

---

# Supervision par commande prédictive d'une cellule multisources

## Introduction

Au cours de cette partie on développera un superviseur à base de commande prédictive permettant de gérer la puissance d'une manière optimale. Les objectifs affichés sont de minimiser le coût dû au recours aux énergies fossiles (gaz,..etc) et d'améliorer le suivi de consigne de la puissance. Pour cela une stratégie de contrôle a été établie en définissant des critères de coût économiques (prix de la consommation de gaz), environnementaux (taux d'émission des gaz à effet de serre) et techniques (suivi de la puissance de consigne ainsi que la réduction du cyclage de la batterie). Ce superviseur se base sur les modèles de la microturbine, le modèle de la batterie, ainsi que sur le module de prédiction de la puissance solaire. Ainsi sur un horizon de prédiction donné, le superviseur *MPC* calcule les consignes de puissance optimales pour la batterie et la microturbine en minimisant le critère de coût à chaque nouvelle prédiction.

## I. Commande prédictive

La commande prédictive fait partie de la classe des commandes optimales. La théorie moderne du contrôle optimal a commencé dans la deuxième moitié du XXe siècle. Résoudre des problèmes d'optimisation est une tâche quotidienne pour chacun d'entre nous : comment arriver à destination le plus rapidement possible, comment organiser l'agenda afin de satisfaire les contraintes personnelles et professionnelles, etc. L'objectif de cette partie est de présenter les principes génériques de la commande prédictive.

### I.1. Généralités

La commande prédictive MPC représente un moyen relativement simple d'aborder une loi de commande dans le domaine temporel, elle a démontré au travers de nombreuses applications ses qualités liées à la régulation des systèmes multivariables, des systèmes instables, des systèmes à retard, des systèmes non-linéaires, des systèmes à non minimum de phase, des systèmes hybrides [81]. Elle a pour

objectif de commander des systèmes industriels complexes. Le principe de cette technique est d'utiliser un modèle dynamique du processus à l'intérieur du contrôleur en temps réel afin d'anticiper le comportement futur du procédé [82]. La commande prédictive fait partie des techniques de contrôle à modèle interne (*IMC: Internal Model Controller*).

La commande prédictive peut être utilisée pour commander des systèmes complexes comportant plusieurs entrées et sorties où le simple régulateur PID est insuffisant. Cette technique est particulièrement intéressante lorsque les systèmes possèdent des retards importants, et de nombreuses perturbations. Les principaux utilisateurs de la commande prédictive sont les raffineries de pétroles, l'industrie chimique et agro-alimentaire, la métallurgie, l'aérospatiale... Les principaux avantages de la commande prédictive sont les suivants [83] :

- elle permet de respecter les contraintes sur les variables contrôlées et manipulées,
- elle évite des variations excessives sur les variables manipulées. Cela permet une meilleure utilisation des actionneurs (vérins, vannes, moteurs) et leur durée de vie est ainsi augmentée,
- en cas de perturbations mesurables, surtout prédictibles, le système s'adapte automatiquement (anticipation)
- elle permet en général un réel gain financier.

La commande prédictive est un terme général qui englobe un ensemble de méthodes différentes [84]:

- GPC : *Generalized predictive control* [85],
- PFC : *Predictive Functional Control*,
- MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*) , connue ensuite sous le nom de MAC (*Model Algorithmic Control*) – Cette approche, appliquée aux systèmes industriels multivariables, basée sur des prédictions sur un horizon temporel long, impose des trajectoires de référence pour les sorties et minimise la variance de l'erreur ,
- DMC (*Dynamic Matrix Control*) proposée par Shell utilise l'incrément de commande à la place de la commande dans le critère de performance pour un horizon fini de prédiction. Cet algorithme est appliqué à des systèmes multivariables linéaires sans contraintes ; l'erreur de poursuite est minimisée en spécifiant le comportement futur des sorties et les commandes optimales sont calculées par la méthode des moindres carrés ,
- EHAC (*Extended Horizon Adaptive Control*), stratégie de commande prédictive pour les systèmes monovariables, utilise des modèles E/S pour maintenir la sortie future (calculée

via la résolution d'une équation diophantienne) le plus près possible de la consigne pendant une période donnée au-delà du retard pur du système,

- EPSAC (*Extended Prediction Self-Adapted Control*) introduit une commande constante pour un système non-linéaire (en linéarisant le système) et utilise un prédicteur sous-optimal
- MPC (*Model Predictive Control*) formulée dans l'espace d'état, utilise le formalisme de la représentation d'état pour faciliter l'analyse de la stabilité et de la robustesse.

Toutes ces techniques utilisent la même philosophie de contrôle et le même principe de fonctionnement. En d'autres termes, c'est une méthodologie de commande basée sur l'optimisation (sous contraintes) qui, à chaque pas d'échantillonnage et sur un horizon glissant d'un certain critère de coût, prend en compte entre autres l'écart entre la trajectoire prédite par le modèle du système et la consigne de référence. Une fois le problème d'optimisation résolu (séquence de commande calculée) on applique la première commande (le premier élément de la séquence optimale), ensuite on considère la mise à jour de l'état du système pour faire glisser la fenêtre de prédiction et ainsi réitérer la procédure d'optimisation [86]. Parmi les avantages de la commande MPC on peut citer :

- la MPC a l'avantage de considérer les contraintes sur la commande, les variables d'état et de sortie dès la phase de conception ; elle est dédiée à la commande de systèmes fortement couplés ou pour lesquels certaines grandeurs peuvent être prédites convenablement à l'avance,
- la MPC fournit une loi de commande en boucle fermée découlant de la résolution à chaque pas d'échantillonnage d'un problème d'optimisation et de l'application de la première occurrence de la séquence de commande seulement,
- la MPC possède de bonnes performances en poursuite de trajectoire parce qu'elle utilise à chaque pas d'échantillonnage une fenêtre (glissante) du signal de référence, qui peut ainsi exploiter toute information non causale disponible au moment de la synthèse.

Parmi les inconvénients de la commande MPC on peut citer :

- la MPC requiert un certain temps de calcul pour résoudre le problème d'optimisation. Ce temps de calcul doit être inférieur à la période d'échantillonnage du système, donc la commande MPC doit gérer des contraintes temps réel pour les systèmes avec une dynamique rapide.

