

Optimisation globale d'un système de génération électrique hybride dans le but de réduire sa consommation de carburant

Ivan Kravtsoff^{*‡}, Philippe Dessante^{*}, Jean-Claude Vannier^{*}, Philippe Manfè[‡], Emile Mouni[‡]

^{*} Département énergie, Supélec, 3 rue Joliot-Curie, 91190 Gif-sur-Yvette, France

[‡] Leroy Somer, Boulevard Marcelin Leroy, 16000 Angoulême, France

RESUME - Cet article propose une méthode pour dimensionner de manière optimale un système de génération électrique hybride avec l'objectif de réduire la consommation de carburant. Dans un tel système, le bénéfice apporté par l'hybridation est fortement dépendant du dimensionnement du système en lui-même mais aussi de la stratégie de gestion énergétique qui sera utilisée. Le choix de la stratégie influençant fortement le dimensionnement et inversement. Ce phénomène n'est pas toujours pris en compte ce qui conduit à un dimensionnement du système non optimal. Cet article propose donc une nouvelle méthode pour dimensionner un système hybride en prenant en compte cette interaction. L'idée principale est de calculer dans un premier temps la stratégie de gestion des flux d'énergie optimale pour une structure donnée. On peut alors, pour un profil de charge défini, effectuer une optimisation de la structure du système pour le dimensionner au plus juste.

Mots-clés — Groupe électrogène, hybride, optimisation, consommation de carburant, stockage.

1. INTRODUCTION

Les préoccupations environnementales sont de plus en plus importantes et conduisent à faire des efforts pour réduire les émissions de polluants. Un groupe électrogène classique est composé d'un alternateur qui est entraîné par un moteur à combustion interne pour produire de l'électricité. Dans un tel système, le groupe est obligé de fournir à chaque instant ce dont la charge a besoin et ce, même si cette charge est très faible. Cette production à faible charge conduit à une surconsommation de carburant ainsi qu'à un encrassement

prématuré du moteur thermique. Un élément de stockage d'énergie peut alors nous permettre de choisir les points de fonctionnement du groupe électrogène en gérant les flux d'énergie du système. De plus, dans un groupe électrogène traditionnel, la vitesse de rotation du moteur diesel doit être constante de façon à maintenir la fréquence électrique. L'ajout de convertisseurs électroniques nous permet de s'affranchir de cette contrainte et autorise le fonctionnement à vitesse variable du moteur diesel. On peut alors s'attendre à augmenter le rendement moyen du système et par conséquent, diminuer la consommation en carburant du moteur thermique ainsi qu'à réduire son coût de maintenance.

Des démarches de dimensionnement de système multi-sources ont déjà été abordées dans la littérature, on retrouve cette problématique dans les véhicules hybrides, les locomotives hybrides ou encore les micro-réseaux assemblant divers sources d'énergies renouvelables. On retrouve, pour aborder le problème du dimensionnement, des techniques telles que la programmation linéaire [1] ou la conception systémique séquentielle [2]. Cette dernière technique consiste à définir l'architecture du système pour ensuite le dimensionner et enfin définir une stratégie de gestion énergétique. On pourra par exemple améliorer cette démarche en plaçant la stratégie de gestion énergétique au centre de la chaîne de conception [3] permettant ainsi de définir le profil de mission de chaque source avant de les dimensionner. Cette démarche nécessite un rebouclage sur la stratégie de gestion énergétique pour obtenir un système optimal. La démarche proposée dans cet article s'inscrit dans la même volonté de positionner la gestion

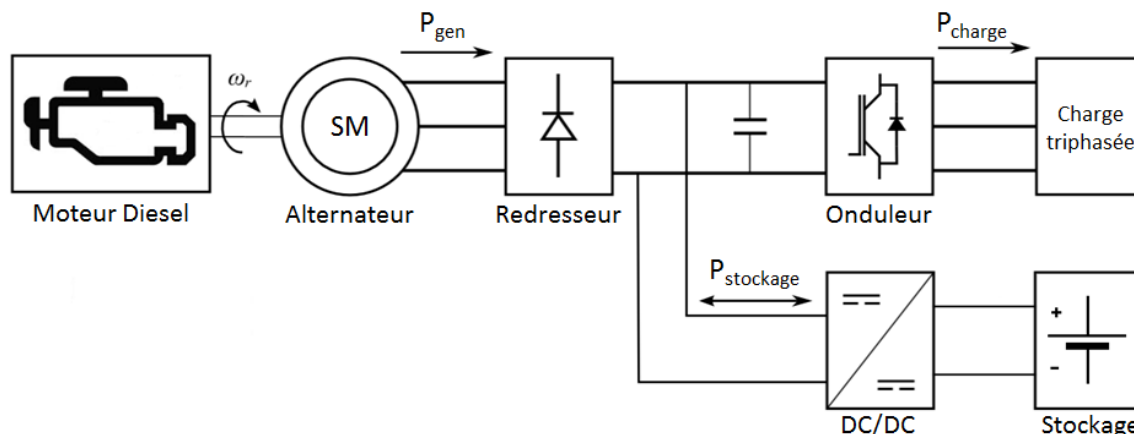


Figure 1 - Schéma synoptique du système

énergétique au centre du dimensionnement.

