithmes d'optimisation

Avec l'essor de l'informatique, de nombreuses méthodes (au sens général) ont pu être automatisées par celle-ci. Que cela soit des opérations réelles (opérateur sur une chaîne de montage) ou des processus immatériels (mise à jour de bases de données), l'informatique prend de plus en plus d'importance dans les actions menées par l'espèce humaine.

Un algorithme est une méthode informatique, une suite d'opérations à effectuer dans un certain ordre (avec des conditions à respecter) qui à partir de données d'entrée permettent d'obtenir un résultat souhaité. Une formule mathématique est la forme la plus basique d'un algorithme et donc d'une méthode. Avec les capacités accrues de calcul des ordinateurs modernes et des possibilités offertes par les langages de programmation récents nous pouvons construire des algorithmes qui auront un comportement assez similaire à un processus intellectuel humain. Cette branche mène vers l'intelligence artificielle qui vise (philosophiquement) à recréer le comportement de l'intelligence humaine avec un ordinateur.

Dans notre cas, l'informatique a été mise à contribution pour aider les concepteurs lors de choix particulièrement complexes pour améliorer fortement la recherche de solutions dans le processus de dimensionnement.

Au travers des algorithmes d'optimisation qui se basent sur des principes théoriques (mathématiques) ou sur l'imitation de comportement de la nature (bio-mimétisme), nous pouvons obtenir un outil qui aura la capacité de rechercher de manière automatique, parmi un très grand nombre de solutions, la meilleure suivant les meilleures performances tout en respectant certaines contraintes imposées par un cahier des charges

Ces méthodes ont tout de même quelques inconvénients, en effet les théories mathématiques sur lesquelles elles sont basées peuvent être assez complexes à aborder et donc l'implémentation de ces méthodes peut être laborieuse. Ensuite ces méthodes étant automatisées, une fois mises en place, il est assez difficile de se rendre compte si leur utilisation reste dans les limites définies. Enfin, leur utilisation demande une bonne formalisation et connaissance du problème pour identifier la meilleure stratégie de résolution (choix de l'algorithme).

Ces méthodes sont de plus en plus souvent mises en place dans le monde industriel pour intégrer davantage d'aspects liés aux exigences des cahiers des charges. En effet, les capacités de calcul grandissant, ces méthodes peuvent traiter des problèmes d'optimisation de plus en plus complexes et avec flexibilité pour s'adapter à différentes situations. Dans des cas où le besoin est dynamique (cycle d'usage en temps réel), certains algorithmes peuvent facilement s'adapter aux nouvelles conditions imprévisibles.

Par ailleurs, comme expliqué précédemment, la conception d'un système multi-sources fait intervenir les cycles d'usage, mais aussi la gestion de l'énergie, ce qui donne de multiples possibilités (large champ de solutions) en termes de dimensionnement. C'est pour cela que la gestion de l'énergie et le dimensionnement des sources d'énergie embarquées devraient être pris en compte de manière couplée. Elle requiert souvent l'utilisation d'algorithmes d'optimisation adaptés dont le couplage peut être géré suivant différentes stratégies qui seront présentées en fin du chapitre.

## 2.2 Méthodes et outils de dimensionnement des systèmes hybrides

Le dimensionnement des sources d'énergie embarquée est une problématique multi-physique à laquelle plusieurs études se sont intéressées [1], [2], [17], [33]–[35]. Le but de cette partie n'est pas de faire un bilan exhaustif des approches et algorithmes d'optimisation, mais de présenter les plus répandues pour ce type de problématique, en particulier celles utilisées en génie électrique. Notre travail ne portera pas sur ces outils, ils seront simplement adaptés, pour mettre en place notre approche de conception par optimisation. Enfin notre relative maîtrise de certains d'eux a influé dans nos choix pour faciliter la mise en place de l'approche développée, cœur de nos travaux.

Ces algorithmes sont classés en différentes familles (linéaire, non linéaire, continue discret, BBO, DFO ...). Nous verrons ici les catégories et sous catégories les plus répandues dans le milieu, les déterministes qui ont un comportement et des propriétés purement mathématiques, et les Heuristiques ou Méta-Heuristiques dont le fonctionnement possède une part d'aléatoire inspirée des comportements visibles dans la nature[36].

### 2.2.1 Algorithmes déterministes

Les algorithmes déterministes ont été les premiers algorithmes mis en place pour l'optimisation, car ils sont les plus évidents. En effet, leur fonctionnement vient de l'observation de critère mathématique à rechercher dans un problème. Ils sont fondés sur le calcul de gradient. On peut citer dans cette catégorie les méthodes de la plus grande pente [37], les gradients conjugués [38], les méthodes de quasi Newton [39] ou encore les DFP et BFGS (DFP : Davidon-Fletcher-Powell, BFGS : Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) [40], [41].

Le principe élémentaire de toutes ces méthodes est la recherche d'un minimum par l'étude de la pente. En effet, lorsque l'on se trouve en présence d'une fonction convexe le point minimum est caractérisé par une pente nulle. Ces algorithmes vont donc estimer en permanence la pente de la fonction puis chercher à se déplacer vers le point correspondant à une pente nulle qui sera le minimum de la fonction. Le comportement simplifié de ce type d'algorithme est représenté en Figure 2-3.

A partir de ce principe de base, différentes déclinaisons ont été développées et ont donné les différents algorithmes cités plus haut. Ces déclinaisons ont pour but d'augmenter la rapidité de convergence de l'algorithme, ou de lui éviter de rester d'être piégé dans des lobes locaux. A cette fin, les différentes approches mettent en place des stratégies que nous ne développerons pas ici mais qui sont facilement disponibles dans la littérature [42].

Ces méthodes sont dites déterministes car leurs résultats sont reproductibles à l'infini à condition de se situer dans la même situation (fonction étudiée, point de départ, réglages ...). En effet, le calcul étant un calcul direct, si les éléments de réglages de l'algorithme restent les mêmes, le processus se reproduira à l'identique contrairement aux algorithmes heuristiques. On retrouve ces méthodes dans des applications assez simples [43], lorsqu'il est possible d'obtenir un modèle linéarisable du problème mathématique à résoudre. Cela limite donc le champ d'application de ces méthodes dans le monde industriel.

Les avantages de ces méthodes sont leur simplicité d'implémentation et de fonctionnement qui les rendent facile à comprendre et à mettre en place. De plus, ils sont sobres en puissance de calcul et peuvent donc être mis en place très facilement sur différents supports et langages.

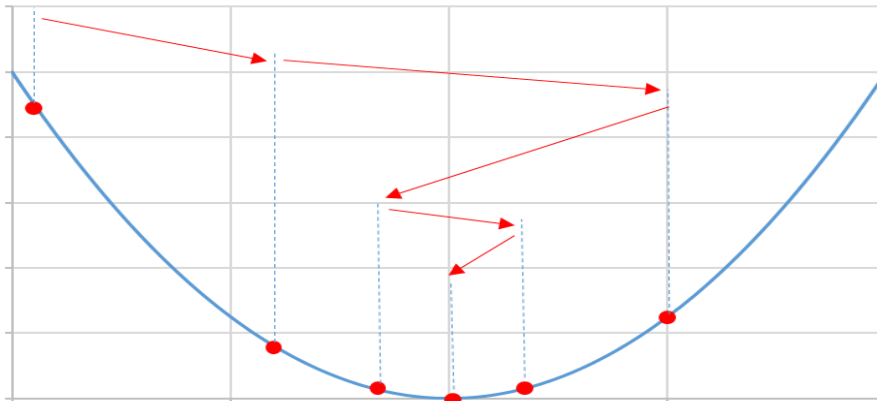


Figure 2-3 Comportement d'un algorithme de type déterministe

Ils ont néanmoins comme défaut de ne pas être très performants. En effet, les résultats sont acceptables pour des problèmes convexes. Mais dès l'apparition d'une multitude de minima locaux, il devient très difficile d'obtenir un résultat optimal. De plus ces méthodes nécessitent souvent certaines conditions pour pouvoir être utilisées (dérivabilité, indicateurs disponibles ...). Pour cela, avec les versions améliorées, les réglages de ces algorithmes sont à réaliser au cas par cas, ce qui est un frein conséquent pour l'application à différentes situations transverses, plus particulièrement lorsque le champ de recherche est large. Dans notre situation, le champ de recherche est assez vaste et imbriqué sur ses deux aspects (dimensionnement et gestion d'énergie). De plus, le problème est difficilement modélisable par une simple fonction. En effet, nous reviendrons sur cet aspect mais le comportement non linéaire de certains aspects du problème oblige la mise en place d'un modèle complété par des données expérimentales.

### 2.2.2 Algorithmes Heuristiques et méta heuristiques

Les algorithmes Heuristiques et Méta-heuristiques ne sont pas basés sur un fonctionnement prédictible mais sur des éléments externes au problème. De ce fait, le résultat obtenu n'est pas forcément le résultat optimal mais un résultat parmi les différents résultats optimaux. Les fondements de plusieurs de ces algorithmes sont souvent des comportements observés dans la nature qui permettent d'obtenir un résultat de manière optimale. Une catégorie d'entre eux peut être qualifiée d'algorithmes stochastiques car ils se basent sur l'aléatoire [44], [45].

En effet, la nature a su par sélection naturelle ne conserver que des comportements « utiles » et « optimaux ». A partir de ce constat, différentes méthodes d'optimisation ont été développées et améliorées depuis fin des années 1990. On peut citer parmi ces méthodes quelques-unes connues, comme le recuit [46], [47], algorithmes en colonie de fourmis (ACO) [48], [49], les algorithmes par essaims particulaire (PSO) [36], [50], ou encore les algorithmes génétiques [14], [51]. Dans chacun de ces cas un processus inspiré de la nature permet d'obtenir une capacité de recherche de l'optimal avec une relative bonne intelligence. Ainsi, les recherches systématiques sont évitées et cela permet un gain de temps et de puissance de calcul substantiel. On retrouve l'application de ces théories dans divers champs d'application mais particulièrement dans la conception de systèmes énergétiques [52]. Ces algorithmes présentent néanmoins des difficultés dans leur paramétrage ou dans la gestion des effets de bords.

Parmi tous ces algorithmes, deux ont des caractéristiques qui sont en adéquation avec nos besoins (fiabilité, évolutivité, comportement face à la stochastique), l'algorithme par Essaim Particulaire (PSO) et l'algorithme Génétique (GA). Nous détaillerons plus dans la section consacrée, l'algorithme que nous utiliserons dans nos travaux, le PSO, mais nous présentons succinctement le fonctionnement de ces deux algorithmes ici ainsi que les critères de choix.



L'algorithme génétique (GA) se base sur le principe de sélection naturelle et d'évolution génétique. Parmi une population d'individus, la nature réalise à chaque génération une sélection de ces individus selon des critères d'optimalité à une situation. Ces derniers correspondent aux caractéristiques nécessaires pour la survie de l'espèce dans le milieu considéré. Les individus les plus adaptés à la situation se reproduiront pour donner la génération suivante. Ainsi de génération en génération, des mutations apparaissent et les meilleures caractéristiques, parmi celles présentes et celles qui apparaissent, sont sélectionnées. L'algorithme génétique s'inspire fortement de ce principe, avec une sélection puis une reproduction/évolution des solutions possible. Le fonctionnement de ce type d'algorithme est présenté en Figure 2-4.

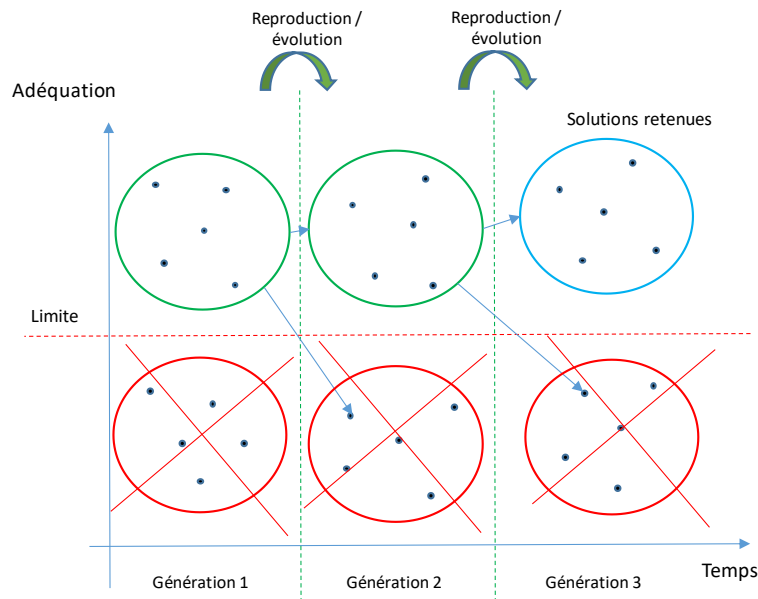


Figure 2-4 Principe de fonctionnement de l'algorithme Génétique (GA)

Les algorithmes génétiques et leurs déclinaisons sont beaucoup utilisés de nos jours dans les problèmes d'optimisation. En effet, leur capacité de calcul et de résolution de problèmes est une des meilleures actuellement disponibles. De plus, leur fonctionnement est suffisamment flexible pour permettre pour des cas simples une utilisation temps réel ou pour des problèmes stochastiques. Ils restent néanmoins difficiles à mettre en place pour des systèmes complexes car leur fonctionnement et leur implémentation nécessitent une bonne maîtrise du système et la théorie associée. Enfin, le processus calculatoire est gourmand en puissance de calcul et cela rend cette méthode difficilement applicable dans des cas industriels concrets, où la capacité de calcul représente une contrainte forte liée à la fois aux performances du matériel utilisé et surtout aux délais et coûts associés à ce développement. C'est pour cela qu'aujourd'hui cet algorithme est beaucoup répandu dans le monde de la recherche, mais peine à se diffuser dans le monde industriel.

L'algorithme par Essaim Particulaire (PSO) est quant à lui le second candidat pour notre application. Son fonctionnement est inspiré du comportement de certains animaux sauvages, on retrouve dans la nature des espèces qui de par leur organisation possèdent une intelligence de groupe en réalisant individuellement des actions simples. C'est le cas des fourmis, des abeilles mais aussi des bancs de poisson ou des nuées d'oiseaux. Dans le cas de ces derniers, la recherche de nourriture s'opère ainsi : un espace au sol possède différents points de nourriture (« spots ») et la nuée va s'organiser pour trouver le plus rapidement possible le meilleur point. Les oiseaux se répartissent aléatoirement dans le champ de recherche (les variables à optimiser), puis chaque oiseau estime la valeur de son « spot » et le communique à l'ensemble de la nuée. Une fois l'ensemble des points investigués, chaque individu va se déplacer vers un nouveau point en respectant quelques règles que nous détaillerons dans la section développant notre implémentation de cette méthode. Un nouveau processus d'évaluation/ déplacement est débuté, et d'itération en itération l'ensemble de la nuée va converger vers le « spot » qui correspond le mieux aux attentes et aux besoins du groupe. Ce comportement est illustré par Figure 2-5.

L'algorithme PSO a été développé et beaucoup utilisé dans les années 1990-2000, depuis ces dernières années il est remplacé dans certaines applications par l'algorithme génétique. La raison à ce remplacement est le fait que l'algorithme génétique semble, au vu des améliorations, posséder un meilleur potentiel. Des études qui comparent ces deux algorithmes montrent que le gain n'est pas si substantiel voir que le PSO est meilleur pour certaines applications [52], [53]. Cet algorithme a l'avantage d'être plus simple à comprendre et à implémenter que les autres algorithmes à disposition (en particulier l'algorithme génétique GA) et son fonctionnement demande moins de ressources calculatoires et surtout présente un aspect évolutif pour s'adapter à l'évolution des exigences. Cela permet donc de pouvoir déployer cette méthode assez facilement pour des problèmes courants. L'inconvénient majeur de cette méthode est le besoin de réglages des paramètres de l'algorithme, en effet, un certains nombres de paramètres doivent être finement réglés pour obtenir un bon comportement de l'essaim lors des phases exploratoires. Sans un réglage adéquat, l'essaim peut exploser ou ne jamais converger ou encore converger vers une mauvaise solution. Pour cela, différentes améliorations sont apparues au fil du temps pour obtenir un réglage automatique de ces paramètres. Ainsi aujourd'hui un algorithme PSO peut être très facilement implémenté. C'est principalement pour cet excellent rapport performance/complexité (voir A.1 PSO) que nous retenons cette solution qui nous permet d'implémenter une méthodologie de recherche de dimensionnement qui reste simple et rapide avec une bonne optimalité. Aussi pouvoir s'intégrer dans le processus global qu'on souhaite développer.

Pour comparer ces deux méthodes et justifier notre choix de la PSO nous pouvons résumer les différents indicateurs nous permettant de départager ces méthodes dans le Tableau 2-1.

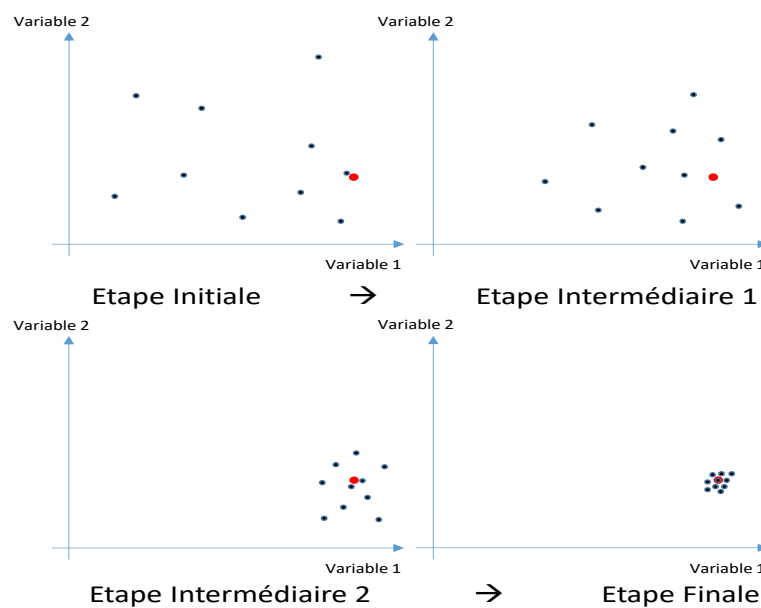


Figure 2-5 Principe de fonctionnement de l'algorithme par Essaim Particulaire (PSO)

	Algorithme PSO	Algorithme Génétique
Simplicité de la Théorie	+	+/-
Simplicité de l'Implémentation	+/-	-
Rapidité de convergence	+	-
Précision de convergence	-	+
Ressource de calcul	+	+/-
Temps de calcul	+	-
Problèmes combinatoires	-	+

Tableau 2-1 Comparatif PSO / Algorithme Génétique

## 2.3 Outils de gestion énergétique

Dans l'optique d'obtenir une approche complète de conception optimale pour mettre en évidence les interactions entre le dimensionnement des sources et l'aspect système lié à la gestion d'énergie, nous devons investiguer ce dernier pour identifier la solution adaptée à notre cahier des charges que ce soit pour le développement hors ligne ou temps réel. Il existe pour cela diverses stratégies qui sont aujourd'hui mises en place pour piloter les échanges énergétiques.

La stratégie qui sera mise en place devra répondre à un certain nombre de besoins qui la rendront compatible avec notre approche d'optimisation globale. Ces besoins sont les suivants :

- Simplicité d'implémentation
- Faible cout en temps de calcul
- Bonne optimalité
- Evolutivité
- Déclinaison en temps réel possible

Ainsi, nous allons présenter les différentes stratégies existantes à ce jour pour réaliser la gestion énergétique des architectures hybrides et conventionnelles modernes [54]–[60]. Ces différentes méthodes se répartissent en deux catégories ; les stratégies à base de règles (définies par le concepteur expert) et les stratégies d'optimisation (un algorithme se charge de définir la meilleure gestion).

Cette catégorisation des méthodes assez répandues dans la littérature [61]–[64] est résumée par le schéma en Figure 2-6.

<b>Règles expertes</b>	<b>Règles déterministes</b>	Machine d'état, suivi de puissance, thermostat, ...
	<b>Règles floues</b>	Logique floue, réseaux de neurones, ...
<b>Lois issues de l'optimisation</b>	<b>Optimisation globale</b>	Programmation dynamique, commande optimale, algorithme génétique, essais particuliers, ...
	<b>Optimisation temps réel</b>	Contrôle robuste, contrôle prédictif, minimisation de la consommation équivalente, maximum de Pontryagin, ...

Figure 2-6 Classification des stratégies de gestion énergétique

### 2.3.1 Stratégies à base de règles

La première catégorie de stratégies est celle basée sur l'établissement de règles, ces dernières sont définies par le concepteur. Celui-ci mettra en place un superviseur dont la tâche sera de réaliser le suivi de ces règles à partir de l'observation du système et de son expertise. Cette catégorie est souvent qualifiée par boîte noire, puisque son développement ne nécessite pas la connaissance du modèle du système.

La première approche que nous pouvons citer est celle de type « thermostat on/off » [65], elle est très simple, fiable, robuste et très facile à mettre en place. Le fonctionnement est analogue à un régulateur thermostatique qui déclenchera le fonctionnement d'un chauffage si la température est inférieure à une valeur et le coupera lorsqu'elle sera supérieure à une autre valeur (deux valeurs différentes et suffisamment éloignées pour éviter les phénomènes de commutation). Pour cette méthode, il faut donc définir une variable de commande (le chauffage) et une variable d'observation (la température) sur le système à commander et les règles à respecter (les seuils de changement d'état). Dans notre cas, la gestion du flux énergétique avec cette méthode serait la proportion d'utilisation de la source secondaire (commande) en fonction de l'état de charge de celle-ci (observation). On peut résumer ce comportement par la Figure 2-7.

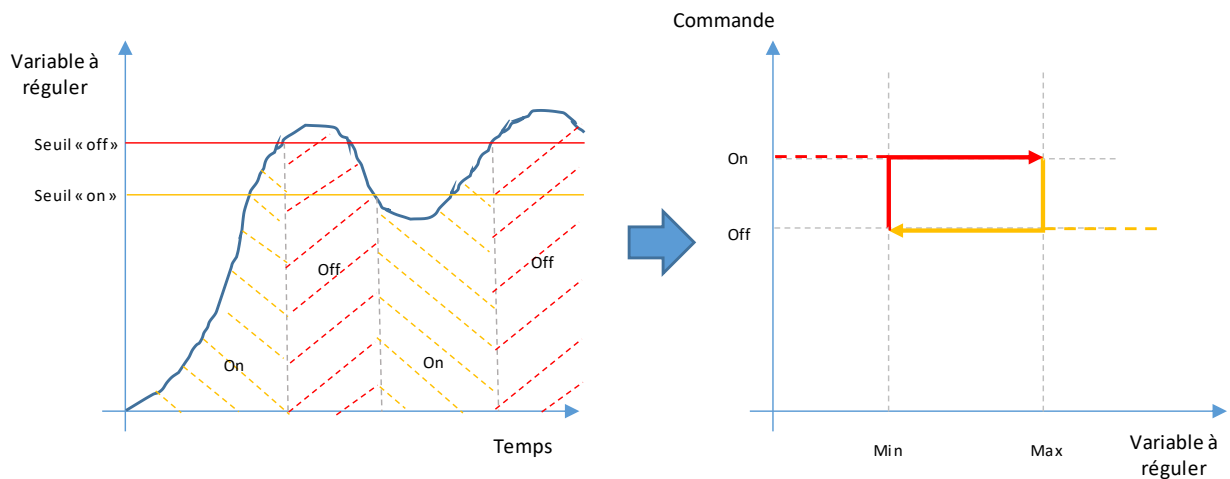


Figure 2-7 Stratégies de type « on/off »

Une seconde approche est la répartition fréquentielle ou encore les approches basées sur la réponse temporelle [65], [66]. Le but de ce type d'approche est de segmenter la demande en puissance en une demande moyenne et une demande transitoire. Ainsi, chaque source, selon ses caractéristiques, pourra répondre à l'une des catégories de puissance. Les deux façons classiques de réaliser cette implémentation est de mettre en place un système de filtrage fréquentiel sur la demande, ou bien un limiteur de dynamique (limiteur de pente). Avec cette approche, la source de plus faible dynamique (pour nous la Pile à combustible (PAC)) assurera la puissance moyenne, et la source la plus dynamique (ici la batterie (BAT)) assurera la puissance transitoire et la récupération (Figure 2-8).

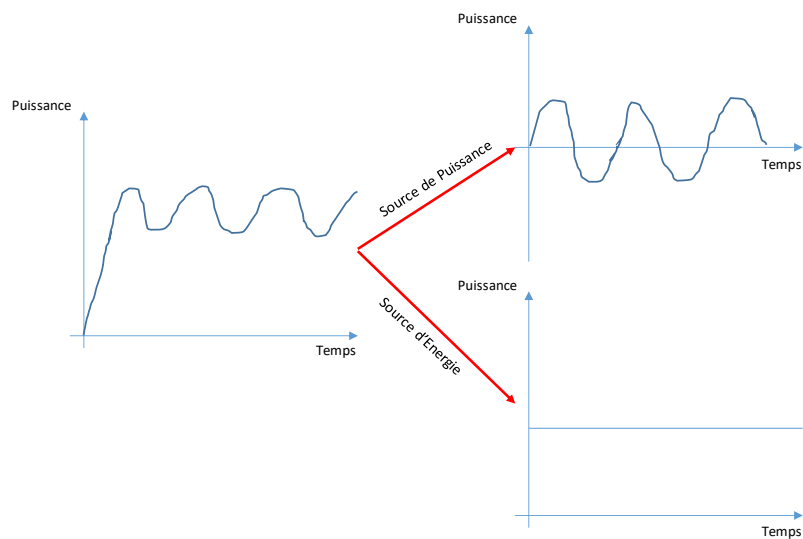


Figure 2-8 Stratégie dynamique/fréquentielle

Enfin, le dernier type d'approche comporte les méthodes basées sur de l'intelligence artificielle [17], [65] ; le but de ces méthodes est de reproduire le processus de raisonnement humain au travers un apprentissage et une prise de décision « intelligente ». Parmi ces méthodes, nous retrouvons les réseaux de neurones et la logique floue. Le concept du réseau de neurone est de reproduire le comportement du cerveau humain à une échelle bien plus simple, ou une prise de décision sera reproduite par l'aiguillage de l'information au travers d'un réseau de différentes couches de neurones. Cette méthode nécessite une phase d'apprentissage pour que l'algorithme reconfigure lui-même le réseau ce qui l'adaptera au problème considéré. La logique floue, quant à elle, permet d'imiter la prise de décision par pondération et compromis d'un cerveau humain. A partir d'une série de règles (situations définies et réponses correspondantes), la logique floue reconnaîtra la situation par taux d'appartenance aux situations définies dans la table d'inférence (règles). Une réponse composée avec les mêmes taux sera créée à partir des réponses définies dans cette même table (Figure 2-9).

Le développement de ces méthodes nécessite juste la maîtrise du fonctionnement du système, mais pas la connaissance du modèle ce qui explique leur simplicité de mise en place et d'embarquabilité. En effet, les calculateurs actuels sont largement en capacité de réaliser le suivi d'une ou plusieurs variables d'observation et de fournir en conséquence la ou les variables de commande (quelle que soit la méthode choisie parmi ceux citées précédemment). De ce fait, la connaissance du cycle n'est pas nécessaire et ces stratégies peuvent donc être utilisées dans une application hors ligne ou une application temps réel. Enfin, de par leur relative simplicité, leur fonctionnement reste fiable et robuste, ce qui assure une continuité de fonctionnement en conditions réelles.

Les inconvénients de ces approches résident dans le besoin indispensable d'expertise lors de l'établissement des règles. En effet, le système de gestion restera cloisonné aux règles établies par le concepteur. Elles sont donc naturellement peu adaptatives, et si l'usage ayant servi à la mise au point de la stratégie évolue alors la gestion sera peu optimale avec potentiellement des performances dégradées. Ces méthodes sont donc adaptées à des cas d'étude dont la modélisation est difficile avec un processus basé essentiellement sur l'expertise et surtout un usage maîtrisé.

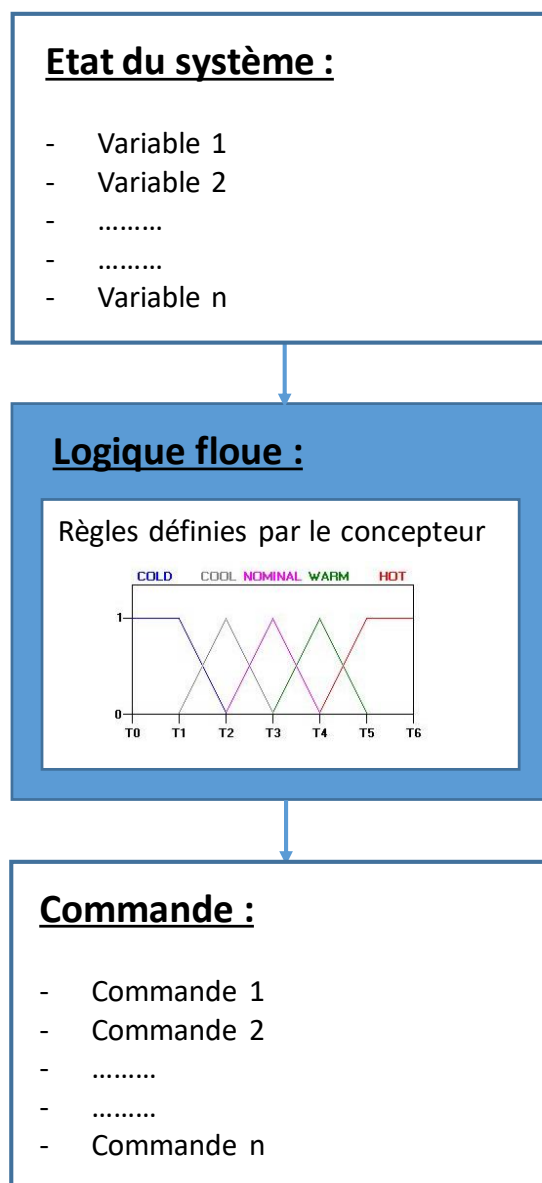


Figure 2-9 Stratégie à base de logique floue

Dans notre approche ces stratégies à base de règles ne seront pas adaptées à notre méthodologie de conception globale car elles manqueront d'optimalité et d'adaptabilité. Néanmoins dans la phase de gestion en temps réel, cet état de l'art nous sera très utile pour compléter notre approche hors ligne.

### 2.3.2 Stratégies à base d'optimisation

Nous avons vu quelques stratégies de gestion énergétique à base de règles, de la plus simple à la plus complexe, nous allons maintenant présenter les stratégies basées sur des processus d'optimisation [67]. Le principe est totalement différent ; le processus mis en place ne réagira pas en une simple réponse à une sollicitation mais recherchera à chaque sollicitation la meilleure réponse à proposer pour répondre aux contraintes imposées par le concepteur.

Comme présenté précédemment, les stratégies à base d'optimisation se présentent d'abord sous forme d'un problème d'optimisation mathématique. Il s'agit de trouver la meilleure solution à un problème (en l'occurrence gestion d'énergie) qu'on a préalablement modélisé sous une forme mathématique, en déterminant un ensemble de paramètres (ou variables de commande) afin d'optimiser un critère, c'est-à-dire minimiser ou maximiser, appelée fonction objectif, bien souvent la consommation de carburant sur un trajet. A ces éléments, s'ajoutent les contraintes que le concepteur impose à sa gestion énergétique soit par choix philosophique soit liées aux contraintes physiques.

Dans notre situation la variable de commande sera la répartition de puissance entre les deux sources, et la fonction « objectif » sera une estimation de la consommation énergétique de l'architecture globale. Les contraintes physiques de chacune des sources seront prises en compte pour respecter leurs limites (puissance, charges, dynamique etc ...).

De par leur fonctionnement respectif, certaines méthodes d'optimisation peuvent fonctionner en temps réel et donc être facile à embarquer en ligne mais d'autres au contraire ne sont pas compatible avec le temps réel soit par contrainte de ressource et temps de calcul (formulation complexe), soit par besoin de données adéquates (conditions de roulage, apprentissage, ...). Nous allons donc voir ces deux catégories d'optimisation et voir laquelle nous pourrions retenir pour notre application.

#### Optimisation hors ligne « Off-Line »:

Nous allons commencer par présenter les approches adaptées pour les applications hors ligne, en effet, de par leur fonctionnement ces approches ne peuvent réaliser l'optimisation en temps réel. Le facteur limitant est le plus souvent la connaissance a priori nécessaire des conditions de roulage (trajet).

Parmi ces stratégies, nous pouvons citer les essais particulaires (PSO) ou l'algorithme génétique (GA) déjà citées plus haut pour l'aspect dimensionnement. Ces méthodes comme précédemment expliqué, sont très performantes vis-à-vis de leur relative simplicité et de leur temps de calcul. De plus par leur aspect multidimensionnel, elles ont la capacité d'optimiser plusieurs variables, cela est un avantage car leur capacité de calcul est ainsi démultipliée contrairement aux optimisations mono-variable/mono-objectif qui ne gère qu'un élément à la fois.

On peut aussi dans cette catégorie considérer les approches de Bellman, les plus couramment utilisées pour l'optimisation énergétique avec la programmation dynamique, puis les méthodes en découlant comme la commande optimale (PMP principe du minimum de Pontriaguine). Le principe de la programmation dynamique de Bellman [68] consiste à tester de manière itérative tous les chemins de commandes possibles entre l'instant de départ et l'instant final et d'associer à chacun de ces chemins le coût qu'il représente. On peut résumer ce comportement en Figure 2-10 avec un point de départ, un point d'arrivée et une multitude de chemins possibles suivant le maillage considéré. Cette méthode a l'avantage d'être exhaustive car elle teste toutes les possibilités respectant les contraintes imposées, de plus son implémentation au travers d'itérations successives est relativement simple. Néanmoins les ressources calculatoires pour cette optimisation ont une croissance exponentielle avec la complexité du problème à traiter et la finesse du maillage associé. Cela rend donc difficile son utilisation en temps réel, de plus cette méthode a besoin de connaître le cycle parcouru à l'avance, ce qui est incompatible avec une utilisation temps réel « online ».

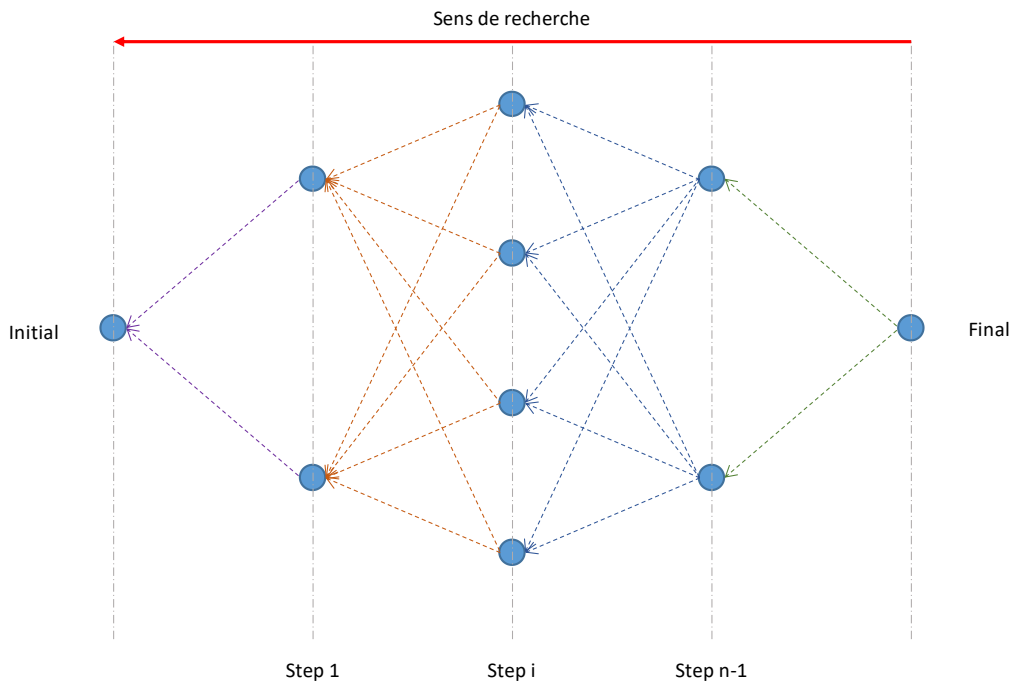


Figure 2-10 Comportement de la commande par programmation dynamique

L'approche par commande optimale PMP (principe du minimum de Pontriaguine) est issue du même principe mathématique que la programmation dynamique mais son implémentation diffère [69]. En effet, dans le cas du PMP, tous les chemins ne seront pas testés mais seulement ceux qui présenteront le plus d'intérêt. A chaque étape de l'optimisation, celle-ci décidera de quels chemins présentent le plus d'intérêt et réduira ainsi les orientations d'exploration comme illustré dans la Figure 2-11. Plusieurs études comparatives de ces deux approches ont été menées, il apparait clairement que le gain de temps est substantiel pour l'approche PMP (> 90 % du temps de calcul) pour des pertes très réduites en matière de gain d'optimisation (< 3 %) [17], [70]. Cette méthode a donc l'avantage d'être facilement calculable avec une bonne précision, ce qui favorise son embarquabilité (voir A.2 Commande Optimale). Son implémentation reste néanmoins quelque peu contraignante, car requière la connaissance parfaite de l'intégralité du trajet a priori. Le principal défi est de l'adapter pour un fonctionnement en ligne, avec des performances proches de la solution optimale retrouvée par la stratégie hors ligne.

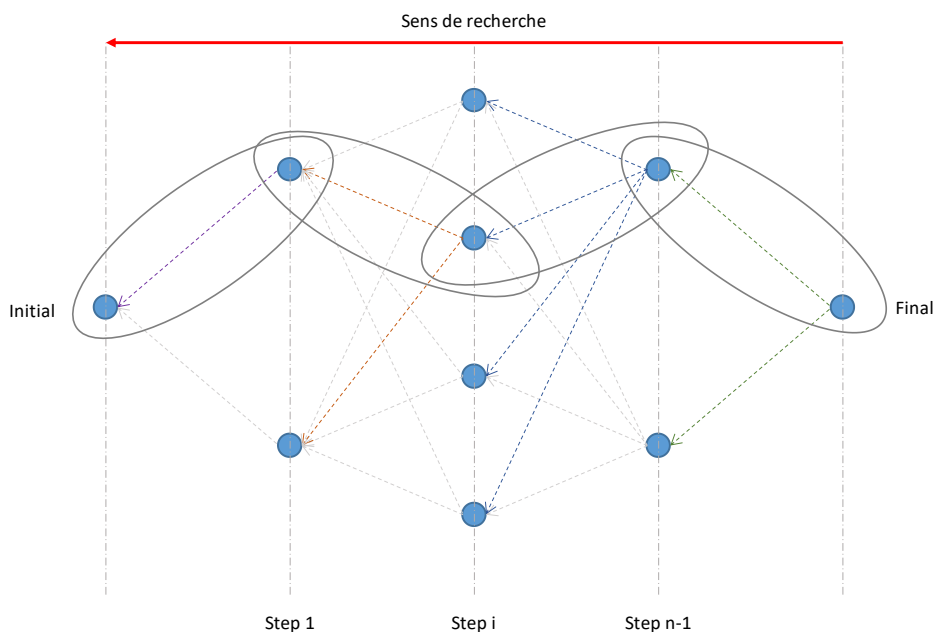


Figure 2-11 Comportement de la commande optimale par principe du minimum de Pontriaguine

Nous avons vu une sélection pertinente des méthodologies utilisées en gestion énergétique, il en ressort que ces méthodes sont très complètes et fournissent des résultats aboutis pour des problèmes du plus simple au plus complexe. Ces méthodes allient globalement simplicité d'implémentation avec forte capacité à résoudre des problèmes complexes. Malheureusement, ces méthodes ne permettent pas une utilisation en temps réel ce qui limite quelque peu leur utilisation. De notre point de vue, la commande optimale se démarque des autres pour son efficacité et sa relative simplicité de mise en place, de plus son rapport temps d'exécution sur fiabilité des résultats est excellent et reste pour notre application le meilleur compromis possible. Enfin nous y reviendrons par la suite, mais sa principale limite (la connaissance des conditions de roulage) peut être levée par divers artifices, du plus grossier au plus fin.

En résumé, il ressort de cette étude, que les méthodes d'optimisation sont pertinentes dans un usage « offline », ou dans le calcul de règles plus fines qui serviront par la suite dans des méthodologies à base de règles. Elles servent également comme solution de référence qui permettra d'évaluer l'optimalité des approches temps réel (On-line).

#### Optimisation temps réel « On-Line » :

Nous allons détailler maintenant les approches de gestion énergétique qui ont pour vocation d'être embarquées pour une utilisation temps réel. Dans un second temps nous présenterons certaines variantes des méthodes hors ligne qui ont été adaptées pour apporter également une solution embarquée.

Les méthodes les plus simples à mettre en place pour une optimisation temps réel sont les méthodes de Programmation Linéaire et Non Linéaire [71], [72]. Ces méthodes sont basées sur le principe d'optimisation mathématique du simplexe dans le cas de problèmes convexes linéaires ou non-linéaires (Figure 2-12). Ces méthodes ont l'avantage de la simplicité car elles sont solvables de manière graphique mais ne restent applicables que dans des cas suffisamment simples pour leurs capacités. Leur mise en œuvre ainsi que le réglage associé peuvent devenir relativement complexe lorsque le problème d'optimisation se complexifie, ce qui dans notre cas est limitant au vu de la complexité du système, de l'usage incertain, des interactions et de la volonté d'évolutivité et de flexibilité de notre approche globale.

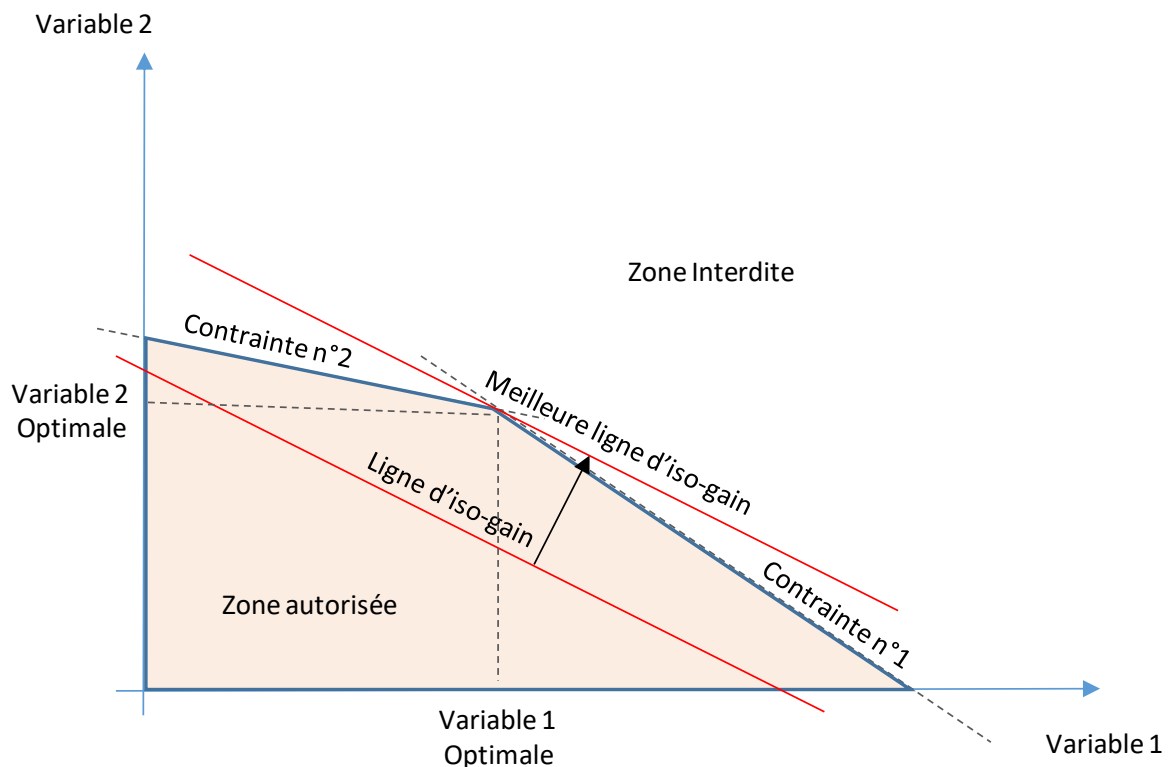


Figure 2-12 Principe de la programmation linéaire



Dans un second temps, nous allons évoquer les approches par ECMS (Equivalent Consumption Minimization Strategy). Cette méthode est une approche heuristique [73], [74] et consiste en la mise en commun et la minimisation globale de l'énergie stockée par la source secondaire et celle consommée par la source principale. De cette façon l'énergie globale consommée sera celle de la source principale et l'énergie nécessaire pour maintenir la charge de la source secondaire. Ainsi les comparaisons entre stratégies de gestion se feront à iso énergie stockée dans la source secondaire. La minimisation globale de cette énergie équivalente permettra l'optimisation de la répartition de puissance entre les sources (Figure 2-13). Son principal défaut est que son optimisation ne concerne que la consommation énergétique de l'architecture et ne permet pas la prise en compte d'autres objectifs (que ce soit pour l'utilisation off line ou on line). Néanmoins son principe d'approche reste très intéressant à considérer.

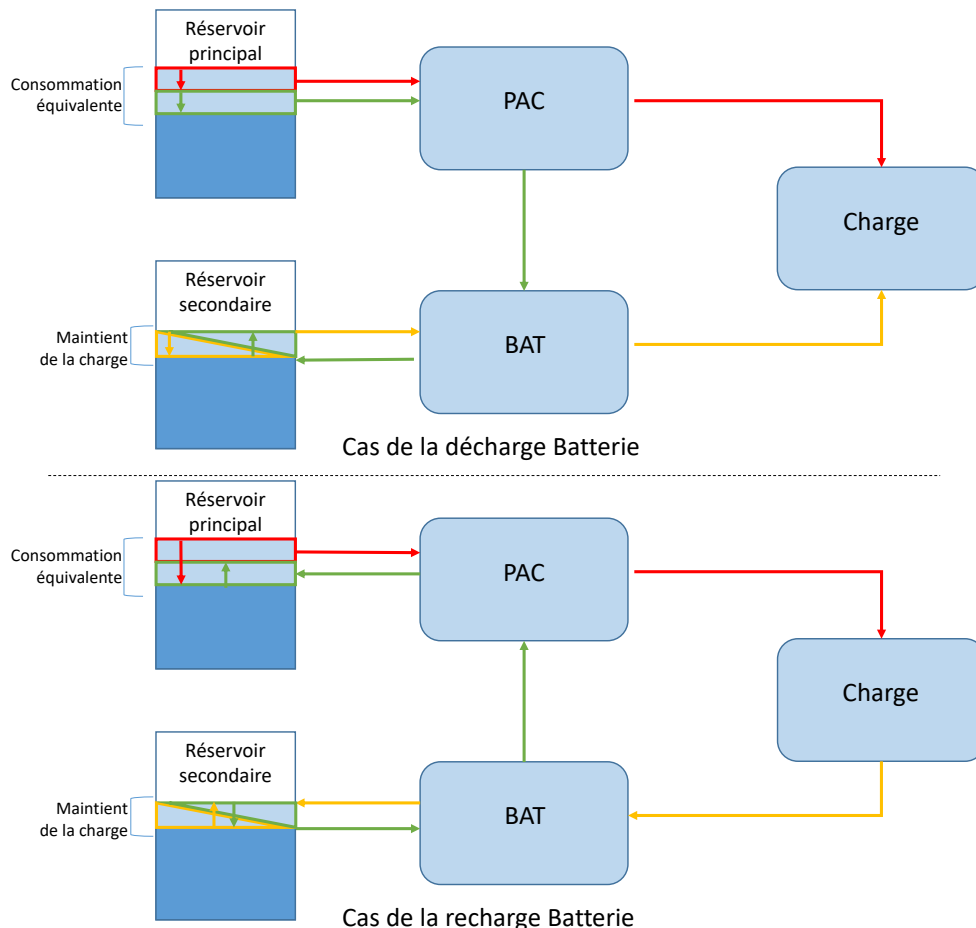


Figure 2-13 Principe des stratégies ECMS

Nous pouvons terminer par les approches hybrides qui combinent plusieurs théories pour compenser les limites des approches hors ligne, en proposant notamment de la prédiction des conditions de roulage.

Dans cette catégorie on retrouve plusieurs approches [75], [76], parmi celles les plus couramment exploitées sont : PMP, SPD (programmation dynamique stochastique), MPC (Model Predictive Control).

Les stratégies basées sur la programmation dynamique stochastique (SPD) [75] sont utilisées pour apporter une solution embarquée. A l'inverse de l'approche DP hors ligne, le futur du trajet est ici estimé de manière stochastique sur un horizon de temps infini. Cette prédiction peut se faire de différentes manières, par la chaîne de Markov [77], par des règles ou cartographies extraites des résultats obtenus hors ligne.

On retrouve également des stratégies basées sur les principes du Model Predictive Control (MPC) [76], dont le principe est d'élaborer un modèle de prédiction pour calculer la commande optimale sur un horizon futur glissant. Cela nécessite l'identification du premier élément de la séquence de commande. Ensuite à l'instant suivant, de nouvelles informations seront utilisées pour le calcul de la séquence optimale.

Enfin des stratégies PMP temps réel ont été introduites, liées aux principes de la commande optimale tout en conservant la causalité des commandes [17] (Figure 2-14). Le principe consiste à piloter le paramètre de Lagrange qui apparaît dans la solution de la commande optimale en se basant sur une prédiction ou une estimation des conditions de roulage. On peut citer l'identification par apprentissage qui utilise des résultats obtenus hors ligne pour des trajets récurrents, par la prédiction du trajet futur sur un horizon, ou bien par calculs utilisant la gestion de la trajectoire qui nécessite des informations issues de la navigation. En ayant une gestion appropriée de ce facteur, le PMP peut ainsi fournir une commande très proche de l'optimalité ce qui est compatible avec notre besoin. La mise en œuvre de cette stratégie sera formalisée en Chapitre 5 avec une approche astucieuse basée sur un concept d'intelligence artificielle utilisant des indicateurs à la fois énergétiques et de la trajectoire.

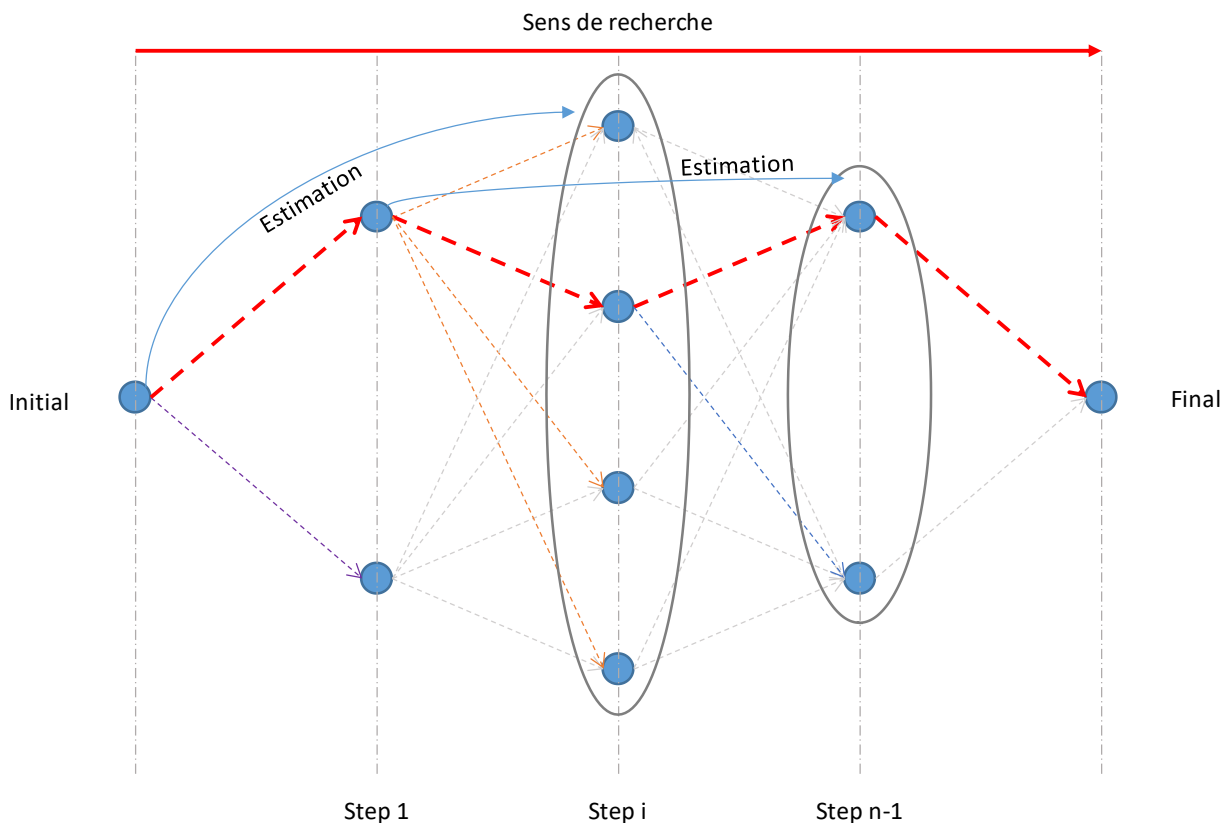


Figure 2-14 Amélioration de la Commande Optimale pour le temps réel

Enfin, nous terminons par le principe d'approche qui offre le bon compromis pour les applications en temps réel, et qui consiste en la combinaison de plusieurs approches [65]. Le but ici est d'obtenir une commande simple à exécuter pour qu'on puisse facilement l'implémenter et l'embarquer, mais qui soit suffisamment flexible et performante pour affronter les aléas d'un usage réel et posséder donc une optimalité de fonctionnement en toutes circonstances. Nous avons vu que les méthodes les plus simples à mettre en œuvre sont les stratégies à base de règles, mais qu'elles ont pour principal défaut une efficacité et une flexibilité réduite par rapport aux méthodes à bases d'optimisation. Cela est dû à l'établissement de ces règles qui sont souvent peu optimale pour le problème considéré. A contrario les optimisations bien que très performantes ne sont pas toujours utilisable en application temps réel, soit à cause de leur fonctionnement, soit à cause de la puissance de calcul nécessaire. Pour cela les approches à bases de règles, dont les règles sont définies par une optimisation hors ligne présentent le meilleur rapport performance/temps d'exécution. Cette vision d'une approche de gestion énergétique est la plus complexe en termes de raisonnement mais permet d'obtenir une bonne optimalité en temps réel (en utilisant des approches performantes), une facilité d'implémentation, en segmentant la conception des règles et leur utilisation. Nous illustrons cette approche par la Figure 2-15.

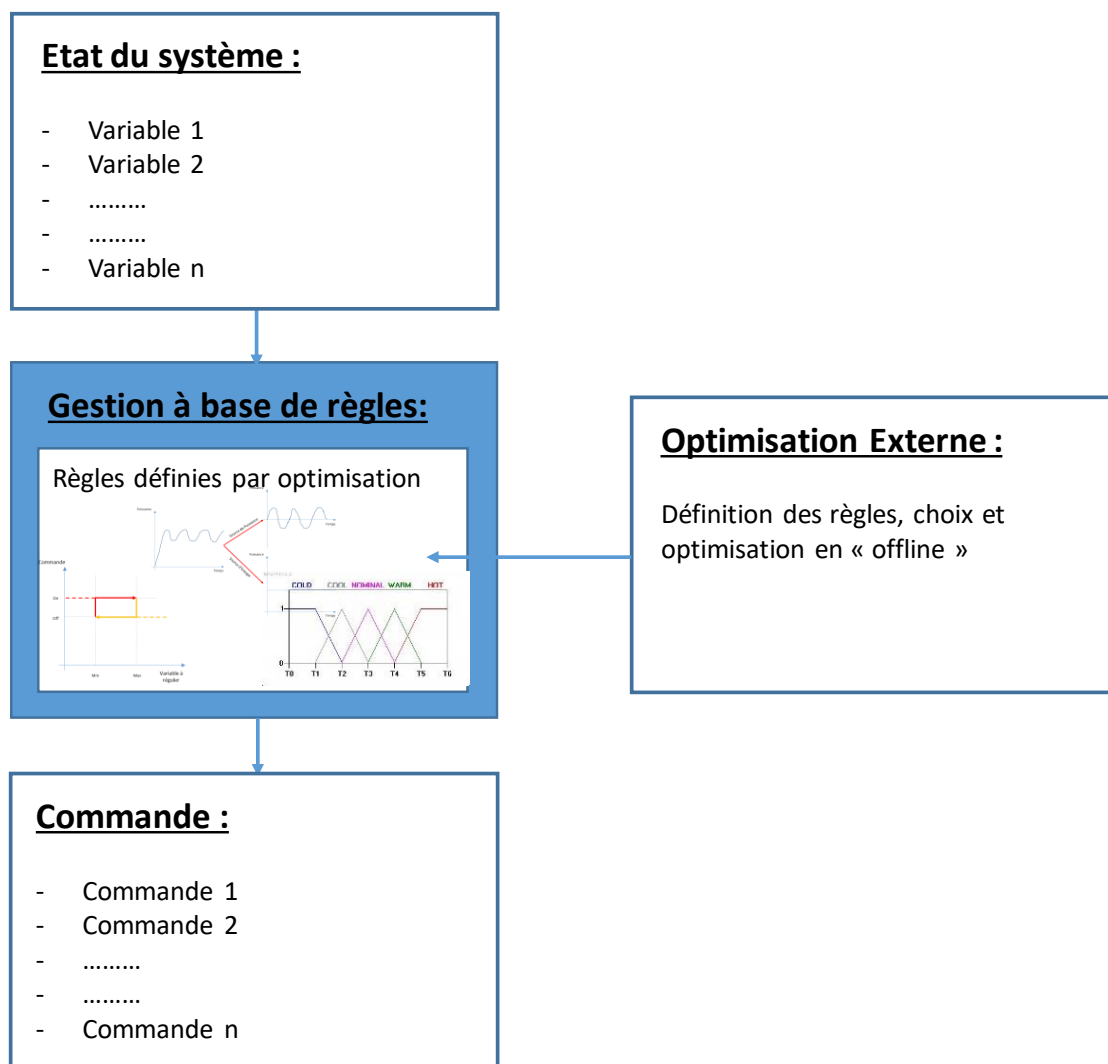


Figure 2-15 Approche combinée optimisation-règles

## 2.4 Autres objectifs

Dans notre approche méthodologique, nous avons décidé de prendre en compte un cahier des charges évolutif qui peut intégrer d'autres challenges industriels. Pour cela, nous ne pouvons pas nous contenter de concevoir une méthode de conception mono-objectif dont le critère d'optimalité n'était que la gestion énergétique (consommation). Nous avons donc inclus aussi des aspects propres à l'industrie des transports mais présents aussi dans les autres domaines sous des formes équivalentes ou dérivées. Nous avons donc souhaité prendre en compte les aspects de durabilité et d'encombrement/poids. Pour cela, nous avons cherché à établir un état de l'art sur ces aspects en analysant les différentes méthodes d'estimation de la durée de vie sur les technologies choisies (PEMFC et BAT Li-Ion), ainsi que les moyens d'estimation de l'encombrement d'un dimensionnement. L'objectif étant d'identifier des solutions compatibles avec notre approche de conception.

### 2.4.1 Durée de vie

Nous avons vu lors de l'introduction de notre sujet que les aspects écologiques étaient de plus en plus considérés lors de la conception de systèmes, or l'aspect consommation/pollution n'est pas le seul aspect influant. Les performances du système optimisé peuvent se dégrader fortement avec l'usage et le temps. Donc, l'étude et l'optimisation de la durée de vie permettent de tenir compte de ce vieillissement, ainsi la conception peut garantir une utilisation appropriée avec des performances accrues tout le long de la durée de vie du système. En plus en maximisant la durée de vie du système, on pourra aussi minimiser l'impact environnemental de la fabrication de celui-ci, en diminuant la fréquence de son renouvellement.

En nous basant sur les études existantes nous avons pu réaliser plusieurs hypothèses simplificatrices au vu des résultats présentés et des objectifs de notre approche. Plusieurs études présentent des données illustrant l'impact de différents usages sur la durée de vie d'une batterie [78]–[84] et d'une PAC [85]–[93]. Le procédé est simple et vise à appliquer un profil en termes de puissance respectivement à chaque source, et à observer l'évolution des indicateurs associés aux processus de vieillissement dont le mécanisme est souvent très complexe à étudier. Cependant, au vu de notre besoin lié à l'approche de conception, nous nous focalisons sur le développement d'une approche linéaire basée sur une fonction de pondération permettant de prédire l'évolution au fil du temps de la dégradation des sources basée sur l'extraction d'indicateurs utilisant les données de tests pour les technologies choisies. Le choix de l'approche qui a été sélectionnée est lié à sa simplicité de mise en œuvre, ses possibilités de généralisation à d'autres types et technologies de sources et surtout sa capacité à intégrer le caractère stochastique de l'usage.

Pour la batterie, les données impliquent un processus de test qui se traduit par un cycle en niveau de charge (State Of Charge – SOC) qui est composé de plusieurs charges et décharges espacées de temps de repos [94]. Ce profil/cycle est répété en mesurant à chaque fois la « santé » de la batterie via un indicateur appelé SOH (State of Health – SOH). Ce dernier exprime les pertes au niveau de la capacité totale de la batterie [70] (la résistance interne peut être utilisée comme autre indicateur du SOH). Lorsque le SOH indique une capacité de la batterie inférieure à 80 % de la capacité initiale, donc une perte de 20 %, la batterie est considérée en fin de vie (FDV) et la durée de vie en nombre de cycles est définie. Les mécanismes de vieillissement mis en jeu derrière ces études sont principalement des mécanismes de détérioration des électrodes par des réactions électrochimiques. Divers facteurs influencent ces mécanismes, la puissance et la profondeur de décharge semblent être les plus influents devant le niveau de charge ou la température de maintien. L'extrême majorité des études portant sur le sujet [59], [60] visent à caractériser le vieillissement de la batterie au travers l'observation de certaines grandeurs mesurables comme la résistance interne. A partir de ces études un modèle mathématique prévisionnel basé sur une pondération des données de fatigues sera mis en place et nous détaillerons dans la section concernée les modalités de ce modèle. Une fois ce modèle mis en place nous pourrions assurer une estimation de la durée de vie selon la stratégie de gestion énergétique établie, ce qui permettra l'intégration du processus dans l'approche globale.

Pour la PAC, de manière analogue, un indicateur est observé lors de l'application de cycle de puissance à celle-ci, basé sur plusieurs études [68]. Selon les évolutions de cet indicateur, le SOH de la PAC est établi, en considérant d'une manière similaire qu'une batterie, un seuil de fin de vie (FDV). L'indicateur qui sera observé dans notre cas sera la puissance disponible, en effet, une perte de puissance de 10 à 20 % indiquera que la PAC commencera à représenter un risque en termes de sécurité avec une fin de vie prématurée. Les mécanismes de vieillissement ici sont principalement l'évolution de l'intégrité de la membrane d'échange de proton qui est impactée par divers facteurs tels que la gestion de son humidité, le bon approvisionnement en réactif ou encore la température. Ces différents facteurs découlent directement de la gestion de la dynamique de la PAC ou encore de la gestion de sa température lors de phases d'extinction/redémarrage. Il ressort que les principaux facteurs sont la dynamique de la PAC, les processus de start&stop et de chauffe ainsi que les niveaux élevés de puissance [85], [88]. Nous établirons de même à partir de ces études un modèle mathématique empirique basé sur la pondération des données de test qui permettra d'estimer le vieillissement de la PAC. Ainsi nous détaillerons l'implémentation de ce modèle et les hypothèses associées, puis nous présenterons son fonctionnement. De manière identique les données issues de la stratégie de gestion énergétique permettront d'alimenter ce modèle, intégré dans l'approche globale de conception.

#### 2.4.2 Volume/Encombrement

Le dernier objectif d'optimisation que nous considérons dans ce travail est l'aspect volume de l'architecture, cet objectif est connexe à la notion de prix de l'architecture. Ces deux considérations sont relativement importantes aux yeux des industriels qui cherchent aussi à optimiser ces deux aspects en plus de ceux déjà cités précédemment. Ainsi avec ce dernier objectif nous obtenons une approche méthodologique assez pertinente qui couvre de manière relativement complète les besoins majeurs du cahier des charges.

Assez peu d'études traite ce sujet spécifiquement, nous trouvons cet aspect considéré au détour de travaux sur d'autres considérations telles que le retrofit par exemple [96], [97]. Il ressort néanmoins de ces études que le moyen le plus simple et représentatif d'estimation du volume est lié aux données techniques des fabricants (puissance spécifique, énergie spécifique...), qu'on les retrouve également dans le plan énergie-puissance donné par le diagramme de Ragon. Nous nous baserons donc sur ce plan (Ragon) et sur des données constructeur pour obtenir une valeur moyenne représentative de la technologie [98].

A partir de cela il devient donc facile de mettre en place une estimation du volume de l'architecture lors de la conception de celle-ci, puis de l'intégrer comme un objectif à minimiser lors de la conception.

## 2.5 Analyse des stratégies de couplage dimensionnement/gestion d'énergie

Nous avons vu dans cet état de l'art que la conception complète de ces architectures pouvait s'opérer de différentes façons. Au vu de la forte interaction entre le dimensionnement et la gestion énergétique nous avons retenu que le couplage des deux étapes en une seule approche était nécessaire. Nous nous orientons vers l'utilisation d'algorithmes d'optimisation pour réaliser chacune de ces étapes, néanmoins il reste encore à déterminer la façon dont les deux optimisations seront couplées. On distingue alors plusieurs stratégies possibles issues de la littérature [65] :

- La **stratégie séquentielle** est de loin la plus facile à mettre en œuvre et la plus utilisée puisqu'elle consiste à traiter les problèmes de dimensionnement et de commande de manière séparée en faisant l'hypothèse que ceux-ci sont complètement découplés. L'approche ne permet pas l'exploration de l'interaction entre les séquences, ce qui réduit potentiellement le champ des solutions. De ce fait, elle ne permet pas de garantir l'optimalité de la solution retenue.
- La **stratégie itérative** traite également les problèmes séparément. En revanche, une boucle itérative permet de recalculer une gestion optimale à partir d'un dimensionnement donné et inversement jusqu'à converger vers une solution dite optimale combinée. A partir d'un choix initial de dimensionnement et de commande, une première itération d'optimisation du dimensionnement est effectuée en intégrant des contraintes de commande. La solution de dimensionnement est ensuite employée pour déterminer la gestion optimale du système. Cette étape doit par ailleurs garantir que le coût lié au dimensionnement ne pourra qu'être réduit d'itération en itération. Un calcul itératif est ensuite effectué jusqu'à converger vers une solution. On notera finalement que cette méthode ne garantit pas également l'optimalité de la solution retenue.
- La **stratégie bi-niveaux** consiste à intégrer un sous-problème d'optimisation dans les contraintes d'un problème d'optimisation. Cette configuration propose de traiter le problème de commande directement à l'intérieur du problème de dimensionnement. Le problème global est alors hiérarchisé et non interchangeable. De plus, le sous-problème de commande est inclus dans les contraintes du problème de dimensionnement, et la fonction « objectif » du problème supérieur dépend de celle du problème inférieur, ce qui garantit la prise en compte du couplage fort entre les deux parties. On observe alors deux boucles d'optimisation imbriquées, avec une fonction « objectif » globale assurée par la boucle externe. A contrario des deux stratégies précédentes, cette méthode permet d'aboutir à une solution optimale.
- La **stratégie simultanée** est relativement peu utilisée, car elle ne peut s'appliquer qu'à un nombre restreint de cas d'études. Elle consiste à prendre en compte dans un même problème les variables de dimensionnement et de commande, ce qui implique la présence de variables statiques et dynamiques qui rendent le problème intrinsèquement complexe à résoudre. Cette stratégie est actuellement restreinte à des problèmes dont la formulation mène à une forme convexe, permettant d'atteindre un optimum global plus facilement.

Il ressort de cette partie de l'étude que l'approche bi-niveaux est à ce jour et pour ce type de problème, la plus adaptée permettant d'obtenir une optimalité globale avec un niveau de complexité maîtrisé (Tableau 2-2). Les autres approches bien qu'intéressantes sont donc inadaptées à notre situation.

	Séquentielle	Itérative	Bi-niveaux	Simultanée
Couplage et optimalité	-	-	+	+
Temps de calcul	+	+	-	+
Complexité du problème	+	+	+	-

Tableau 2-2 Comparatif des stratégies de couplage

## 2.6 Choix d'une stratégie de couplage

En conclusion, nous pouvons donc présenter la stratégie de couplage que nous avons choisi pour mener ces travaux, ainsi que les outils retenus pour chacune des phases de notre approche. Nous avons donc décidé de développer une approche basée sur une optimisation globale, cette approche se décomposera en deux optimisations imbriquées et interdépendantes (bi-niveau), une optimisation sur le dimensionnement de l'architecture et une optimisation sur la gestion énergétique lors d'un cas d'utilisation. Pour cela, nous utiliserons la théorie de la PSO pour l'optimisation de dimensionnement et la Commande Optimale par Principe de Pontriaguine pour la gestion énergétique. Le choix de ces deux théories se base sur le bon rapport efficacité/complexité de chacune d'elle, leur bonne flexibilité et évolutivité. De plus à partir de ces méthodes, nous pourrions mettre en place facilement une gestion énergétique temps réel basée sur la méthodologie de conception hors ligne (méthode à base de règles définies par optimisation hors ligne), et ainsi produire une approche de conception complète et optimale.

### 3 Mise en œuvre de l'approche de conception globale –cas mono-objectif

Le principe de notre approche est basé sur l'interaction mutuelle entre la phase de dimensionnement et la phase de gestion énergétique. Comme vu précédemment, la majorité des approches méthodologiques aujourd'hui sont des approches séquentielles avec deux phases bien distinctes et peu de réelles interactions entre elles. Nous avons choisi une approche par optimisation bi-niveau qui assure un bon rapport efficacité/temps de calcul. A partir de l'état de l'art réalisé, nous avons pu sélectionner la méthode d'optimisation pour l'aspect dimensionnement (PSO) et la méthode d'optimisation pour la gestion énergétique (Commande Optimale), ainsi que leur couplage (optimisation bi-niveau).

Dans le but d'exposer progressivement le principe et les performances de l'approche développée, deux études ont été menées selon les indicateurs de performances considérés :

- Cas Mono-objectif : l'étude se limite au dimensionnement des sources dans le but de minimiser la consommation d'énergie (hydrogène) suivant un cycle d'usage. Ce chapitre est consacré à cette étude.
- Cas Multi-objectifs : l'étude intègre d'autres challenges et inspirations industriels tels que la durée de vie et l'encombrement suivant différents cycles d'usage. Le prochain chapitre sera consacré à cette étude qui découle de la première approche.

Ce chapitre présente dans un premier temps, le cas mono-objectif de l'approche globale, décomposé en la phase de dimensionnement, celle de la gestion énergétique puis les interactions mutuelles. Dans un second temps, nous présentons l'outil utilisé pour la phase dimensionnement et son implémentation. Puis dans un troisième temps, nous présentons l'outil réalisant la phase de gestion énergétique et son implémentation. Enfin, nous clôturons ce chapitre avec les validations des différentes phases par simulation et comparatifs.

### 3.1 Approche globale

L'objectif de cette partie est de présenter le principe théorique de notre approche, comment nous l'avons mise en œuvre avant de pouvoir être appliquée à notre cas d'étude. Notre approche globale vise à développer un outil permettant une conception multicritère et qui englobe plusieurs champs d'expertise et cela de manière simple, ergonomique et automatisée. Ainsi, dans notre cas d'étude, le dimensionnement et la gestion d'énergie d'un système hybride pile à combustible (PAC)/ batterie (BAT) sont développés simultanément dès la phase de pré-dimensionnement de manière à atteindre un optimum global.

Pour ce faire, notre approche utilise une stratégie bi-niveau qui intègre le problème de la gestion d'énergie directement à l'intérieur du problème de dimensionnement. Ce couplage permet d'inclure les contraintes d'efficacité énergétique dans le processus de dimensionnement. L'approche en question adopte alors deux boucles d'optimisation imbriquées, la boucle externe s'occupe du dimensionnement, tandis que la boucle interne agit sur la gestion d'énergie. Cette stratégie offre la possibilité de la prise en compte des contraintes et des spécifications de l'optimisation en gestion énergétique par l'optimisation du dimensionnement. Cela permet une meilleure optimalité en particulier lors de problèmes fortement dépendants avec un couplage dimensionnement/gestion. Avec des boucles d'optimisation imbriquées, la convergence de la boucle du dimensionnement dépend de celle des boucles de contrôle.

Le principe d'une optimisation est de définir un ou plusieurs paramètres de réglages pour minimiser ou maximiser selon le cas une fonction coût dite « objectif » qui représente généralement le ou les performances du système à concevoir. Il faut ajouter à cela le respect de certaines contraintes liées soit aux propriétés physiques du système soit à la définition du cahier des charges. Du point de vue mathématique, cela revient à formuler le problème sous la formulation mathématique suivante (Équation 3-1) :

$$\text{Trouver } x \text{ tel que : } \begin{cases} f(x) = \min f(x) \\ x \in X \\ h(x) = 0 \\ g(x) < 0 \end{cases}$$

Équation 3-1 Problème mathématique d'optimisation



Il s'agit de la formulation générique du problème d'optimisation où  $f$  est la fonction objectif à minimiser (ou maximiser),  $X$  est l'espace de recherche délimité,  $h$  et  $g$  sont respectivement appelées fonction de contraintes d'égalité et d'inégalité.

Nous allons donc débiter par la conception d'une approche mono-objectif qui vise à optimiser la conception d'une chaîne de traction à source hybride pour un véhicule particulier urbain de type Renault Zoé. L'objectif étant de minimiser la consommation de ce véhicule sur un cycle d'usage, pour la première phase de validation, un cycle WLTC a été utilisé, mais d'autres cycles ont été testés et utilisés dans la suite de ces travaux. Les différentes possibilités de conception sont donc départagées dans notre approche en fonction de leur performance dynamique lors d'un essai sur un cycle d'usage.

En partant de ce processus global, il faut désormais définir les deux problèmes d'optimisation en vue de mettre en place notre approche bi-niveau (combinée). Pour assurer une interaction pertinente entre les boucles, la fonction objectif du problème de dimensionnement externe dépend de celle du problème interne dans le but d'évaluer les meilleurs dimensionnements suivant les degrés de liberté de la gestion d'énergie et à partir de l'ensemble des architectures faisables (dimensionnement). Ainsi, nous conserverons les interactions de causalité directe et indirecte existant entre les deux phases de conception. Notre approche consiste donc en une double optimisation imbriquée. L'optimisation externe a pour but de générer et de sélectionner différentes possibilités de dimensionnement et de les soumettre en permanence à une évaluation interne. Le rôle de cette optimisation interne sera de déterminer la meilleure stratégie de gestion énergétique possible visant à minimiser la consommation du véhicule pour chaque dimensionnement proposé et suivant le cycle d'usage défini.

Dans ce contexte, la boucle externe dispose naturellement des variables de dimensionnement des sources (puissance et énergie) mais aussi des variables de gestion énergétique telles que la dynamique de la PAC. Ainsi l'optimisation externe pourra évaluer les performances de chaque possibilité d'architecture en s'appuyant sur les résultats de l'optimisation interne, ce qui lui permettra d'agir en pilotant les aspects dimensionnement et ou gestion énergétique pour converger vers la surface des solutions optimales. Ce processus est représenté par un algorithme en Figure 3-1.

Enfin, avant de vous exposer les algorithmes utilisés dans les boucles d'optimisation, nous allons s'attarder dans la formulation des problèmes de dimensionnement et la gestion d'énergie.

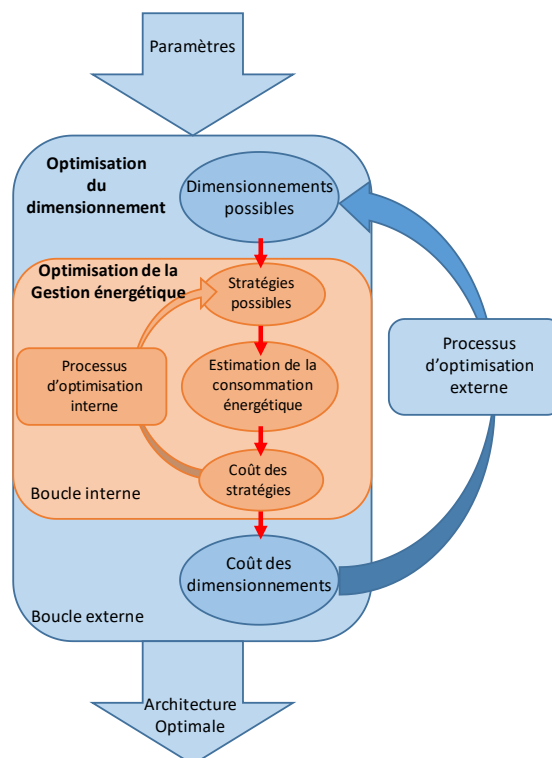


Figure 3-1 Algorithme de l'approche globale

### 3.1.1 Formulation du problème du dimensionnement : Sizing

Cette partie décrit la formulation du problème du dimensionnement adapté à l'optimisation. Cette dernière s'appuie sur un modèle mathématique qui définit certaines variables les plus représentatives du système à concevoir, permettant de minimiser (ou maximiser) la fonction coût (objectif). Cette fonction reflète les performances de chaque solution, offrant ainsi au concepteur la possibilité de départager les solutions existantes. Il intègre les contraintes liées au système, pour que les choix réalisés par l'algorithme restent en adéquation avec les attentes du concepteur.

La formulation du problème d'optimisation est étroitement liée au modèle du système à concevoir. Toutefois se pose le choix de la granularité des modèles utilisés. La complexité des modèles doit rester acceptable de façon à ne pas allonger les temps de calculs et de résolution du problème d'optimisation. Le choix a été porté sur une modélisation énergétique permettant de bien déterminer et de représenter les échanges de flux de puissance, ce qui est compatible avec notre problème de conception. La modélisation du système sera traitée dans la partie qui concerne les algorithmes d'optimisation.

Pour notre cas étude, l'objectif est de dimensionner un système hybride PAC/BAT appliqué à un véhicule urbain de type Renault Zoé suivant un cycle d'usage WLTC. Dans ce cas, le problème peut être décrit selon les formulations mathématiques suivantes (Équation 3-2, Équations 3-3):

- Fonction objectif (coût) :

$$F(X) = \text{Coût}_{\text{Archi } X}$$

Équation 3-2 Fonction Coût de l'optimisation externe mono-objectif

Nous optimisons ici la consommation énergétique de la source principale, en effet, le but de ces premiers travaux est de réaliser l'optimisation d'une conception avec comme critère son efficacité. Pour cela, la prise en compte de la consommation de cette source est le meilleur moyen d'optimiser son efficacité.

- Variables et contraintes de dimensionnement

$$X = (\text{Var } 1 ; \text{Var } 2 ; \text{Var } 3 ; \dots)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Var } 1 \in [ \text{Var } 1_{\text{Min}} ; \text{Var } 1_{\text{Max}} ] \\ \text{Var } 2 \in [ \text{Var } 2_{\text{Min}} ; \text{Var } 2_{\text{Max}} ] \\ \text{Var } 3 \in [ \text{Var } 3_{\text{Min}} ; \text{Var } 3_{\text{Max}} ] \\ \dots \end{array} \right.$$

Équations 3-3 Variables et contraintes de l'optimisation en dimensionnement

On peut résumer ce problème d'optimisation sous forme d'un problème d'optimisation mathématique classique comme présenté en Tableau 3-1.

Formalisme	Définition Mathématique
<b>Fonction Coût</b>	$F(\text{Var } 1, \text{Var } 2, \text{Var } 3, \dots) = \text{Coût}_{\text{Archi } X}$
<b>Variables de dimensionnement</b>	$\text{Var } 1, \text{Var } 2, \text{Var } 3, \dots$
<b>Contraintes</b>	$\text{Var } 1_{\text{Min}} < \text{Var } 1 < \text{Var } 1_{\text{Max}}$
	$\text{Var } 2_{\text{Min}} < \text{Var } 2 < \text{Var } 2_{\text{Max}}$
	$\text{Var } 3_{\text{Min}} < \text{Var } 3 < \text{Var } 3_{\text{Max}}$
	...

Tableau 3-1 Problème mathématique de l'optimisation en dimensionnement

Avec ici « Coût », la fonction qui estime la consommation énergétique de l'architecture X sur un cycle défini par l'utilisateur, cette fonction sera le résultat de l'optimisation interne. Les Var 1, Var 2 et Var 3 sont respectivement les variables de dimensionnement de l'architecture (dans notre cas, ces variables seront des puissances, capacités ou dynamiques de la PAC et de la batterie) qui seront exposées dans la partie implémentation. Enfin les  $Min$  et les  $Max$  étant les bornes de dimensionnement de chaque variable.

Le fonctionnement de cette optimisation se décompose comme suit : l'algorithme définit l'espace de recherche à N dimensions. Pour cela, il doit connaître le nombre de variables d'optimisation (ici N) et les contraintes sur celles-ci (leurs limites minimum et maximum définies par le concepteur). Pour notre cas d'étude, l'algorithme a donc 3 variables à optimiser, il va ainsi créer un espace à 3 dimensions avec une dimension attribuée par variable. Les valeurs minimum et maximum de chacune des variables délimitent les dimensions de l'espace de recherche, on obtient ainsi un espace à trois dimensions.

Dès lors que la formulation du problème d'optimisation est accomplie, la phase de recherche de l'optimum peut débuter. Celle-ci est assumée par l'algorithme de résolution qui doit tester de manière avisée et optimale différentes positions dans l'espace de recherche (chaque position correspond à un jeu de valeurs des variables d'optimisation, X dans Équations 3-3). Selon l'algorithme utilisé, une pré-sélection des positions peut s'opérer, chacune des positions retenues est testée itérativement dans la fonction coût, ce qui permet d'évaluer sa performance. Une fois toutes les positions évaluées, on garde en mémoire les meilleurs résultats puis on recherche de nouvelles positions à tester. Selon l'algorithme d'optimisation choisi, cette recherche de nouvelles positions s'opèrera de manière totalement différente, c'est ce qui donnera le comportement global et la spécificité de l'algorithme choisi. On reproduit ce processus jusqu'à ce que les conditions d'arrêt seront atteintes, qui dépendent de l'algorithme de résolution. En général, on utilise soit un critère basé sur le nombre maximal d'itérations, soit un critère de tolérance lié aux variations des positions en cours, ou la fonction coût. Une fois ces conditions d'arrêt atteintes, le concepteur aura accès aux résultats plus particulièrement aux coordonnées de la position optimale. Le processus de l'optimisation externe est présenté en Figure 3-2.

On a donc ici le processus de la boucle d'optimisation externe qui vise à trouver de manière optimale en temps et précision, le jeu de paramètres qui minimisera (ou maximisera) le critère de coût (consommation énergétique pour notre cas d'étude).

Dans la partie suivante, nous procédons à une étude similaire consacrée à la formulation du problème de gestion d'énergie, suivi de l'interaction entre les deux problématiques.

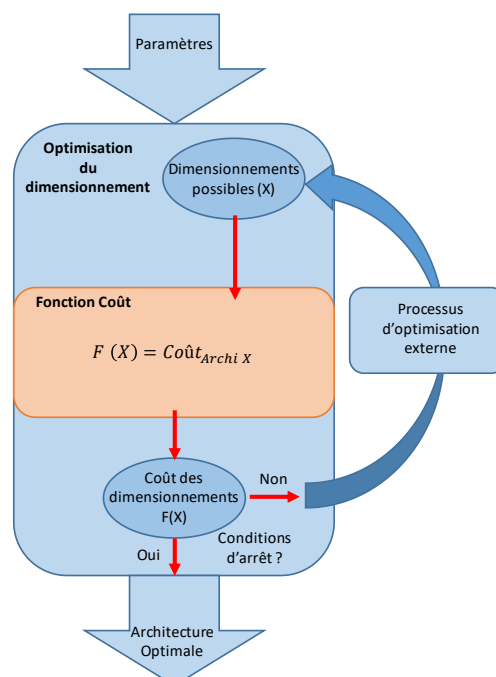


Figure 3-2 Processus de la boucle d'optimisation externe

### 3.1.2 Formulation du problème de la Gestion énergétique

Nous allons donc décrire maintenant la formulation du problème de gestion d'énergie associée à la boucle d'optimisation interne. Elle constitue la fonction coût de la boucle d'optimisation externe dans le cas mono-objectif.

Cette optimisation vise à déterminer le critère d'évaluation des solutions de dimensionnement. Ce critère représente la consommation énergétique de la chaîne de traction de notre cas d'étude suivant le cahier des charges défini. Une optimisation est donc nécessaire pour évaluer chaque architecture proposée et surtout optimiser sa consommation énergétique suivant un cycle d'usage complet.

Le problème d'optimisation dans cette section peut être exprimé ainsi : nous devons déterminer la commande à appliquer sur l'architecture en cours d'évaluation, pour minimiser (ou maximiser) le critère d'évaluation (Équation 3-4). Ce critère sera ici la consommation énergétique de la chaîne de traction, le résultat de l'optimisation de ce critère constitue la meilleure gestion énergétique possible et servira d'indicateur de performance à attribuer à l'architecture considérée dans la boucle d'optimisation externe. Et ce en tenant compte du modèle comportemental de l'architecture et des contraintes sur certaines variables imposées par la physique et/ou le concepteur (Équation 3-5).

Dans ce cas, le problème peut être décrit selon la formulation mathématique suivante :

- Fonction objectif (coût) :

$$F(X) = \text{Coût}_{\text{Commande } X}$$

Équation 3-4 Fonction Coût de l'optimisation interne mono-objectif

Nous optimisons ici la gestion énergétique pour une architecture X donnée. En effet, pour chaque architecture proposée, la meilleure gestion énergétique servira de base pour estimer la valeur de celle-ci. Nous devons donc ici déterminer cette meilleure gestion au travers l'optimisation de la commande à appliquer sur cette architecture durant un cycle de puissance que l'architecture devra suivre. Pour départager les différentes gestions possibles, nous jugerons sur la consommation en hydrogène (source d'énergie principale), en minimisant cette consommation (au travers de la puissance de la source principale) nous sélectionnons la gestion la plus efficace.