L'objectif principal de la commande des systèmes multisources, comme par ailleurs la majorité des objectifs de contrôle, s'exprime sous forme d'un problème d'optimisation : minimiser la consommation (ou le coût) tout en garantissant certaines performances. Cet objectif semble l'argument suffisant pour l'utilisation de la commande prédictive dans ce cas. Pourtant, le coût élevé de la

technologie nécessaire à l'implantation et la difficulté d'obtention d'un modèle mathématique ont longtemps pénalisé l'utilisation des commandes optimales (prédictive) pour la supervision des systèmes hybrides.

Il existe une version de la MPC appelée MPC économique pour laquelle le critère est exprimé en termes financiers, c'est-à-dire qu'il revient à effectuer une optimisation, sur un horizon glissant, d'un coût global. Dans [39], les auteurs proposent un superviseur à base de la commande MPC afin de gérer l'énergie au sein d'une centrale multisources intégrant des ressources renouvelables et des charges contrôlables (véhicule électrique, pompe à chaleur..etc). Notons qu'uniquement le coût de l'énergie achetée du réseau est comptabilisé (quantifiée en euro). Une marge d'erreur variable sur le suivi de la référence a été imposée. En d'autres termes, des contraintes dure et molle (*Hard and soft constraint*) ont été imposé au suivi de la référence. Ces contraintes sont variables dans le temps en fonction des tarifs appliqués par le gestionnaire du réseau (contexte Danois). Ainsi le superviseur gère la cellule multisources en fonction des prédictions des paramètres exogènes notamment le coût de l'énergie. Quand les prix sont assez élevés, les charges contrôlables sont déconnectées (recharge du véhicule électrique par exemple) et quand les tarifs sont bons marchés, les charges contrôlables sont reconnectées.

Notons que les références actuelles considèrent des systèmes linéaires et un coût généralement quadratique et proposent des techniques d'analyse de l'optimalité. Dans ce qui suit, on va présenter quelques concepts généraux sur la commande prédictive et notre vision de la supervision des systèmes multisources.

## **I.2. Concepts de fonctionnement de la commande prédictive**

La technique prédictive permet en fait de reproduire de façon théorique le comportement intuitif naturellement prédictif ou anticipatif de l'être humain : en conduisant une voiture, en marchant, en faisant du ski, en respectant le budget alloué à certaines activités sur une période limitée, en traversant une rue ...etc. La Figure 3-1 présente le synoptique général d'une structure de commande à base de commande prédictive. Dans la partie qui suit nous allons détailler les éléments principaux .

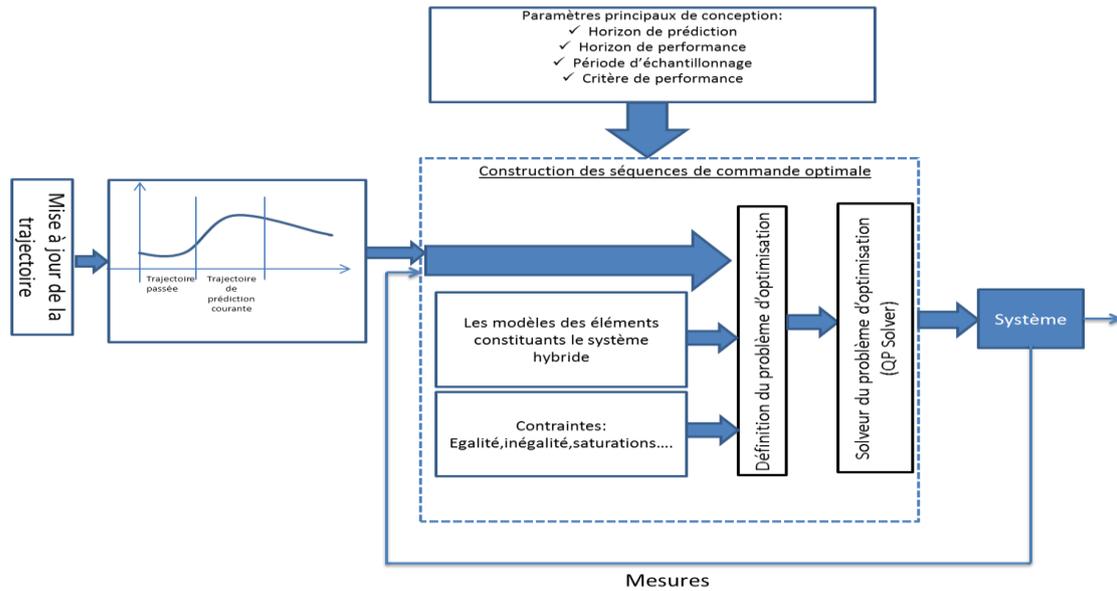


Figure 3-1 Schéma bloc d'une structure de commande prédictive [87]

### I.2.1. Modèle du système

Afin de mettre en œuvre un contrôleur à base de commande prédictive, un modèle du système est indispensable pour prendre en compte des dynamiques intrinsèques du modèle et traduire l'évolution du procédé. Il faut souligner que pour concevoir une loi de commande prédictive, un processus d'identification du modèle du système est primordial.

Lors de la formulation de la commande prédictive, une représentation d'état à temps discret est souvent utilisée. Elle peut être écrite sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= AX_k + Bu_k + Gw_k \\ Y_k &= CX_k \end{aligned} \quad (3-1)$$

où  $X_k$  représente le vecteur d'état,  $u_k$  représente le vecteur de commande,  $Y_k$  représente le vecteur de sortie,  $w_k$  est le vecteur des perturbations mesurables. Le modèle discret permet dans un premier temps de prédire la sortie du système sur un horizon fini. Puis, à chaque instant, en minimisant un critère de performance sur cet horizon fini, une séquence de commande est obtenue dont seul le premier élément est appliqué au système. La même procédure est enfin reprise à la période d'échantillonnage suivante, selon le principe de l'horizon fuyant. Le but est de maintenir la sortie du système la plus près possible de la référence désirée, supposée connue sur l'horizon fini de prédiction de façon à mettre en évidence un certain caractère anticipatif.

L'équation (3-1) montre que le modèle est linéaire. Des modèles non linéaires peuvent être utilisées pour mettre en œuvre un contrôleur MPC non linéaire. Néanmoins, ce type de modèle nécessite un effort de calcul important [88]. Il peut être écrit sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= f(X_k, u_k, w_k, Z_k) \\ Y_k &= g(X_k) + \zeta_k \end{aligned} \quad (3-2)$$

où  $Z_k$  est une perturbation non mesurable et  $\zeta_k$  est un bruit mesurable.