Cet article présente une méthode pour dimensionner un groupe électrogène hybride et plus généralement, un système hybride en se basant sur deux optimisations imbriquées. Une première, basée sur une méthode provenant de la théorie des graphes, nous permet d'obtenir la stratégie optimale de gestion des flux énergétiques et une deuxième utilisant un algorithme à évolution différentielle nous permet d'optimiser le dimensionnement du système hybride suivant deux critères : le coût d'investissement du système et sa consommation de carburant. Nous ferons dans un premier temps, une description du système étudié dans la section 2 puis nous étudierons les deux algorithmes d'optimisation mis en jeu dans la démarche de dimensionnement dans la section 3. Nous définirons ensuite des profils de charge sur lesquels nous testerons notre algorithme dans la section 4. La section 5 présentera les résultats obtenus.

2. MODELISATION DU SYTEME

Le but étant d'optimiser le dimensionnement d'un système hybride d'un point de vue énergétique, nous devons modéliser notre système de manière à prendre en compte les principaux paramètres dimensionnants ainsi que les pertes du système afin de dresser un bilan énergétique. Nous souhaitons également avoir une modélisation orientée système, c'est-à-dire prendre en compte les interactions que chaque sous-système peut avoir avec les autres.

La structure étudiée dans cet article modélise un groupe électrogène associé à une batterie au plomb. Nous devons donc modéliser le moteur diesel, l'alternateur, la batterie au plomb ainsi que les divers convertisseurs électroniques (redresseur, convertisseur DC/DC et onduleur). Une représentation synoptique du système est donnée à la Figure 1. Une brève description des éléments du système est donnée ci-après.

2.1. Moteur diesel

Le moteur à combustion interne est modélisé par une cartographie de consommation spécifique de moteur diesel de type industriel. Ce diagramme nous permet d'évaluer la consommation spécifique du moteur en fonction de sa vitesse de rotation et de la puissance à fournir.

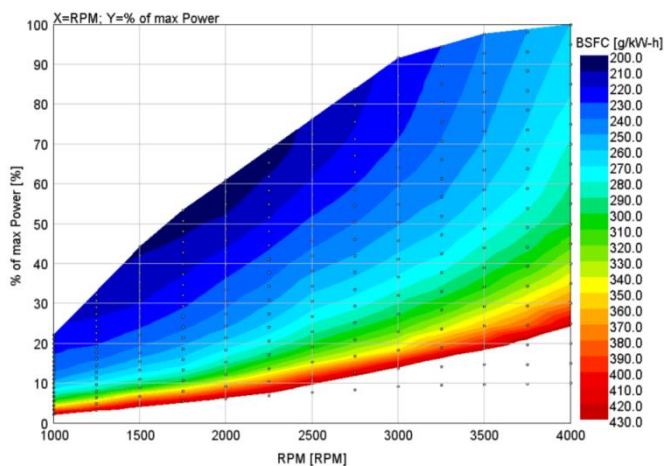


Figure 2 - Diagramme de consommation spécifique d'un moteur diesel

La consommation spécifique s'exprime en gramme par kilowattheure et est donc inversement proportionnel au rendement du moteur. Plus la consommation spécifique du moteur est faible, plus son rendement sera élevé.

On peut voir à la Figure 2 un diagramme de consommation spécifique typique pour un moteur diesel industriel avec turbo-compression. On peut remarquer que le rendement maximum se situe aux alentours de 60% de sa puissance maximum à la vitesse la plus faible possible (i.e. couple maximum). D'une manière générale, pour un moteur industriel, pour une vitesse donnée, le rendement sera maximum pour un couple maximum.

2.2. Alternateur

L'alternateur choisi est de type synchrone bobiné à pôles saillants. Pour le modéliser, nous évaluons l'état électrique de la machine à partir d'un modèle vectoriel basé sur une combinaison entre les méthodes de Potier et de Blondel.