- Commande, modèle, variables et contraintes de gestion

$$X = (U_{Com1}(t), \dots)$$

$$\begin{cases} \text{Réaction}_{\text{Archi}}(t) = \text{Comportement}_{\text{Archi}}(U_{Com1}(t), \dots) \\ \text{Etat}_{\text{Archi}}(t+1) = \text{Etat}_{\text{Archi}}(t) + \text{Réaction}_{\text{Archi}}(t) \end{cases}$$

$$\begin{cases} U_{Com1}(t) \in [ U_{Com1_{Min}} ; U_{Com1_{Max}} ] \\ \text{Etat}_{\text{Archi}}(t) \in [ -\Delta \text{Etat}_{\text{Archi}_{Min}} ; \Delta \text{Etat}_{\text{Archi}_{Max}} ] \\ \Delta U_{Com1}(t) \in [ \Delta U_{Com1_{Min}} ; \Delta U_{Com1_{Max}} ] \\ \dots \end{cases}$$

Équation 3-5 Variables, modèle et contraintes de l'optimisation en gestion

On peut résumer ce problème d'optimisation sous forme d'un problème d'optimisation mathématique classique comme présenté en Tableau 3-2.

Formalisme	Définition Mathématique
Fonction Coût	$F(U_{Com1}(t), \dots) = Coût_{Commande\ x}$
Variables de Commande	$U_{Com1}(t), \dots$
Modèle comportemental	$Réaction_{Archi}(t) = Comportement_{Archi}(U_{Com1}(t), \dots)$
	$Etat_{Archi}(t + 1) = Etat_{Archi}(t) + Réaction_{Archi}(t)$
Contraintes	$U_{Com1_{Min}} < U_{Com1}(t) < U_{Com1_{Max}}$
	$Etat_{Archi_{Min}} < Etat_{Archi}(t) < Etat_{Archi_{Max}}$
	$\Delta U_{Com1_{Min}} < \Delta U_{Com1}(t) < \Delta U_{Com1_{Max}}$
	...

Tableau 3-2 Problème mathématique de l'optimisation interne

Avec ici  $U_{Com1}(t)$ , la variable de commande à chaque instant « t » du cycle de puissance (dans notre cas cette commande sera la puissance délivrée par la PAC).  $Réaction_{Archi}$ ,  $Comportement_{Archi}$ ,  $Etat_{Archi}$  respectivement, la réponse, le modèle comportemental et l'état de l'architecture à chaque instant du cycle. Enfin  $\Delta U_{Com1}(t)$ , la variation de la commande entre deux instants contigus, pour conditionner la dynamique du système. De plus, nous avons pris comme exemple général un système à 1 degré de commande (comme dans notre cas) mais le principe peut être dupliqué sur des systèmes multi-commandes.

Le fonctionnement de cette optimisation se décompose comme suit : l'algorithme élabore le trajet de conduite qui consiste à déterminer la puissance de traction nécessaire pour réaliser un certain trajet, défini par son cycle de vitesse et le modèle véhicule. Puis, il établit à chaque instant du trajet, les différentes possibilités de commande basées sur la dynamique de la source principale en utilisant les données de dimensionnement (boucle externe) ainsi que la modélisation énergétique du système. A partir de là, l'algorithme testera itérativement toutes les commandes possibles et déterminera le coût énergétique de chacune. Lors de ces tests itératifs, l'algorithme d'optimisation s'assurera également que les contraintes imposées soient respectées (respect du cycle de la charge, respect des limites des sources ...). Les solutions ne respectant pas ces contraintes ne seront pas retenues. L'algorithme retiendra la meilleure commande, celle qui minimise ou maximise le critère considéré ici la consommation, puis ce processus est renouvelé sur l'ensemble du cycle. Enfin, la meilleure commande est retenue et surtout communiquée à la boucle externe. Ce processus présente le principe général d'une optimisation en gestion énergétique, néanmoins ce dernier dépendra de l'outil d'optimisation choisi. En effet, une programmation dynamique testera toutes les commandes possibles, c'est-à-dire toutes les combinaisons de commandes unitaires possibles, alors qu'une commande optimale ne réalisera qu'un choix limité, puis passera à l'unité de temps suivante. Nous présenterons plus en détail dans la section suivante, l'outil d'optimisation choisi (la commande optimale par Pontriaguine). Ce processus théorique est résumé par l'algorithme présenté Figure 3-3

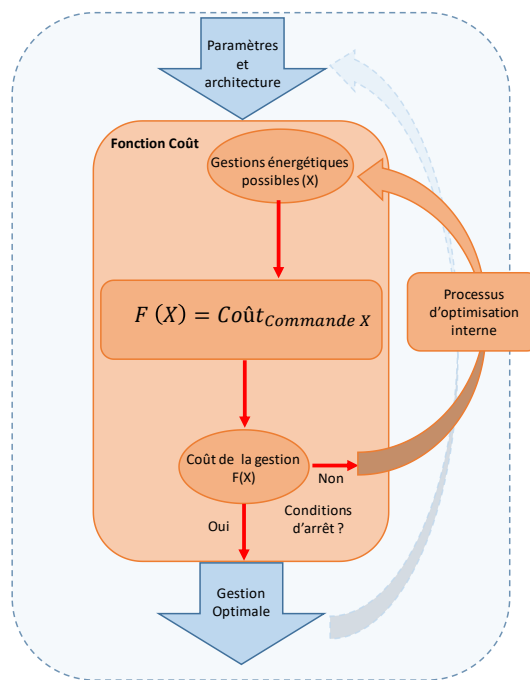


Figure 3-3 Processus de la boucle d'optimisation interne

Nous avons vu dans cette section le principe de l'optimisation interne dont le but d'évaluer les architectures proposées par l'optimisation externe, en se basant sur une gestion énergétique visant à minimiser la consommation sur un cycle d'usage complet.

La formulation des deux problèmes d'optimisation a permis également de s'intéresser aux connexions et interactions qui existent entre dimensionnement et gestion énergétique. En effet, le choix d'une architecture a une causalité directe sur les gestions énergétiques possibles et donc l'objectif global à optimiser, la consommation énergétique. Mais contrairement aux problèmes d'optimisation habituels, la forte interaction existante entre le dimensionnement et la gestion énergétique rend cette causalité difficile à estimer. D'où l'intérêt pour nous, de développer une approche globale qui prend en compte ces interactions et qui intègre simultanément le dimensionnement et la gestion d'énergie, permettant un champ d'exploration plus vaste et une recherche plus optimale.

La section suivante sera consacrée justement sur ces interactions ainsi que les indicateurs associés, pour pouvoir les prendre en compte, et éventuellement les intégrer de manière judicieuse.

### 3.1.3 Couplage entre les boucles : Interactions et Indicateurs

Comme annoncé précédemment, cette approche nous a permis de mettre en lumière les interactions fortes entre les deux niveaux d'optimisation. Cela nous a conforté dans le besoin d'intégrer la phase d'optimisation énergétique directement au sein de la phase de dimensionnement. Il apparaît donc essentiel de prendre en compte lors de l'optimisation de dimensionnement des éléments de la gestion énergétique comme variables à optimiser également.

Initialement, nous n'avions pris en compte que les variables liées aux caractéristiques énergétiques ( $P_{PAC}$  et  $C_{BAT}$ ). D'autres éléments liés à la gestion énergétique ne nous semblait pas immédiatement pertinents à inclure dans l'optimisation externe, notamment le comportement dynamique des sources ( $T_{PAC}$  et  $P_{BAT}$ ) et le fonctionnement aux limites du système, nous avons donc fixé ces paramètres à des valeurs couramment utilisées dans la littérature. Avec cette première approche nous avons obtenu des résultats en cohérence avec nos hypothèses de départ, ce qui nous a permis de valider nos modèles et notre approche. Néanmoins, il nous est apparu indispensable de renforcer l'interconnexion entre les boucles pour tirer profit du couplage fort entre les deux aspects.

Le choix du cas d'étude (architecture hybride PAC/BAT) nous amène donc à considérer la dynamique de la PAC qui reste un paramètre relativement important, qui influe à la fois sur le dimensionnement et également sur la gestion d'énergie. De plus avec l'ajout d'autres objectifs à optimiser (au prochain chapitre), ce paramètre devient central et prépondérant. Nous pouvons résumer ces interactions entre variables d'optimisation et caractéristique du cahier des charges, de manière synthétique par le Tableau 3-3.

Variables	Influences et interactions
$P_{PAC}$	Moyenne du cycle de puissance
$C_{BAT}$	Ecart type du cycle de puissance
$\tau_{PAC}$	Taux d'hybridation de l'architecture, et durée de vie de la PAC
$P_{BAT}$	Taux d'hybridation de l'architecture, et durée de vie de la BAT

Tableau 3-3 Interaction entre les éléments de dimensionnement et les éléments de gestion énergétique

Enfin, nous pouvons conclure cette section par une analyse des indicateurs à prendre en compte et de leur effet physique sur le dimensionnement. En effet, le processus classique lors des phases d'apprentissage de nouvelles technologies est d'acquiescer les indicateurs clés qui permettront d'estimer le résultat d'un choix de dimensionnement. Nous allons donc procéder à cette analyse pour une meilleure compréhension de l'approche développée et ainsi permettre sa validation. Il apparaît que dans notre cas d'étude, les variables dimensionnantes sont en corrélation avec certains indicateurs issus du cycle de validation appliqué. En effet, nous pouvons résumer l'effet de certaines variables comme suit :

- La puissance de la PAC (source énergétique) est l'image qualitative de la puissance moyenne qu'elle sera en capacité de délivrer pendant le cycle de la charge. Sa fonction étant d'apporter l'énergie totale consommée sur le cycle, il est donc cohérent de retrouver ce comportement.
- La capacité de stockage de la source secondaire, la batterie, permet d'absorber les écarts par rapport à la puissance moyenne sur le cycle de validation. De plus, cette source possède la capacité de récupération énergétique. Il apparaît donc que son dimensionnement est corrélé à l'écart type du cycle de puissance de la charge.
- La dynamique de la PAC va agir directement sur la capacité de celle-ci à absorber des transitoires. Cela va donc conditionner le taux d'hybridation nécessaire et donc le dimensionnement de la source secondaire (qui sert justement à compenser le manque de dynamique de la PAC). De plus, cette variable aura un fort impact dans le chapitre suivant sur l'estimation durée de vie de la source une.
- La puissance de la batterie, influe aussi sur l'écart type et plus particulièrement sur la capacité de récupération de l'architecture. Son impact dans la première approche mono-objectif est très faible. Son influence reste néanmoins notable dans la seconde partie de ce travail lors de l'estimation des durées de vie, ce qui a permis de l'intégrer comme levier d'optimisation.

Maintenant que nous avons exposé les principes théoriques du problème qui se pose à nous, nous avons une meilleure compréhension de celui-ci et nous pouvons donc envisager son implémentation d'un point de vue théorique ainsi que la sélection des outils permettant de réaliser cela.

### 3.2 Conception mono-objectif

Dans le cadre d'une optimisation mono-objectif, il apparaît que l'utilisation de ces simples indicateurs pour pré dimensionner peut sembler suffisant pour établir des règles métiers. C'est pour cela que lors de conceptions de véhicules hybrides, les équipes en charge de ces projets utilisent ces règles comme base de réflexion, en particulier dans le cas de chaînes de tractions plus conventionnelles. Néanmoins, les gains en temps de conception sont contrebalancés par un dimensionnement et un usage non optimal. En effet, en dehors du cahier des charges d'usage, il se peut que l'écart par rapport aux prévisions devienne conséquent. Ensuite lors de l'approche multi-objectifs, que nous traiterons par la suite, il est à noter que d'autres effets et interactions sont à prendre en compte. La dynamique des sources va avoir un effet primordial sur l'aspect durée de vie de celles-ci.

### 3.2.1 Mise en forme du problème

Avant de débiter la description détaillée de notre approche nous pouvons résumer son organisation et son action comme suit :

- Notre approche consiste en une conception abordant les problématiques de dimensionnement et de gestion énergétique simultanément.
- Pour réaliser cela nous avons choisi une approche bi-niveau avec deux optimisations imbriquées.
- La boucle externe réalise l'optimisation du dimensionnement par une méthode d'essaim particulière avec comme objectif la minimisation de la consommation de l'architecture. Pour cela cette boucle testera différents dimensionnements sur les variables choisies  $P_{PAC}$ ,  $C_{BAT}$  et  $\tau_{PAC}$  puis évaluera leur pertinence via la boucle d'optimisation interne.
- La boucle interne réalise l'optimisation de la gestion énergétique par une méthode optimale selon le principe de Pontriaguine, son objectif est de minimiser globalement la consommation en hydrogène de la PAC et détermine à chaque seconde la puissance qu'elle doit fournir. A partir du dimensionnement testé, cette boucle déterminera quel cycle de puissance appliqué à la PAC pour minimiser sa consommation énergétique, et ce en tenant en compte des différentes contraintes et comportements de l'architecture.
- Enfin, nous pouvons rappeler que le dimensionnement et la gestion énergétique sont couplés de manière rétroactive l'une à l'autre et un mauvais choix dans une des optimisations contraindra l'autre à une optimalité locale et non globale.

### 3.2.2 Algorithmes de résolution

Après avoir présenté le principe de l'approche théorique nous allons donc intégrer les outils choisis pour réaliser chacune de ces optimisations. Au vu de l'état de l'art et des caractéristiques des outils existants nous avons retenu la PSO (Particle Swarm Optimization) [99]–[104], ou Optimisation par Essaim Particulaire, pour le dimensionnement et la commande optimale par Pontriaguine pour la gestion d'énergie. Le choix s'est porté sur ces théories pour leur bon rapport complexité/ performance, ainsi que leur bonne flexibilité et leur évolutivité (transversalité, multi-domaine, temps réel ...).

Dans un premier temps la théorie afférente à chaque algorithme est exposée, avec une explication sur ses inspirations et ses évolutions, puis nous présenterons l'implémentation de l'approche mono-objectif suivant notre cas d'étude.

#### 3.2.2.1 Boucle externe – PSO :

La PSO est une technique d'optimisation développée par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995. C'est une technique basée sur du bio-mimétisme et qui s'appuie sur les travaux de Craig Reynolds qui permettaient de simuler le déplacement d'oiseaux en groupe. Les auteurs de cette technique étaient ingénieurs en électricité et socio-psychologue. C'est donc une optimisation méta heuristique donc le principe est le comportement social intelligent de certains animaux.

Ces comportements socialement intelligents sont issus de comportements individuels simples mais en mode collaboratif. Cela est comparable aux actions complexes menées par une ruche d'abeille ou une colonie de fourmis qui ont aussi inspiré des algorithmes similaires. Le but de ces organisations est de réaliser une tâche de la manière la plus optimale qui soit, c'est-à-dire atteindre le meilleur résultat possible avec le minimum de ressources disponibles. Appliquée à une nuée d'oiseaux c'est par exemple de trouver dans un espace le lieu contenant le plus de nourriture possible et ce sans réaliser une recherche systématique. Pour cela, au fil du temps la nature a sélectionné les comportements sociaux les plus optimaux pour réaliser cette tâche essentielle dans la survie de l'espèce.

Pour expliciter la théorie de cette optimisation, nous prendrons comme exemple la nuée d'oiseaux cherchant un lieu d'abondance en nourriture, donc un domaine de recherche à deux dimensions (la surface d'un champ), avec chaque oiseau en tant qu'individu (particule) dont l'ensemble représente la nuée (l'essaim).



Pour débiter, l'algorithme va générer à partir des données fournies par l'utilisateur l'espace de recherche avec comme nombre de dimensions le nombre de variables à optimiser. Dans notre exemple, la nuée devra déterminer la meilleure position en « x » et en « y », correspondant donc à une position dans le champ qui permettra de maximiser une fonction coût, fonction qui comme présenté précédemment évalue la valeur de la position trouvée. Nous obtenons donc après cette étape, le champ de recherche contenant toutes les positions possibles sur chaque axe, ces possibilités étant bien sûr contraintes par les données du problème (début et fin du champ, problème continue ou discret, etc...). Voir la Figure 3-4 pour illustration de ce processus pour un cas en 2 dimensions ou en 3 dimensions. Il est à noter que les limites de cet espace peuvent être plus complexe qu'une valeur min/max, la gestion des limites se fait par saturation en cas de dépassement de celles-ci.

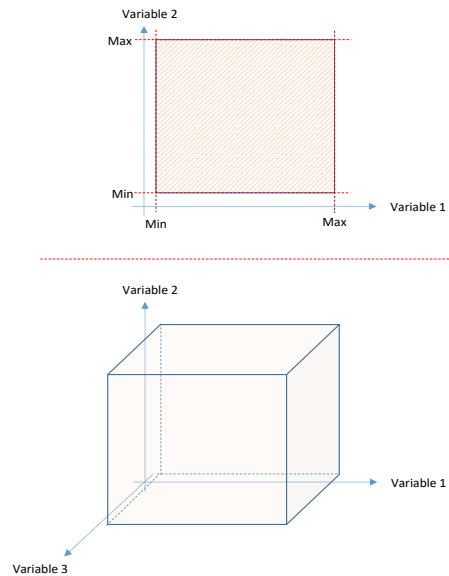


Figure 3-4 Espace de recherche de la PSO à 2D ou 3D

Une fois cet espace défini, l'algorithme détermine l'essaim de particule (la nuée d'oiseaux) à partir des paramètres donnés par l'utilisateur. On retrouve dans ces paramètres les éléments suivants :

- Le nombre de particules dans l'essaim, ce qui aura pour conséquence de modifier le temps de convergence mais demandera plus de ressources en calcul,
- Le voisinage d'une particule qui correspond au nombre d'autres particules avec lesquelles une particule est autorisée à échanger ses informations.

Le paramètre d'amortissement inertiel est aussi associé aux particules à cet instant ainsi que le nombre d'itérations et les conditions d'arrêt. Ces derniers paramètres vont régler le comportement des particules lors des phases de déplacement, leur effet se situe principalement sur la vitesse et la qualité de la convergence vers une solution optimale. De plus, un mauvais réglage de ces paramètres aura pour autre conséquence une mauvaise convergence, un risque d'éclatement de l'essaim et de divergence de celui-ci.

Une fois les paramètres de l'essaim définis, l'algorithme place aléatoirement dans l'espace de recherche chaque particule et lui donne une vitesse de déplacement aléatoire (en direction et en valeur). Cette étape terminée, l'initialisation de la PSO est réalisée et le processus de recherche itérative peut débiter. La Figure 3-5 représente ce processus.

Le processus itératif se définit ainsi, il débute par l'évaluation de la position de chaque particule de l'essaim, et ce en utilisant la fonction « objectif ». Cette fonction permet pour une position donnée de connaître la valeur selon le critère défini de celle-ci, appliqué au cas de la nuée cette fonction évalue la quantité de nourriture présente sur le site. Cette information est stockée dans la mémoire de la particule, lorsque toutes les particules de l'essaim ont été évaluées, le meilleur résultat, de toutes les particules, est stocké et partagé à toutes les particules (dans notre cas le voisinage d'une particule s'étend à tout l'essaim) pour une meilleure interaction.

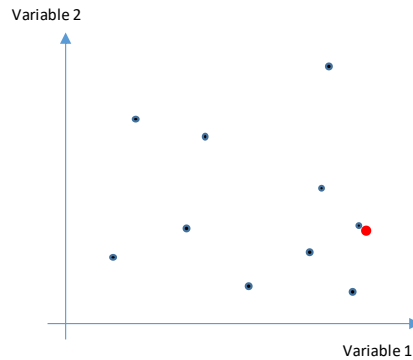


Figure 3-5 Initialisation de la PSO

Après cette phase d'évaluation vient la phase de déplacement des particules, ce déplacement a pour but d'explorer l'espace de recherche mais pas de façon aléatoire. Trois règles simples de déplacement sont appliquées à toutes les particules, ce qui donne un mouvement global optimal. Ces trois règles sont les suivantes : la particule souhaite conserver son mouvement précédent, on appelle cela l'inertie et cette part du mouvement est amortie avec le temps (les itérations). Ensuite la particule est attirée par le meilleur global connu à cet instant, c'est le comportement social. Et enfin, la particule souhaite retourner à son meilleur personnel, c'est la part égoïste du déplacement. Le déplacement global de chaque particule est donc calculé à partir de ces trois déplacements élémentaires auxquels des pondérations aléatoires sont ajoutées (pour les déplacements social et égoïste) et une pondération avec un effet d'amortissement au cours des itérations sur le déplacement inertiel. Cela permet globalement un comportement de l'essaim exploratoire sur les premières itérations (prédominance de l'inertie), puis au fur et à mesure ce comportement devient progressivement convergent (prédominance du social et de l'égoïste). On peut retrouver ce comportement résumé en Figure 3-6 et Équation 3-6, l'évolution globale des déplacements de l'essaim se trouve représentée en Figure 3-7.

Une fois ces deux étapes effectuées, évaluation et déplacement, on peut donc itérer cela en boucle plusieurs fois jusqu'à atteindre les conditions d'arrêt. Ces conditions peuvent être de deux natures, soit un nombre d'itérations qui est une condition forte et qui assure un contrôle du temps de calcul mais qui peut dans certains cas empêcher le calcul de continuer à converger. Soit une condition plus libre telle qu'une moyenne de déplacement indiquant une convergence, dans ce cas le risque est d'obtenir un calcul de temps infini si la solution ne converge pas, ou si le réglage du déplacement moyen est trop faible. Le choix de la condition d'arrêt est assez fondamental pour le bon déroulement de l'optimisation. Durant chaque itération le calcul met à jour la meilleure position de chaque particule si nécessaire, ainsi que la meilleure position globale si elle est améliorée.

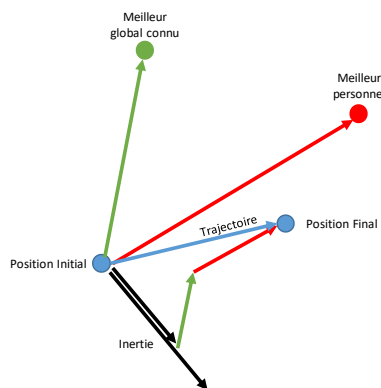


Figure 3-6 Déplacements élémentaires d'une particule de l'essaim

$$D_T = \omega \times D_I + C_1 \times D_G + C_2 \times D_P$$

Équation 3-6 Modèle mathématique d'évolution de l'essaim

Avec  $D_T$ ,  $D_I$ ,  $D_G$ ,  $D_p$ , les déplacements Total, Inertiel, Global connu et Personnel. Les coefficients  $\omega$ ,  $C_1$  et  $C_2$  sont respectivement les coefficients d'amortissement (qui diminue au fur et à mesure des itérations), et des coefficients de pondération aléatoire compris entre 0 et 1.

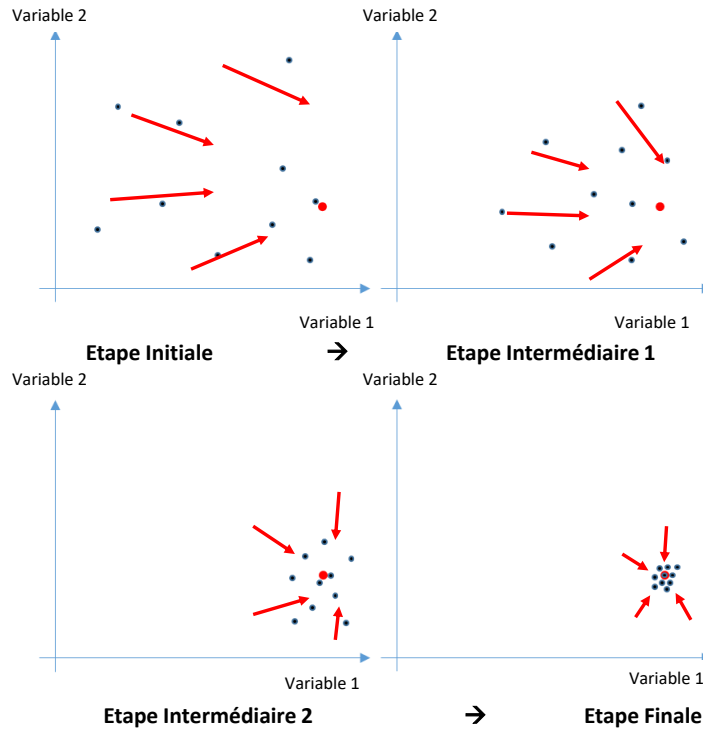


Figure 3-7 Evolution du comportement de l'essaim au fil des itérations

Une fois les conditions d'arrêt atteintes, le résultat optimal est donc la meilleure position trouvée, l'algorithme peut donc s'arrêter en la fournissant à l'utilisateur et la valeur de la fonction objectif associée.

Ce processus est explicité par l'algorithme théorique en Figure 3-8, l'Équation 3-7 et le Tableau 3-4, et sera implémenté dans la dernière section pour notre cas d'étude.

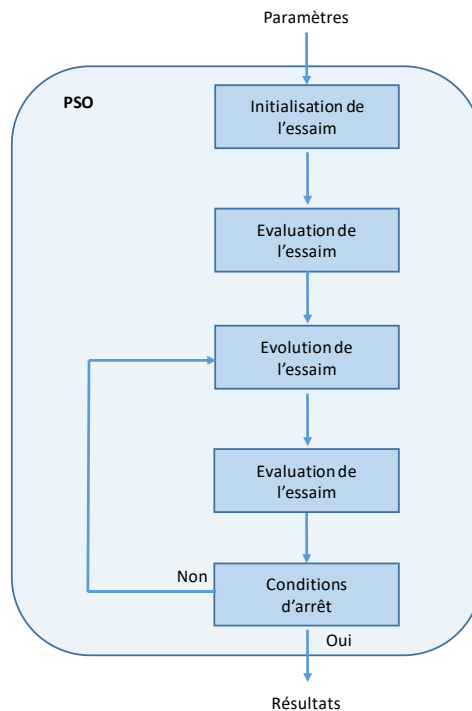


Figure 3-8 Algorithme de principe de la PSO

$$F(X) = \text{Conso}_{\text{Arch} X}$$

$$X = (P_{PAC}; C_{BAT}; \tau_{PAC})$$

$$\begin{cases} P_{PAC} \in [P_{PAC_{\min}}; P_{PAC_{\max}}] \\ C_{BAT} \in [C_{BAT_{\min}}; C_{BAT_{\max}}] \\ \tau_{PAC} \in [\tau_{PAC_{\min}}; \tau_{PAC_{\max}}] \end{cases}$$

Équation 3-7 Formalisme mathématique de l'optimisation par PSO

Formalisme	Définition Mathématique
Fonction Coût	$F(P_{PAC}, C_{BAT}, \tau_{PAC}) = \text{Conso}_{\text{Arch} X}$
Variables de dimensionnement	$P_{PAC}, C_{BAT}, \tau_{PAC}$
Contraintes	$P_{PAC_{\min}} < P_{PAC} < P_{PAC_{\max}}$
	$C_{BAT_{\min}} < C_{BAT} < C_{BAT_{\max}}$
	$\tau_{PAC_{\min}} < \tau_{PAC} < \tau_{PAC_{\max}}$

Tableau 3-4 Problème mathématique de l'optimisation par PSO

Avec ici « Conso », la fonction qui estime la consommation d'hydrogène de l'architecture X sur un cycle défini par l'utilisateur, cette fonction sera le résultat de l'optimisation interne. Les  $P_{PAC}$ ,  $C_{BAT}$  et  $\tau_{PAC}$ , sont respectivement les dimensionnements de la puissance de la PAC, de la capacité énergétique de la Batterie et du temps de réponse de la PAC. Enfin les  $_{\min}$  et les  $_{\max}$  étant les bornes de dimensionnement de chaque variable.

### 3.2.2.2 Boucle interne - Commande optimale par Pontriaguine :

La commande optimale par Principe du Minimum de Pontriaguine fait partie des mathématiques appliquées à l'automatique. Elle tire sa source d'une approche connexe à la programmation dynamique initiée par Richard Bellman. Le principe sous-jacent est le respect et la résolution de conditions d'optimalité définies par les mathématiques. Pour résoudre ces conditions d'optimalité, il existe différentes méthodes qui dépendent du type de problème à résoudre. Dans le cas de problèmes linéarisables, le calcul de cette solution peut être directe en résolvant ces conditions d'optimalité, dans le cas de problèmes non linéaires alors des méthodes de tir sont nécessaires.

Le principe d'optimalité utilisé dans cette approche, en résumé est qu'un trajet optimal entre deux points peut être segmenté en plusieurs sous-trajets optimaux. A partir de ce principe découlent les conditions d'optimalité évoquées précédemment. A partir du problème d'optimisation mis en forme mathématique, nous pouvons donc construire les conditions susnommées.

Nous prendrons comme exemple pour expliciter le fonctionnement de cet algorithme la recherche d'un trajet entre deux points. Le système se trouvant à un point de départ doit rejoindre le point d'arrivée par des segments de trajet élémentaires. Chaque direction choisie pour le trajet élémentaire aura un coût différent ce qui donnera un coût global à la trajectoire définie. Contrairement à la programmation dynamique qui déterminera tous les trajets possibles puis qui les évaluera les uns après les autres, la commande optimale par principe de Pontriaguine réalisera un choix définitif à chaque étape élémentaire. Ainsi le résultat obtenu n'est pas le résultat le plus optimal mais un résultat optimal proche du meilleur possible avec un temps de calcul fortement réduit. Ce problème est représenté en Figure 3-9, où le point de départ de la trajectoire se situe à gauche du graphique, le point d'arrivée à droite et chaque déplacement élémentaire (vers le haut, le bas ou à l'horizontale) à un coût différent selon l'orientation et le moment auquel il est réalisé.

Nous pouvons noter quelques principales difficultés liées à cette approche :

- La réalisation d'un choix porte à conséquences sur la suite du trajet. En effet, certaines possibilités n'existent qu'en passant par un trajet particulier. Un choix peut mener à une situation délicate non anticipée et donc peut être bon localement mais mauvais globalement. L'inverse étant vrai un choix globalement bon peut nécessiter un ou plusieurs choix non optimaux localement.

- De plus, la fonction coût telle que définie dans le principe général permet une optimisation de l'objectif mais nécessite un complément pour prendre en compte certaines contraintes. En effet, réduire la consommation de la PAC à un instant « t » au détriment de la charge de la batterie peut être avisée ou non (selon la présence de phases de récupération après). Mais en l'état rien n'empêche le système (à cause d'un choix à chaque étape) de s'enfermer dans une situation de décharge complète, ce qui réduira fortement la latitude de choix pour la PAC.
- Enfin, le dernier point est très proche du précédent mais le généralise, en l'état toutes les contraintes ne sont pas considérées par l'optimisation. En effet, une fonction coût composée seulement de l'objectif pur, réalisera les choix qui minimiseront l'objectif, mais aucun mécanisme ne contraint les choix et les conséquences de ces derniers.

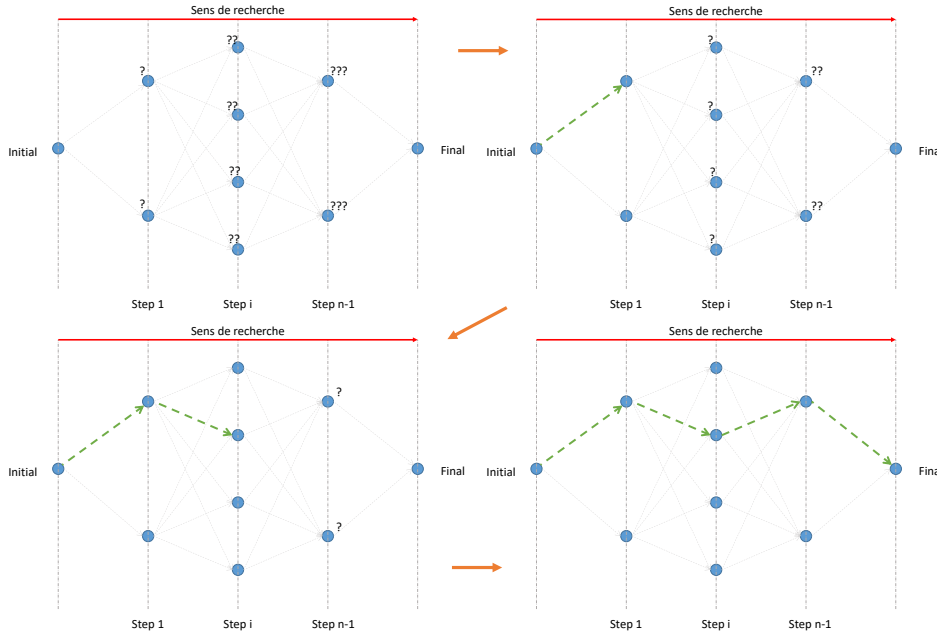


Figure 3-9 Représentation graphique d'un problème de commande optimale

Pour solutionner ces problèmes, la mise en œuvre comme décrite dans le chapitre précédent, est basée sur le principe de causalité et donc traite le problème par la fin (parcours du temps en sens inverse), et à cela s'ajoute la mise en place d'une fonction coût nommée Hamiltonien qui prend en compte le comportement dynamique de l'architecture et les contraintes. En effet, ces contraintes vont se matérialiser par des pénalités (surconsommation fictive) qui apparaissent si une contrainte, n'est pas respectée. Cela a pour effet de disqualifier le choix par une consommation trop importante.

On retrouve donc appliqué à notre exemple le formalisme mathématique : la fonction coût Initiale (F), l'Hamiltonien (H), les contraintes et les équations d'optimalité dans l'Équation 3-8 et le Tableau 3-5 et les conditions d'optimalité en Équation 3-9.

$$F(X) = \int_0^{T_{cycle}} P_{PAC}(t). dt$$

$$X = (P_{PAC}(t))$$

$$\begin{cases} P_{BAT}(t) = P_{Charge}(t) - P_{PAC}(t) \\ SOE_{BAT}(t+1) = SOE_{BAT}(t) + \eta_{BAT} \times P_{BAT}(t) \end{cases}$$

$$\begin{cases} P_{PAC}(t) \in [ P_{PAC_{Ralenti}} ; P_{PAC} ] \\ SOE_{BAT}(t) \in [ SOE_{BAT_{min}} ; SOE_{BAT_{max}} ] \\ \Delta P_{PAC}(t) \in [ -\Delta P_{PAC_{max}} ; \Delta P_{PAC_{max}} ] \\ P_{BAT}(t) \in [ -P_{BAT} ; P_{BAT} ] \end{cases}$$

Équation 3-8 Formalisme mathématique d'un problème de commande optimale

Formalisme	Définition Mathématique
<b>Fonction Coût Instantanée et Globale</b>	$H(P_{PAC}(t)) = P_{PAC}(t) - \lambda \times \Delta SOE_{BAT}(t \rightarrow t + 1) + \text{Contraintes}$
	$F(X) = \int_0^{T_{cycle}} H(P_{PAC}(t)) \cdot dt$
<b>Commande</b>	$P_{PAC}(t)$
<b>Modèle comportemental</b>	$P_{BAT}(t) = P_{Charge}(t) - P_{PAC}(t)$
	$SOE_{BAT}(t + 1) = SOE_{BAT}(t) - \eta_{BAT} \times P_{BAT}(t)$
	$SOC_{BAT}(t) = SOE_{BAT}(t) \times 100/C_{BAT}$
<b>Contraintes</b>	$P_{PAC_{Ralent}} < P_{PAC}(t) < P_{PAC}$
	$SOC_{BAT_{min}} < SOC_{BAT}(t) < SOC_{BAT_{max}}$
	$ \Delta P_{PAC}(t)  < \Delta P_{PAC_{max}}$
	$ P_{BAT}(t)  < P_{BAT}$

Tableau 3-5 Problème d'optimisation d'une commande optimale

$$\dot{\lambda} = - \frac{\delta H}{\delta SOE}$$

$$\frac{\delta H}{\delta P_{PAC}} = 0$$

Équation 3-9 Conditions d'optimalité à respecter

Avec Ici  $P_{PAC}(t)$ , la puissance de la PAC à chaque instant « t » du cycle de puissance de durée  $T_{Cycle}$ .  $P_{BAT}(t)$ ,  $P_{Charge}(t)$ ,  $SOE_{BAT}(t)$ ,  $SOC_{BAT}(t)$ ,  $\eta_{BAT}$  et  $\Delta P_{PAC}(t)$  respectivement, les puissances batterie, charge, les niveaux d'énergie stockée en joules et pourcentage dans la batterie, rendement et la variation de puissance PAC à chaque instant du cycle. Enfin les  $P_{PAC}$ ,  $P_{BAT}$  et  $\tau_{PAC}$  les puissances max PAC, Batterie et le temps de réponse de la PAC définie par le dimensionnement « X ».

Cette approche est conventionnelle pour un problème de commande optimale, nous avons vu une déclinaison de celle-ci pour les applications temps réel. Comme déjà décrit, le principe de cette approche consiste en une estimation du futur et donc une prise en compte de celui-ci lors du choix présent. Bien que cela complexifie quelque peu son implémentation, cette approche présente des avantages conséquents, une meilleure évolutivité vers le temps réel, une meilleure compréhension du processus, une meilleure adaptabilité à différents cycles et enfin une meilleure transposabilité à d'autres cas d'étude.

Il nous reste maintenant à détailler le processus étape après étape de cette optimisation. L'algorithme commence par définir à partir des données de l'utilisateur le trajet à parcourir et les contraintes associées (point de départ, point d'arrivée et amplitude d'évolution à chaque étape). Puis il établit la fonction coût basée sur l'Hamiltonien ainsi que les conditions d'optimalité. Dans cette fonction coût, le paramètre  $\lambda$  nommé coefficient de Lagrange pondère l'effet de la dynamique du système par rapport à l'objectif brut. Cela a pour effet de modifier la valeur de la variation globale d'énergie stockée dans la batterie. Deux situations peuvent apparaître, le cas où le problème est suffisamment simple pour être linéarisable et le cas où il ne l'est pas. Si le problème est linéaire alors le paramètre  $\lambda$  peut être calculée directement en résolvant les conditions d'optimalité. Sinon une recherche par méthode de tir est nécessaire. Les conditions mathématiques d'optimalité montrent, lorsqu'on les résout, que ce  $\lambda$  peut être considéré comme constant pendant tout le cycle, et que seule la valeur initiale de celui-ci est à déterminer.

Dans les cas qui nous concernent, les cas non linéaires, il faut donc effectuer une double recherche, il faut tester différents réglages possibles du paramètre Lagrangien, puis à chaque valeur de celui-ci chercher le cycle de commande optimal à appliquer avec une recherche systématique des différentes commandes possibles. Dans les faits, le choix du Lagrangien sera conditionné par les contraintes de l'optimisation. En

effet, le réglage de celui-ci aura pour conséquence la variation globale de position dans l'état du système. L'effet macroscopique de ce paramètre pourra être interprété comme la répartition de la charge entre les deux sources. Si le problème contraint l'état du système alors il faudra évaluer la pertinence d'un choix de Lagrangien en fonction de son effet sur l'état de ce système. La recherche de ce paramètre de Lagrange peut se faire de manière itérative ou de manière plus optimale, il existe de nombreuses méthodes pour réaliser cela, nous détaillerons celle que nous avons choisie dans la section traitant de l'implémentation. Pour la recherche de la commande adéquate à chaque temps élémentaire, une méthode dite de tir est le plus souvent utilisée. Cela consiste simplement en un essai de toutes les valeurs possibles parmi les commandes admissibles. Chacune est testée itérativement puis évaluée et la meilleure est retenue. Le critère de jugement retenue est la variation globale du SOC de la batterie qui doit être proche de 0 (ou du niveau cible). Une fois le bon paramètre de Lagrange déterminé et le cycle de commande optimale trouvé, on obtient la meilleure commande à appliquer au système, pour que sa réponse respecte les contraintes imposées et soit optimale au vu du critère d'évaluation établi par le concepteur. Suite à cela les conséquences de cette commande sont calculées pour obtenir la réaction du système et la fournir en sortie d'algorithme. Ce processus global est représenté par l'algorithme en Figure 3-10.

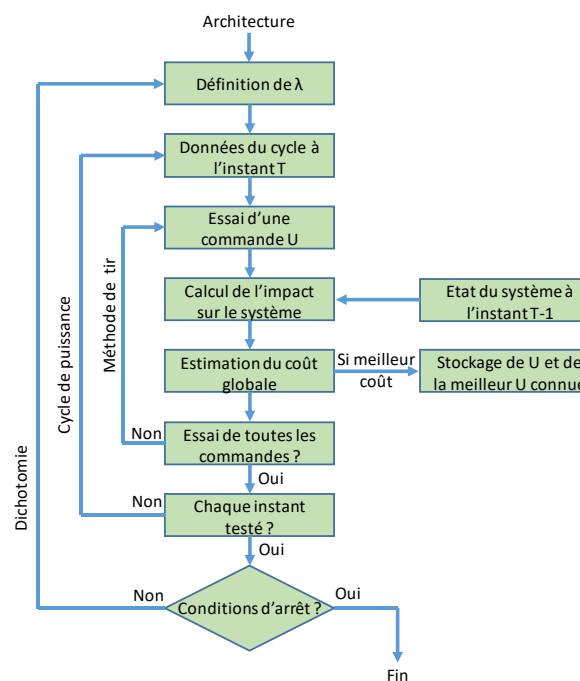


Figure 3-10 Algorithme théorique de la Commande optimale par Principe de Pontryaguine

Il convient de discuter sur l'ajout de pénalités pondérées pour inclure, lors du processus d'optimisation, les contraintes système (l'insatisfaction au niveau de la charge, l'excès de production, gestion des saturations...). L'intérêt de cette méthode est la simplicité de son principe, sa mise en œuvre, ainsi que sa relative efficacité pratique. L'objectif étant de piloter les limites de fonctionnement du système sans que l'algorithme soit impacté dans la recherche de la solution optimale. Cependant, il est essentiel de régler les pondérations avec suffisamment de justesse pour défavoriser les solutions non admissibles tout en évitant d'impacter la résolution, voir l'arrêt total de l'optimisation.

Pour se faire, une étude de sensibilité relative à ces pénalités est donc souhaitable pour s'assurer de leur pertinence ainsi que le réglage des pondérations. Ce qui définit leur bonne utilisation est le fait qu'elles ne sont utilisées que dans des cas extrêmes, pour respecter les limites du système, souvent conditionnées par les contraintes imposées par le cahier des charges et l'utilisateur.

Maintenant que le principe théorique de cet outil a été présenté, nous pouvons développer l'implémentation dans le cadre de notre cas d'étude, ce que nous allons faire dans la section suivante dédiée.

### 3.2.3 Implémentation

Après avoir présenté les différents principes utilisés dans notre approche, nous allons maintenant décrire en détail comment nous avons réalisé cette implémentation. Nous allons dans un premier temps décrire les modèles utilisés (PAC, Batterie, cycle), puis détailler étape par étape le fonctionnement pratique, les réglages et le comportement de la méthode.

#### 3.2.3.1 Modélisation énergétique du système hybride (PAC/BAT) :

Dans cette section, nous abordons la question de la modélisation du système hybride PAC/BAT pour répondre aux besoins énergétiques d'un véhicule urbain suivant des cycles d'usage. L'objectif principal étant le dimensionnement du système final d'une part et l'évaluation de son efficacité énergétique (hors ligne et en ligne) d'autre part. Bien entendu ; dans cette première étude mono-objectif, une attention particulière est portée sur les calculs de coût énergétique suivant un cycle de conduite.

D'abord, nous passons en revue les modélisations énergétiques des sources ; nous décrivons en détail les modèles de la PAC et du stockage ; afin d'illustrer les échanges de flux énergétiques entre les sources et la charge. A cet effet, nous rappelons également les profils d'usage qui seront utilisés dans cette étude.

Comme évoqué précédemment, la complexité des modèles doit rester maîtrisée de façon à faciliter la formulation des problèmes d'optimisation et leur intégration dans une approche globale de pré-dimensionnement. Mais aussi, d'offrir au concepteur la possibilité de faire évoluer la finesse du modèle lors des phases avancées du projet, notamment le dimensionnement. Pour cela nous choisirons parmi les modèles à notre disposition le meilleur ratio finesse complexité.

Ce sont plutôt des modèles énergétiques où seuls les échanges de puissance sont considérés au sein du système hybride avec l'objectif d'optimiser le dimensionnement de chaque source.

#### **Pile à combustible :**

La source 1 est donc une PAC de type PEMFC (Proton Exchange Membrane Fuel Cell), le modèle de cette PAC est un modèle énergétique de rendement représenté en Figure 3-11 et choisi pour son bon rapport représentativité/simplicité.

Le modèle de la PAC ainsi obtenu correspond à plusieurs cellules connectées en série et/ou en parallèle (pour obtenir la tension et l'intensité désirées). C'est donc un modèle non linéaire dont la caractéristique (I-V) en faible dynamique est usuellement modélisée par l'Équation 3-10 et l'Équation 3-11.

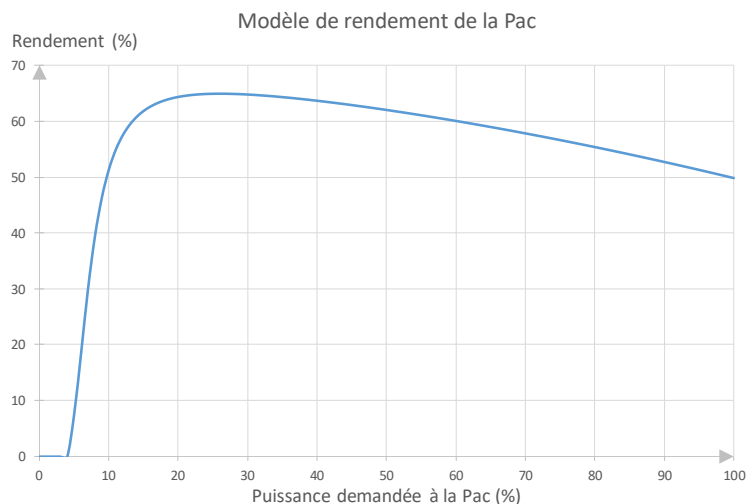


Figure 3-11 Modèle en rendement de la PEMFC

$$V_{PAC} = N(E_{Cel} - R \cdot j_{Stack} - A \cdot \ln(j_{Stack} + j_1) - m \cdot \exp(n \cdot j_{Stack}))$$

Équation 3-10 Modèle en tension de la PAC



$$\begin{cases} j_{Stack} = \frac{I_{Stack}}{A_{Cel}} \\ I_{Stack} = \alpha + (1 + \beta)i_{PAC} + \gamma * i_{PAC}^2 \end{cases}$$

Équation 3-11 Modèle en intensité de la PAC

Où  $A_{Cel}$  est la surface de chaque cellule,  $N$  est le nombre de cellules dans un stack.  $E_{Cel}$  est la tension de chaque cellule,  $R$  est la résistance spécifique de la membrane,  $A$  est le coefficient de Tafel.  $I_{Stack}$  est le courant du stack,  $m$  et  $n$  sont deux coefficients de l'équation de transfert,  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  sont des coefficients du model 2<sup>nd</sup> ordre approximant  $I_{Stack}$  comme fonction du courant de sortie  $i_{PAC}$ .

**$A=0.03$  V,  $m= 2.11 \cdot 10^{-5}$  V,  $n= 8 \cdot 10^{-3}$  cm<sup>2</sup> mA<sup>-1</sup>,  $\alpha=0.029$ ,  $\beta=0.971$ ,  $\gamma=-8 \cdot 10^{-4}$ .**

### Batterie :

La source secondaire est une batterie de type Lithium-Ion, son modèle est un modèle électrique résistif avec constante de temps représenté en Figure 3-12 et Équation 3-12, choisi pour son faible temps de calcul.

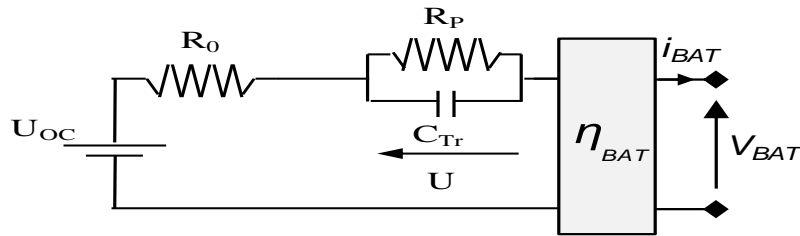


Figure 3-12 Modèle électrique de la batterie

Pour la batterie, le modèle de pack Lithium-Ion peut être relié directement au nombre de cellules et à leur capacité unitaire. Le modèle électrique présenté se base sur les équations suivantes (Équation 3-12) avec  $U_{BAT}$ ,  $i_{BAT}$  et  $C_{BAT}$  comme tension, courant et capacité. SOE et SOC sont le State Of Energy et le State Of Charge.  $U_{OC}$  est la tension à vide. La résistance interne est définie par ( $R_O$ ) et la résistance de polarisation ( $R_P$ ).  $C_{Tr}$  est la capacité équivalente pour décrire les phases de transitoire.

**$R_O = 0.072\Omega$ ,  $R_P = 0.021\Omega$ ,  $C_{Tr} = 1214$  F,  $\eta_{BAT} = 0.9$ .**

Les grandeurs physiques (paramètres des modèles) sont issues de la littérature et représentatives des technologies utilisées aussi bien pour les PAC PEMFC que les batteries Li-Ion.

$$\begin{cases} U_{BAT} = U_{OC} - U - R_O i_{BAT} \\ \frac{dU}{dt} = -\frac{U}{R_P C_{Tr}} + \frac{i_{BAT}}{C_{Tr}} \\ SOE(t) = SOE_0 - \eta_{BAT} \int P_{BAT} dt \\ SOC(t) = \frac{SOE(t)}{C_{BAT}} \end{cases}$$

Équation 3-12 Modèle en tension de la batterie

### Cycle de conduite :

Le cas d'étude inclut le cahier des charges clients, celui-ci comprend le cycle de validation ainsi que le modèle dynamique du véhicule. Nous prenons un véhicule de type urbain basé sur un modèle existant dont nous avons récupéré les caractéristiques, la Renault Zoé. Le cycle de validation est un cycle normalisé WLTC, à partir de celui-ci et du modèle véhicule nous pouvons obtenir via le Principe Fondamental de la Dynamique le cycle de puissance associé qui devra être satisfait par l'architecture. Le modèle du véhicule est synthétisé en Figure 3-13, et Équation 3-13. Le cycle de validation WLTC et le cycle de puissance qui en découle sont représentés respectivement en Figure 3-14 et Figure 3-15.

Avec  $T$ ,  $F$ ,  $P$  et  $R_N$ , les forces de traction, de frottement, le poids et la réaction normale du support.  $\alpha$ ,  $M$ ,  $g$ ,  $F_r$  et  $F_A$ , l'angle de la pente, le poids du véhicule, l'accélération de pesanteur et les efforts de frottement au roulement et aérodynamiques. Enfin  $\gamma$ ,  $\rho$ ,  $V$ ,  $S$ ,  $C_X$  et  $P_T$  le coefficient de frottement, la masse volumique de l'air, la vitesse du véhicule et sa surface frontale, le coefficient de frottement aérodynamique et la puissance de traction.  $L$  et  $H$  étant les dimensions de la surface frontale (Largeur et Hauteur)

$M = 1428 \text{ kg}$ ,  $L = 1.73 \text{ m}$ ,  $H = 1.568 \text{ m}$ ,  $C_X = 0.29$ ,  $\gamma = 0.012$ ,  $\alpha = 0^\circ$ ,  $g = 9.81 \text{ m.s}^{-2}$ ,  $\rho = 1.184 \text{ kg.m}^{-3}$

$$\left\{ \begin{array}{l} T = F + P \times \sin \alpha \\ R_N = P \times \cos \alpha \\ P = M \times g \\ F = F_R + F_A \\ F_R = \gamma \times R_N \\ F_A = \frac{1}{2} \times \rho \times V^2 \times S \times C_X \\ P_T = V \times T \end{array} \right.$$

Équation 3-13 Modèle mathématique du véhicule

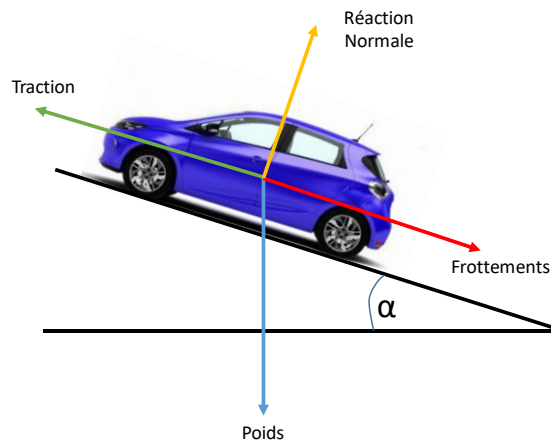


Figure 3-13 Modèle physique du véhicule

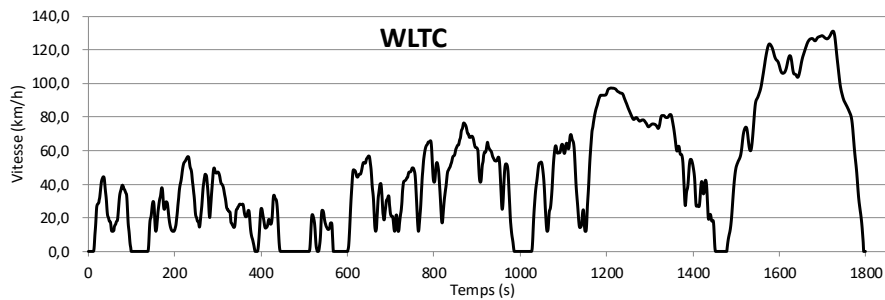


Figure 3-14 Cycle WLTC

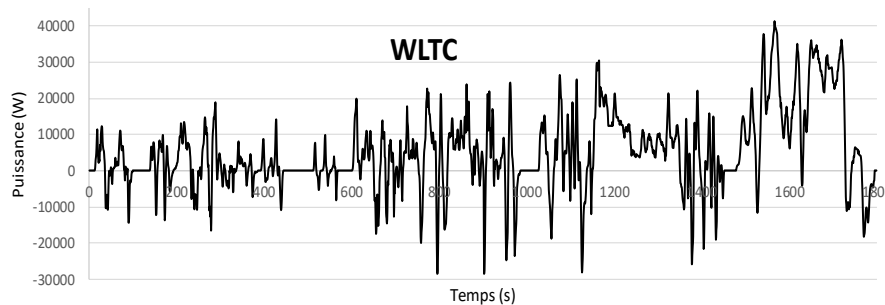


Figure 3-15 Cycle de puissance basé sur le WLTC et le modèle du véhicule

### 3.2.3.2 Application de l'approche de conception globale :

Pour rappel, l'approche et sa mise en application se décomposent comme suit (Figure 3-16):

- Définition du cahier des charges et paramètres d'optimisation
- Une optimisation externe dont le but est de déterminer le dimensionnement de l'architecture sur un critère de consommation énergétique.
- Une optimisation interne qui à partir des architectures proposées par la boucle externe optimisera la gestion énergétique sur un cycle de validation.
- Le résultat de cette seconde boucle d'optimisation (interne) servira de « coût » pour la boucle externe et sera donc son critère d'évaluation.
- A partir de l'évaluation via ce « coût » de toutes les architectures, la boucle externe fera évoluer les solutions possibles jusqu'à atteindre les conditions d'arrêt
- Une fois les conditions d'arrêt atteintes, l'ensemble de la méthode est terminée et propose pour le cahier des charges défini, une solution composée d'un dimensionnement et d'une gestion énergétique associée.

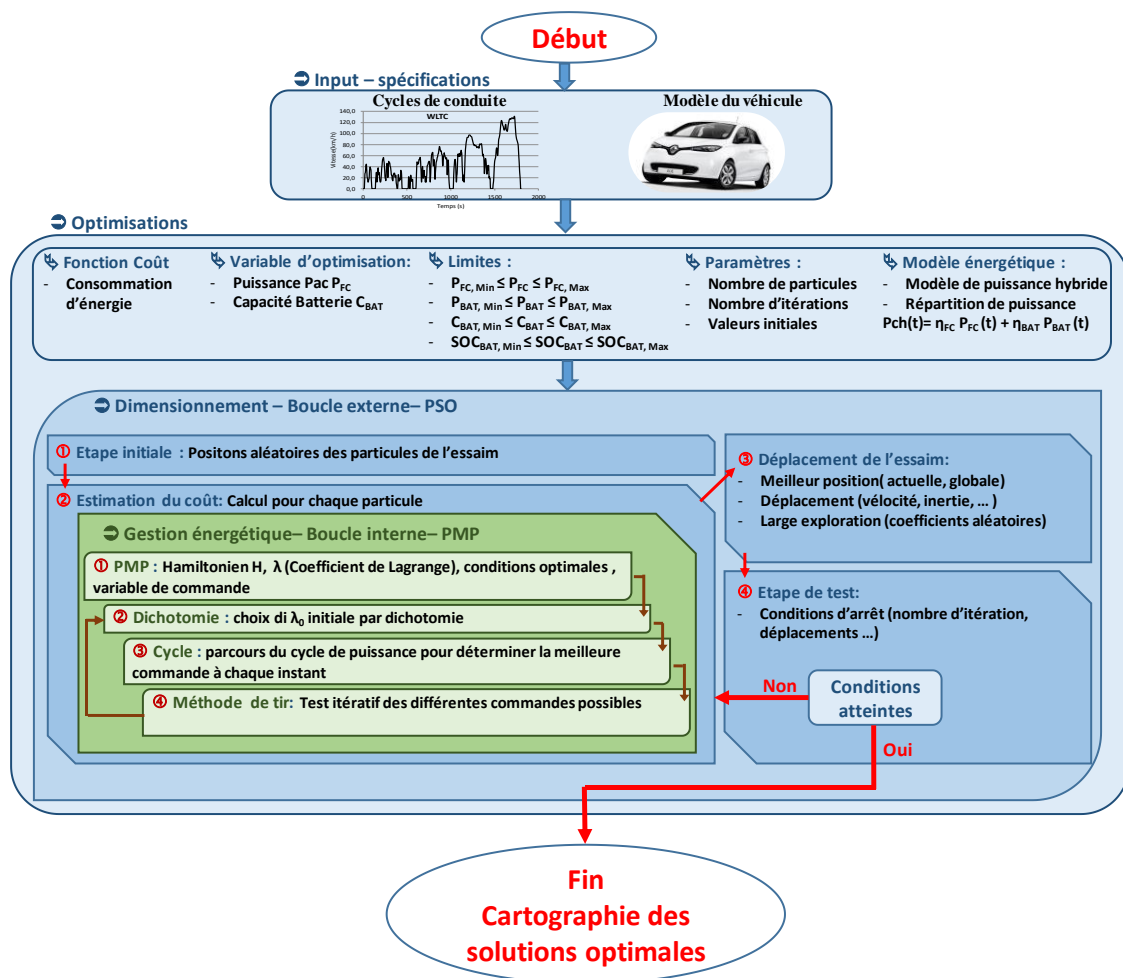


Figure 3-16 Principe de l'approche

#### 3.2.3.2.1 Cadre général

Les paramètres de notre approche seront les suivants :

- La consommation en énergie (hydrogène) de la PAC comme fonction objectif à minimiser
- La puissance max de la PAC [10 kW -100 kW], son temps de réponse (variation de puissance possible à chaque instant) [1 s -10 s] et la capacité de la batterie [1 kWh-10 kWh] seront les variables à dimensionner pour minimiser la fonction coût.
- Le nombre de particules de la PSO (nombre d'architectures en simultanément) sera de 30
- Nous limiterons le nombre d'itérations à 100 (conditions d'arrêt)

Ces derniers paramètres ont été choisis suivant un test de sensibilité pour avoir un bon compromis entre capacité d'exploration et temps de calcul. En plus, les différents coefficients de réglages sont calculés automatiquement via des règles empiriques disponibles dans la littérature [105], [106], [106], seul l'amortissement sur le déplacement inertiel sera fixé manuellement à 0.95. Ce dernier permet un bon rapport exploration convergence durant le processus d'optimisation et est largement utilisé dans la littérature.

On résume les différents paramètres d'entrée de l'algorithme dans le Tableau 3-6. Ce choix permet de contraindre l'espace de recherche de l'algorithme dans un domaine autorisé par les principes élémentaires de la physique, ainsi nous limitons le temps de calcul. En effet, au vu du cycle de vitesse et des différents modèles, les plages de puissances et capacités nous semblent suffisamment larges sans pour autant atteindre des dimensionnements irréalistes physiquement.

Paramètre	Valeur
Nombre de particules	30
Conditions d'arrêt	100 itérations
Coefficient d'amortissement	0.95
$\kappa$	1
$\varphi$	4.1
$\chi$	0.365

Tableau 3-6 Paramètres de la PSO

L'approche a été déployée et implémentée sous environnement Matlab, en appliquant ces différents paramétrages à la théorie vue précédemment, nous pouvons présenter (Équation 3-14, Tableau 3-7, Figure 3-17) le formalisme de l'algorithme dans ce cas d'étude précis pour pouvoir reproduire facilement cette implémentation et les validations qui en découlent.

$$F(X) = \text{Conso}_{\text{Archi } X} \text{ sur cycle WLTC}$$

$$X = (P_{PAC}; C_{BAT}; \tau_{PAC})$$

$$\begin{cases} P_{PAC} \in [ 10 \text{ kW} ; 100 \text{ kW} ] \\ C_{BAT} \in [ 1 \text{ kWh} ; 10 \text{ kWh} ] \\ \tau_{PAC} \in [ 1 \text{ s} ; 10 \text{ s} ] \end{cases}$$

Équation 3-14 Formalisme mathématique de l'implémentation de la PSO pour notre cas d'étude

Formalisme	Définition Mathématique
Fonction Coût	$F(P_{PAC}, C_{BAT}, \tau_{PAC}) = \text{Conso}_{\text{Archi } X} \text{ sur cycle WLTC}$
Variables de dimensionnement	$P_{PAC}, C_{BAT}, \tau_{PAC}$
Contraintes	$10 \text{ kW} < P_{PAC} < 100 \text{ kW}$
	$1 \text{ kWh} < C_{BAT} < 10 \text{ kWh}$
	$1 \text{ s} < \tau_{PAC} < 10 \text{ s}$

Tableau 3-7 Problème mathématique de l'implémentation de la PSO pour notre cas d'étude

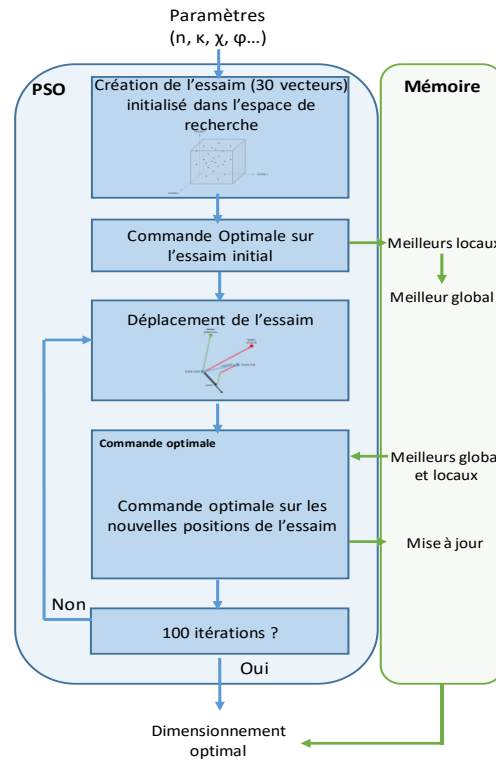


Figure 3-17 Algorithme de la PSO implémenté pour notre cas d'étude

Dans notre cas la boucle d'optimisation externe qui génère et juge les architectures, communique les caractéristiques de dimensionnement à la commande optimale (Boucle interne) pour évaluation. Elle reçoit donc en entrée les trois paramètres clés du dimensionnement : puissance PAC, temps de réponse de la PAC et capacité de la batterie. De plus, toutes les contraintes sont établies à cet instant à partir des données du problème, nous pouvons citer par exemple les limites de charge de la batterie qui sera restreinte à une utilisation comprise entre 15 % et 90 % de sa charge maximale, ou encore la puissance max de la batterie qui correspondra à 3 fois la capacité de celle-ci. La PAC est aussi contrainte à cet instant en fonction du temps de réponse qui limitera donc ses variations de puissance, donc sa disponibilité. Ces contraintes servent à maintenir l'intégrité de l'architecture tout en laissant la liberté de mouvement maximale à l'optimisation.

Une fois toutes les données du problème réceptionnées, la commande optimale génère le cycle de puissance à assurer par l'architecture, à partir du cycle de vitesse normalisé et du modèle du véhicule en utilisant une méthode par principe fondamental de la dynamique. Puis la commande choisit un coefficient de Lagrange dans les limites autorisées par l'utilisateur. Ce choix ne se fait pas au hasard mais en utilisant aussi une méthode de recherche optimale. Avant cela, exprimons l'influence de ce paramètre et donc comment juger de la pertinence du choix. Nous résumons notre problème d'optimisation énergétique dans l'Équation 3-15 et le Tableau 3-8.

$$F(X) = \int_0^{T_{cycle}} P_{PAC}(t) \cdot dt$$

$$X = (P_{PAC}(t))$$

$$\begin{cases} P_{BAT}(t) = P_{charge}(t) - P_{PAC}(t) \\ SOE_{BAT}(t+1) = SOE_{BAT}(t) + \eta_{BAT} \times P_{BAT}(t) \end{cases}$$

$$\begin{cases} P_{PAC}(t) \in [ 5\% \times P_{PAC} & ; & P_{PAC} ] \\ SOE_{BAT}(t) \in [ 10\% & ; & 95\% ] \\ \Delta P_{PAC}(t) \in [ -\frac{P_{PAC}}{\tau_{PAC}} & ; & \frac{P_{PAC}}{\tau_{PAC}} ] \\ P_{BAT}(t) \in [ -3C_{BAT} & ; & 3C_{BAT} ] \end{cases}$$

Équation 3-15 Formalisme mathématique de l'implémentation de la Commande optimale pour notre cas d'étude

Formalisme	Définition Mathématique
Fonction Coût Instantanée et Globale	$H(P_{PAC}(t)) = P_{PAC}(t) - \lambda \times \Delta SOE_{BAT}(t \rightarrow t + 1)$ + Contraintes
	$F(X) = \int_0^{T_{cycle}} F(P_{PAC}(t)) \cdot dt$
Variable de Commande	$P_{PAC}(t)$
Modèle comportemental	$P_{BAT}(t) = P_{charge}(t) - P_{PAC}(t)$
	$SOE_{BAT}(t + 1) = SOE_{BAT}(t) - \eta_{BAT} \times P_{BAT}(t)$
	$SOC_{BAT}(t) = SOE_{BAT}(t) \times 100 / C_{BAT}$
Contraintes	$5\% \times P_{PAC} < P_{PAC}(t) < P_{PAC}$
	$10\% < SOC_{BAT}(t) < 95\%$
	$ \Delta P_{PAC}(t)  < \frac{P_{PAC}}{\tau_{PAC}}$
	$ P_{BAT}(t)  < 3 \times C_{BAT}$

Tableau 3-8 Problème mathématique de l'implémentation de la commande optimale dans notre cas d'étude.

### 3.2.3.2.2 Choix du lagrangien – Hors ligne

On retrouve dans le formalisme de ce problème la fonction coût initiale, l'Hamiltonien qui en découle, l'équation de la dynamique du système, les contraintes à inclure et finalement la fonction coût finale à optimiser qui prend en compte les différents aspects évoqués. Nous détaillerons l'obtention des différentes équations par la suite. Concernant le choix du Lagrangien, nous avons vu que son effet se traduisait par une répartition globale de l'énergie entre les deux sources. L'effet sera effectif sur la consommation énergétique de la PAC, mais il y aura aussi une influence sur l'état de l'architecture et plus particulièrement sur l'état de la batterie. Dans le nœud énergétique de l'architecture nous avons la batterie qui sera tributaire de la PAC et qui assurera le complément (en traction ou en récupération) de celle-ci. Le choix du Lagrangien aura donc pour effet direct de modifier l'état de charge global de la batterie sur le cycle. Or il semble primordial pour pouvoir comparer deux gestions énergétiques et deux architectures de les comparer à iso énergie stockée. Nous imposons donc que l'état de charge de la batterie soit en fin de cycle sensiblement égale (avec une tolérance de  $\varepsilon$ ) à l'état de charge initial. Cela crée donc un problème d'optimisation contraint « aux deux bouts » et cela oblige donc à chercher le Lagrangien qui permettra un retour de l'état de charge de fin de cycle à une valeur comparable à celle du départ. Par ailleurs, en temps réel c'est la stratégie de gestion d'énergie qui pilote l'évolution de l'état de charge (EDC) suivant la technique utilisée (EDC contrôlé et/ou EDC libre) ainsi que les objectifs recherchés (consommation, performance, ...).

Cette recherche s'apparente également à un problème d'optimisation, or après une étude de la variation de ce paramètre, il semble que la relation entre son choix et son effet sur la variation de l'état de charge soit direct et pseudo linéaire. Cela simplifie donc grandement le problème d'optimisation qui revient à la recherche d'un point via le principe du théorème des valeurs intermédiaires. Pour cela une recherche par dichotomie convient parfaitement, couplée à une recherche linéaire sur les dernières itérations pour affiner la recherche et compenser les effets de saut de la dichotomie. L'étude menée pour justifier cette approche est représentée en Figure 3-18. Il apparaît que la plage de variation de ce paramètre pour différentes utilisations (cycle de validation) ou pour différents dimensionnements ne semble pas étendu (entre 1 et 2). Ce qui permet en prenant une plage suffisamment large (de 0 à 10) d'être certain de trouver la valeur désirée pour maintenir l'état de charge globalement constant sur le cycle. De plus, le choix de la dichotomie permet de ne pas augmenter le temps de calcul de manière considérable si cette plage est augmentée (un calcul de plus à chaque doublement de la plage).

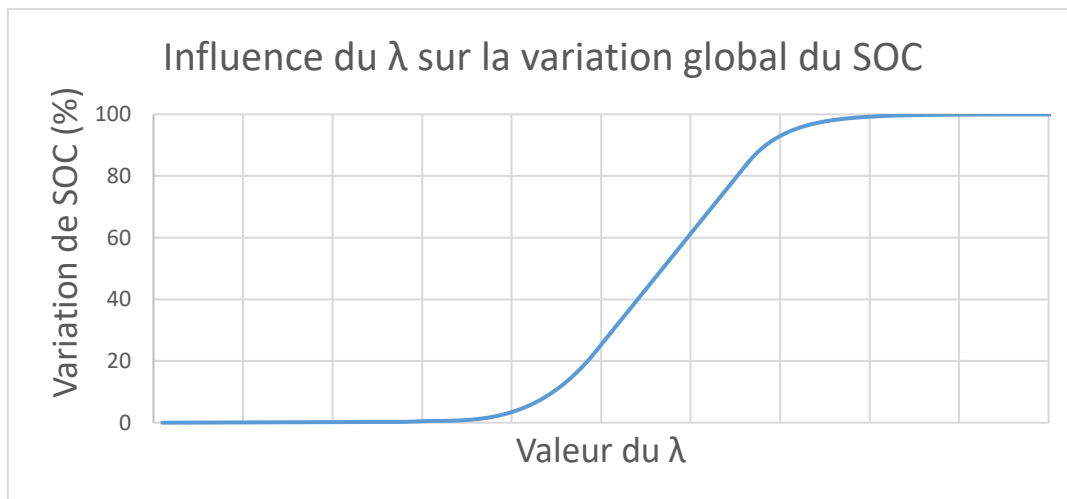


Figure 3-18 Relation entre le choix du lagrangien et son effet sur la variation de charge de la batterie

### 3.2.3.2.3 Processus d'exécution – méthode de tir

Une fois la boucle de recherche du paramètre de Lagrange définie, nous pouvons passer au défilement du cycle et à la recherche step après step de la commande qui optimisera la fonction coût, critère de cette optimisation. Pour cela, à chaque horizon du cycle de puissance, la commande optimale réalise des essais successifs des différentes commandes possibles (les différentes puissances de PAC admissibles au vu des contraintes citées précédemment). Ce processus correspond à la méthode dite de « tir ».

A chaque essai de commande, l'algorithme calculera la consommation énergétique équivalente, puis déterminera la réponse de l'architecture via un nœud énergétique entre la PAC, la batterie et la charge. La charge devant être assurée en régime permanent et transitoire, c'est la batterie qui compensera le manque ou le surplus de puissance de la PAC. Cela influencera donc (via l'équation dite de la dynamique du système) l'état de charge de la batterie qui sera calculé. Puis, à partir de ces données, l'Hamiltonien sera calculé, ce qui représentera le coût de la fonction d'optimisation. Ce processus se répète pour toutes les commandes admissibles (toutes les puissances de la PAC autorisées) puis la commande minimisant le coût sera retenue. Nous avons ici le principe de base de la commande optimale mais il manque les contraintes et pénalités supplémentaires permettant une estimation du coût et des effets d'un choix de commande sur l'architecture. C'est pour cela que nous avons ajouté à cela des pénalités modélisant les impacts négatifs qu'un choix pourrait avoir dans le futur.

### 3.2.3.2.4 Intégration des degrés de liberté et pénalités

Nous venons de présenter l'implémentation de notre approche globale sans nous appesantir sur ce que nous avons nommé les contraintes. En effet, d'un point de vue théorique cette seule approche permet une optimisation combinée du dimensionnement et de la gestion énergétique associée. Néanmoins, dans un cas réel les contraintes citées plus hauts doivent être prises en compte pour limiter le dimensionnement ou la gestion énergétique à des possibilités acceptables avec les lois de la physique et les considérations propres à ce type d'application. Pour cela, les limites en dimensionnement sont concrètement implémentées comme un mur que les particules ne peuvent franchir, et ce via un contrôle qui pendant l'évolution de l'essai écarte de l'évaluation les particules sortant de ces limites. Pour les contraintes en gestion énergétique, certaines sont plus indirectes, car elles concernent par exemple la réaction de la source secondaire. Nous allons donc présenter ici comment nous avons réalisé l'implémentation de ces contraintes. Il est à noter que le but ici est de mettre en place des gardes fous pour que lors de certaines situations extrêmes, l'intégrité de l'architecture soit préservée et ainsi qu'une continuité de fonctionnement (en « mode dégradé ») soit envisageable. Cela contribue à la flexibilité de l'architecture conçue qui pourra ainsi faire face de manière moins optimale mais en toute sécurité à des aléas d'un usage réel qui peuvent être bien différents d'un cycle normalisé de validation.

### **Gestion de l'état de charge :**

La première des contraintes que nous avons citée est la limite sur l'état de charge. Nous avons opté pour un contrôle libre (charge depleting) dans une plage allant de 15 % à 90 % de sa capacité, et nous avons limité la puissance d'une manière progressive entre 15 % et 10 % et de même entre 90 % et 95 %. Nous avons opéré ainsi pour nous libérer des effets « on/off » de la permutation instantanée. Ainsi avec un pilotage souple, la transition est mieux gérée par la gestion énergétique et on évite des effets de bords indésirables. Pour contraindre cela, nous avons donc implémenté une fonction pénalité qui s'active en cas de dépassement d'une de ces limites d'état de charge et qui ajoute une consommation fictive pour rendre cette solution moins attrayante pour l'algorithme. En procédant de la sorte, nous nous sommes aperçus que ces limites étaient bien mieux respectées et que les transitions étaient plus souples.

### **Gestion du nœud énergétique :**

La seconde contrainte correspond à la limitation d'un degré de liberté que nous avons créé, il nous est apparu que le nœud énergétique entre la PAC, la batterie et la charge était trop contraint et limitait les dimensionnements possibles. En effet, si la charge doit être assurée absolument et que la batterie compense la PAC alors certains dimensionnements trop extrêmes (en particulier dans le cas de sous dimensionnement) rendent alors l'optimisation impossible car une contrainte forte n'est pas respectée. Prenons par exemple une architecture sous dimensionnée, il se pourrait dans certains cas que la batterie ne puisse compenser totalement le manque ou le surplus, si elle est trop chargée ou trop déchargée par exemple. Cela rendrait alors la stratégie de gestion inadaptée ou le dimensionnement invalide. En effet, le but n'est pas de dimensionner un système pour un usage parfaitement unique et millimétré. Cela peut être le cas pour des systèmes avec des applications particulières (système autonome guidé, militaire ou aéronautique). Dans notre cas, le but est de fournir un système dimensionné avec suffisamment de souplesse pour être optimal dans son usage nominal, mais qu'il conserve un fonctionnement acceptable hors de sa zone de prédilection, comme un mode dégradé. C'est pour cela que nous avons inclus ces degrés de liberté que nous allons détailler.

#### **- Cas du surplus énergétique :**

Le premier degré pris en considération est la possibilité pour l'architecture d'avoir une « soupape » énergétique qui permet d'avoir une porte de sortie à une situation où trop d'énergie est produite par la PAC et que celle-ci ne peut être absorbée par la batterie et la charge. Cela se produit dans des cas de sous dimensionnement de la batterie, sur dimensionnement de la PAC, ou encore si le style de conduite change brutalement (dans le cas de temps réel qui viendra par la suite). Cela permet donc d'autoriser plus de souplesse dans le choix de la gestion énergétique lors de dimensionnement un peu extrême par rapport au cas d'étude.

#### **- Cas du manque énergétique :**

L'autre degré de liberté ajouté dans notre approche est une solution à la situation inverse, dans le cas où l'architecture se trouve en défaut d'énergie par manque de dimensionnement, il faut pouvoir laisser la possibilité à la gestion de ne pas assurer le cycle. Dans le cas d'un niveau de charge trop bas de la batterie, l'assistance que celle-ci peut apporter sera probablement indisponible dans les instants suivants. Cela traduit soit une gestion énergétique non adaptée soit un dimensionnement non suffisant, le fait de laisser ce degré de liberté permet la possibilité de downsizing ainsi que l'utilisation plus optimale dans des cas non prévus par le cahier des charges.

Ainsi en libérant la contrainte sur le nœud énergétique nous permettons une plus grande flexibilité dans le dimensionnement et la gestion énergétique de l'architecture. Ainsi le dimensionnement pourra être optimal non pas seulement par rapport à son critère d'évaluation mais aussi dans sa flexibilité et sa capacité à s'adapter lors de situations réelles éloignées du cahier des charges ayant servi à la conception. Cela permet une approche tournée vers le temps réel, ce qui facilitera par la suite la mise en place de celui-ci.



- **Pénalisation :**

Après avoir défini ces degrés de liberté, il est nécessaire de prendre la mesure de leur utilisation et donc du besoin de contrôle pour que cette possibilité ne soit utilisée qu'en cas de dimensionnement réellement non adapté. Il est évident d'envisager que l'algorithme utilisera ces degrés de liberté si cela lui permet de réduire le coût, c'est pour cela qu'il faut encadrer l'utilisation de cette liberté par des pénalités. Ainsi, leur utilisation restera possible mais ne seront pas plus intéressants qu'un dimensionnement adéquat ou qu'une gestion énergétique adaptée. Pour illustrer cela, nous pouvons prendre comme exemple le degré de liberté permettant de ne pas respecter le cycle en totalité. Une utilisation perverse de cette liberté serait d'artificiallement réduire le cycle de puissance en ne respectant pas celui-ci à chaque instant. De ce fait, l'énergie demandée à l'architecture serait réduite et donc celle-ci pourrait se caler sur un cycle équivalent moins énergivore ce qui permet de réduire le coût de la gestion énergétique de manière non saine et non optimale. En ajoutant une pénalisation à l'utilisation de ce degré de liberté on réduit le gain pervers qu'il peut apporter et ainsi on conserve la possibilité d'une utilisation raisonnée.

C'est pour cela que l'on ajoute à la fonction Hamiltonien les différentes pénalités afférentes aux contraintes à respecter et aux degrés de liberté permis. On obtient donc une fonction coût finale qui centralise le coût énergétique dû à la source primaire d'énergie (la PAC), le coût fictif dû à la modification de l'état de l'architecture et enfin les pénalités créant de la consommation fictive si l'algorithme sélectionne des comportements à limiter. Il est nécessaire de régler l'influence de chacun de ses éléments les uns par rapport aux autres pour obtenir une gestion énergétique équilibrée. Nous l'avons vu précédemment, il faut que certaines pénalités puissent compenser les potentiels gains pervers induits de par la liberté permise. De plus, la notion de comportement acceptable étant subjective, il se peut que la quantité de cycles non assurés possibles soit différente selon les applications et les cahiers des charges. Sur ce point, on peut aussi distinguer par exemple la quantité (le nombre de fois où le cycle n'est pas assuré) ou la qualité (de combien le cycle est amputé en puissance à chaque occurrence). Ces points dépendent du cahier des charges établi par le concepteur et donc de la politique du concepteur par rapport à ces questions. Au travers d'une pondération, l'effet de chacune pénalités est donc maîtrisé et peut le cas échéant être augmenté ou diminué pour mieux répondre aux attentes du concepteur et donc au cahier des charges. On retrouve l'illustration de ce comportement en Figure 3-19.

Nous avons donc réalisé une étude (voir suite) pour constater l'influence des pénalités et vérifier le bon comportement global de celles-ci. Pour cela, les critères validant cet aspect de notre approche étaient : le taux d'utilisation (inférieur à 5%) et les zones considérées. En effet, le but de ces pénalités étant de permettre de la flexibilité à l'approche, nous considérons que leurs utilisations doivent être réduites en termes de quantité, mais aussi n'intervenir qu'en dehors de la zone optimale. Nous présenterons ces résultats dans la section suivante qui traitera de la validation des différents aspects de notre approche.

L'algorithme global de la commande optimale peut donc être résumé comme suit : une boucle externe de recherche par dichotomie détermine la valeur du coefficient de Lagrange, puis une boucle intermédiaire déroule le cycle de validation pour parcourir chaque situation rencontrée dans celui-ci, enfin une boucle interne recherche de manière itérative toutes les commandes possibles et évalue de manière judicieuse le coût et les conséquences de chacune de ces commandes. Ce processus est résumé de manière graphique par l'algorithme présenté en Figure 3-20.

Il est à noter que cette approche réalise une optimisation selon un seul objectif, qui est ici la consommation énergie. L'intérêt d'un tel outil est de ne pas se limiter à ce seul objectif mais de prendre en compte différents aspects traités par les industriels lors de leur phase de conception. Cela permet d'obtenir un outil qui traite ce concept d'optimisation de manière plus globale et qui réalise les compromis si difficiles habituellement par des non experts du domaine. Ainsi dans la suite, nos travaux présenteront le développement d'un outil multi-objectifs qui prend en compte différents aspects. Nous reviendrons sur ces aspects dans le chapitre suivant qui traitera de l'approche multi-objectifs et qui détaillera chacun de ces objectifs et leur implémentation.

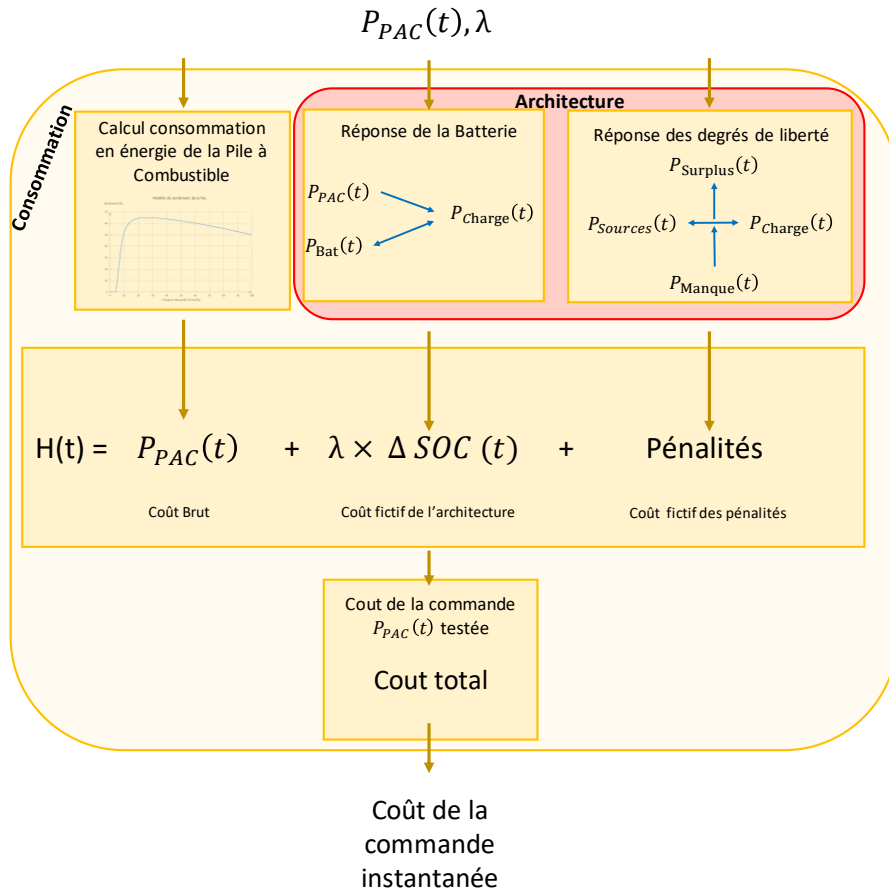


Figure 3-19 Comportement des pénalités dans l'algorithme de la commande optimale

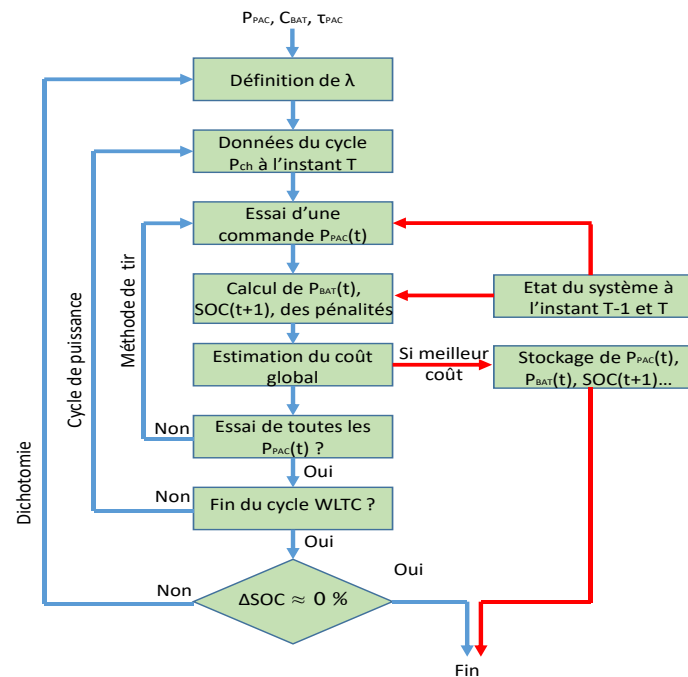


Figure 3-20 Algorithme de la Commande optimale implémenté pour notre cas d'étude

Maintenant que nous avons détaillé les principes des approches de dimensionnement puis de gestion énergétique, les outils mis en place pour réaliser ces fonctions, la PSO et la commande optimale, ainsi que leurs implémentations sur notre cas d'étude, nous pouvons présenter les résultats et les validations en simulation des différents éléments de cet outil.