Le modèle du système hybride (multisources) utilisé au cours de ces travaux est un modèle linéaire, car chaque sous-système est linéaire autour de la zone de fonctionnement (contraintes imposées lors de la synthèse du superviseur). Par exemple, la microturbine est supposée fonctionner uniquement dans la zone du contrôle de vitesse, les contrôleurs de température et d'accélération sont omis (voir chapitre II et les hypothèses liées à la modélisation).

Notons qu'en raison des contraintes imposées au système (saturations) et du coût, le superviseur est non linéaire. L'utilisation des modèles non linéaires peut conduire à une perte de convexité, c'est-à-dire que plusieurs points optimaux peuvent exister et le point optimal calculé peut ne pas être un point optimal global. En outre, la limitation majeure de la commande prédictive non linéaire *NMPC* réside dans les efforts de calcul et la difficulté à obtenir des solutions fiables pour les systèmes à dynamique rapide [88]. Ces difficultés sont accrues notamment si une application temps-réel est envisagée.

### 1.2.2. Fonction coût (critère d'optimisation)

La fonction coût peut être conçue de plusieurs manières selon la grandeur à minimiser (ou à maximiser). C'est une formulation mathématique des objectifs que l'on souhaite atteindre sous les contraintes physiques ou autres.

La fonction objectif à minimiser inclut séparément les matrices de pondération sur l'état (matrice  $\mathbf{Q}$ ) et sur l'entrée (matrice  $\mathbf{R}$ ), pour permettre de trouver une solution compromise :

$$J = \sum_{j=1}^{\infty} x_{k+j}^T \mathbf{Q} x_{k+j} + u_{k+j}^T \mathbf{R} u_{k+j} \quad (3-3)$$

L'entrée optimale  $u_k$  est calculée en utilisant une commande par retour d'état  $u_k = k_c x_k$  où  $k_c$  est calculée en résolvant l'équation de Riccati. Dans la commande LQG, il est difficile d'inclure des contraintes sur les entrées du système, sur les états et sur les sorties. L'intérêt de la commande prédictive est de prendre en compte des contraintes liées aux entrées, aux sorties et aux états du système. Les

entrées du processus sont calculées de manière à optimiser les résultats sur un intervalle de temps connu sous le nom de l'horizon de prévision.

Le modèle de processus, qui décrit la dynamique du système, peut prendre n'importe quelle forme mathématique, et il est utilisé pour prédire les sorties futures du système, en se basant sur les valeurs passées et actuelles et sur le contrôle futur optimal proposé [89]. L'optimisateur calcule ces actions en tenant compte des contraintes et de la fonction coût, de telle sorte que les éventuelles violations futures des contraintes peuvent être prédites et empêchées. La structure du contrôle est schématisée sur la Figure 3-1.

L'action de contrôle à l'instant  $k$  est obtenue en résolvant le problème d'optimisation donné par :

$$\min J(x(k), u(k)) = \sum_{j=1}^{N_p} [\hat{y}(k+j|k) - r(k+j)]^2 \quad (3-4)$$

$$+ \sum_{j=1}^{N_c} \lambda(j) [\Delta u(k+j-1)]^2$$

Sous les contraintes suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{min} \leq u_k \leq u_{max} \\ -\Delta u \leq \Delta u_k \leq \Delta u \\ y_{min} \leq Cx_k \leq y_{max} \\ x(k+1|k) = Ax(k+j|k) + Bu(k+j|k) \end{array} \right. \quad (3-5)$$

où  $r$  est la trajectoire de référence,  $\lambda$  est un coefficient de pondération, les sorties prédites  $\hat{y}$  dépendent du signal futur de commande  $u$ , et des valeurs connues avant l'instant  $k$  (entrées et sorties passées).

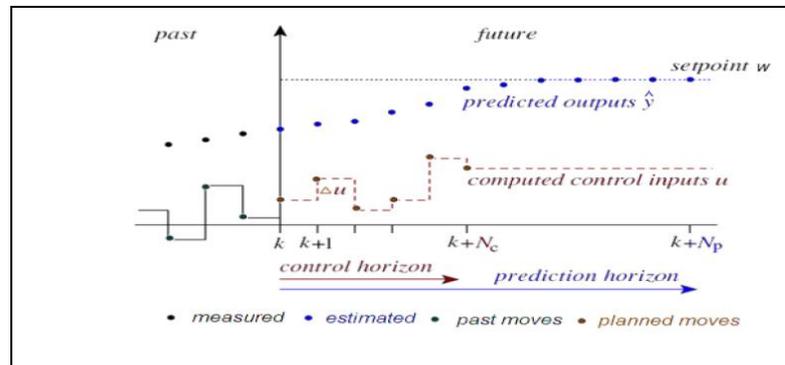


Figure 3-2 Principe de la commande prédictive

Considérons un processus, possédant  $N_y$  sorties et  $N_u$  entrée (variables de manipulation). Le calcul des futures valeurs des variables de commande  $u_j(k+i-1|k)$  est basé sur la minimisation d'une fonction coût quadratique de l'effort de commande, de l'erreur de poursuite ainsi que de la variation des variables de commande, en tenant compte des contraintes sur les variables de commande et les variables de sorties.

$$\begin{aligned}
 J_k = & \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N_u} \alpha_j u_j(k+i|k) \\
 & + \gamma \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{N_y} [y_j(k+i|k) - y_{j,ref}(k+i|k)]^2 \\
 & + \psi \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N_u} [u_j(k+i|k) \\
 & - u_j(k+i-1|k)]^2
 \end{aligned} \tag{3-6}$$

Avec :

- $N$  : horizon de contrôle
- $N_u$  : nombre d'entrées
- $N_y$  : nombre de sorties
- $u_j$  :  $j^{\text{ème}}$  entrée,  $j = 1, 2, \dots, N_u$
- $y_j$  :  $j^{\text{ème}}$  sortie,  $j = 1, 2, \dots, N_y$
- $y_{j,ref}$  : signal de référence pour la  $j^{\text{ème}}$  sortie,  $j = 1, 2, \dots, N_y$
- $\alpha_j$  : facteur de pondération correspondant à  $u_j$
- $\gamma$  : pénalité associée à l'erreur entre la sortie et sa référence
- $\psi$  : pénalité associée aux taux de variation de la commande.

**Remarque :**

Les strictes limitations appliquées sur les variables de commande et de sorties peuvent rendre le problème d'optimisation infaisable, ce qui peut se résoudre en permettant la violation des contraintes temporairement.