La méthode suppose que les flux de fuite et d'axe q ne satureront pas et que seul le flux direct sature. Dans ces conditions, on peut séparer la machine en deux : une machine qui représentera le flux direct et une seconde le flux d'axe q. Nous considérerons alors que seule la machine directe est saturable. Les équations électriques pour ces deux machines sont données ci-après :

$$\begin{cases} \vec{E}_{req} = \vec{V}_q + R \cdot \vec{I}_q + j\omega L_\sigma \vec{I}_d \\ \vec{0} = \vec{V}_d + R \cdot \vec{I}_d + j\omega X_q \vec{I}_q \end{cases} \quad (1)$$

Où E_{req} est la résultante de la force électromotrice, V_d et V_q sont les tensions directe et d'axe q, I_d et I_q sont les courants direct et d'axe q, ω est la pulsation électrique, R la résistance du stator, L_σ l'inductance de fuite de la machine et X_q sa réactance d'axe q.

Après avoir calculé l'état électrique de la machine, nous évaluons les pertes par des relations de similitudes avec une machine test de référence.

2.3. Stockage d'énergie

Nous avons choisi dans cet article de considérer comme élément de stockage, une batterie au plomb. Nous ne cherchons pas à évaluer l'état transitoire de la batterie mais seulement à pouvoir élaborer une stratégie de gestion énergétique avec un pas de temps de l'ordre de la dizaine de minutes à partir de celui-ci. Nous utilisons pour cela le modèle CIEMAT dont une présentation peut être vue dans [4]. C'est un modèle basé sur la mise en série d'une résistance avec une force électromotrice.

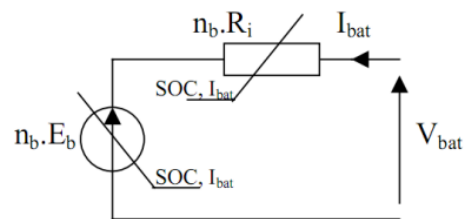


Figure 3 - Schéma électrique du modèle CIEMAT

Des équations analytiques décrivent la tension de la batterie en fonction de son mode de fonctionnement (charge, décharge, surcharge). Ces équations sont des fonctions de la capacité de la batterie et de son état de charge.

2.4. Électronique de puissance

Puisque l'alternateur est de type synchrone bobiné, la régulation peut se faire au niveau de son excitatrice et nous pouvons nous permettre de choisir un convertisseur non commandé pour relier la machine électrique au bus continu. Nous prendrons donc un pont de diode qui fonctionnera en redresseur de courant. Un onduleur MLI fera le lien entre le bus continu et la charge et un convertisseur DC/DC entrelacé réversible en courant relira la batterie au bus continu. Pour évaluer le fonctionnement de ces convertisseurs, nous utilisons des modèles moyens.

3. ALGORITHME D'OPTIMISATION

L'algorithme décrit dans cet article repose sur deux optimisations imbriquées. Une optimisation globale qui s'appuie sur un algorithme d'évolution différentielle va optimiser le dimensionnement du système et une optimisation locale basée sur les équations de Hamilton-Bellman-Jacobi nous permet de trouver la stratégie de gestion de flux énergétique optimale.

3.1. Commande optimale

L'objectif de la commande optimale est de trouver la meilleure stratégie pour fournir la puissance de la charge de façon à minimiser la consommation de carburant. Le système complet doit fournir à chaque instant ce que la charge demande, la question est donc de savoir qui de la batterie ou du moteur diesel va fournir cette puissance. La somme des deux puissances devant être égale aux pertes près à la puissance demandée par la charge, le choix de la puissance de la batterie le long du profil de charge est suffisante pour définir la stratégie complète.

En première approximation, nous supposons que la constante de temps du moteur diesel est infiniment petite devant le pas de temps du profil de charge. Nous pouvons alors supposer que la vitesse du moteur diesel peut varier instantanément d'un pas de temps à l'autre. Ceci nous permet de simplifier le problème et pour une puissance donnée, nous pouvons alors trouver une vitesse de rotation du moteur qui minimisera la consommation de carburant.

Ces considérations nous conduisent au fait que le choix de la puissance délivrée par la batterie suffit à caractériser l'état de l'ensemble du système. Le problème se résume alors à déterminer la puissance de la batterie tout au long du profil de charge qui minimisera la consommation de carburant. Tout en respectant certaines contraintes :

- conservation de la puissance entre la batterie, le groupe électrogène et la charge,
- limites de vitesse et de puissance du moteur diesel,
- limite de l'état de charge de la batterie,
- état de charge final souhaité.

Ce problème peut être résolu en utilisant un algorithme de programmation dynamique [5] en utilisant le principe d'optimalité de Bellman :

“An optimal policy has the property that whatever the initial state and initial decision are, the remaining decisions must constitute an optimal policy with regard to the state resulting from the first decision.”

Cette technique présuppose de connaître le profil de charge a priori et ne sera donc pas applicable lorsque nous voudrions commander notre système en temps réel vis-à-vis d'un profil de charge inconnu. Cette méthode nous permet néanmoins de déterminer le potentiel maximum apporté par l'hybridation pour un dimensionnement donné.