### 3.2.4 Résultats d'optimisation et analyse

Maintenant que nous avons validé séparément chacune des étapes du processus global, il convient de vérifier la cohérence macroscopique et donc la pertinence de nos choix internes sur le comportement global de notre approche. Pour rappel, le but de notre approche est de fournir une méthode de conception visant à dimensionner une chaîne de traction hybride pour une application de véhicule urbain. Cette méthodologie de conception doit être flexible aux différentes applications qu'elle pourrait rencontrer (pré dimensionnement, dimensionnement fin, temps réel ...) et permettre d'obtenir des dimensionnements optimaux. Cette optimalité est jugée d'un point de vue adéquation au cahier des charges mais aussi en termes de conservation d'un bon comportement (robustesse) si l'utilisation réelle sort de ce cahier des charges.

Pour valider notre approche nous allons donc procéder comme suit : en vérifiant l'optimalité des solutions proposées par cette approche. Nous jugerons de cette optimalité en plusieurs étapes, tout d'abord en réalisant une optimisation pour un cas d'étude simple sur cycle WLTC. Ensuite, nous présenterons une étude de sensibilité sur les pondérations influençant le réglage des différentes pénalités. Le but ici est de vérifier que ce réglage reste neutre et prévisible sans masquer certains comportements inattendus. Enfin, nous réaliserons une cartographie des solutions de dimensionnements (sur tout le champ de recherche) avec comme critère, l'évaluation de la consommation énergétique de l'architecture sur différents cycles d'usage. Les modèles considérés restent les mêmes que ceux présentés précédemment. Si l'approche correspond à nos attentes de flexibilité et donc d'optimalité nous devrions retrouver cela au travers un comportement particulièrement prévisible sur les cartographies. Ce comportement est la conservation d'une forme relativement proche d'un cycle à l'autre avec un déplacement de la zone d'optimalité en cohérence avec les caractéristiques principales du cycle (puissance moyenne, écart type ...).

#### 3.2.4.1 Caractéristiques / paramétrages

Pour ces différentes validations, nous avons implémenté la méthodologie complète sous environnement Matlab. Puis, nous avons réalisé les calculs sur un PC équipé comme suit Tableau 3-9 :

Paramètre	Valeur
Processeur	Intel Core i7 2.8 GHz
Mémoire vive	16 Go
Version Matlab	Matlab 2015b / 2018b
Operating System	Windows 10

Tableau 3-9 Caractéristiques informatiques de la machine de calcul pour les validations

Les cycles utilisés pour réaliser cette étude seront le NEDC, le WLTC et les US city et US Highway du FTP américain. On retrouve ces cycles de vitesse présentés en Figure 3-21. On note bien les différences de dynamiques entre eux (en particulier entre le NEDC et le WLTC), ou encore la différence de puissance moyenne entre les deux cycles FTP US par exemple. Ces différences nous permettent de balayer un champ d'utilisation assez large avec 4 cas d'études en termes de dynamique et de niveau de puissance moyenne.

Pour la première validation, nous avons réalisé l'optimisation avec un paramétrage interne issu des théories précédemment présentées. On retrouve ces différents paramètres dans le Tableau 3-10.

Pour la seconde validation, nous reprenons les mêmes paramètres et faisons varier de 0 à 100 % tour à tour la pondération de chacune des pénalités. Puis, nous observons le comportement de l'architecture, la consommation de celle-ci sur le cycle, et le respect des contraintes imposées.

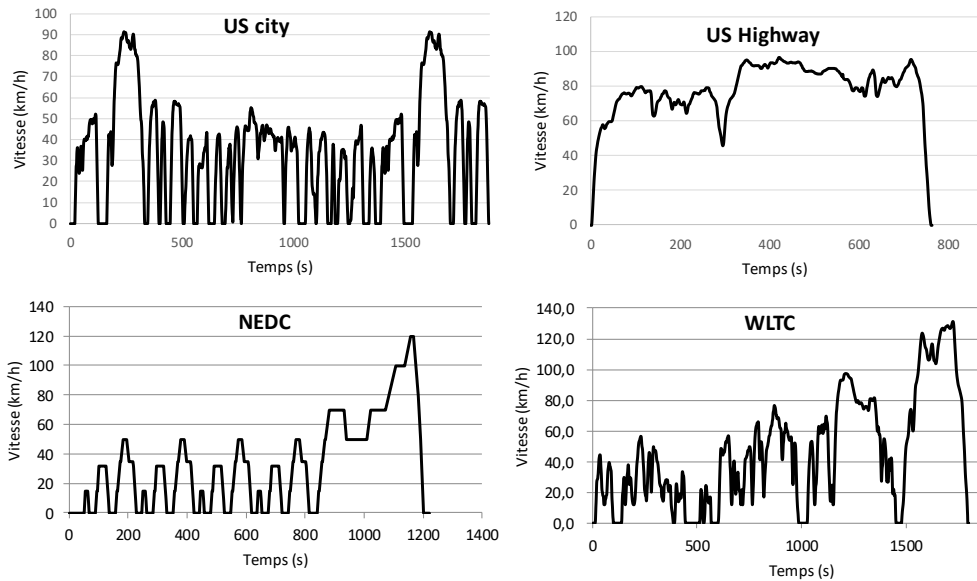


Figure 3-21 Cycles de validations utilisés

Paramètre	Valeur
Nombre de particules	30
Nombre d'itérations de la PSO	100
Coefficient d'amortissement	0.95
Variation du SOC sur cycle	0 % +/- 0.5%
Pondération pénalité SOC	33%
Pondération pénalité Surplus	33%
Pondération pénalité Manque	33%
Cycle de validation	WLTC

Tableau 3-10 Paramètres utilisés lors des différentes validations

Enfin pour la cartographie, nous discrétisons l'espace de recherche (sur les limites déjà présentées). Nous réaliserons cette étude seulement pour les variables de la puissance PAC et de la capacité Batterie, cela pour des soucis de lisibilité de tracé et par ce que la dynamique de la PAC n'est que d'importance secondaire dans le cadre de la mono-objectif énergétique. Puis, nous parcourons ce maillage (incrément de 500 W et de 500 Wh) en évaluant à chaque nœud l'architecture possible via le critère de consommation de la commande optimale. Une fois l'optimisation de la gestion énergétique réalisée pour ce nœud, le résultat est conservé et le processus passe au nœud suivant. Une fois tous les nœuds évalués, une fonction de traçage réalise la cartographie à partir des points connus. Nous avons testé différents incréments possibles pour trouver le plus adapté (le meilleur rapport finesse/temps de calcul), mais lors de ces tests nous avons sur le cycle considéré (WLTC) les mêmes résultats qu'avec les incréments cités plus haut. Il semble donc fiable d'approximer la surface séparant 4 nœuds contigus du maillage, tel que le fait la fonction de traçage de la cartographie. De plus, la non-existence d'optimums pointus (nous reviendrons sur ce point), nous conforte aussi dans le choix d'un incrément compatible avec les puissances de calculs disponibles.

### 3.2.4.2 Résultats d'optimisation mono-objectif

Pour la première validation, la réalisation d'une optimisation mono-objectif simple, nous souhaitons vérifier que le dimensionnement proposé puis la gestion énergétique associée ne sont pas aberrants et compatibles avec la réalité physique. Ce qui est bien le cas, car l'algorithme nous propose l'architecture présentée en Tableau 3-11, et que les contraintes sont respectées. Le dimensionnement est cohérent avec ce que l'on pourrait s'attendre et la gestion énergétique aussi (Figure 3-22). La combinaison des deux permet d'obtenir sur l'architecture des performances notables pour l'application.

Variable et Paramètre	Valeur
$P_{PAC}$	16.2 kW
$C_{BAT}$	9.9 kWh
$\tau_{PAC}$	1 s
Temps de calcul	1300 s
Conso sur cycle WLTC	23.6 kWh/100 km (environ 0.71 kg H2/100 km)

Tableau 3-11 Résultats de l'optimisation mono-objectif

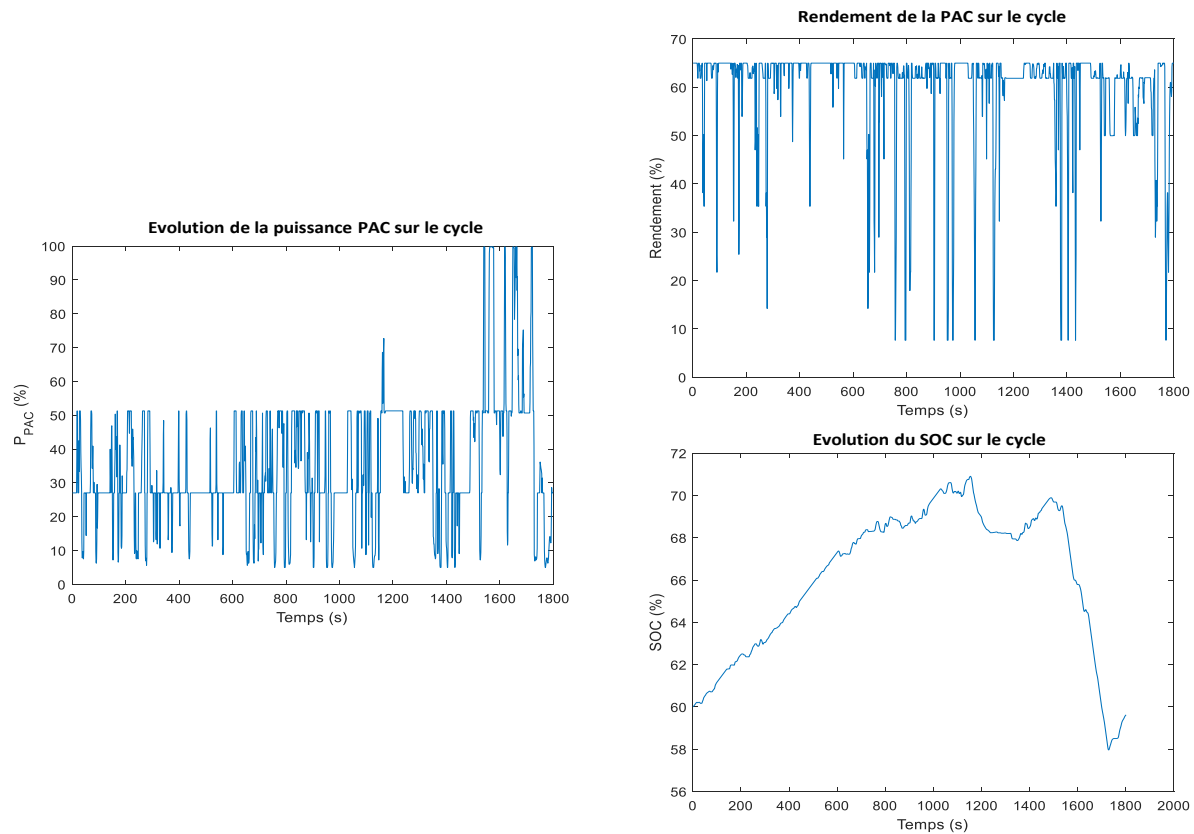


Figure 3-22 Comportement de l'architecture lors de cette optimisation

### 3.2.4.3 Etude de pondérations relatives aux pénalités

Pour l'étude de pondération comme indiqué, nous avons réalisé la gestion énergétique pour une architecture dont le dimensionnement optimal est obtenu à la validation précédente (Tableau 3-11), puis nous avons observé l'architecture et l'optimisation pour des variations des pondérations de 0 à 1 (0 % à 100 %) et ce pour chaque pondération. Nous avons d'abord noté que dans le cas d'une architecture optimale, l'influence des pondérations était très minime voire inexistante. Nous avons donc par la suite cherché les points de dimensionnement limites qui amenaient la gestion énergétique à être en « difficulté », en s'approchant des zones limites. Nous avons donc utilisé des architectures tantôt surdimensionnées (pour la pondération de soupape), tantôt sous-dimensionnées (pour les autres pondérations) pour mettre en évidence la relative sensibilité de l'algorithme face à ces pondérations.

Le but ici est de vérifier que l'apparition des pondérations (et donc des pénalités afférentes aux contraintes) oriente l'optimisation à respecter les limites imposées par le concepteur. Puis que sur les grandeurs objectifs (ici la consommation) le réglage de ces pondérations n'a que peu d'influence une fois la pénalité apparue. Ce comportement traduirait pour nous, l'utilisation avec parcimonie des pénalités qui ne se déclencheraient donc qu'en dernière limite comme garde-fou. On voit bien ici au travers des résultats présentés sur les Figure 3-23 à Figure 3-28 que l'influence de ces pondérations est soit progressive puis se sature, soit polaire avec une zone « off » puis une zone « on ». Sur les phases où la pondération n'est pas assez importante, nous avons pu observer certains non-respect, voire respect partiel des contraintes correspondantes. En revanche une fois la contrainte établie, la variation de pondération n'a plus d'influence et le système se comporte parfaitement en accord avec nos attentes. Enfin, le besoin que nous avons eu de

choisir des dimensionnements particuliers pour que l'algorithme soit sensible aux pondérations montre bien que sa sensibilité est toute relative et n'apparaît que (dans les mesures décrites plus haut) dans des dimensionnements extrêmes et non adaptés au cas d'usage (cas d'une utilisation en conditions réelles éloignées du cahier des charges par exemple). Mais même dans ces cas, la sensibilité reste très faible et permet ainsi une bonne flexibilité du système face aux aléas des conditions réelles.

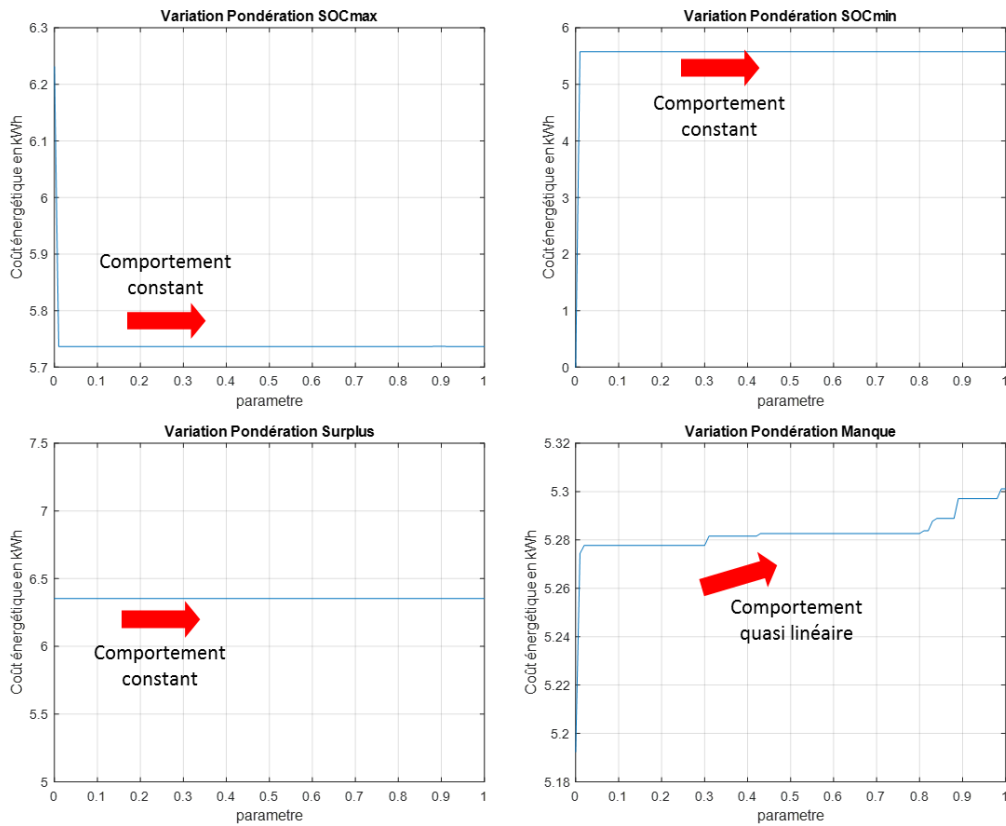


Figure 3-23 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le coût énergétique

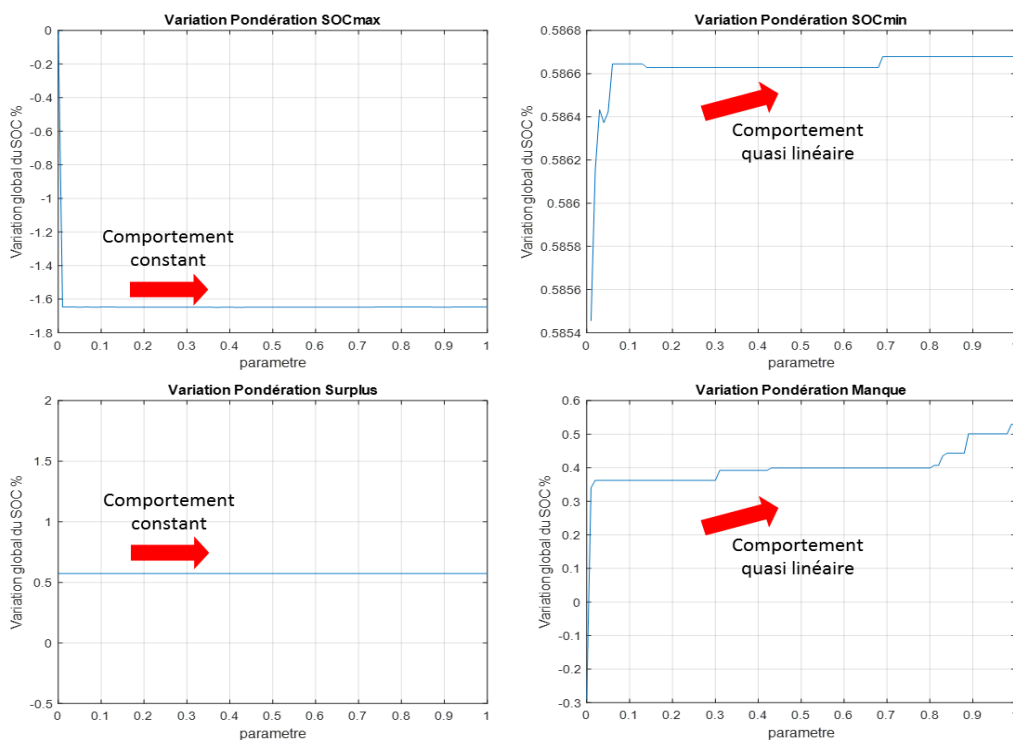


Figure 3-24 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur les variations globales du SOC

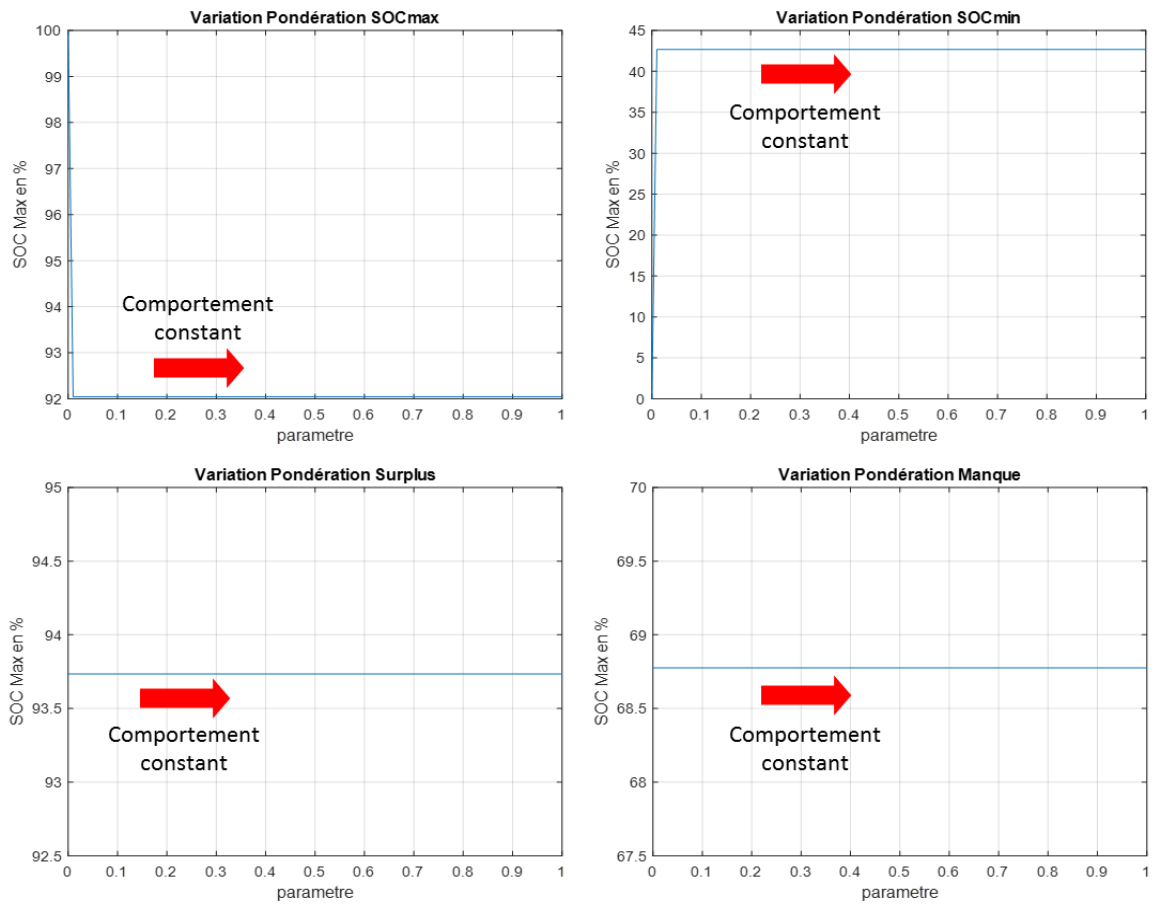


Figure 3-25 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le SOC max

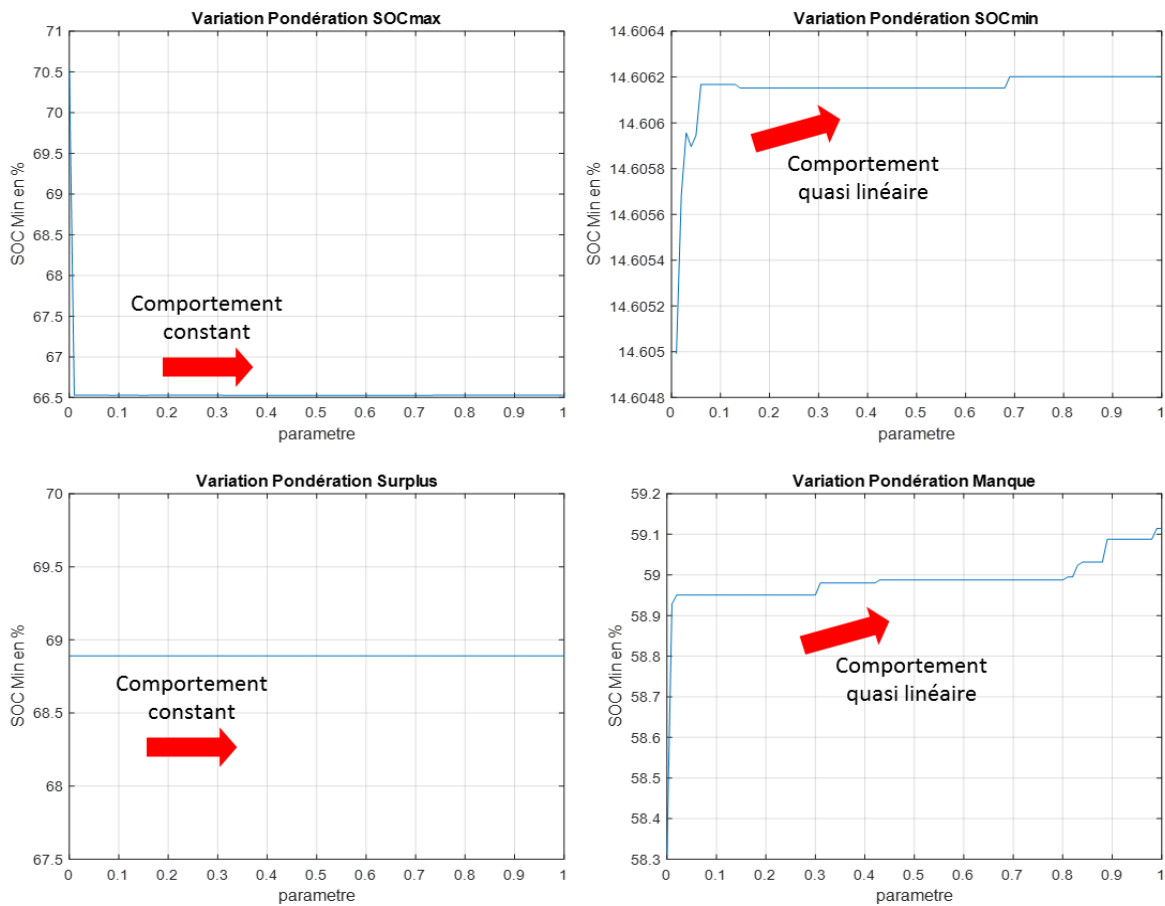


Figure 3-26 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le SOC min

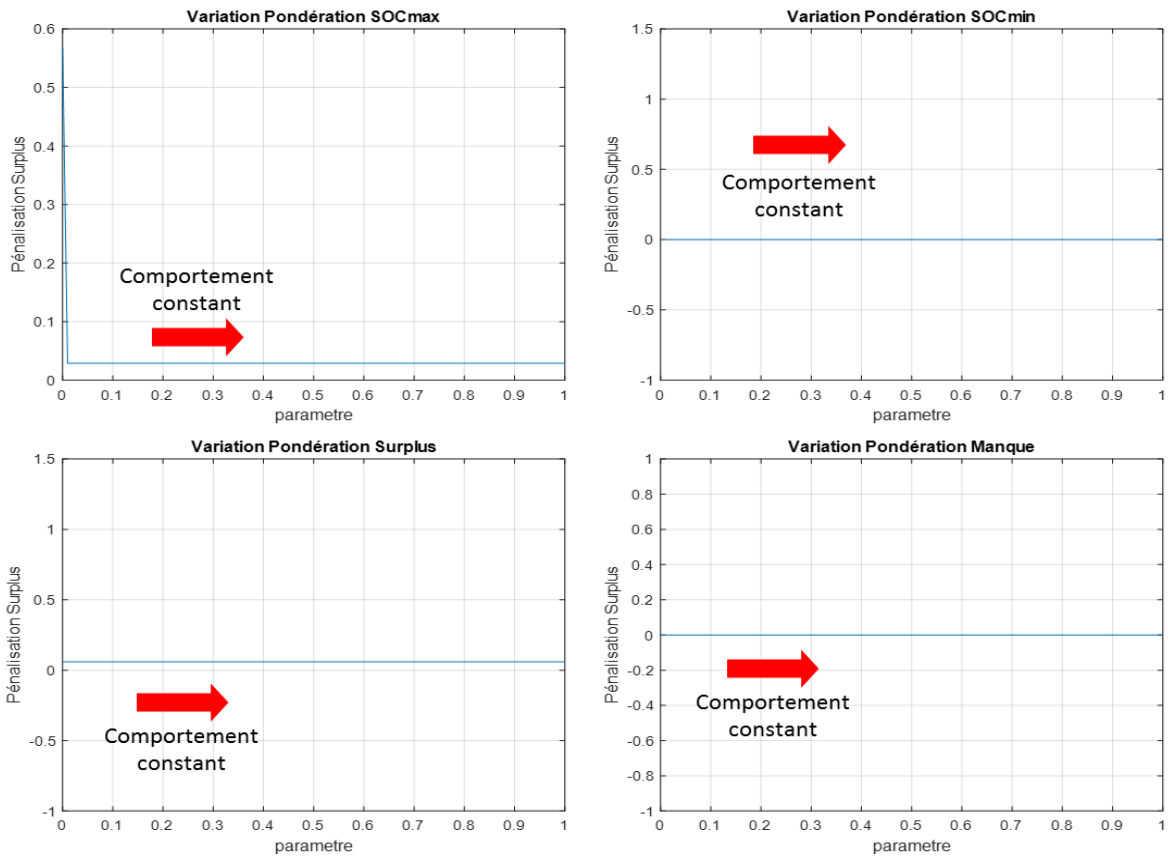


Figure 3-27 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le degré de liberté Surproduction

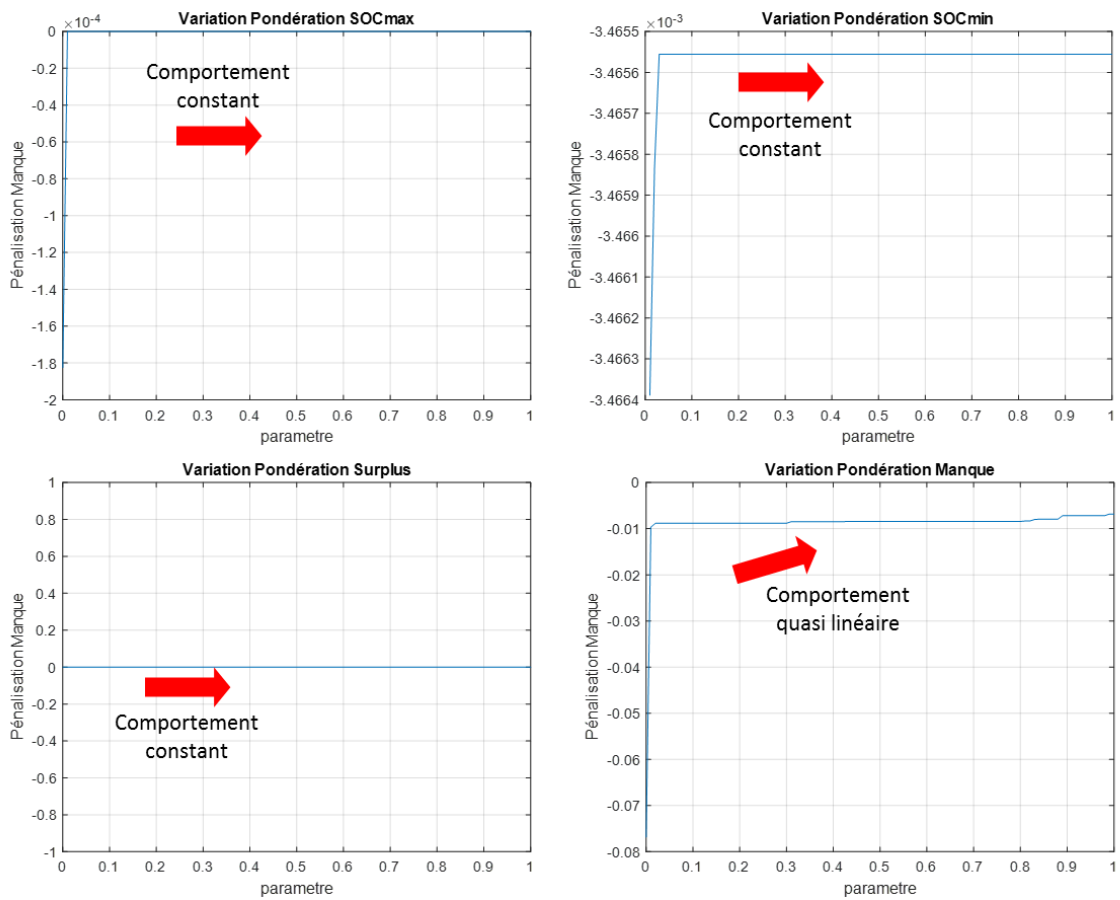


Figure 3-28 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le degré de liberté « Manque de puissance »



### 3.2.4.4 Analyse de sensibilité suivant l'évolution de l'usage

Les résultats de ces cartographies sont présentés en Figure 3-29 à Figure 3-31. On peut réaliser deux constatations majeures qui viendront étayer notre raisonnement, la première est que la forme globale de chacune des cartographies est un bol avec une zone à sa base relativement aplatie et étendue. La seconde est que la zone « d'optimalité » englobe le résultat de l'optimisation globale. En effet, lorsque la méthodologie globale est exécutée sur chaque cahier des charges (chaque cycle de validation), le résultat fourni par l'optimisation est le point se situant au centre de la zone dite optimale.

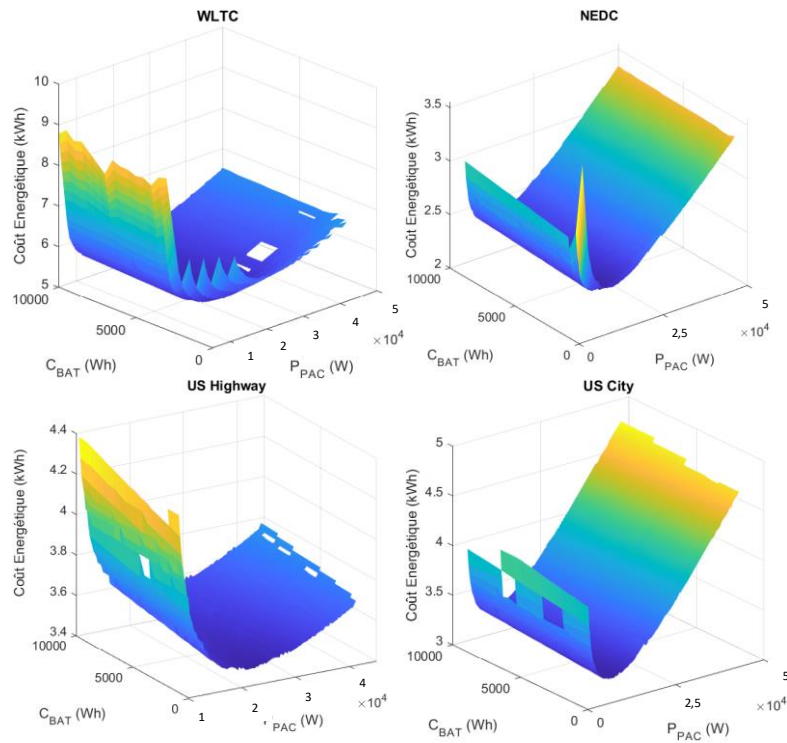


Figure 3-29 Résultats de l'étude de sensibilité des différents cycles sur le coût énergétique

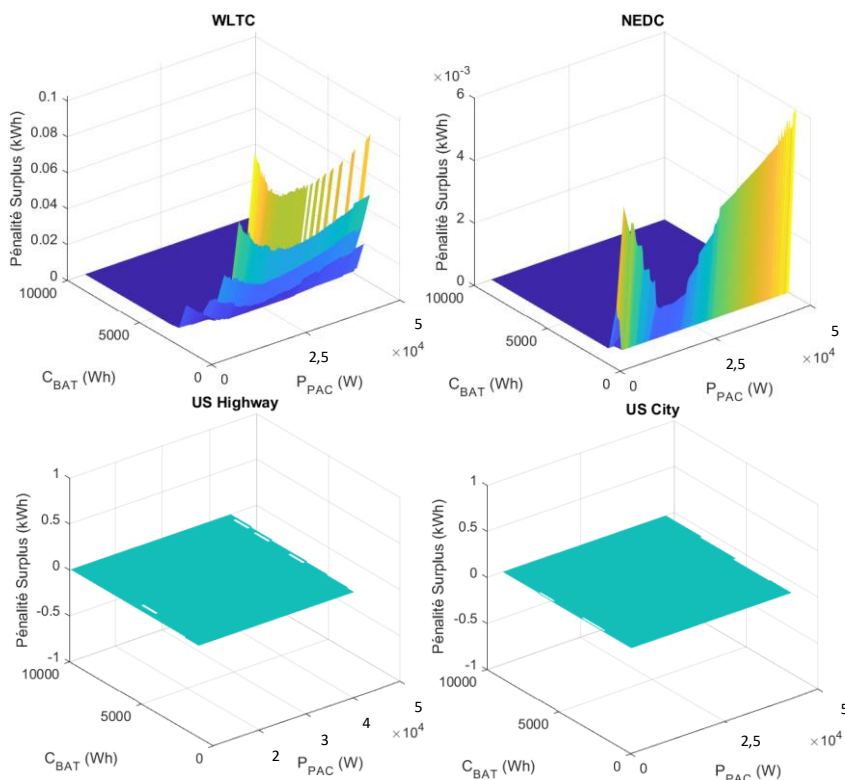


Figure 3-30 Résultats de l'étude de sensibilité des différents cycles sur l'utilisation du degré de liberté Surplus

De ces constatations, nous pouvons conclure à une stabilité de notre approche qui conserve un comportement prévisible et donc robuste vis à vis différents cas d'études. Ensuite, le déplacement de cette forme reste en cohérence avec les caractéristiques du cycle citées précédemment (puissance moyenne, écart type ...), cela contribue aussi à la validation comportementale de l'approche. De plus, la surface autour du point optimal est relativement étendue, ce qui avec la relative platitude de la cartographie (absence de pic d'optimum) traduit une bonne flexibilité des solutions proposées et donc de l'approche.

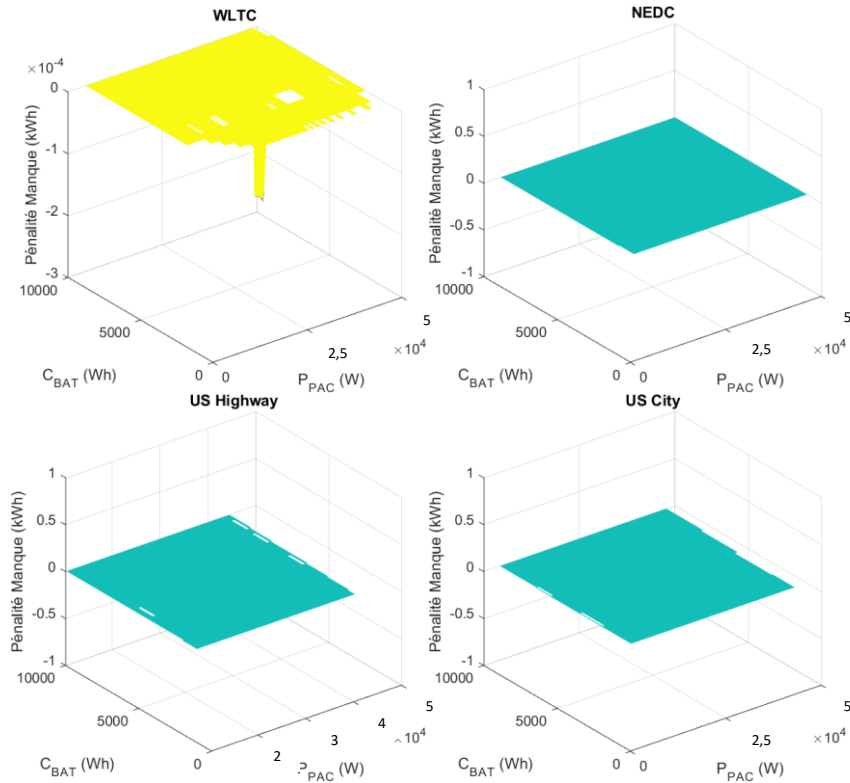


Figure 3-31 Résultats de l'étude de sensibilité des différents cycles sur l'utilisation du degré de liberté Manque

En effet, après un rapide benchmarking [107]–[110] des véhicules actuels en termes de consommation sur un cycle normalisé, il apparaît qu'en cas de sur dimensionnement vis-à-vis d'un usage donné, la sur consommation associée est bien plus défavorable sur les véhicules actuels que dans notre approche. Nous avons mesuré que dans un des cas les plus défavorables nous ne notons qu'une augmentation de la consommation de l'ordre de 50 % alors que la puissance globale augmente, elle, de 450 %. Ces bons résultats sont très loin devant ce qu'un véhicule existant aujourd'hui peut assurer (on obtient un ordre de grandeur de surconsommation équivalent à celui du surdimensionnement). Cela traduit donc la capacité de notre approche à être flexible face à des imprévus et donc l'optimalité globale qu'elle est capable d'apporter sur un dimensionnement. La conséquence de cela se traduit directement sur la suite de nos travaux dans la mise en place d'une commande en temps réel, cela assure dès la conception la flexibilité dont l'architecture et l'optimisation « online » seront capables. On peut résumer ces résultats dans les Tableau 3-12, Tableau 3-13 qui présentent les optimisations sur chaque cycle de puissance, puis qui comparent la surconsommation d'une architecture optimale soumise à un autre cycle que celui utilisé pour son optimisation.

Cycles	WLTC	NEDC	US City	US Highway
Distance	23 km	11 km	18 km	16 km
Vitesse moyenne et max	46,5 – 130 km/h	33,6 – 120 km/h	34,1 – 92 km/h	77 – 96 km/h
Puissance Max de la charge	41,41 kW	35,5 kW	29,9 kW	25,02 kW
Puissance Moyenne de la charge	10,6 kW	6,9 kW	7,18 kW	12,53 kW
Puissance de la Pac	16,9 kW	11,75 kW	11,2 kW	22,57 kW
Ecart type de Puissance Charge	1,22 kWh	0,66 kWh	0,44 kWh	0,32 kWh
Capacité de la batterie	9,9 kWh	7,87 kWh	7,98 kWh	9,68 kWh
Consommation d'Hydrogène	0,71 kg/100km	0,64 kg/100km	0,55 kg/100km	0,67 kg/100km

Tableau 3-12 Résultats des optimisations pour les différents cycles d'utilisation

		Architectures Optimales			
Cycle de conduite	Consommation Relative	WLTC	NEDC	US City	US Highway
	WLTC	0 %	13 %	13 %	10 %
	NEDC	3 %	0 %	1 %	1 %
	US City	5 %	1 %	0 %	10 %
	US Highway	2 %	10 %	12 %	0 %

Tableau 3-13 Comparaison des performances des différents dimensionnements sur les autres cas d'utilisation

### 3.2.4.5 Synthèse

Avec ces différents éléments, nous pouvons donc justifier nos choix en termes de méthode et de réglages à chacun des niveaux. De plus, la pertinence de notre approche est ainsi validée au vu des résultats encourageants fournis par cette étude. L'approche telle que nous l'avons envisagée convient aux problématiques de conceptions d'architectures multi-sources. Mais en l'état son intérêt est amoindri du fait que l'optimisation ne prend en compte qu'un seul critère qui est la consommation énergétique de l'architecture sur un cycle d'usage. Comme nous l'avons présenté lors de l'introduction et de l'état de l'art, les attentes des consommateurs et des industriels se portent aujourd'hui sur d'autres critères qui sont complémentaires. Il convient donc de les prendre en compte lors de la phase de conception, c'est pour cela que nous avons poursuivi nos travaux vers le développement d'une approche d'optimisation multi-objectifs. Cette approche prendra en compte le critère de consommation mais aussi d'autres critères importants dans le monde industriel comme la durée de vie par exemple. Le chapitre suivant traitera donc de cette approche multi-objectifs basée sur le principe de la mono-objectif que nous venons de détailler.

## 3.3 Conclusion

Maintenant que nous avons vu les principes d'implémentation de l'approche globale mono-objectif et sa validation, nous pouvons noter les avantages de cette approche puis les limites de celle-ci en l'état. Cette approche mono objectif permet une meilleure prise en compte des interactions existantes entre les différentes phases de conception. De plus, elle apporte un bon compromis entre sa complexité, sa rapidité, son optimalité et sa flexibilité. Néanmoins, il nous faut noter que son utilité en l'état est assez réduite car comme présenté dans l'introduction, les challenges d'aujourd'hui et de demain sont transverses et nécessitent souvent l'optimisation de plusieurs objectifs qui sont antagonistes. Le rôle du concepteur sera de réaliser un arbitrage entre ces différents objectifs et la méthodologie multi-objectifs que nous présentons par la suite, permet de mettre en œuvre dans la conception cet arbitrage de manière optimale aussi bien en termes de résultats que de temps de calcul et de finesse de celui-ci.

## 4 Multi-objectifs – Intégration d'autres critères : durée de vie et encombrement

Nous avons vu dans le précédent chapitre le principe et l'implémentation de notre approche sur un cas d'optimisation mono objectif. Nous avons soulevé l'intérêt de considérer d'autres challenges industriels étant donné que les architectures énergétiques modernes requièrent souvent une conception multicritère. De plus, à cela s'ajoute l'intérêt de mettre en place une méthode d'optimisation évolutive et transposable qui pourra donc s'adapter à l'évolution du cahier des charges avec l'intégration de plus en plus de contraintes. En effet, le propre d'un bon concepteur aujourd'hui est de pouvoir réaliser rapidement et de manière pertinente des compromis lors de choix de conceptions. Avec ce type de méthode qui prend en compte de plus en plus de contraintes et d'objectifs, les concepteurs pourront explorer des possibilités plus vastes et éventuellement trouver des solutions insoupçonnées car trop éloignées du « bon sens » classique.

L'optimisation d'un véhicule vise souvent plusieurs objectifs. Outre l'aspect consommation énergétique, on retrouve des aspects traitant de la durée de vie, de l'encombrement, du poids ou encore de la pollution et de l'émission de gaz à effet de serre. Dans notre situation, nous ne retiendrons que les aspects de durée de vie et d'encombrement pour les raisons suivantes ; les objectifs de poids sont connexes à l'encombrement et à la consommation. Donc si l'encombrement est optimisé pour maximiser le volume disponible dans le véhicule alors le poids le sera aussi indirectement. De plus, les aspects de pollution dans notre cas d'étude ne sont pas pertinents en utilisation, car le véhicule ne rejette que de l'eau à l'usage. Cet aspect de pollution est néanmoins présent au travers de la consommation énergétique car selon le mode de production d'hydrogène le processus peut être polluant (donc si la consommation est optimisée alors ce vecteur de pollution l'est aussi à notre niveau). Et l'autre levier de pollution est la durée de vie car la production de tels véhicules implique également des processus polluants. Donc en maximisant la durée de vie de l'architecture, on pourra aussi minimiser l'impact environnemental de la fabrication de celui-ci, en diminuant la fréquence de son renouvellement.

Nous traiterons donc dans ce chapitre l'intégration de ces critères dans le processus d'optimisation. En premier, les moyens d'estimation de la durée de vie de l'architecture, ainsi que l'implémentation et la validation du module développé sont exposés. Puis, nous traiterons le module encombrement proposé. Enfin, nous validerons l'approche globale multi-objectifs par le calcul des fronts et surfaces de Pareto. Ainsi nous pourrions valider la pertinence et le besoin en matière d'optimisation globale multicritère pour accompagner les concepteurs à faire face à l'évolution des cahiers des charges industriels pour ce type d'application.

## 4.1 Durée de vie

Au cours de l'utilisation du véhicule, les performances de la chaîne de conversion se dégradent liées notamment aux processus de vieillissement. Ces derniers dépendent de plusieurs paramètres en lien avec les conditions d'usage. Les éléments les plus critiques sont les sources, dont l'impact conditionne la conception et l'usage. Les phénomènes et les effets du vieillissement sont exposés dans le cas d'une batterie Li-ion (BAT) et une pile à combustible (PAC) PEMFC, suivi des processus proposés en vue d'une intégration dans l'approche globale de conception.

Nous débutons donc cette partie par introduire les contraintes en durée de vie, l'approche d'estimation développée et l'implémentation qui en découle. Le choix de l'approche qui a été sélectionnée basée sur une fonction de pondération est lié à sa simplicité de mise en œuvre, ses possibilités de généralisation à d'autres types et technologies de batteries et surtout sa capacité à intégrer le caractère stochastique de l'usage. Nous terminerons cette partie par la validation pour chacune des sources, et ce en réalisant une comparaison entre les résultats obtenus et les données expérimentales recueillies dans la littérature.

#### 4.1.1 Principes Théoriques

##### 4.1.1.1 Durée de Vie Batterie

La durée de vie d'une batterie est étroitement liée aux processus de vieillissement dont le mécanisme est souvent très complexe à étudier [78], [80]–[83], [94], [111]–[113]. En effet, une batterie lithium-ion est un système électrochimique complexe multi composants qui sont responsables de son vieillissement (dégradation des électrodes, changement de propriétés de l'électrolyte). Ce dernier engendre une dégradation des performances, en particulier la diminution de la capacité et l'augmentation de la résistance interne.

Estimer la durée de vie de la batterie, c'est identifier son vieillissement au travers l'évolution au cours de l'utilisation des paramètres les plus influents à savoir la capacité et la résistance interne. La prévision et la modélisation du vieillissement des batteries Li-ion restent toutefois difficiles et de nombreux modèles différents ont été proposés dans la littérature. On retrouve selon les phases d'utilisation deux types de vieillissement : calendaire et cyclique.

Le vieillissement calendaire a lieu quand la batterie est au repos et dépend principalement des conditions de stockage comme la température et l'état de charge (EDC ou SOC state of charge). Tandis que le vieillissement en cyclage se réfère à l'utilisation active de la batterie et dépend également de nombreux facteurs à savoir : cycle d'usage (puissance moyenne, maximale...), profondeur de décharge (DOD Deep Of Discharge), température, nombre de cycles, ...

Le vieillissement peut être interprété en termes du nombre de cycles effectués, de la charge cumulée, de l'énergie cumulée, ou encore d'un taux de vieillissement par période de temps. Peu importe l'interprétation, le facteur généralement utilisé pour représenter la fin de vie (FDV ou EOL End Of Life) d'une batterie est le taux de perte de capacité (taux de dégradation) qui dépend de l'application. Pour les applications automobiles, il est souvent préconisé que la FDV arrive au tours de 20 % de perte. L'évolution de ce paramètre reflète la progression du vieillissement et permet de définir l'état de santé de la batterie (SOH State Of Health) comme suit (Équation 4-1) :

$$SOH_{BAT} = \frac{C_{BATactuelle}}{C_{BATinitiale}} \times 100$$

Équation 4-1 Modèle de l'état de santé d'une batterie

Avec  $C_{BATactuelle}$  la capacité de la batterie à l'instant considéré et  $C_{BATinitiale}$  la capacité de la batterie au début de sa vie.

En conséquence, la fin de vie (FDV) d'une batterie correspond à  $SOH = 80 \%$ . Considérant différentes études dans la littérature [113], le SOH est estimé le plus souvent suivant des résultats de test permettant de développer des modèles basés sur les propriétés physiques ou bien empiriques [114]. Par exemple dans [94], la dégradation d'une batterie Li-ion est simulée en utilisant un modèle semi-empirique basé sur les données constructeur, qui décrit les pertes instantanées de capacité comme une fonction du courant. Ou encore dans [115] où on trouve des modèles électriques ou analytiques pour un mécanisme de dégradation, avec l'étude de l'influence de la température d'opération.

Ces modèles représentent le plus souvent des approximations des phénomènes mis en jeu dans un système électrochimique et restent relativement complexes notamment en matière de représentativité, de transposabilité et de calculs pour une éventuelle intégration dans notre approche. En plus, ils n'intègrent pas le caractère stochastique de l'usage lié principalement aux profils de conduites automobiles. Le plus souvent, les cycles utilisés représentent une succession de pulses accélérés à plusieurs régimes (charge et décharge à plusieurs amplitudes) en intégrant des variations de SOC. Les points de fonctionnement sont suffisamment élevés (contraignants) pour que le vieillissement se manifeste dans une durée d'essai courte. Le cycle HPPC (Hybrid Pulse Power Characterization) [116] par exemple est le plus utilisé dans ce contexte.

Il existe des techniques qui permettent de simplifier les modèles associés aux mécanismes de vieillissements basés essentiellement sur le mappage de l'évolution des dégradations (cartographie), les fonctions de pondération ou alors l'analyse spectrale de l'impédance. Cependant, au vu de notre besoin lié à l'approche de conception, nous nous focalisons sur le développement d'une approche linéaire basée sur une fonction de pondération permettant de prédire l'évolution au fil du temps de la dégradation de la batterie basée sur l'extraction d'indicateurs utilisant les données de tests pour des technologies choisies. Une attention particulière sera portée sur l'évolution du SOH et le nombre de cycles restants suivant différentes conditions de fonctionnement et d'usage. Il s'agit tout simplement d'une forme simplifiée de la méthode de Wöhler utilisée habituellement dans le domaine de la fatigue mécanique qui donne pour un matériau le nombre de cycles avant rupture, en fonction de la contrainte appliquée [XX]. L'avantage de cette méthodologie est qu'elle permet de s'affranchir de l'application d'un protocole de sollicitation déterminé, donc les cycles d'usage véhicule peuvent s'appliquer. Aussi, elle est transposable à différentes technologies de batteries, dès lors qu'on dispose des données de tests associées. Un tel modèle apporterait, alors, une grande flexibilité d'utilisation pour plusieurs types et générations de batteries pour différentes applications. Seule limite, la méthode traite une seule contrainte à la fois, le challenge serait d'introduire des coefficients de pondération pour élargir l'utilisation de l'approche en prenant en compte l'influence de multiples paramètres.

Dans la suite, en se basant sur plusieurs études, des résultats liés aux phénomènes et effets du vieillissement sont exposés et analysés dans but de trouver une approche pertinente permettant d'avoir une extrapolation de l'évolution de la durée de vie en tenant compte des principaux facteurs de dégradation à savoir : SOC/DOD, niveau de courant, température ....

Plusieurs études de vieillissement présentent [82], [113], [115] l'impact de la profondeur de décharge (Deep of Discharge – DoD) sur ce processus (pour des batteries Li-Ion). Suivant le cycle de charge/décharge considéré, l'évolution du nombre total de cycles que la batterie pourra assurer avant d'atteindre la fin de vie est donnée. Les résultats montrent les différentes durées de vie (nombre de cycles  $N_{Cycle}$ ) pour différents DoD allant de 20 % à 100 % qui sont illustrés dans la Figure 4-1. On peut constater dans un premier temps, que l'évolution du SOH est relativement linéaire et que l'allure ne change pas fondamentalement, notamment sur la plage de fonctionnement requise pour l'usage considéré. En l'occurrence l'application automobile implique souvent une plage de variation du SOC entre 15 % et 90 %, cela limite le DoD à 75 % au maximum. Dans ces conditions, une modélisation de l'estimation du SOH suivant des régressions linéaires pourrait être envisagée pour un état de santé de 80 % qui marque la fin de vie de la batterie.

De plus, on note également que l'influence du DoD implique une évolution inversement proportionnelle du nombre de cycles par rapport à la quantité d'énergie lors d'un cycle. C'est-à-dire que si on considère un cycle de test avec un DoD de 30 %, cela implique un nombre de cycles donné jusqu'à atteindre la FDV, si par contre on reprend le même cycle de test mais avec un DoD de 60 % (le double par rapport au premier), cette fois-ci alors le nombre de cycles que la batterie pourra assurer jusqu'à atteindre la FDV sera divisé par deux. A l'inverse, ce deuxième test requiert une quantité d'énergie échangée double.

La régression linéaire permet de modéliser ce comportement par l'Équation 4-2, la finalité de l'identification du modèle est d'obtenir un modèle simplifié qui puisse être utilisé dans l'optimisation en estimant l'état de santé de la batterie pour différent DoD au cours des cyclages.

$$\begin{cases} SOH_{DoD}(\%) = 100 - \frac{DoD(\%)}{\gamma} \cdot N_{Cycle,DoD} \\ N_{Cycle,DoD} = \alpha \cdot DoD(\%) + \beta \end{cases}$$

Équation 4-2 Modèle empirique mathématique de la durée de vie batterie vis-à-vis du DoD

Avec  $\gamma$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  les paramètres du modèle mathématique déterminés à partir des différents essais disponibles. De cette manière, nous pouvons tracer l'évolution du nombre de cycles disponibles pour l'ensemble des DoD considérées, comme illustré sur la Figure 4-2. Cela permet également de proposer un modèle linéaire de la durée de vie selon les conditions de fonctionnement donné par Équation 4-2. Il s'agit tout simplement d'une forme simplifiée de la méthode de Wöhler qui définit une relation entre la contrainte appliquée DoD et le nombre de cycles jusqu'à atteindre la FDV.

Cette formulation simplifiée reste valable dans la plage de fonctionnement de la batterie (plage DoD) avec l'hypothèse que les mécanismes de vieillissement suivent une évolution moyenne au fil du cyclage. De plus, la méthode de Wöhler est assignée à une seule contrainte pour laquelle une courbe de Wöhler existe, ici en l'occurrence le DoD. Enfin, les coefficients du modèle dépendent de la technologie de la batterie et le cycle de test choisi, plus particulièrement de la puissance moyenne du cycle ( $\alpha$ ) et de la quantité globale échangée sur le cycle ( $\beta$ ),  $\gamma$  quant à lui est dépendant du nombre de cycles théorique lors des essais du fabricant. Il faut donc garder à l'esprit ces limites qui selon les applications auront besoin d'être repoussées par un modèle plus fin qui prend en compte ces comportements.

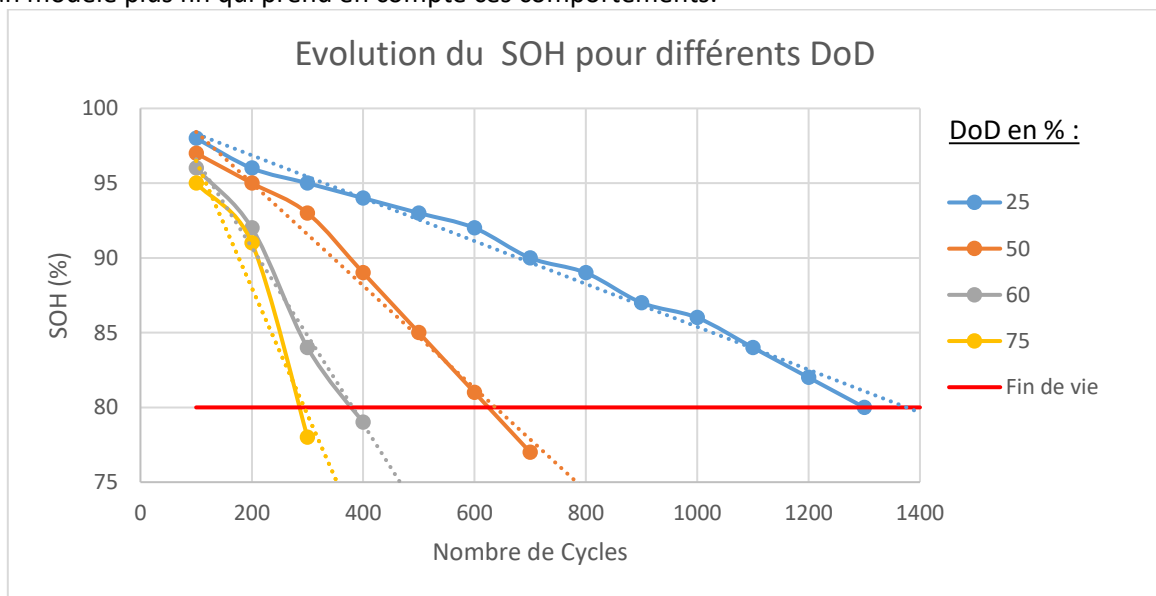


Figure 4-1 SOH batterie pour différents DoD au cours du cyclage de batterie

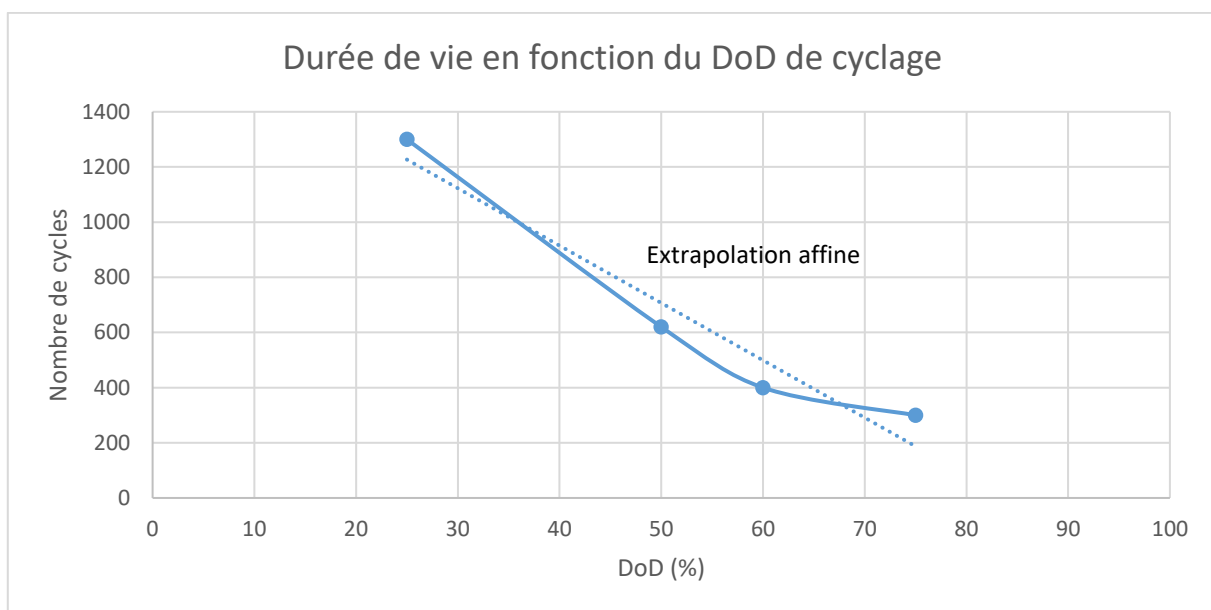


Figure 4-2 Durée de vie batterie selon le DoD appliquée lors du cyclage.



Nous venons de détailler la mise en place d'un modèle de vieillissement linéaire basé sur la méthode de WÖHLER qui exprime le nombre de cycles associé à la durée de vie de la batterie pour une seule contrainte, mais qui reste dépendant de la connaissance exacte du cycle de test (profil, puissance, DoD...). Il existe toutefois une solution alternative qui permet d'exprimer la durée de vie comme une quantité d'énergie totale que la batterie sera capable d'échanger au cours de sa vie. Cette solution est généralement introduite pour se libérer des contraintes sur les cycles de tests ainsi que la difficulté d'établir une étude comparative entre différents cycles.

Cette approche simplifie grandement l'estimation de la durée de vie et semble mieux adaptée à notre cas d'étude dont les profils d'usage sont stochastiques. Néanmoins, les limites déjà soulevées plus haut restent toujours valables et l'approche nécessite plus de finesse sur le modèle pour entre autres différencier les mécanismes de dégradation et intégrer les effets des micro-cyclages.

Avant de transposer notre approche au travers d'un comptage de l'énergie échangée, nous allons étudier l'effet d'une contrainte supplémentaire donnée par le niveau de puissance du cycle, responsable des contraintes thermiques qui impactent fortement le vieillissement. Cet aspect sera également intégré dans notre approche.

Plusieurs études se sont intéressées à cet aspect [113], [115], en effet les résultats démontrent que pour des tests suivant un cycle à iso-énergie, la durée de vie ne sera pas la même si la puissance moyenne diffère, plus celle-ci sera importante et plus la durée de vie sera réduite. Les mécanismes physiques derrière ce comportement sont les dégradations internes liées à un grand nombre de réactions électrochimiques dans un temps égal qui sont accélérées avec la thermique.

En analysant les résultats de ces études [113], [115], les courbes de durée de vie (nombre de cycles) pour les différentes puissances représentées par le niveau de courant ( $C_{Rate}$ ), donnent un comportement presque linéaire jusqu'à ce que la rupture se produise (FDV). Nous constatons aussi que pour une quantité d'énergie échangée à une puissance donnée, la batterie assure une durée de vie équivalente, celle-ci se verra réduite de moitié si on double la puissance sur le cycle, et l'inverse reste aussi valable. La durée de vie est ainsi diminuée en proportion de l'utilisation.

Tout comme pour les variations DoD, l'impact du niveau de courant implique une variation des pentes en corrélation les unes par rapport aux autres. Cela permet d'extrapoler l'évolution de ces données selon un type de courbe désiré (méthode de Wöhler). On observe bien une corrélation quasi proportionnelle entre la puissance moyenne d'un cycle et le nombre de cycles que la batterie sera capable d'atteindre, avant la FDV. La Figure 4-3 permet de mettre en lumière ce comportement.

A partir des résultats obtenus, nous pouvons donc mettre en place de manière analogue le modèle mathématique de l'évolution du vieillissement en fonction du niveau de puissance du cyclage au travers des extrapolations affines. L'Équation 4-3 permet d'estimer l'état de santé de la batterie au cours des cyclages pour différentes puissances moyennes. De même, une fois ces résultats combinés dans la Figure 4-4, nous pouvons donc obtenir un modèle comportemental basé sur l'extrapolation de la courbe de Wöhler.

$$\begin{cases} SOH_{Ic}(\%) = 100 - \frac{C_{rate}}{\delta} \cdot N_{Cycle,Ic} \\ N_{Cycle,Ic} = \rho \cdot C_{rate} + \sigma \end{cases}$$

Équation 4-3 Modèle empirique mathématique de la durée de vie batterie vis-à-vis de la puissance

Avec, ici aussi, les coefficients du modèle dépendant des caractéristiques des essais, la profondeur moyenne du cycle ( $\rho$ ), la quantité globale échangée sur un cycle ( $\sigma$ ) et enfin le nombre de cycles théorique fourni par le constructeur ( $\delta$ ).

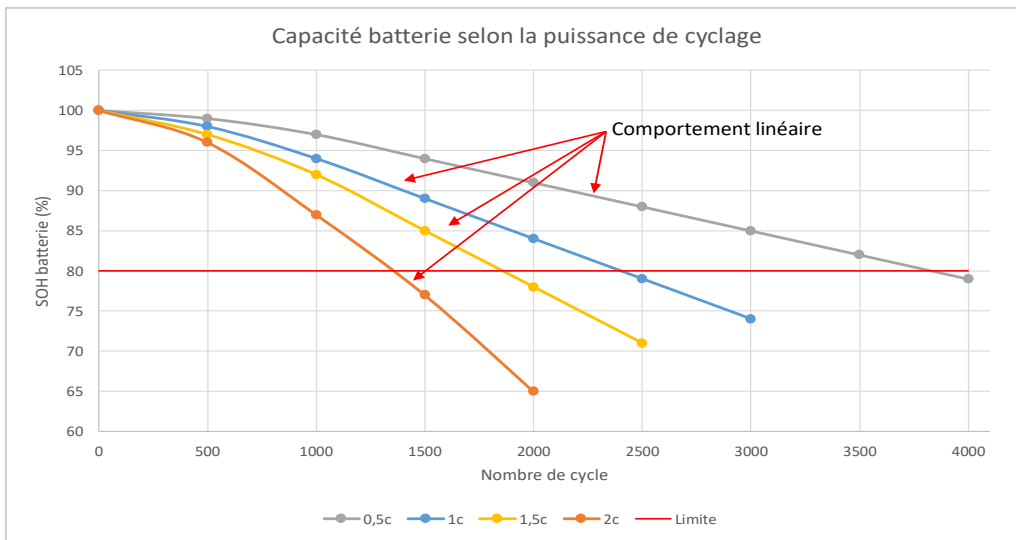


Figure 4-3 Evolution du SOH batterie lors du cyclage pour différentes puissances

Les limites déjà soulevées de cette modélisation restent toujours valables, notamment la disponibilité des résultats de tests et la définition du cycle de référence, c'est pour cela qu'il est nécessaire de s'affranchir du cycle en introduisant le calcul de la quantité d'énergie échangée. En plus, nous avons besoin d'intégrer des facteurs de pondération, par rapport à la méthode de base de Wöhler, pour prendre en compte l'influence des deux paramètres étudiés influençant le vieillissement de la batterie, à savoir le DoD et le niveau de puissance.

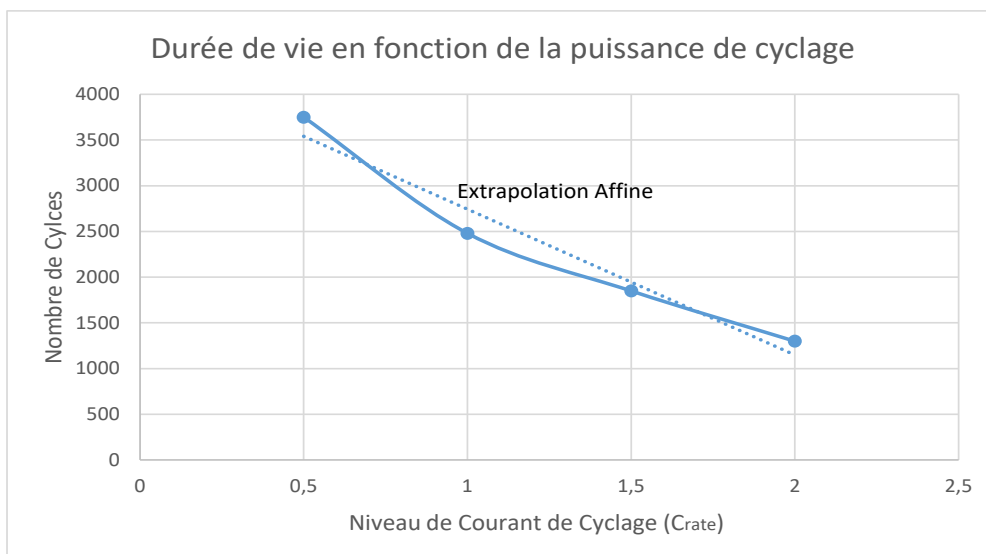


Figure 4-4 Durée de vie batterie en nombre de cycles en fonction de la puissance de cyclage

Pour cela nous proposons donc un système d'estimation de la quantité d'énergie échangée lors d'un cycle d'usage, celle-ci est corrigée suivant un facteur de dégradation en fonction de la puissance à laquelle le cycle est effectué. Ce qui permettra de pondérer l'effet de chaque joule échangé par la puissance à laquelle il a été échangé. La diminution de la durée de vie est ainsi en fonction de la charge échangée et non plus d'un nombre de cycles.

L'Équation 4-4 présente le mécanisme de comptage de l'énergie échangée via un simple compteur cumulatif des joules en entrée/sortie de la batterie suivant le cycle de puissance d'usage. Nous pouvons ainsi identifier la quantité totale d'énergie échangée sur la durée de vie initiale.

$$\begin{cases} E_{BAT}(J) = \sum |P_{BAT}(W) \cdot T_S(s)| \\ E_{BAT,Tot,Init}(J) = E_{BAT} \cdot N_{Cycle,Init} \end{cases}$$

Équation 4-4 Modèle mathématique de comptage de l'énergie traversant la batterie

Ensuite, un VRP (Vecteur Répartition de Puissance) est défini pour comptabiliser les joules échangés par niveau de puissance suivant le nombre de classes considérées. Puis, les valeurs sont normalisées par rapport à l'énergie totale échangée. On peut ainsi modéliser ce comportement par l'Équation 4-5.

$$VRP_{i=1\dots x} = \frac{(\sum P_{BAT,i} \times T_s)}{E_{BAT}}$$

$$VRP_{1\dots x} = [RP_1 \ RP_2 \ RP_3 \ RP_4 \ RP_5 \ \dots \dots \dots \ RP_x]$$

Équation 4-5 Vecteur répartition de puissance batterie

Avec  $P_{BAT}$  la puissance de la batterie,  $T_s$  l'incrément temporel et  $E_{BAT}$  l'énergie échangée dans la batterie sur le cycle considéré ou lors de toute sa vie. Il faut maintenant introduire un vecteur de pondération qui indique si l'énergie échangée est plus ou moins impactée par le niveau de puissance. Ce vecteur est identifié d'une manière empirique et dépend beaucoup plus des conditions de tests. Néanmoins, malgré le manque de normalisation des procédures de tests de batterie, nous avons fixé, en se basant sur l'analyse de différentes études, que l'effet d'un cycle effectué à 1C correspondrait à la durée de vie dite de référence et que le niveau de puissance relatif à l'application cible pouvait varier de 0 jusqu'à 3C associé à un facteur de pondération qui indique la sévérité de celui-ci. Nous obtenons donc le vecteur pondération de base suivant VP (Vecteur Pondération) Équation 4-6.

$$VP_{i=1\dots x} = [P_1 \ P_2 \ P_3 \ P_4 \ P_5 \ \dots \dots \dots \ P_x]$$

Équation 4-6 Vecteur des pondérations batterie

L'influence de la puissance du cycle sur la totalité de l'énergie échangée peut être modélisée par le coefficient D (Équation 4-7) qui représente le taux de dégradation par rapport à ces conditions de fonctionnement. Il relie donc le facteur de pondération à nos paramètres impactant le vieillissement.

$$D = Mean (VP \cdot VRP)$$

Équation 4-7 Coefficient d'influence en vieillissement du cycle

Il est possible désormais d'incrémenter le vieillissement et de ramener celui-ci à une perte de d'énergie relative à la quantité d'énergie initiale jusqu'à atteindre la FDV (Équation 4-8). On obtient alors l'équation globale désignant la perte d'énergie au fil de la sollicitation dont le principe est schématisé dans la Figure 4-5.

$$L_{Pertes}(\%) = \frac{E_{BAT} \cdot D}{E_{BAT, Tot, Init}} \times 100$$

Équation 4-8 Estimation des pertes en capacité batterie

Avec  $L_{Pertes}$  la perte de durée de vie en pourcentage de la vie totale de la batterie.

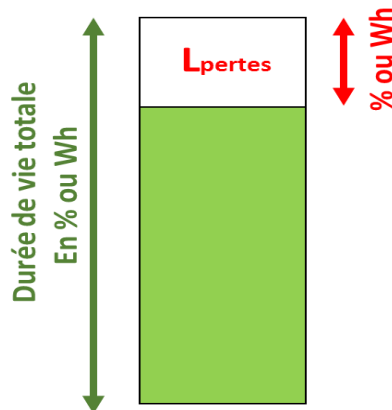


Figure 4-5 Comportement final de l'approche d'estimation de la durée de vie batterie

Cette information est importante comme indicateur de l'évolution des dégradations de durée de vie permettant ainsi d'évaluer l'impact du choix du dimensionnement et de la gestion énergétique de l'architecture suivant le cycle d'usage considéré.

L'approche empirique proposée est simple à mettre en œuvre, représentative, transposable à d'autres technologies/applications et pertinente pour notre approche de conception. Elle présente toutefois des limites liées notamment à une modélisation globale du vieillissement de la batterie qui ne tient pas compte des différents mécanismes de dégradation, l'évolution de la finesse des modèles pourrait être envisagée dans ce cas-là. Il faut ajouter à cela la disponibilité et la véracité des données de tests pour assurer l'extrapolation linéaire ainsi que l'identification des facteurs de pondération entre les différentes contraintes impactant le vieillissement. En plus, l'extrapolation linéaire reste valable que pour la plage de fonctionnement considéré (70 % de DoD avec une FDV à 80 % du SOH). L'implémentation de cette approche sera présentée par la suite (section 4.1.2) dans le cadre notre cas d'étude.

#### 4.1.1.2 Durée de vie pile à Combustible

La durée de vie d'une PAC quant à elle est dépendante principalement des conditions de fonctionnement de la membrane au sein de laquelle la réaction d'oxydo-réduction a lieu. En effet, les conditions d'utilisation de la PAC vont conditionner la température, l'humidité, et la concentration en réactif de la membrane [85], [87], [89], [91], [117]–[122]. La durée de vie de la PAC sera donc liée à la capacité du système (au travers des sollicitations en puissance) à maintenir les conditions de fonctionnement optimales dans la membrane.

L'état de santé de la PAC peut être vu comme le temps de fonctionnement restant avant que le système sorte de sa plage de fonctionnement acceptable [118], [123]–[125]. Pour les applications statiques, ce temps de fonctionnement avec les technologies actuelles est de l'ordre de la dizaine de milliers d'heures de fonctionnement, et de seulement quelques milliers d'heures pour une application embarquée.

Lors de son vieillissement, la PAC change de caractéristique, avec une perte de sa capacité de produire la même tension pour une intensité constante, ainsi sa puissance globale sur le même point de fonctionnement va diminuer avec le temps. Pour compenser ces pertes, la PAC pourra augmenter l'intensité correspondante et aller chercher un point de fonctionnement plus élevé sans pour autant dépasser la puissance maximale qui représente la limite en sécurité de la PAC. On estime dans ce cas aussi que lorsque la PAC a perdu 20 % de sa puissance max, les conditions de sécurités ne sont plus assurées et que donc celle-ci a atteint sa fin de vie d'usage.

On peut donc modéliser l'état de santé d'une PAC comme étant le rapport de la puissance max actuelle par rapport à la puissance max théorique, la fin de vie sera donc atteinte lorsque cet état de santé atteindra le seuil des 80 %, Équation 4-9 ( $P_{PAC}$  la puissance disponible de la PAC)

$$SOH_{PAC} = \frac{P_{PACactuelle}}{P_{PACinitiale}} \times 100$$

Équation 4-9 Modèle de l'état de santé d'une pile à combustible

Il ressort de l'étude bibliographique que ce vieillissement est principalement causé par quatre principaux facteurs (Figure 4-6), les Start&Stop, les phases de chauffe, les variations de puissance (la dynamique) et les phases à haute puissance.

Dans notre approche, la fonction start&stop n'est pas considérée dans la gestion d'énergie, de plus la phase de chauffe est ignorée car nous supposons que la PAC est dotée d'un système avec une procédure de démarrage. Nous concentrons donc notre estimation de durée de vie sur l'influence des hautes puissances et de la gestion de la dynamique par la PAC. D'après la Figure 4-6 issue des références [91], la dynamique de la PAC représente près de 56.5 % du vieillissement, le start&stop représente 33 %, les temps de chauffe 4.7 % et les hautes puissances 5.8 %. Si nous ne considérons que la dynamique et les hautes puissances dans ce cas, la dynamique représentera près de 90 % du vieillissement de la PAC. Enfin selon certaines études [88] le vieillissement dû au Start&Stop peut être réduit, voir annulé si une procédure de vidange du cœur de la PAC est effectuée à chaque occurrence.

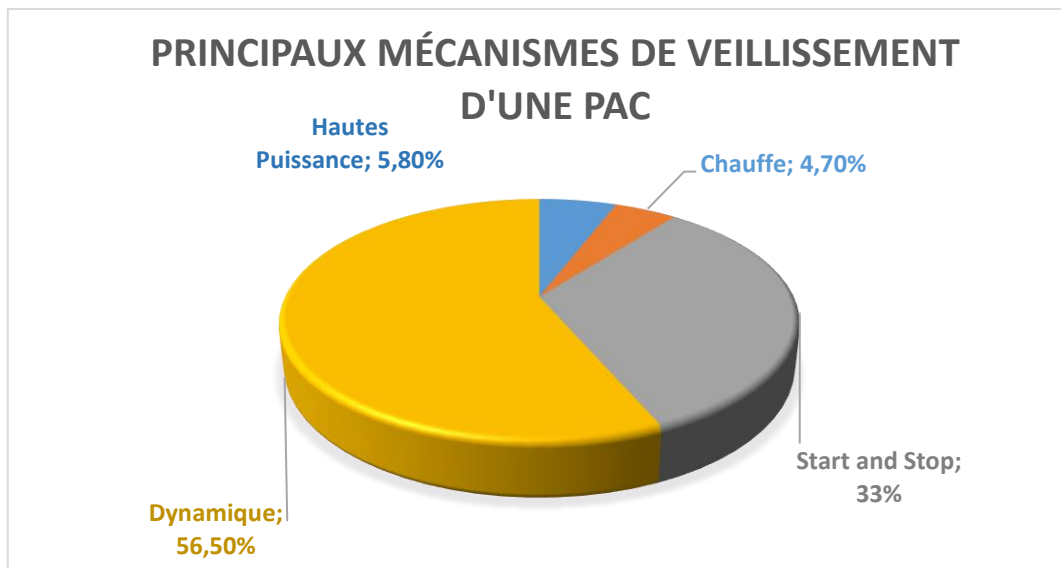


Figure 4-6 Principaux mécanismes de vieillissement d'une pile à combustible

Dans les études, nous pouvons voir que des travaux ont été menés sur des PAC en usage statique, ce qui nous permet de juger du vieillissement lié aux hautes puissances sans être impacté par les effets de la dynamique. Le processus de test a été normalisé et ramené à une puissance/intensité par unité de surface en A/cm<sup>2</sup> ce qui permet de transposer ces résultats à différents dimensionnements de PAC. Toutes les 100 h, un processus visant à estimer l'état de la PAC était réalisé ce qui permis d'obtenir par pas de 100 h la puissance disponible (SOH) de la PAC par rapport à sa puissance initiale.

Différentes densités de courant ont été testées, 0,2, 0,7 et 1,06A/cm<sup>2</sup>, ce qui correspond à une variation de 20 % à 100 % de puissance sur la majorité des PAC existantes. On constate que plus la puissance moyenne sera élevée plus la PAC aura un vieillissement prononcé. De plus, on retrouve une évolution sur la plage de SOH 100-80 % qui est facilement linéarisable, ce qui nous permet comme dans le cas de la batterie de mettre en place un modèle simple et mathématique du comportement de la PAC suivant l'approche de Wöhler. Les Figure 4-7 et Figure 4-8 présentent les résultats issus de ces études.

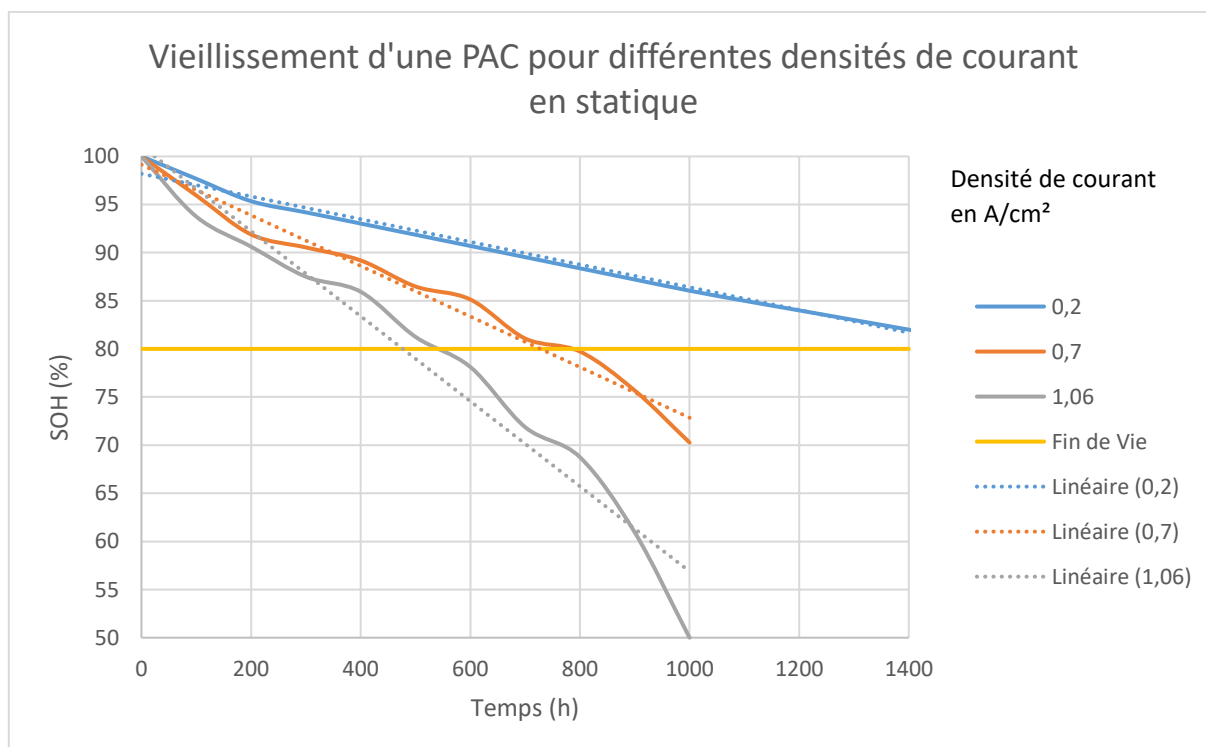


Figure 4-7 Vieillissement statique d'une PAC à différentes densités de courant

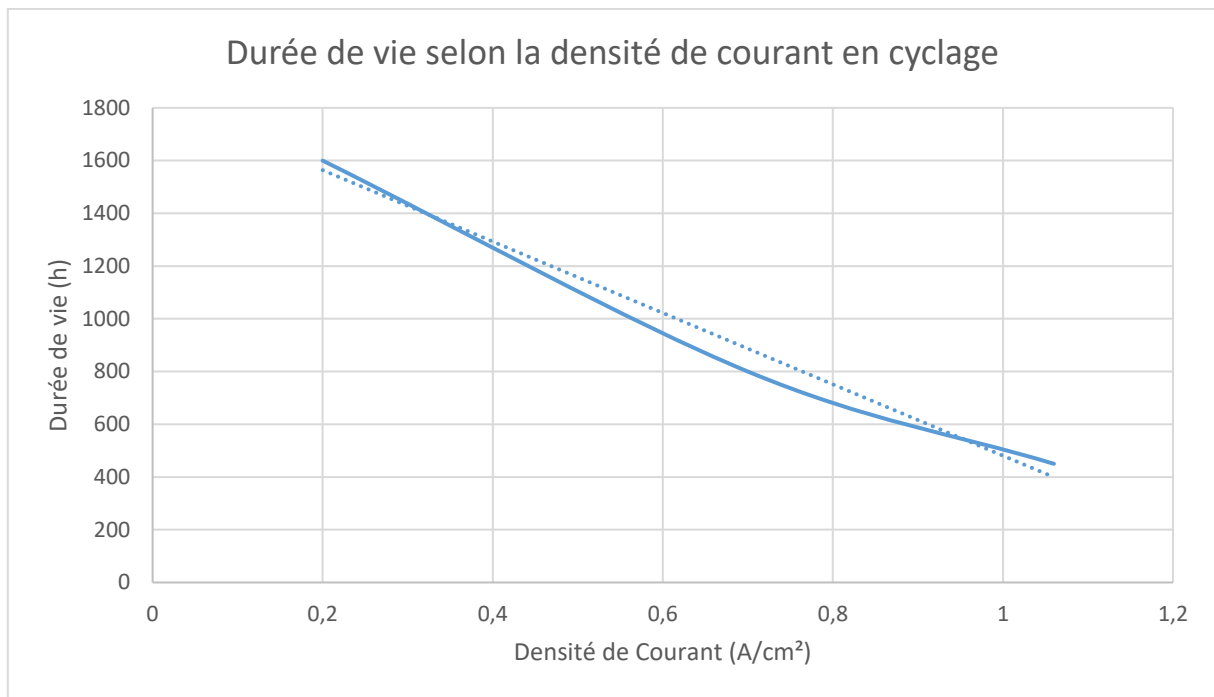


Figure 4-8 Durée de vie d'une PAC en usage statique selon la densité de courant

A partir des résultats présentés, on peut établir un modèle mathématique linéaire représentatif du comportement de la PAC en vieillissement statique. De manière analogue on obtient le modèle comportemental issu de la Figure 4-7 qui nous permet de prédire à partir des données de l'étude, la durée de vie d'une PAC utilisée en statique avec une densité de puissance définie. L'Équation 4-10 donne ce modèle mathématique avec T le temps, DC la densité de courant et  $T_{DC}$  le temps de vie selon la densité de courant.

$$\begin{cases} SOH_{DC}(\%) = a - b \times DC(A/cm^2) \times T(h) \\ T_{DC}(h) = c \times DC + d \end{cases}$$

Équation 4-10 Modèle empirique mathématique de la durée de vie PAC vis-à-vis de la densité de courant

Les comparaisons effectuées entre ce modèle prédictif et des essais expérimentaux montrent une bonne estimation et donc une pertinence à la mise en place de celui-ci dans notre application. Les paramètres (a, b, c et d) sont à déterminer par quelques essais sur la PAC considérée.