## II. Développement du superviseur prédictif

Traditionnellement, la supervision des systèmes hybrides a été conçue dans le seul but de répondre aux exigences de la charge. Des contrôleurs de types « on-off » ou des régulateurs PID sont

utilisés. Ces contrôleurs simples sont faciles à implémenter et ne nécessitent pas des modèles précis ou complexes. Cependant des commandes plus avancées sont nécessaires pour répondre aux exigences d'un contrôle multi objectifs. Comme nous l'avons mentionné au cours du premier chapitre, notre vision de la supervision des cellules multisources pour la production d'électricité consiste à tenir compte de plusieurs paramètres :

- utiliser les modèles de chaque élément du système hybride afin d'anticiper la réponse dynamique de chacun des éléments,
- exploiter toute la ressource renouvelable, en l'occurrence, la puissance photovoltaïque, c'est-à-dire extraire toute la puissance des panneaux solaires et notamment quand la puissance photovoltaïque est très fluctuante (cas très contraignant) avec une proportion élevée par rapport aux autres ressources,
- exploiter les prédictions à court terme des ressources volatiles qui sont relativement précises ,
- optimiser le fonctionnement de la cellule d'un point de vue technique, économique et écologique, en se basant sur les données disponibles ainsi que les prédictions des ressources renouvelables et éventuellement de la charge,
- tenir compte des contraintes associées à chaque élément,
- formuler tous ces objectifs sous un critère homogène qui va nous permettre de mieux gérer la puissance dans le système hybride et de faciliter l'ajout ou la modification de la structure du système hybride.

Tous ces aspects (prévisions à court terme, modèles dynamiques, fonction coût adaptée au système multisources, contraintes .....) peuvent être pris en compte par une approche de type commande prédictive. L'objectif est donc de mettre en œuvre un superviseur qui utilise les modèles dynamiques de chaque élément de la cellule multisources dans une architecture de commande prédictive et qui permettra de gérer l'installation pour des dynamiques allant de la seconde à plusieurs centaines de secondes en fonction de la pertinence des prévisions.

**Remarque :** les commandes de bas niveau, de contrôle local de tension et courant de chaque élément de la cellule multisources sont supposées existantes.

## **II.1. Modèle du système multisources (voir chapitre II)**

Comme nous l'avons mentionné au cours du premier chapitre, la nécessité de disposer d'un modèle du système est l'un des points négatifs de la commande prédictive. Dans le cas où les

performances du système piloté ne sont pas satisfaisantes, il est nécessaire de revoir le modèle afin que le contrôleur prédictif tienne compte efficacement des dynamiques les plus importantes du système. Ce modèle peut être de type boîte noire par exemple. Notons qu'au cours du premier chapitre nous avons détaillé les différents types de modèles.

Au cours du chapitre II nous avons modélisé le système hybride, constitué de plusieurs sous-systèmes (système de stockage, microturbine à gaz, panneaux photovoltaïques, éolienne). Le modèle devrait être suffisamment détaillé pour refléter les principales caractéristiques (dynamiques) de chaque sous-système de la cellule multisources. Néanmoins, afin de faciliter l'analyse et l'implémentation temps-réel, il est intéressant de développer des modèles ayant très peu d'états. Une fois le modèle du système hybride obtenu (voir chapitre II), la commande prédictive peut être utilisée comme superviseur, qui va générer les références à envoyer à chaque sous-système [37]. Chaque sous système possède son propre contrôleur (PI par exemple) et la dynamique des convertisseurs d'électronique de puissance est négligée.

## **II.2. Prédiction des paramètres exogènes**

Les prédictions des ressources renouvelables jouent un rôle essentiel car il pourrait permettre aux gestionnaires des réseaux de mieux les intégrer dans le mix énergétique. En effet à cause de leurs intermittences et leurs caractères stochastiques, elles posent de nombreux problèmes. En outre, afin de les utiliser avec d'autres moyens de production d'énergie, les prévisions peuvent également pallier à ce problème. Comme nous l'avons mentionné au cours du chapitre II, il existe plusieurs niveaux de supervision qui dépendent des prédictions non seulement de la consommation, mais aussi des ressources. Les différents horizons de prédiction permettent de mieux appréhender les différents aspects de la supervision : le moyen terme, le court terme et le très court terme. Dans ce qui suit, on présentera une brève synthèse des méthodes de prédiction utilisées dans la bibliographie.

### **II.2.1. Méthodes de prédiction**

Le tableau 3-5 suivant regroupe les principales méthodes utilisées dans la littérature pour les prédictions des ressources renouvelables (puissance éolienne, vent, puissance photovoltaïque, rayonnement,...). Dans le cadre de la prédiction de séries temporelles de rayonnement global, de puissance PV ou de la vitesse du vent, il existe de nombreuses méthodes pour vérifier si un prédicteur est efficace [90] [91] [92].

Méthode de prédiction	Sous - classe	Exemples	Remarques
Prédicteurs naïfs [93]	Persistence	$\hat{x}_{t+h} = x_t$	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Pour des horizons très petits</li> <li>➤ Seule la valeur à l'instant est nécessaire</li> </ul>
	Moyenne	$\hat{x}_{t+h} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{t+h-T.i}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Manière simple de prédire</li> <li>➤ Coûteuse en termes d'historiques</li> </ul>
Approche physique [68]	<i>Numeric weather predictions</i>	MM5 [94]. Prediktor SOLIS( <i>solar irradiance schem</i> ) [95], [96]	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ Modèle météorologique (vitesse du vent, l'irradiance, la pression..etc)</li> <li>➤ utilisent plusieurs les caractéristiques locales du site</li> <li>➤ Précis pour le long terme (horizon de 48h)</li> <li>➤ Très complexe (utilise les équations de la mécanique des fluides géophysiques, de thermodynamiques..)</li> </ul>
Approche statistiques [ZAR2010]	Réseaux de neurones artificiels (ANN)	-ANN récurrents -Feedforward ANN	précise pour le court terme avec des structures hybrides peuvent être précises pour le moyen et le long terme
	Modèles de série chronologiques	ARMA ARIMA Prédiction linéaires [97].	-précise pour le court terme
Techniques modernes		Corrélation spatiale Logique floue Transformées en ondelettes	-utilisées pour le court terme
Structures hybrides		NWP+NN ANN+ logique floue+ corrélation spatiale +NN	-NWP+NN: sont très précises pour le moyen et long terme