3.1.1. Programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode exacte de résolution de problèmes d'optimisation séquentielle, due essentiellement à R. Bellman [6]. Bien que très puissante, son cadre d'application est relativement restreint, dans la mesure où les problèmes qu'elle adresse doivent vérifier le principe d'optimalité. Toutefois, son formalisme laisse libre cours à de multiples possibilités et variantes, au contraire des méthodes assez « rigides » que l'on peut rencontrer par exemple en programmation linéaire.

La programmation dynamique impose un cadre assez spécifique et donc des contraintes sur les problèmes que l'on peut résoudre grâce à cette méthode. En règle générale, il s'agit d'un problème (P) dont le but est d'optimiser une suite de prises de décisions par rapport au coût qu'elles engendrent. Cette suite doit être finie et sa longueur N connue par avance. Le système mis en jeu dans ce problème est par conséquent qualifié de système dynamique à temps discret.

De plus, la suite de prises de décisions correspond à un découpage du problème (P) en sous-problèmes (P_n) (avec n de 1 à N) : à la $n^{\text{ième}}$ étape, il s'agit de résoudre le problème (P_n). On cherchera enfin une relation de récurrence entre les sous-problèmes (P_n) de sorte à résoudre $P = (P_1)$ de proche en proche.

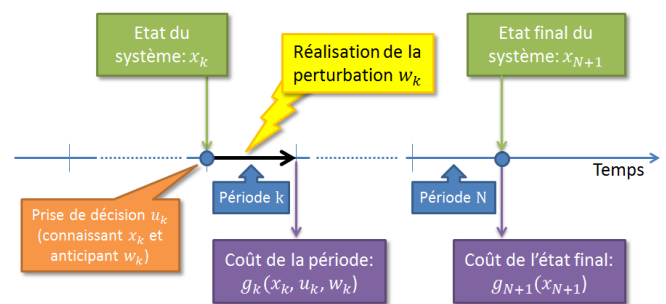


Figure 4 - Illustration de la programmation dynamique

En utilisant le formalisme classique de la programmation dynamique, on définit pour notre problème :

- x_k l'état de charge de la batterie à la période k ,
- u_k la puissance délivrée par la batterie à période k ,

- w_k est la puissance du profil de charge de la période k ,
- $g_k(x_k, u_k, w_k)$ est la consommation en carburant de la période k .

L'ensemble des prises de décision possibles (u_k) nous conduit à définir la zone des états (x_k) accessibles. Cette zone définit l'espace de recherche de notre problème de commande optimale. Pour résoudre le problème numériquement, nous devons mailler cet espace de recherche. Une représentation de cette zone peut être vue à la Figure 5.

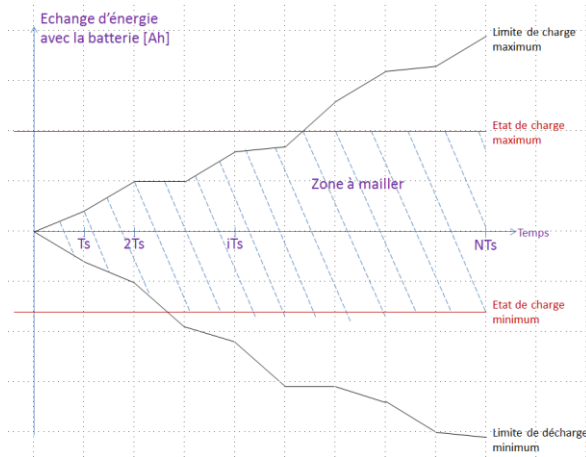


Figure 5 - Représentation de la zone de recherche à mailler

Pour gagner en précision, nous devons avoir un maillage très fin, or le temps de calcul augmente exponentiellement par rapport à celui-ci. Pour remédier à ce problème, différentes solutions existent. Nous retiendrons la méthode de la grille grossière et la méthode de la relaxation.

3.1.2. Méthode de la grille grossière

Cette méthode consiste à résoudre le problème d'optimalité en affinant progressivement le maillage de l'espace de recherche.

Pour cela, une première résolution est faite avec un maillage assez grossier qui nous permet d'approximer la solution. Une seconde résolution est alors effectuée sur un espace de recherche réduit et centré sur la solution précédente avec un pas de maillage plus fin que lors de la première résolution.