La principale limite de cette étude est du fait qu'elle ne tiendrait pas compte des récentes améliorations en termes de durée de vie sur une PAC. En effet, les meilleures gestions des accessoires et conditions de fonctionnement des PAC ont significativement augmenté le nombre d'heures de fonctionnement en statique et en dynamique. De plus, des études récentes se basant sur l'étude originelle, laissent à penser que ce modèle comportemental reste valable sur des PAC récentes. Il faut cependant recalibrer ce modèle avec des données de PAC récentes pour avoir des résultats plus proches des technologies actuelles. A cela s'ajoute que les études menées l'ont été sur des méthodes visant à accélérer le vieillissement pour des raisons évidentes de praticité et de coût. Nous pouvons donc utiliser cette approche mathématique, tout en gardant à l'esprit que les résultats obtenus seront certainement plus des indicateurs de durée de vie que de réelles estimations des temps de fonctionnement restants. En effet, il nous faudra recalibrer ce modèle sur des données issues d'utilisation réelle et donc des durées de vie en statique proche de 40.000h et de l'ordre de 3.000-4000h en dynamique.

La dynamique reste le point le plus contraignant au vu des résultats présentés par la Figure 4-6. De plus pour une application embarquée automobile, la nature même de son fonctionnement est non statique. Bien que la gestion énergétique tentera de répartir au mieux la charge entre les deux sources, il en résultera tout de même une dynamique subie par la PAC qu'il faudra quantifier en terme d'impact de durée de vie.

Nous l'avons vu précédemment, la durée de vie d'une PAC dépend de plusieurs facteurs physiques comme la température de la membrane, l'humidité de celle-ci, ou encore la gestion en réactifs pour n'en citer que trois. D'un point de vue macroscopique, la dynamique est l'aspect qui va avoir le plus fort impact sur le fonctionnement de la PAC au travers des aspects microscopiques. En effet, une PAC étant composée d'un stack qui est le cœur « réactif » où se déroule la réaction d'oxydoréduction produisant l'énergie électrique avec une dynamique donnée, et d'un jeu d'accessoires assurant le maintien des bonnes conditions de fonctionnement de ce stack. Là réside le verrou technologique, car ce jeu d'accessoires possède une dynamique de réponse souvent plus faible que le cœur de la PAC. Cela entraînera donc un retard dans le rétablissement des conditions optimales de fonctionnement et donc des dégradations réversibles ou irréversibles sur le cœur du stack, en plus des contraintes transitoires de la charge.

La Figure 4-9 montre l'effet de la dynamique sur un des paramètres internes de la PAC, la « starvation » qui correspond à l'alimentation correcte en réactif de la membrane, trois essais ont été effectués avec différentes dynamiques. Un changement de densité d'intensité de 0.2 à 0.4 A/cm<sup>2</sup>, de 0.2 à 0.8 A/cm<sup>2</sup> et de 0.2 à 1.0 A/cm<sup>2</sup>, de manière acceptable au vu des PAC présentes actuellement sur le marché. On peut modéliser cela par des changements d'un ordre de grandeur de la puissance de 20 %, 60 % et 80 %. On constate très nettement que sur la Figure 4-9 à chaque échelon de puissance, le système subit une chute de réactif dans la membrane avant d'être corrigée. Cela induit, si la chute est trop importante à un manque de réactif dans la membrane et à l'apparition de courant parasite voir d'inversion de la tension localement. Ces réactions causent des effets et des pertes réversibles mais lors de l'accumulation de ces occurrences ou d'échelons trop importante, les dégâts peuvent être irréversibles.

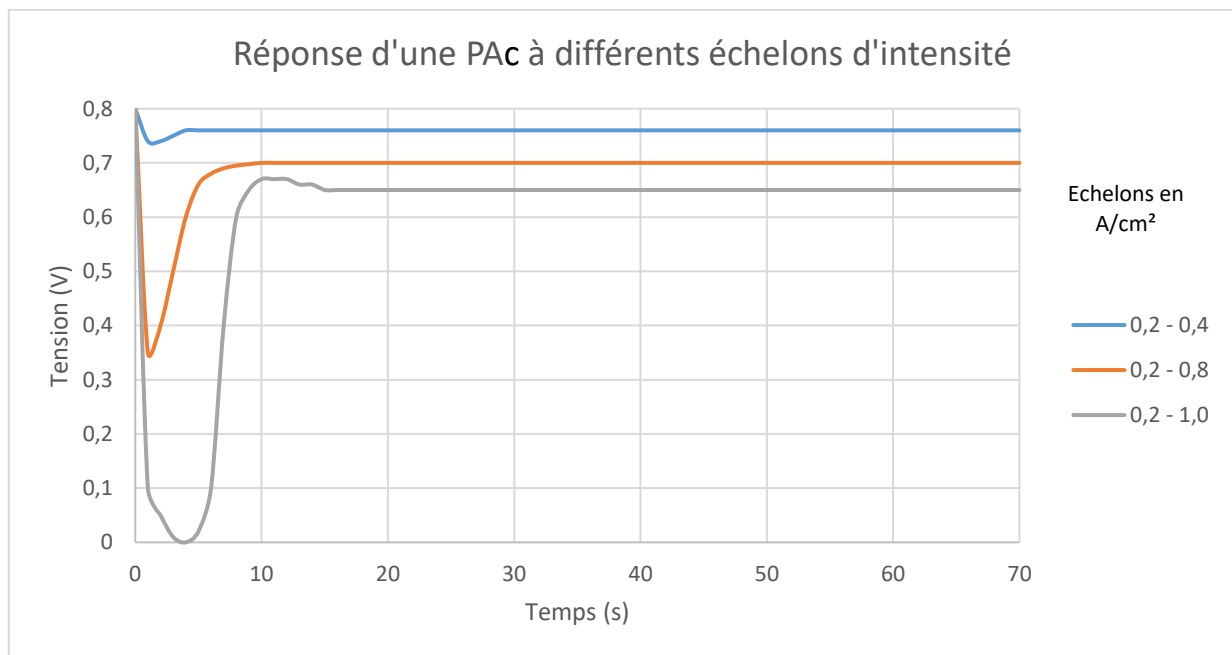


Figure 4-9 Comportement d'une PAC face à une demande dynamique

Il est d'usage de ne permettre aux PAC modernes un temps de réponse entre 5 et 10 s ce qui nous donne dans le cas le plus dynamique (5 s) des échelons de 20 % de puissance. Cette pratique est cohérente avec les résultats obtenus lors de cette étude et nous amène donc dans notre cas à utiliser cette méthode pour estimer l'impact de la part dynamique du cycle de puissance qui sera appliqué à la PAC.

On constate l'effet de la dynamique sur des études de cyclage avec différentes dynamiques disponibles. La Figure 4-10 présente les résultats d'une étude visant à caractériser l'impact de la dynamique sur le vieillissement de la PAC [66]. On constate bien que lorsque la dynamique d'un cycle augmente, la durée de vie de la PAC lors du cyclage avec cette configuration va chuter de manière quasi linéaire. Des variations de dynamique allant de 0.2 à 1.2 A/cm<sup>2</sup>.s ont été investiguées.

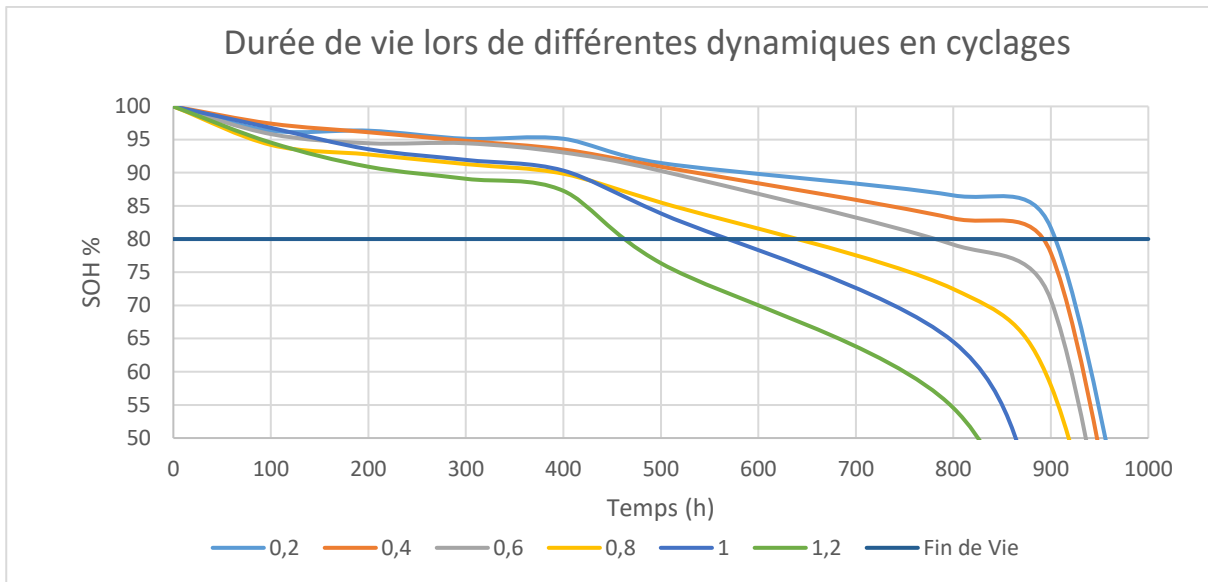


Figure 4-10 Evolution du SOH PAC lors de cyclage à différentes dynamiques

Globalement le modèle mathématique comportemental de la PAC est donné par l'équation suivante Équation 4-11 Modèle empirique mathématique de la durée de vie PAC vis-à-vis de la dynamique (Équation 4-11) qui permet d'obtenir au cours du temps de cyclage l'évolution du SOH pour différentes dynamiques possibles. A partir de ces résultats, on peut établir le modèle mathématique global de l'influence de la dynamique du cycle sur la durée de vie de la PAC. L'Équation 4-11 donne le modèle associé et donc permet de prédire l'évolution de la durée de vie selon les sollicitations du cycle de puissance. Ici aussi, les paramètres (e, f, g et h) sont déterminés à partir de quelques essais.

$$\begin{cases} SOH_{Dyn}(\%) = e - f \times Dyn(A/cm^2.s) \times T(h) \\ T_{Dyn}(h) = g \times Dyn + h \end{cases}$$

Équation 4-11 Modèle empirique mathématique de la durée de vie PAC vis-à-vis de la dynamique

Avec  $Dyn$  la dynamique subie par la PAC,  $T$  le temps de celle-ci, et  $T_{Dyn}$  le temps de vie de la PAC. Ce comportement linéaire est confirmé lorsque les résultats sont mis en forme pour pouvoir observer l'évolution de la durée de vie d'une PAC sur un cycle donné avec différentes dynamiques de puissance possibles. La Figure 4-11 nous présente ces résultats qui illustre une évolution quasi linéaire permettant ainsi d'obtenir un modèle mathématique simple.

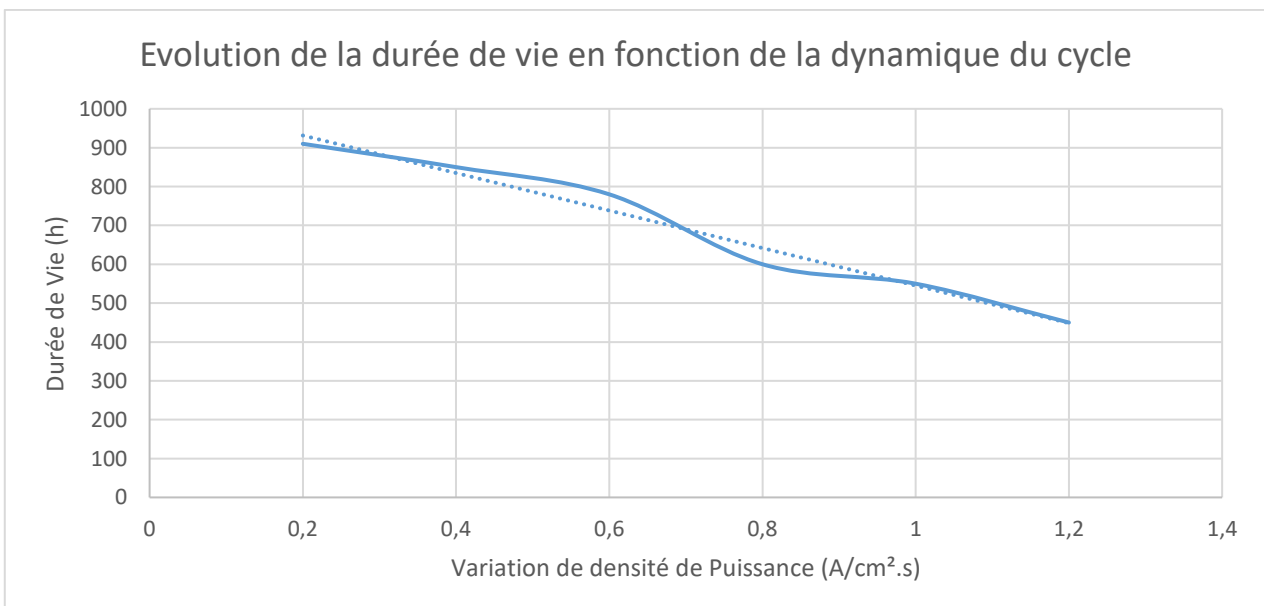


Figure 4-11 Evolution de la durée de vie en fonction de la dynamique



La principale limite de ce modèle est la calibration des paramètres qui sont ici définis à partir de données issues des essais en cyclage accéléré. Lors d'un usage réel, la durée de vie sera bien plus grande comme indiqué plus haut, nous obtiendrons des résultats proches de 40.000h de fonctionnement pour une application statique et de l'ordre de 4000-5000 h pour un véhicule à PAC. Nous reviendrons par la suite sur ce sujet mais quelques heures d'essais dans des conditions réelles ou des données de véhicules existants seraient suffisant pour rééquilibrer ce modèle et ainsi déterminer de manière fiable les jeux de paramètres (e, f, g et h), nécessaires à chacun des modèles.

Le modèle global de durée de vie PAC est un modèle mathématique simple qui incorpore les principes vus précédemment. Nous allons donc à partir du cycle de puissance appliqué à la PAC estimer le vieillissement dû aux hautes puissances et dû à la dynamique puis à partir de ces deux éléments nous pouvons obtenir une estimation de la durée de vie restante de la PAC.

Ces deux modèles mathématiques ont été incorporés dans une équation globale au travers des coefficients de vieillissement caractérisant le comportement au cours du temps de notre PAC. Le processus présenté dans l'implémentation de la méthode aura pour but de réaliser un comptage de l'énergie transformée par la PAC et de pénaliser cette énergie globale par l'effet des deux facteurs vus, les hautes puissances et les dynamiques.

Cette approche qui peut paraître moins naturelle que d'obtenir un résultat en temps de fonctionnement, permet néanmoins d'obtenir un résultat qui sera de même nature que la durée de vie batterie, mais aussi semblable à l'énergie consommée. Ainsi, nous nous épargnerons le besoin de normaliser et de convertir ces « coûts » de fonctions d'optimisation « au doigt mouillé ». Cela s'inscrit naturellement dans notre optique de méthode globale simple et transposable.

Pour réaliser ce module, nous nous sommes basés sur les travaux suivants [91] qui fournissent un modèle mathématique simple qui estime le temps de vie restant de la PAC selon les caractéristiques du cycle de puissance qu'elle aura suivie. Pour cela, il faut définir 2 axes sur ce module. Le premier vise à déterminer les caractéristiques du cycle qui permettent de « nourrir » le modèle, ce que nous allons présenter immédiatement après. Puis le second axe est la détermination des caractéristiques en vieillissement de la PAC, nous présenterons notre raisonnement sur cet aspect dans un second temps pour mettre en lumière les avantages et alerter sur les limites de ce processus.

Le modèle mathématique est le suivant : le temps de vie restant (T) est en fonction du delta de puissance ( $\Delta P$ ) que l'on estime acceptable de perdre avant la FDV de la PAC, lorsque cela pose des questions de sécurité, et des caractéristiques en vieillissement de la PAC ( $P_1$  et  $P_2$ ) et du cycle ( $C_1$  et  $C_2$ ). L'équation de ce modèle mathématique est présentée par l'Équation 4-12. Ce modèle est extrêmement simpliste mais permet de manière acceptable d'obtenir une estimation de l'impact d'un cycle sur une PAC dans l'optique de « noter » la gestion énergétique et donc le dimensionnement de l'architecture dans un processus global d'optimisation.

$$T(h) = \frac{\Delta P (\%) }{k \times (C_1 \times P_1(\% \cdot h^{-1}) + C_2 \times P_2(\% \cdot h^{-1}))}$$

Équation 4-12 Modèle global d'estimation de la durée de vie de la PAC

Ici, le coefficient k nommé « coefficient d'accélération » a pour but de régler et de calibrer le modèle aux résultats expérimentaux en accélérant ou en ralentissant le processus de vieillissement. Le coefficient  $C_1$  est la quantité de « haute puissance » en pourcentage et  $P_1$  est la caractéristique en vieillissement de la PAC face à cet aspect. Les coefficients  $C_2$  et  $P_2$  sont analogues mais pour l'aspect de la dynamique. Les coefficients C (cycle) sont déterminés à partir d'un travail uniquement sur le cycle et visent à donner la quantité d'énergie qui a été produite selon le critère que l'on cherche à évaluer. Les coefficients P quant à eux nécessitent des données du constructeur ou des essais en vieillissement pour être déterminés en utilisant les modélisations en vieillissement vues précédemment.

Les coefficients  $C_1$  et  $C_2$  sont donc déterminés à partir d'une étude du cycle de puissance imposé à la PAC. Nous allons réaliser un comptage du temps passé dans les conditions hautes puissance et dans les conditions dynamiques pour définir ces coefficients.

Pour le premier coefficient, à chaque instant du cycle selon la puissance de la PAC, le temps passé à cette puissance sera valorisé selon un coefficient contenu dans le Tableau 4-1, puis cumulé avec le temps déjà comptabilisé. Ainsi, en réalisant une somme cumulative nous obtenons un temps passé en conditions de hautes puissances qui prend en compte le temps ainsi que l'intensité de cette puissance. Entre deux instants de puissances différentes, le second sera compté au double si sa puissance est double par rapport au premier. On peut donc modéliser le comportement de ce module par l'Équation 4-13, qui tout d'abord comptabilise de manière pondérée le temps passé à haute puissance, puis dans un second temps, détermine la valeur du coefficient  $C_1$  qui sera utilisée dans le modèle global de vieillissement de la PAC.

Coefficients de comptabilisation						
Puissance (en % de Pmax)	[P <sub>1</sub> ; P <sub>2</sub> ]	[P <sub>2</sub> ; P <sub>3</sub> ]	[P <sub>3</sub> ; P <sub>4</sub> ]	[P <sub>4</sub> ; P <sub>5</sub> ]	...	[P <sub>n-1</sub> ; P <sub>n</sub> ]
Temps comptabilisé (en s)	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	...	X <sub>n</sub>

Tableau 4-1 Coefficient de pénalisation de la puissance

$$\begin{cases} \text{Compteur}_{\text{puissance}}(s) = \sum X_i(P_i) \\ C_1 = \text{Compteur}_{\text{puissance}}/3600 \end{cases}$$

Équation 4-13 Modèle de comptabilisation de la puissance

Pour le second coefficient comptabilisant la quantité de la phase dynamique dans le cycle, nous réalisons de manière similaire en étudiant le cycle. Pour cela, nous parcourons celui-ci, puis à chaque instant nous déterminons la variation de puissance par rapport à l'instant précédant, selon le niveau de la dynamique le temps est comptabilisé de manière pondérée en fonction de l'intensité de celle-ci (Tableau 4-2). Puis on accumule ce temps sur l'entièreté du cycle pour obtenir le taux de dynamique dans le cycle de puissance imposé à la PAC. Enfin, une fois ce comptage effectué, le coefficient correspondant est donc calculé pour être incorporé au modèle global d'estimation du vieillissement de la PAC. Pour cela, le modèle mathématique utilisé est représenté en Équation 4-14.

Coefficients de comptabilisation						
Dynamique (en % de Pmax)	ΔP <sub>1</sub>	ΔP <sub>2</sub>	ΔP <sub>3</sub>	ΔP <sub>4</sub>	...	ΔP <sub>n</sub>
Temps comptabilisé (en s)	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	Y <sub>3</sub>	Y <sub>4</sub>	...	Y <sub>n</sub>

Tableau 4-2 Coefficient de pénalisation de la dynamique

$$\begin{cases} \text{Compteur}_{\text{dynamique}}(s) = \sum Y_i \\ C_2 = \text{Compteur}_{\text{dynamique}}/3600 \end{cases}$$

Équation 4-14 Modèle de comptabilisation de la dynamique

#### 4.1.2 Implémentation de la Méthode

Maintenant que nous avons détaillé les principes théoriques de ces modules d'estimations de durées de vie, nous allons voir l'implémentation de ceux-ci pour obtenir une approche intégrable dans notre méthodologie. Pour réaliser cette implémentation, nous utilisons les données de gestion énergétique issues de la commande optimale (cycle de puissance de la PAC, et cycle de puissance de la batterie) lors de la première validation de notre approche sur un cycle WLTC.

##### 4.1.2.1 Durée de Vie Batterie

Pour implémenter cette méthode, nous travaillons donc avec le cycle de puissance appliqué à la batterie directement obtenu de l'optimisation en gestion énergétique, il est donc dépendant du dimensionnement de l'architecture. Dans un premier temps, le comptage de l'énergie échangée est réalisé via un simple compteur cumulatif des joules en entrée/sortie de la batterie (Équation 4-4). Ce travail est réalisé sur le cycle de puissance que la batterie va subir présenté en Figure 4-12. Nous obtenons ainsi la quantité d'énergie échangée cumulée au cours du cycle de puissance (Figure 4-13).

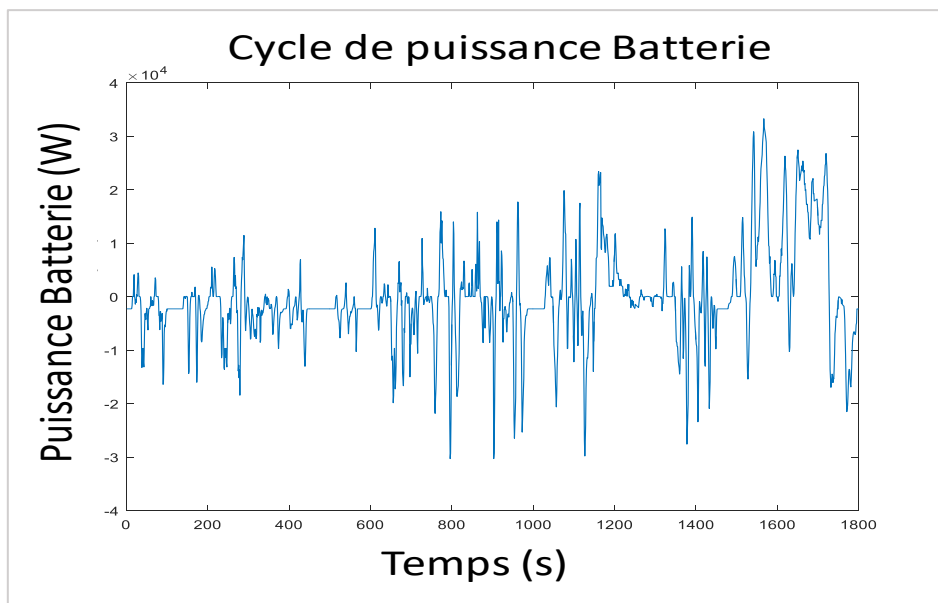


Figure 4-12 Cycle de puissance appliqué à la batterie lors d'un WLTC

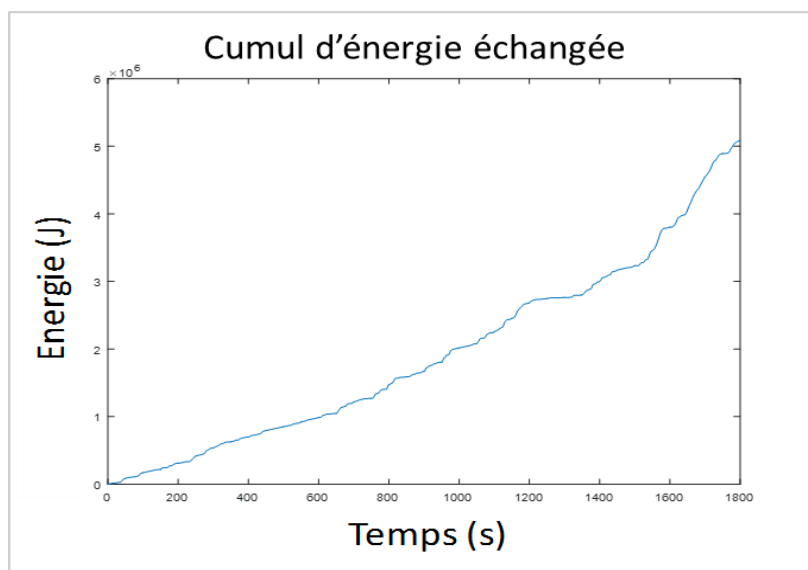


Figure 4-13 Cumule de l'énergie échangée par la batterie sur un cycle WLTC

En parallèle, le vecteur de répartition de la puissance VRP est défini selon la densité de puissance donnée par 10 niveaux possibles, de 0 % à 100 % par tranche de 10 % utilisant l'Équation 4-5. A chaque instant du cycle, la quantité d'énergie échangée à un niveau de puissance est comptabilisée dans la catégorie correspondante. Une fois la totalité de ce processus réalisée, la quantité d'énergie contenue dans chaque niveau de puissance est normalisée par la quantité totale d'énergie échangée sur le cycle. Nous obtenons ainsi un vecteur de répartition de puissance (VRP) en proportion d'énergie échangée pour le cas du cycle de puissance batterie en réponse au WLTC (Équation 4-15).

$$VRP_{WLTC} = [VRP_1 \ VRP_2 \ VRP_3 \ VRP_4 \ VRP_5 \ VRP_6 \ VRP_7 \ VRP_8 \ VRP_9 \ VRP_{10}]$$

$$= [25 \% \ 18 \% \ 17 \% \ 15 \% \ 11 \% \ 9 \% \ 4 \% \ 1 \% \ 0 \% \ 0 \%]$$

Équation 4-15 Vecteur répartition de puissance batterie sur un WLTC

La Figure 4-14 présente les résultats obtenus de cette densité de puissance sous forme d'histogramme pour mieux se représenter la sollicitation en puissance de la batterie.

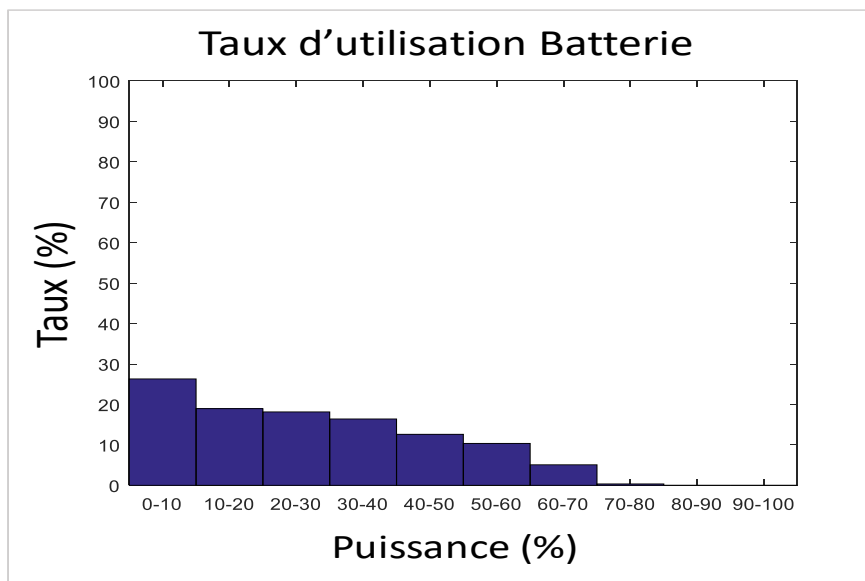


Figure 4-14 Taux d'utilisation de la batterie sur un cycle WLTC

L'influence de la puissance du cycle sur la totalité de l'énergie échangée peut être modélisée par le coefficient D (Équation 4-7) qui représente le taux de dégradation par rapport à ces conditions de fonctionnement. Il relie donc le facteur de pondération à nos paramètres impactant le vieillissement.

Pour calculer ce taux de dégradation D (Équation 4-7), il nous faut identifier le vecteur de pondération VP défini précédemment (Équation 4-6). Ce vecteur décrit donc l'influence de chaque gamme de puissance sur le vieillissement de la batterie (Équation 4-16).

$$VP_{i=1...10} = \left[ \frac{1}{3} \ \frac{2}{3} \ \frac{3}{3} \ \frac{4}{3} \ \frac{5}{3} \ \frac{6}{3} \ \frac{7}{3} \ \frac{8}{3} \ \frac{9}{3} \ \frac{10}{3} \right]$$

Équation 4-16 Vecteur pondération de la batterie Li-ion considérée

On peut donc maintenant calculer la valeur du coefficient D en réalisant le produit des deux vecteurs (VRP et VP) puis en calculant la moyenne de ce résultat.

On peut donc obtenir alors une estimation de la partie en durée de vie consommée (Équation 4-8). Le principe global de l'approche est schématisé dans la Figure 4-15, qui illustre chacune des étapes de ce module. Ainsi, avec ce module, nous pouvons non pas obtenir une durée de vie parfaitement réaliste en heure de fonctionnement, mais plutôt un indicateur de durée de vie (en kWh) qui permette de juger de la pertinence d'un dimensionnement de l'architecture globale vis-à-vis de ce critère et de comparer ce dimensionnement (et la gestion associée) à d'autres dimensionnements possibles.

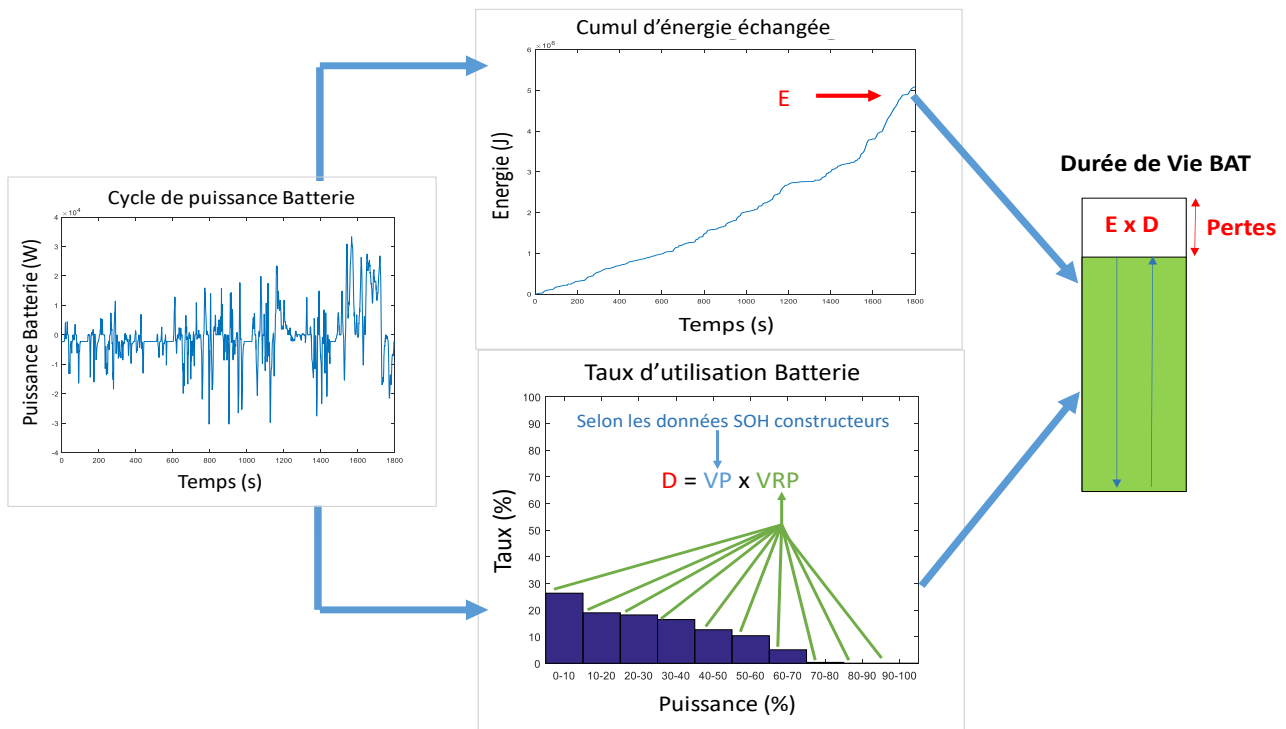


Figure 4-15 Principe du modèle de durée de vie batterie

Les résultats de validation de la méthode développée seront présentés dans la section dédiée pour démontrer la faisabilité de l'approche et ainsi prévoir le vieillissement de la batterie en vue de son intégration dans l'approche de conception globale.

#### 4.1.2.2 Durée de Vie Pile à Combustible

De manière analogue, l'implémentation du module d'estimation de la durée de vie de la PAC se base sur l'approche théorique vue précédemment. Nous avons implémenté un module qui à partir d'un comptage simple et de pénalisations (Équation 4-12) sur le cycle de puissance suivi, va permettre d'obtenir un modèle d'estimation de la durée de vie qui intègre les aspects dynamiques et de hautes puissances. Nous précisons qu'il est toujours possible d'ajouter d'autres considérations.

La Figure 4-16 présente le cycle de puissance appliqué à la PAC obtenu suite à une optimisation de la gestion énergétique de suivant le cycle WLTC.

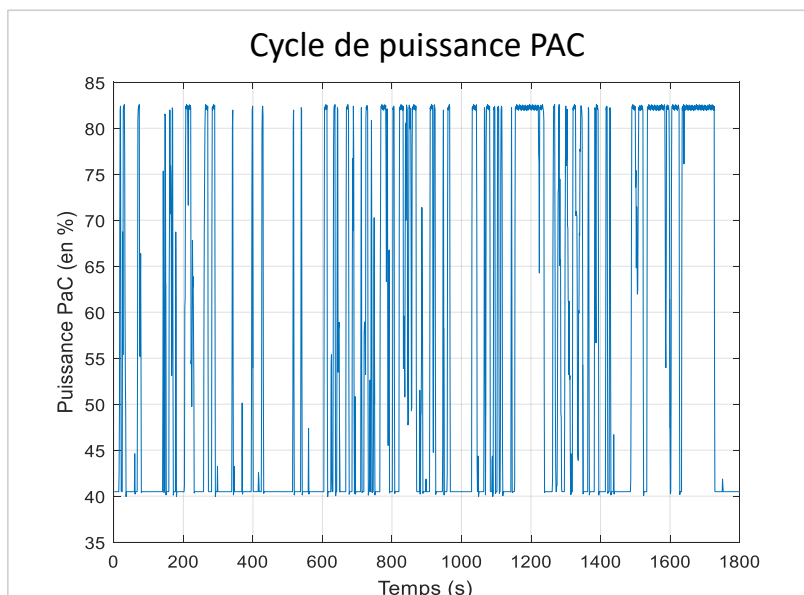


Figure 4-16 Cycle de puissance appliqué à la PAC

Pour le calcul de l'impact des hautes puissances (coefficient C1), on réalise le processus en comptabilisant (somme cumulative en proportion) la puissance en sortie de la PAC, seconde après seconde en parcourant le cycle de puissance appliqué. Ainsi une seconde passée à 10 % de puissance ne comptera dans la somme cumulative que comme 0.1 s de fonctionnement à « haute puissance » tandis qu'une seconde passée à 80 % comptera pour 0.8 s. Avec cette répartition, nous prenons en compte l'usure de la PAC liée à la puissance de fonctionnement sans avoir à définir un « seuil » au-delà duquel le fonctionnement serait considéré comme à « haute puissance ». On ne trouve pas à ce jour dans la littérature de définition universelle des différents seuils et limites hautes/basses de puissances, ce qui nous a amené à procéder par pondération. La Figure 4-17 présente les résultats issus de ce comptage pour un cycle de puissance appliqué à la PAC identique à celui de la Figure 4-16. Le détail des pondérations lors du comptage est donné dans le Tableau 4-3, puis le coefficient C1 est calculé à partir du compteur en fin de cycle et de l'Équation 4-13 vue précédemment.

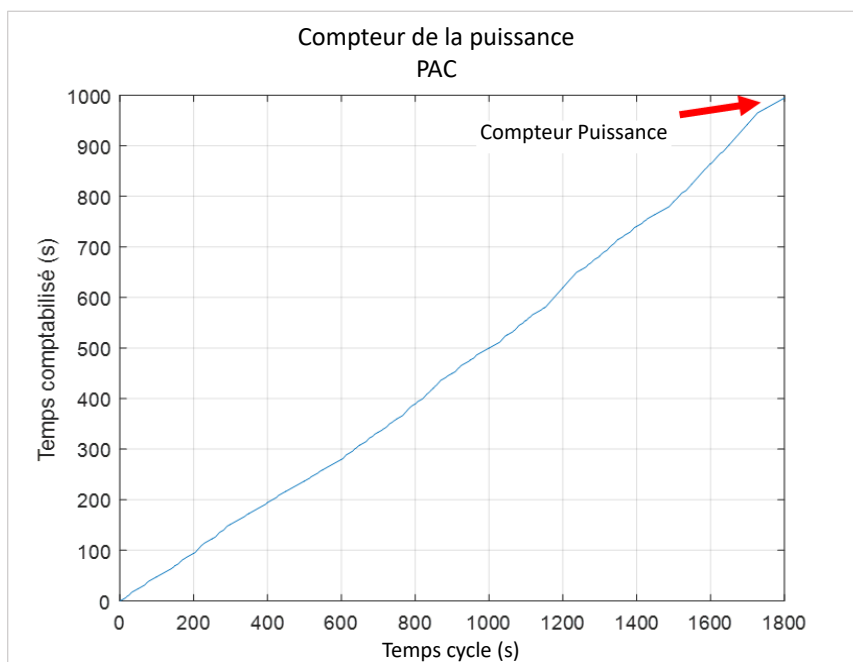


Figure 4-17 Processus de comptabilisation de la puissance

Coefficients de comptabilisation										
Puissance (en % de Pmax)	< 10%	10-20%	20-30%	30-40%	40-50%	50-60%	60-70%	70-80%	80-90%	>90%
Temps comptabilisé (en s)	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1

Tableau 4-3 Coefficients de pénalisation des hautes puissance pour un cycle de type WLTC

Pour le coefficient de la dynamique (C2), on réalise le comptage des variations de puissance d'amplitude supérieure à un seuil de 10 % de la puissance max. Ce seuil a été choisi car il est considéré dans la littérature, comme limite entre un usage statique et dynamique. On comptabilise donc seconde après seconde le temps passé en état « dynamique ». On établit des seuils de dynamique (variation de 20 %, 30 % ...) et on pondère le temps comptabilisé par l'intensité de la dynamique. En pratique, une variation de puissance comprise entre 10 % et 20 % en 1 seconde sera comptabilisée comme 1 seconde de dynamique dans la somme cumulative. En revanche, une variation dont l'amplitude se situe entre 50 % et 60 % comptera quant à elle pour 5 secondes dans la somme cumulée croissante. Ainsi l'effet de « starvation » vu précédemment est pris en compte et permet de pénaliser de manière progressive la dynamique subie par la PAC. Le Tableau 4-4 résume le processus de pénalisation avec les différents seuils appliqués.

Coefficients de comptabilisation										
Dynamique (en % de Pmax)	< 10%	10-20%	20-30%	30-40%	40-50%	50-60%	60-70%	70-80%	80-90%	>90%
Comptabilisation (en s)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9

Tableau 4-4 Coefficients de pénalisation de la dynamique

Le processus de comptabilisation du cycle considéré (Figure 4-16) est présenté en Figure 4-18, on obtient à la fin de celui-ci la valeur du temps comptabilisé en phase dynamique, pondérée par la sévérité de la dynamique.

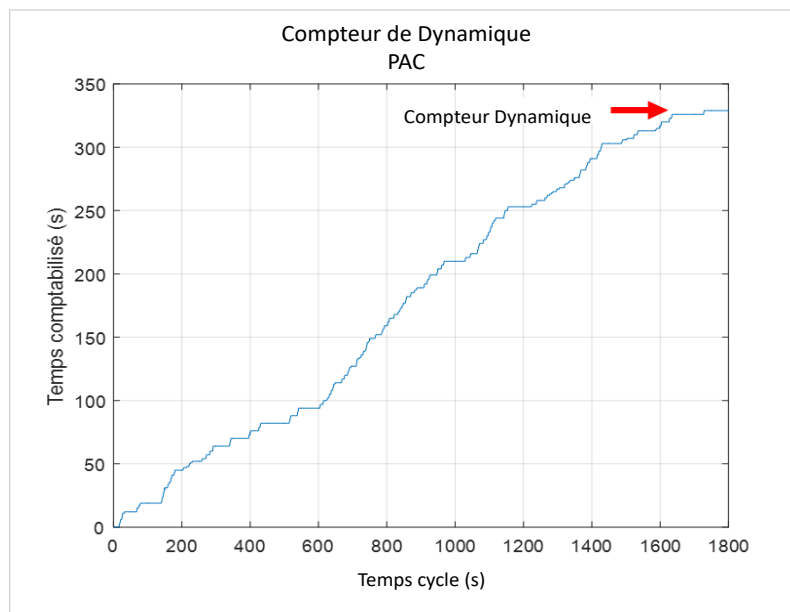


Figure 4-18 Processus de comptabilisation de la dynamique

Une fois cette comptabilisation effectuée, on calcule la proportion  $C_2$  représentée par cette dynamique avec l'Équation 4-14. Cette proportion peut être plus importante que 1 du fait de la pondération croissante et supérieure à 1 des pénalités, cela permet d'inclure par un moyen simple l'effet de la dynamique. Le choix de pondération est déterminé par le processus de mesure du vieillissement de la PAC. Nous reviendrons sur ce point mais il est important de prendre conscience de l'impact des méthodes utilisées pour obtenir les données dont sont issues les coefficients de réglages du modèle mathématique.

Pour déterminer les coefficients  $P_1$  et  $P_2$ , il faut disposer de données suffisamment représentatives du comportement de la PAC. Pour cela, il existe deux solutions, la première assez répandue dans l'état de l'art, vise à effectuer un test court en cyclage et à haute puissance de l'ordre de 200-300 h de fonctionnement. Ainsi les données issues seront suffisantes pour extrapoler un modèle comportemental. L'essai à haute puissance est effectué à puissance constante, puis on mesure à intervalle régulier la chute de performance de la PAC au travers d'un indicateur représentatif de son SOH. Idem pour le cyclage, l'étude en dynamique consiste à soumettre une PAC à un cycle à une dynamique donnée et à extrapoler des résultats pour obtenir un modèle comportemental.

La seconde possibilité est d'obtenir des ordres de grandeur (en termes de durée de vie) liés à la technologie, plutôt que des valeurs exactes liées à un modèle de PAC. Dans notre approche cette solution sera préférée du fait de l'optimisation en dimensionnement et donc de la nécessité d'obtenir un modèle qualitatif plutôt que quantitatif, en vue d'une comparaison entre les différents dimensionnements possibles. Il faut néanmoins dans cette approche garder à l'esprit que les résultats obtenus ne seront que des indicateurs pour pouvoir juger un dimensionnement et non une estimation réelle.

Le choix des conditions de test va influencer les réglages des pondérations présentés par la suite. Par exemple, sur le test en cyclage (dynamique), le choix de l'incrément de puissance définira le « niveau zéro » en deçà duquel la durée de vie sera améliorée par rapport au test et au-delà dégradée. Pour calibrer ces coefficients liés à la PAC, il est nécessaire d'avoir une bonne connaissance des ordres de grandeur liés à la technologie. Il est néanmoins possible de raffiner les résultats avec des essais spécifiques par la suite, lors par exemple du passage en temps réel ou l'architecture est fixée et connue.

Pour les coefficients  $P_1$  et  $P_2$  nous avons donc réalisé une extrapolation à partir des différentes études visant à déterminer les mécanismes de vieillissement. Nous en avons tiré une estimation de l'ordre de grandeur des différents vieillissements existants. Nous nous sommes basés en particulier sur l'étude [91], puis nous avons comparé ce résultat et les procédures de test associées avec les autres études à disposition. Nous avons pu donc confirmer la cohérence de cette approche et valider la pertinence des résultats obtenus. En effet, si le test de caractérisation contient plus d'éléments propices au vieillissement alors le coefficient de vieillissement sera plus important. Les résultats présentés dans l'état de l'art ainsi que ceux issus de notre méthode restent en concordance avec les comparatifs effectués. Le Tableau 4-5 fournit à titre d'exemple les différentes valeurs des coefficients C et P pour le cycle présenté en Figure 4-16 et pour une PAC de type PEMFC (Proton Exchange Membrane Fuel Cell).

Les corrections apportées à ces coefficients ont notamment visé à prendre en compte les vieillissements accélérés lors des essais de caractérisation. En effet, lors de ces études pour des raisons de praticité les essais étaient réalisés avec des paramétrages permettant l'obtention de résultats sur des temps raisonnables. Aujourd'hui une PAC en usage statique possède un temps de vie de l'ordre de 40.000 heures de fonctionnement et de l'ordre de 3.000-4.000 heures en dynamique. Pour obtenir des résultats, lors de notre implémentation, relativement cohérents avec la réalité, nous avons donc par essais successifs, retravaillé les coefficients  $P_1$  et  $P_2$  pour qu'un usage statique ou dynamique respecte les temps de fonctionnement indiqués. Ce calibrage garantit la transposabilité de l'approche et peut être fait à chaque nouvelle caractérisation pour adapter l'approche à d'éventuelles évolutions technologiques.

Coefficient	Valeur
$C_1$	0.2761
$C_2$	0.0664
$P_1$	0.00147
$P_2$	0.010825

Tableau 4-5 Coefficients du modèle de vieillissement PAC

Une fois ces éléments implémentés, nous obtenons par l'Équation 4-12 une estimation du temps de vie restant en heure de fonctionnement. Avec ce résultat obtenu, il ne nous reste plus qu'à obtenir une grandeur comparable à la durée de vie batterie et la consommation de l'architecture, toutes deux en énergie (joule). Pour cela, le temps de fonctionnement consommé est traduit en énergie équivalente que la PAC aurait pu produire en statique à la puissance moyenne totale (énergie produite sur le temps du cycle d'essais). Nous réalisons cette dernière étape en calculant la puissance moyenne du cycle à partir des données initiales puis par multiplication avec le temps de durée de vie consommé, nous obtenons le coût en durée de vie de cette architecture et de sa gestion énergétique associée au niveau de la PAC.

Après avoir développé, à partir de la théorie et de l'état l'art, des modules d'estimation de la durée de vie de chaque élément et donc de l'architecture au complet, il ne nous reste plus qu'à vérifier la pertinence à l'usage et ainsi valider ceux-ci. Pour cela, nous procéderons avec différentes configurations pour visualiser le comportement de nos modules d'abord de manière séparée puis intégrée à l'approche globale.

#### 4.1.3 Résultats et validation

On présente ici les résultats d'estimation de la durée de vie selon les deux approches associées aux deux sources étudiées. Pour cela, on réalise pour chaque module d'estimation plusieurs tests suivant différents cycles d'usage (du moins impactant au plus impactant). Ainsi, on pourra valider la faisabilité du module d'estimation de durée de vie ainsi que ses performances en cohérence avec les caractéristiques du cycle d'usage.



#### 4.1.3.1 Batterie

Pour la batterie, on part d'une base de cycle issu des résultats d'optimisation présentés dans le chapitre 3, avec un dimensionnement possible et une gestion énergétique associée. Ce cycle est issu de l'optimisation utilisant un profil d'usage de type WLTC qui a été présenté en Figure 4-12. A partir de celui-ci, considéré comme cycle de référence, nous générons deux variantes supplémentaires avec un cycle qui représente moins d'énergie échangée et moins de niveau de puissance, et un cycle qui est plus impactant avec globalement plus d'énergie échangée et plus de puissance (Figure 4-19).

Nous réalisons sur ces trois cycles une estimation de l'impact en durée de vie à l'aide du module développé décrit précédemment dont les différentes étapes sont présentées ci-dessous.

En premier, l'énergie cumulée pour chacun des cycles est calculée, les courbes obtenus sont présentées en Figure 4-20. D'une manière similaire, les densités de puissance sont également évaluées et illustrées en Figure 4-21.

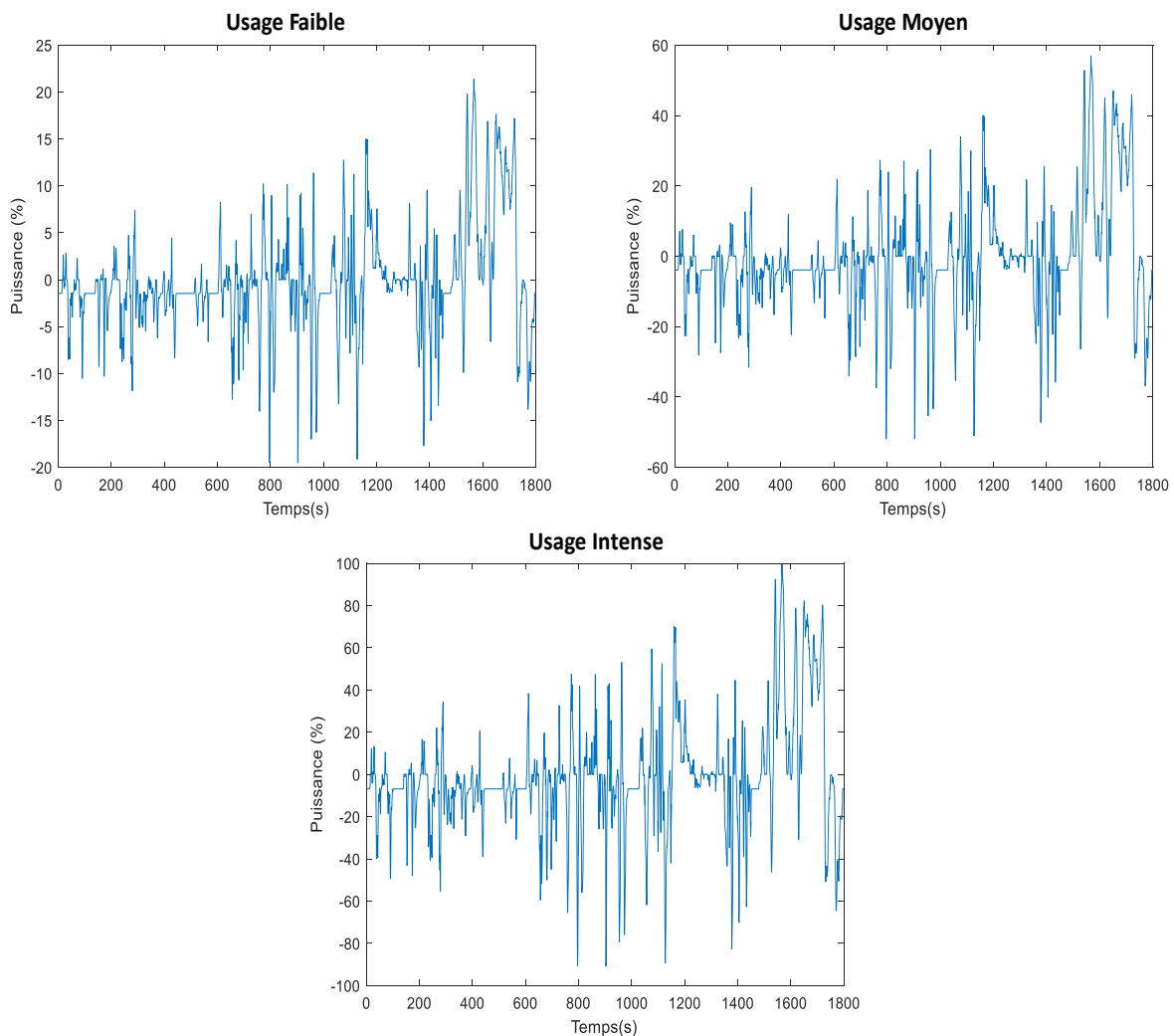


Figure 4-19 Cycles de puissance batterie

A partir de là, le module peut déterminer les pertes en durée de vie pour chaque cycle, on présente ces résultats dans un histogramme en Figure 4-22. Ces derniers sont exprimés sous forme de pourcentage pour faciliter la compréhension et l'étude comparative. Mais comme indiqué précédemment, une conversion en joule sera plus appropriée pour les besoins mathématiques lors de l'optimisation multicritère.

Pour les études de référence, nous mettons dans le Tableau 4-6 quelques données de durée de vie batterie issues de la littérature. Il est tout de même important de noter que les cycles de validation en durée de vie n'étant pas normalisés, les valeurs que nous pouvons trouver sont très dépendantes du cycle utilisé.

Référence	Données	Conditions
Han et al, 2014	1000 cycles	HPPC charge : 0.3 C décharge : 1.5 C
Zou et al, 2015	700 cycles	Hybrid pulse test
Maheshwari et al, 2018	300 - 1200 cycles	DoD 50% - 100% à 1C
Ecker et al, 2013	300 - 3500 cycles	DoD 5% -100% à 1C
Babin et al, 2018	10 000 - 35 000 Ah	DoD 30% - 100% à 0.5C – 2.4C

Tableau 4-6 Durées de vie batterie – études de référence

Les résultats issus de cette étude nous permettent de se rapprocher le plus de trois types d'usage de la batterie, un usage faible, un usage moyen et un usage intense. On constate que le maintien de charge est le cycle qui présente le moins de pertes de durée de vie, ce qui est en cohérence avec nos hypothèses. Des conditions d'usage moins contraignantes (énergie et puissance) impliquent un impact limité sur la durée de vie. Cette étude traduit en somme que la meilleure utilisation que l'on peut faire d'une batterie est le maintien de charge à faible puissance. Cela est relativement fidèle à la réalité et comparable aux informations fournies par les constructeurs et celles retrouvées dans la bibliographie. Cela permet lors de la prise en compte de cette contrainte, une estimation pertinente qui comporte un bon rapport précision/complexité. Il peut être intéressant d'étudier par la suite, le bon compromis entre les différents critères impactant la durée de vie en mettant en place une étude de sensibilité des facteurs de pondération. L'enjeu est alors de trouver les solutions de compromis concernant le choix des caractéristiques de la batterie en puissance et en énergie suivant le cahier des charges.

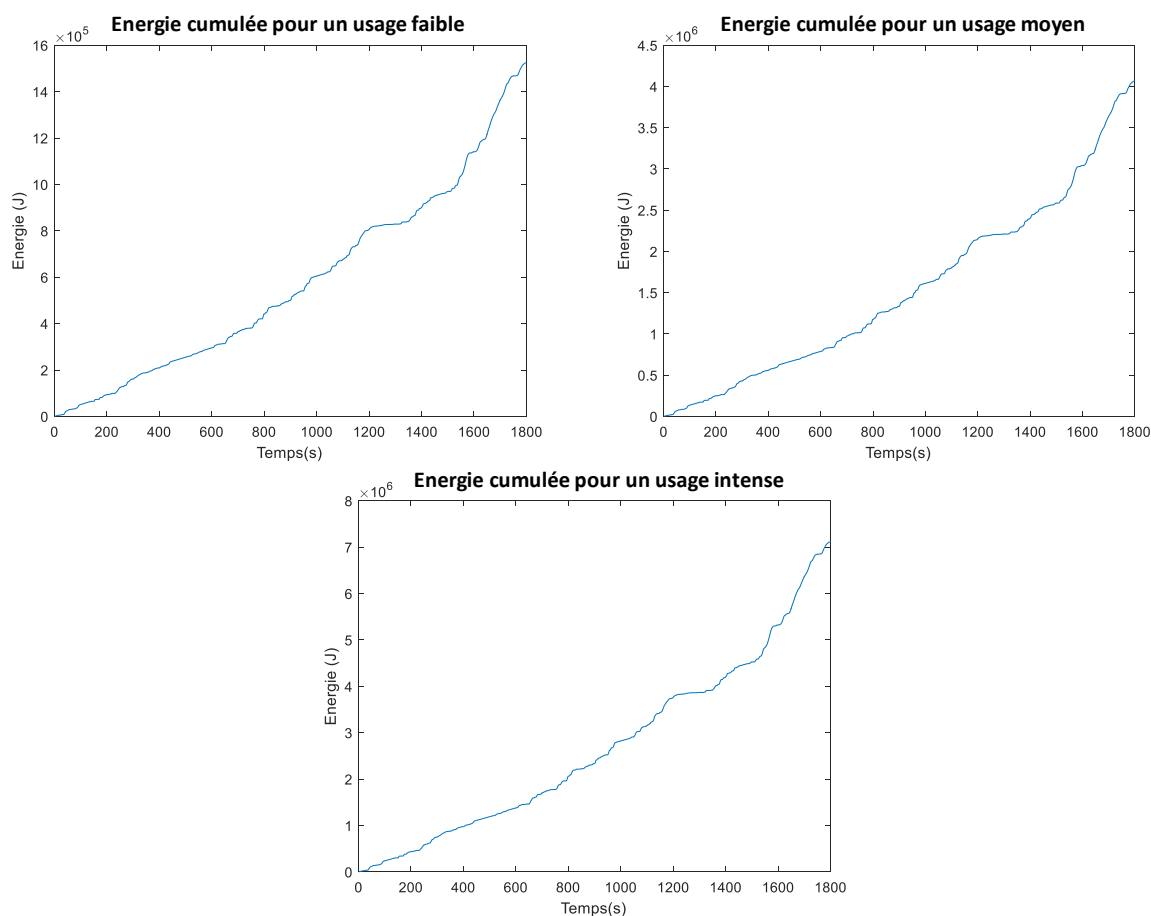


Figure 4-20 Energie cumulée batterie

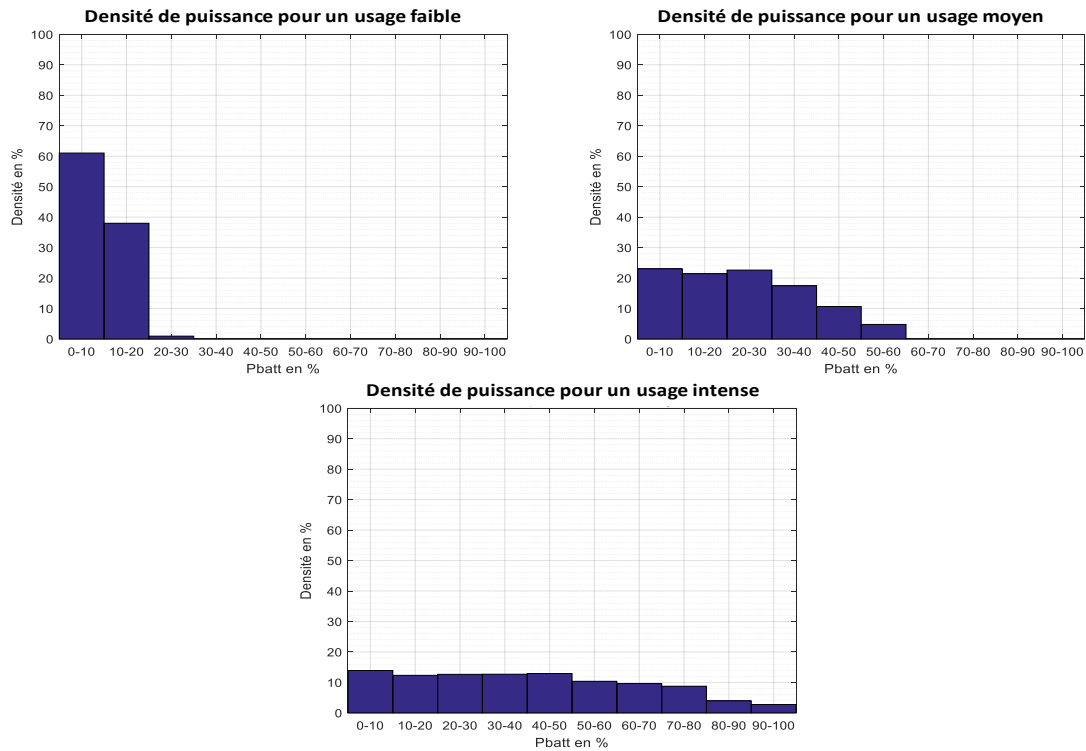


Figure 4-21 Densité de puissance batterie

Nous avons avec ces résultats suffisamment de données pour valider notre approche et ainsi vérifier son bienfondé. En effet, au vu des résultats que l'on peut retrouver dans la littérature (Tableau 4-6) les durées de vie indiquées sont de l'ordre de quelques centaines à plusieurs milliers de cycles (300-3500 cycles et 10000-35000 Ah). Il nous apparait que sur les cycles testés basés sur des WLTC et issus de l'optimisation énergétique, le vieillissement estimé nous permet d'obtenir entre 900 et 10 000 cycles ce qui selon la sévérité, nous amène sur les conditions d'usage (WLTC) à des durées de vie de l'ordre de 100 000 à 200 000 kms ce qui est aujourd'hui annoncé sur des véhicules électriques ou hybrides avec les dimensionnements actuels.

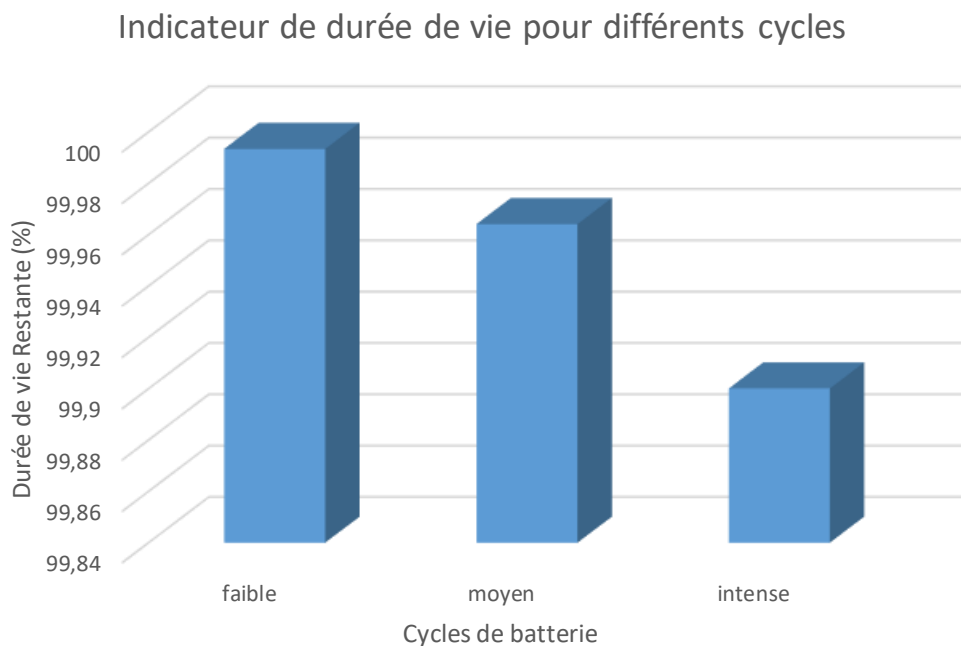


Figure 4-22 Durée de vie batterie

Nous allons par la suite confronter cette méthodologie lors de la validation globale de la méthodologie multi-objectifs à différents cycles pour observer son comportement face à différents usages et ainsi conclure quant à la robustesse de l'approche vis-à-vis de la stochastique d'un usage réel sur les différents aspects, en consommation bien sûr mais aussi en durée de vie. Les résultats de ces études supplémentaires seront présentés dans les annexes afférentes à cette section du manuscrit.

#### 4.1.3.2 Pile à combustible

De manière analogue, on procède sur la PAC avec trois cycles de puissance différents basés sur une optimisation de la gestion énergétique pour un WLTC. La base de ce cycle a été présentée en Figure 4-16. On produit donc un cycle qui va peu solliciter la PAC avec de faibles variations de puissance et un régime moyen assez bas, on va aussi tester un cycle plus dynamique dont la puissance moyenne se situe plus haut. Enfin, un dernier cycle très différent des deux premiers sera testé avec cette fois-ci, de très fortes variations de puissance. Au travers de cette validation, nous souhaitons montrer la pertinence de notre approche et du réglage de nos paramètres, et ainsi selon les sollicitations, obtenir des durées de vie prédites en cohérence avec l'expérience que nous avons de l'utilisation des PAC. Ces trois cycles sont présentés en Figure 4-23 du moins rude au plus impactant.

En utilisant le module d'estimation de durée de vie vu précédemment pour la PAC, nous obtenons dans un premier temps les courbes de comptage cumulé de la puissance que nous présentons en Figure 4-24. Puis dans un second temps, nous obtenons les courbes de comptage cumulé de la dynamique présentées en Figure 4-25. Enfin, ces résultats sont utilisés par le module développé pour déterminer le temps de vie restant de la PAC, si ce cycle est répété durant toute la vie de celle-ci. Nous présentons les résultats issus de cette dernière étape dans un histogramme (Figure 4-26), qui expose les heures de fonctionnement restantes pour une bonne compréhension physique. Néanmoins comme précisé plus tôt, ces résultats seront par la suite convertis en joules pour les besoins du processus d'optimisation globale.

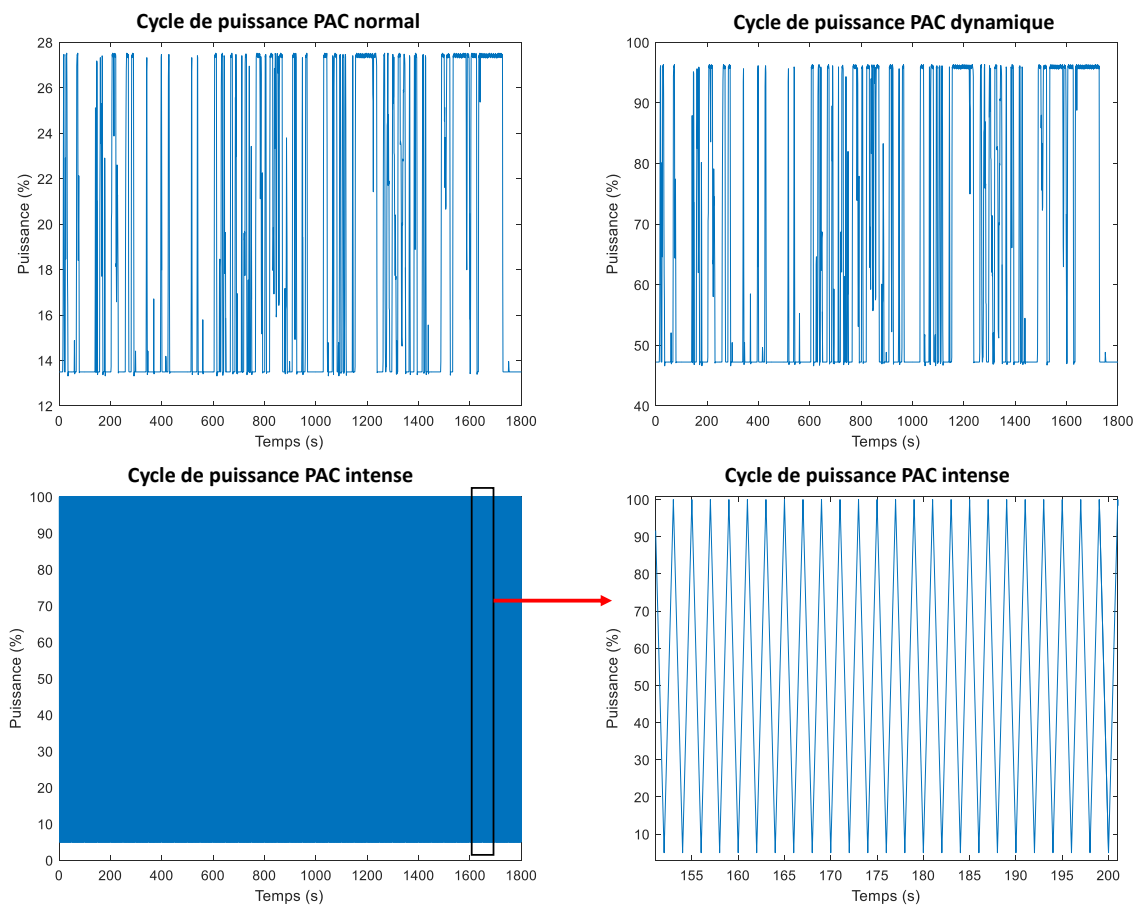


Figure 4-23 Cycles de puissance PAC

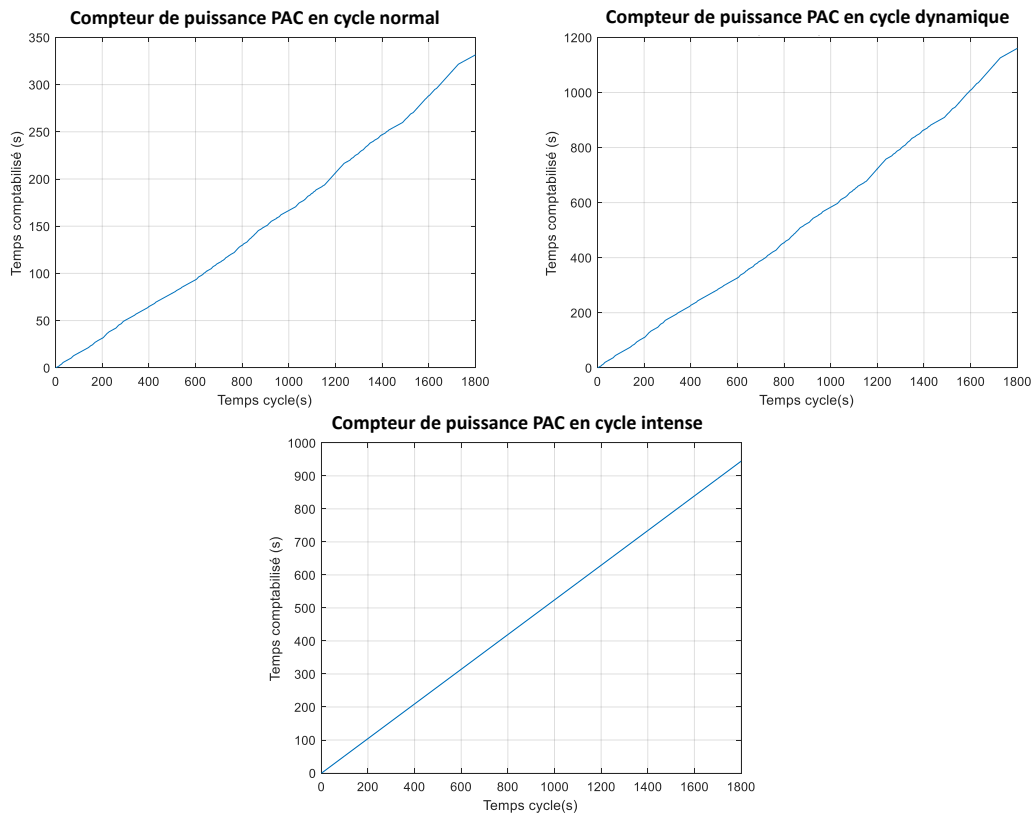


Figure 4-24 Comptage cumulé de la puissance

Une fois la durée de vie estimée en heure de fonctionnement, nous pouvons donc calculer ce que la réalisation d'un cycle représente sur cette durée de vie (ici 1800 s de cycle). Cette proportion en pourcentage nous donnera la quantité de durée de vie consommée par un cycle (Figure 4-27).

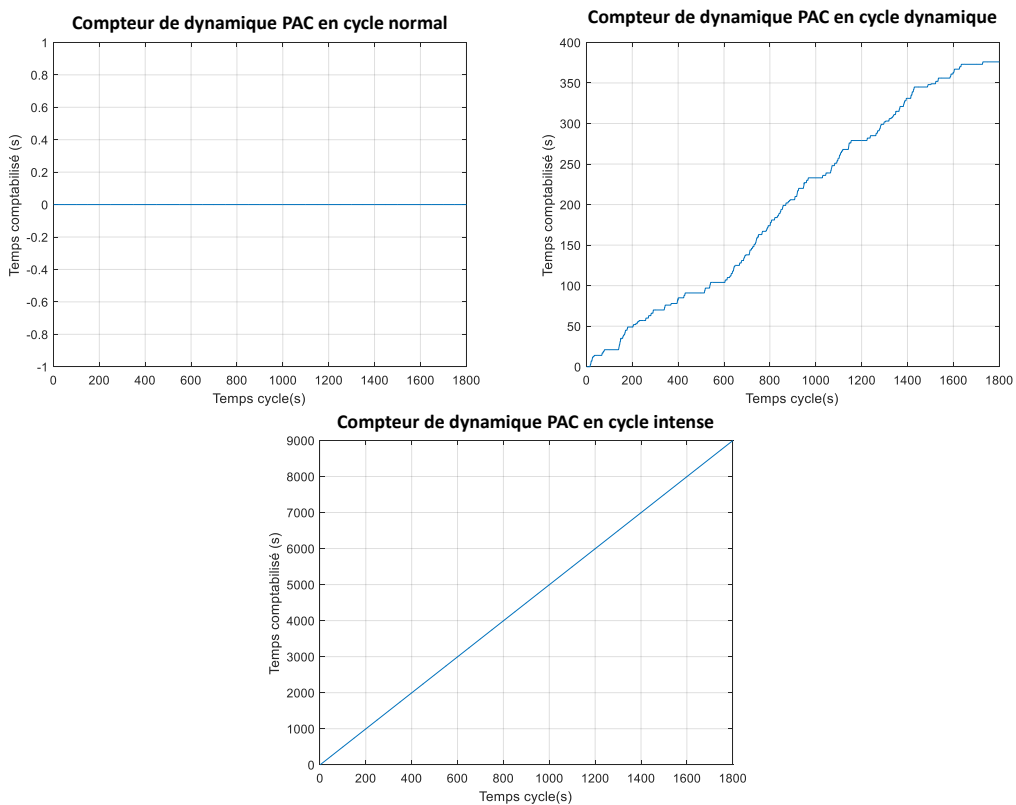


Figure 4-25 Comptage cumulé de la dynamique

On a donc ici un module pour l'estimation de la durée de vie de la PAC qui nous permet d'obtenir, lors de tests de validation, des estimations cohérentes avec ces conditions de test. Nous pouvons donc conclure à la pertinence de notre approche sur cet aspect.

Par la suite, nous allons pouvoir associer ces deux modules en un seul pour réaliser à partir des résultats obtenus une estimation de la durée de vie de l'architecture au complet et ainsi apporter un jugement sur l'aspect durée de vie d'une gestion énergétique et d'une architecture dans le processus de conception.

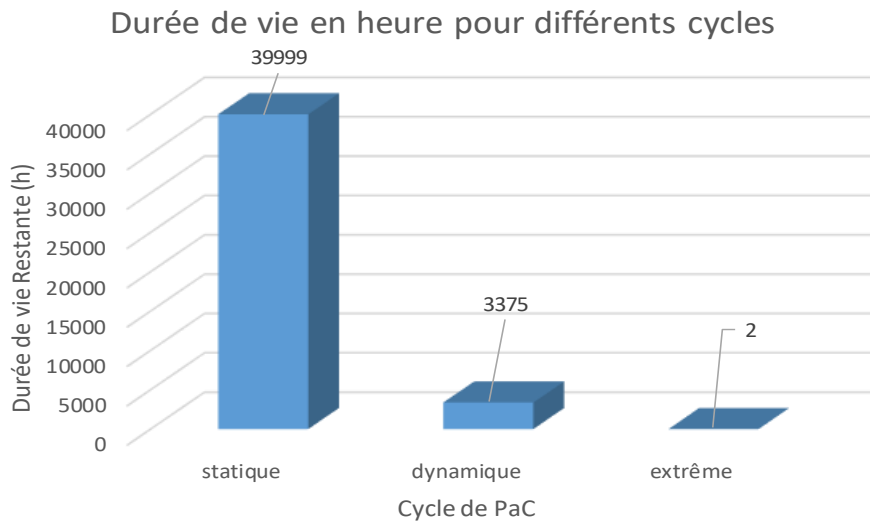


Figure 4-26 Durée de vie PAC en heure de fonctionnement

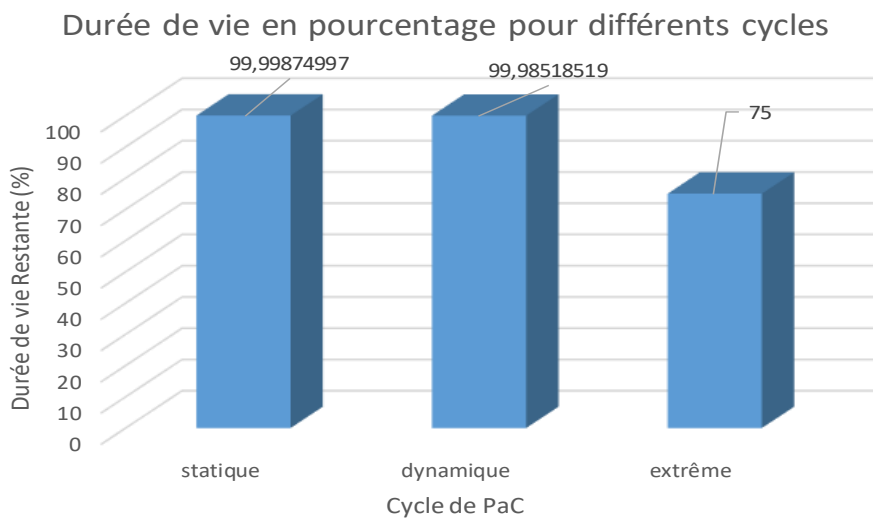


Figure 4-27 Durée de vie PAC restante en pourcentage

#### 4.1.3.3 Module global de durée de vie – PAC/Batterie

Pour pouvoir inclure ce processus dans l'optimisation globale comme un objectif à part entière il nous faut donc obtenir une seule fonction durée de vie à la fin de notre module. Pour cela, les résultats des pertes en énergie (image de la durée de vie) pour les deux sources sont additionnés pour prévoir le vieillissement global de l'architecture. Notre but ici est non pas d'obtenir le temps de fonctionnement avant la première défaillance, mais bien l'impact du vieillissement (perte) sur l'architecture globale. De cette façon nous obtenons une sorte de coût énergétique lié à l'utilisation, cela s'inscrit dans l'optimisation de l'impact énergétique global au travers de la consommation mais aussi du cycle de vie de l'architecture.

Une question se pose néanmoins avant d’obtenir le résultat final, la question de la pondération de chacune des sources au sein du coût global. Nous avons fait le choix pour le moment de prendre en compte le vieillissement de manière égale entre les deux sources. Ce choix de pondération n’est guère présenté dans la bibliographie, il serait tout de même très intéressant pour la suite de mener une étude de sensibilité avec des pondérations différentes. En effet, le coût de fabrication /remplacement, ou l’impact énergétique du cycle global peut être très différent selon le choix des sources. De même, selon les constructeurs et les conceptions des véhicules, le remplacement de tels ou tels éléments peut être plus ou moins simple et donc potentiellement coûteux. Pour cela et dans l’esprit général de notre approche que nous voulons transposable à d’autres technologies et d’autres applications, nous laissons la possibilité à un utilisateur expert de paramétrer ce réglage pour adapter l’outil aux besoins exacts de l’utilisateur final.

Nous présentons par la suite le processus global d’estimation de la durée de vie pour différentes architectures sur un même cycle de validation. Pour cela, nous réalisons à partir de 4 architectures possibles l’optimisation énergétique d’un cycle WLTC. Nous dimensionnons volontairement une architecture sous dimensionnée en batterie et en PAC, une architecture avec une faible batterie et une forte PAC, une architecture avec une forte batterie et une faible PAC et enfin une architecture surdimensionnée. Ces 4 dimensionnements possibles donnent sur un cycle WLTC, 4 gestions énergétiques différentes ce qui donnera lieu à différents impacts en termes de durée de vie.

Le Tableau 4-7 présente les 4 dimensionnements testés sur un WLTC, nous obtenons suite à cela 4 cycles de puissance appliqués à la batterie en Figure 4-28 et 4 cycles de puissance PAC en Figure 4-29. Le processus est identique à ce qui a été présenté précédemment, nous ne présenterons donc ici que les résultats en durée de vie batterie (Figure 4-30) et en durée de vie PAC (Figure 4-31) pour les 4 architectures. Suite à cela, en utilisant une pondération équivalente, nous obtenons le coût de l’architecture globale en durée de vie pour chacun de ces 4 dimensionnements possibles pour un même cycle de validation WLTC. Ces résultats sont présentés en Figure 4-32.