Tableau 3-5 Techniques de prédictions utilisées dans la littérature

### II.2.2. Evaluation des prédicteurs

Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) est un indicateur qui permet de juger la qualité d'une régression linéaire. D'une valeur comprise entre 0 et 1, il mesure l'adéquation entre le modèle et les

données observées. Dans le cas d'une régression simple, il s'agit du carré du coefficient de corrélation. Le  $R^2$  se définit comme la part de variance expliquée par rapport à la variance totale, autrement dit par  $[1 - (\text{somme des résidus} / \text{variance totale})]$ . Ce coefficient s'applique aussi bien à une régression simple qu'à une régression multiple.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \quad (3-7)$$

**L'erreur moyenne quadratique (Mean Square Error MSE)** est très utile pour comparer plusieurs estimateurs. Elle est définie comme étant la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre les prévisions et les observations.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (3-8)$$

**L'erreur moyenne absolue (mean absolute error : MAE)** est une quantité souvent utilisée pour mesurer l'écart des prédictions et des mesures. Sa formule est donnée par :

$$MAE = \langle |x - \bar{x}| \rangle \quad (3-9)$$

Il est possible d'utiliser une forme relative de cette erreur, en divisant par la valeur moyenne. Le paramètre *MAPE* (Mean Absolute Percentage Error) est décrit par :

$$MAPE = MAE / \langle |x| \rangle \quad (3-10)$$

**L'erreur cumulée (EC)** qui représente non pas l'erreur de chaque prédiction, mais l'erreur globale sur le cumul des prédictions. Une valeur négative indiquera que la prédiction va surestimer la mesure. Ce type de critère est valable pour représenter une erreur macroscopique, mais n'est pas adéquat pour estimer l'erreur de prédiction à horizon. La persistance induit une erreur cumulée faible, alors que l'erreur commise à chaque prédiction est élevée. L'expression de cette erreur est donnée par :

$$EC = \sum_i x_i - \sum_i \hat{x}_i \quad (3-11)$$

### II.2.3. Méthode de prédiction choisie

Les méthodes de prédiction linéaires, sont des techniques puissantes pour prédire des séries temporelles (variant dans le temps). Le modèle de prédiction linéaire, représente récursivement des séries temporelles du signal, sur un intervalle de temps :

$$y(t + T) = a_1 y(t) + a_2 y(t - T) + \dots + a_m y(t - (m - 1)T) \quad (3-12)$$

où :

- $a_2 \dots a_m$  : sont les coefficients de la prédiction linéaire
- $m$  : est le degré du modèle
- $T$  : est la période d'échantillonnage
- $y(t + T)$  : est l'observation future
- $y(t), y(t - T), \dots, y(t - (m - 1)T)$  : sont les observations actuelles et passées

D'après l'équation précédente :

$$y(t) = a_1 y(t - T) + a_2 y(t - 2T) + \dots + a_m y(t - mT) + e(t) \quad (3-13)$$

La méthode des moindres carrés peut être utilisée afin de minimiser l'erreur  $e(t)$ . L'équation précédente peut être écrite sous forme matricielle comme suit :

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} y(t) \\ y(t - T) \\ \vdots \\ y(t - kT) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} y(t - T) & y(t - 2T) & \dots & y(t - mT) \\ y(t - 2T) & & \dots & y(t - (m + 1)T) \\ \vdots & & & \vdots \\ y(t - (k + 1)T) & & & y(t - (m + T)k) \end{bmatrix} \\ & * \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(t) \\ e(t - T) \\ \vdots \\ e(t - kT) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-14)$$

Ou sous la forme compacte suivante :

$$Y = \varphi * A + E \quad (3-15)$$

Les éléments de la matrice  $A$ , sont donnés par l'équation suivante :

$$A = inv(\varphi) \times Y \quad (3-16)$$

A partir de l'équation précédente, on constate que la sortie  $y(t + T)$  est une combinaison linéaire des sorties actuelles et passées, d'où le nom de prédiction linéaire.

Deux étapes primordiales sont requises pour prédire le comportement futur en utilisant l'équation précédente :

- Le degré du modèle  $m$
- Les coefficients  $a_1, a_2 \dots a_m$

Ensuite, le modèle peut être utilisé pour prédire la série temporelle future sur l'horizon de prédiction choisi. La Figure 3-3 représente le schéma utilisé pour les prédictions courtes durées.

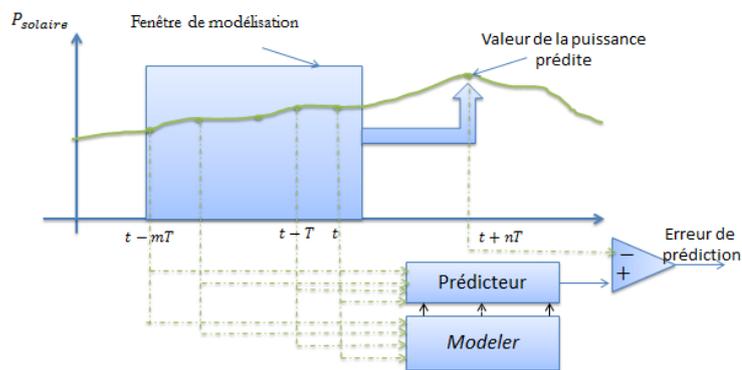


Figure 3-3 Schéma de principe pour les prédictions courtes durées

Comme on peut le constater sur la Figure 3-3, un ensemble fini de points peut être utilisé pour modéliser le prédicteur. La fenêtre de modélisation est utilisée pour trouver le meilleur modèle pour la forme d'onde, afin de prédire la puissance future. L'erreur de prédiction est l'erreur entre la puissance prévue et la valeur réelle. Après chaque pas de prédiction les mises à jour pour le «Modeler» sont nécessaires.

#### II.2.4. Simulations et discussions

Sur la Figure 3-4, le trait en rouge montre la puissance photovoltaïque réelle issue des panneaux solaires pour une journée très nuageuse. Le trait en bleu montre la puissance photovoltaïque prédite pour deux horizons différents et ce en utilisant une droite. Ce profil montre que plus le profil de puissance est fluctuant plus une erreur élevée est constatée entre la puissance réellement produite et la puissance prédite. L'allure du profil de la puissance prédite montre que le choix de l'horizon de prédiction est primordial. En effet, choisir un horizon de prédiction élevé pour une journée nuageuse conduit à des erreurs importantes de prédiction.