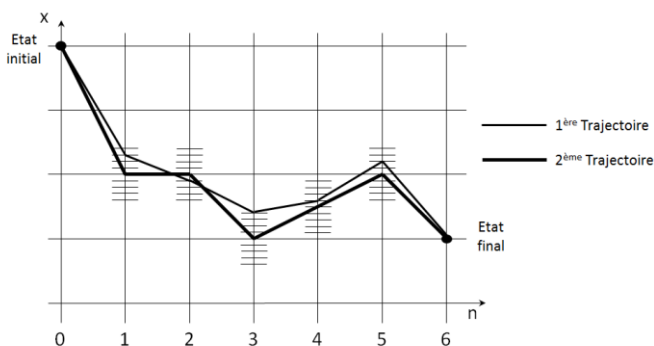


Figure 6 - Méthode de la grille grossière

Ceci nous donnera une solution plus précise que la précédente. L'opération peut être répétée jusqu'à ce que la précision souhaitée soit obtenue. Une illustration de cette méthode est visible sur la Figure 6.

Néanmoins, il n'y a aucune garantie qu'une meilleure solution puisse exister aux alentours d'un chemin qui aurait été écarté lors d'un passage avec un maillage grossier.

3.1.3. Méthode par relaxation

Dans cette méthode, nous commençons par estimer une trajectoire possible puis nous définissons un espace de recherche autour de cette solution pour résoudre le problème sur cet espace restreint. Si la solution est optimale, chacun de ses états sera compris dans l'espace de recherche et la solution ne viendra pas en butée de l'espace de recherche. Si ce n'est pas le cas, nous recentrons l'espace de recherche autour de la solution précédente pour réitérer le procédé jusqu'à ce qu'aucun des états de la solution trouvée ne vienne en contrainte de l'espace de recherche. Une illustration de cette méthode est visible sur la Figure 7.

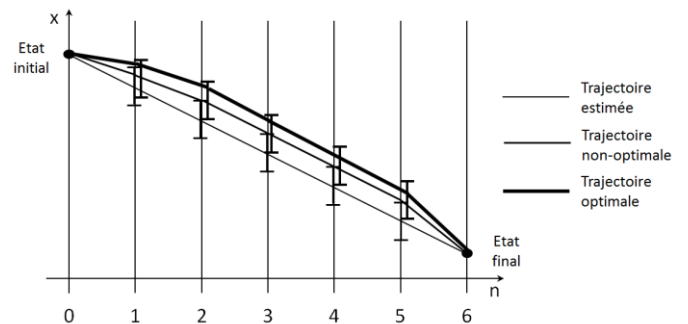


Figure 7 - Méthode par relaxation

Là encore, la méthode ne nous garantit pas d'aboutir à un optimum global et le résultat peut varier en fonction de la première trajectoire estimée pour la méthode par relaxation ou de la taille du premier maillage dans le cas de la grille grossière.

3.1.4. Méthode proposée

Nous proposons ici de combiner ces deux méthodes : nous évaluons dans un premier temps la solution avec un maillage grossier pour obtenir une solution approchée à notre problème. Nous réduisons ensuite le maillage pour recalculer la solution sur un espace de recherche restreint et autour de la première solution. L'espace de recherche sera alors relaxé jusqu'à ce que la solution n'atteigne pas les frontières de l'espace de recherche. Le procédé global est réitéré jusqu'à atteindre la précision souhaitée. Un schéma structurel de l'algorithme peut être vu à la Figure 8.

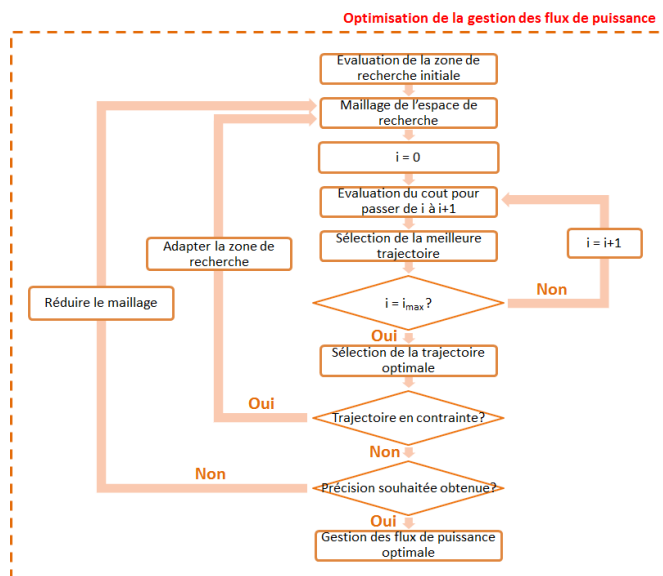


Figure 8 - Structure de l'algorithme de commande optimale

3.2. Optimisation du dimensionnement

Dans cette partie, nous cherchons à dimensionner les éléments du système afin de minimiser la consommation de carburant et le coût d'investissement du système global.

Pour réaliser cette optimisation, les méthodes métaheuristiques semblent bien adaptées. On peut citer par exemple les stratégies d'évolution, le recuit simulé ou encore les algorithmes de colonies de fourmis. Nous avons choisi d'utiliser un algorithme génétique car un codage sous Matlab était à notre disposition au laboratoire. L'algorithme à évolution différentielle utilisé est décrit dans [7] et [8].