Dimensionnement	1	2	3	4
$C_{BAT}$ (kWh)	2	2	6	6
$P_{PAC}$ (kW)	20	50	20	50

Tableau 4-7 Dimensionnement d’architectures testées

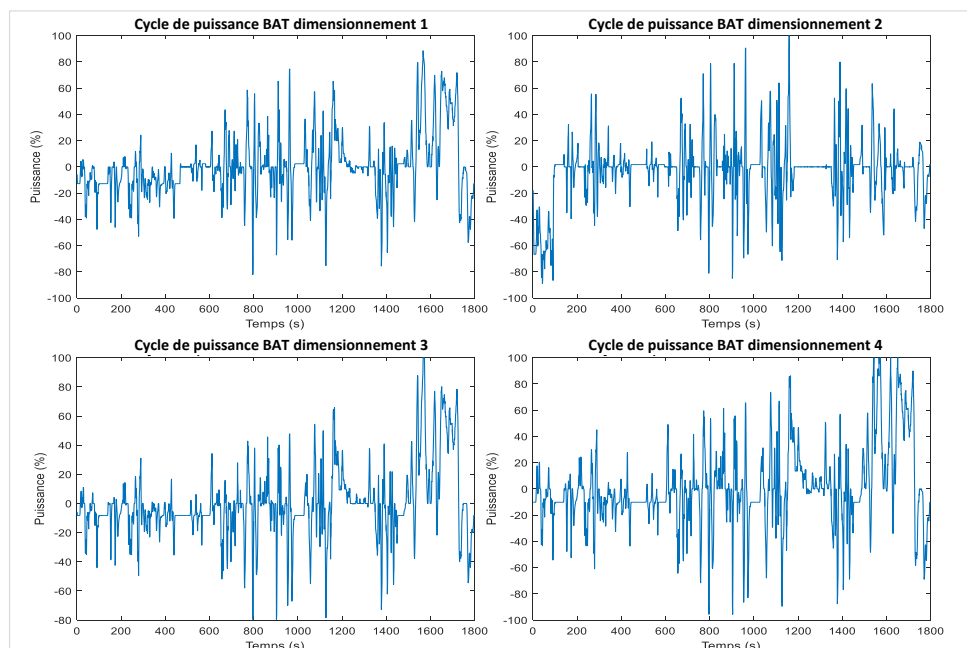


Figure 4-28 Cycles de puissance Batterie

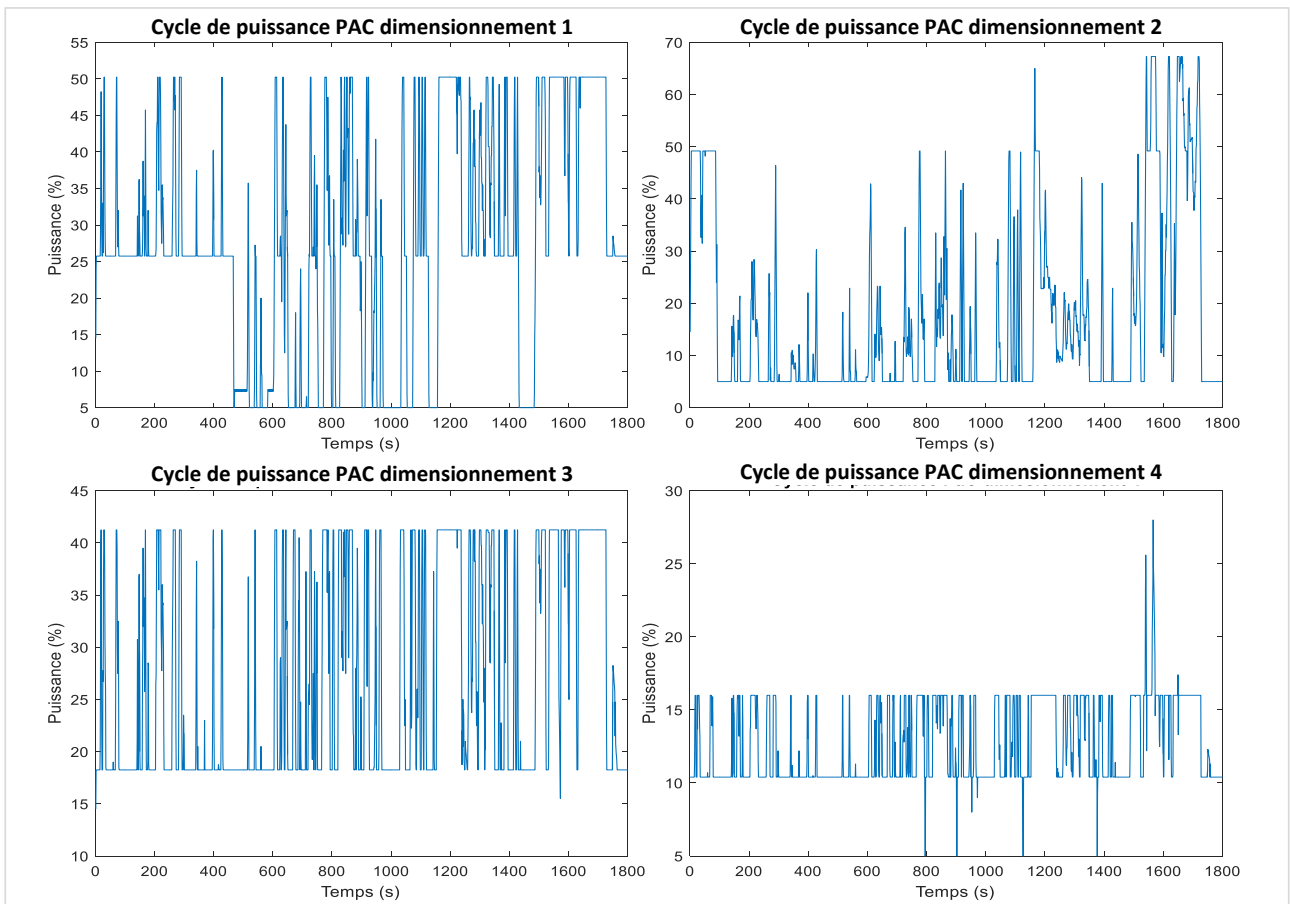


Figure 4-29 Cycles de puissance PAC

### Durées de vie BAT pour différents dimensionnements

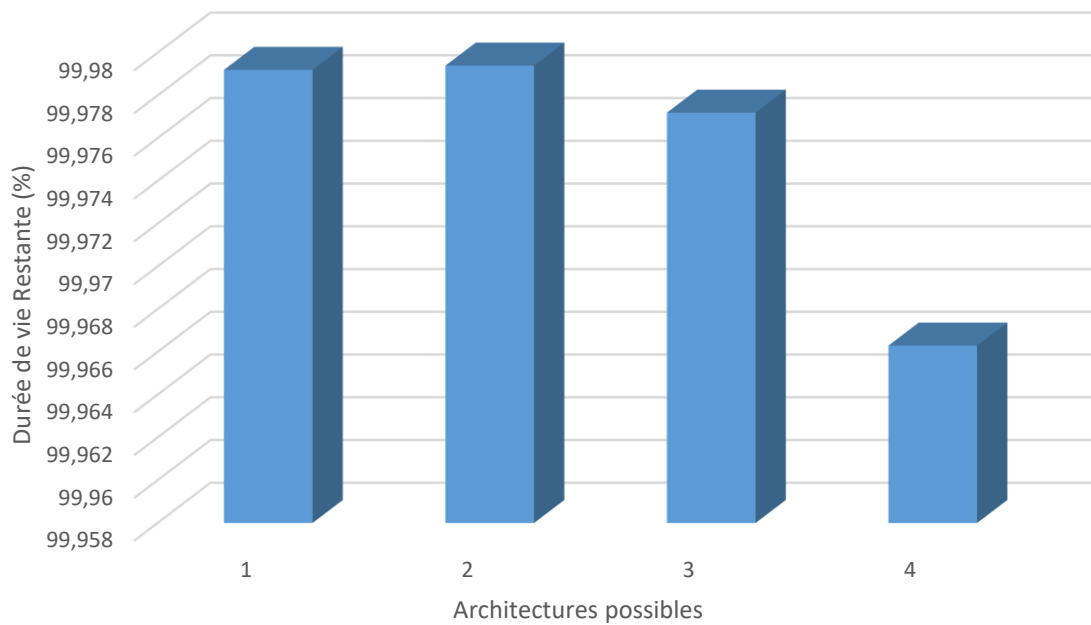


Figure 4-30 Durées de vie Batterie



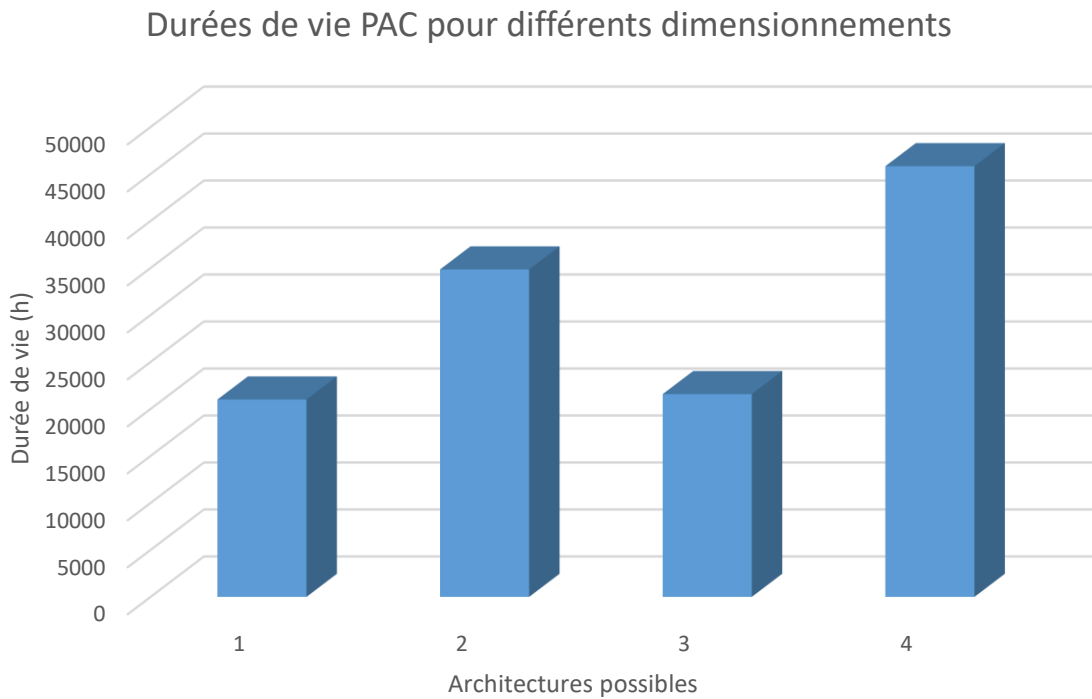


Figure 4-31 Durées de vie PAC

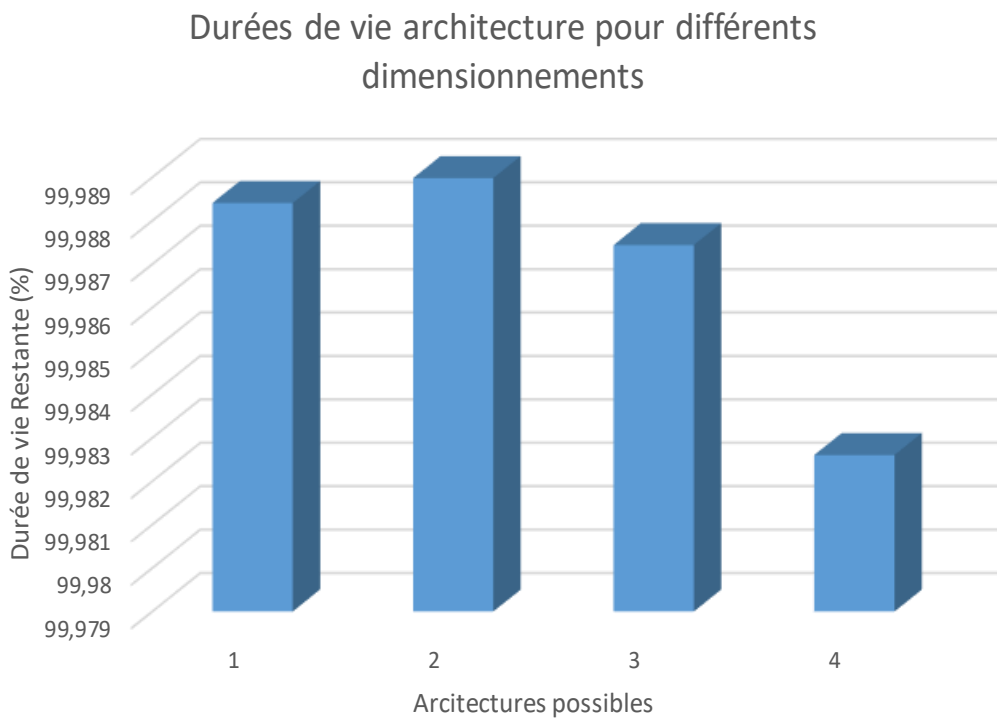


Figure 4-32 Durées de vie d'architectures testées

#### 4.1.3.4 Analyse

Ce test de différents dimensionnements permet de constater le comportement du module d'estimation dans les situations suivantes :

- Sous dimensionnement des deux sources
- Sous dimensionnement d'une des deux sources et sur dimensionnement de l'autre
- Surdimensionnement des deux sources

Il ressort de ces cas que la batterie se comportera mieux si elle est sous dimensionnée et que l'influence du dimensionnement de la PAC est assez réduite. Pour la PAC c'est l'inverse avec un meilleur comportement pour un surdimensionnement de celle-ci. De plus, l'influence du dimensionnement de la batterie sur la durée de vie de la PAC est assez conséquente et en faveur d'un surdimensionnement de celle-ci. On retrouve la combinaison de tous ces effets dans la durée de vie de l'architecture globale qui favorise un surdimensionnement de la PAC et un sous dimensionnement de la batterie.

Nous constatons à la vue des résultats que la PAC semble plus impactée par la durée de vie que la batterie qui pourtant subit ce que la PAC n'est pas capable de fournir (Dynamique limitée). Le dimensionnement et la gestion de la PAC semble donc plus critique vis-à-vis de la durée de vie de l'architecture globale. Il semblerait donc que la PAC soit le facteur le plus critique de cette architecture sur l'aspect de durabilité et de continuité de service.

Suite aux résultats de validation obtenus de notre module de durée de vie, nous pouvons conclure à la pertinence de notre approche. En effet, nous obtenons par ce module une estimation de l'impact d'une gestion énergétique sur l'architecture, nous pouvons donc noter chacune des architectures testées (de manière relative et non absolue) et ainsi inclure un objectif d'optimisation supplémentaire dans notre outil d'optimisation du dimensionnement d'une architecture hybride de conversion énergétique. De plus, comme la philosophie de nos travaux de recherche est la conception d'une méthodologie et non d'un outil spécifique à une situation, cette approche reste transposable à différentes applications que cela soit en termes de cycle de validation, d'architecture ou bien de technologies.

Il est tout de même nécessaire de garder à l'esprit que les résultats obtenus à partir de ce module sont dépendant de la précision et de la finesse des modèles utilisés ainsi que les données de tests. En effet, nous avons estimé la finesse actuelle suffisante pour l'approche globale, néanmoins si une utilisation de cette méthodologie nécessite une finesse plus raffinée pour mettre en avant des phénomènes en particulier, il sera nécessaire qu'un utilisateur expert ajoute la précision nécessaire dans les modèles déjà implémentés. Là se situe le véritable intérêt de l'approche modulaire ainsi développée, il n'est pas nécessaire de refondre totalement l'outil global pour adapter celui-ci aux contraintes spécifiques d'un utilisateur.

## 4.2 Encombrement

Nous avons vu le premier objectif supplémentaire pour une optimisation multi- objectifs, voyons maintenant le second qui traitera de l'encombrement de l'architecture. Le but ici est de maximiser le volume disponible pour d'autres critères du cahier des charges véhicule tels que l'habitabilité par exemple ou l'emport de bagages. Pour cela, notre objectif est donc de minimiser le volume occupé par l'architecture, il faut donc mettre en place une estimation du volume de l'architecture en fonction du dimensionnement de celle-ci. Pour rappel, notre cas d'étude étant une architecture parallèle PAC /batterie avec un modèle énergétique pour le bus et les convertisseurs, nous nous attarderons uniquement sur le modèle de volume des deux sources. En effet, bien que le bus et les convertisseurs soient impactés par le dimensionnement des sources leur volume ne sera que peu modifié, il n'est pas donc nécessaire en première approche de rentrer dans ce niveau de finesse. De plus notre approche se plaçant d'un point de vue macroscopique nous ne souhaitons pas mettre en place des modèles trop fins pour chaque élément, nous préférons démontrer l'utilité et la pertinence avec un modèle simple, puis laisser le soin à un utilisateur de mettre en place le niveau de finesse qui l'intéresse par la suite. Dans notre module de volume, nous réaliserons un calcul sur la base de la puissance de la PAC et de la capacité de la batterie pour obtenir un volume équivalent.

Comme annoncé dans la section correspondante de l'état de l'art, la littérature n'est pas extrêmement fournie en terme d'étude et de méthode à ce sujet, pour la simple et bonne raison que cela est assez simpliste et évident à mettre en place. En effet, au travers de la mise en place de plan de Ragone voir en Figure 4-33, il est possible d'obtenir des modèles moyens en termes de dimensionnement. La méthode pour mettre en place un plan de Ragone consiste à déterminer une puissance volumique spécifique (par unité de volume ou de masse) par technologie, ou une densité énergétique spécifique. Une fois cette information déterminée, il est simple de mettre en place une fonction qui évalue le volume équivalent de l'architecture à partir d'un dimensionnement testé.

Pour définir cette fonction nous procédons comme suit, à partir du plan de Ragone nous prenons la puissance spécifique pour les PAC de type PEMFC, aussi la densité énergétique spécifique des batteries à technologie Lithium-Ion. A cela s'ajoute l'ajout d'un coefficient qui peut dans un premier temps être constant, et si l'on souhaite plus de finesse proportionnel aux puissances en jeu, pour modéliser la part d'accessoires de l'architecture (bus, convertisseurs ...). Ces deux données sont les modèles de base utilisés par la méthode, nous mettons en place suite à cela l'Équation 4-17.

$$Coût_{vol} = C_1 \times P_{Spec}^{FC} \times P_{FC} + C_2 \times D_{Spec}^{Bat} \times C_{Bat} + V_{acc}$$

Équation 4-17 Fonction coût pour le calcul du volume de l'architecture

Où  $C_1$  et  $C_2$  correspondent à des pondérations de réglage des effets de la part PAC par rapport à la part Batterie.  $P_{Spec}$  est la puissance spécifique de la technologie PEMFC issue du plan de Ragone.  $D_{Spec}$  est la densité spécifique de la batterie lithium ion issue du plan de Ragone.  $P_{PAC}$ ,  $C_{BAT}$  et  $V_{Acc}$  sont les dimensionnements de la pile à hydrogène, de la batterie et des accessoires.

Ainsi avec ce modèle mathématique issu des données connues qui s'appuie souvent sur des données fournies par les fabricants (plan de Ragone), nous pouvons obtenir une estimation qualitative du volume total de l'architecture et ainsi utiliser ce résultat comme un critère d'optimisation. Une fois cet objectif calculé à partir des données fournies par l'approche de dimensionnement PSO, le résultat peut être évalué selon le critère de volume pour qu'il soit intégré au coût global et donc l'optimisation de plusieurs objectifs.

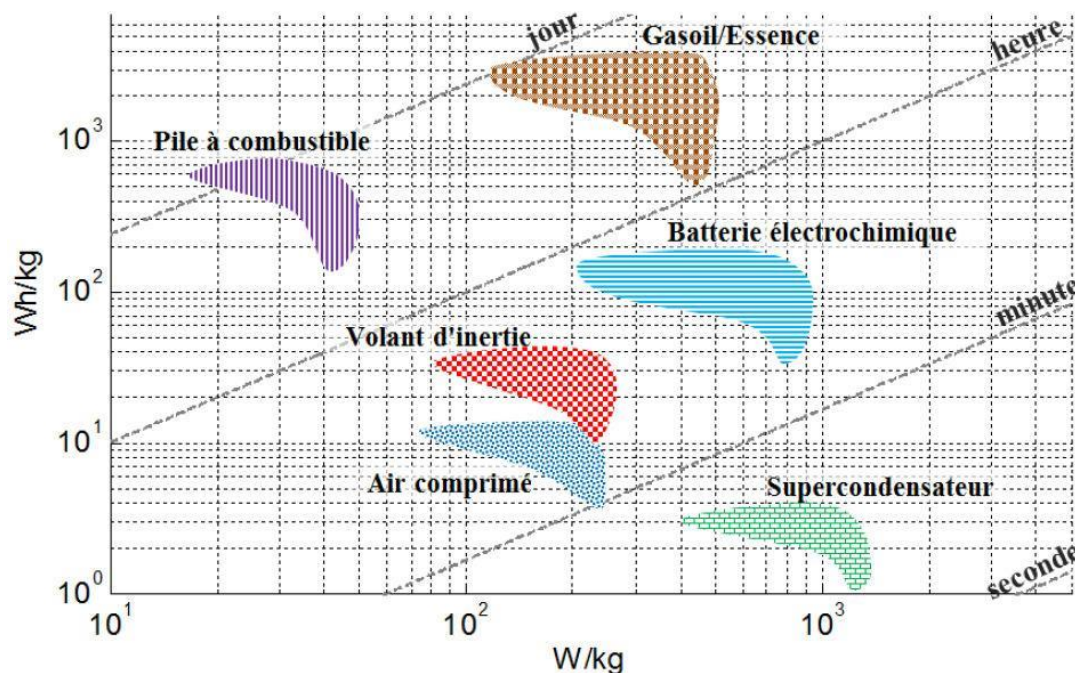


Figure 4-33 Plan de Ragone

Nous n'avons pas réalisé de validation de ce module car le résultat n'a pas pour vocation en l'état à connaître le volume exact de l'architecture mais à permettre une comparaison relative entre différents dimensionnements possibles. De plus, la méthode étant simple, déjà utilisée et validée par les industriels et les chercheurs, il ne nous apparaît pas pertinent de procéder à une validation. Nous nous basons principalement sur les études de mise en place de plan de Ragone.

Maintenant que nous avons vu comment le dernier objectif de cette méthode a été élaboré et implémenté, nous allons voir dans la section suivante l'intégration des deux objectifs supplémentaires (durée de vie et encombrement) pour obtenir à partir de l'approche mono-objectif, une approche multi-objectifs visant à dimensionner une chaîne de traction hybride. Puis nous présenterons les études de validation de cette approche globale.

### 4.3 Approche multi-objectifs

Nous avons implémenté les estimations de durée de vie et d'encombrement via des fonctions mathématiques, il convient maintenant de connecter ces modules avec la méthode mono-objectif déjà présentée pour obtenir une approche multi-objectifs. Pour cela, nous allons détailler le processus de mise en place d'une optimisation multi-objectifs et comment l'implémentation a été réalisée. Puis dans un second temps nous présenterons les résultats des validations effectuées sur une optimisation bi-objectifs (Consommation et Durée de vie) et sur une optimisation tri-objectifs (Consommation, Durée de vie, Encombrement). Ces validations seront effectuées par l'intermédiaire d'une étude de front et surface de Pareto, ce qui nous permettra ainsi de vérifier l'antagonisme de certains objectifs.

#### 4.3.1 Principe

Commençons par présenter l'approche multi-objectifs, le principe reste le même que dans le cas de la mono-objectif. Nous avons une optimisation externe dont le rôle est de déterminer le meilleur jeu de paramètres (dimensionnement et gestion énergétique) permettant d'optimiser un ou différents critères. Parmi ces critères, ceux nécessitant une optimisation donnent lieu à une boucle d'optimisation interne en particulier les critères traitant des aspects de consommation et de gestion énergétique. Les critères ne nécessitant pas d'optimisation peuvent être calculés directement et incorporés à la fonction coût de la boucle d'optimisation externe. Il nous faut donc dans ce cas de multi-objectifs obtenir un coût global pour une architecture qui correspondra donc à la somme de chacun des coûts des différents objectifs. Le coût global est déterminé à partir de la somme de chacun des coûts afférents à un objectif pondéré par un coefficient impactant son influence. La fonction coût globale est donc simplement une somme mathématique de chacun des coûts vus dans chaque section précédemment. Le choix des pondérations sera fait à posteriori par l'utilisateur final (point de vue décideur) pour que l'algorithme considère chaque objectif à la hauteur désirée par le cahier des charges. Une fois cette fonction coût multi-objectifs mise en place, le reste de l'approche est identique au cas mono-objectif et permet la recherche d'un dimensionnement optimal selon cette fois-ci un critère centralisant 3 objectifs. Cette approche multi-objectifs est résumée dans l'algorithme en Figure 4-34.

Pour établir le front de Pareto dans le cas de 2 objectifs antagonistes ou de 3 objectifs antagonistes il faut déterminer l'optimale pour chaque jeu de pondération possible (cas du décideur à posteriori). Ce front ou cette courbe représente l'ensemble des meilleurs dimensionnements (solutions dominantes) possibles pour chaque réglage de pondération entre les différents objectifs. En effet, lorsque des objectifs sont contradictoires, on ne peut améliorer chacun d'eux à l'infini, lorsque le front est atteint, on ne pourra qu'améliorer un objectif aux dépens d'un autre en dégradant celui-ci (principe de dominance). Cette limite permet donc d'obtenir tous les dimensionnements optimaux et ainsi permettre le choix de l'un d'eux en connaissance de cause vis-à-vis des pondérations. Il faut donc une fois la méthode multi-objectifs mise en place, calculer pour chaque jeu de pondération disponible, l'optimal déterminé par l'algorithme puis stocker cette information. Une fois tout le spectre des pondérations possibles balayé, un affichage des résultats selon les différents coûts en coordonnées permet d'obtenir le front théorique de Pareto désiré. Il est à noter qu'une simple contrainte doit être respectée lors de ce processus, la somme des différentes pondérations doit en permanence être égale à 1, en effet l'ensemble des pondérations représente 100 % du final. Cela conditionne donc les valeurs des pondérations à calculer.

Une fois l'approche théorique décrite, nous pouvons détailler l'implémentation exacte de cette méthode multi-objectifs à partir des éléments déjà présentés jusqu'à maintenant. Cela restera sur la base de la méthode mono objectif, avec les outils présentés précédemment (PSO et Commande Optimale par Pontriaguine), à laquelle on adjoindra les objectifs supplémentaires de durée de vie et d'encombrement avec les modules d'estimation déjà présentés dans ce chapitre. Nous avons donc vu que l'approche comportait une boucle d'optimisation externe, celle-ci sera assurée par un algorithme d'optimisation PSO. La fonction coût de cet algorithme PSO sera la fonction mathématique définie en Équation 4-18 avec  $P_1$   $P_2$   $P_3$  les coefficients pondérations et les coûts des différents objectifs.

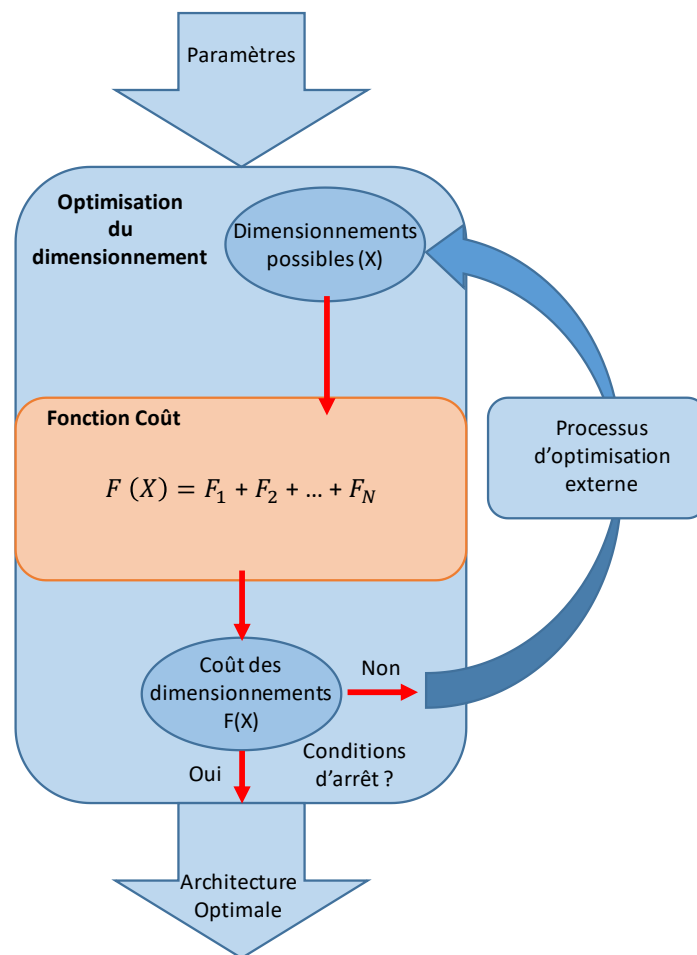


Figure 4-34 Principe de l'algorithme multi-objectifs

$$\text{Coût}_{\text{Total}} = P_1 * \text{Coût}_{\text{Conso}} + P_2 * \text{Coût}_{\text{DV}} + P_3 * \text{Coût}_{\text{Vol}}$$

Équation 4-18 Fonction de coût total de l'optimisation multi-objectifs

Parmi ces trois objectifs, nous retrouvons la consommation énergétique déjà présentée, dont l'estimation est réalisée par une boucle d'optimisation interne, une commande optimale. Les deux autres coûts sont déterminés par la mise en place des modules d'estimations de durée de vie et d'encombrement. Pour cela, les données issues de la gestion énergétique sont fournies au module de durée de vie, à partir des cycles de puissances batterie et PAC, ce module estimera selon la méthode décrite précédemment l'impact de la gestion énergétique mise en place et du dimensionnement sur la durée de vie de l'architecture. Nous obtenons ainsi le second coût, le troisième quant à lui se nourrit directement du dimensionnement proposé et détermine par un calcul direct, explicité dans le paragraphe dédié, l'estimation du volume de l'architecture. Une fois ces trois coûts obtenus, nous pouvons donc calculer la fonction de coût global à partir des pondérations définies en début d'algorithme. Nous rappelons que ces pondérations servant à régler l'influence de chacun des objectifs sur le coût global peuvent être définies par l'utilisateur finale ou testées itérativement dans l'établissement d'un front/surface de Pareto.

Ce coût obtenu sera donc le coût du dimensionnement testé et sera comparé au meilleur coût de la particule et au meilleur coût global. Ainsi en suivant le processus de l'algorithme PSO le champ de recherche dans l'espace de dimensionnement défini (Puissance de la PAC, Capacité de la Batterie, et Temps de réponse de la PAC), sera exploré. Et ce jusqu'à converger vers le dimensionnement optimal qui permet d'obtenir le meilleur compromis selon l'importance relative des différents objectifs aux yeux de l'utilisateur de l'outil global. L'implémentation totale de la méthodologie multi-objectifs est présentée sous forme d'un algorithme qui résume son fonctionnement (Figure 4-35).

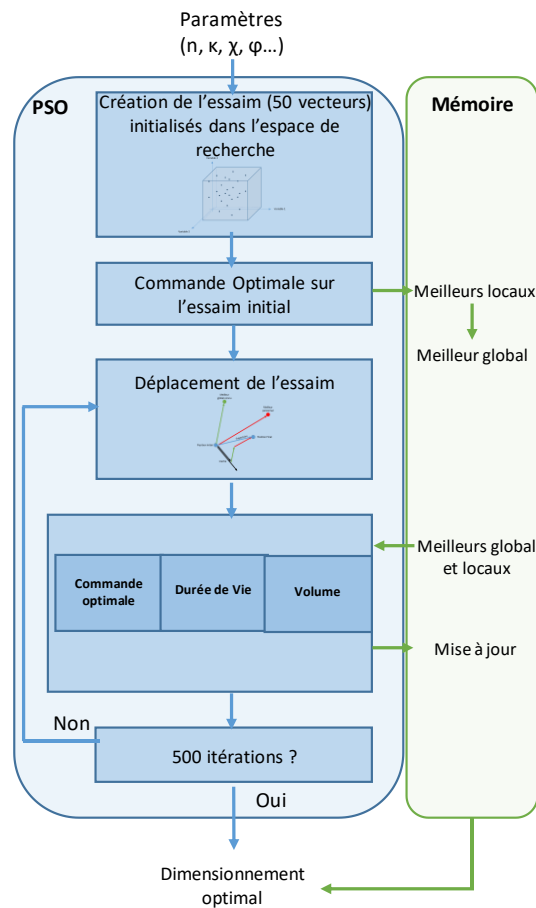


Figure 4-35 Implémentation de l'algorithme multi-objectifs

#### 4.3.2 Validation

Maintenant que nous avons présenté le principe de l'approche multi-objectifs Figure 4-36 et son implémentation, nous allons procéder à la validation de cet outil global en l'appliquant à notre cas d'étude défini précédemment. Pour rappel, ce cas d'étude est le dimensionnement d'une chaîne de traction automobile hybride pour un véhicule de type Renault Zoé avec une PAC comme source primaire et des batteries comme source secondaire. Les modèles de chacun de ces éléments ont été détaillés lors de la présentation de l'approche et de la validation mono-objectif au chapitre précédent.

Nous réalisons donc ces essais de validation numérique dans les mêmes conditions (machine informatique, environnement de développement, paramétrages etc ...) que les validations précédentes. Dans un premier temps nous réalisons une étude avec deux objectifs seulement, la consommation énergétique et la durée de vie qui ne sont pas totalement antagonistes. Nous cherchons donc à savoir comment se comportera l'algorithme multi-objectifs par rapport à cet antagonisme modéré. En effet, nous nous attendons à ce que la durée de vie tende à augmenter le dimensionnement de la PAC et à diminuer celui de la batterie alors que la consommation énergétique quant à elle tendra vers l'inverse mais de façon plus modérée. Dans un second temps, et en connaissance des effets de l'antagonisme relatif entre les deux premiers objectifs, nous introduisons le troisième objectif (volume) qui lui possède un antagonisme assez fort avec la durée de vie (et plus modéré avec la consommation énergétique). Ce troisième objectif aura donc une nette tendance à diminuer le dimensionnement.

Pour chacune de ces études, les résultats seront présentés sous forme d'un front de Pareto une courbe des solutions dominantes pour l'optimisation bi-objectifs et surface des solutions dominantes pour la tri-objectifs. Ainsi nous montrons les relations antagonistes existantes entre les différents objectifs et la pertinence des résultats, ce qui permet d'offrir au concepteur un ensemble de solutions optimales et la possibilité de les répartir.

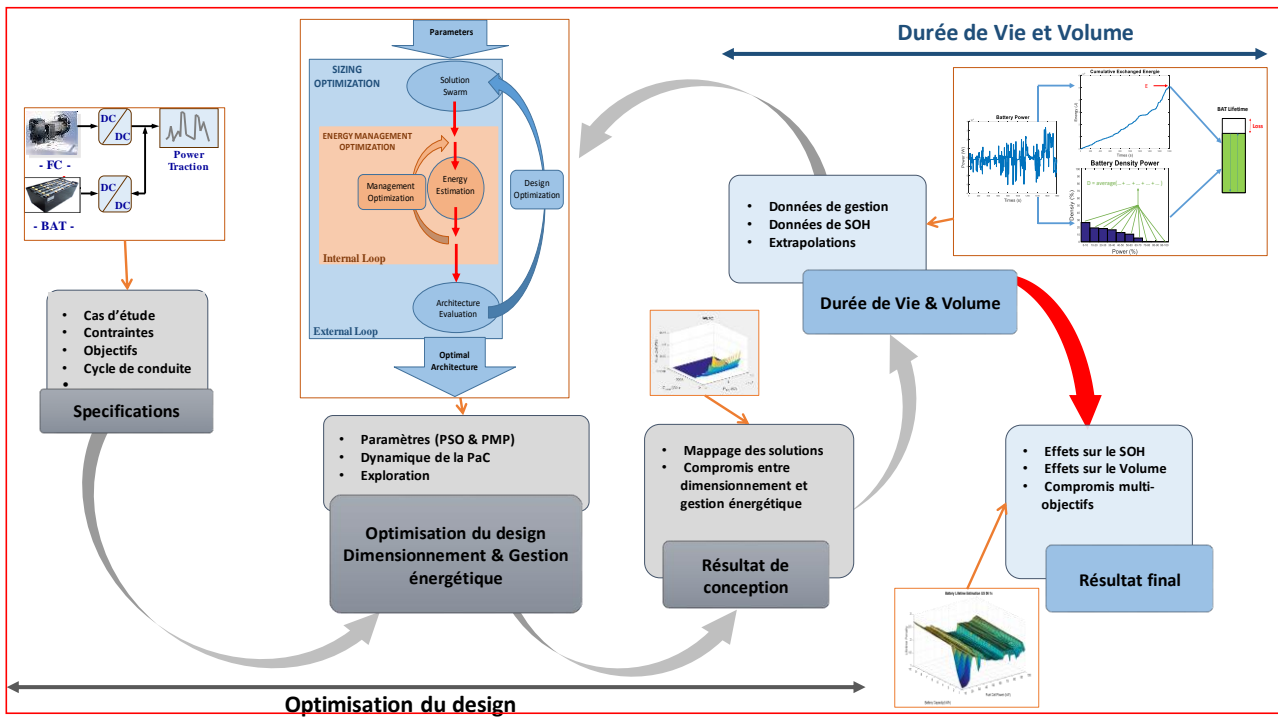


Figure 4-36 Principe de l'approche multi-objectifs

#### 4.3.2.1 Bi-objectifs – consommation énergétique/durée de vie

Nous avons utilisé l'implémentation décrite précédemment, procédant à la variation des pondérations des objectifs par pas de 1 % à chaque itération. Le paramétrage des algorithmes reste identique aux validations précédentes, mais avec 50 particules et 500 itérations maximum pour la PSO pour une meilleure exploration des solutions. Nous réalisons cette étude bi-objectifs sur différents cahiers des charges au travers différents cycles d'usage pour observer le comportement et l'influence vis-à-vis du choix de compromis ainsi que le caractère stochastique de l'usage. Les cycles de validation utilisés seront comme précédemment le WLTC, le NEDC, et trois cycles FTP US : le US 06, le US city et le US Highway. Ainsi on retrouve de manière assez complète différents usages et conduites possibles allant du plus dynamique au moins dynamique avec différentes nuances (charge moyenne et dynamique).

Rappelons que l'approche vise à dimensionner les paramètres macroscopiques des sources considérant les variables suivantes : la puissance de la PAC, la capacité de la batterie et le temps de réponse de la PAC. On retrouve en Tableau 4-8, les paramètres utilisés. Les résultats des validations au travers des fronts de Pareto pour chaque cycle testé sont illustrés dans les Figure 4-37 à Figure 4-41, avec sur l'axe des abscisses le coût énergétique de l'architecture et sur l'axe des ordonnées le coût en durée de vie de l'architecture. Chaque point du graphique représente une architecture faisable, associée à des valeurs des variables d'optimisation considérées qui respectent le cahier des charges.

Paramètres	Valeurs
Nombre de particules	50
Nombre d'itérations	500
Plage de variation des coefficients de pondération de la fonction coût	0 – 1
Pas de variation des coefficients	1 %

Tableau 4-8 Paramétrage de la validation

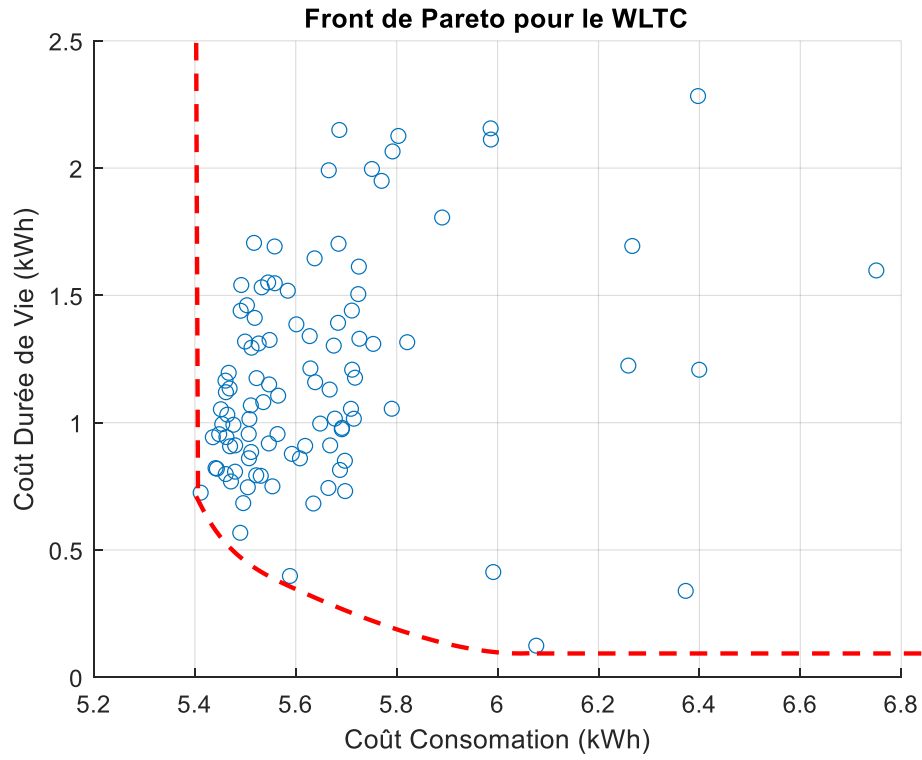


Figure 4-37 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle WLTC

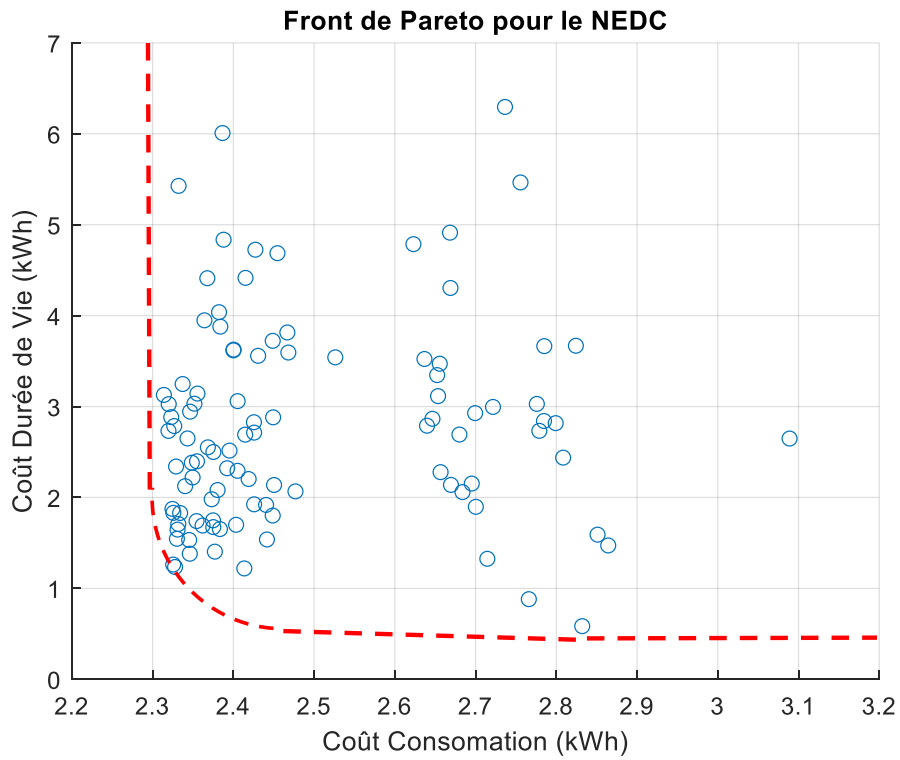


Figure 4-38 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle NEDC



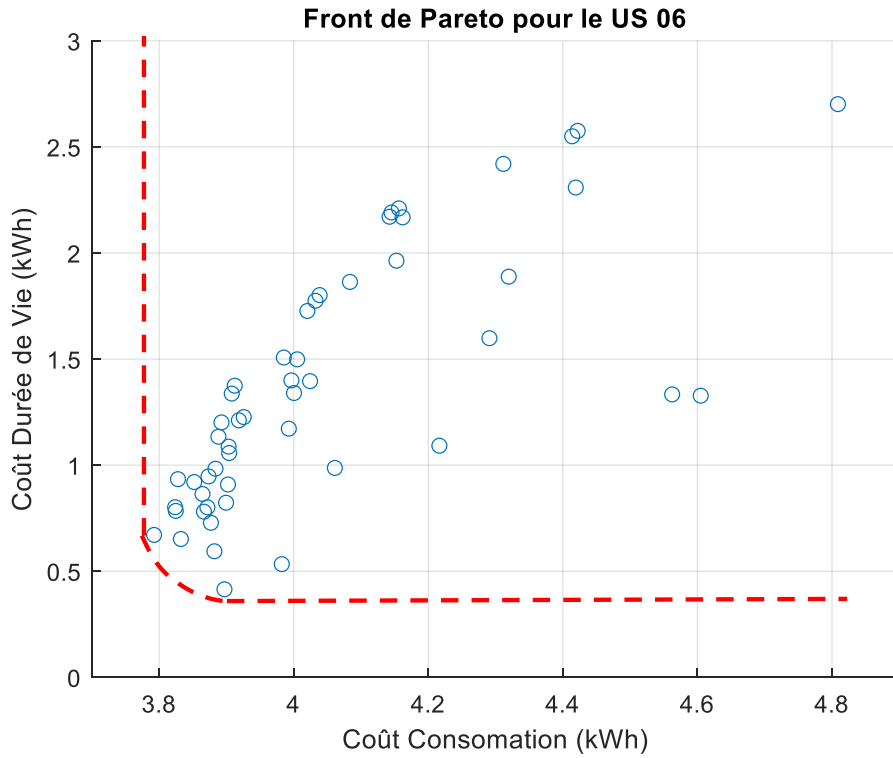


Figure 4-39 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle US 06

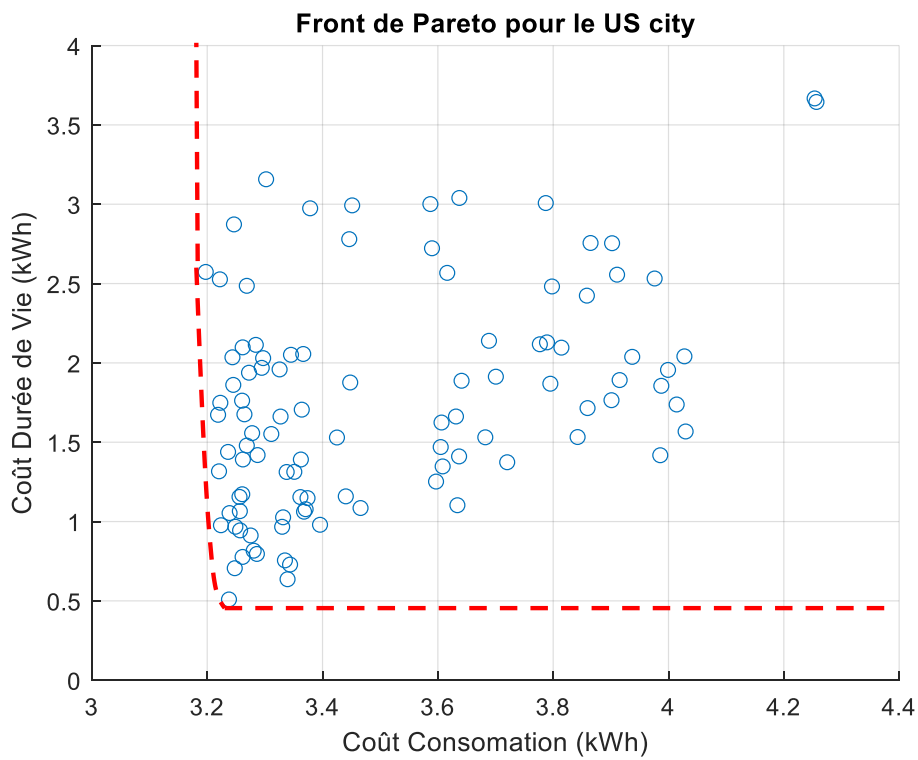


Figure 4-40 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle US city

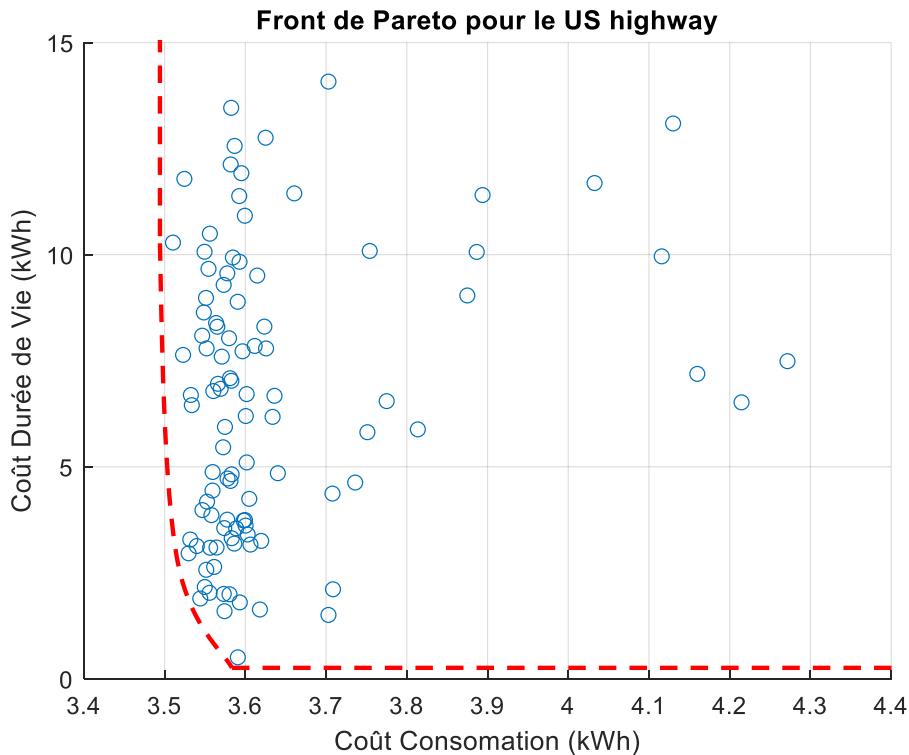


Figure 4-41 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle US Highway

On retrouve sur chaque graphique l'ensemble des solutions obtenues (ronds bleu) lors de la variation des pondérations, et la ligne rouge qui est l'extrapolation continues des solutions dominantes (solutions discrètes) :

- Asymptote verticale représentant le meilleur coût en consommation possible
- Asymptote horizontale représentant le meilleur coût en durée de vie possible
- Une zone intermédiaire étant le front de Pareto à proprement parlé

Cette zone intermédiaire dans laquelle l'amélioration d'un objectif se fait au détriment de l'autre objectif est justifiée, notamment par le fait que l'augmentation du dimensionnement de la PAC implique une augmentation de la durée de vie et présente un comportement inverse pour la consommation énergétique. D'un côté, le surdimensionnement de l'architecture permet que l'utilisation de celle-ci soit moins intense à cycle équivalent, la durée de vie tend donc à surdimensionner l'architecture. La consommation en revanche est régie par le comportement de la PAC décrit via sa caractéristique de rendement. Plus l'architecture sera sous dimensionnée, plus ces phases de ralenti seront moins impactantes sur la consommation globale. Or le rendement de la PAC n'étant pas proportionnel ou constant par rapport à la puissance (Figure 3-11), la zone de fonctionnement comprise entre 20 % et 60 % de puissance max de la PAC est celle qui présente la meilleure efficacité et sera favorisée. Le dimensionnement sera donc en conséquence pour que la puissance moyenne générée par la PAC se situe dans cette zone. Ces deux tendances en partie antagonistes façonnent donc les fronts de Pareto présentés dans cette étude. Néanmoins la forme globale des fronts de Pareto est conditionnée par le choix des pondérations des objectifs pour obtenir le meilleur résultat correspondant au besoin réel de l'utilisateur final. Plus la finesse de cette zone est importante plus l'incrément de choix doit être suffisamment fin et donc les possibilités de dimensionnement plus grandes.

Dans notre cas, la précision (finesse des variables décisionnelle) a été limitée de telle sorte à garantir des temps raisonnables d'exécution du calcul (ici de l'ordre de 48 à 72h), ce qui entraîne une représentation moins riche (forte discontinuité) en terme de nombre de points représentés sur le tracé (courbe de dominance) par rapport à la littérature spécialisée dans l'optimisation mathématique.

Enfin, nous pouvons noter que les caractéristiques du cycle participent aussi à la forme du front de Pareto. En effet, si l'on compare la répartition des architectures entre un cycle très dynamique (WLTC) et un cycle peu dynamique (US highway), on s'aperçoit de la disparité de répartition des architectures vis-à-vis du critère de consommation. En effet, le cycle moins dynamique présente plus de marge de manoeuvre dans l'optimisation de la consommation quel que soit le dimensionnement, ce qui explique la concentration des architectures autour de la zone de meilleure consommation. En revanche sur l'aspect durée de vie, le cycle semble n'avoir que peu d'influence car la répartition des architectures semble assez homogène.

A titre d'exemple, le Tableau 4-9 illustre 3 solutions (3 points sur la ligne de dominance de Pareto) et les valeurs correspondantes de certaines contraintes dans le cas d'un cycle d'usage de type WLTC.

	Coût Consommation	Coût Durée de vie	$P_{FC}$	$C_{BAT}$
Solution avec la meilleure Consommation	5.4 kWh → 0.71 kg H2/100 km	0.72 kWh	16.9 kW	9.9 kWh
Solution avec la meilleure Durée de Vie	6.1 kWh → 0.80 kg H2/100 km	0.12 kWh	32.67 kW	9.44 kWh
Solution intermédiaire (compromis)	5.6 kWh → 0.74 kg H2/100 km	0.4 kWh	23.19 kW	9.68 kWh

Tableau 4-9 Résultat de de 3 points du front de Pareto pour le cycle WLTC

Lorsque la consommation énergétique est préférée, la valeur de cette dernière est d'environ 0.71 kg d'hydrogène aux 100 kms, ce qui coïncide avec le résultat optimal obtenu avec la démarche mono-objectif, y compris pour les variables d'optimisation. La durée de vie quant à elle reste à un niveau acceptable (0.72 kWh) bien que tout de même assez conséquente. En effet, dans ce cas l'utilisation plus intense de la batterie contribue fortement à son vieillissement, ce qui permet de réduire la consommation énergétique.

Inversement, lorsque la durée de vie est privilégiée, sa meilleure valeur est de l'ordre de 0.12 kWh (cinq fois meilleure que dans le cas précédent), accompagnée d'une augmentation de la consommation d'environ 15 % par rapport la valeur minimale.

Grâce à cette approche de conception, un ensemble de dimensionnements optimaux d'architectures est proposé au concepteur, en considérant une optimisation bi-objectifs (consommation énergétique & durée de vie) tout en respectant les spécifications. Cet ensemble de solutions lui offre un levier supplémentaire lié à l'intégration d'un deuxième critère, permettant ainsi d'affiner son pré-dimensionnement en se positionnant aisément sur un point optimal, en fonction de ses besoins et exigences.

Nous pouvons donc poursuivre avec le même travail sur la méthode globale tri-objectifs pour justifier du bien fondé de notre approche et de la pertinence de celle-ci dans le cadre d'un dimensionnement des chaînes hybrides de conversion d'énergie.

#### 4.3.2.2 Tri-Objectifs – consommation énergétique/durée de vie/ volume

Nous continuons par la validation de la tri-objectifs, consommation énergétique, durée de vie et encombrement, ce qui nous donnera un résultat de front de Pareto en trois dimensions. De même, nous avons utilisé l'implémentation décrite précédemment et nous avons fait varier les pondérations des objectifs par pas de 1 % à chaque itération. De plus, le paramétrage des algorithmes reste encore identique aux validations précédentes. Nous réalisons cette étude tri-objectifs sur les mêmes cahiers des charges déjà (cycles de validation). On retrouve donc en Figure 4-42 à Figure 4-46 les résultats des fronts de Pareto calculés pour chaque cycle testé. Sur chaque figure, des fronts Pareto (deux dimensionnements) entre les différents critères ont été également ajoutés pour observer davantage les interactions.

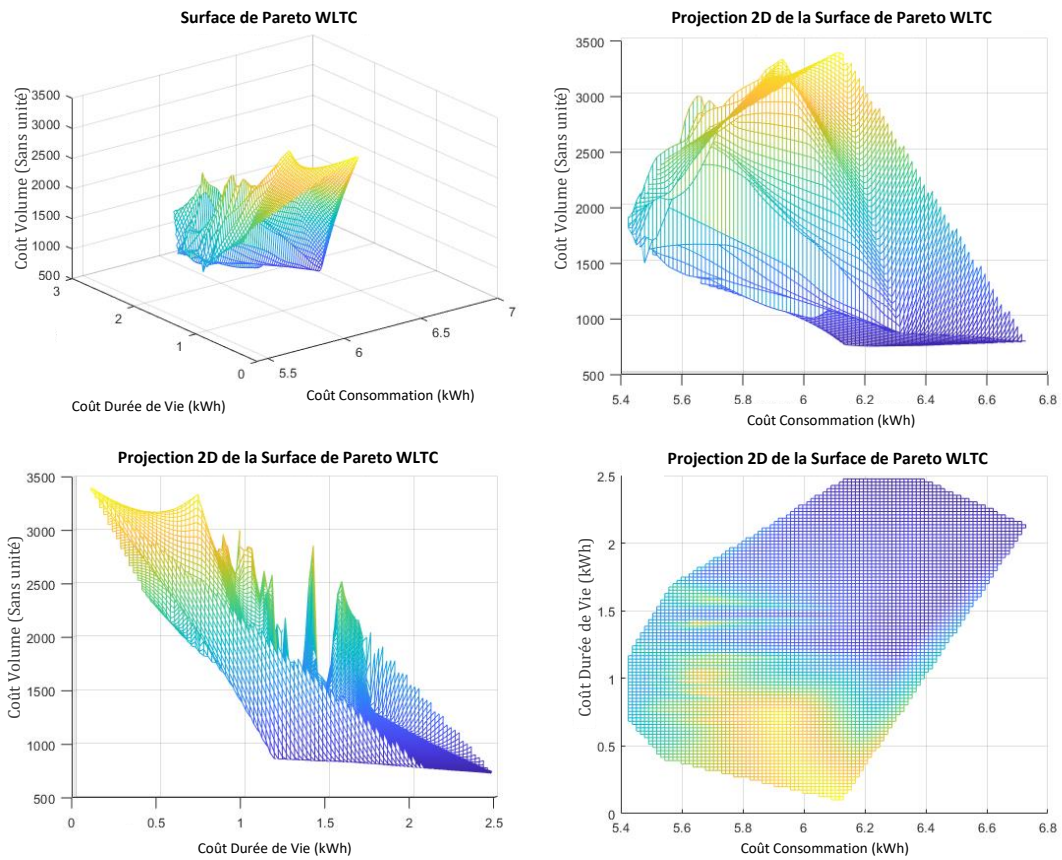


Figure 4-42 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle WLTC

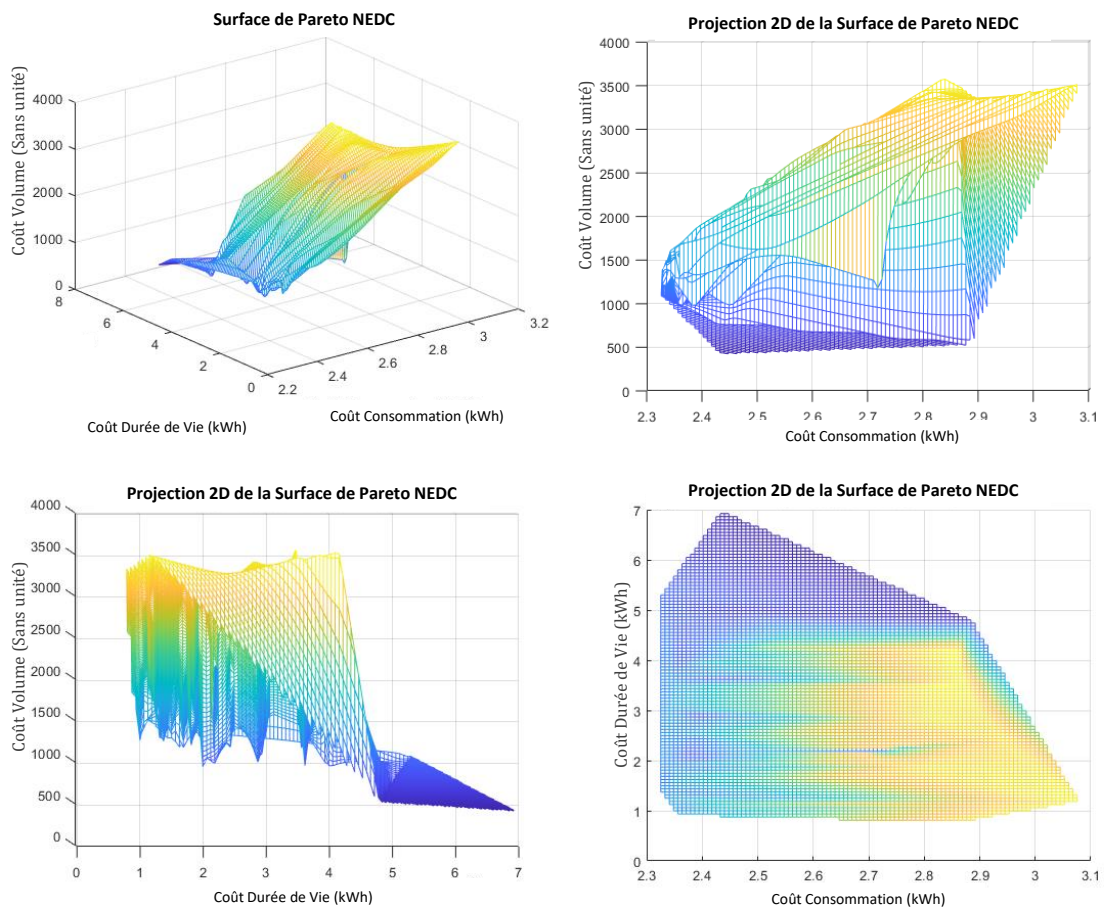


Figure 4-43 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle NEDC

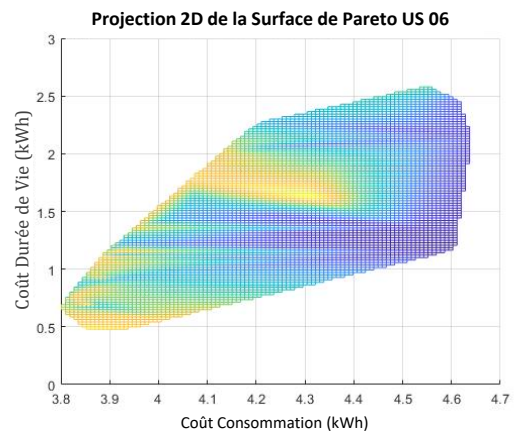
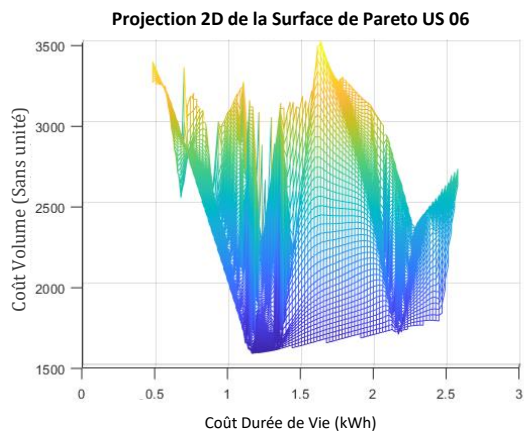
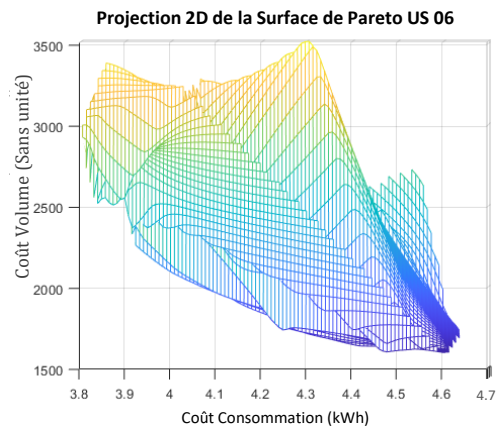
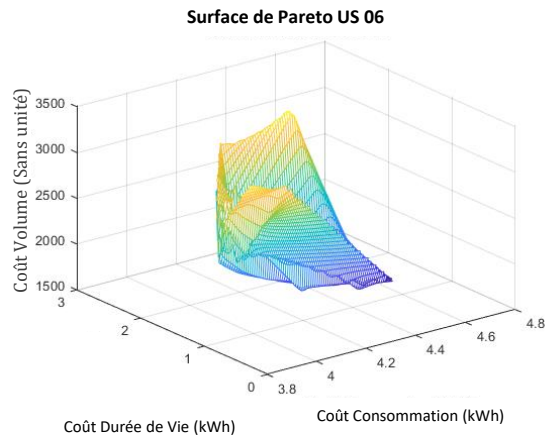


Figure 4-44 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle US 06

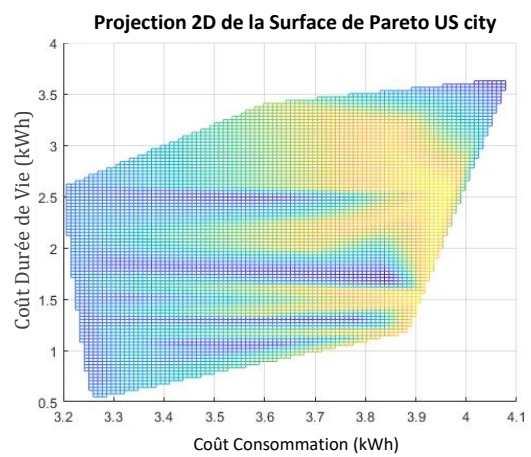
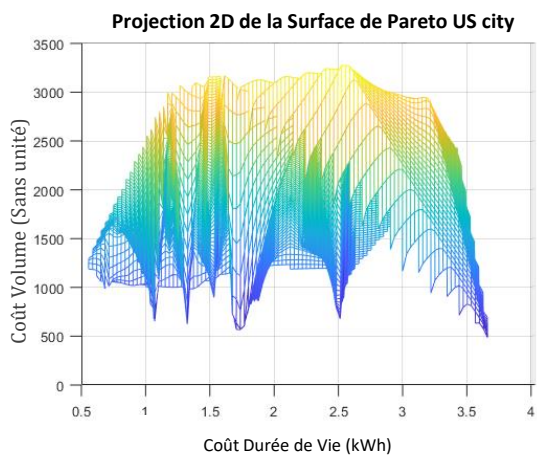
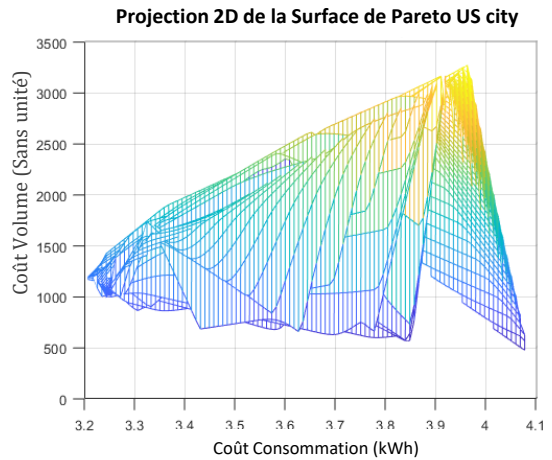
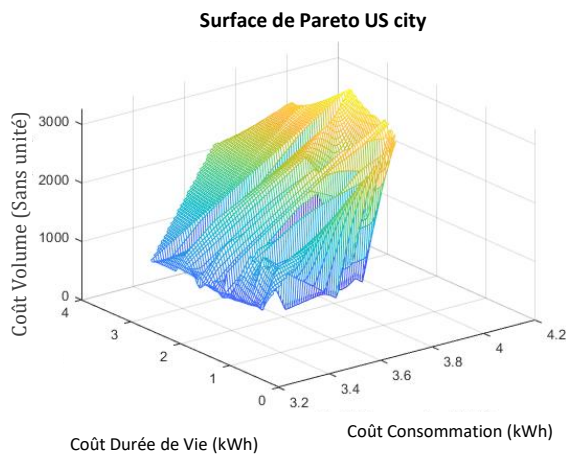


Figure 4-45 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle US city

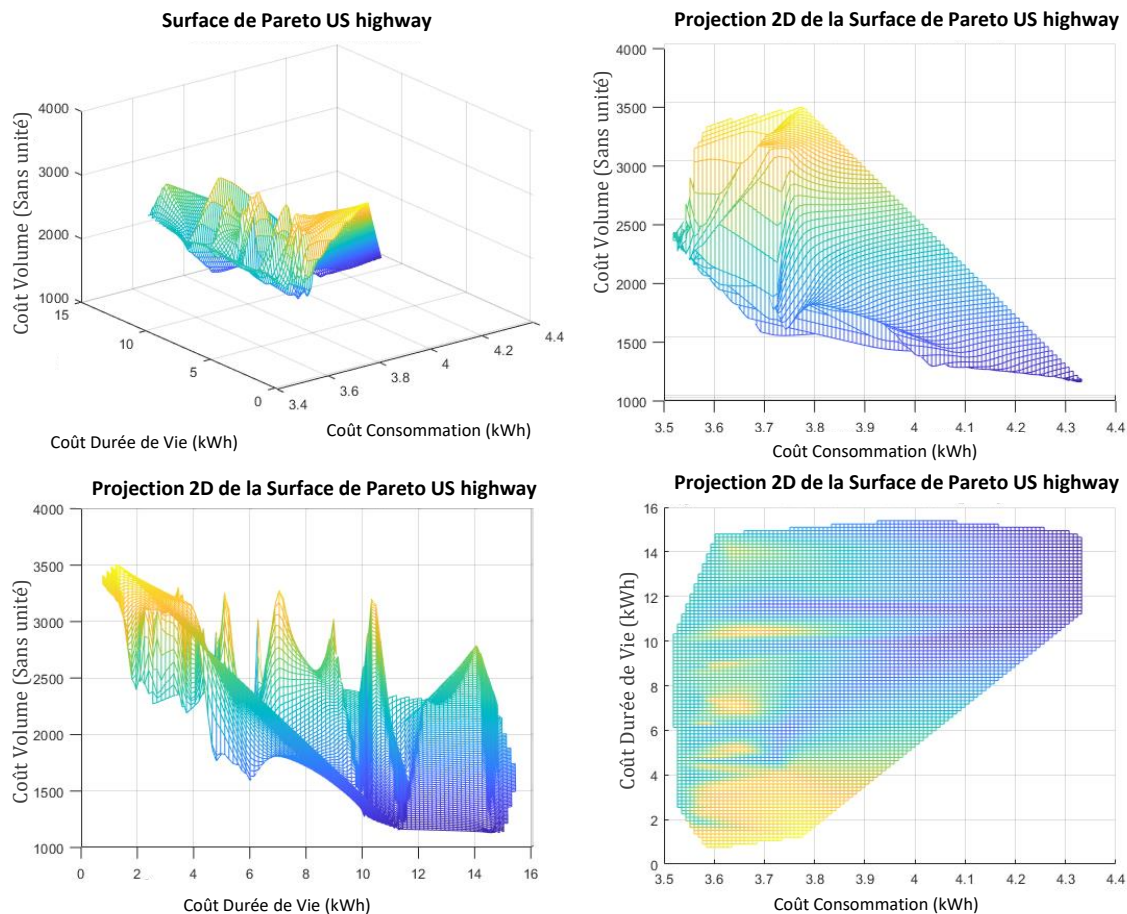


Figure 4-46 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle US Highway

On ici retrouve sur chaque graphique uniquement la surface (et ses projections) des solutions dominantes du front de pareto en 3 dimension, on peut noter qu'il existe :

- Un antagonisme déjà montré sur l'optimisation bi-objectifs entre le coût énergétique en consommation et la durée de vie
- Un antagonisme attendu entre l'objectif de volume et de durée de vie
- Un antagonisme très relatif voir absent entre l'objectif de consommation énergétique et de volume

En effet, plus classiquement lors d'optimisation entre trois objectifs réellement antagonistes, le front de Paréto s'approche d'une surface hyperbolique. Ici de par la corrélation partielle entre le volume de l'architecture et la consommation énergétique de celle-ci, cet antagonisme est presque inexistant, ce qui modifie la forme globale de la surface des solutions dominantes. Néanmoins, cette corrélation n'étant pas absolue, il peut être difficile de se passer de cette étude pour juger de la dominance entre ces objectifs. En effet, l'objectif de volume tend à sous dimensionner l'architecture tandis que l'objectif de consommation énergétique temps à dimensionner les composants dans une zone favorisant l'utilisation des meilleurs rendements (puissances entre 20 et 60 % de la PAC comme vu précédemment).

Nous retrouvons ici aussi l'influence du cycle en constatant, que les architectures se concentrent plus vers la limite de plus basse consommation pour les cycles peu dynamiques (US highway) et qu'elles sont plus réparties pour les cycles plus dynamiques (WLTC). On ne retrouve pas cette caractéristique vis-à-vis des deux autres objectifs, le cycle ne semble pas particulièrement impacter la répartition des résultats par rapport ceux-ci. Cela peut être expliqué par la capacité de l'approche à trouver des croisements optimaux, en fonction de l'évolution de l'usage.

Ces constatations peuvent nous amener aux conclusions suivantes :

- Les caractéristiques du cycle (en particulier la dynamique) ont un impact faible sur l'aspect consommation énergétique, lié principalement au pilotage de la gestion d'énergie, ce qui confirme les tendances des précédents résultats.
- Les considérations de durée de vie et de volume ne semblent pas directement corrélées aux caractéristiques du cycle (pas de dominance forte). L'approche offre des solutions intermédiaires au concepteur avec la possibilité de réaliser un compromis entre le volume de l'architecture et sa durée de vie.
- Il est possible d'envisager l'établissement d'indicateurs pour l'optimisation mono-objectif de la consommation.
- L'intérêt de l'approche réside dans l'optimisation des objectifs de durée de vie et de volume, en particulier lors de leur combinaison avec l'aspect consommation.

On retrouve en Tableau 4-10 quelques résultats remarquables pour le cas du cycle WLTC et pour établir des comparaisons avec les travaux mono ou bi-objectifs.

On retrouve ici les dimensionnements et les résultats de la bi-objectifs pour les aspects consommation et durée de vie. Il est à noter que dans chacun des cas, les coûts en volume sont de l'ordre de deux à trois fois plus important que dans le cas du meilleur volume. Dans ce cas de meilleur volume, la surconsommation engendrée sera de l'ordre de 15%, tandis que l'impact en durée de vie sera lui vingt fois plus important. Enfin, une solution intermédiaire de compromis permet de conserver les objectifs de durée de vie et de volume dans des ordres raisonnables tout en ayant une surconsommation seulement de l'ordre de 10%. Ces résultats montrent que l'intégration de ces critères supplémentaires, au même niveau dans la phase de pré-dimensionnement, permet d'optimiser la durée de vie tout en gardant les performances de l'architecture déjà observées.

	Coût Consommation	Coût Durée de vie	Coût Volume	P <sub>FC</sub>	C <sub>BAT</sub>
Solution avec la meilleure Consommation	5.4 kWh → 0.71 kg H2/100 km	0.72 kWh	1850	16.9 kW	9.9 kWh
Solution avec la meilleure Durée de Vie	6.1 kWh → 0.80 kg H2/100 km	0.12 kWh	3400	32.67 kW	9.44 kWh
Solution avec le meilleur Volume	6.2 kWh → 0.82 kg H2/100km	2.4 kWh	725	14.0 kW	2.5 kWh
Solution intermédiaire (compromis)	5.8 kWh → 0.76 kg H2/100km	1.2 kWh	1500	26.5kW	7.9 kWh

Tableau 4-10 Résultat de la surface de Pareto pour le cycle WLTC

#### Conclusion :

En conclusion de cette étude nous pouvons confirmer la validation du comportement de notre approche globale dans le cadre d'une étude tri-objectifs. Avec les données obtenues (voir Annexe B Multi-objectifs), il est ainsi possible d'envisager un ensemble d'architectures et en choisir la meilleure (optimale) selon les contraintes et les exigences du concepteur.

Cette approche bi-niveaux est basée sur une optimisation multi-objectifs permettant d'intégrer les contraintes de conception d'une manière progressive et considère l'aspect durée de vie des sources énergétiques au même niveau que d'autres critères.

Pour réaliser cette approche de pré-dimensionnement, des modules d'estimation de la durée de vie de chaque source ont été développés, basés essentiellement sur des fonctions de pondération permettant de prédire l'évolution au fil du temps de la dégradation des sources (méthode de Wöhler). En plus, un module d'évaluation du volume a été également proposé, basé sur le plan de Ragne. Les étapes d'évaluation de la durée de vie et le volume ont été présentées et leur intégration dans la démarche a été validée.

Les résultats obtenus ont montré que le fait d'intégrer cet aspect, dès la phase de pré-dimensionnement permet de choisir une architecture optimale pour répondre aux exigences du cahier des charges tout en gardant les performances et les avantages offerts par l'architecture hybride.

De plus, nous avons constaté l'antagonisme fort existant entre la durée de vie et le volume ce qui conforte notre hypothèse de départ à ce sujet et nous fait prendre la mesure de cette opposition envisagée de manière progressive.

Avec les études de validation mono-objectif, bi-objectifs puis tri-objectifs, l'approche de conception présentent de bonnes robustesse, flexibilité et précision vis-à-vis le dimensionnement. En plus, elle est évolutive et compatible avec notre processus de conception en offrant un bon compromis entre performances et temps de calcul.

Après avoir exploré la conception optimale hors ligne, la dernière contribution de nos travaux sera développée dans le chapitre suivant en présentant la suite logique de cette approche, au travers la mise en place d'une stratégie temps réel. En effet, cette dernière pierre permettra d'obtenir une approche cohérente dans son ensemble permettant une fois l'architecture conçue d'optimiser son fonctionnement en usage réel.



## 5 Temps Réel

Notre approche globale de conception a été présentée, en partie, dans les chapitres précédents mais il nous reste à détailler son extension à l'utilisation temps réel de l'architecture, ce qui fait partie de l'approche de conception complète. Une fois la méthodologie globale de conception hors ligne mise en place nous avons souhaité nous intéresser à l'usage réel qui pourrait être fait de l'architecture et de comment conserver l'optimalité de cette conception lors des aléas du temps réel. Pour cela, nous avons réfléchi à mettre en place, de façon analogue, une méthode de gestion optimale en temps réel basée sur l'approche déjà développée.

Nous présenterons donc dans ce chapitre une extension de notre approche globale pour une application temps réel ainsi que son implémentation et sa validation.

Ainsi, pour notre étude, on se repose sur deux hypothèses et donc deux types d'application/usage:

1. Véhicule autonome : l'interaction avec l'environnement et la disponibilité des capteurs permettent de disposer des données liées au parcours du véhicule. Dans ce cas, un algorithme « d'optimisation globale » peut être appliqué, similaire à celui développé pour le dimensionnement.

2. Véhicule classique : n'ayant pas forcément les données nécessaires pour connaître, avec exactitude, le parcours et les conditions de roulage du véhicule. De ce fait, des algorithmes dédiés sont développés pour se rapprocher le plus possible de la solution optimale.

## 5.1 Principe et objectif de l'approche recherchée

Une approche temps réel est la gestion énergétique embarquée dans le véhicule qui nécessite une prise de décision au cours de son utilisation. Cette gestion doit être la plus performante et donc la plus proche des résultats obtenus lors des optimisations hors ligne (malgré la méconnaissance du cycle dans le cas réel). L'approche et donc la difficulté sera différente que nous soyons dans le cas du véhicule autonome ou classique.

Le but ici est de compléter la méthode globale déjà présentée dans les précédents chapitres avec un module permettant d'obtenir une gestion énergétique optimale (Figure 5-1). Ceci de manière modulaire et compatible avec le processus de conception optimale pour une application d'un véhicule autonome ou bien classique.

Pour cela, notre approche temps réel se basera sur l'approche hors ligne déjà développée, en utilisant les mêmes principes conceptuels (commande optimale), et les versions compatibles en temps réel des outils déjà utilisés. Ainsi une bonne continuité sera assurée entre la phase de conception et la phase d'utilisation du véhicule.

Le challenge à relever pour cette gestion est la répartition des flux énergétiques entre les deux sources lors des différentes phases de conduite (déterminée par le coefficient de Lagrange  $\lambda$ ). Le but sera de réduire la consommation énergétique tout en assurant une certaine robustesse de la gestion. Cela se réalisera par le choix adapté des commandes de l'architecture et des paramètres de celle-ci, pour maintenir un fonctionnement optimal, soit par prédiction des conditions à venir soit par obtention d'informations permettant de connaître le futur. En plus, l'interaction avec l'environnement externe du véhicule (véhicule/infrastructure, véhicule/véhicule, ...) pourrait être envisagée pour la mise en place d'une stratégie éco-conduite.

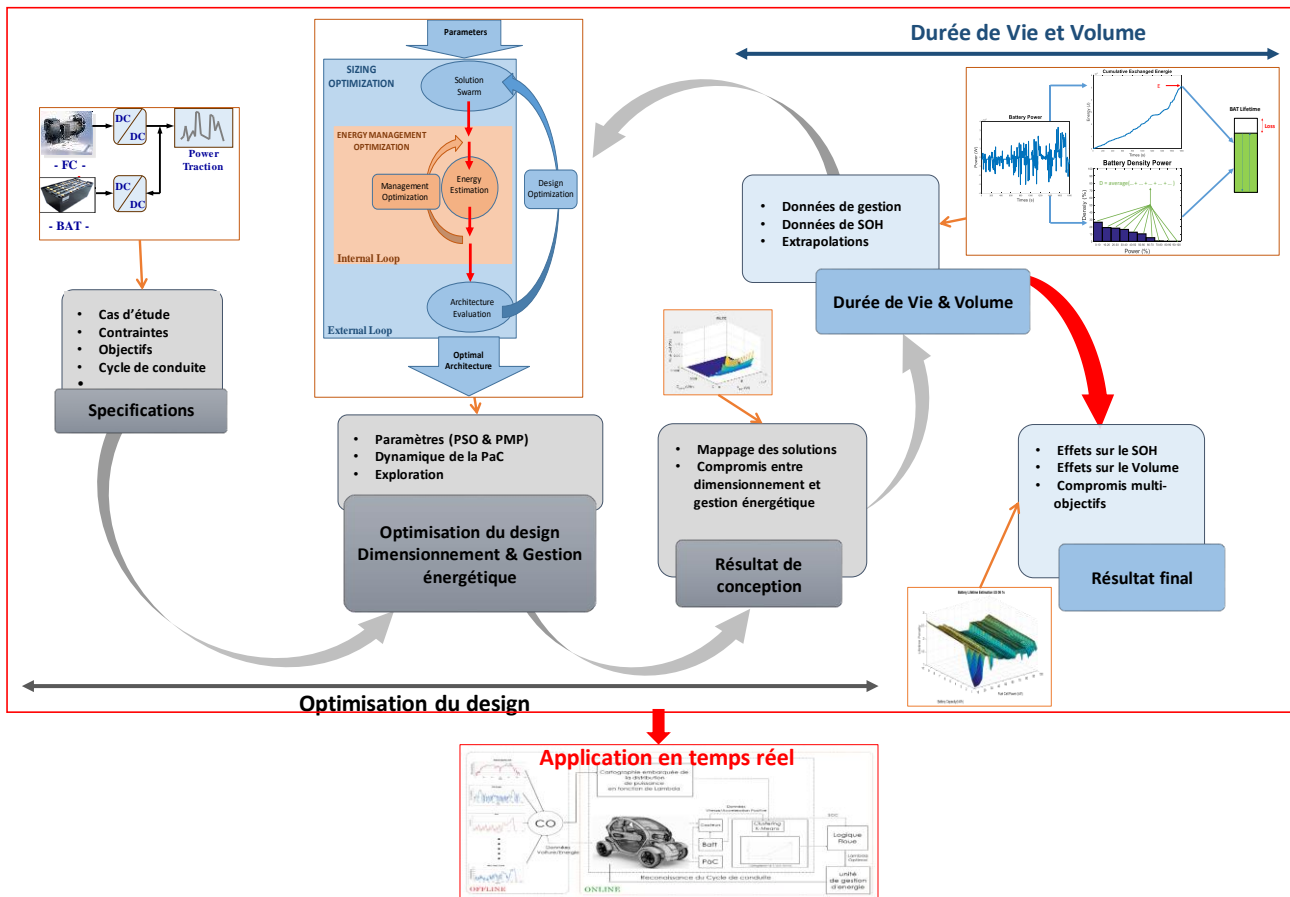


Figure 5-1 Approche globale

## 5.2 Approche proposée

Nous avons vu précédemment que le challenge majeur lié à l'application en temps réel de la commande optimale est de prédire les conditions de roulage. Dans la littérature [126]–[131], les stratégies les plus utilisées sont basées principalement :

- Sur le suivi de consigne, en ajustant les paramètres de commande (pour nous le coefficient de Lagrange) lorsque la consigne à suivre (le niveau de stockage de la source secondaire) sort de la plage permise. Ces méthodes [132], [133] bien que très simple à mettre en place peuvent se révéler non suffisante dans certains cas et être prises de court dans des situations difficiles.
- Sur la théorie du contrôle prédictif (MPC Model Predictive Control) [134], [135] qui consiste à prédire le comportement du système dans le but d'estimer la demande de la charge (véhicule) à venir. Avec cette prédiction sur l'horizon à venir, la méthode peut donc réaliser une optimisation de la commande pour les instants considérés. Ces méthodes bien que très performantes ont besoin souvent de pas mal d'informations et subissent donc la contrainte des systèmes embarqués, c'est-à-dire la capacité de calcul limitée ce qui engendre des performances incompatibles avec l'application. C'est d'autant plus valable et plus contraignant pour notre approche d'optimisation, avec une complexité grandissante qui ne peut être gérée en temps réel.

Dans ce contexte, nous avons opté pour une approche basée sur l'expertise qui s'appuie sur un processus d'estimation et de prise de décision utilisant les principales informations disponibles associées à une phase d'apprentissage. L'objectif étant d'assurer une prise de décision temps réel en s'appuyant sur le comportement estimé sur un horizon et en intégrant les contraintes énergétiques. L'intérêt de cette approche est de recueillir les avantages des deux stratégies citées plus haut. En alliant un contrôle prédictif simple avec un suivi de consignes, on obtient une gestion qui reste performante, simple, évolutive et compatible avec notre processus de conception.

Pour réaliser cette approche temps réel nous avons dû nous inspirer du processus intellectuel d'un conducteur humain qui réalise à chaque instant un choix en fonction de son environnement et ses exigences. Pour cela, nous avons mis en place une méthode temps réel qui reproduit cette intelligence, via des outils d'estimation et de prise de décision. Ce processus intellectuel peut être décomposé en deux phases, la première est l'analyse des données disponibles et l'interprétation de celles-ci. Cette première phase permet de déterminer dans quelle situation l'architecture se situe (mode de conduite). Puis dans un second temps, on retrouve une phase de prise de décision qui à partir de la connaissance acquise à la première phase déterminera la commande à appliquer (Figure 5-2)

Nous allons donc présenter dans un premier temps le principe lié à l'analyse de données et à leur interprétation, puis nous détaillerons l'approche décisionnelle dans le cadre de la commande en temps réel d'une architecture de puissance Hybride.

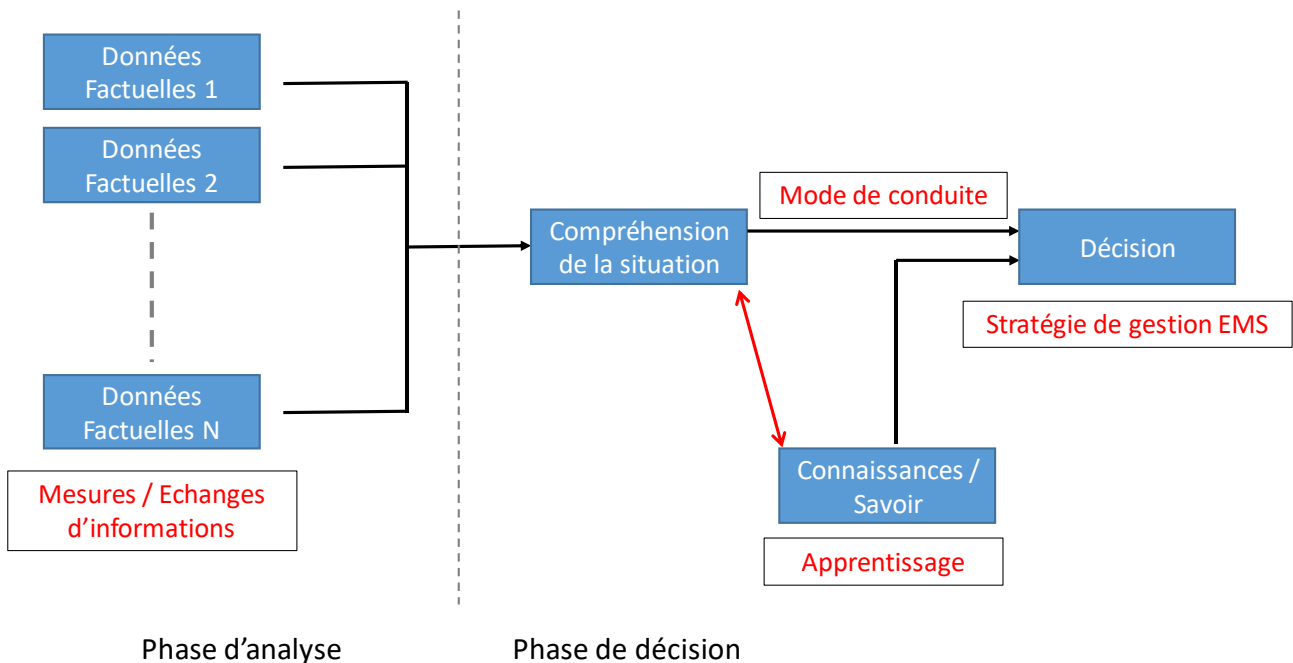


Figure 5-2 Processus décisionnel d'une intelligence humaine

### 5.2.1 Analyse des données

La stratégie de gestion temps réel doit donc réaliser des choix à chaque instant en termes de répartition des flux de puissance entre les sources, pour optimiser le ou les critères considérés, souvent la consommation énergétique. Pour prendre ces décisions, un conducteur (ou le pilotage automatisé) en situation réelle aura besoin d'un certain nombre d'informations décrivant l'état du système mais aussi les éléments extérieurs à celui-ci. Un être humain se basera sur le niveau énergétique du système, sa dynamique ou encore la commande précédente pour l'aspect état du système. Au sujet des éléments extérieurs, le conducteur se basera sur le parcours à venir, le trafic et son expérience.