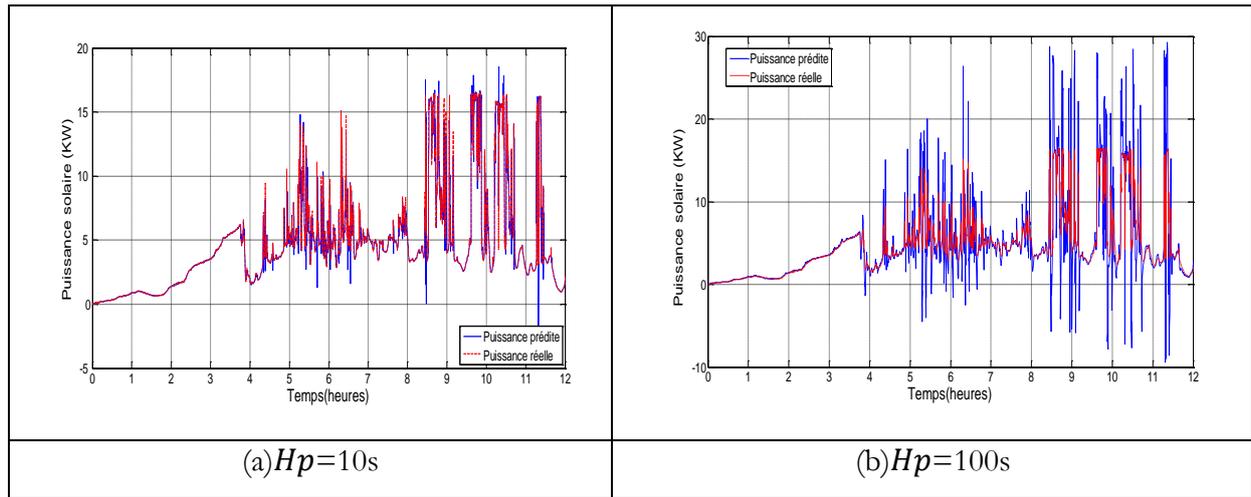


Figure 3-4 Allure de la puissance réelle et de la puissance prédite pour deux horizons de prédictions différents

La Figure 3-5 montre le pourcentage de la population en fonction de l'erreur de prédiction commise en kW. On remarque que les erreurs de prédictions sont comprises, pour leur majorité, dans l'intervalle [-5 kW, 5kW]. Les erreurs les plus élevées ne représentent qu'une partie infime de la population des erreurs.

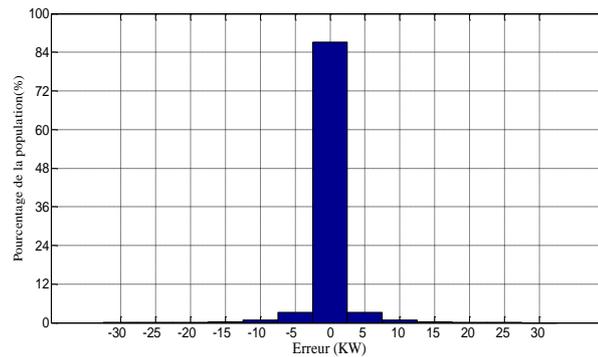


Figure 3-5 Distribution de l'erreur de prédiction pour un horizon de prédiction  $H_p=10s$

Nous avons testé plusieurs types de prédicteurs. Le tableau 3-6 représente ces méthodes de prédiction qualifiées selon la courbe de tendance choisie : droite, exponentielle, polynôme du second ordre. Les indicateurs (médiane,  $R^2$ , MAE, RMSE) ont été également évalués afin de montrer la pertinence des prédictions.

Type d'approximation	Médiane	Le coefficient de détermination ( $R^2$ )	L'erreur moyenne absolue (MAE)	Racine de l'erreur (RMSE)
Droite ( $H_p = 1s$ )	5,5 W	0.9986	37,3808 W	126,9743
Droite ( $H_p = 10s$ )	32 W	0,9445	268,048 W	831,1247
Exponentielle( $H_p = 10 s$ )	181,47 W	0,9398	396,433W	899,0902
Polynôme du second ordre ( $H_p = 10 s$ )	57W	0,7794	579,274 W	1842,1

Tableau 3-6 Evaluation des pertinences des prédictions

Le modèle de prédiction avec une droite et pour un horizon  $H_p=1$  s est utilisé comme modèle de référence. Pour ce dernier cas, les prédictions sont quasi parfaites (coefficient de détermination de 99.86%) car l'horizon de prédiction est très court. Néanmoins, les prédictions pour des horizons de telles tailles sont inutiles car on n'a pas assez de temps pour que le superviseur réagisse. Le tableau montre que pour le cas typique du profil illustré précédemment, choisir une courbe de tendance de type droite permet d'avoir de meilleurs résultats comparativement aux cas d'une courbe de tendance avec une exponentielle ou un polynôme du second ordre.

D'après ce qui précède, on peut conclure que :

- la précision des prédictions linéaires dépend de l'horizon de prédiction ainsi que de la largeur de la fenêtre de prédiction,
- la précision des prédictions par droite de tendance (prédiction linéaire) dépend du profil de la puissance (fluctuant, stable,...),
- la fenêtre de modélisation peut être la plus large possible pour des horizons de prédictions très faibles, c'est-à-dire , que l'on peut choisir plusieurs points dans le passé afin d'approximer l'évolution future de la puissance par une droite,
- pour des horizons de prédiction plus longs, choisir une fenêtre de modélisation plus grande peut rendre le modèle de prédiction moins précis.

## II.3. Spécifications des contraintes

### III.3.1. Contraintes sur la batterie

Les contraintes imposées à la batterie qui doivent être respectées sont les puissances maximale et minimale qu'elle peut échanger avec le réseau ainsi que l'état de charge maximal et minimal. La puissance maximale que peut délivrer le système de stockage s'élève à  $5 \text{ kW}$ . On suppose que le rendement de la batterie est le même que ce soit en charge ou en décharge. Les contraintes sur la puissance de la batterie peuvent être exprimées sous la forme suivante :

$$-5 \text{ kW} \leq P_{bat} \leq 5 \text{ kW} \quad (3-17)$$

Les contraintes sur l'état de charge de la batterie sont choisies de telle sorte à allonger la durée de vie de la batterie. En effet, décharger trop la batterie peut écourter sa durée de vie et réduire sa capacité. C'est la raison pour laquelle les fabricants de batterie préconisent de ne pas la décharger totalement et de limiter l'état de charge minimale à un seuil par exemple de 30%. En outre, charger totalement la batterie peut l'user plus vite. Les limites imposées à l'état de charge de la batterie sont données par l'équation :

$$50\% \leq SOC \leq 80\% \quad (3-18)$$

### III.3.2. Contraintes sur la microturbine à gaz

Les microturbines à gaz sont connues pour leurs faibles rendements électriques qui excèdent rarement 30%. Cependant, récupérer la chaleur issue des gaz d'échappement pour le chauffage ou autre peut augmenter le rendement global. Le rendement total peut alors atteindre 80 %. La Figure 3-6 montre l'allure du rendement en fonction de la puissance délivrée [98]. Comme on peut le constater, le rendement peut avoir des valeurs très basses si la microturbine est sollicitée pour produire des puissances inférieures à  $15 \text{ kW}$ . Un mauvais rendement équivaut à des pertes énergétiques colossales. Ainsi, il est recommandé de ne pas la solliciter pour produire des puissances très faibles.