Des modèles de coûts sont élaborés pour chaque sous-système et la consommation de carburant est évaluée à l'aide de l'algorithme de commande optimale décrit précédemment.

La structure de l'algorithme de dimensionnement comprenant les deux optimisations imbriquées est donnée sur la Figure 9.

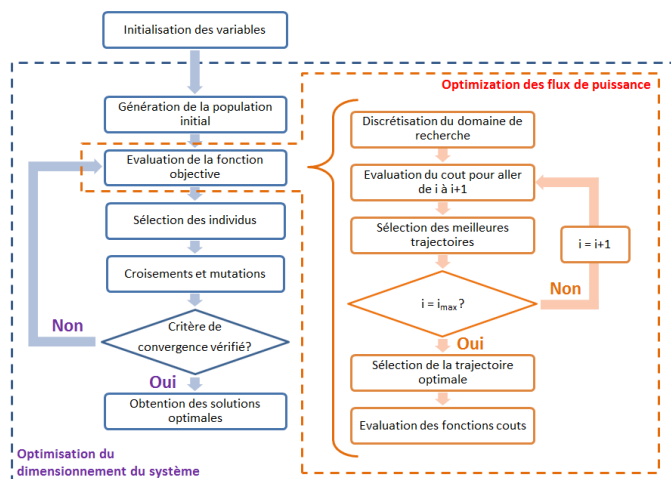


Figure 9 - Algorithme d'optimisation du dimensionnement du système

Pour chacun des points évalués par l'algorithme génétique, une optimisation des flux énergétiques est réalisée permettant ainsi d'évaluer la consommation du système avec la meilleure des stratégies possibles. L'optimisation du dimensionnement du système est donc réalisée en adaptant la stratégie de gestion des flux énergétiques en fonction du dimensionnement du système.

Le résultat sera fortement dépendant du type de profil de charge pour lequel le dimensionnement est fait. Nous verrons dans la partie suivante comment les profils de charge ont été choisis.

4. PROFIL DE CHARGE

Dans un cas idéal, nous devrions optimiser le dimensionnement du groupe pour chaque cas d'application. En réalité, à l'exception de quelques cas particuliers, un groupe électrogène peut être utilisé dans diverses applications avec des profils de charge tout aussi divers. Nous choisissons de prendre dans cette étude des profils de charge aléatoires. Le gain de l'hybridation semble être lié au rapport entre la puissance moyenne du profil et sa puissance maximale, rapport appelé facteur de charge. Nous générons alors trois profils aléatoires avec une puissance maximale de 20kW et des puissances moyennes de 6kW, 10kW et 14kW pour la suite de l'étude. Ils possèdent donc des facteurs de charge de respectivement 30%, 50% et 70%. Ces profils peuvent être vus sur la Figure 10.

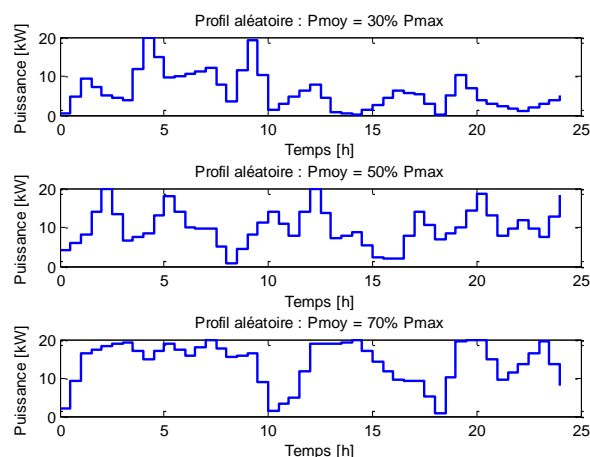


Figure 10 - Profils de charge étudiés

5. RESULTATS D'OPTIMISATIONS

Nous choisissons d'optimiser notre système avec les paramètres suivants:

- la tension de bus continu,
- la puissance nominale du moteur diesel,
- la vitesse de rotation nominale du moteur diesel,
- le nombre de cellules élémentaires de batterie au plomb en série,
- la capacité des cellules de batterie au plomb,
- la tension nominale de l'alternateur,
- la puissance nominale de l'alternateur.