Il nous faut donc dans un premier temps émuler le raisonnement humain, en s'appuyant sur l'analyse et l'interprétation des données disponibles pour fournir toutes les informations nécessaires à la prise de décision qui interviendra ensuite. Pour un véhicule autonome le trajet est connu à l'avance et il est possible de connaître le cycle futur. Cela simplifie grandement cette phase du module, car un suivi de consigne peut suffire à corriger les aléas inhérents au temps réel. Pour le cas du véhicule classique, nous ne disposons pas des informations extérieures à venir, tels que le trajet ou le trafic. Nous ne pouvons que nous baser sur l'observation du trajet déjà parcouru pour réaliser, à partir d'un horizon, une estimation des conditions à venir. Dans ce contexte, le challenge est de déterminer quelles informations sont disponibles et lesquelles sont nécessaires et pertinentes pour réaliser les choix. Suite à cela, nous pourrions mettre en place le processus d'interprétation qui, à partir des données disponibles, nous donnera les indicateurs décisionnels.

Dans le cadre de notre cas d'étude, nous disposons des données issues du système, les commandes passées de la source principale, la réaction de la source secondaire (puissance, niveau de charge), et des données du cycle en cours (vitesse, accélération, puissance, ...). Grâce à ces données de base, nous pouvons aussi calculer des indicateurs tels que des écarts type ou des valeurs moyennes, qui sont aussi des données utiles pour l'interprétation. Une fois le processus d'analyse et d'interprétation réalisé, nous devons obtenir une prévision sur la demande de la charge à venir. Cette prévision peut se traduire de différentes façons selon les méthodes, on retrouve notamment dans la littérature des approches basées sur l'analyse en temps réel réalisant de la reconnaissance de cycles ou celles utilisant les informations télémétriques (GPS, trafic, ...). Dans notre cas, le module réalise une classification du cycle en cours de parcours permettant d'estimer les besoins sur un horizon et donc le comportement à adopter.

Nous retenons donc l'approche sur l'analyse en temps réel utilisant la reconnaissance de cycle (Type de conduite). Elle s'appuie sur une classification statistique issue d'une méthode d'apprentissage et d'intelligence artificielle. L'utilisation de ces méthodes en temps réel est conditionnée par le choix pertinent des paramètres considérés. En effet, vu le nombre élevé de paramètres qui peuvent être pris en compte, un choix sélectif et objectif de ces paramètres et critères est impératif pour caractériser un cycle de conduite, permettant ainsi la reconnaissance des conditions de roulage en temps réel.

Cette fonctionnalité de reconnaissance de cycle sera détaillée dans la section dédiée à l'implémentation de la méthode. Elle est basée sur le principe du clustering K-means. C'est une méthode d'apprentissage non supervisé qui, à partir de l'observation de certains paramètres cherchera à déterminer des patterns dans ces données et ainsi les regrouper autour de leur centre de gravité. De manière plus physique, c'est une méthode qui met en place un modèle comportemental en déterminant les paramètres clés, puis en jugeant de chaque situation à partir de la répartition déterminée. Ainsi pour une utilisation en temps réel, cette méthode permet très rapidement et efficacement de réaliser une reconnaissance de cycle et donc de prédire le comportement global à venir. On retrouve en Figure 5-3 le processus schématisé de l'analyse et l'interprétation de données en vue d'une reconnaissance de cycle. Ce processus a été déployé utilisant l'approche par clustering K-means qui vise, à partir des données, à déterminer le « type » de cycle qui est réalisé depuis l'horizon d'observation et donc à prédire ce qui se produira à l'avenir.

Nous développerons dans la section suivante le principe décisionnel de notre approche basée sur une forme d'intelligence artificielle, ce principe se basera sur de la reconnaissance de cycle et l'état du système (contraintes énergétiques), ce qui représente l'information clé sur le futur probable à affronter.

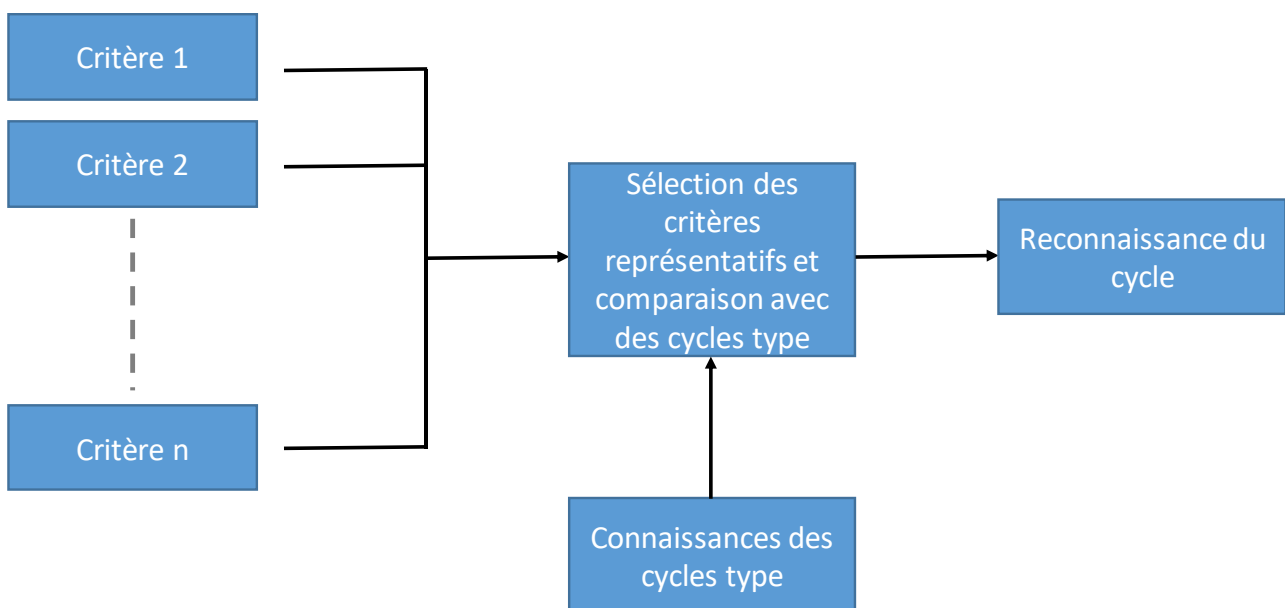


Figure 5-3 Principe du processus d'analyse et d'interprétation de données

### 5.2.2 Prise de décision

Nous avons vu précédemment le principe de l'approche proposée permettant d'identifier et de prédire les conditions de roulage à venir, en vue d'une prise de décision sur la gestion énergétique. Nous allons maintenant traiter cet aspect en détaillant les éléments nécessaires et ceux obtenus après ce processus.

Nous souhaitons mettre en place une gestion énergétique en temps réel à partir de l'approche utilisée lors de la phase de conception, c'est-à-dire la Commande Optimale par principe de Pontriaguine. Pour rappel, le challenge majeur d'une utilisation en temps réel de cette méthode est de déterminer à chaque instant le coefficient de Lagrange ( $\lambda$ ) (paramètre de la commande optimale). Dans la méthode hors ligne, nous réalisons cette recherche par dichotomie en connaissant le cycle de puissance à l'avance. Ici, il nous faut à partir des conditions de roulage non connues et les contraintes énergétiques, être capable de déterminer ce coefficient qui peut évoluer si le type de cycle en cours change. Une fois ce coefficient choisi, cela nous permet de réaliser une optimisation de la commande (Puissance de la PAC) à chaque instant du cycle.

Dans ce contexte, nous proposons une approche basée sur de l'intelligence artificielle qui reproduit le raisonnement d'un conducteur humain. Nous avons vu précédemment que le paramètre de Lagrange permettait de piloter l'utilisation de la source secondaire en vue d'optimiser la consommation énergétique du système. L'évolution de ce paramètre est propre au cycle d'usage et peut évoluer seconde après seconde. Par conséquent, il serait judicieux de déterminer le coefficient de Lagrange en fonction du couplage entre l'état du système (état de charge de la batterie) ainsi que le futur probable à satisfaire (cycle de conduite en cours de réalisation).

Ce choix doit permettre une évolution du système dans une plage de SOC suffisamment large pour minimiser correctement la consommation, mais aussi assurer l'intégrité de l'architecture en contraignant celle-ci dans une plage acceptable de SOC. Pour cela, la méthode de décision à implémenter réalisera le choix du coefficient de Lagrange à partir de la connaissance acquise lors de sa conception hors ligne. Ce savoir, déterminé en « offline » suivant une phase d'apprentissage, est sous forme d'un tableau d'inférence conçu par l'utilisateur expert.

Il faut donc mettre en place une méthode décisionnelle qui à partir de l'observation de l'état du système et du cycle en cours puisse déterminer le bon coefficient de Lagrange. Nous utiliserons pour cela une logique floue qui aura pour rôle de réaliser ce choix raisonné, elle a pour majeur avantage de reproduire la flexibilité du raisonnement humain. En effet, de par son fonctionnement que nous détaillerons par la suite la valeur définie pour le coefficient de Lagrange sera un compromis entre les différentes solutions absolues possibles, ainsi le système ne subira pas des permutations instantanées de fonctionnement mais adoptera un changement progressif. On retrouve en Figure 5-4 une représentation de principe théorique de l'aspect décisionnel de notre approche, et en Figure 5-5 une présentation du comportement de la méthode choisie pour cette approche, la logique floue.

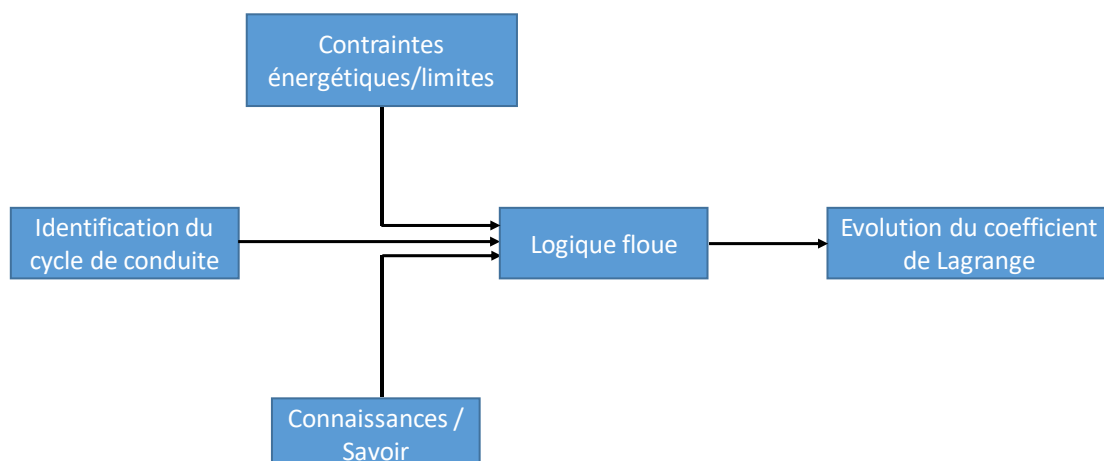


Figure 5-4 Principe de la prise de décision

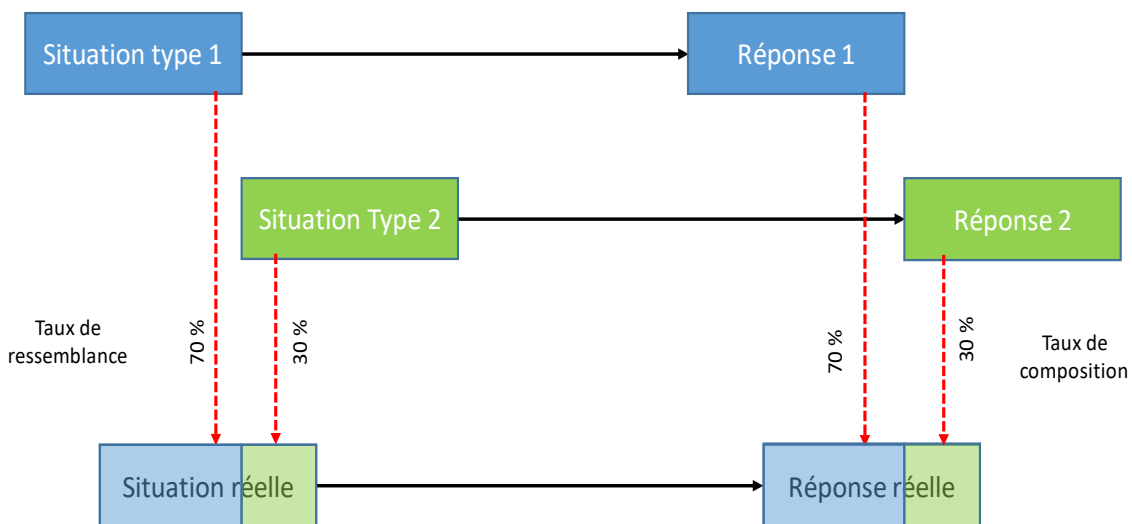


Figure 5-5 Comportement de la logique floue

### 5.3 Implémentation

Maintenant que nous avons présenté notre processus ainsi que les outils nécessaires pour y répondre, nous pouvons s'intéresser à leur implémentation dans notre cas d'étude et à détailler leur fonctionnement. Nous présenterons tout d'abord l'outil de clustering K-means, qui a permis de mettre en place la reconnaissance du cycle. Cette information associée à la variation de l'état de charge de la source secondaire est utilisée pour l'aspect décisionnel de notre approche basée sur une stratégie de type Logique floue que nous détaillerons à la fin.

#### 5.3.1 Reconnaissance de cycle par partitionnement clustering K-means

Etant donné que le cycle parcouru n'est pas connu en temps réel, cette méthode vise à interpréter une multitude de paramètres pour réaliser dans notre cas une reconnaissance de cycle nécessaire à l'identification du paramètre de contrôle ( $\lambda$ ). Tout le challenge lié à son utilisation est le choix des variables pour avoir des résultats pertinents tout en garantissant un fonctionnement temps réel.

##### Choix des variables :

Le nombre de paramètres disponibles étant très grand, il est impossible d'utiliser cette méthode en temps réel si une sélection n'est pas faite. Il faut donc réaliser un choix parmi les paramètres à suivre pour se focaliser sur les paramètres les plus utiles permettant ainsi de maîtriser le temps calcul du clustering K-means.

En nous appuyant sur des travaux déjà existants suivant une pluralité d'applications [136]–[138], on ne retrouve pas de consensus vis-à-vis du choix de ces variables qui dépend principalement des objectifs à atteindre ainsi que la stratégie de classification utilisée. Nous pouvons toutefois s'appuyer sur quelques critères pour orienter notre choix pour obtenir un bon rapport précision/temps de calcul. Nous avons pour cela utilisé la base de données de LTE-IFSTAR qui contient près de 500 variables sur différents cycles. Certaines sont liées au cycle directement (vitesse, accélération, freinage etc ...) d'autres sont représentatives de l'état du système (courant, tension, couple, température etc...). En plus, quelques travaux ont permis d'analyser les corrélations entre 51 de ces paramètres les plus utilisés, nous pouvons classer ces paramètres en plusieurs catégories :

- Le dimensionnement du cycle (durée, distance, durée de périodes particulières)
- Les conditions du cycle (plage de vitesse, nombre d'arrêts, nombre d'accélération)
- La vitesse (moyenne, maximum, écart type)
- L'accélération (moyenne, écart type, maximum)

Il ressort de ces études que l'observation de la vitesse moyenne (temps à l'arrêt exclu) et de l'accélération moyenne permet une description assez satisfaisante du cycle en cours. En effet, ce sont deux indicateurs qui sont chacun suffisamment en corrélation avec les autres indicateurs de leur catégorie, mais suffisamment différents pour ne pas se recouper entre eux. Nous baserons donc la reconnaissance de cycle sur le comportement de ces deux variables. L'avantage de ce choix réside aussi dans leur disponibilité depuis n'importe quel véhicule moderne sans instrumentations supplémentaires.

#### Critères de classification des cycles :

Une fois les paramètres d'observations déterminés, nous devons introduire le processus de classification. En effet, il est possible de procéder de deux façons différentes pour départager les cycles :

- On peut considérer les trois types de cycles normalisés (urbains, ruraux, autoroutiers) d'après leur définition officielle
- On peut définir (statistiquement) les types par niveau de vitesse, 0-40 km/h pour les zones urbaines, 35-80 km/h pour les zones rurales, 70-100 km/h pour la conduite sur routes principales et enfin 90-140 km/h pour les zones autoroutières.

L'inconvénient de la première méthode est qu'elle est le plus souvent inappropriée car les définitions ne sont pas toujours cohérentes avec l'usage réel. Dans le second cas la répartition peut sembler arbitraire mais l'identification est en usage très homogène. De plus, son intérêt est qu'elle se base principalement sur la vitesse pour dégrossir le choix, ce qui permet d'utiliser le second paramètre (l'accélération) comme appoint, pour affiner l'identification notamment l'interférence avec les types de conduite. Ainsi, cela permet d'avoir une classification représentative d'un usage réel avec un choix limité des paramètres les plus pertinents.

Pour déterminer la classification suivant l'accélération, les plages de variation de cette dernière ont été identifiées en effectuant un partitionnement (clustering k-means), pour voir la distribution vitesse/accélération pour un ensemble de cycles disponibles couvrant les différentes situations rencontrées en usage réel.

#### Partitionnement « clustering K-means » :

Le clustering K-means est une méthode d'apprentissage non supervisé, contrairement à l'apprentissage supervisé où l'algorithme apprend les relations de corrélations entre un ensemble de données A (observation) et une valeur à prédire B, cette méthode non supervisée va simplement chercher des patterns dans les données. C'est-à-dire qu'elle va chercher des schémas comportementaux qui traduisent directement les résultats recherchés, et ce en regroupant les données autour de leur centre de gravité. L'avantage d'une telle méthode est l'économie de ressources de calcul pour une perte relativement faible en efficacité.

Le principe de fonctionnement de l'algorithme est assez simple : il attribue aléatoirement deux centroïdes dans un champ de données puis calcule la distance euclidienne entre chacun des centroïdes et chaque point de la distribution de données. Ce qui permet de séparer les données en deux secteurs, chaque secteur étant représenté par son centroïde. Puis, sur chaque cluster, le centroïde est recalculé avec les points contenus dans chaque cluster. A partir de ces nouveaux centroïdes, les clusters sont redéfinis et ainsi de suite à chaque itération jusqu'à ce que la position des centroïdes ne bouge plus. Ce comportement est représenté schématiquement en Figure 5-6.

Cet algorithme a l'avantage d'être rapide et flexible vis-à-vis de la quantité de données qu'il peut gérer. En effet, son fonctionnement permet de réduire le temps de calcul par rapport aux autres méthodes, ce qui lui autorise donc la possibilité de gérer plus de variables pour accroître sa précision si nécessaire. De plus, sa flexibilité est un grand atout pour une utilisation en temps réel, cela permet de prendre en compte facilement des changements de conditions en cours d'usage. Ainsi, la méthode observera en temps réel le système pour collecter les données nécessaires, un horizon minimal sera nécessaire pour avoir suffisamment de données. Selon la taille de cet horizon, un changement dans le cycle peut s'opérer, la méthode a la capacité de gérer cela sans difficulté de par son fonctionnement.



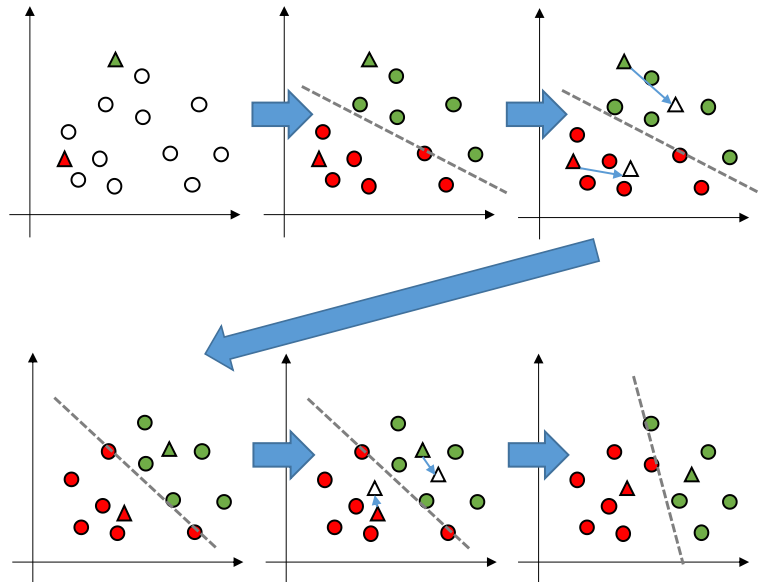


Figure 5-6 principe de fonctionnement du clustering K-means

En augmentant le nombre de clusters, on peut facilement dissocier des cycles combinés et ainsi mieux gérer les transitions de cycle à cycle. En revanche, cela peut avoir un impact sur le temps de calcul et ainsi sur l'embarquabilité. Pour cela, nous avons considéré deux clusters pour avoir un bon compromis complexité/précision tout en assurant une transition de manière suffisamment stable et souple.

Classification des cycles :

En considérant un ensemble de cycles représentatifs d'un usage réel (NEDC, ..... ) et en se basant sur le processus présenté précédemment, nous procédons dans un premier temps à une classification en vitesse, suivi de l'introduction de l'aspect accélération pour affiner cette classification dont la distribution est présentée en Figure 5-7.

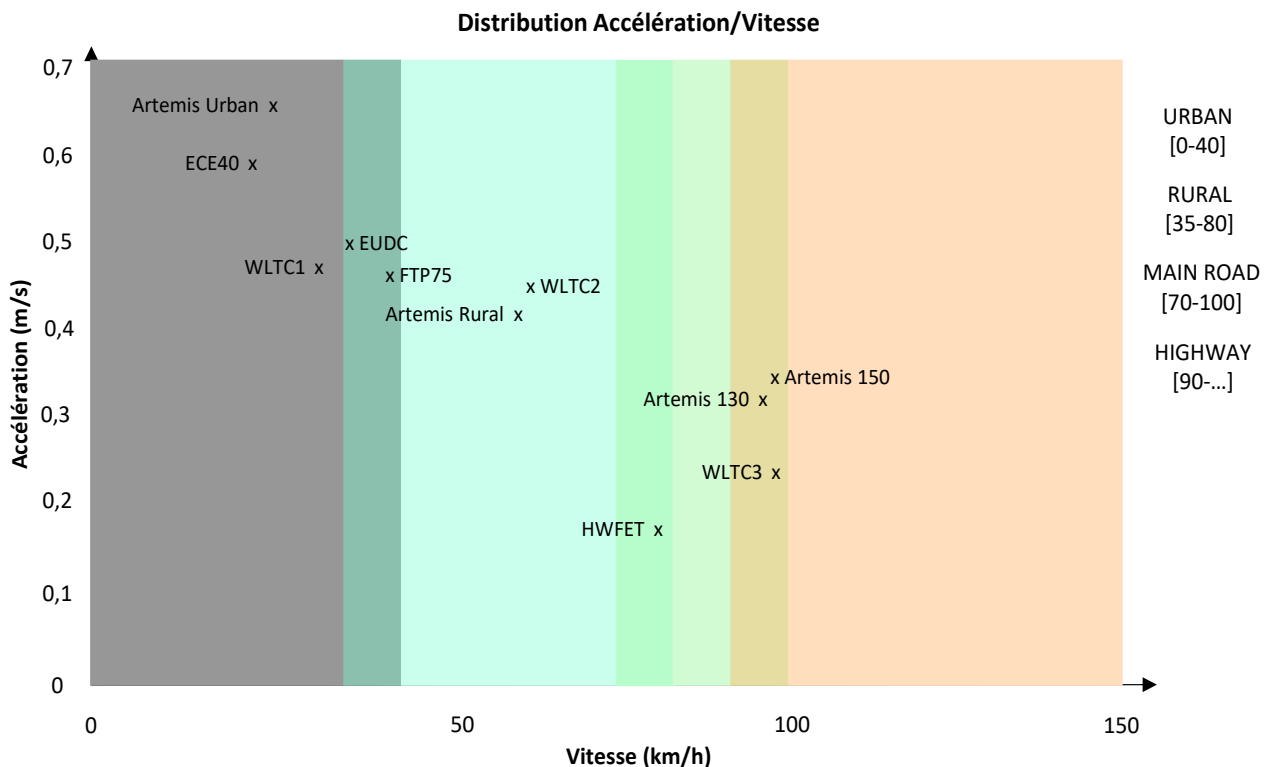


Figure 5-7 Distribution « accélération vitesse » des différents cycles de conduite

Il est à noter que certains cycles incluent des pré-conditionnements qui ne sont pas pris en compte dans les analyses, ce qui peut influencer certaines considérations. On retrouve cela par exemple avec le cycle HWFET qui est considéré par la classification en vitesse comme un cycle « Route principale ». Or dans la majeure partie des cas, le paramètre accélération diminue avec l'augmentation du paramètre vitesse. Pourtant dans le cas du HWFET son accélération est bien plus faible que celle des cycles Artemis qui sont eux classés comme de type autoroutier. Pour améliorer ces comportements nous avons donc restructuré certains cycles en sous-cycles, ainsi l'analyse pourra porter sur le cycle complet et les sous-cycles associés Figure 5-8.

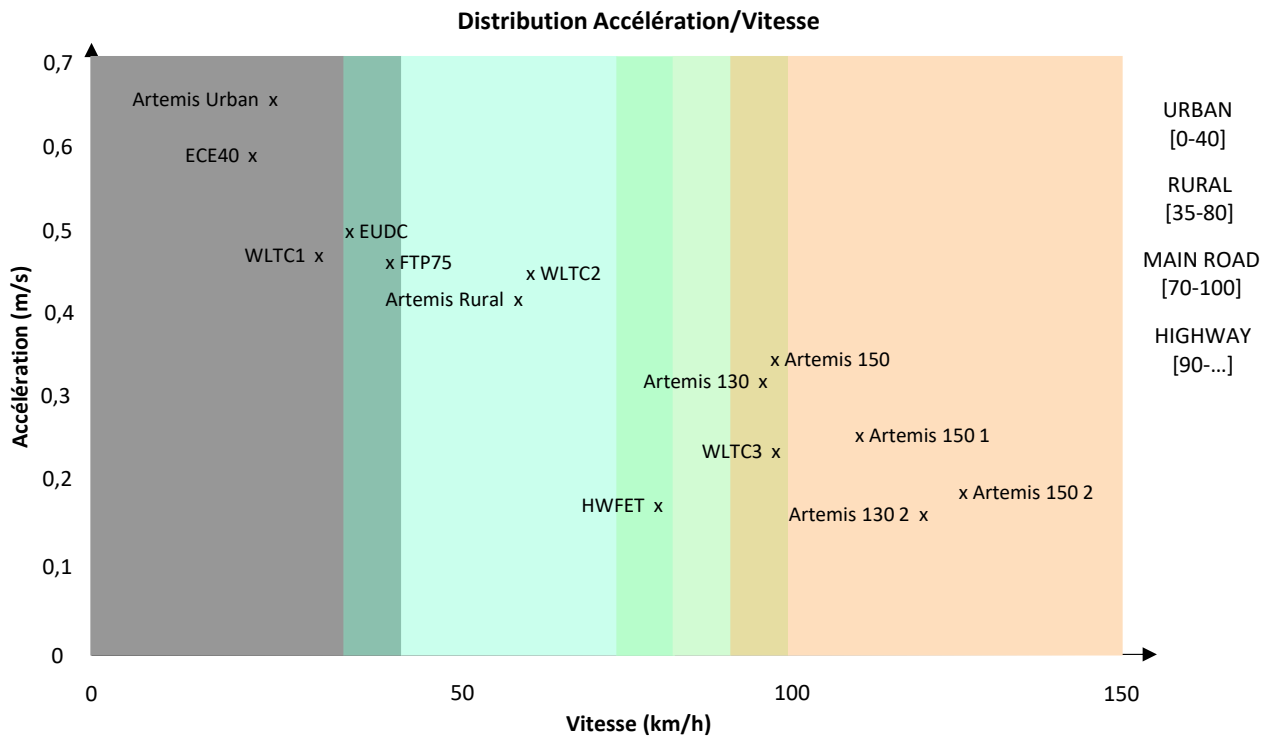


Figure 5-8 Distribution « accélération vitesse » des différents cycles et sous-cycles de conduite

On peut résumer les résultats obtenus en donnant la classification des cycles de la façon suivante (Tableau 5-1) :

Type de Cycle	Vitesses	Accélérations
URBAIN	[ 0 - 40 km/h ]	[ 0.45 – 0.9 m/s ]
RURAL	[ 35 - 80 km/h ]	[ 0.37 – 0.45 m/s ]
ROUTE PRINCIPALE	[ 70 - 100 km/h ]	[ 0 – 0.37 m/s ]
AUTOROUTE	[ 90 - 150 km/h ]	[ 0 – 0.37 m/s ]

Tableau 5-1 Classification des cycles

Cette classification reste encore trop complexe au vu des contraintes de l'implémentation de la méthode. Nous utiliserons la classification des cycles déjà établie en réduisant le nombre de cycles de références au minimum nécessaire et ne conserver que ceux les plus représentatifs de leur catégorie.

En utilisant une revue de la littérature à ce sujet [139], nous pouvons mettre en évidence de nombreux cycles qui sont représentatifs de conditions de conduite réelles et les classer de la façon suivante (Tableau 5-2) :

URBAIN	RURAL	AUTOROUTIER/ROUTE PRINCIPALE
Artemis Urban sous-cycles 1, 3, 4, 5	Artemis Rural sous-cycles 1, 3	Artemis motorway 150/130
Neapolitan driving sous-cycles 10, 15, 21	Handbook R2 sous-cycles 2, 3 ; R3 1, 2 ; R4 1	Artemis LowMot
Modern urban sous-cycles 5, 7, 13	Modern Hyzem road	Handbook R1 sous-cycles 1, 2, 3
		Artemis rural sous-cycles 4, 5

Tableau 5-2 Répartition des cycles selon la littérature

En conclusion de cette étude, nous ne retiendrons que quatre cycles au total, chacun représentant sa catégorie de manière fidèle, la liste de ces quatre cycles et leur affectation sont présentées en Tableau 5-3. Ce choix constitue une première étape pour montrer la faisabilité de l'approche. Le bilan qui a été établi pourrait être réutilisé pour enrichir notre classification.

URBAIN	RURAL	ROUTE PRINCIPALE	AUTOROUTE
Artemis Urban	WLTC 2	HWFET	Artemis 150 '2'

Tableau 5-3 Liste des cycles de conduite représentatifs

### 5.3.2 Phase d'apprentissage

Maintenant que nous avons mis en place l'implémentation de la partie reconnaissance de cycles par approche du clustering K-Means, il faut désormais s'intéresser à l'évolution et à l'identification temps réel du paramètre de contrôle (coefficient de Lagrange). Pour ce faire, nous nous basons sur la construction par apprentissage des données à embarquer basée sur des cartographies pour alimenter la méthode décisionnelle en temps réel. C'est une représentation qui offre un bon compromis entre précision et rapidité de calcul.

Ces cartographies représentent le comportement du système en fonction du coefficient de Lagrange ( $\lambda$ ), en particulier l'évolution du niveau d'énergie de la source secondaire (Batterie) qui caractérise le principal degré de liberté de la gestion d'énergie. Leur mise en œuvre a été réalisée en considérant un modèle de la chaîne de conversion implémenté sous l'environnement Matlab-Simulink. Les modèles couramment utilisés pour l'optimisation énergétique sont des modèles de type quasi-statique, ceux utilisés dans le cadre de cette thèse sont présentés ci-dessous, suivi de la génération des cartographies.

#### Modèle Batterie :

Le modèle utilisé intègre des cellules unitaires connectées en série/parallèle. Il est composé d'une source de tension  $U_{OC}$  idéale qui définit la tension en circuit ouvert de la batterie, de résistances internes  $R_p$  (résistance de polarisation) et  $R_0$  (résistance ohmique) et d'un condensateur équivalent ( $C_{Tr}$ ) modélisant les aspects transitoires du comportement de la batterie.  $I_{Batt\ ref}$  et  $I_{Bus}$  sont les intensités référence de la batterie et du bus.  $P_{Charge}$  et  $P_{Pac\ ref}$  sont les puissances charges et référence de la PAC. Enfin  $V_{bus}$  et  $V_{Pac}$  sont les tensions du bus et de la PAC. Ce modèle est synthétisé dans la Figure 5-9. De plus, l'Équation 5-1 nous donne la représentation analytique qui en découle.

Comme expliqué précédemment, l'état de charge de la batterie est essentiel dans l'optimisation énergétique, sa modélisation a été introduite en intégrant le courant de la batterie (Équation 3-12).

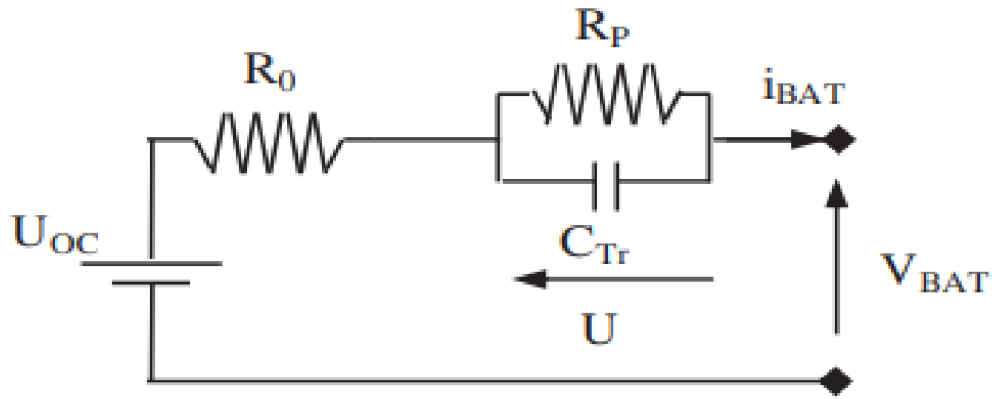


Figure 5-9 Modèle équivalent de la batterie dans la gestion temps réel

$$U_{Bat} = U_{OC} - U - R_0 i_{Bat}$$

$$\frac{dU}{dt} = -\frac{U}{R_p C_{Tr}} + \frac{i_{Bat}}{C_{Tr}}$$

$$I_{Batt\ ref} = I_{Bus} + \frac{P_{charge}}{V_{Bus}} - \frac{P_{PaC\ ref}}{V_{PaC}}$$

Équation 5-1 Modèle de la batterie en temps réel

#### Modèle Pile à Combustible :

Le modèle est aussi composé de plusieurs cellules montées en série/parallèle pour obtenir les caractéristiques nécessaires au dimensionnement souhaité. Le comportement de cette source énergétique donne une caractéristique I-V non linéaire, à cela s'ajoute les contraintes systèmes, liées à l'utilisation d'accessoires nécessaires au fonctionnement de la pile, ce qui impacte la courbe de rendement de la pile.

Ce modèle complet peut être représenté par l'Équation 5-2 donnant le comportement en tension et intensité de PAC.

$$V_{PAC} = N(E_{Cel} - Rj_{Stack} - A \cdot \ln(j_{Stack} + j_1) - m \cdot \exp(n \cdot j_{Stack}))$$

$$j_{Stack} = \frac{I_{Stack}}{A_{Cel}}$$

$$I_{Stack} = \alpha + (1 + \beta)i_{PAC} + \gamma(i_{PAC})^2$$

Équation 5-2 Modèle de la PAC en temps réel

Avec  $A_{Cel}$  l'air de chaque cellule unitaire,  $N$  le nombre de cellules,  $E_{Cel}$  la tension de la cellule unitaire,  $R$  la résistance ohmique de la membrane,  $A$  le coefficient de Tafel,  $I_{Stack}$  le courant dans la pile,  $m$  et  $n$  les coefficients de l'équation de transfert de masse, et enfin  $\alpha$   $\beta$  et  $\gamma$  les coefficients du modèle de second ordre du courant.

#### Modèle du véhicule :

Dans ce cas-ci nous réutilisons le même modèle déjà présenté dans la partie traitant de la conception (3.2.3.1). C'est un modèle basé sur le principe fondamental de la dynamique, couplé avec la vitesse (Équation 3-13), nous donne la puissance du cycle à chaque instant. Ce modèle comptabilise les frottements aérodynamiques, les frottements aux roues et les efforts liés au dénivelé. Suite à la mise en place de ce modèle on obtient les cycles de puissance correspondant, qui peuvent nous renseigner sur les caractéristiques énergétiques des cycles de conduite considérés, avec des indicateurs comme : puissance maximale et moyenne, énergie totale, potentiel de récupération, dynamique.

Cartographies :

A ce stade, nous pouvons débuter la réalisation des cartographies du coefficient de Lagrange à partir de ces modèles pour déterminer la répartition de la puissance entre les sources pour différentes valeurs de ce coefficient. On trouve en Figure 5-10, la répartition de la puissance entre les deux sources et en Figure 5-11 les valeurs du coefficient de Lagrange testées à chaque instant. On réalise ainsi un apprentissage pour les différents cycles choisis, pour obtenir ces cartographies du coefficient de Lagrange.

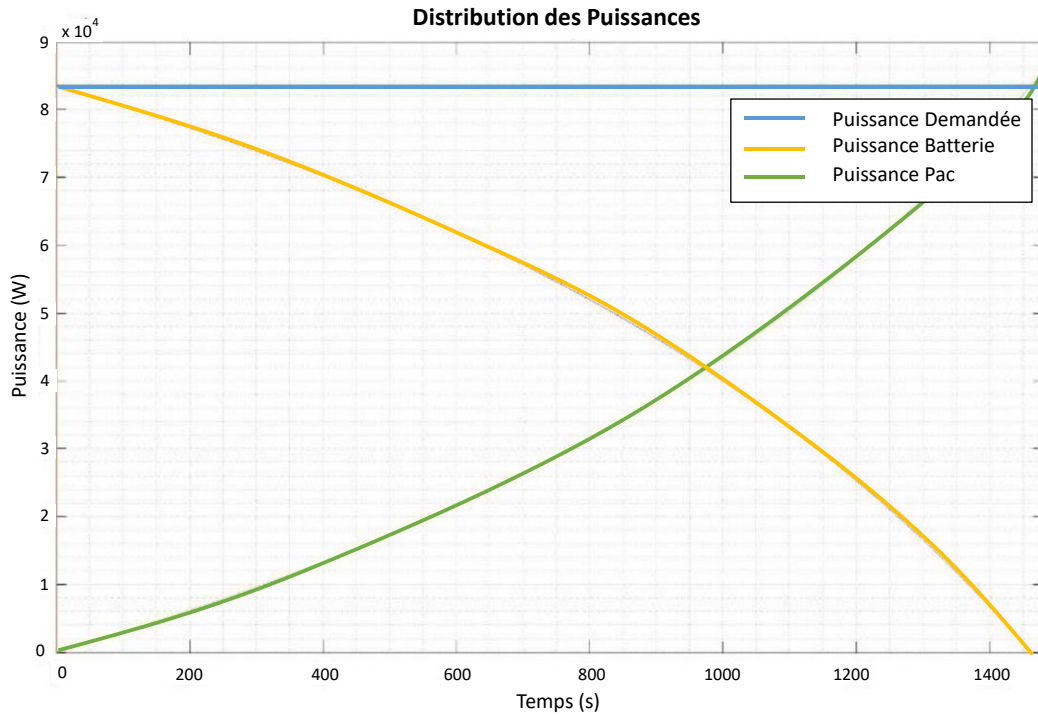


Figure 5-10 Distribution des puissances entre les sources pour un échelon

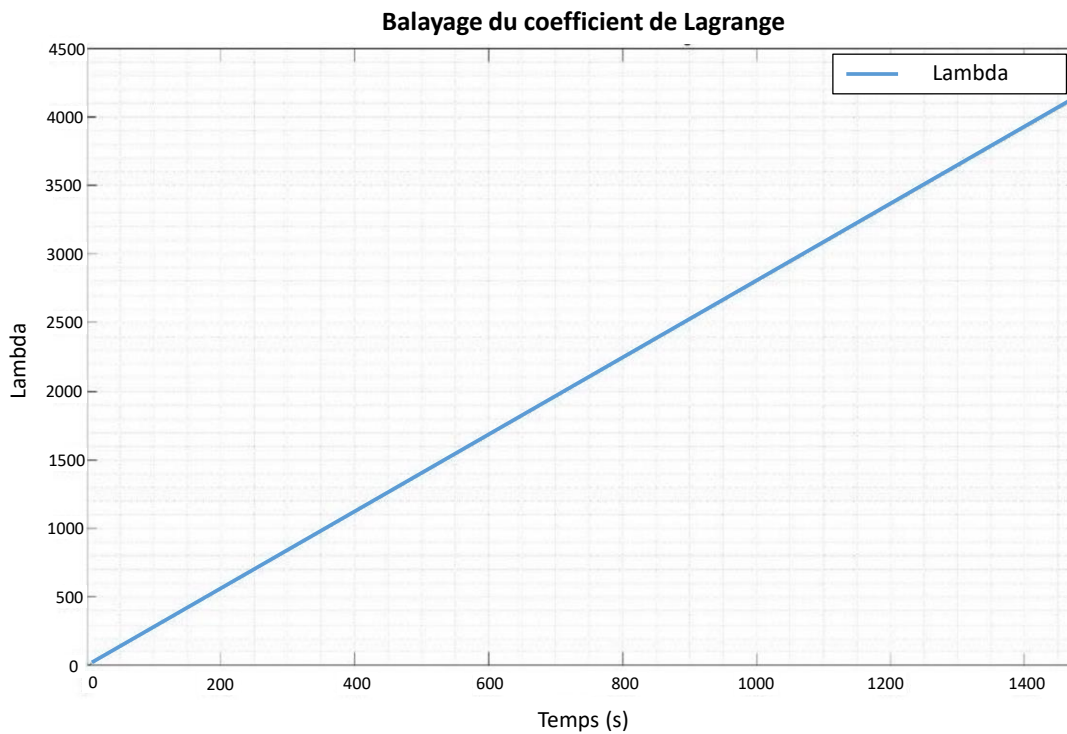


Figure 5-11 Balayage des coefficients de Lagrange ( $\lambda$ ) pour un cycle autoroutier

D'un point de vue applicatif, cette cartographie permet de déterminer la relation existante, pour un cycle donné, entre le choix du coefficient de Lagrange et l'effet sur la répartition de la puissance entre la PAC et la batterie. Cette répartition de puissance influencera donc la consommation mais aussi la variation du niveau de charge de la batterie, ainsi comme présenté plus haut cette cartographie permettra au module décisionnel de déterminer le coefficient de Lagrange pour optimiser la gestion énergétique, tout en pilotant l'état de charge de la batterie. Ces cartographies peuvent être enrichies à tout moment.

On peut par exemple, pour un cycle de type autoroutier (Artemis 150) centraliser ces données en un histogramme représentant la distribution de puissance en fonction des différentes valeurs du coefficient Lambda (Figure 5-12). La même approche est utilisée pour l'ensemble des cycles considérés dans cette phase d'apprentissage.

Nous avons donc établi ici tout le support nécessaire (modèles, données et approches) pour fournir à la gestion énergétique temps réel les éléments nécessaires à la prise de décision. Nous avons donc maintenant des cartographies des coefficients de Lagrange selon l'effet qu'il aura sur l'architecture dans chaque type de conduite qu'on peut rencontrer en usage réel. Des lors que le cycle de conduite est identifié, la méthode pilotant le choix du lambda pourra agir en conséquence sur l'architecture pour conserver un fonctionnement une consommation énergétique optimaux.

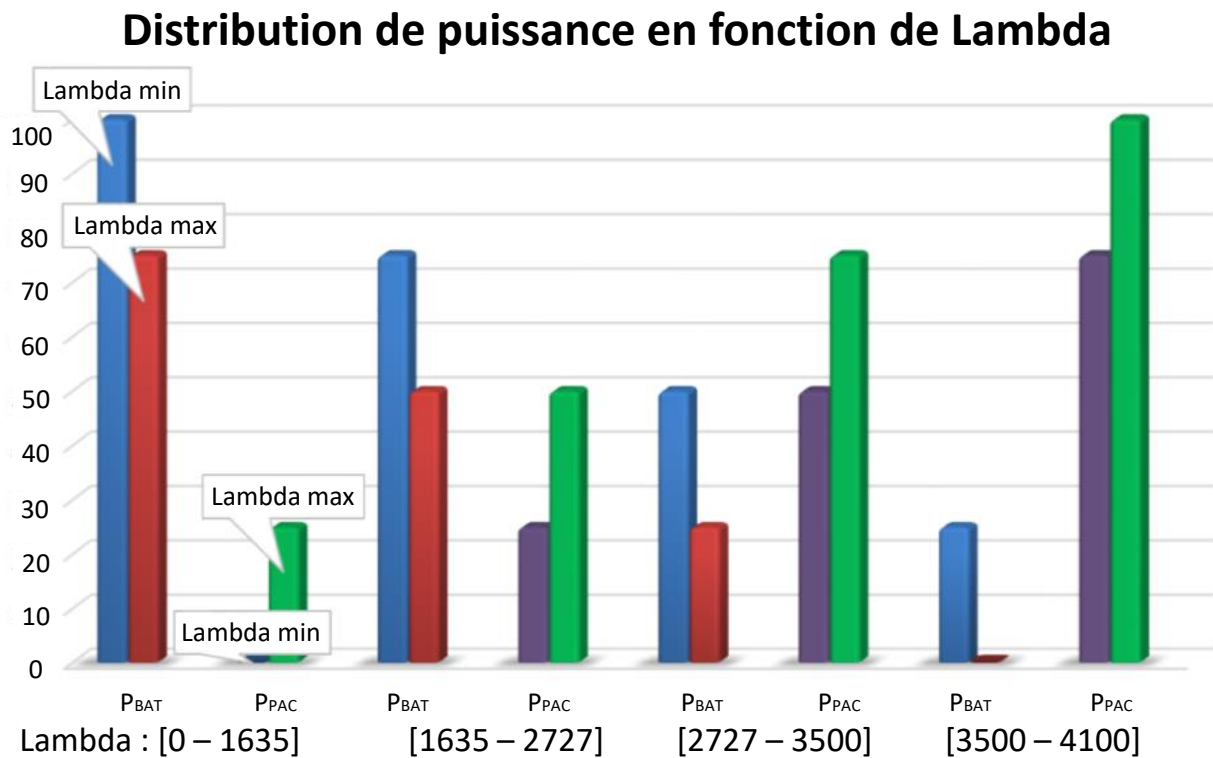


Figure 5-12 Cartographie de la distribution de puissance en fonction du coefficient de Lagrange pour un cycle autoroutier

### 5.3.3 Approche décisionnelle

A ce stade, comme approche simple, nous pouvons nous contenter d'utiliser les cartographies du coefficient de Lagrange qui, en fonction du cycle détecté, fournissent les valeurs de ce dernier au processus d'optimisation basé sur la commande optimale. Seulement, cette solution n'intègre pas le pilotage de l'état de charge de la batterie qui reste un paramètre clé pour la gestion d'énergie. C'est la raison pour laquelle, nous proposons une approche décisionnelle utilisant la technique de logique floue, pour justement orienter le choix du coefficient de Lagrange en fonction de l'état de la batterie. En effet, l'objectif est de mettre en place une gestion active de l'état de charge de la batterie qui contraint la gestion des flux d'énergie entre les sources et la charge.

A partir de toutes ces données à disposition, nous pouvons donc nourrir la méthode décisionnelle avec suffisamment d'informations pour fiabiliser son comportement. Nous allons maintenant nous intéresser à l'implémentation de cette méthode décisionnelle, nous avons choisi la logique floue qui présente des performances et des degrés de liberté qui conviennent parfaitement au processus recherché : la rapidité d'exécution pour le temps réel, la possibilité de formaliser du raisonnement (expertise) et la flexibilité qui apporte des transitions douces entre les différentes valeurs de commandes. Cette gestion des transitions lui confère un comportement proche de l'humain, auquel un conducteur sera habitué. De plus, la source principale pourra être préservée des fonctionnements dynamiques, ce qui contribue grandement à sa fiabilité. Enfin, cette méthode propose une flexibilité très appréciable, qui facilite les modifications et surtout la prise en compte des incertitudes.

Une fois ce coefficient déterminé pour orienter le comportement de l'optimisation, la commande optimale pourra procéder à la gestion optimale d'énergie déjà décrite dans les chapitres précédents, visant à piloter les flux d'énergie entre les sources et la charge suivant les exigences définies.

Le pilotage de l'état de charge (SOC) de la source secondaire s'effectue suivant une stratégie hybride (SOC contrôlé et libre). Pour cela, nous avons établi différentes plages d'utilisation, une plage d'utilisation libre entre 35 % et 65 % de charge de la batterie, puis au-delà de ces limites des plages restreintes. Dans ces plages restreintes (haute et basse) nous segmentons chacun de ces niveaux en 2, avec un niveau contrôlé et un niveau interdit. La limite se situant à 15 % et 85 %. On représente cette segmentation par la Figure 5-13 avec la zone libre (en vert) entourée par les zones contrôlées (en orange), elles-mêmes encadrées par les zones interdites (en rouge).

L'introduction de cette gestion hybride permet de profiter pleinement du stockage selon le type et la technologie du stockage dans les deux modes (traction et récupération) en maîtrisant la profondeur de décharge (DoD). Les différentes zones considérées impliquent les fonctionnements suivants :

- Interdit - : c'est une zone non permise pour éviter tout risque de surcharge de la batterie ce qui représente un risque pour l'intégrité de l'architecture et pour son utilisateur. La logique floue dans ce cas forcera une décharge de la batterie pour retrouver une zone d'utilisation plus confortable
- Contrôlé - : C'est une zone où la logique floue veillera à ce que la charge ne s'approche pas trop de la zone interdite en sollicitant plus la batterie. Cette zone peut être privilégiée dans le cas d'un cycle autoroutier pour permettre une meilleure utilisation de la pile à combustible, en effet, dans ce type de cycle les phases de recharge de la batterie sont plus rares.
- Libre : C'est la zone de fonctionnement à favoriser car elle permet de préserver au mieux la batterie et offre la plus grande liberté de variation pour la commande optimale et ainsi permettre la meilleure optimisation possible. Pour un cycle avec de plus faible variation, la partie haute de cette zone sera à privilégier, en revanche la partie basse sera adaptée pour les cycles plus dynamiques.
- Contrôlé + : Dans cette zone la logique floue veillera à ce que la charge de la batterie ne dépasse pas la limite basse de décharge en sollicitant un peu plus la PAC. De plus, cette zone est à favoriser en utilisation de cycle dynamique car cela traduira une utilisation plus fréquente de la batterie par rapport à la pile. En effet, ce type de cycle favorise les phases de recharge.
- Interdit + : cette zone est non permise pour éviter les risques de décharge profonde impactant négativement le fonctionnement dans le temps de la batterie et donc de l'architecture.

A partir de cette segmentation, on peut établir la table d'inférences qui définit la prise de décision de la logique floue, en générant la valeur du coefficient de Lagrange en fonction des conditions de fonctionnement. Nous présenterons ce tableau d'inférences (Tableau 5-4) sous forme de répartition de puissance entre les deux sources, qui traduisent les valeurs du coefficient de Lagrange ( $\lambda$ ) qu'on retrouve dans les cartographies générées. Il est donc à rappeler que plus la charge de la batterie est élevée plus l'utilisation de celle-ci sera encouragée et inversement. De plus, selon le cycle en cours, la zone d'équilibre entre l'utilisation des deux sources se situera à différents niveaux de charge de la batterie, c'est tout l'intérêt de la phase d'apprentissage qui a été effectuée.

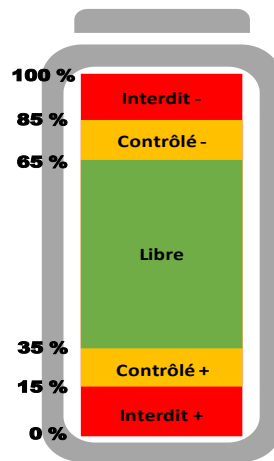


Figure 5-13 Segmentation des niveaux de charge de la batterie – gestion hybride

Coefficient de Lagrange $\lambda$		Type de conduite			
		URBAIN	RURAL	ROUTE PRINCIPALE	AUTOROUTE
Etat de charge	INTERDIT -	90% BAT 10% PAC	90% BAT 10% PAC	90% BAT 10% PAC	90% BAT 10% PAC
	CONTROLE -	80% BAT 20% PAC	80% BAT 20% PAC	70% BAT 30% PAC	40% BAT 60% PAC
	LIBRE	70% BAT 30% PAC	60% BAT 40% PAC	40% BAT 60% PAC	20% BAT 80% PAC
	CONTROLE +	50% BAT 50% PAC	30% BAT 70% PAC	20% BAT 80% PAC	10% BAT 90% PAC
	INTERDIT +	100% PAC	100% PAC	100% PAC	100% PAC

Tableau 5-4 Table d'inférences de la Logique floue

Tout ce processus (Figure 5-14) et les approches associées ont été implémentés sous l'environnement Matlab/Simulink en vue de procéder à des simulations et des validations.

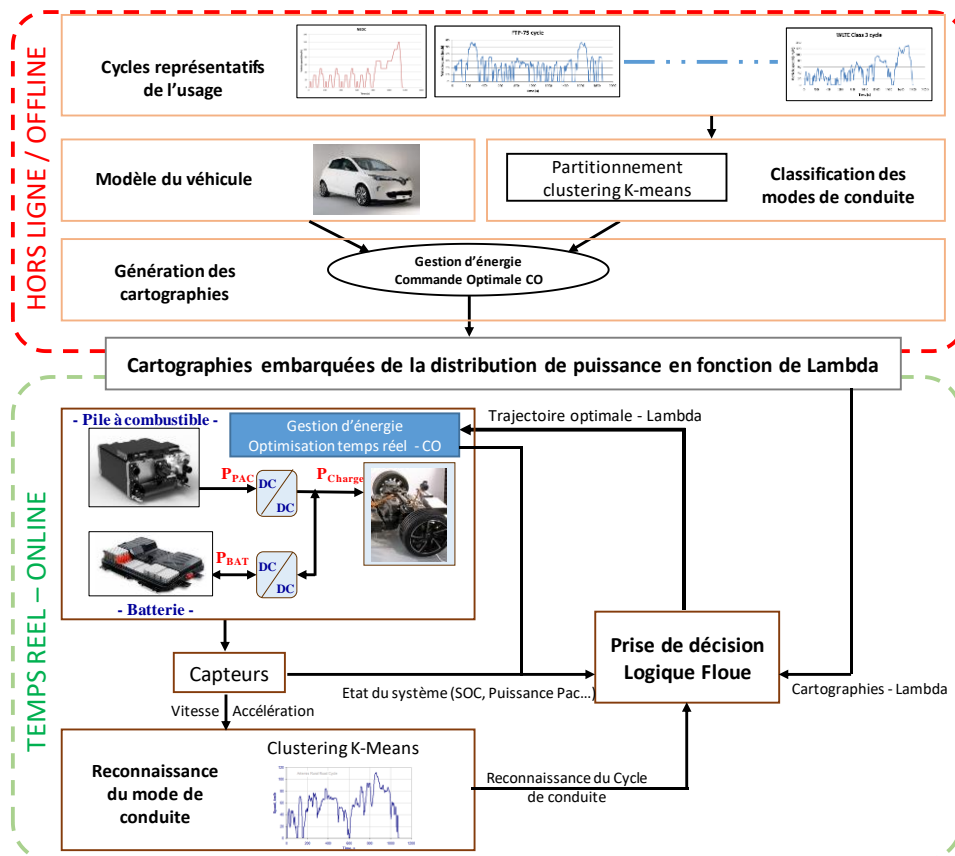


Figure 5-14 Schéma synthétique de l'approche temps réel



### 5.3.4 Approche intégrale

Maintenant que nous avons explicité l'implémentation de chacun des éléments de l'approche globale temps réel, nous pouvons revenir sur la gestion complète et illustrer son fonctionnement avec :

- A partir des paramètres vitesse et accélération, le type de cycle en cours peut être déterminé utilisant la reconnaissance par clustering K-means.
- Les cartographies comportementales du coefficient de Lagrange suivant les principaux cycles de conduite sont embarquées.
- La logique floue attribue les valeurs du coefficient de Lagrange suivant le type de conduite identifié et l'état de charge du stockage.

Les valeurs du coefficient de Lagrange attribuées, permettent d'orienter la gestion optimale d'énergie suivant les exigences considérées.

La dynamique de la PAC est un paramètre adaptatif au niveau de la commande optimale qui peut être choisi en fonction de la technologie et des exigences considérées. En effet, dans le cadre de cette validation, la dynamique a été limitée pour avoir un temps de réponse à 10 s, ce qui coïncide avec les résultats obtenus lors de la phase de dimensionnement et reste compatible avec les technologies actuelles utilisées pour les applications automobiles.

Pour s'assurer de la pertinence de ce réglage, un premier test dynamique a été effectuée avec un échelon de 40 kW et une dynamique de 10 kW/s (temps de réponse = 4s). La limitation de la dynamique de la PAC a été portée au niveau de la commande optimale à 5 kW/s. Malgré une sollicitation de la charge supérieure à la limitation adoptée (Figure 5-15), la PAC assure une réponse suivant le niveau déployé dans la commande optimale, en l'occurrence 5 kW/s. Nous pouvons désormais passer à l'étape de validation de l'approche globale.

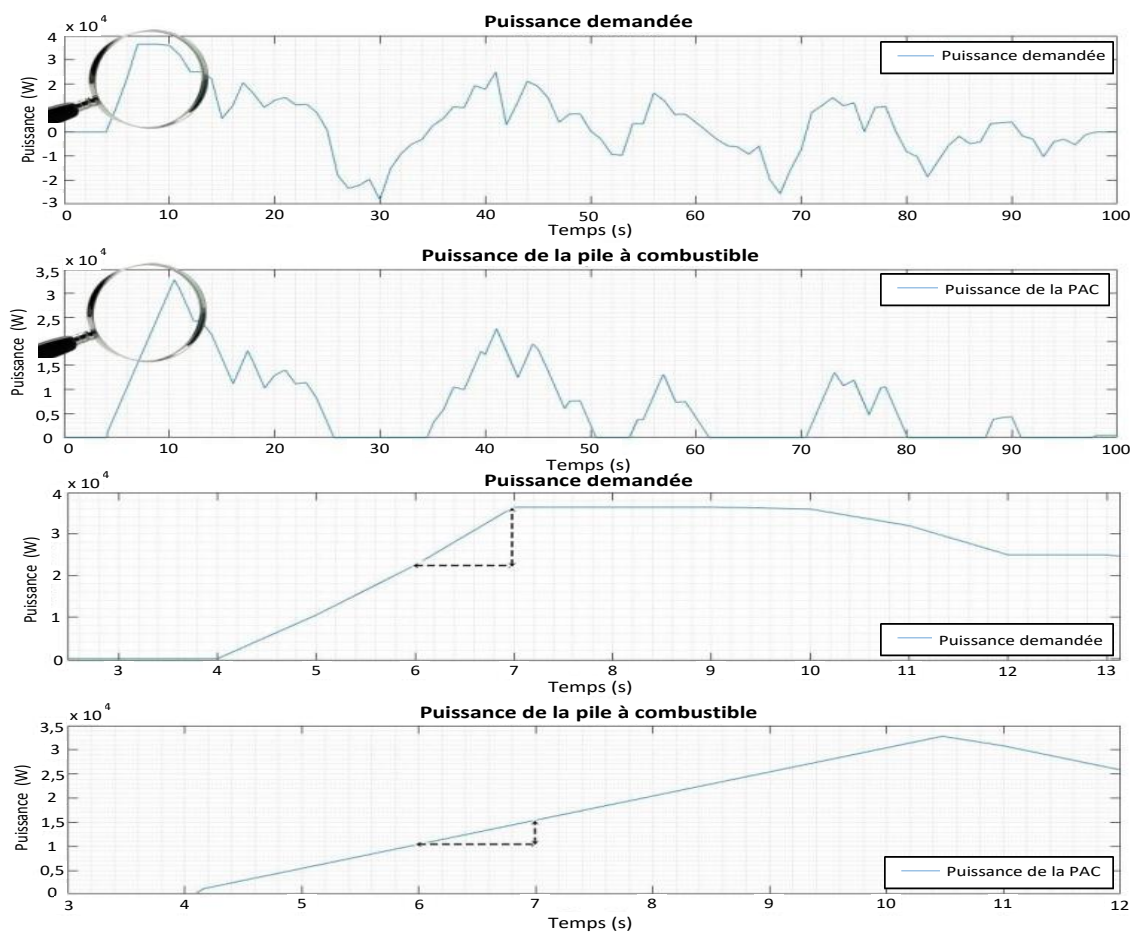


Figure 5-15 Réponse de la PAC à une demande dynamique en puissance

## 5.4 Stratégies embarquées

Dans le but d'exposer la flexibilité et les possibilités offertes par l'approche développée, nous avons introduit 3 cas d'études différents de l'utilisation de cette gestion embarquée en fonction du type de véhicule (classique ou autonome). Pour un véhicule classique, on décline deux cas possibles ; le cas du véhicule hybride plug-in, c'est-à-dire rechargeable sur secteur lors de ses phases de parking et le véhicule hybride non plug-in qui n'est pas rechargeable par un moyen extérieur. A ces deux cas s'ajoute le véhicule autonome dont le pilotage et la gestion sont assurés par le système autonome embarqué. Chacune de ces situations conduit à une stratégie quelque peu différente bien qu'utilisant la même méthodologie initiale (Figure 5-16).

Notre objectif est d'embarquer une approche globale qui s'adapte à la fois en fonction du type de véhicule ainsi que du mode de conduite.

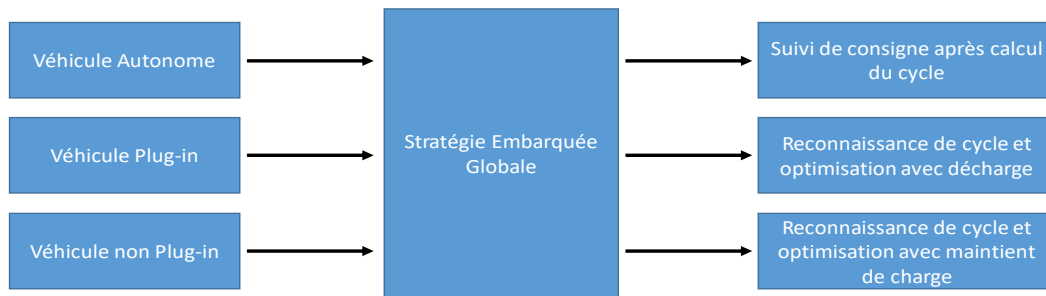


Figure 5-16 Différents cas d'application de la stratégie

### 5.4.1 Hybride classique

Le cas du véhicule hybride simple est le plus contraignant en utilisation car l'architecture doit se suffire à elle-même durant toute l'utilisation ainsi que le besoin de prédire les conditions de roulage. Dans ce contexte, nous mettons en place la stratégie décrite précédemment avec le système de reconnaissance de cycle, les cartographies du coefficient de Lagrange et la prise de décision basée sur la logique floue suivant la table d'inférences illustrée dans la section précédente.

Nous présenterons les validations de cette stratégie globale dans la section dédiée pour évaluer la pertinence et les performances de celle-ci et de son réel apport vis-à-vis des approches existantes.

### 5.4.2 Plug-in Hybride

Dans le cas d'un véhicule plug-in hybride nous avons la possibilité de recharger la source de stockage lors de chaque arrêt du véhicule. Cette énergie étant extérieure à l'architecture, son coût est bien moindre par rapport à la même énergie obtenue via hydrogène, de plus c'est un « moyen » de stockage plus avantageux car non embarqué. Dans cette situation, il est donc bien plus intéressant d'optimiser l'utilisation de la batterie pour profiter au mieux de cette recharge supplémentaire. La gestion énergétique dans ce cas optimisera la répartition de puissance pour permettre une décharge maximum de la batterie en fin de parcours et ainsi réduire la part d'hydrogène dans l'énergie consommée par l'architecture.

Dans ce cas-ci, nous mettons en place la même approche que précédemment à la différence de la table d'inférence de la logique floue. En effet, tout le système de reconnaissance de cycle, de cartographies, puis de logique floue et de commande optimale restent identiques. Seules les règles de choix de la logique floue changent pour favoriser davantage l'utilisation de la batterie, ainsi les valeurs seront décalées vers une situation d'équilibre plus basse au niveau de l'état de charge de la batterie (ce décalage est à définir par l'utilisateur expert de la méthode qui jugera du taux de décharge le plus adapté à son cas d'étude). En favorisant cette gestion prolongée de l'état de charge, on arrivera au terme du trajet avec un niveau de stockage d'énergie globalement plus bas qu'avec la gestion précédente. Cela permettra donc de mieux profiter de cette recharge en débutant le cycle avec une charge plus importante et en vidant progressivement au cours de l'utilisation de la batterie, et ainsi réduire la consommation de l'architecture.

Ces deux cas sont valables pour un conducteur humain qui n'aura pas un comportement purement optimal dans ses demandes (conduite saccadée ou sportive). Néanmoins ces stratégies permettent de compenser en partie une utilisation non optimale de l'architecture. De plus selon les mesures réalisées et le pilotage de l'architecture, il serait possible d'extraire un indicateur sur la conduite (via une observation K-means) et de remonter cette information au conducteur pour qu'il adapte sa conduite si nécessaire. Cela existe déjà de nos jours sur des véhicules modernes pour donner une indication sur la qualité « écologique » de la conduite du véhicule.

#### 5.4.3 Véhicule autonome

Dans le cas d'un véhicule autonome, nous retrouvons les deux situations (véhicule hybride ou plug-in hybride), mais dans un environnement connecté avec potentiellement une conduite automatique et la connaissance a priori du trajet. Ainsi on peut revenir à une gestion énergétique identique ou proche de celle mise en place dans l'outil de conception, avec une optimisation embarquée qui réalisera son travail avant le départ du véhicule (de l'ordre de quelques millisecondes à quelques secondes). Seule une surveillance du parcours du cycle serait à implémenter dans cette situation au cas où l'architecture s'approche des limites de sécurité qu'on lui impose. Ainsi dans ce cas, la phase de reconnaissance est inutile et la phase décisionnelle est réduite à un suivi de consigne plus simple permettant de compenser les écarts avec les prévisions. En revanche, l'intégration des contraintes liées à l'environnement du véhicule est indispensable pour assurer un fonctionnement sécuritaire et performant. Ces contraintes intègrent les échanges d'informations : véhicule lui-même, véhicule/véhicule et véhicule-infrastructure, qui englobent principalement : détection d'obstacles, limitation de vitesse, trafic, distance, météo, borne de recharge, qualité de l'air, ... Notre approche intègre déjà en partie une limitation de vitesse et elle est prédisposée à intégrer une brique traitant l'environnement connecté en vue de la mise en place d'une stratégie collaborative d'éco-conduite.

### 5.5 Validation

Maintenant que nous avons détaillé l'approche complète et les stratégies mises en place, nous pouvons procéder à la validation pour démontrer la faisabilité, la pertinence et les performances.

Cette validation a été effectuée sous l'environnement Matlab/Simulink avec les paramètres énumérés ci-dessous (Tableau 5-5) et en utilisant l'outil qui a été développé à cet effet suivant différents cycles d'usage. La validation expérimentale quant à elle, sur le véhicule électrique modulaire de l'ESTACA étant en cours et sera exposée dans la partie perspective.

Paramètres	Valeurs
Masse véhicule	1428 kg
Cx véhicule	0.29
Surface frontale	2.7 m <sup>2</sup>
Capacité batterie	20 kWh
Puissance batterie	60 kW
Tension batterie à vide	420 V
Résistance interne batterie	0.3 Ω
SOC initial	65 %
Puissance PAC	75 kW
Tension à vide cellule PAC	1.031 V
Nombre de cellule	440
Densité d'intensité max	0.7A/cm <sup>2</sup>
Surface cellule	0.24 m <sup>2</sup>

Tableau 5-5 Paramétrages de la validation

Nous présenterons ici les résultats de simulation de la gestion énergétique pour deux cas d'utilisation (Figure 5-17), le cas du véhicule classique et le cas du véhicule autonome. Pour chacun de ces cas d'étude nous présenterons des tests réalisés sur deux cycles références ainsi qu'un cycle aléatoire représenté en Figure 5-18 pour ce dernier. Les autres essais seront présentés en annexes pour ne pas surcharger le corps de ce manuscrit.

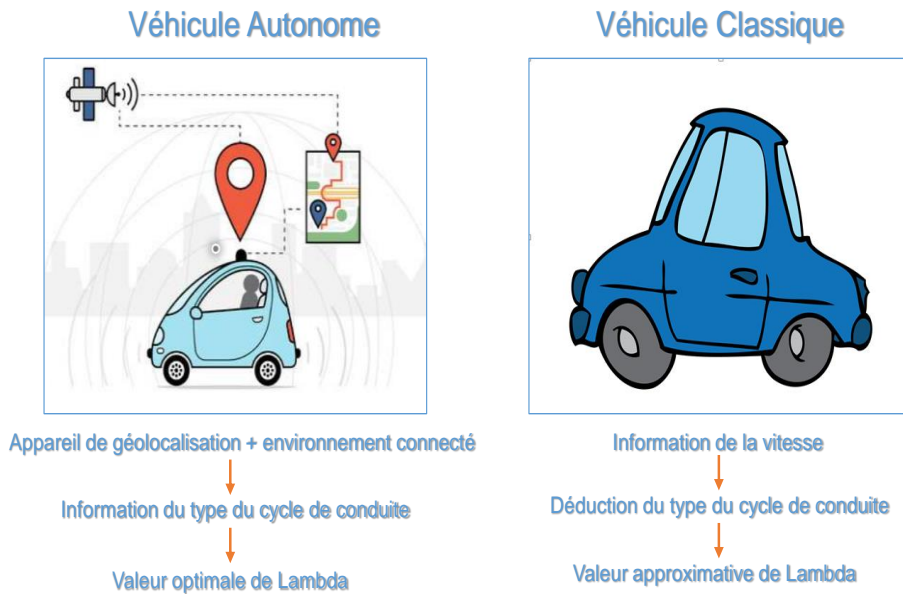


Figure 5-17 Représentation des cas d'usages

Les types de cycles utilisés seront un cycle rural (WLTC 2), un cycle autoroutier (Artemis 150 '2') et un cycle mixte (aléatoire). Nous présenterons pour chaque usage, le cycle de puissance demandé et la répartition entre les sources (puissance de la batterie et celle de la pile à combustible) ce qui permet d'analyser la stratégie de gestion d'énergie. En plus, pour évaluer les performances de la stratégie, l'état de charge de la batterie et les consommations globales de l'architecture seront également présentés.

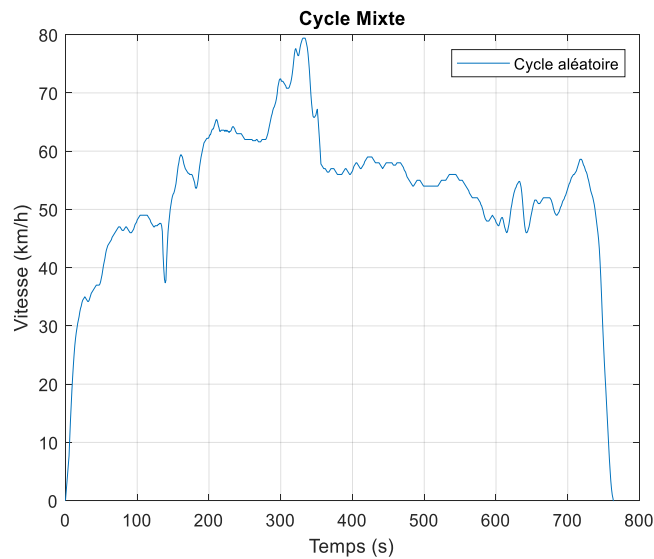


Figure 5-18 Cycle aléatoire (Mixte Urbain-Rural)

**Cas du véhicule classique (non-autonome) :**

Pour ce type de véhicule, nous avons appliqué les trois cycles considérés. On retrouve pour le cycle de type rural, la distribution de puissance entre la charge et les sources en Figure 5-19. On observe l'état de charge de la batterie et le choix du coefficient de Lagrange en Figure 5-20, et enfin en Figure 5-21 l'évolution des tensions dans l'architecture.

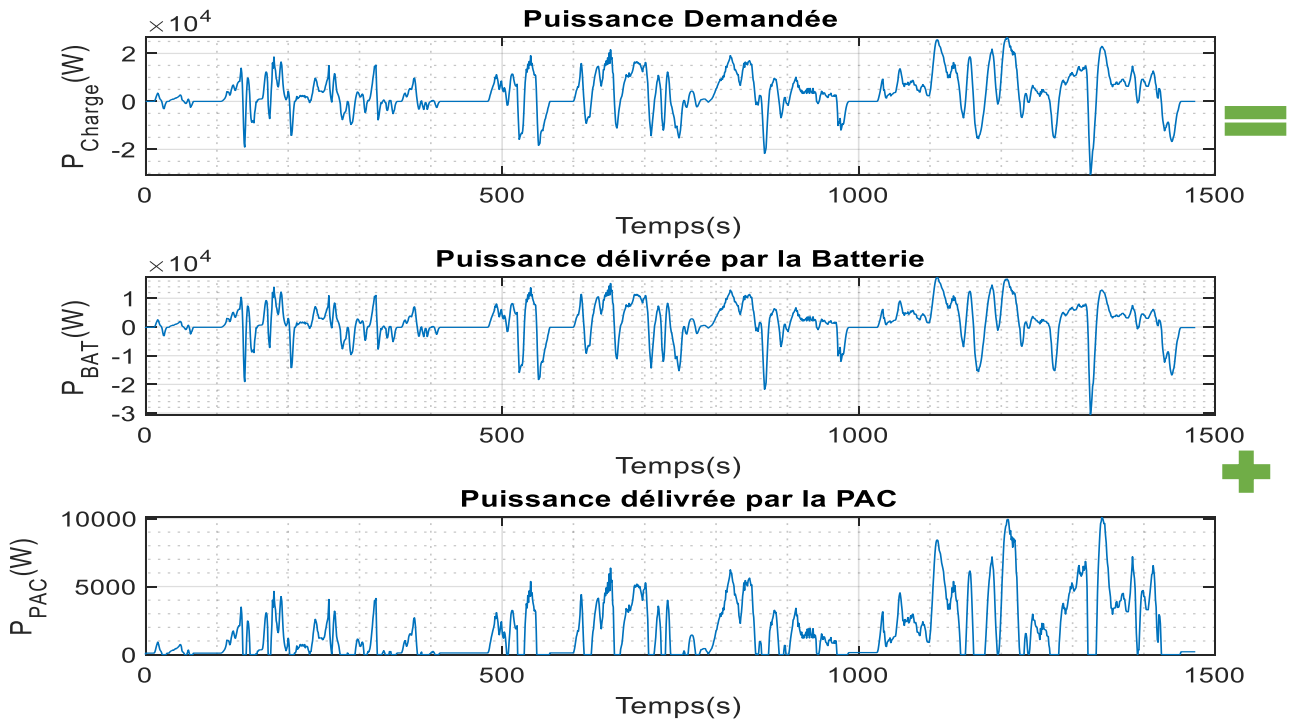


Figure 5-19 Distribution de la puissance (rural/classique)

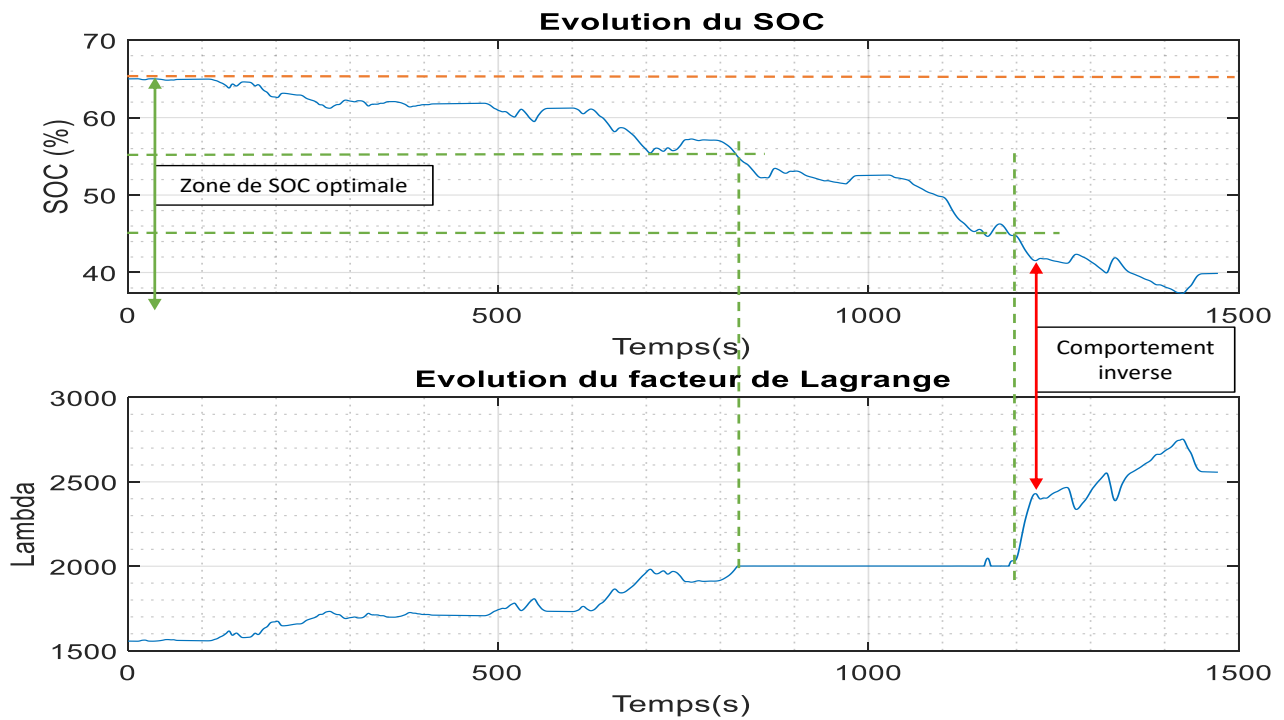


Figure 5-20 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (Rural/classique)

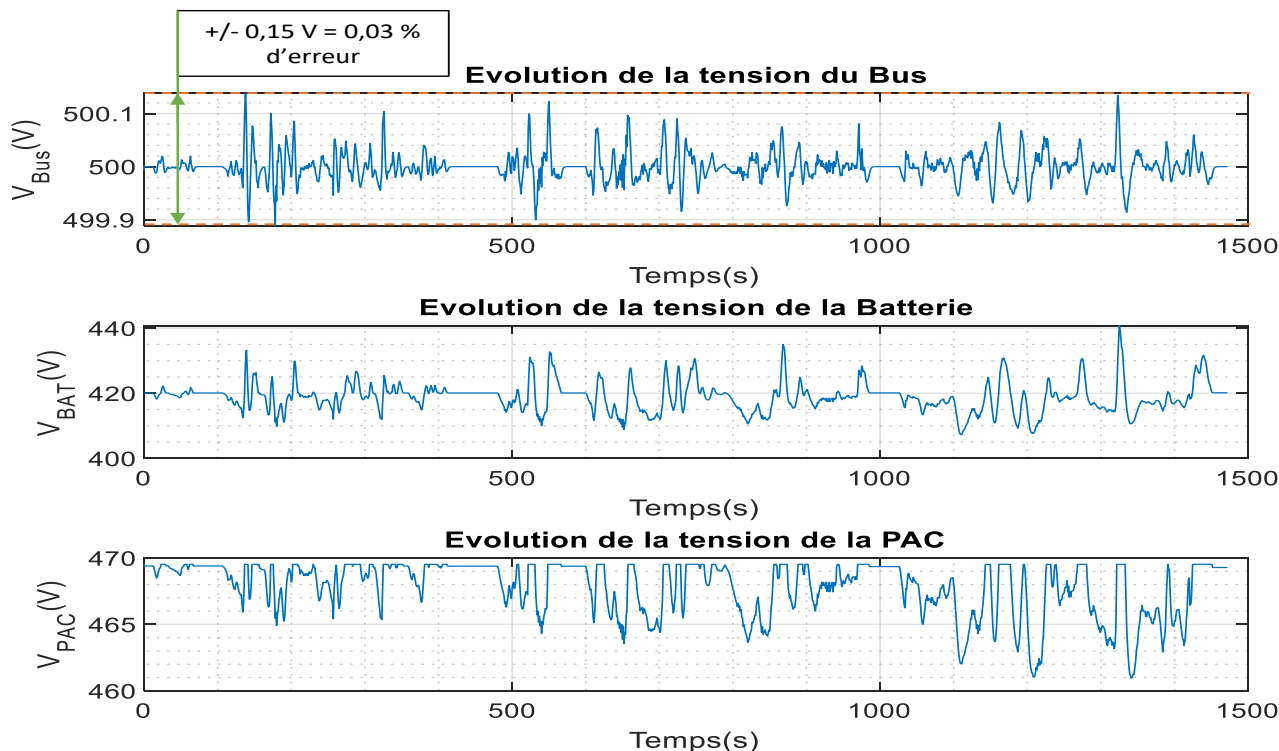


Figure 5-21 Evolution des tensions de l'architecture (rural/classique)

On reproduit cela pour un second cycle de type autoroutier pour observer le bon comportement de la gestion dans différents cas d'utilisation et ainsi valider sa robustesse. On retrouve pour ce cycle la distribution de puissance entre la charge et les sources en Figure 5-22. On observe l'état de charge de la batterie et le choix du coefficient de Lagrange en Figure 5-23, et enfin en Figure 5-24, on surveille l'évolution des tensions dans l'architecture.

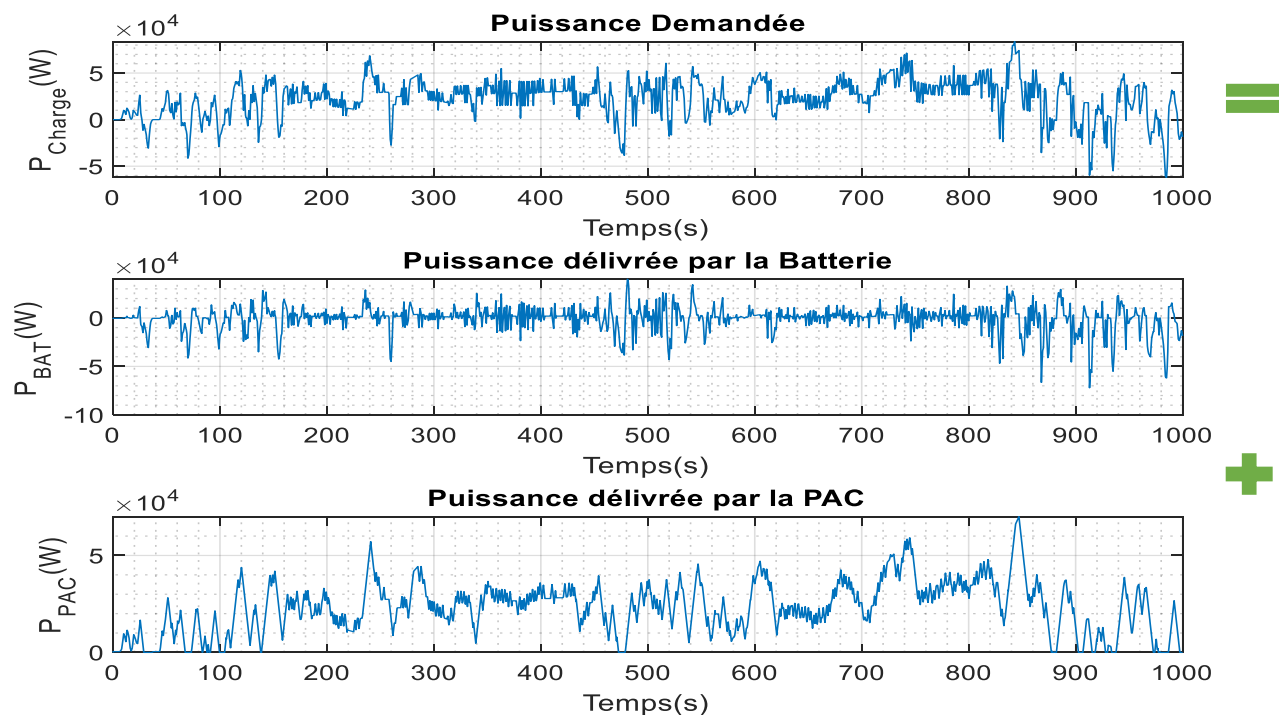


Figure 5-22 Distribution de la puissance (autoroutier/classique)

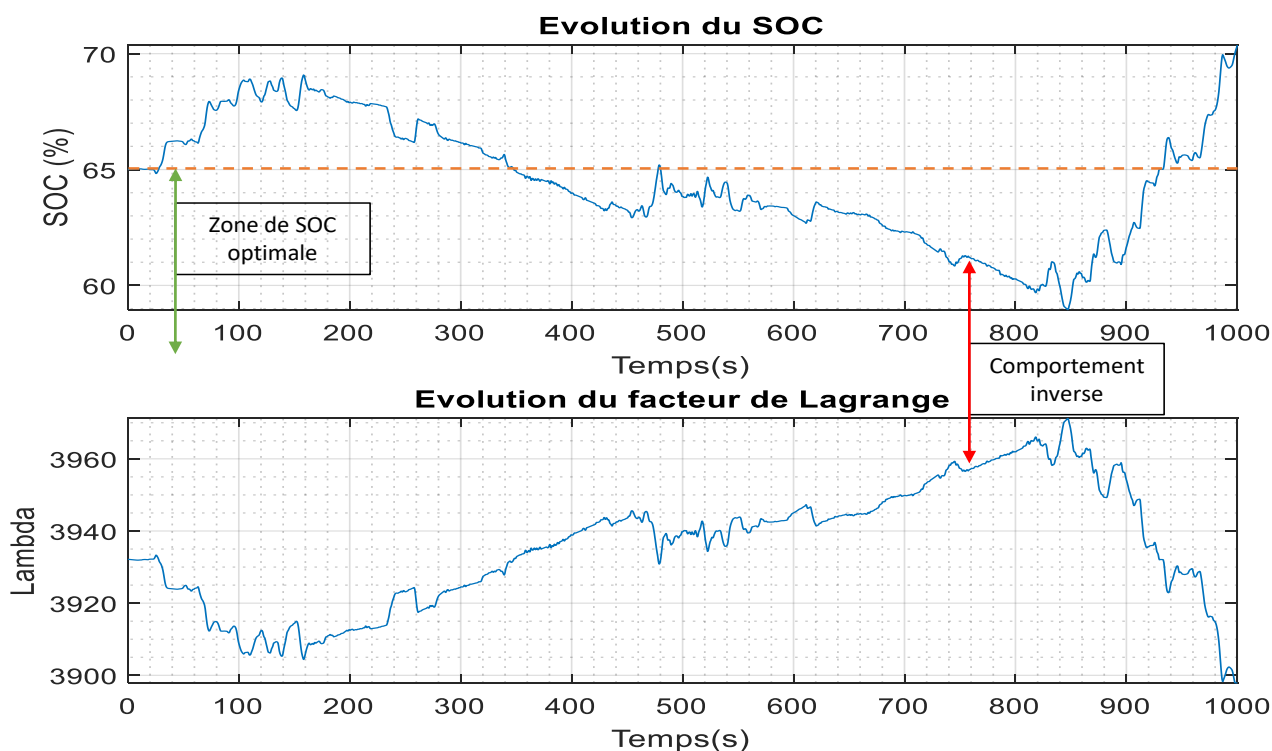


Figure 5-23 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (autoroutier/classique)

Enfin un dernier cycle mixte de type urbain et rural pour tester ce bon comportement de la gestion dans des cas d'utilisation aléatoires et ainsi valider la robustesse et la flexibilité de l'approche. On retrouve pour ce cycle la distribution de puissance entre la charge et les sources en Figure 5-25. On observe l'état de charge de la batterie et le choix du coefficient de Lagrange en Figure 5-26, et enfin en Figure 5-27, on surveille l'évolution des tensions dans l'architecture.