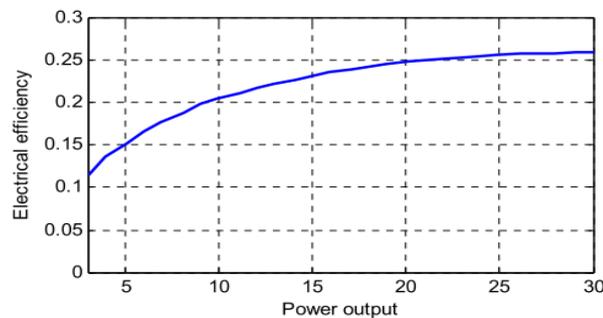


Figure 3-6 Rendement d'une microturbine [98]

Les contraintes imposées à la microturbine peuvent être exprimées par l'équation :

$$-15kW \leq P_{mtg} \leq 30 kW \quad (3-19)$$

## II.4. Formulation de la fonction coût

Dans des travaux contemporains aux nôtres [99], les auteurs proposent un superviseur à base de MPC afin de satisfaire au mieux la puissance demandée pour augmenter la durée de vie des éléments constituant le système hybride, la réduction des pics de courants a été incluse dans les contraintes. En se basant sur la connaissance de la future charge demandée, les références futures optimales des puissances  $P_{w\_ref}$  et  $P_{s\_ref}$  désignant respectivement de la puissance issue l'éolienne et des panneaux solaires sont générées afin d'avoir une variation maximale de la puissance de 1KW. Néanmoins, la puissance d'origine renouvelable n'est pas totalement exploitée. Le critère à minimiser proposé dans [99] est donné par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} J(t_k) = & \sum_{t_k}^{t_{k+N}} \alpha (P_l - P_{w\_ref}(t_{k+j}) - P_{s\_ref}(t_{k+j}))^2 \\ & + \sum_{t_k}^{t_{k+N}} \beta P_{s\_ref}(t_{k+j})^2 \\ & + \sum_{t_k}^{t_{k+N}} \zeta (P_b(t_{k+j}) - P_b(t_{k+j-1}))^2 \end{aligned} \quad (3-20)$$

avec  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\zeta$  des facteurs de pondérations positifs, et  $j = 0, \dots, N$  ( $N$  étant l'horizon de prédiction). A la base le premier terme est une contrainte d'égalité transformée en un critère à minimiser avec pénalité (méthode de *Lagrange*). Le premier terme de la fonction coût minimise la différence entre la puissance demandée et la puissance d'origine renouvelable. Puisqu'il existe une infinité de combinaisons possibles de  $P_{w\_ref}$  et  $P_{s\_ref}$  qui peuvent minimiser le premier terme, afin d'avoir une solution unique, une pénalité a été appliquée sur  $P_{s\_ref}$  (second terme de la fonction coût). Le troisième terme permet de minimiser la variation de la puissance fournie par le banc de batterie à la charge afin de réduire les cycles charges-décharges de courte durée. La commande prédictive est formulée comme suit :

$$\min J(t_k) \quad (3-21)$$

sous les contraintes suivantes :

$$\begin{aligned}
 P_{w_{ref}}(\tau) &\leq \min\{P_{w_{max}}(\tau)\}, \tau \in [t_{k+j}, t_{k+j+1}] \\
 P_s(\tau) &\leq \min\{P_{s_{max}}(\tau)\}, \tau \in [t_{k+j}, t_{k+j+1}] \\
 P_{w_{ref}}(t_{k+j+1}) - P_{w_{ref}}(t_{k+j}) &\leq dP_{w_{max}} \\
 P_{s_{ref}}(t_{k+j+1}) - P_{s_{ref}}(t_{k+j}) &\leq dP_{s_{max}}
 \end{aligned}
 \tag{3-22}$$

Le superviseur proposé est dédié pour l'alimentation d'une station de dessalement d'eau (système autonome). Les ressources solaires et photovoltaïques sont considérées comme parfaitement connues sur un horizon de prédiction très élevé (24 heures), ce qui n'est pas tout à fait réaliste et les profils utilisés sont relativement « doux ». Un profil doux peut être réaliste pour une journée ensoleillée par exemple, mais pas pour une journée très nuageuse comme le montre la Figure 2-51. En outre, l'éolienne ainsi que les panneaux solaires sont sous-exploités. En d'autres termes, elles ne fonctionnent pas en zone de maximisation de la puissance, ce qui est clairement non-optimal. Le superviseur envoie les références non seulement aux éléments contrôlables (batterie) mais aussi aux systèmes de production d'énergie renouvelable (éolienne et panneaux solaires). Cette méthodologie peut ne pas rentabiliser le système sur le long terme si les ressources renouvelables ne sont pas totalement exploitées et utiliser un profil statique de vent et de rayonnement n'est pas tout à fait réaliste.

Nous proposons alors un superviseur prédictif pour gérer au mieux le flux de puissance dans la cellule multisources. La Figure 3-7 présente l'approche proposée. Ce superviseur utilise en interne le modèle du système hybride constitué d'une microturbine à gaz ainsi qu'une batterie de stockage d'énergie, et exploite les prédictions de la puissance solaire fournies par le module de prédiction.