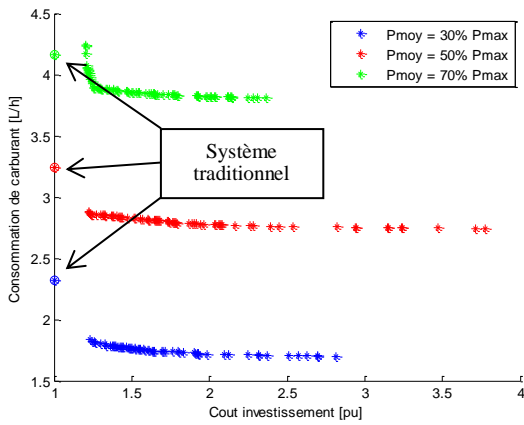


Figure 11 - Front de pareto : consommation vs coût d'investissement

Les résultats d'optimisation, pour les trois profils décrits précédemment, sont présentés sur la Figure 11. Ces résultats sont comparés au système traditionnel composé uniquement d'un moteur diesel et d'un alternateur dimensionnés pour subvenir à un pic du profil de charge et fonctionnant en permanence à 1500tr/min. Le gain sur la consommation de carburant est présenté sur la Figure 12. Les valeurs de référence peuvent être lues pour un coût d'investissement unitaire.

On peut observer à la Figure 13 qu'un coût d'investissement élevé est lié à une capacité de stockage importante ce qui nous permet de mieux gérer les flux énergétiques du système et ainsi réduire la consommation de carburant. Cependant, ce gain est fortement lié au facteur de charge. On pourra par exemple atteindre plus de 25% de réduction de carburant sur le profil dont le rapport entre la puissance moyenne et la puissance maximale est de 30% alors que l'on atteint à peine 10% pour le profil avec un facteur de charge de 70%.

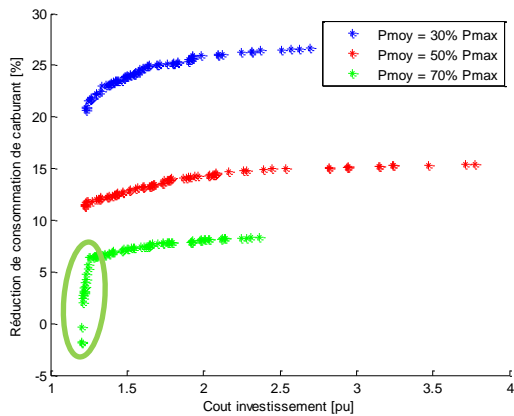


Figure 12 - Réduction de carburant le long du front de pareto

Un phénomène apparaît pour le profil de charge avec un facteur de charge de 70% : le gain décroît rapidement et devient même négatif pour les points où le coût d'investissement est le plus faible. Ce phénomène est visible sur la Figure 12.

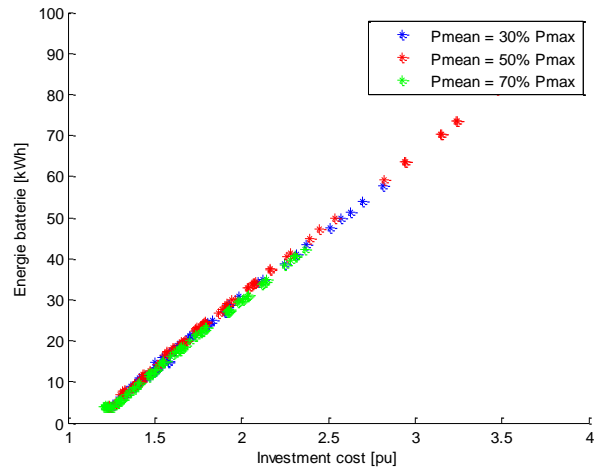


Figure 13 - Energie de la batterie vs coût d'investissement

La superposition de deux phénomènes peut expliquer cela. Les solutions de cette zone représentent des systèmes avec très peu de stockage, or si on considère une solution avec un stockage nul, le gain potentiel sur la consommation ne pourra être attribué qu'à la vitesse variable. Le profil avec un facteur de charge de 70% est très peu cyclé et est donc utilisé à un bon rendement moteur quasiment en permanence. La variation de vitesse n'apporte alors qu'un très faible gain. De plus dans un tel système, nous ajoutons des pertes dans les convertisseurs d'électronique de puissance. Le faible gain de la vitesse variable ne suffit pas à compenser ces pertes et nous obtenons un système hybride qui consomme plus que le système classique. Avec un très faible stockage, nous parvenons à éliminer les quelques points de fonctionnement à très faible puissance et cela suffit à obtenir un gain sur la consommation qui ne progressera que faiblement en augmentant la taille du stockage.

À cela, vient s'ajouter un second phénomène : pour réduire le coût du système, l'algorithme diminue la puissance maximum du moteur diesel. Cette puissance ne pourra être inférieure à la puissance maximale du profil de charge car nous avons également réduit la capacité de stockage au minimum. Or nous avons vu que le rendement maximal du moteur diesel était autour de 60% de sa puissance maximale et même inférieur à 50% si on considère l'ensemble de la chaîne de conversion d'énergie. Le système va donc également surconsommer pour le profil dans lequel il est majoritairement utilisé à pleine charge tel le profil avec un facteur de charge de 70%. Ce phénomène est très réduit sur le profil avec un facteur de charge de 50% et est inexistant sur le profil au facteur de charge de 30% car le moteur est utilisé en grande partie en dessous de 50% de sa puissance maximale.