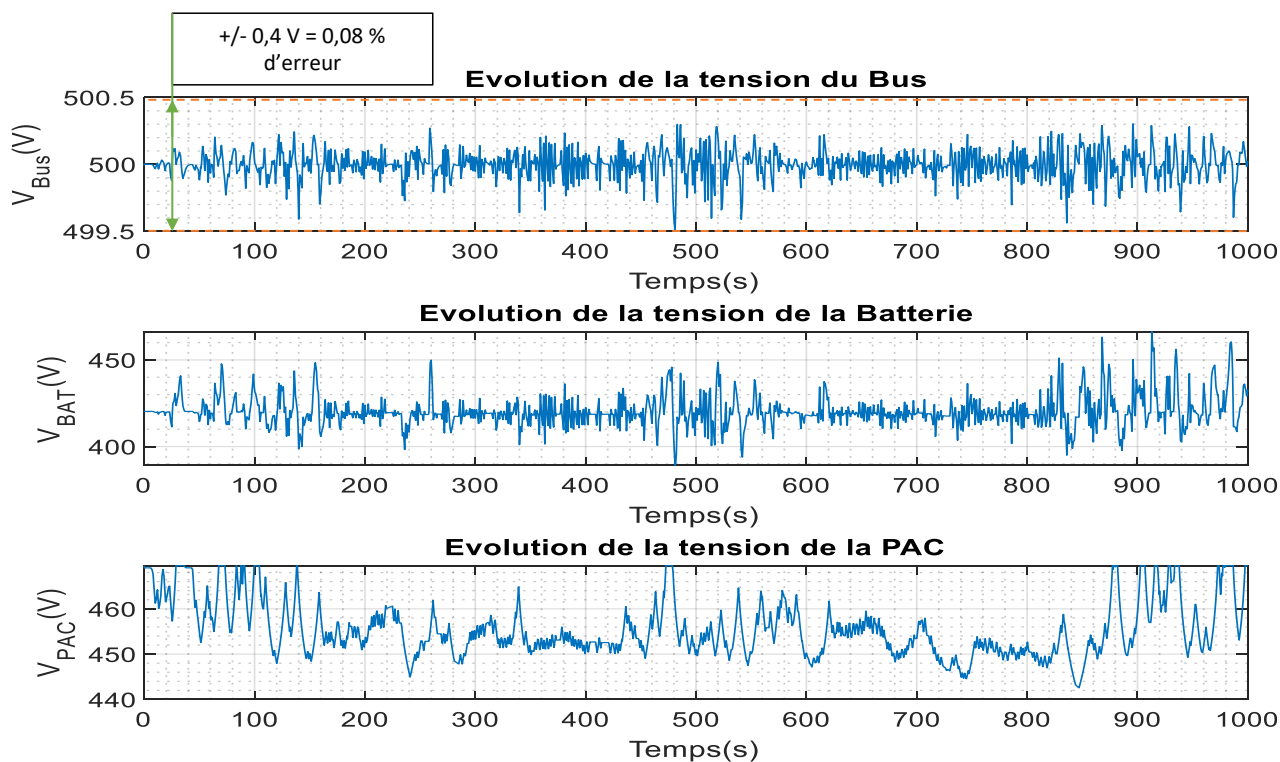


Figure 5-24 Evolution des tensions de l'architecture (autoroutier/classique)

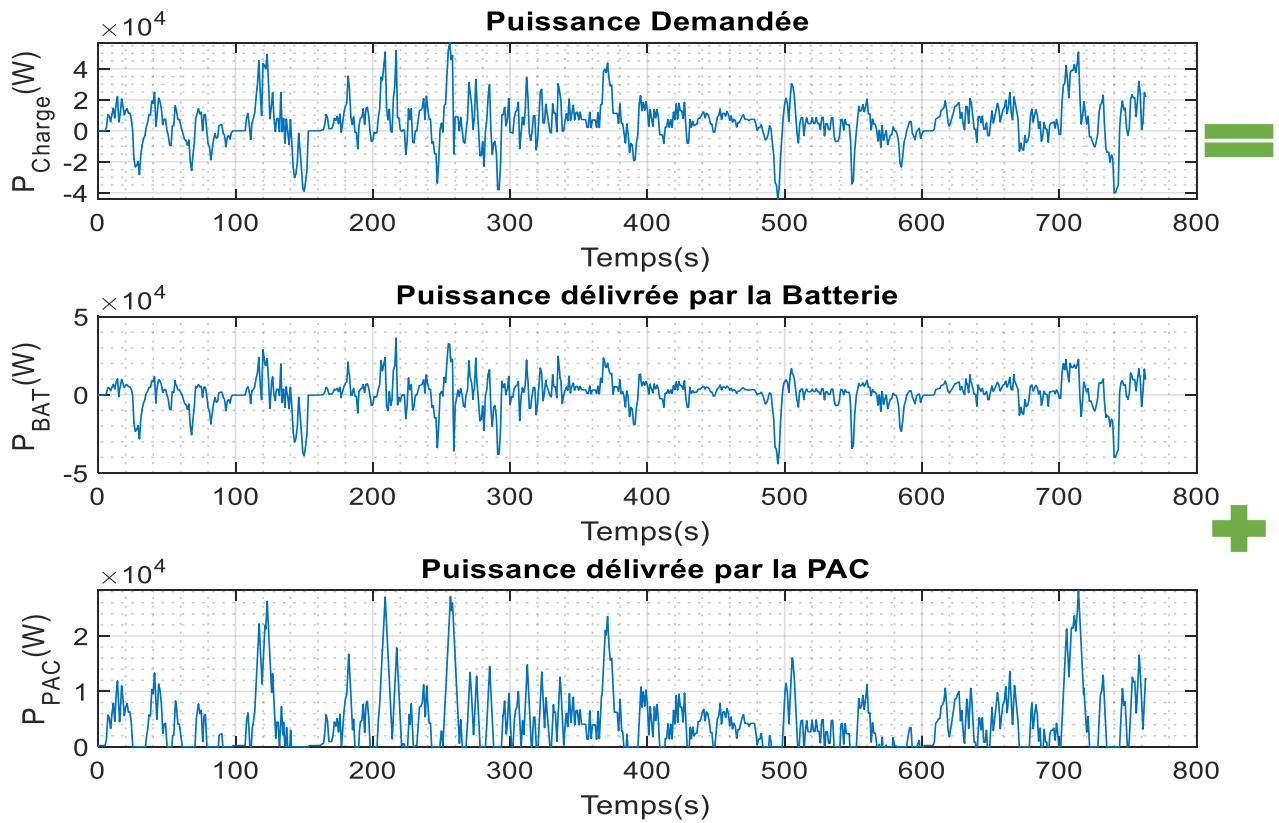


Figure 5-25 Distribution de la puissance (mixte/classique)

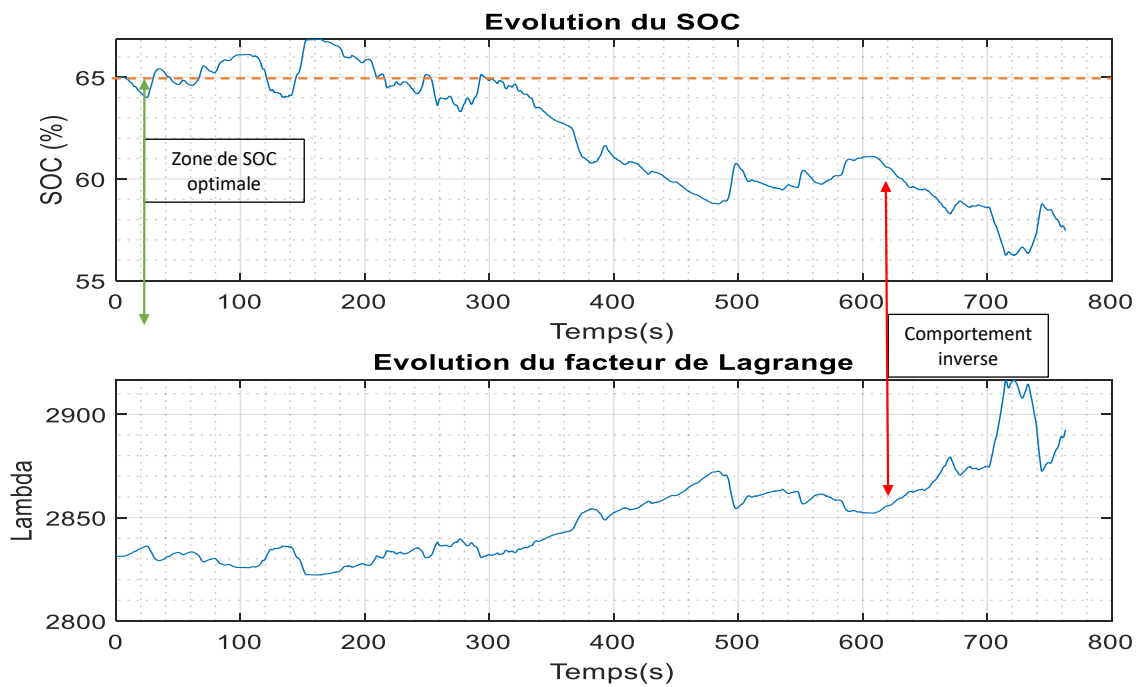


Figure 5-26 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (mixte /classique)



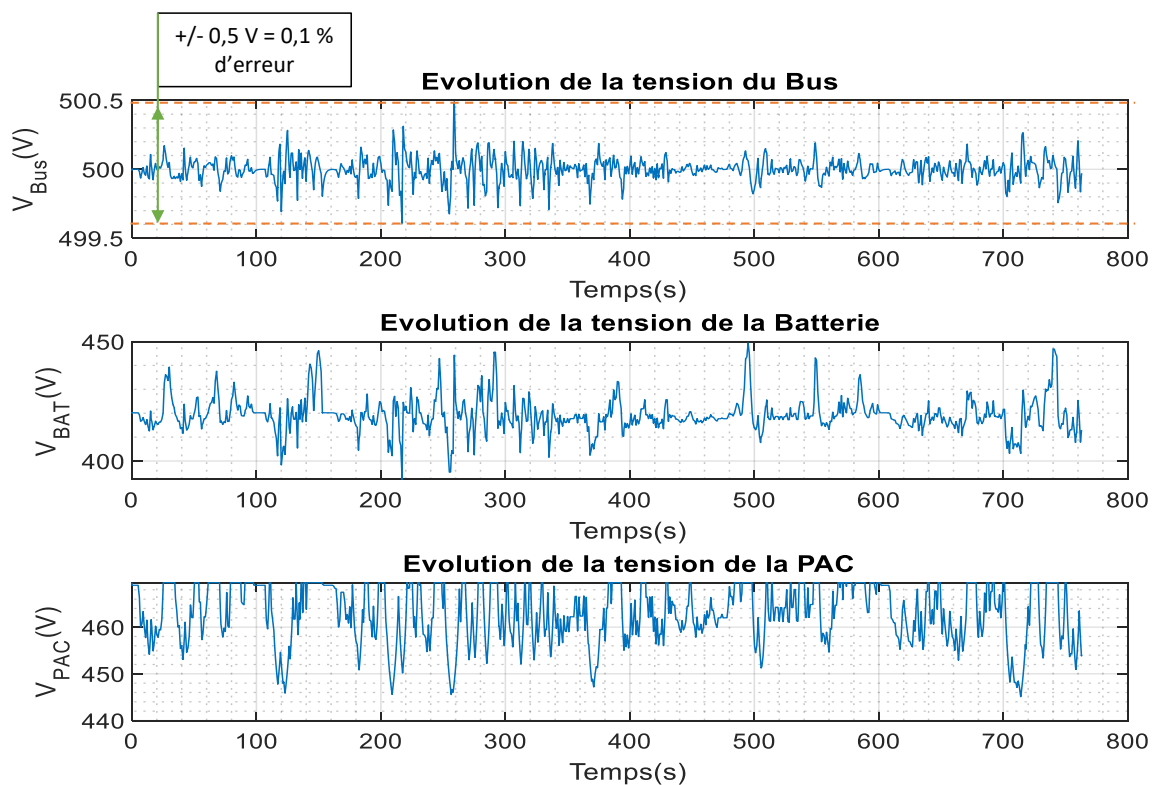


Figure 5-27 Evolution des tensions de l'architecture (mixte /classique)

En Tableau 5-6 sont présentés les indicateurs de la gestion énergétique sur les différents cycles associés à la stratégie du véhicule classique. On peut noter que selon la catégorisation du cycle, la gestion sollicitera plus ou moins la PAC. Plus le cycle tendra vers un « autoroutier » plus la répartition de la charge sera accentuée sur la PAC.

	Rural	Autoroutier	Mixte
<b>Puissance Charge Max</b>	26.7 kW	83.7 kW	56.9 kW
<b>Puissance Charge Moy</b>	2.9 kW	22.2 kW	4.7 kW
<b>Ecart type Charge</b>	7.9 kW	20.2 kW	13.9 kW
<b>Puissance PAC Max</b>	10.1 kW	70 kW	28.2 kW
<b>Puissance PAC Moy</b>	1.6 kW	23 kW	4.3 kW

Tableau 5-6 Indicateurs sur les gestions énergétiques - véhicule classique

#### Cas du véhicule autonome :

Pour le véhicule autonome, nous avons appliqué les mêmes cycles (rural, autoroutier et mixte). On retrouve d'une manière similaire, pour le cycle de type rural, la distribution de puissance entre la charge et les sources en Figure 5-28. On observe l'état de charge de la batterie et le choix du coefficient de Lagrange en Figure 5-29, et enfin en Figure 5-30, on surveille l'évolution des tensions dans l'architecture.

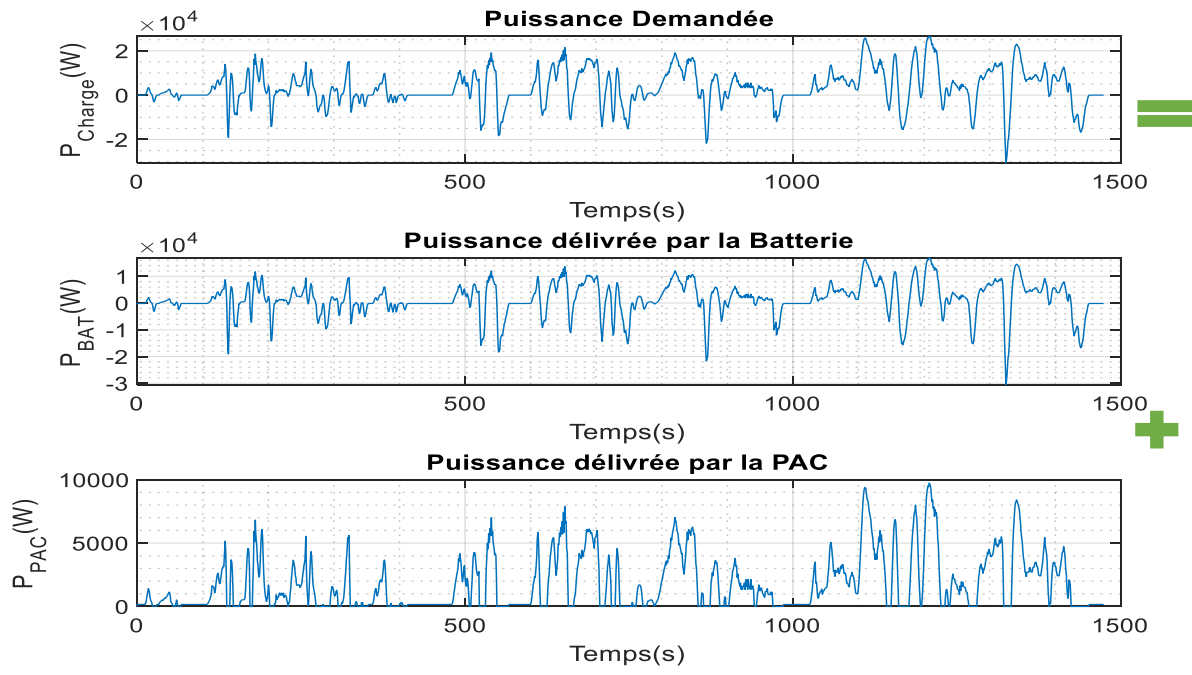


Figure 5-28 Distribution de la puissance (rural/autonome)

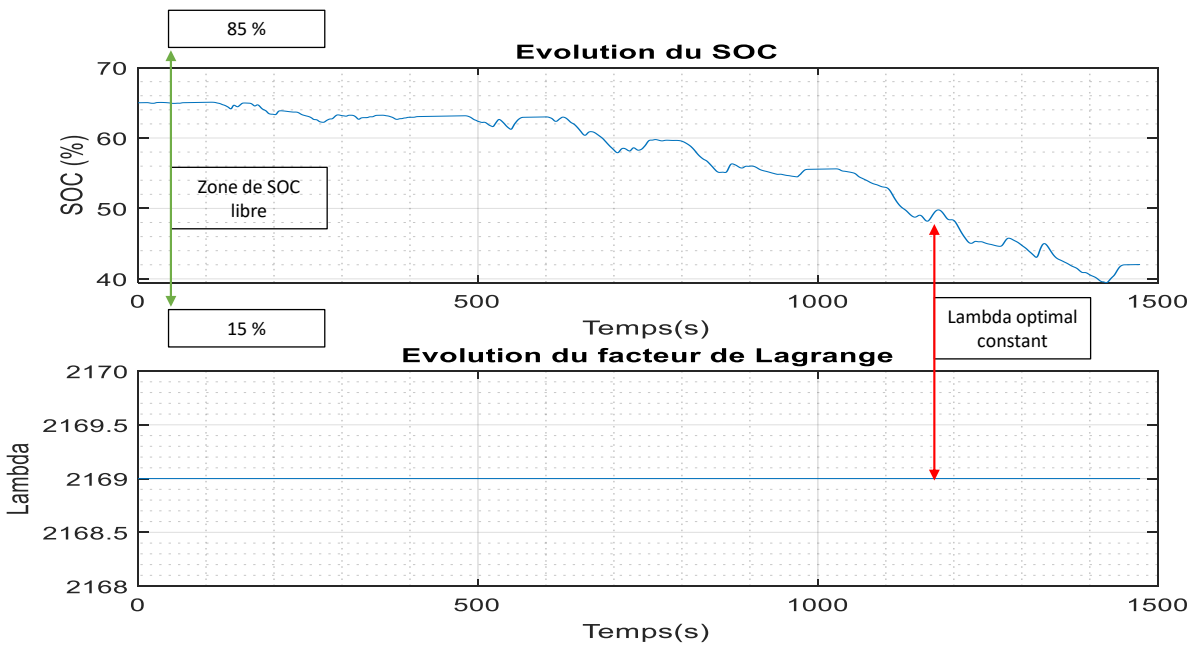


Figure 5-29 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (rural/ autonome)

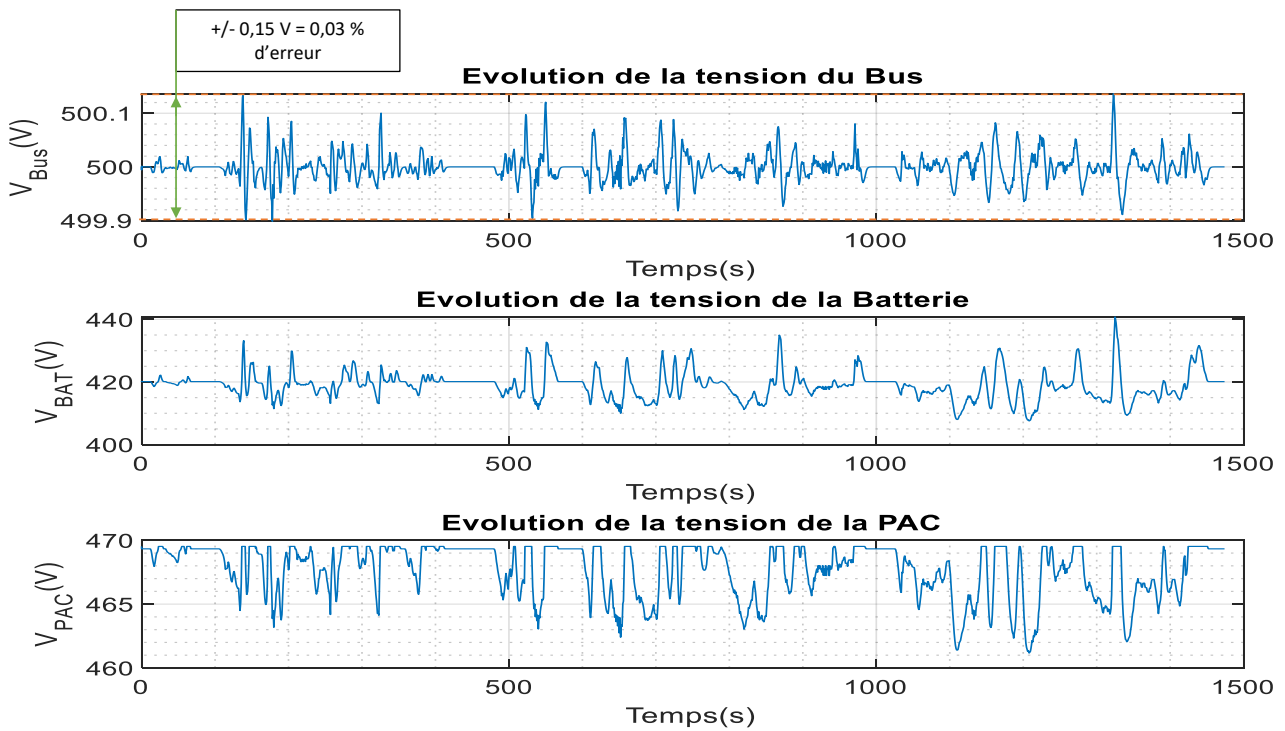


Figure 5-30 Evolution des tensions de l'architecture (rural/ autonome)

On reproduit cela pour un second cycle de type autoroutier pour observer le bon comportement de la gestion dans différents cas d'utilisation et ainsi valider sa robustesse. On retrouve pour ce type de cycle, la distribution de puissance entre la charge et les sources en Figure 5-31. On observe l'état de charge de la batterie et le choix du coefficient de Lagrange en Figure 5-32, et enfin en Figure 5-33, on surveille l'évolution des tensions dans l'architecture.

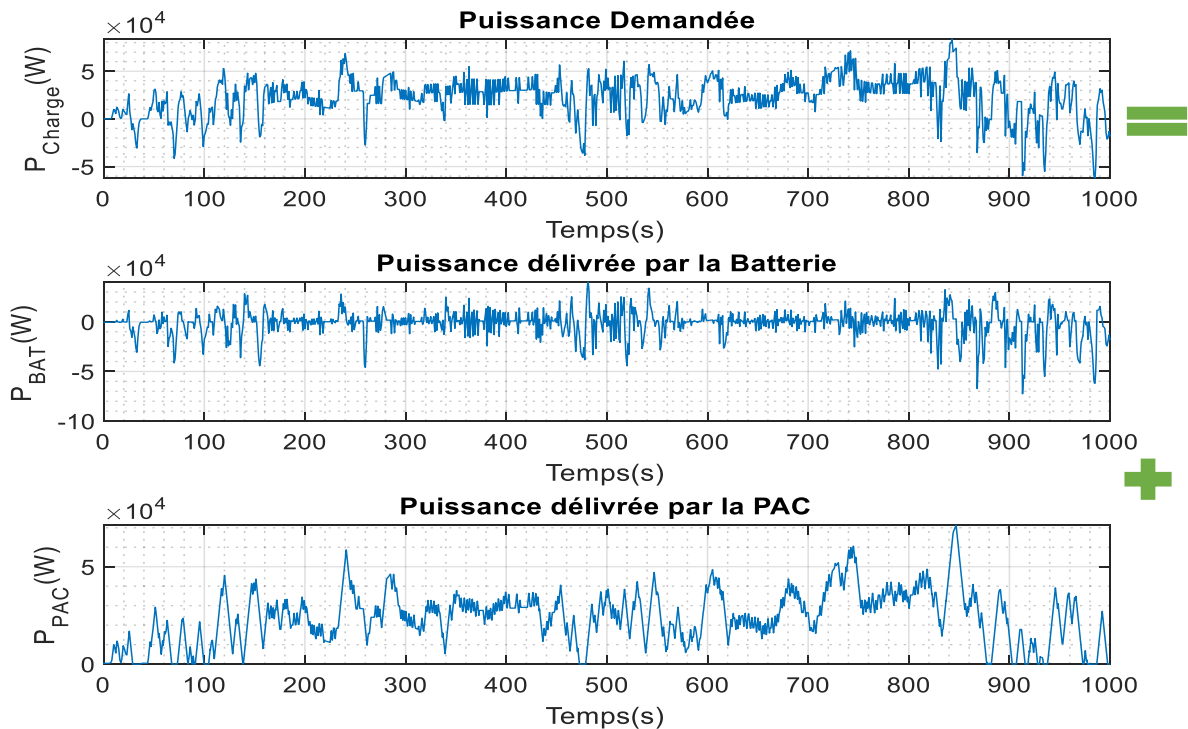


Figure 5-31 Distribution de la puissance (autoroutier/ autonome)

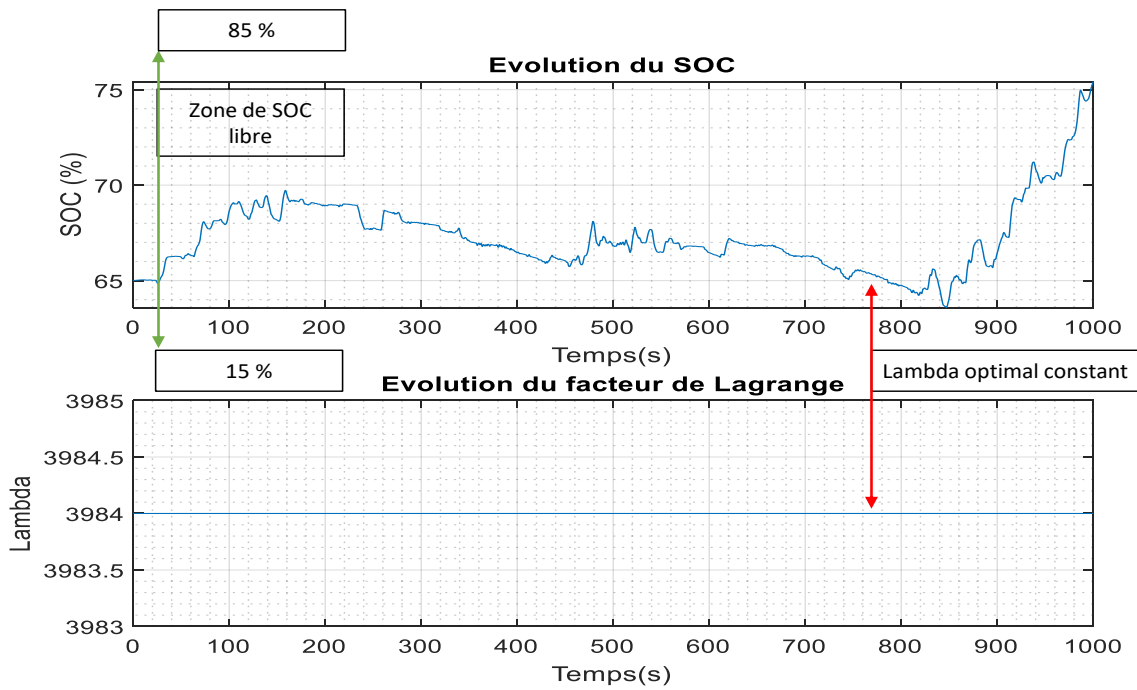


Figure 5-32 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (autoroutier/ autonome)

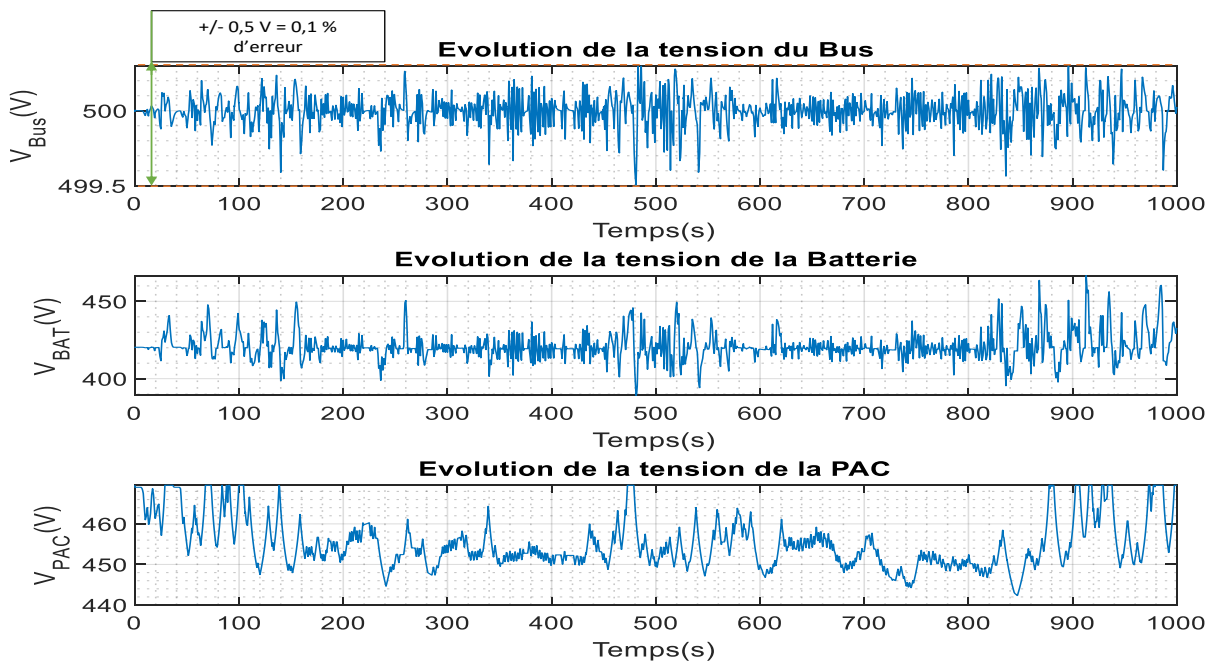


Figure 5-33 Evolution des tensions de l'architecture (autoroutier/ autonome)

Enfin un dernier cycle mixte de type urbain et rural pour tester ce bon comportement de la gestion dans des cas d'utilisation aléatoires et ainsi valider la robustesse et flexibilité de l'approche. On retrouve pour ce cycle la distribution de puissance entre la charge et les sources en Figure 5-34. On observe l'état de charge de la batterie et le choix du coefficient de Lagrange en Figure 5-35, et enfin en Figure 5-36, on surveille l'évolution des tensions dans l'architecture.

En Tableau 5-7 sont présentés les indicateurs de la gestion énergétique sur les différents cycles associés à la stratégie du véhicule autonome. Ici aussi nous pouvons remarquer la répartition de puissance différentes selon le type de cycle. De plus, il est à noter que dans le cas du véhicule autonome la pile à combustible sera plus régulièrement dans de meilleurs zones de fonctionnement optimisant ainsi sa consommation énergétique.

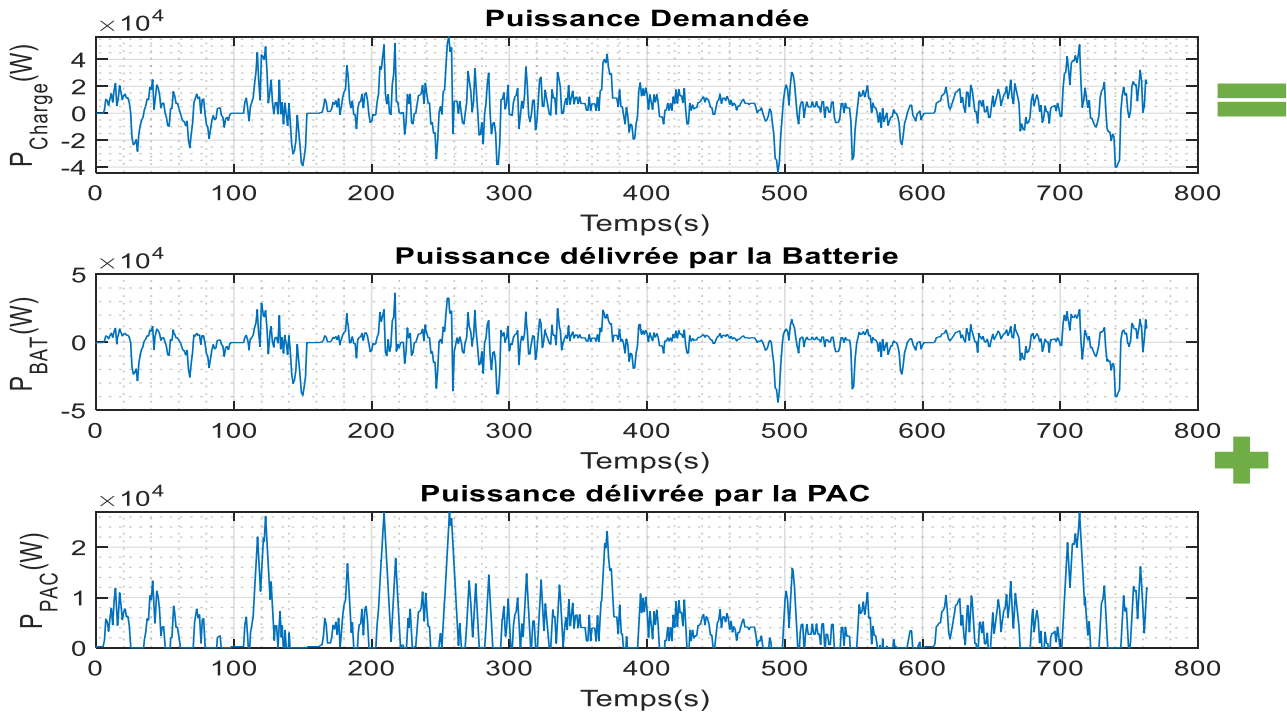


Figure 5-34 Distribution de la puissance (mixte/ autonome)

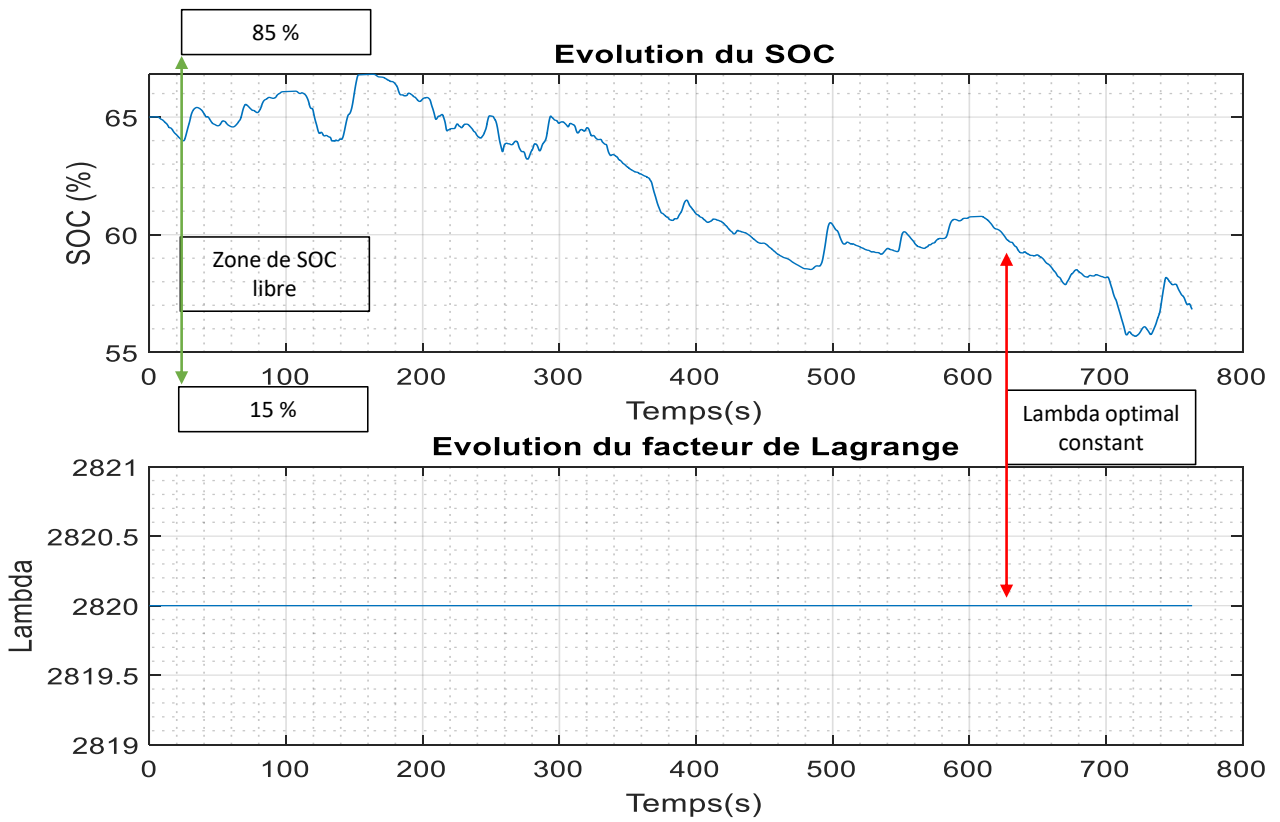


Figure 5-35 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (mixte / autonome)

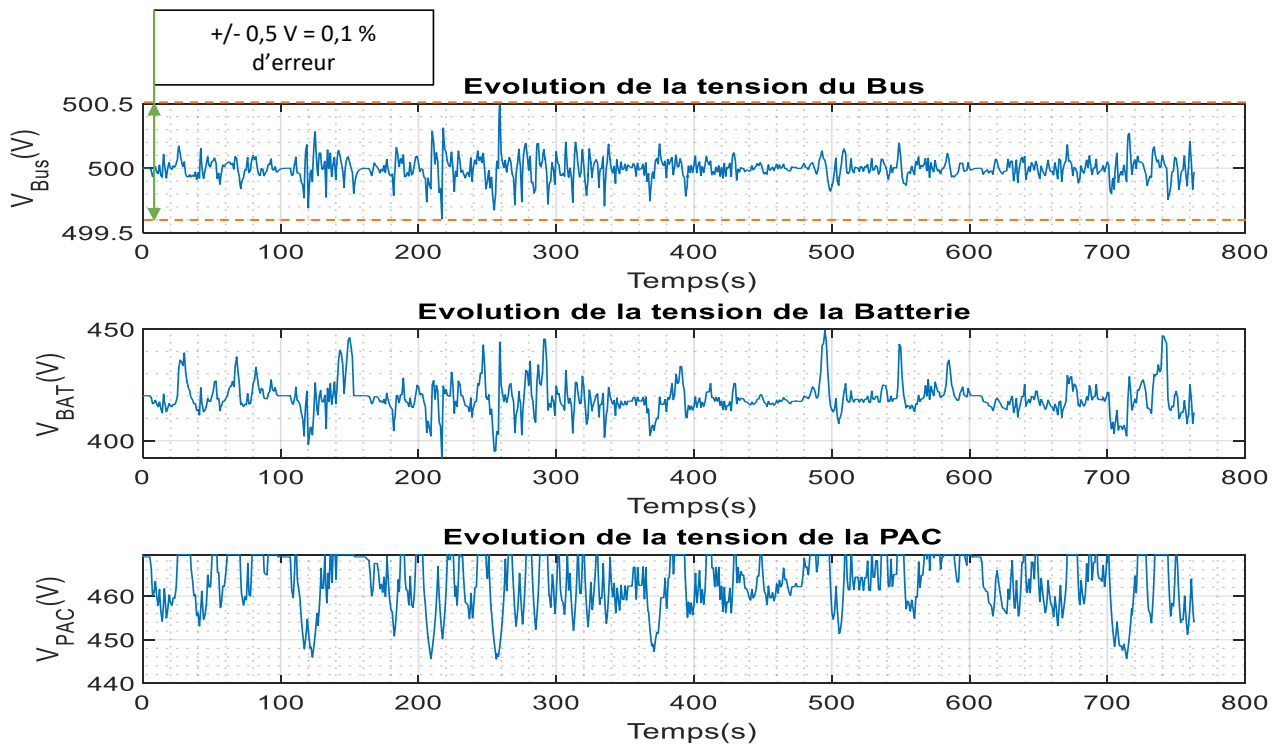


Figure 5-36 Evolution des tensions de l'architecture (mixte / autonome)

	Rural	Autoroutier	Mixte
Puissance Charge Max	26.7 kW	83.7 kW	56.9 kW
Puissance Charge Moy	2.9 kW	22.2 kW	4.7 kW
Ecart type Charge	7.9 kW	20.2 kW	13.9 kW
Puissance PAC Max	9.7 kW	70 kW	27 kW
Puissance PAC Moy	1.8 kW	23.9 kW	4.3 kW

Tableau 5-7 Indicateurs sur les gestion énergétique de la stratégie véhicule autonome

**Analyses :**

On observe globalement que pour les deux cas d'application, l'approche assure une gestion d'énergie équivalente qui correspond aux attentes, sachant que le cas du véhicule autonome, s'appuie sur la connaissance parfaite du trajet (environnement connecté), qui lui confère potentiellement un fonctionnement optimal, conforme aux résultats du module de conception.

En effet, la puissance de la charge est répartie entre les deux sources en respectant les contraintes associées (dynamique de la PAC, état de charge de la batterie). Ainsi, la trajectoire des puissances pour les trois cycles considérés (Figure 5-19, Figure 5-22, Figure 5-25, Figure 5-28, Figure 5-31, Figure 5-34), pilotée par la gestion d'énergie, garantit un comportement maîtrisé pour la PAC, avec une dynamique et une implication conforme à nos exigences : une dynamique maximale de 5 kW/s et un taux d'utilisation qui évolue en fonction du cycle d'usage et l'état de charge de la batterie ce qui est très favorable à sa durée de vie et à l'efficacité énergétique du système.

La batterie quant à elle, assure le complément de puissance, en réagissant rapidement aux transitoires qui dépendent du cycle de conduite, cela autorise la pile à réagir sans variations extrêmes aux sollicitations de la charge. Notons que pour chaque diminution de la puissance de la charge, y-compris la partie négative, la puissance de la batterie change de signe pour absorber l'énergie supplémentaire en excès dans le bus DC (récupération), réinjectée par la charge et celle produite par la PAC dont la puissance décroît lentement pour ne pas endommager le système. Son niveau d'utilisation dépend également de son état de charge. Cela est possible grâce à l'identification pertinente du paramètre de Lagrange qui oriente la gestion d'énergie en fonction du critère de performance considéré (consommation) et les exigences associées.

Ainsi, dans le cas du véhicule classique, le cycle est parfaitement reconnu et le choix du lambda est en cohérence avec l'évolution du cycle et de l'état de charge de la batterie (Figure 5-20, Figure 5-23, Figure 5-26, Figure 5-29, Figure 5-32, Figure 5-35), ce qui montre la pertinence de la logique floue, qui offre des performances comparables au processus optimal utilisé dans le véhicule autonome qui s'appuie sur la connaissance à priori du trajet. Par ailleurs, pour le cas du véhicule autonome, la connaissance du cycle implique l'identification d'un lambda, qui correspond à la résolution du problème de la commande optimale.

De plus, l'état de charge est correctement géré et fluctue au gré des sollicitations de la charge, mais tend bien vers la zone favorable pour le cycle considéré (Figure 5-20, Figure 5-23, Figure 5-26, Figure 5-29, Figure 5-32, Figure 5-35) qui dépend de l'évolution du coefficient de Lagrange ainsi que la gestion hybride de l'état de charge (contrôlé et libre). Ce paramétrage de compensation de l'état de charge peut être adapté en fonction des exigences, du dimensionnement et de la technologie du stockage.

Enfin les constantes de l'architecture, les tensions (Figure 5-21, Figure 5-24, Figure 5-27, Figure 5-30, Figure 5-33, Figure 5-36), sont bien régulées même lors des transitoires très impactant sur ces grandeurs. Notamment, on note que la tension du bus est transitoirement légèrement affectée, ce qu'on retrouve également dans l'allure de la tension de la batterie, à l'image des transitoires de la charge. La tension du bus présente une chute de tension inférieure à 1%, mais est globalement bien régulée à sa valeur de référence constante. Alors que la tension de la pile évolue sans à-coup pour garantir une trajectoire maîtrisée du fonctionnement de la PAC. Ceci révèle et confirme l'efficacité des boucles de régulation et l'interaction avec la gestion d'énergie pour garantir de bonnes performances et un rejet de perturbations efficace.

Une autre préoccupation très importante est liée à notre critère de performance donné par la consommation d'énergie. Les consommations spécifiques aux tests effectués sont illustrées dans le Tableau 5-8. Là encore, on observe un comportement et une évolution conformes à l'usage considéré et à ce qu'on pourrait attendre d'un véhicule de cette gamme. En plus, cela est complètement en phase avec les résultats de l'outil de conception, en effet les consommations d'énergie spécifiques sont de même ordre de grandeur à celles précédemment vues. La surconsommation restreinte correspond à la dynamique et la puissance plus importante des cycles de validation. On observe cette même logique entre le véhicule standard et autonome, en effet, le second connaissant le cycle sera plus optimal.

Distance	Rural		Autoroutier		Mixte	
	Standard	Autonome	Standard	Autonome	Standard	Autonome
Conso d'H2	0.116 kWh	0.113 kWh	0.341 kWh	0.335 kWh	0.098 kWh	0.096 kWh
Conso d'H2 au 100 km	0.793 kWh/100km	0.773 kWh/100km	1.157 kWh/100km	1.137 kWh/100km	0.883 kWh/100km	0.868 kWh/100km

Tableau 5-8 Consommation des différents cycles

Par ailleurs, la différence majeure entre ces trois cycles considérés (rural, autoroutier et mixte) réside principalement dans la dynamiques et les niveaux de puissance mobilisés. Ainsi, l'approche a très bien géré l'évolution de l'usage, elle a su adapter les trajectoires et les réponses des sources en conséquence, pour apporter une réponse optimale. Cela est étroitement lié au système décisionnel utilisant la logique floue qui reproduit la flexibilité du raisonnement humain et génère les valeurs appropriées du paramètre de Lagrange. En plus, la phase d'apprentissage et de génération des cartographies est décisive pour restituer les valeurs souhaitables de ce paramètre. Ceci nous permet d'adapter le comportement du système selon les critères et les exigences souhaités qui sont dans la majeure partie des cas liés aux constituants (technologie et type), au dimensionnement du système et donc à l'application. Ainsi, notre stratégie basée sur la continuité entre la phase de conception et la phase d'utilisation temps réel s'avère plus que judicieuse.

## Conclusion :

Les premiers tests se sont révélés très encourageants car ils permettent non seulement de garantir un fonctionnement flexible et conforme à ce que le concepteur spécifie, mais aussi ils révèlent, sur les cycles de mission testés, un comportement énergétique très favorable. Toutefois ces premiers tests sont uniquement réalisés avec des profils standards, le dernier test a pour objectif d'introduire un cycle aléatoire pour une meilleure robustesse et une flexibilité maximale.

Ces résultats de simulation reflètent l'efficacité et la pertinence de l'approche développée face à différentes sollicitations. Cette dernière maintient les performances observées durant la phase de conception et permet d'assurer de bonnes robustesse, flexibilité et précision vis-à-vis du dimensionnement, tout en restant extrêmement simple à implanter. De plus, l'approche demeure facile et rapide à mettre en place, et s'intègre facilement dans le cadre d'un environnement connecté pour le développement des stratégies éco-conduites.

Enfin, pour conclure, nous pouvons rapprocher les résultats obtenus ici à ceux obtenus lors de la conception mono-objectif et multi-objectifs (plus de résultats en Annexe C Temps réel – cas d'usage d'un véhicule classique). Nous réussissons dans un usage en temps réel et avec des cycles plus contraignants à maintenir une consommation au 100km raisonnable par rapport aux cas idéaux vu dans le processus hors ligne. Nous pouvons ainsi confirmer la pertinence de ce module en temps réel qui est ainsi une extension à notre méthodologie de conception optimale.



## 6 Conclusion et Perspectives

## 6.1 Conclusion Générale

La conception des chaînes énergétiques modernes se complexifiant année après année avec la prise en compte de toujours plus de contraintes entraîne un besoin de méthodologies de recherche dans ce domaine. De plus, l'intégration de nouvelles motorisations et combinaison de sources d'énergies complémentaires avec de nouveaux critères de performance rendent cette tâche plus difficile par manque de retour d'expérience sur ces technologies, leurs contraintes multi-physiques ainsi que leurs conditions aléatoires de fonctionnement. **L'objectif** de notre travail est donc de contribuer à l'élaboration d'une méthodologie pour la conception d'architectures hybrides de conversion d'énergie embarquées, et ainsi mieux comprendre les interactions existant entre les différentes phases de la conception.

Dans le **premier chapitre** de ce manuscrit, nous avons délimité le contexte de nos travaux, aussi bien le contexte écologique, qu'industriel ou encore politico-économique. Ainsi avec cette vision de la situation nous avons pu constater le besoin de méthodologie globale dans le domaine de la conception des chaînes modernes de conversion d'énergie, qui intègre les exigences de l'environnement réel d'utilisation : les contraintes multi-physiques du dimensionnement et la stratégie de gestion globale.

Le **second chapitre** nous a permis de réaliser un état de l'art sur les différents aspects de nos travaux. Nous avons pu constater les différentes structurations de méthodologies de conception existantes dans les domaines énergétiques. Il a été mis en lumière que la conception imbriquée offrait le meilleur rapport complexité/efficacité par rapport aux considérations d'optimalité et de transposabilité, pour aborder l'optimisation des architectures de puissance et de leurs constituants, en intégrant dès la première phase de conception les notions de contrôle-commande et de gestion énergétique. Puis, nous avons pu faire un tour d'horizon des algorithmes d'optimisation existants pour les différentes phases de notre approche. A partir de ce bilan, nous avons déterminé que les algorithmes d'essais particuliers (PSO) et la commande optimale par principe de Pontriaguine (CO PMP) offraient les meilleurs avantages pour la mise en place de notre méthodologie (rapidité, précision, convergence, champ d'exploration, modularité/flexibilité ...). Outre les considérations énergétiques, d'autres critères de performance essentiels à la conception de ces systèmes ont été introduits (durée de vie et encombrement) pour qu'ils soient intégrés dans l'approche développée. En s'appuyant sur ces conclusions, le **troisième chapitre** a permis de présenter notre approche méthodologique. Nous avons mis en place une approche de conception mono-objectif optimisant simultanément le dimensionnement macroscopique des composants de l'architecture et sa gestion d'énergie associée, dans le but de réduire la consommation énergétique. Pour cela, nous avons détaillé l'approche théorique imbriquée, puis chaque phase d'optimisation, ensuite nous avons introduit le principe des algorithmes mobilisés pour l'optimisation, et enfin nous avons présenté le processus d'implémentation de la méthodologie globale. Pour conclure ce chapitre, nous avons présenté les études de validations que nous avons réalisé suivant différents cycles d'usage. Celles-ci sont complétées en annexes par divers résultats et études complémentaires. Dans le **quatrième chapitre**, nous nous sommes intéressés à l'introduction d'autres critères de performance (durée de vie et encombrement), en vue de développer une approche multi-objectifs, basée sur une déclinaison de l'approche de base mono-objectif. Nous avons donc présenté l'intérêt de prendre en compte, au même niveau, plusieurs considérations à optimiser, puis nous avons détaillé le processus associé. Nous avons ensuite présenté les modules développés afférant à chacun critère ainsi que leur implémentation et leur intégration dans l'approche globale multi-objectifs. Nous avons conclu ce chapitre par les études de validation de cette approche complète suivant différents cycle d'usage et la présentation d'un bilan comparatif. Enfin, le **cinquième chapitre** s'est intéressé à l'usage réel qui pourrait être fait de l'architecture conçue et de comment conserver l'optimalité de cette conception lors des aléas de l'environnement réel. Ainsi, une extension de l'approche de conception est proposée pour le fonctionnement temps réel utilisant une interaction entre reconnaissance du mode de conduite et contrainte énergétique basée sur l'apprentissage, permettant ainsi de garantir une meilleure intégration de l'approche développée.

Dans ce contexte de programmation unifiée, l'approche de conception et la stratégie de gestion d'énergie temps réel ont été déployées sur l'étude d'une chaîne de conversion hybride électrifiée fondée sur une association pile à combustible / batterie. Nous tenons ainsi à rappeler intérêt qui a été porté pour la démarche, plus encore que pour l'application.

## 6.2 Perspectives

Ces travaux ont permis de contribuer aux problématiques de conception et d'intégration des architectures hybrides à sources non conventionnelles. Bien que l'approche proposée répond de manière cohérente aux attentes et aux besoins industriels, elle reste à être complétée et améliorée dans différents aspects pour pouvoir tirer profit de l'outil développé.

En effet, la méthode en l'état demande une bonne expertise des domaines traités et les processus associés, et ce malgré une volonté permanente de proposer un outil proche de l'utilisable « outil d'aide à la décision clef en main ». Pour les besoins des travaux à contenir dans un temps réduit, nous avons dû faire des choix de complexité réduite sur les modèles des sources et de l'architecture. Pour plus de finesse dans les résultats, une étude des finesses des modèles mobilisables peut être judicieuse pour déterminer le rapport complexité/finesse le plus pertinent. Cela peut être accompagné également par le choix des paramètres à intégrer dans le processus d'optimisation, pour assurer le déploiement de la conception macroscopique à des niveaux plus fins. En outre, dans le cadre d'une conception multi-niveau associant des modèles de finesses différentes, les méthodes de type « space-mapping » associant la rapidité des modèles analytiques et la précision des modèles fins représentent également un axe intéressant à approfondir.

De plus, de par l'aspect multi-physiques et multi domaines de nos travaux, nous estimons que nos études et validations en simulation pourraient être étendues à d'autres usages/applications, différentes technologies et des études complémentaires sur la variation paramétrique. En effet, le but est de s'assurer de la transposabilité et de la robustesse de l'approche et de maîtriser davantage ses performances / limites.

Un autre point à soulever et qui mériterait également des travaux complémentaires serait une étude expérimentale du comportement de l'approche au complet. D'une part, disposer d'une plateforme modulaire et ce même à échelle réduite qui permet de valider différents dimensionnements d'architectures générés par l'approche suivant différents cycles d'usage. D'autre part, s'intéresser à la gestion d'énergie temps réel en intégrant les contraintes liées à l'environnement d'usage, ce qui permet de s'assurer de la pertinence du dimensionnement et de la gestion associée. De la même manière, ce travail est censé accueillir un environnement connecté dans le cadre du développement de la mobilité plus verte et plus intelligente. Cette problématique s'articule autour de l'intégration des échanges d'informations (V2V et V2I) et la perception du véhicule (conduite autonome) en vue du développement d'un superviseur de prise de décisions qui communique et interagit avec le contrôle bas niveau (gestion d'énergie). L'objectif est d'assurer un fonctionnement plus sûr et écologique tout en respectant le confort des utilisateurs. Il sera question de concevoir des algorithmes de prédiction et de diagnostic basés sur les outils de l'Intelligence Artificielle (Machine Learning, Deep Learning) sous contraintes énergétiques pour générer les décisions et les trajectoires à communiquer au contrôle bas niveau.

Notons que la validation expérimentale a été lancée dans le cadre du développement d'une plateforme modulaire d'un véhicule communiquant à hydrogène (base d'une TWIZY) à l'ESTACA. Ce travail sera poursuivi dès septembre, puisque j'intègre l'ESTACA en tant qu'Enseignant-chercheur. En plus de cette validation, l'ensemble des points cités seront explorés avec une priorité sur les aspects mobilité connectée en interaction avec le dimensionnement et la gestion d'énergie. Ces différents points pourront faire l'objet de partenariats industriels et académiques.

# Figures

Figure 1-1 Chaîne énergétique simplifiée : de la production à l'utilisation .....	7
Figure 1-2 Contraintes sur les conceptions de véhicule.....	8
Figure 1-3 Problématiques des conceptions modernes.....	9
Figure 1-4 Evolution de la complexité de la conception .....	9
Figure 1-5 Processus théorique de conception .....	11
Figure 1-6 Principe de l'approche globale.....	12
Figure 1-7 Objectif final de la thèse.....	13
Figure 1-8 Bilan des contributions.....	13
Figure 1-9 Architecture du cas d'étude .....	14
Figure 2-1 Classification des processus de conception .....	19
Figure 2-2 Approche séquentielle .....	20
Figure 2-3 Comportement d'un algorithme de type déterministe .....	24
Figure 2-4 Principe de fonctionnement de l'algorithme Génétique (GA) .....	25
Figure 2-5 Principe de fonctionnement de l'algorithme par Essaim Particulaire (PSO).....	26
Figure 2-6 Classification des stratégies de gestion énergétique .....	27
Figure 2-7 Stratégies de type « on/off ».....	28
Figure 2-8 Stratégie dynamique/fréquentielle.....	28
Figure 2-9 Stratégie à base de logique floue .....	29
Figure 2-10 Comportement de la commande par programmation dynamique .....	31
Figure 2-11 Comportement de la commande optimale par principe du minimum de Pontriaguine .....	31
Figure 2-12 Principe de la programmation linéaire.....	32
Figure 2-13 Principe des stratégies ECMS .....	33
Figure 2-14 Amélioration de la Commande Optimale pour le temps réel.....	34
Figure 2-15 Approche combinée optimisation-règles.....	35
Figure 3-1 Algorithme de l'approche globale.....	41
Figure 3-2 Processus de la boucle d'optimisation externe.....	43
Figure 3-3 Processus de la boucle d'optimisation interne .....	46
Figure 3-4 Espace de recherche de la PSO à 2D ou 3D.....	49
Figure 3-5 Initialisation de la PSO.....	50
Figure 3-6 Déplacements élémentaires d'une particule de l'essaim .....	50
Figure 3-7 Evolution du comportement de l'essaim au fil des itérations .....	51
Figure 3-8 Algorithme de principe de la PSO.....	51
Figure 3-9 Représentation graphique d'un problème de commande optimale .....	53
Figure 3-10 Algorithme théorique de la Commande optimale par Principe de Pontriaguine .....	55
Figure 3-11 Modèle en rendement de la PEMFC .....	56
Figure 3-12 Modèle électrique de la batterie .....	57
Figure 3-13 Modèle physique du véhicule .....	58
Figure 3-14 Cycle WLTC .....	58
Figure 3-15 Cycle de puissance basé sur le WLTC et le modèle du véhicule.....	58
Figure 3-16 Principe de l'approche.....	59
Figure 3-17 Algorithme de la PSO implémenté pour notre cas d'étude .....	61
Figure 3-18 Relation entre le choix du lagrangien et son effet sur la variation de charge de la batterie .....	63
Figure 3-19 Comportement des pénalités dans l'algorithme de la commande optimale .....	66
Figure 3-20 Algorithme de la Commande optimale implémenté pour notre cas d'étude.....	66
Figure 3-21 Cycles de validations utilisés .....	68
Figure 3-22 Comportement de l'architecture lors de cette optimisation.....	69
Figure 3-23 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le coût énergétique.....	70
Figure 3-24 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur les variations globales du SOC .....	70

Figure 3-25 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le SOC max .....	71
Figure 3-26 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le SOC min .....	71
Figure 3-27 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le degré de liberté Surproduction .....	72
Figure 3-28 Résultats de l'étude de sensibilité des pondérations sur le degré de liberté « Manque de puissance » .....	72
Figure 3-29 Résultats de l'étude de sensibilité des différents cycles sur le coût énergétique .....	73
Figure 3-30 Résultats de l'étude de sensibilité des différents cycles sur l'utilisation du degré de liberté Surplus .....	73
Figure 3-31 Résultats de l'étude de sensibilité des différents cycles sur l'utilisation du degré de liberté Manque .....	74
Figure 4-1 SOH batterie pour différents DoD au cours du cyclage de batterie.....	80
Figure 4-2 Durée de vie batterie selon le DoD appliquée lors du cyclage.....	80
Figure 4-3 Evolution du SOH batterie lors du cyclage pour différentes puissances .....	82
Figure 4-4 Durée de vie batterie en nombre de cycles en fonction de la puissance de cyclage.....	82
Figure 4-5 Comportement final de l'approche d'estimation de la durée de vie batterie .....	83
Figure 4-6 Principaux mécanismes de vieillissement d'une pile à combustible .....	85
Figure 4-7 Vieillessement statique d'une PAC à différentes densités de courant .....	85
Figure 4-8 Durée de vie d'une PAC en usage statique selon la densité de courant.....	86
Figure 4-9 Comportement d'une PAC face à une demande dynamique .....	87
Figure 4-10 Evolution du SOH PAC lors de cyclage à différentes dynamiques .....	88
Figure 4-11 Evolution de la durée de vie en fonction de la dynamique.....	88
Figure 4-12 Cycle de puissance appliqué à la batterie lors d'un WLTC.....	91
Figure 4-13 Cumule de l'énergie échangée par la batterie sur un cycle WLTC.....	91
Figure 4-14 Taux d'utilisation de la batterie sur un cycle WLTC .....	92
Figure 4-15 Principe du modèle de durée de vie batterie.....	93
Figure 4-16 Cycle de puissance appliqué à la PAC.....	93
Figure 4-17 Processus de comptabilisation de la puissance .....	94
Figure 4-18 Processus de comptabilisation de la dynamique .....	95
Figure 4-19 Cycles de puissance batterie .....	97
Figure 4-20 Energie cumulée batterie .....	98
Figure 4-21 Densité de puissance batterie .....	99
Figure 4-22 Durée de vie batterie .....	99
Figure 4-23 Cycles de puissance PAC.....	100
Figure 4-24 Comptage cumulé de la puissance .....	101
Figure 4-25 Comptage cumulé de la dynamique.....	101
Figure 4-26 Durée de vie PAC en heure de fonctionnement .....	102
Figure 4-27 Durée de vie PAC restante en pourcentage .....	102
Figure 4-28 Cycles de puissance Batterie .....	103
Figure 4-29 Cycles de puissance PAC.....	104
Figure 4-30 Durées de vie Batterie .....	104
Figure 4-31 Durées de vie PAC .....	105
Figure 4-32 Durées de vie d'architectures testées.....	105
Figure 4-33 Plan de Ragone.....	107
Figure 4-34 Principe de l'algorithme multi-objectifs.....	109
Figure 4-35 Implémentation de l'algorithme multi-objectifs.....	110
Figure 4-36 Principe de l'approche multi-objectifs .....	111
Figure 4-37 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle WLTC.....	112
Figure 4-38 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle NEDC .....	112
Figure 4-39 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle US 06.....	113
Figure 4-40 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle US city .....	113

Figure 4-41 Front de Pareto bi-objectifs pour le cycle US Highway .....	114
Figure 4-42 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle WLTC .....	116
Figure 4-43 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle NEDC .....	116
Figure 4-44 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle US 06 .....	117
Figure 4-45 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle US city.....	117
Figure 4-46 Front de Pareto tri-objectifs pour le cycle US Highway .....	118
Figure 5-1 Approche globale .....	123
Figure 5-2 Processus décisionnel d'une intelligence humaine.....	124
Figure 5-3 Principe du processus d'analyse et d'interprétation de données.....	125
Figure 5-4 Principe de la prise de décision.....	126
Figure 5-5 Comportement de la logique floue .....	127
Figure 5-6 principe de fonctionnement du clustering K-means.....	129
Figure 5-7 Distribution « accélération vitesse » des différents cycles de conduite .....	129
Figure 5-8 Distribution « accélération vitesse » des différents cycles et sous-cycles de conduite.....	130
Figure 5-9 Modèle équivalent de la batterie dans la gestion temps réel.....	132
Figure 5-10 Distribution des puissances entre les sources pour un échelon .....	133
Figure 5-11 Balayage des coefficients de Lagrange ( $\lambda$ ) pour un cycle autoroutier .....	133
Figure 5-12 Cartographie de la distribution de puissance en fonction du coefficient de Lagrange pour un cycle autoroutier .....	134
Figure 5-13 Segmentation des niveaux de charge de la batterie – gestion hybride .....	136
Figure 5-14 Schéma synthétique de l'approche temps réel.....	136
Figure 5-15 Réponse de la PAC à une demande dynamique en puissance.....	137
Figure 5-16 Différents cas d'application de la stratégie.....	138
Figure 5-17 Représentation des cas d'usages .....	140
Figure 5-18 Cycle aléatoire (Mixte Urbain-Rural).....	140
Figure 5-19 Distribution de la puissance (rural/classique).....	141
Figure 5-20 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (Rural/classique) .....	141
Figure 5-21 Evolution des tensions de l'architecture (rural/classique).....	142
Figure 5-22 Distribution de la puissance (autoroutier/classique).....	142
Figure 5-23 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (autoroutier/classique) .....	143
Figure 5-24 Evolution des tensions de l'architecture (autoroutier/classique.....	143
Figure 5-25 Distribution de la puissance (mixte/classique) .....	144
Figure 5-26 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (mixte /classique).....	144
Figure 5-27 Evolution des tensions de l'architecture (mixte /classique) .....	145
Figure 5-28 Distribution de la puissance (rural/autonome).....	146
Figure 5-29 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (rural/ autonome) .....	146
Figure 5-30 Evolution des tensions de l'architecture (rural/ autonome).....	147
Figure 5-31 Distribution de la puissance (autoroutier/ autonome).....	147
Figure 5-32 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (autoroutier/ autonome) .....	148
Figure 5-33 Evolution des tensions de l'architecture (autoroutier/ autonome).....	148
Figure 5-34 Distribution de la puissance (mixte/ autonome) .....	149
Figure 5-35 Evolution de l'état de charge et du coefficient de Lagrange (mixte / autonome).....	149
Figure 5-36 Evolution des tensions de l'architecture (mixte / autonome) .....	150
Figure A-1 Représentation graphique de la fonction n°1.....	172
Figure A-2 Evolution du résultat optimal au cours des itérations pour la validation 1.....	172
Figure A-3 Représentation graphique de la fonction n°2.....	173
Figure A-4 Evolution du résultat optimal au cours des itérations pour la validation 2.....	174
Figure A-5 Représentation graphique de la fonction n°3.....	175
Figure A-6 Evolution du résultat optimal au cours des itérations pour la validation 3.....	176
Figure B-1 Dimensionnements multi-objectifs sur le WLTC.....	178

Figure B-2 Dimensionnements multi-objectifs sur le NEDC .....	178
Figure B-3 Dimensionnements multi-objectifs sur le US 06.....	179
Figure B-4 Dimensionnements multi-objectifs sur le US city .....	179
Figure B-5 Dimensionnements multi-objectifs sur le US highway .....	180
Figure C-1 Puissances sur le cycle WLTC .....	181
Figure C-2 Etat de charge et Lambda sur le cycle WLTC.....	181
Figure C-3 Puissances sur le cycle US Highway .....	182
Figure C-4 Etat de charge et Lambda sur le cycle US Highway.....	182
Figure C-5 Puissances sur le cycle Aléatoire.....	183
Figure C-6 Etat de charge et Lambda sur le cycle Aléatoire .....	183

# Equations

Équation 3-1 Problème mathématique d'optimisation .....	40
Équation 3-2 Fonction Coût de l'optimisation externe mono-objectif .....	42
Équations 3-3 Variables et contraintes de l'optimisation en dimensionnement.....	42
Équation 3-4 Fonction Coût de l'optimisation interne mono-objectif.....	44
Équation 3-5 Variables, modèle et contraintes de l'optimisation en gestion .....	44
Équation 3-6 Modèle mathématique d'évolution de l'essaim.....	50
Équation 3-7 Formalisme mathématique de l'optimisation par PSO.....	52
Équation 3-8 Formalisme mathématique d'un problème de commande optimale .....	53
Équation 3-9 Conditions d'optimalité à respecter .....	54
Équation 3-10 Modèle en tension de la PAC.....	56
Équation 3-11 Modèle en intensité de la PAC.....	57
Équation 3-12 Modèle en tension de la batterie .....	57
Équation 3-13 Modèle mathématique du véhicule.....	58
Équation 3-14 Formalisme mathématique de l'implémentation de la PSO pour notre cas d'étude.....	60
Équation 3-15 Formalisme mathématique de l'implémentation de la Commande optimale pour notre cas d'étude .....	61
Équation 4-1 Modèle de l'état de santé d'une batterie.....	78
Équation 4-2 Modèle empirique mathématique de la durée de vie batterie vis-à-vis du DoD .....	79
Équation 4-3 Modèle empirique mathématique de la durée de vie batterie vis-à-vis de la puissance.....	81
Équation 4-4 Modèle mathématique de comptable de l'énergie traversant la batterie.....	82
Équation 4-5 Vecteur répartition de puissance batterie.....	83
Équation 4-6 Vecteur des pondérations batterie.....	83
Équation 4-7 Coefficient d'influence en vieillissement du cycle.....	83
Équation 4-8 Estimation des pertes en capacité batterie .....	83
Équation 4-9 Modèle de l'état de santé d'une pile à combustible .....	84
Équation 4-10 Modèle empirique mathématique de la durée de vie PAC vis-à-vis de la densité de courant	86
Équation 4-11 Modèle empirique mathématique de la durée de vie PAC vis-à-vis de la dynamique.....	88
Équation 4-12 Modèle global d'estimation de la durée de vie de la PAC .....	89
Équation 4-13 Modèle de comptabilisation de la puissance.....	90
Équation 4-14 Modèle de comptabilisation de la dynamique .....	90
Équation 4-15 Vecteur répartition de puissance batterie sur un WLTC.....	92
Équation 4-16 Vecteur pondération de la batterie Li-ion considérée.....	92
Équation 4-17 Fonction coût pour le calcul du volume de l'architecture .....	107
Équation 4-18 Fonction de coût total de l'optimisation multi-objectifs .....	109
Équation 5-1 Modèle de la batterie en temps réel .....	132
Équation 5-2 Modèle de la PAC en temps réel.....	132
Équation A-0-1 Fonction de validation N°1 .....	171
Équation A-0-2 Fonction de validation N°2 .....	173
Équation A-0-3 Fonction de validation N°3 (Fonction de Ackley) .....	174



# Tableaux

Tableau 2-1 Comparatif PSO / Algorithme Génétique .....	26
Tableau 2-2 Comparatif des stratégies de couplage .....	38
Tableau 3-1 Problème mathématique de l'optimisation en dimensionnement.....	42
Tableau 3-2 Problème mathématique de l'optimisation interne.....	45
Tableau 3-3 Interaction entre les éléments de dimensionnement et les éléments de gestion énergétique .	47
Tableau 3-4 Problème mathématique de l'optimisation par PSO .....	52
Tableau 3-5 Problème d'optimisation d'une commande optimale .....	54
Tableau 3-6 Paramètres de la PSO .....	60
Tableau 3-7 Problème mathématique de l'implémentation de la PSO pour notre cas d'étude.....	60
Tableau 3-8 Problème mathématique de l'implémentation de la commande optimale dans notre cas d'étude. ....	62
Tableau 3-9 Caractéristiques informatiques de la machine de calcul pour les validations .....	67
Tableau 3-10 Paramètres utilisés lors des différentes validations.....	68
Tableau 3-11 Résultats de l'optimisation mono-objectif .....	69
Tableau 3-12 Résultats des optimisations pour les différents cycles d'utilisation.....	75
Tableau 3-13 Comparaison des performances des différents dimensionnements sur les autres cas d'utilisation.....	75
Tableau 4-1 Coefficient de pénalisation de la puissance .....	90
Tableau 4-2 Coefficient de pénalisation de la dynamique .....	90
Tableau 4-3 Coefficients de pénalisation des hautes puissance pour un cycle de type WLTC .....	94
Tableau 4-4 Coefficients de pénalisation de la dynamique .....	95
Tableau 4-5 Coefficients du modèle de vieillissement PAC .....	96
Tableau 4-6 Durées de vie batterie – études de référence.....	98
Tableau 4-7 Dimensionnement d'architectures testées .....	103
Tableau 4-8 Paramétrage de la validation.....	111
Tableau 4-9 Résultat de de 3 points du front de Pareto pour le cycle WLTC.....	115
Tableau 4-10 Résultat de la surface de Pareto pour le cycle WLTC .....	119
Tableau 5-1 Classification des cycles.....	130
Tableau 5-2 Répartition des cycles selon la littérature.....	131
Tableau 5-3 Liste des cycles de conduite représentatifs.....	131
Tableau 5-4 Table d'inférences de la Logique floue.....	136
Tableau 5-5 Paramétrages de la validation .....	139
Tableau 5-6 Indicateurs sur les gestions énergétiques - véhicule classique .....	145
Tableau 5-7 Indicateurs sur les gestion énergétique de la stratégie véhicule autonome .....	150
Tableau 5-8 Consommation des différents cycles.....	151
Tableau A-1 Paramètres de la PSO pour la validation 1 .....	172
Tableau A-2 Paramètres de la PSO pour la validation 2.....	174
Tableau A-3 Paramètres de la PSO pour la validation 3.....	175
Tableau A-4 Résultats de l'étude comparative entre la programmation dynamique et la commande optimale.....	177
Tableau C-1 Paramètres du modèle de validation temps réel pour comparaison .....	181
Tableau C-2 Consommations équivalentes sur chaque cycle.....	183

## Références

- [1] M. L. Guyadec, « Dimensionnement multi-physique des véhicules hybrides, de leurs composants et de la commande du système. », p. 167.
- [2] J.-J. Hwang, J.-S. Hu, et C.-H. Lin, « Design of a range extension strategy for power decentralized fuel cell/battery electric vehicles », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, n° 35, p. 11704-11712, sept. 2015, doi: 10.1016/j.ijhydene.2015.04.026.
- [3] J. Larminie et A. Dicks, *Fuel cell systems explained*, 2nd ed. Chichester, West Sussex: J. Wiley, 2003.
- [4] C. E. Thomas, « Fuel cell and battery electric vehicles compared », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 34, n° 15, p. 6005-6020, août 2009, doi: 10.1016/j.ijhydene.2009.06.003.
- [5] C. R. Knittel, « Reducing Petroleum Consumption from Transportation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 26, n° 1, p. 93-118, févr. 2012, doi: 10.1257/jep.26.1.93.
- [6] S. Solaymani, « CO2 emissions patterns in 7 top carbon emitter economies: The case of transport sector », *Energy*, vol. 168, p. 989-1001, févr. 2019, doi: 10.1016/j.energy.2018.11.145.
- [7] G. Ponthière, « Pollution, décès prématuré et compensation », *Revue économique*, vol. 68, n° 1, p. 97, 2017, doi: 10.3917/reco.681.0097.
- [8] M.-C. Aoun, « Le marché pétrolier à un tournant », *Politique étrangère*, vol. Automne, n° 3, p. 119-129, 2018, doi: 10.3917/pe.183.0119.
- [9] O. Appert, « Le marché pétrolier à la croisée de la géologie, de l'économie et de la géopolitique », *Annales des Mines - Responsabilité et environnement*, vol. 83, n° 3, p. 97-100, 2016, doi: 10.3917/re1.083.0097.
- [10] C. Gollier, « Le prix du risque climatique et le prix du carbone », *Revue d'économie financière*, vol. 133, n° 1, p. 171-182, 2019, doi: 10.3917/ecofi.133.0171.
- [11] S. Timsit et A. Grandjean, « La transition écologique en France : un défi sans précédent », *Futuribles*, vol. 435, n° 2, p. 5-23, 2020, doi: 10.3917/futur.435.0005.
- [12] M. Kendall, « Fuel cell development for New Energy Vehicles (NEVs) and clean air in China », *Progress in Natural Science: Materials International*, vol. 28, n° 2, p. 113-120, avr. 2018, doi: 10.1016/j.pnsc.2018.03.001.
- [13] E. L. Miller, S. T. Thompson, K. Randolph, Z. Hulvey, N. Rustagi, et S. Satyapal, « US Department of Energy hydrogen and fuel cell technologies perspectives », *MRS Bulletin*, vol. 45, n° 1, p. 57-64, 2020, doi: 10.1557/mrs.2019.312.
- [14] P. K. Senecal, D. T. Montgomery, et R. D. Reitz, « A methodology for engine design using multi-dimensional modelling and genetic algorithms with validation through experiments », *International Journal of Engine Research*, vol. 1, n° 3, p. 229-248, juin 2000, doi: 10.1243/1468087001545155.
- [15] D. N. Mavris, N. I. Macsotai, et B. Roth, « A Probabilistic Design Methodology for Commercial Aircraft Engine Cycle Selection », *SAE Transactions*, vol. 107, p. 1432-1441, 1998, doi: 10.2307/44735876.
- [16] M. Ehsani, Éd., *Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles: fundamentals, theory, and design*. Boca Raton: CRC Press, 2005.
- [17] J. Bernard, « Véhicules hybrides à pile à combustible: dimensionnement et stratégies de commande. », p. 231.
- [18] T. Muneer, Kolhe, et Doyle, *Electric Vehicles: Prospects and Challenges*, Elsevier. 2017.

- [19] C. C. Chan, « The State of the Art of Electric, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles », *Proceedings of the IEEE*, vol. 95, n° 4, p. 704-718, avr. 2007, doi: 10.1109/JPROC.2007.892489.
- [20] M. F. M. Sabri, K. A. Danapalasingam, et M. F. Rahmat, « A review on hybrid electric vehicles architecture and energy management strategies », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, p. 1433-1442, janv. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.09.036.
- [21] H. S. Das, C. W. Tan, et A. H. M. Yatim, « Fuel cell hybrid electric vehicles: A review on power conditioning units and topologies », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 76, p. 268-291, sept. 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.03.056.
- [22] T. Azib et O. Bethoux, « COMPARAISON D'ARCHITECTURES D'HYBRIDATION D'UNE PILE À COMBUSTIBLE AVEC DES SUPERCONDENSATEURS », *Conférence EF UTC compiégne*, 2009.
- [23] D. N. Qin, D. A. Raissi, et D. P. Brooker, « Analysis of Fuel Cell Vehicle Developments », p. 11.
- [24] K.-D. Kreuer, *Fuel Cells: Selected Entries from the Encyclopedia of Sustainability Science*, Springer Science&Business Media. 2012.
- [25] N. Behling, M. C. Williams, et S. Managi, « Fuel cells and the hydrogen revolution: Analysis of a strategic plan in Japan », *Economic Analysis and Policy*, vol. 48, p. 204-221, déc. 2015, doi: 10.1016/j.eap.2015.10.002.
- [26] « Université d'Évry : Gerpisa : Actes 19 - Article 4 ». <http://gerpisa.org/ancien-gerpisa/actes/19/article4.html> (consulté le juill. 20, 2020).
- [27] A.-F. Garçon, « La voiture électrique dans La Nature (1890\_1900). Approche micro-historique d'un échec technique », p. 28.
- [28] G. Gandanegara, « Ecole Doctorale Système Spécialité : Systèmes Automatiques par », p. 243.
- [29] D. Cavallucci, « Contribution a la conception de nouveaux systemes mecaniques par integration methodologique », strasbourg 1, 1999.
- [30] S. Minel, « DEMARCHE DE CONCEPTION COLLABORATIVE ET PROPOSITION D'OUTILS DE TRANSFERT DE DONNEES METIER: Application à un produit mécanique "« le siège d'automobile »". », p. 170.
- [31] M. Bricogne, « Méthode agile pour la conception collaborative multidisciplinaire de systèmes intégrés : application à la mécatronique ». 2015.
- [32] J. P. Calvez, « SPECIFICATION ET CONCEPTION DES SYSTEMES », p. 5.
- [33] G. Colin, Y. Chamailard, A. Charlet, et D. Nelson-Gruel, « Towards a Friendly Energy Management Strategy for Hybrid Electric Vehicles with Respect to Pollution, Battery and Drivability », *Energies*, vol. 7, n° 9, p. 6013-6030, sept. 2014, doi: 10.3390/en7096013.
- [34] O. Z. Sharaf et M. F. Orhan, « An overview of fuel cell technology: Fundamentals and applications », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 32, p. 810-853, avr. 2014, doi: 10.1016/j.rser.2014.01.012.
- [35] D. Fares, R. Chedid, F. Panik, S. Karaki, et R. Jabr, « Dynamic programming technique for optimizing fuel cell hybrid vehicles », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, n° 24, p. 7777-7790, juin 2015, doi: 10.1016/j.ijhydene.2014.12.120.
- [36] M. DROY, T. FAROUI, et N. VENDITTI, « Methode PSO d'optimisation par Essaims de particules », juin 2015.
- [37] J. Denel, « MAXIMISATION D'UNE FONCTION CONCAVE LINEAIRE PAR MORCEAUX CAS SANS ET AVEC CONTRAINTES. METHODE FINIE DE LA PLUS FORTE PENTE », 1979, p. 1-10.

- [38] J. Koko, « Algorithmes du gradient conjugué. Habillage et pliage de surfaces », 1994.
- [39] J. C. Gilbert, « Mise à jour de la métrique dans les méthodes de quasi-Newton réduites en optimisation avec contraintes d'égalité », *ESAIM: M2AN*, vol. 22, n° 2, p. 251-288, 1988, doi: 10.1051/m2an/1988220202511.
- [40] Q. Liu, R. Sang, et Q. Zhang, « FPGA-based acceleration of Davidon-Fletcher-Powell quasi-Newton optimization method », *Transactions of Tianjin University*, vol. 22, n° 5, p. 381-387, oct. 2016, doi: 10.1007/s12209-016-2870-0.
- [41] J. D. Head et M. C. Zerner, « A Broyden—Fletcher—Goldfarb—Shanno optimization procedure for molecular geometries », *Chemical Physics Letters*, vol. 122, n° 3, p. 264-270, déc. 1985, doi: 10.1016/0009-2614(85)80574-1.
- [42] M. Z. Es-Sadek, « Contribution à l'optimisation globale: approche déterministe et stochastique et application », p. 126.
- [43] J. Vasconcelos, « Optimisation de forme des structures électromagnétiques », p. 155.
- [44] C. Strugarek, « Approches variationnelles et autres contributions en optimisation stochastique », p. 166.
- [45] K. Barty, « Contributions à la discretisation des contraintes de mesurabilité pour les problèmes d'optimisation stochastique », p. 148.
- [46] A. Trouvé, « Parallélisation massive du recuit simulé », Paris 11, 1993.
- [47] G. Celeux et J. Diebolt, « Une version de type recuit simulé de l'algorithme EM », p. 27.
- [48] J. Dréo, « Adaptation de la métaheuristique des colonies de fourmis pour l'optimisation difficile en variables continues. Application en génie biologique et médical. », p. 168.
- [49] P. Lacomme, C. Prins, et A. Tanguy, « OPTIMISATION PAR COLONIES DE FOURMIS POUR LES TOURNÉES SUR ARCS », p. 7.
- [50] L. Wang et C. Singh, « PSO-based multi-criteria optimum design of a grid-connected hybrid power system with multiple renewable sources of energy », in *Swarm Intelligence Symposium, 2007. SIS 2007. IEEE*, 2007, p. 250–257, Consulté le: avr. 13, 2017. [En ligne]. Disponible sur: <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4223182/>.
- [51] M. Ko, Y. Kim, M. Chung, et H. Jeon, « Multi-Objective Optimization Design for a Hybrid Energy System Using the Genetic Algorithm », *Energies*, vol. 8, n° 4, p. 2924-2949, avr. 2015, doi: 10.3390/en8042924.
- [52] M. R. Javadi, K. Mazlumi, et A. Jalilvand, « Application of GA, PSO and ABC in optimal design of a stand-alone hybrid system for north-west of Iran », in *Electrical and Electronics Engineering (ELECO), 2011 7th International Conference on*, 2011, p. 1–203, Consulté le: avr. 13, 2017. [En ligne]. Disponible sur: <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6140254/>.
- [53] T. Banerjee, S. Chowdhuri, G. Sarkar, et J. Bera, « Performance Comparison between GA and PSO for Optimization of PI and PID controller of Direct FOC Induction Motor Drive », vol. 2, n° 7, p. 8, 2012.
- [54] M. Ibrahim, S. Jemei, G. Wimmer, N. Y. Steiner, C. C. Kokonendji, et D. Hissel, « Selection of mother wavelet and decomposition level for energy management in electrical vehicles including a fuel cell », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, n° 45, p. 15823-15833, déc. 2015, doi: 10.1016/j.ijhydene.2015.06.055.
- [55] H. Alloui, Y. Achour, K. Marouani, et M. Becherif, « Energy Management Based on Frequency

- Decoupling: Experimental Results with Fuel Cell-Electric Vehicle Emulator », in *2015 IEEE 81st Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, mai 2015, p. 1-5, doi: 10.1109/VTCSpring.2015.7145811.
- [56] H. Alloui, K. Marouani, M. Becherif, M. N. Sid, et M. E. H. Benbouzid, « A control strategy scheme for fuel cell-vehicle based on frequency separation », in *2014 First International Conference on Green Energy ICGE 2014*, mars 2014, p. 170-175, doi: 10.1109/ICGE.2014.6835417.
- [57] Q. Li, W. Chen, Z. Liu, M. Li, et L. Ma, « Development of energy management system based on a power sharing strategy for a fuel cell-battery-supercapacitor hybrid tramway », *Journal of Power Sources*, vol. 279, p. 267-280, avr. 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.12.042.
- [58] L. Xu, J. Li, M. Ouyang, J. Hua, et G. Yang, « Multi-mode control strategy for fuel cell electric vehicles regarding fuel economy and durability », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, n° 5, p. 2374-2389, févr. 2014, doi: 10.1016/j.ijhydene.2013.11.133.
- [59] F. Millo, L. Rolando, R. Fuso, E. Bergshoeff, et F. Shafiabady, « Analysis of Different Energy Management Strategies for Complex Hybrid Electric Vehicles », *Computer-Aided Design and Applications*, vol. 11, n° sup1, p. S1-S10, mai 2014, doi: 10.1080/16864360.2014.914399.
- [60] P. Zhang, F. Yan, et C. Du, « A comprehensive analysis of energy management strategies for hybrid electric vehicles based on bibliometrics », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 48, p. 88-104, août 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.03.093.
- [61] C. Alan, « Contribution à l'optimisation globale pour le dimensionnement et la gestion d'énergie de véhicules hybrides électriques basée sur une approche combinatoire », p. 276.
- [62] T. Fletcher, « Optimal energy management strategy for a fuel cell hybrid electric vehicle », Loughborough University., 2017.
- [63] J.-J. Hwang, Y.-J. Chen, et J.-K. Kuo, « The study on the power management system in a fuel cell hybrid vehicle », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 37, n° 5, p. 4476-4489, mars 2012, doi: 10.1016/j.ijhydene.2011.11.127.
- [64] H. Li, A. Ravey, A. N'Diaye, et A. Djerdir, « A Review of Energy Management Strategy for Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle », in *2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, déc. 2017, p. 1-6, doi: 10.1109/VPPC.2017.8330970.
- [65] T. Meshbahi, « Influence des stratégies de gestion d'une source hybride de véhicule électrique sur son dimensionnement et sa durée de vie par intégration d'un modèle multi-physique ». 2016.
- [66] H. Li, « Energy consumption minimization strategy for fuel cell hybrid electric vehicles », p. 170.
- [67] K. Ettahir, L. Boulon, et K. Agbossou, « Optimization-based energy management strategy for a fuel cell/battery hybrid power system », *Applied Energy*, vol. 163, p. 142-153, févr. 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.10.176.
- [68] N. Derbel, « Sur l'utilisation de la programmation dynamique différentielle pour la commande optimale de systèmes complexes », 1989.
- [69] F. Clarke, « The Pontryagin maximum principle and a unified theory of dynamic optimization », *Proceedings of the Steklov Institute of Mathematics*, vol. 268, n° 1, p. 58-69, avr. 2010, doi: 10.1134/S0081543810010062.
- [70] Z. Yuan, L. Teng, S. Fengchun, et H. Peng, « Comparative Study of Dynamic Programming and Pontryagin's Minimum Principle on Energy Management for a Parallel Hybrid Electric Vehicle », *Energies*, vol. 6, n° 4, p. 2305-2318, avr. 2013, doi: 10.3390/en6042305.

- [71] S. Demasse, « Méthodes hybrides de programmation par contraintes et programmation linéaire pour le problème d'ordonnement de projet à contraintes de ressources », 2003.
- [72] P. Peres, « Sur la robustesse des systèmes linéaires : approche par programmation linéaire », 1989.
- [73] G. Paganelli, S. Delprat, T. M. Guerra, J. Rimaux, et J. J. Santin, « Equivalent consumption minimization strategy for parallel hybrid powertrains », in *Vehicular Technology Conference. IEEE 55th Vehicular Technology Conference. VTC Spring 2002 (Cat. No.02CH37367)*, mai 2002, vol. 4, p. 2076-2081 vol.4, doi: 10.1109/VTC.2002.1002989.
- [74] S. Onori, « Adaptive Equivalent Consumption Minimization Strategy for Hybrid Electric Vehicles », présenté à ASME 2010 Dynamic Systems and Control Conference, 2011.
- [75] J. P. Quadrat et M. Viot, « Méthodes de simulation en programmation dynamique stochastique », *R.A.I.R.O.*, vol. 7, n° R1, p. 3-22, 1973, doi: 10.1051/m2an/197307R100031.
- [76] I. Necoara et D. Clipici, « Efficient parallel coordinate descent algorithm for convex optimization problems with separable constraints: Application to distributed MPC », *Journal of Process Control*, vol. 23, n° 3, p. 243-253, mars 2013, doi: 10.1016/j.jprocont.2012.12.012.
- [77] R. Munos, « Programmation dynamique avec approximation de la fonction valeur », 2008.
- [78] M. Ecker *et al.*, « Calendar and cycle life study of Li(NiMnCo)O<sub>2</sub>-based 18650 lithium-ion batteries », *Journal of Power Sources*, vol. 248, p. 839-851, févr. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.143.
- [79] A. Eddahech, « Modélisation du vieillissement et détermination de l'état de santé de batteries lithium-ion pour application véhicule électrique et hybride », p. 136.
- [80] E. R. Iglesias, « Étude du vieillissement des batteries lithium-ion dans les applications "véhicule électrique" : combinaison des effets de vieillissement calendaire et de cyclage », p. 212.
- [81] X. Han, M. Ouyang, L. Lu, et J. Li, « A comparative study of commercial lithium ion battery cycle life in electric vehicle: Capacity loss estimation », *Journal of Power Sources*, vol. 268, p. 658-669, déc. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.06.111.
- [82] A. Maheshwari, M. Heck, et M. Santarelli, « Cycle aging studies of lithium nickel manganese cobalt oxide-based batteries using electrochemical impedance spectroscopy », *Electrochimica Acta*, vol. 273, p. 335-348, mai 2018, doi: 10.1016/j.electacta.2018.04.045.
- [83] V. Marano, S. Onori, Y. Guezennec, G. Rizzoni, et N. Madella, « Lithium-ion batteries life estimation for plug-in hybrid electric vehicles », in *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Dearborn, MI, sept. 2009, p. 536-543, doi: 10.1109/VPPC.2009.5289803.
- [84] S. Zhang, R. Xiong, et J. Cao, « Battery durability and longevity based power management for plug-in hybrid electric vehicle with hybrid energy storage system », *Applied Energy*, vol. 179, p. 316-328, oct. 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.06.153.
- [85] E. Breaz, F. Gao, A. Miraoui, et R. Tirnovan, « A short review of aging mechanism modeling of proton exchange membrane fuel cell in transportation applications », in *IECON 2014 - 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Dallas, TX, USA, oct. 2014, p. 3941-3947, doi: 10.1109/IECON.2014.7049090.
- [86] S. M. T. Bathaee et M. Soltani, « Dynamic Modeling of a Hybrid Energy Source Combined of PEM Fuel Cell and Ultracapacitor », in *2008 Joint International Conference on Power System Technology and IEEE Power India Conference*, New Delhi, oct. 2008, p. 1-6, doi: 10.1109/ICPST.2008.4745380.

- [87] X. Cheng *et al.*, « A review of PEM hydrogen fuel cell contamination: Impacts, mechanisms, and mitigation », *Journal of Power Sources*, vol. 165, n° 2, p. 739-756, mars 2007, doi: 10.1016/j.jpowsour.2006.12.012.
- [88] J. Durst *et al.*, « Degradation heterogeneities induced by repetitive start/stop events in proton exchange membrane fuel cell: Inlet vs. outlet and channel vs. land », *Applied Catalysis B: Environmental*, vol. 138-139, p. 416-426, juill. 2013, doi: 10.1016/j.apcatb.2013.03.021.
- [89] A. B. LaConti, M. Hamdan, et R. C. McDonald, « Mechanisms of membrane degradation », in *Handbook of Fuel Cells*, W. Vielstich, A. Lamm, H. A. Gasteiger, et H. Yokokawa, Éd. Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd, 2010, p. f303055.
- [90] S. Morando, S. Jemei, D. Hissel, R. Gouriveau, et N. Zerhouni, « Proton exchange membrane fuel cell ageing forecasting algorithm based on Echo State Network », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, n° 2, p. 1472-1480, janv. 2017, doi: 10.1016/j.ijhydene.2016.05.286.
- [91] P. Pei, Q. Chang, et T. Tang, « A quick evaluating method for automotive fuel cell lifetime », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 33, n° 14, p. 3829-3836, juill. 2008, doi: 10.1016/j.ijhydene.2008.04.048.
- [92] X. Lü, Y. Qu, Y. Wang, C. Qin, et G. Liu, « A comprehensive review on hybrid power system for PEMFC-HEV: Issues and strategies », *Energy Conversion and Management*, vol. 171, p. 1273-1291, sept. 2018, doi: 10.1016/j.enconman.2018.06.065.
- [93] G. Wang *et al.*, « Progress on design and development of polymer electrolyte membrane fuel cell systems for vehicle applications: A review », *Fuel Processing Technology*, vol. 179, p. 203-228, oct. 2018, doi: 10.1016/j.fuproc.2018.06.013.
- [94] X. Tang *et al.*, « A fast estimation algorithm for lithium-ion battery state of health », *Journal of Power Sources*, vol. 396, p. 453-458, août 2018, doi: 10.1016/j.jpowsour.2018.06.036.
- [95] Y. Zou, X. Hu, H. Ma, et S. E. Li, « Combined State of Charge and State of Health estimation over lithium-ion battery cell cycle lifespan for electric vehicles », *Journal of Power Sources*, vol. 273, p. 793-803, janv. 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.09.146.
- [96] E. Cardelli et V. Morettini, « Modeling and simulation of a retrofitted electric car in urban and extra urban driving cycles », in *2012 IEEE International Energy Conference and Exhibition (ENERGYCON)*, sept. 2012, p. 1065-1070, doi: 10.1109/EnergyCon.2012.6347727.
- [97] E. Tara, S. Shahidinejad, S. Filizadeh, et E. Bibeau, « Battery Storage Sizing in a Retrofitted Plug-in Hybrid Electric Vehicle », *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 59, n° 6, p. 2786-2794, juill. 2010, doi: 10.1109/TVT.2010.2046659.
- [98] « Diagramme de Ragone — Wikipédia ». [https://fr.wikipedia.org/wiki/Diagramme\\_de\\_Ragone](https://fr.wikipedia.org/wiki/Diagramme_de_Ragone) (consulté le juill. 20, 2020).
- [99] M. R. Bonyadi et Z. Michalewicz, « Particle Swarm Optimization for Single Objective Continuous Space Problems: A Review », *Evolutionary Computation*, vol. 25, n° 1, p. 1-54, mars 2017, doi: 10.1162/EVCO\_r\_00180.
- [100] R. Eberhart et J. Kennedy, *A new optimizer using particle swarm theory*. 1995.
- [101] Y. Zhang, S. Wang, et G. Ji, « A Comprehensive Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications », *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, p. 1-38, 2015, doi: 10.1155/2015/931256.
- [102] M. Li, W. Du, et F. Nian, « An Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Directed

- Weighted Complex Network », *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, p. 1-7, 2014, doi: 10.1155/2014/434972.
- [103] S. Ahmadi, Sh. Abdi, et M. Kakavand, « Maximum power point tracking of a proton exchange membrane fuel cell system using PSO-PID controller », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, n° 32, p. 20430-20443, août 2017, doi: 10.1016/j.ijhydene.2017.06.208.
- [104] Z. Chen, R. Xiong, K. Wang, et B. Jiao, « Optimal Energy Management Strategy of a Plug-in Hybrid Electric Vehicle Based on a Particle Swarm Optimization Algorithm », *Energies*, vol. 8, n° 5, p. 3661-3678, avr. 2015, doi: 10.3390/en8053661.
- [105] Y. COOREN, M. CLERC, et P. SIARRY, « Optimisation par essaim particulaire améliorée par hybridation avec un algorithme à estimation de distribution », *e-STA*, vol. 5, n° 1, p. 21–27, 2008.
- [106] A. El Dor, « Perfectionnement des algorithmes d'optimisation par essaim particulaire: applications en segmentation d'images et en électronique », Université Paris-Est, 2012.
- [107] A. Braun et W. Rid, « The influence of driving patterns on energy consumption in electric car driving and the role of regenerative braking », *Transportation Research Procedia*, vol. 22, p. 174-182, janv. 2017, doi: 10.1016/j.trpro.2017.03.024.
- [108] P. GOODWIN, J. DARGAY, et M. HANLY, « Elasticities of Road Traffic and Fuel Consumption with Respect to Price and Income: A Review », *Transport Reviews*, vol. 24, n° 3, p. 275-292, mai 2004, doi: 10.1080/0144164042000181725.
- [109] N. Hooftman, M. Messagie, J. Van Mierlo, et T. Coosemans, « A review of the European passenger car regulations – Real driving emissions vs local air quality », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 86, p. 1-21, avr. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.01.012.
- [110] M. Z. Irawan *et al.*, « A market share analysis for hybrid cars in Indonesia », *Case Studies on Transport Policy*, vol. 6, n° 3, p. 336-341, sept. 2018, doi: 10.1016/j.cstp.2017.09.003.
- [111] A. Eddahech, O. Briat, et J.-M. Vinassa, « Lithium-ion battery performance improvement based on capacity recovery exploitation », *Electrochimica Acta*, vol. 114, p. 750-757, déc. 2013, doi: 10.1016/j.electacta.2013.10.101.
- [112] A. W. Thompson, « Economic implications of lithium ion battery degradation for Vehicle-to-Grid (V2X) services », *Journal of Power Sources*, vol. 396, p. 691-709, août 2018, doi: 10.1016/j.jpowsour.2018.06.053.
- [113] A. Babin, « Optimisation du coût de revient global (TCO) d'un véhicule utilitaire électrique 3,5t ; modélisation multiphysique, dimensionnement et recharge intelligente ». 2018.
- [114] A. Ceschia, « RELIABILITY IMPACT IN OPTIMAL SIZING OF HYBRID POWER SOURCES ». ICEREGA 2019, 2019.
- [115] K. Maher et R. Yazami, « A study of lithium ion batteries cycle aging by thermodynamics techniques », *Journal of Power Sources*, vol. 247, p. 527-533, févr. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.08.053.
- [116] Y. Huang, Y. Li, L. Jiang, X. Qiao, Y. Cao, et J. Yu, « Research on Fitting Strategy in HPPC Test for Li-ion battery », in *2019 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC)*, nov. 2019, p. 1776-1780, doi: 10.1109/iSPEC48194.2019.8975264.
- [117] C. Robin, M. Gérard, M. Quinaud, J. d'Arbigny, et Y. Bultel, « Proton exchange membrane fuel cell model for aging predictions: Simulated equivalent active surface area loss and comparisons with durability tests », *Journal of Power Sources*, vol. 326, p. 417-427, sept. 2016, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.07.018.



- [118] D. Liu et S. Case, « Durability study of proton exchange membrane fuel cells under dynamic testing conditions with cyclic current profile », *Journal of Power Sources*, vol. 162, n° 1, p. 521-531, nov. 2006, doi: 10.1016/j.jpowsour.2006.07.007.
- [119] L. Dubau *et al.*, « A review of PEM fuel cell durability: materials degradation, local heterogeneities of aging and possible mitigation strategies: A review of PEM fuel cell durability », *WIREs Energy Environ*, vol. 3, n° 6, p. 540-560, nov. 2014, doi: 10.1002/wene.113.
- [120] H. Chen, P. Pei, et M. Song, « Lifetime prediction and the economic lifetime of Proton Exchange Membrane fuel cells », *Applied Energy*, vol. 142, p. 154-163, mars 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.12.062.
- [121] J. Li *et al.*, « Fuel cell system degradation analysis of a Chinese plug-in hybrid fuel cell city bus », *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 41, n° 34, p. 15295-15310, sept. 2016, doi: 10.1016/j.ijhydene.2016.06.136.
- [122] X. Hu, L. Johannesson, N. Murgovski, et B. Egardt, « Longevity-conscious dimensioning and power management of the hybrid energy storage system in a fuel cell hybrid electric bus », *Applied Energy*, vol. 137, p. 913-924, janv. 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.05.013.
- [123] M. Marrony, R. Barrera, S. Quenet, S. Ginocchio, L. Montelatici, et A. Aslanides, « Durability study and lifetime prediction of baseline proton exchange membrane fuel cell under severe operating conditions », *Journal of Power Sources*, vol. 182, n° 2, p. 469-475, août 2008, doi: 10.1016/j.jpowsour.2008.02.096.
- [124] J. Zhao et X. Li, « A review of polymer electrolyte membrane fuel cell durability for vehicular applications: Degradation modes and experimental techniques », *Energy Conversion and Management*, vol. 199, p. 112022, nov. 2019, doi: 10.1016/j.enconman.2019.112022.
- [125] X.-Z. Yuan, H. Li, S. Zhang, J. Martin, et H. Wang, « A review of polymer electrolyte membrane fuel cell durability test protocols », *Journal of Power Sources*, vol. 196, n° 22, p. 9107-9116, nov. 2011, doi: 10.1016/j.jpowsour.2011.07.082.
- [126] X. Li, Y. Wang, D. Yang, et Z. Chen, « Adaptive energy management strategy for fuel cell/battery hybrid vehicles using Pontryagin's Minimal Principle », *Journal of Power Sources*, vol. 440, p. 227105, nov. 2019, doi: 10.1016/j.jpowsour.2019.227105.
- [127] N. Ouddah, L. Adouane, et R. Abdrakhmanov, « From Offline to Adaptive Online Energy Management Strategy of Hybrid Vehicle Using Pontryagin's Minimum Principle », *International Journal of Automotive Technology*, vol. 19, n° 3, p. 571-584, juin 2018, doi: 10.1007/s12239-018-0054-8.
- [128] D. Zhou, A. Ravey, A. Al-Durra, et F. Gao, « A comparative study of extremum seeking methods applied to online energy management strategy of fuel cell hybrid electric vehicles », *Energy Conversion and Management*, vol. 151, p. 778-790, nov. 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.08.079.
- [129] O. A. Shaneb, P. C. Taylor, et G. Coates, « Optimal online operation of residential  $\mu$ CHP systems using linear programming », *Energy and Buildings*, vol. 44, p. 17-25, janv. 2012, doi: 10.1016/j.enbuild.2011.10.003.
- [130] M. G. Carignano, R. Costa-Castelló, V. Roda, N. M. Nigro, S. Junco, et D. Feroldi, « Energy management strategy for fuel cell-supercapacitor hybrid vehicles based on prediction of energy demand », *Journal of Power Sources*, vol. 360, p. 419-433, août 2017, doi: 10.1016/j.jpowsour.2017.06.016.
- [131] C.-Y. Li et G.-P. Liu, « Optimal fuzzy power control and management of fuel cell/battery hybrid vehicles », *Journal of Power Sources*, vol. 192, n° 2, p. 525-533, juill. 2009, doi: 10.1016/j.jpowsour.2009.03.007.

- [132] S. Onori et L. Tribioli, « Adaptive Pontryagin's Minimum Principle supervisory controller design for the plug-in hybrid GM Chevrolet Volt », *Applied Energy*, vol. 147, p. 224-234, juin 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.01.021.
- [133] V. F. Krotov, « Global Methods in Optimal Control Theory », in *Advances in Nonlinear Dynamics and Control: A Report from Russia*, A. B. Kurzhanski, Éd. Boston, MA: Birkhäuser Boston, 1993, p. 74-121.
- [134] W. R. Sultana, S. K. Sahoo, S. Sukchai, S. Yamuna, et D. Venkatesh, « A review on state of art development of model predictive control for renewable energy applications », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 76, p. 391-406, sept. 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.03.058.
- [135] S. Zhang, R. Xiong, et F. Sun, « Model predictive control for power management in a plug-in hybrid electric vehicle with a hybrid energy storage system », *Applied Energy*, vol. 185, p. 1654-1662, janv. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.12.035.
- [136] M. Ben-Marzouk, « Determination of the electric vehicles driving modes in real life conditions by classification methods », présenté à 2018 IEEE ICIT, Lyon France, 2018.
- [137] E. Ericsson, « Variability in urban driving patterns, Transportation Research Part D: Transport and Environment », 2000.
- [138] O. Taubman ben ari, « The multidimensional driving style inventory—scale construct and validation », 2004.
- [139] R. Joumard, « Analysis of the cars pollutant emissions as regards driving cycles and kinematic parameters », 2006.
- [140] S. Panda et N. P. Padhy, « Comparison of particle swarm optimization and genetic algorithm for FACTS-based controller design », *Applied Soft Computing*, vol. 8, n° 4, p. 1418-1427, sept. 2008, doi: 10.1016/j.asoc.2007.10.009.

# Annexes

## Annexe A: Validation des outils

Après avoir présenté en détail les différents éléments constituant les fondements de notre approche, il convient de justifier de la pertinence de nos choix par des validations de chacun de ces outils. Pour cela nous avons réalisé des processus de validations et des études comparatives sur des problèmes de références.

Nous avons donc commencé par une vérification des performances de la PSO en utilisant des fonctions avec de multiples minimums locaux, couplée à des études comparatives, ce qui nous a permis de valider le choix de cet outil. Dans un second temps, une étude similaire a été réalisée pour la commande optimale.

### A.1 PSO

Le but de cet outil est de déterminer, de la manière la plus optimale possible (en terme de précision et de temps de calcul), le minimum (respectivement le maximum) global d'une fonction à n dimensions, et ce sans se laisser piéger dans des minimums (respectivement maximums) locaux. On peut donc évaluer la pertinence de cet algorithme via deux critères, le premier est la justesse ou la précision du résultat, le second est le temps de calcul nécessaire pour obtenir ce dernier.

Pour évaluer le premier critère la procédure est simple, il suffit de tester la PSO sur des fonctions mathématiques élaborées à multiples minimums (respectivement maximums). Le minimum global (respectivement maximum) est connu du concepteur via un calcul direct ou bien une recherche systématique. Pour le second critère, il suffit de comparer cette recherche entre différentes méthodes. Ainsi, nous avons utilisé trois fonctions mathématiques possédant un ou plusieurs minimums

La première fonction utilisée est définie par l'équation (Équation A-0-1) sur  $\mathbb{R}^2$ . C'est une fonction de type bol avec un seul minimum local, et donc un minimum global. Ce minimum se situe en  $(\frac{4}{3}; -\frac{2}{3})$ .

$$f_1(x, y) = x^2 - 2x + xy + y^2$$

*Équation A-0-1 Fonction de validation N°1*

La représentation graphique de cette fonction à deux dimensions est présentée en Figure A-1, on retrouve bien un minimum global situé aux coordonnées indiquées. Ce type de fonction est assez facile à traiter de par son unique minimum et sa concavité assez régulière. Dans ce type de problème la PSO n'est pas nécessaire, des solutions plus simples à base d'études de gradient peuvent être utilisées. Cela permet néanmoins d'avoir un problème de référence simple auquel comparer les autres résultats.

Les paramètres issus et obtenus de la PSO sont résumés dans le Tableau A-1, nous pouvons donc constater que le minimum optimal trouvé est bien le minimum global défini par la fonction  $f_1$ . De plus, le calcul du meilleur coût correspond bien à l'optimal trouvé. Nous avons autorisé la PSO à itérer jusqu'à 500 fois avec 30 particules. Le résultat optimal est trouvé dès l'itération 30, avec une progression régulière d'itération en itération. Le temps de calcul nécessaire est comparable à celui d'une méthode par gradient, qui selon son réglage nécessiterait un nombre d'itération comparable. On peut voir l'évolution du résultat optimal au cours des itérations représentée en Figure A-2. Nous avons donc une méthode qui est capable de rechercher l'optimum d'une fonction simple à plusieurs dimensions avec un coût de calcul faible et une bonne précision.

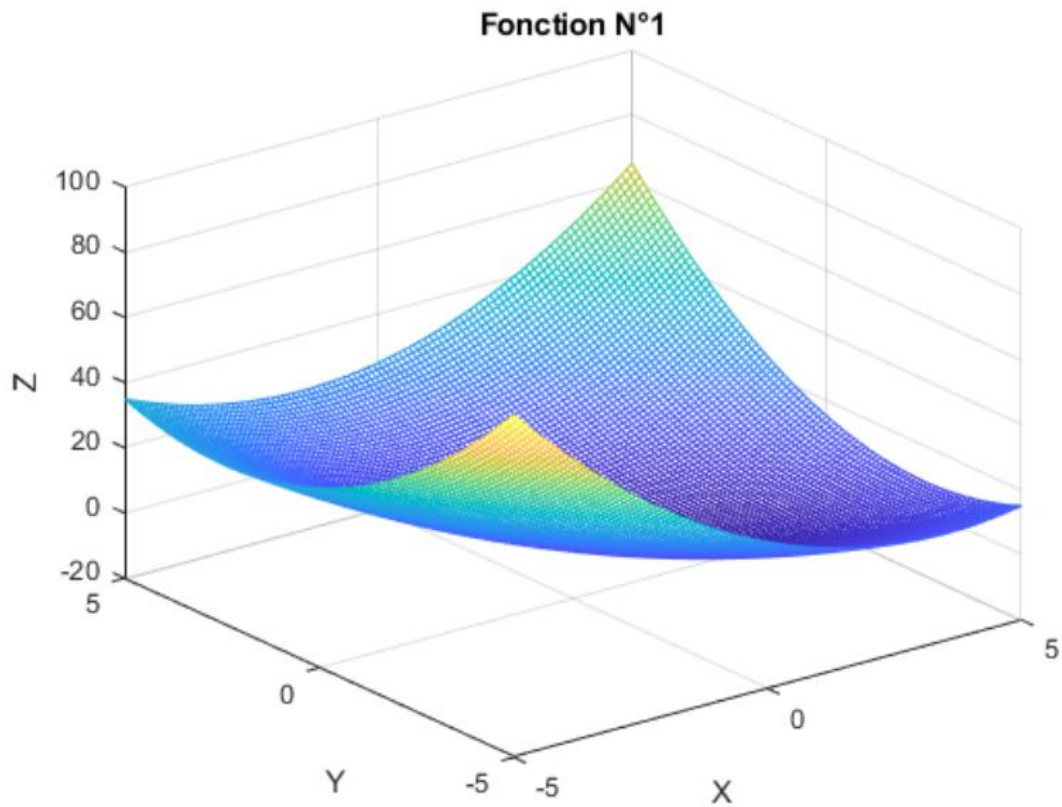


Figure A-1 Représentation graphique de la fonction n°1

Paramètre	Valeur
Nombre de particules	30
Nombre d'itérations	30
Meilleur coût (Z)	-1.3333
Meilleur X	1.3333
Meilleur Y	-0.6667

Tableau A-1 Paramètres de la PSO pour la validation 1

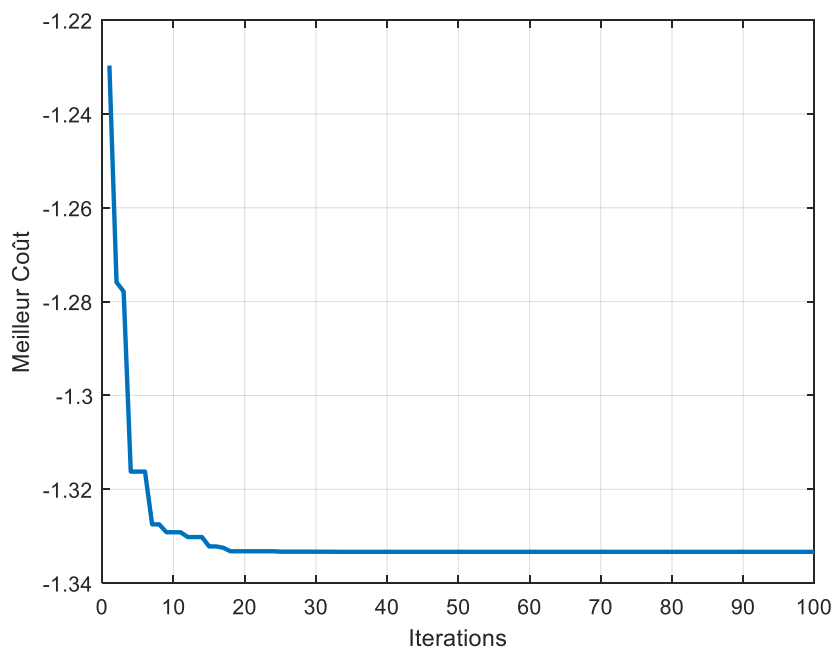


Figure A-2 Evolution du résultat optimal au cours des itérations pour la validation 1

Il faut maintenant poursuivre l'étude pour des fonctions plus complexes possédant plusieurs optimums locaux pour vérifier la capacité de la PSO à se sortir d'un « piège » local.

La seconde fonction utilisée est définie par l'équation (Équation A-0-2) sur  $\mathbb{R}^2$ . C'est une fonction de type col avec deux minimums locaux identiques, donc deux minimums globaux. Ces minimums se situent en A (1 ; -1) et en B (-1 ; 1).

$$f_2(x, y) = x^4 + y^4 - (x - y)^2$$

Équation A-0-2 Fonction de validation N°2

La représentation graphique de cette fonction à deux dimensions est présentée en Figure A-3, on retrouve bien deux minimums globaux situés aux coordonnées indiquées. Ce type de fonction présente une certaine difficulté de par la présence de plusieurs minimums, de plus l'existence de deux minimums globaux rend le calcul dépendant des conditions de départ pour les méthodes déterministes. Dans ce type de problème la PSO apporte l'avantage d'un fonctionnement basé sur de l'aléatoire et donc non dépendant des conditions de départ. Nous allons voir comment réagit la PSO face à ce problème pour valider son comportement.

Les paramètres issus et obtenus de la PSO sont résumés dans le Tableau A-2, nous pouvons donc constater que le minimum optimal trouvé est bien un des minimums globaux défini par la fonction  $f_2$ . De plus, le calcul du meilleur coût correspond bien à l'optimal trouvé. Nous avons autorisé la PSO à itérer jusqu'à 200 fois avec 30 particules. Le résultat optimal est trouvé dès l'itération 20, avec une progression régulière d'itération en itération. Le temps de calcul nécessaire reste cohérent avec la difficulté du problème. On peut voir l'évolution du résultat optimal au cours des itérations représenté en Figure A-4. Il est à noter que contrairement à nos attentes, après plusieurs réalisations du calcul les deux solutions ne sont pas représentées de manière équivalente mais seule la seconde solution (B) ressort de l'optimisation. De par l'utilisation de l'aléatoire ce comportement ne peut être dû aux conditions initiales, néanmoins il apparaît que dans le processus d'évaluation de la PSO et dans la construction de l'aléatoire, les particules se retrouvent testées par ordre croissant ce qui favorise donc l'apparition d'un premier optimal dans le lobe « B » et donc une orientation des recherches vers celui-ci.

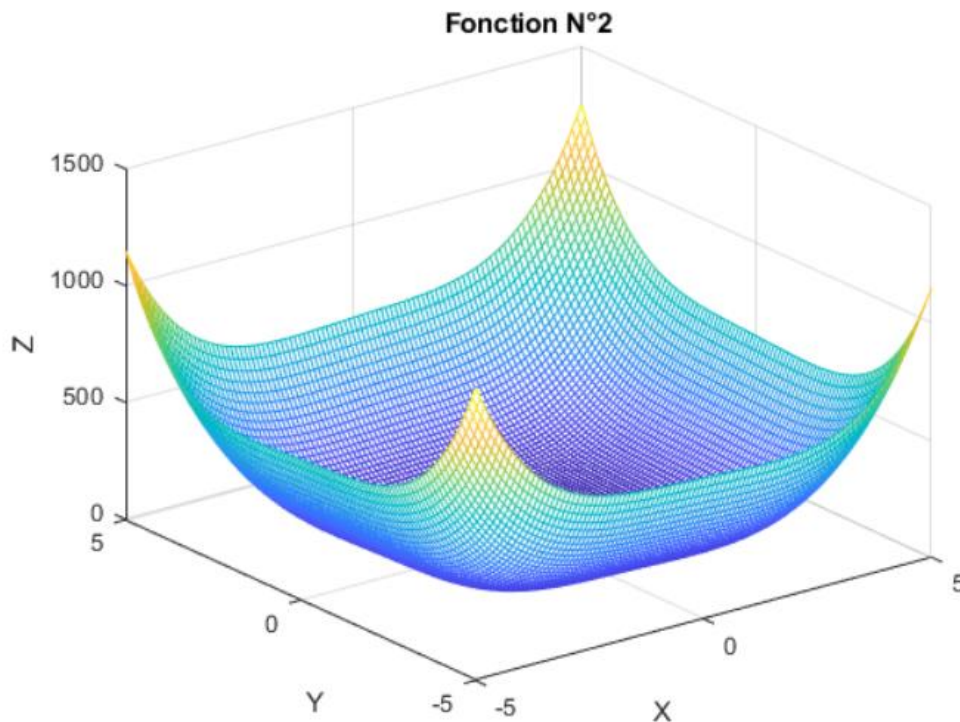


Figure A-3 Représentation graphique de la fonction n°2

Paramètre	Valeur
Nombre de particules	30
Nombre d'itérations	20
Meilleur coût (Z)	-2
Meilleur X	1
Meilleur Y	-1

Tableau A-2 Paramètres de la PSO pour la validation 2

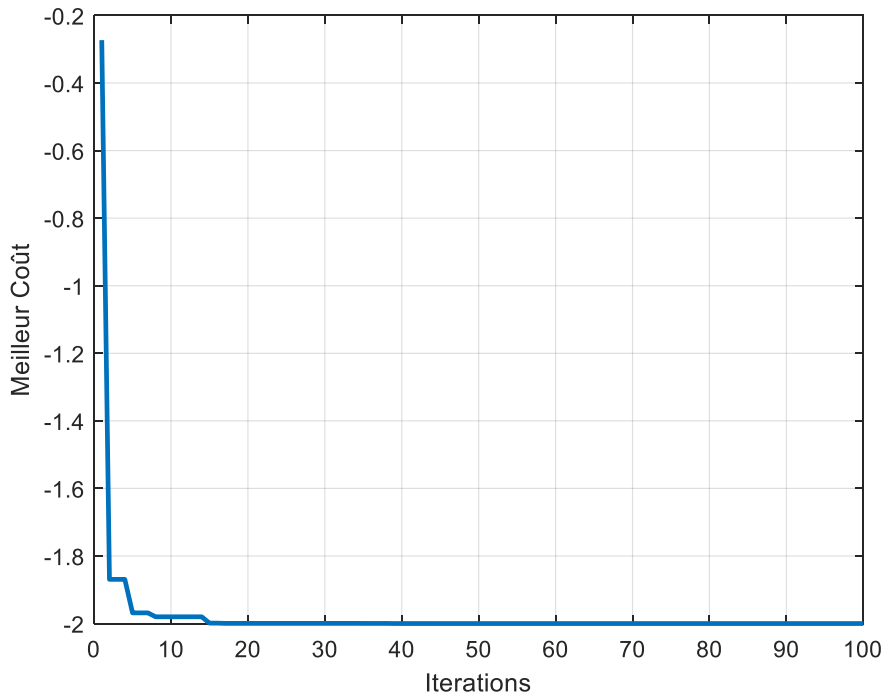


Figure A-4 Evolution du résultat optimal au cours des itérations pour la validation 2

Il est donc à noter que dans le cas d'une parfaite égalité entre plusieurs optimaux ceux en début d'espace de recherche seront favorisés. Cela peut sembler être non négligeable comme effet, ce qui est vrai, néanmoins ce qui est négligeable c'est la probabilité d'occurrence de minimums parfaitement identiques et de minimums globaux de surcroît.

Cette seconde étude permet de valider la possibilité d'optimiser des fonctions à plusieurs lobes optimaux et de prendre conscience des effets de calcul (priorisation, effet de bords etc ...). Ainsi nous pouvons poursuivre sereinement vers la dernière validation que nous avons réalisée consistant à soumettre la PSO à une fonction spécialement conçue pour tester les méthodes de recherche d'optimaux, avec de nombreux lobes d'optimaux locaux de différentes valeurs.

Nous pouvons donc terminer cette phase de validation sur la précision du calcul avec la dernière fonction assez répandue dans le monde de l'optimisation mathématique, la fonction d'Ackley. Cette fonction créée en 1987 est dite non convexe, elle est considérée comme très exigeante pour les tests d'optimisation, c'est pour cela qu'elle sert de référence dans bon nombre d'études visant à valider et à comparer des travaux sur des méthodes d'optimisation.

Cette fonction d'Ackley est définie par l'équation (Équation A-0-3) sur  $R^2$  et composée d'une multitude de lobes avec des minimums locaux associés à chacun d'eux. Seul un lobe comporte le minimum global et se situe en A (0 ; 0).

$$f3(x, y) = -20 \exp \left[ -0.2 \sqrt{0.5 (x^2 + y^2)} \right] - \exp [ 0.5 (\cos 2\pi x + \cos 2\pi y) ] + e + 20$$

Équation A-0-3 Fonction de validation N°3 (Fonction de Ackley)

La représentation graphique de cette fonction à deux dimensions est présentée en Figure A-5, on retrouve bien les multitudes de minimums locaux, et le minimum global situés aux coordonnées indiquées. Ce type de fonction présente une grande difficulté de par la présence de nombreux minimums, ce qui crée donc un grand nombre de pièges dans lesquels la PSO pourrait rester bloquée et donc fournir un résultat inexact. Dans ce type de problème la PSO apporte l'avantage d'un fonctionnement basé sur de l'aléatoire et donc son comportement exploratoire en début de calcul va permettre une très bonne estimation de la zone optimale, avant de plonger dedans pour affiner le résultat. Nous allons voir comment réagit la PSO face à ce problème pour valider son comportement et justifier de notre choix pour réaliser la recherche d'un dimensionnement optimal dans le cadre de notre approche.

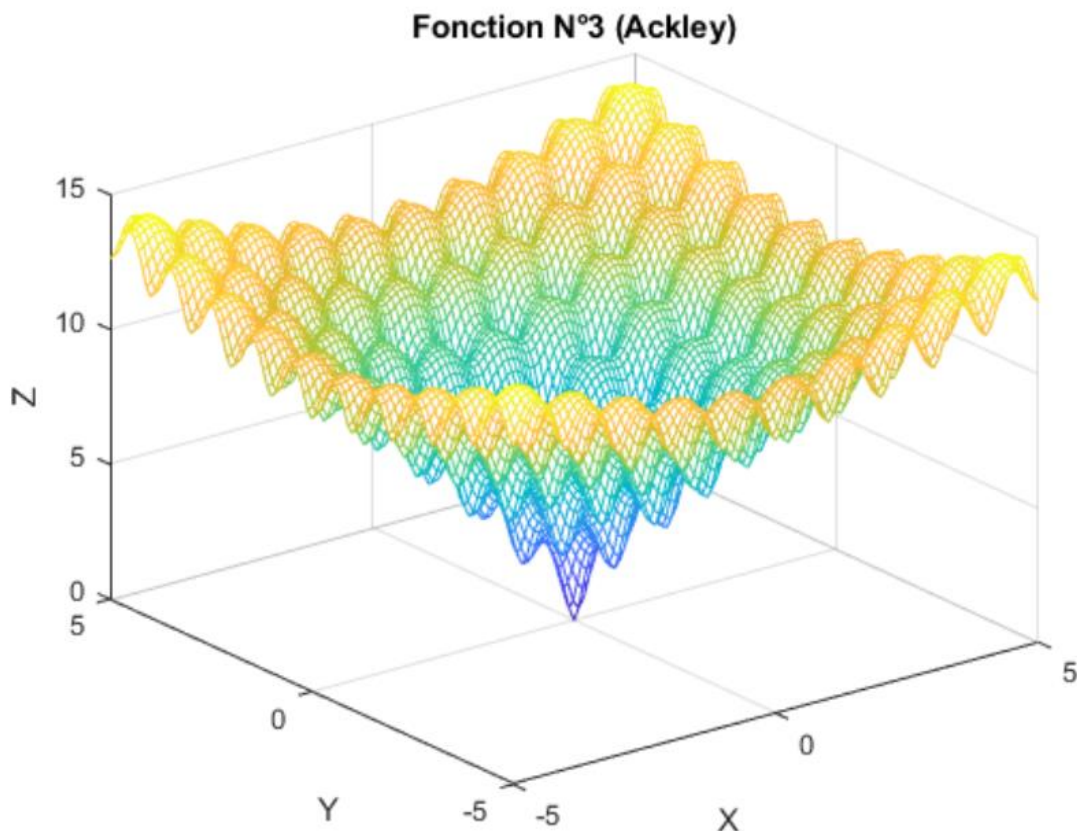


Figure A-5 Représentation graphique de la fonction n°3

Les paramètres issus et obtenus de la PSO sont résumés dans le Tableau A-3, nous pouvons donc constater que le minimum optimal trouvé est bien le minimum global défini par la fonction f3. De plus, le calcul du meilleur coût correspond bien à l'optimal trouvé. Nous avons autorisé la PSO à itérer jusqu'à 100 fois avec 30 particules. Le résultat optimal est trouvé lors des itérations 40-50, avec une progression régulière d'itération en itération. Le temps de calcul nécessaire reste cohérent avec la difficulté du problème qui dans ce cas est bien plus élevé que lors des cas précédents. On peut voir l'évolution du résultat optimal au cours des itérations représentée en Figure A-6. Dans ce cas-ci, la PSO n'a pas de soucis à déterminer le lobe puis le minimum global, cela représente néanmoins beaucoup plus de temps de calcul car le problème en lui-même est beaucoup plus contraignant.

Paramètre	Valeur
Nombre de particules	30
Nombre d'itérations	40
Meilleur coût (Z)	0
Meilleur X	0
Meilleur Y	0

Tableau A-3 Paramètres de la PSO pour la validation 3

Cette dernière validation permet donc de nous assurer de la capacité de calcul et donc de la justesse des résultats fournis par la PSO. Même dans des cas très sévères comme le cas de la fonction d'Ackley, la PSO est capable avec une relative rapidité de déterminer le point optimal. L'ensemble de cette validation n'est néanmoins pas encore complété, car il reste à comparer cette PSO avec d'autres références du domaine de l'optimisation pour pouvoir évaluer ses performances. En effet, la méthode particulièrement utilisée dans des problèmes comparables reste l'algorithme génétique qui comme présenté lors de l'état de l'art possède de sérieux arguments en sa faveur.

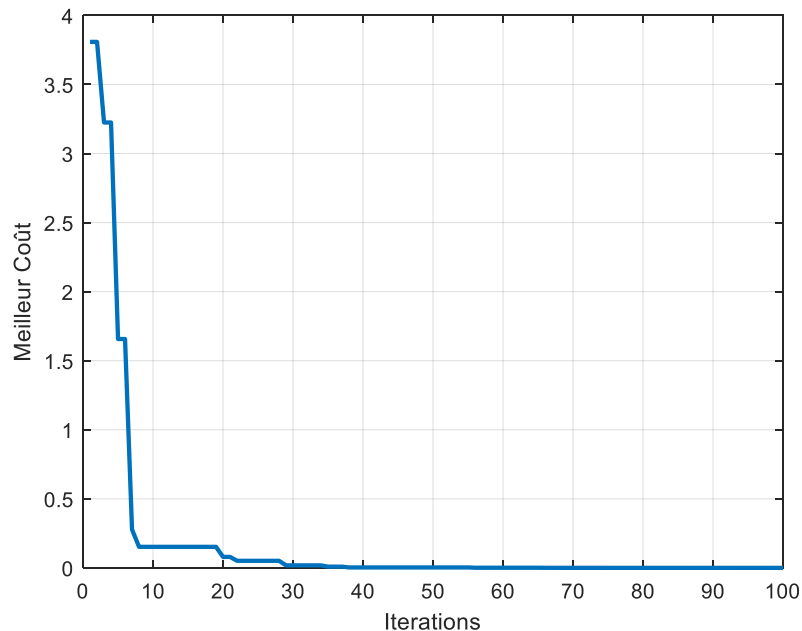


Figure A-6 Evolution du résultat optimal au cours des itérations pour la validation 3

Il apparaît que cette comparaison (PSO/ algorithme génétique) a déjà été effectuée de nombreuses fois[52], [53], [140]. Il ressort de ces études que selon l'application les gains en terme d'optimalité, que cela soit en temps de calcul ou en précision du résultat, sont tantôt en faveur de la PSO et tantôt en faveur de l'algorithme génétique. L'application semble influencer grandement le choix de la méthode optimale à retenir, ce qui nous permet de conclure qu'au niveau performance les deux méthodes sont assez comparables avec un léger avantage pour l'algorithme génétique lors de situations complexes. Il apparaît donc que le choix de la PSO est justifié de par sa relative simplicité de principe et d'implémentation, elle permet aussi l'utilisation de la méthode globale par des non experts sur des équipements communs. Notre volonté d'obtenir une méthodologie optimale et implémentable pour des usages industriels, nous oriente vers le choix des outils les plus simples, évolutifs et à performances équivalentes.

Après avoir présenté l'ensemble des éléments nous permettant de valider notre implémentation et les choix réalisés sur l'approche du dimensionnement, nous allons réaliser le même travail pour l'autre aspect, l'optimisation en gestion énergétique.

## A.2 Commande Optimale

Pour l'approche de gestion énergétique nous avons retenu la commande optimale par principe du minimum de Pontriaguine. Pour valider ce choix, il nous faut comparer ses performances avec des approches équivalentes et des références en terme de résultats. Le plus judicieux est donc de comparer la commande optimale par principe du minimum de Pontriaguine avec la programmation dynamique. Cette seconde méthode, comme présenté dans la section de l'état de l'art, est une méthode qui est comparable à la commande optimale mais qui a l'avantage de fournir un résultat fiable et exhaustif qui sera donc notre résultat de référence.



Cette étude comparative a déjà été réalisée dans divers travaux [17], [35], [70], nous allons nous baser sur ces études et leurs résultats pour construire notre propre comparaison et nos conclusions. A cet effet, nous avons sélectionné une étude intéressante [17] qui traite la gestion énergétique d'une architecture hybride (pile à combustible super condensateur). Elle a été réalisée par une programmation dynamique puis une commande optimale. Les résultats obtenus sont comparés en terme de précision du et de temps de calcul. Le cycle de validation utilisé est un NEDC, le véhicule cible est un berlingo et le dimensionnement mis en jeu est une pile à combustible de 40kW et 200 super condensateurs pour un total de 451Wh. Les résultats de cette étude sont résumés dans le Tableau A-4.

Paramètre	Valeur
<b>Puissance PAC</b>	40 kW
<b>Capacité Super Condensateur</b>	451 Wh
<b>Temps de calcul Programmation Dynamique (DP)</b>	>1 jour
<b>Temps de calcul Commande Optimale (CO)</b>	<1 minute
<b>Ecart de précision par rapport à la DP</b>	0.006%

Tableau A-4 Résultats de l'étude comparative entre la programmation dynamique et la commande optimale

A partir de ces résultats nous pouvons conclure à une meilleure adéquation de la commande optimale pour un problème de gestion énergétique dans le cadre d'une optimisation globale. En effet, la programmation dynamique permet d'obtenir un résultat « juste » mais le temps de calcul et les ressources nécessaires sont extrêmement importants (de l'ordre de plusieurs jours de calcul). Avec une méthode basée sur la commande optimale, la perte en précision est de l'ordre de 0.006% pour un temps de calcul très réduit (de l'ordre de quelques minutes). Dans la littérature nous avons pu noter que cet écart restait systématiquement inférieur à 1%. De plus la différence de temps de calcul était de même ordre de grandeur que les résultats présentés ici. On peut donc ainsi considérer que la perte en précision est négligeable face à l'énorme gain que représente la diminution du temps de calcul.

## Annexe B Multi-objectifs

En complément des mappages déjà effectués dans le cadre de la multi-objectifs nous avons aussi extrait les dimensionnements correspondant aux différents cycles testés. Puis nous avons présenté ces résultats via un mappage en 3 dimensions puis les projections 2 dimensions pour une meilleure lecture (comme pour les surfaces de Pareto). Ces résultats sont présentés en Figure B-1 à Figure B-5.

Ces mappages centralisent les architectures (dimensionnements) correspondant aux résultats en coûts (consommation, durée de vie et volume) déjà présentés. Il est à noter que ces surfaces sont extrapolées à partir des points (architectures) obtenues lors de l'étude complète.

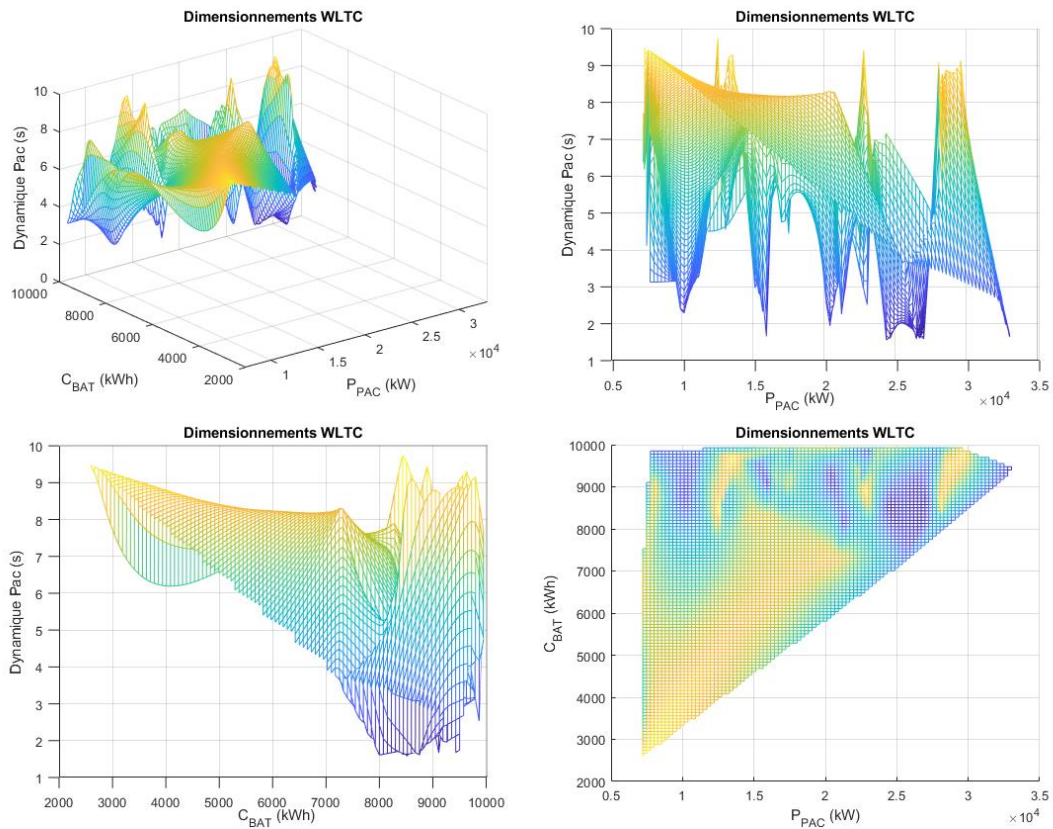


Figure B-1 Dimensionnements multi-objectifs sur le WLTC

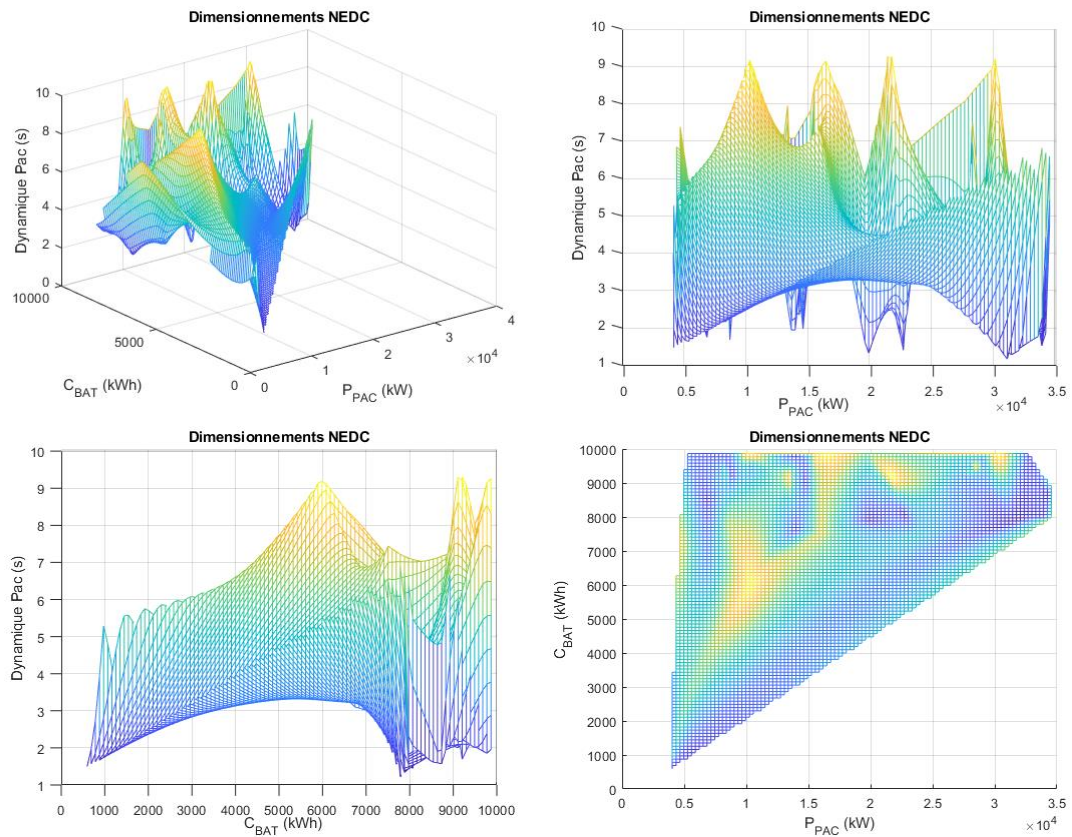


Figure B-2 Dimensionnements multi-objectifs sur le NEDC

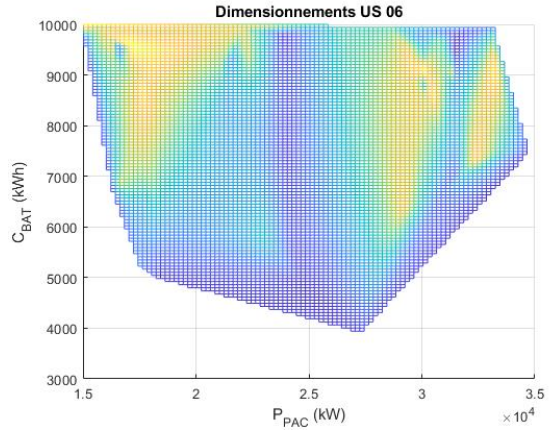
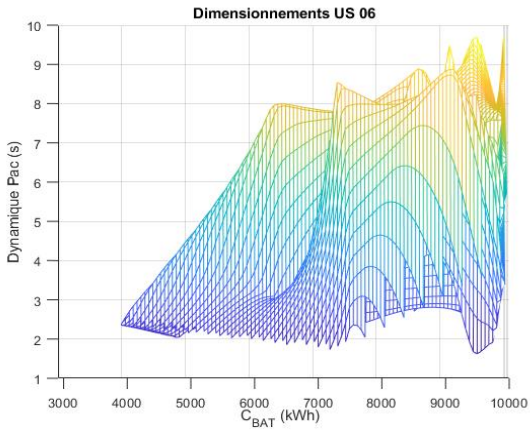
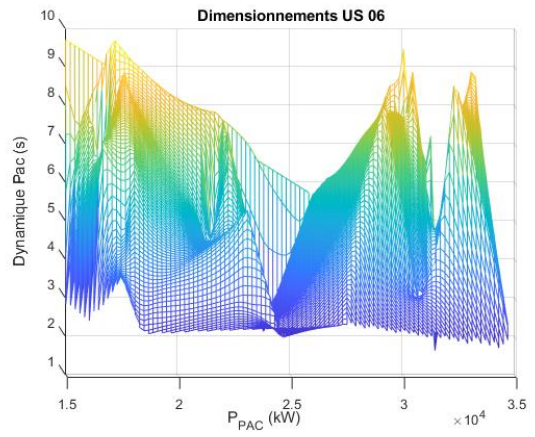
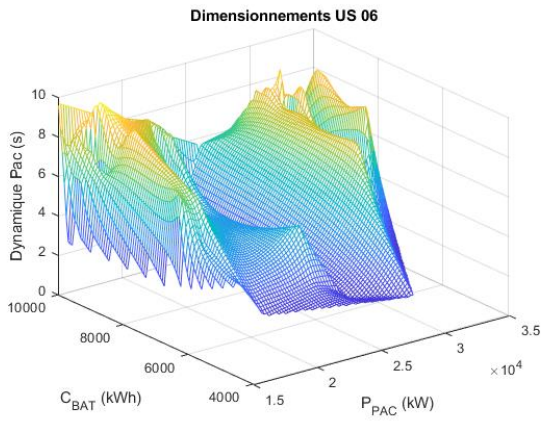


Figure B-3 Dimensionnements multi-objectifs sur le US 06

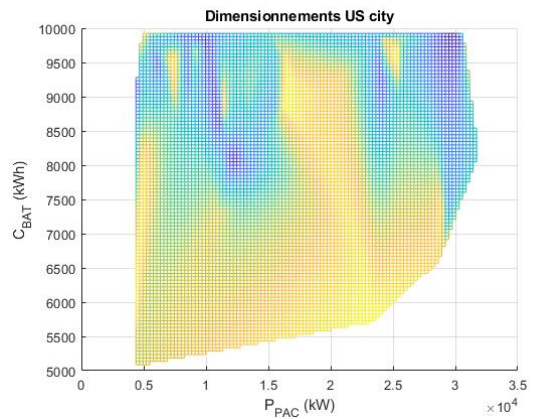
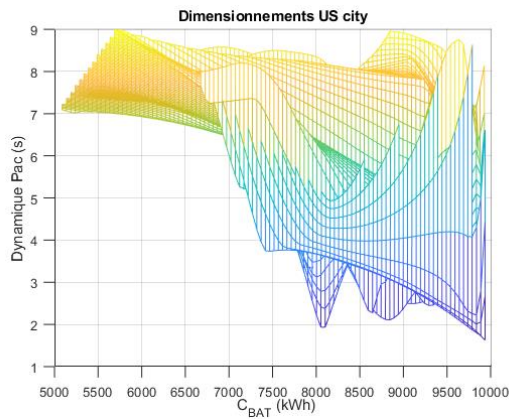
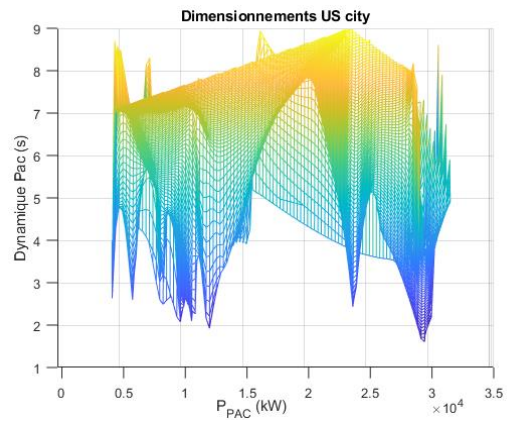
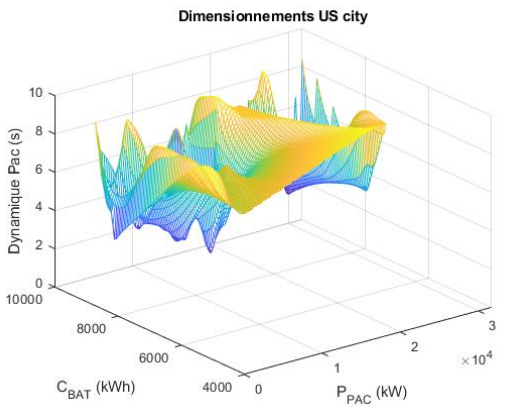


Figure B-4 Dimensionnements multi-objectifs sur le US city

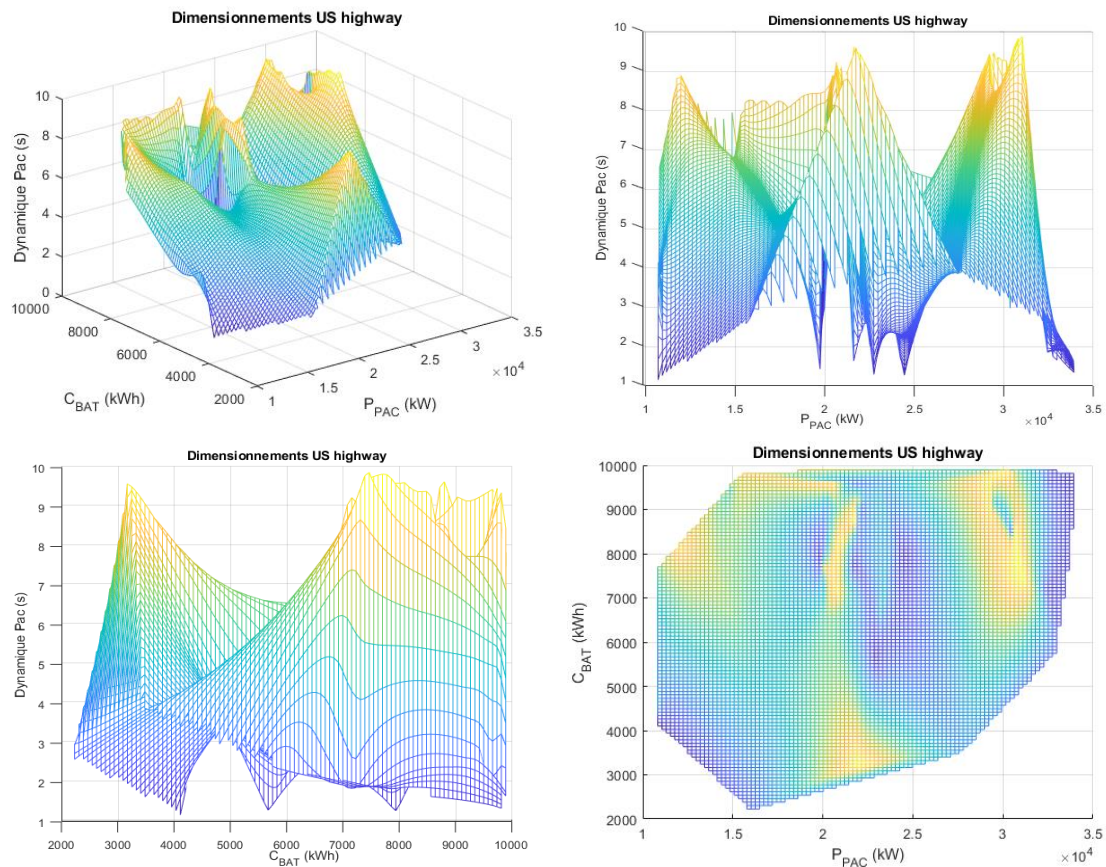


Figure B-5 Dimensionnements multi-objectifs sur le US highway

On remarque que le dimensionnement de la capacité batterie est corrélé à la puissance de la PAC. En effet plus cette dernière augmente, plus la capacité minimale de la batterie suit de manière proportionnelle. Cela est dû à l'impossibilité dans notre modèle d'éteindre la PAC ainsi avec l'augmentation du dimensionnement de celle-ci, le régime de ralenti est plus impactant et nécessite donc une plus grande capacité de stockage pour pouvoir absorber ce surplus d'énergie.

Enfin le temps de réponse de la PAC semble être inversement proportionnel aux dimensionnements de la puissance de la PAC ou de la capacité de la batterie. En effet, si le temps de réponse de la source principale augmente, les besoins en puissance et capacité augmentent pour compenser le manque de réactivité de la PAC.

Le principal intérêt est de découvrir les limites en dimensionnement de l'architecture pour un cycle donné et ainsi écarter les dimensionnements proprement impossibles pour permettre de respecter les contraintes physiques ou énergétique imposées.

## Annexe C Temps réel – cas d'usage d'un véhicule classique

Nous avons aussi réalisé une étude avec la méthode temps réel avec un autre cahier des charges, il s'agit d'une architecture dont le dimensionnement est proche de la plage optimale trouvée avec les méthodes mono et multi-objectifs. Ainsi, nous réalisons sur un cycle WLTC, US highway et un cycle aléatoire une validation de l'approche temps réel avec le dimensionnement et le modèle résumés en Tableau C-1. Nous avons confronté ces architectures aux cycles de puissances correspondant aux cycles cités précédemment, les résultats sont présentés en Figure C-1 à Figure C-6. Ainsi, nous pourrions comparer le comportement et la consommation d'architectures optimales obtenues par l'optimisation du dimensionnement lors d'une utilisation avec l'approche temps réel.

Paramètres	Valeurs
Masse véhicule	1428 kg
Cx véhicule	0.29
Surface frontale	2.7 m <sup>2</sup>
Capacité batterie	9.9 kWh
Puissance batterie	30 kW
Tension batterie à vide	420 V
Résistance interne batterie	0.3 Ω
SOC initial	65 %
Puissance PAC	30 kW
Tension à vide cellule PAC	1.031 V
Nombre de cellules	440
Densité d'intensité max	0.7A/cm <sup>2</sup>
Surface cellule	0.095 m <sup>2</sup>

Tableau C-1 Paramètres du modèle de validation temps réel pour comparaison

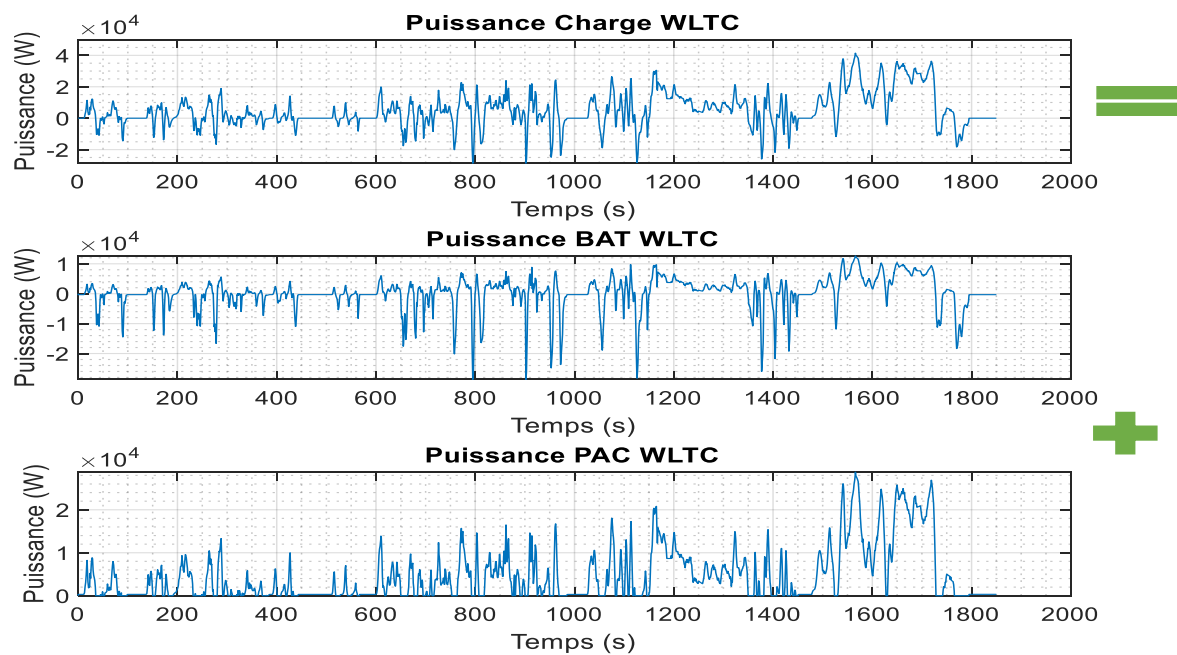


Figure C-1 Puissances sur le cycle WLTC

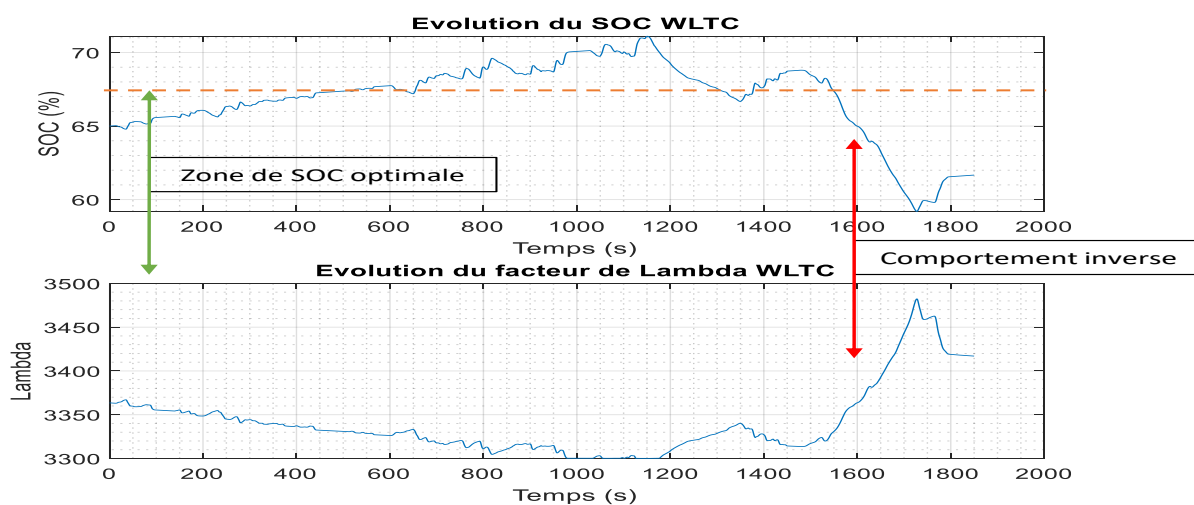


Figure C-2 Etat de charge et Lambda sur le cycle WLTC

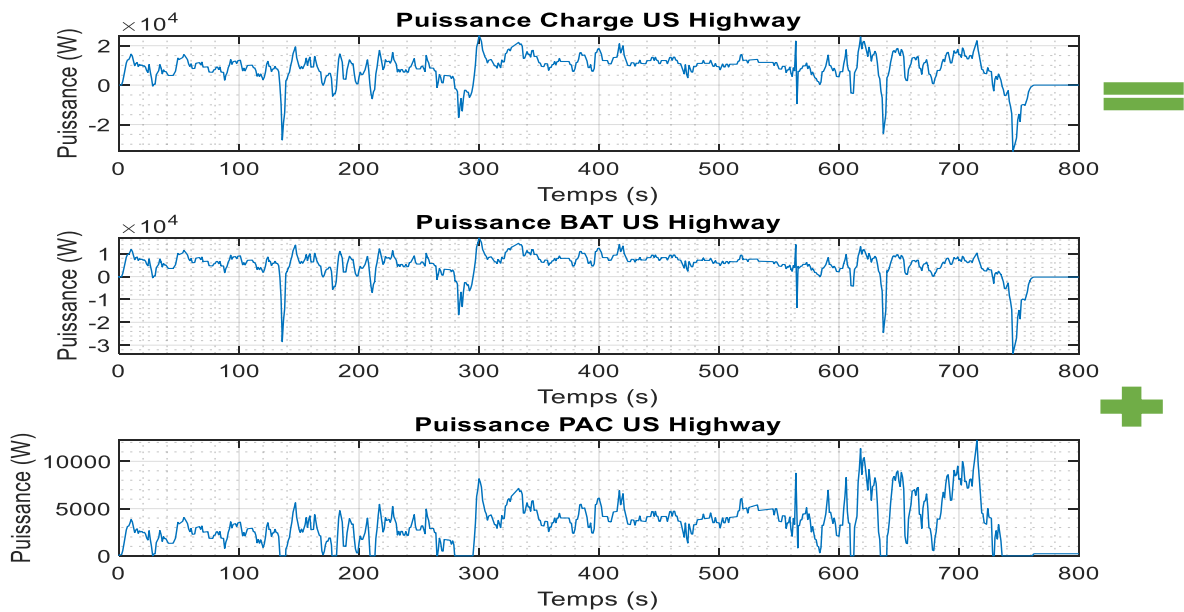


Figure C-3 Puissances sur le cycle US Highway

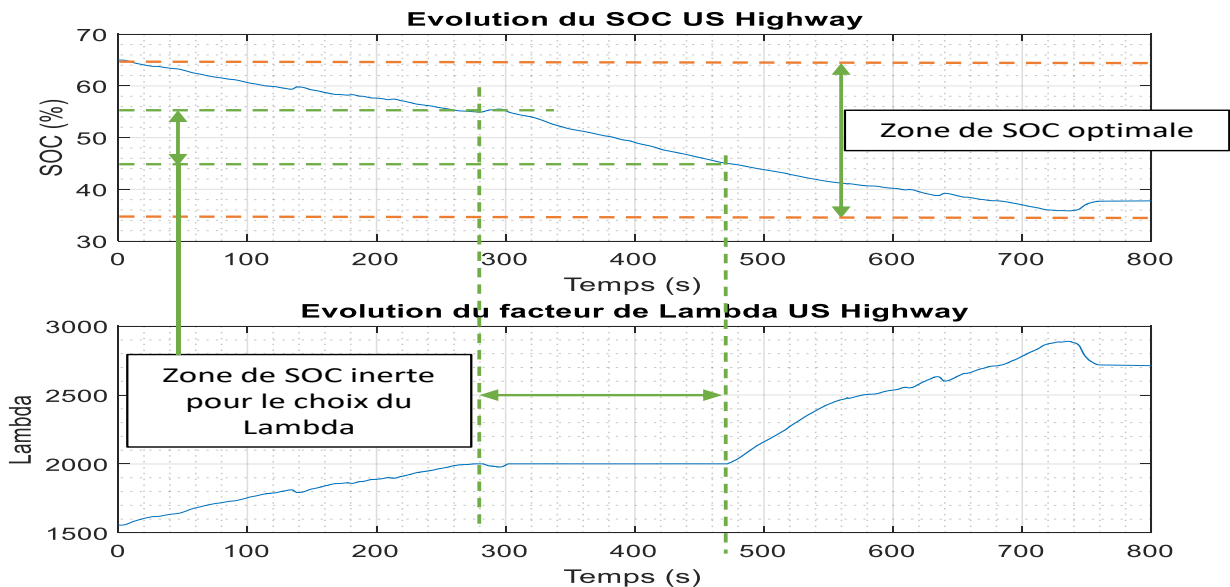


Figure C-4 Etat de charge et Lambda sur le cycle US Highway

On retrouve ici des comportements conformes aux attentes vis-à-vis de l'optimisation « offline » et des dimensionnements considérés sur les cycles testés. La répartition de puissance entre les sources est en cohérence avec la demande de la charge mais aussi l'état de l'architecture, au travers du SOC.

De plus l'architecture est maintenue, tout en minimisant la consommation, dans une zone d'état de charge optimal pour affronter l'incertitude d'un usage en conditions réelles.

Enfin les remarques et observations déjà effectuées dans le chapitre 5 restent naturellement valables, ce qui nous permet d'étendre la validité de notre étude à d'autres cahiers des charges, en l'occurrence des exigences en lien avec la plage optimale de l'optimisation « offline ».

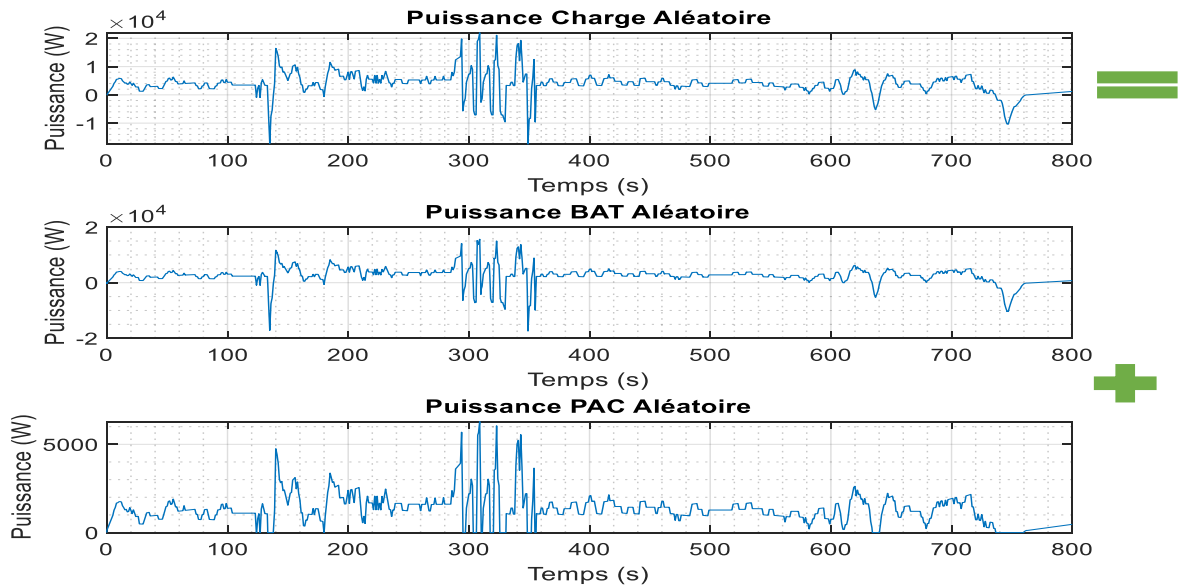


Figure C-5 Puissances sur le cycle Aléatoire

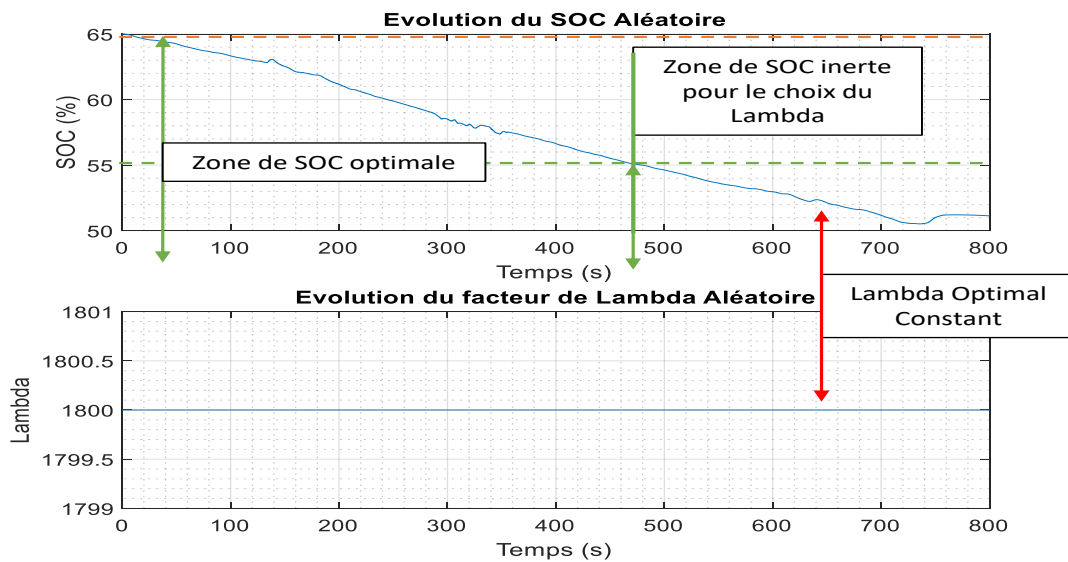


Figure C-6 Etat de charge et Lambda sur le cycle Aléatoire

Le Tableau C-2 résume les consommations équivalentes sur chacun des cycles testés, nous pouvons constater que les résultats temps réel « online » restent très proches des prévisions « offline ». En effet la différence entre la consommation lors du temps réel et l'optimisation « offline » est de l'ordre de quelques pourcents (à conditions équivalentes). Cela confirme donc que notre approche temps réel permet d'étendre l'optimalité de la conception à son usage en conditions réelles.

Cycle	WLTC	US Highway	Aléatoire
Consommation d'hydrogène	0.78 kg/100km	0.74 kg/100km	0.62 kg/100km

Tableau C-2 Consommations équivalentes sur chaque cycle

**Titre : Méthodologie de conception optimale de chaînes de conversion d'énergie embarquées**

**Mots clés : conception optimale, dimensionnement optimal, gestion d'énergie, système hybride, pile à combustible/batterie, fiabilité**

**Résumé :** Les travaux proposés dans cette thèse s'inscrivent dans le cadre de l'électrification des systèmes embarqués au travers du développement de nouvelles chaînes hybrides de conversion d'énergie ; celle-ci se fonde sur de nouvelles motorisations et combinaison de sources d'énergies complémentaires. Ces systèmes présentent de nombreux degrés de liberté, tant vis-à-vis des paramètres de ses constituants, que des réglages des lois de contrôle qui leur sont associées. L'optimisation (technico-économique) pertinente de ces chaînes de conversion complexes repose donc sur l'aptitude des méthodes de recherche d'intégrer simultanément les paramètres macroscopiques des composants ainsi que leurs contraintes technologiques, les conditions aléatoires imposées par l'environnement sur un cycle de fonctionnement et enfin les algorithmes de contrôle de bas niveau comme la gestion énergétique globale. Les performances de ces systèmes reposent sur la capacité des méthodologies de conception à considérer les contraintes multi-physiques liées à leur environnement réel, l'adéquation des technologies, des topologies et des lois de commandes permettant d'intégrer et d'associer efficacement leurs constituants. Dans ce contexte, ces travaux de thèse visent à développer des outils et des méthodes permettant l'optimisation des architectures de puissance et de leurs constituants, en intégrant dès la première phase de conception les notions de contrôle-commande et de gestion énergétique. Ils se déploieront sur l'étude d'une chaîne de conversion hybride électrifiée fondée sur une l'association pile à combustible / batterie.

Pour ce faire, une approche globale de conception est proposée, utilisant une stratégie bi-niveau qui considère le problème de la gestion d'énergie directement à l'intérieur du problème de dimensionnement et intègre d'une manière progressive au même niveau plusieurs critères de performance: consommation d'énergie, fiabilité et encombrement. L'approche en question adopte alors deux boucles d'optimisation imbriquées: la boucle externe, basée sur les performances de la PSO (Particle Swarm Optimization), s'occupe du dimensionnement, tandis que la boucle interne agit sur la gestion d'énergie, utilisant la rapidité de la commande optimale. Cela offre un champ d'exploration plus vaste qu'une approche conventionnelle et permet d'atteindre les meilleures performances d'optimisation des sources d'énergie embarquées (minimiser la consommation, respecter les contraintes de fonctionnement de chaque constituant ainsi que les durées de vie cibles, satisfaire les exigences de la charge) avec une convergence rapide ainsi que de bonnes robustesse et précision. Outre ce couplage fort entre dimensionnement et gestion d'énergie, il s'agit de prendre en compte le caractère incertain de l'utilisation en proposant une optimisation robuste du dimensionnement final. Cela nécessite une stratégie de gestion énergétique en temps réel. Ainsi, une extension de l'approche de conception est proposée pour le fonctionnement temps réel utilisant une interaction entre reconnaissance du mode de conduite et contrainte énergétique basée sur l'apprentissage, permettant ainsi de garantir une meilleure intégration de l'approche développée.



**Title : Optimal design approach of embedded energy conversion systems**

**Keywords : optimal design, optimal sizing, energy management, hybrid system, fuel cell/battery, reliability**

**Abstract :** The research work proposed in this thesis falls within the context of embedded systems electrification with the development of a new hybrid power conversion chain, with new energy sources and powertrains. These systems offer many degrees of freedom regarding both the devices parameters and the tuning values of the associated control laws. The relevant (technico-economic) optimization of these complex power chains relies on the ability of the best-set algorithm to combine simultaneously the main parameters and the technological constraints of each component, the uncertain environmental conditions faced during areal use and finally the control algorithms as well as the global energy management. Their performances are based on the capacity of the design approaches to consider the real environment multiphysic constraints, the adequacy of the technologies, the topologies and the control laws, allowing to integrate and to associate effectively their constituents. In this context, this research work aims at developing tools and methods allowing the optimization of the power architectures and their components (hybrid energy conversion) by integrating in the design process the control-command and the energy management aspects. They consider a use case based on hybrid Fuel cell / Battery power system.

For this purpose, a new nested methodology for complex system is been suggested. It enables to tackle large search spaces and considers different performance indexes (energy saving, reliability and volume). It simultaneously tunes and designs the energy management and component sizing by optimizing the main powertrain parameters while respecting the specifications. Technically, it uses two nested loops, combining the particle swarm optimization (PSO) technique's performance and the rapid optimal control algorithm. This strategy addresses vast search spaces, achieves faster convergence to the global optimal integer design solution, and provides a good accuracy and robustness. In order to consider the randomness feature of real driving cycle (stochastic characteristic), a real time energy management strategy (EMS) was introduced based on an extension of the design approach, which increases its availability. By using machine-learning technique, an estimation of the current driving mode is developed and permits to guide the online energy management system.