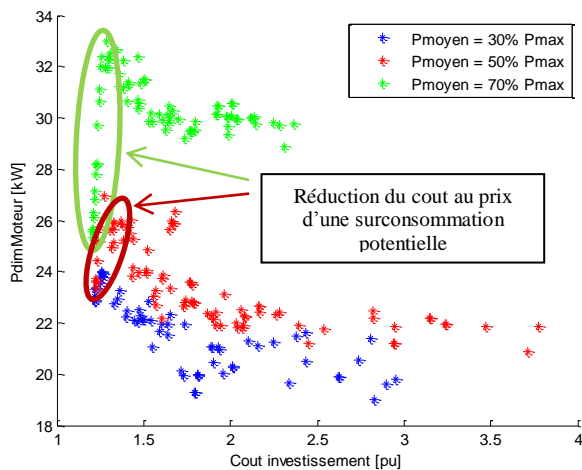


Figure 14 – Puissance nominale du moteur vs coût d’investissement

On remarque également que l’algorithme cherche à réduire la puissance nominale du moteur diesel pour les coûts d’investissement élevés. Ce phénomène de downsizing est rendu possible grâce à l’ajout du dispositif de stockage d’énergie. En effet, lorsque le système de stockage est de capacité suffisante, le groupe n’est plus dimensionné pour le pic de charge mais est dimensionné pour la puissance moyenne du profil.

D’après les considérations précédentes, avec un stockage important et en négligeant le rendement de la batterie, l’algorithme devrait tendre vers une puissance nominale moteur de l’ordre de P_{nom} donnée par l’équation (2).

$$P_{nom} = \frac{P_{moy}}{60\% * \eta_{moy}} \quad (2)$$

Avec un rendement moyen de la chaîne de conversion de l’ordre de 80%, nous obtenons 29kW pour le profil avec un facteur de charge de 70%, 21kW pour celui avec un facteur de charge de 50% et 15kW pour celui avec un facteur de charge de 30%. Nous nous approchons de cette valeur pour les profils avec un facteur de charge de 50% et 70%. L’algorithme reste relativement éloigné de la valeur théorique de 15kW pour le profil avec un facteur de charge de 30%. C’est en effet pour ce

profil où la batterie est la plus sollicitée et donc que son rendement sera le moins négligeable.

6. CONCLUSIONS

La méthode proposée dans cet article nous permet d’évaluer les gains d’un système hybride sur une application donnée et nous permet de dimensionner ce système en se basant sur un premier algorithme qui va évaluer la consommation minimale pour une structure donnée, l’optimisation du dimensionnement se faisant avec un algorithme de plus haut niveau. Cette méthode nous a également permis de mettre en valeur la dépendance du profil de charge sur le gain apporté par l’hybridation par rapport à un système classique. Une adaptation de l’algorithme prenant en compte le coût de maintenance du groupe électrogène ainsi que l’usure des batteries est en cours de réalisation.

7. REFERENCES

- [1] K. Kusakana, H.J. Vermaak, B.P. Numbi, Optimal sizing of a hybrid renewable energy plant using linear programming, Power Engineering Society Conference and Exposition in Africa (PowerAfrica), 2012 IEEE.
- [2] J. Regnier, Conception de systèmes hétérogènes en Génie Electrique par optimisation évolutionnaire multicritère, PhD thesis, INP Toulouse, 2003.
- [3] C. R. Akli, Conception systémique d’une locomotive hybride autonome. Application à la locomotive hybride de démonstration et d’investigations en énergétique LHyDIE développée par la SNCF, PhD thesis, INP Toulouse, 2008.
- [4] O. Gergaud, G. Robin, B. Multon, H. Ben Ahmed, Energy Modeling of a Lead-Acid Battery within Hybrid Wind/Photovoltaic Systems, European Power Electronic Conference 2003, Toulouse, 2003.
- [5] Scordia J., Desbois-Renaudin M., Trigui R., Jeanneret B., Badin F., Global optimization of energy management laws in hybrid vehicles using graph theory, International Journal of Vehicle Design. Vol. 39, N°4 - pp. 349-367, 2005.
- [6] S. Dreyfus, Richard Bellman on the Birth of Dynamic Programming, Operations Research, Vol. 50, No. 1, 50th Anniversary Issue (Jan. - Feb., 2002), pp. 48-51, 2002.
- [7] Kenneth Price, Rainer M. Storn, Jouni A. Lampinen, Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization, Springer, December 13, 2005.
- [8] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan, A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II, Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 2002.