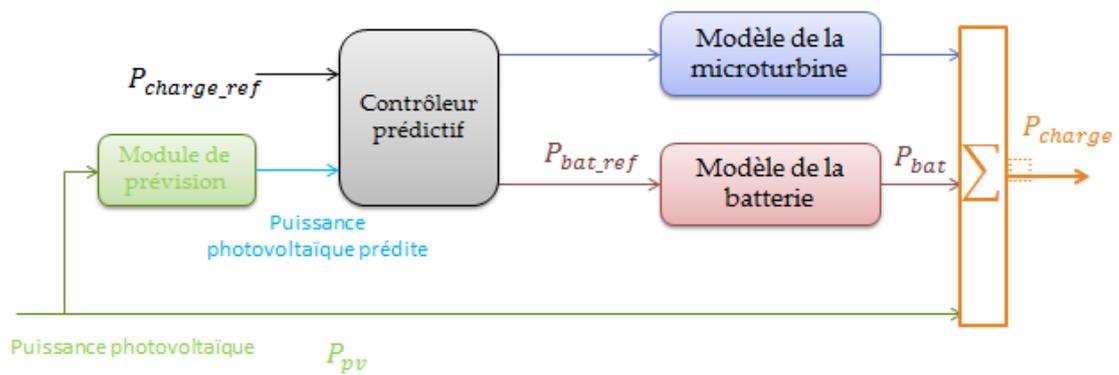


Figure 3-7 Synoptique du superviseur prédictif

La fonction coût sous la forme basique précédemment décrite peut être modifiée selon les objectifs qu'on veut atteindre et des contraintes qu'on peut imposer au système hybride. Compte-tenu des objectifs précédemment cités, elle doit être la somme d' :

- un membre qui représente la consommation de fuel, exprimé en €,
- un membre qui représente le suivi de la consigne, exprimé en €,
- un membre qui représente les émissions polluantes, exprimé en €,
- un membre qui représente le coût d'usure de la batterie, exprimé en €,

Afin d'atteindre tous ces objectifs la fonction coût suivante est proposée:

$$\begin{aligned}
 J = \sum_{k=0}^{H_p} \alpha (P_{d,k} - P_{pv,k} - P_{bat,k} - P_{mtg,k})^2 & \quad (3-23) \\
 + \sum_{k=0}^{H_p} C_{emissions,k}^2 + \sum_{k=0}^{H_p} C_{fuel,k}^2 & \\
 + \sum_{k=0}^{H_p} C_{usure,k}^2 &
 \end{aligned}$$

où :

- $H_p$  : représente l'horizon de prédiction,
- $k$  : pas de calcul,
- $\alpha$  : est un facteur de pondération supérieur à zéro,
- $P_{d,k}$  : représente la puissance demandée par la charge,
- $P_{pv,k}$  : représente la puissance photovoltaïque,
- $P_{bat,k}$  : la puissance de la batterie,
- $P_{mtg,k}$  : la puissance de la microturbine,
- $C_{emissions,k}$  : le coût des émissions polluantes,
- $C_{fuel,k}$  : le coût associé au coût de fuel ,
- $C_{usure,k}$  : le coût de l'usure de la batterie (*cycling cost*).

**Remarque :**

Notons, que les coûts que nous allons présenter sont simplifiés et indicatifs. Ils peuvent être modifiés ou affinés, en fonction de la disponibilité des données, c'est-à-dire intégrer des fonctions plus représentatives du fonctionnement des éléments (courbes coût=f(puissance) basée sur des essais réels, indicateurs de vieillissement plus pertinents en fonction du type de la batterie ,....etc) .

#### II.4.1. Coût de la puissance

L'équilibre entre la puissance générée et la puissance de référence est à l'origine une contrainte d'égalité, elle peut être donnée par l'équation suivante :

$$P_d = P_{pv} + P_{bat} + P_{mtg} \quad (3-24)$$

avec :

- $P_d$  : la puissance de la charge (demandée par le réseau),
- $P_{pv}$  : la puissance produite par les panneaux photovoltaïques,
- $P_{bat}$  : la puissance de la batterie échangée avec le réseau (peut être positive ou négative),
- $P_{mtg}$  : la puissance produite par la microturbine à gaz.

Cette contrainte est transformée en un critère dont le but est de minimiser la différence entre la puissance demandée et la puissance produite par la cellule. Le coefficient de pondération lié à ce terme peut être imposé par le gestionnaire du réseau et il peut éventuellement être dynamique. La connexion au réseau offre un degré de liberté supplémentaire pour la gestion de la cellule multisources, c'est-à-dire que la cellule multisources peut ne pas produire exactement le même profil de charge, et le réseau corriger les erreurs éventuelles.

#### II.4.2. Coût de consommation de fuel

En raison du manque de données concernant les caractéristiques des microturbines à gaz, il est supposé que son comportement est le même que celui d'un générateur Diesel. La fonction coût de consommation de fuel en fonction de la puissance délivrée est exprimée par l'équation [100] :

$$C_{fuel} = C_F(BP_{gen_{nom}} + AP_{gen}) \quad (3-25)$$

avec :

- $C_F$  : le coût du litre de fuel €/l ,
- $A = 0.246 \text{ l/kW}$  et  $B = 0.08415 \text{ l/kW}$  sont les coefficients de la courbe de fuel du générateur Diesel,
- $P_{gen_{nom}}$  : la puissance nominale de la microturbine kW,
- $P_{gen}$  : la puissance du générateur en kW,
- $C_{fuel}$  : le coût du fuel en €

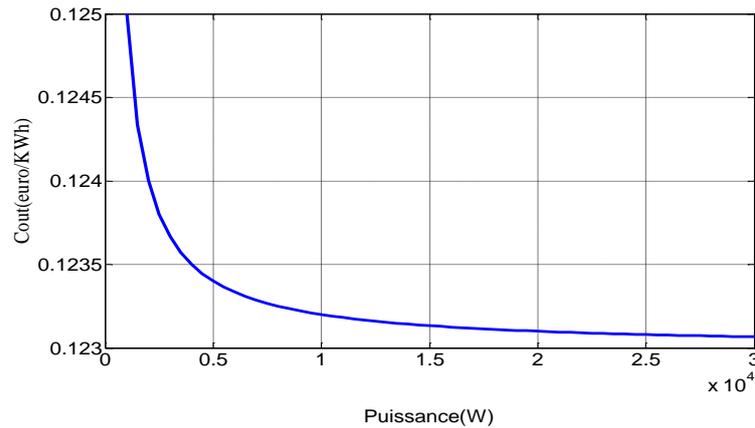


Figure 3-8 Allure du coût de fonctionnement en fonction de la puissance de la microturbine

D'après le tracé de la courbe du coût de consommation de fuel en fonction de la puissance (Figure 3-8) on constate que plus la microturbine est sollicitée pour délivrer des puissances élevées moins le coût du fuel consommé est élevé.

#### II.4.3. Coût des émissions CO<sub>2</sub>

Afin de modéliser les émissions polluantes, les auteurs dans [101] proposent une fonction quadratique de la puissance :

$$E(P) = A_0 + A_1P + A_2P^2 + A_3P^3 \quad (3-26)$$

La taxe carbone s'applique à la tonne de CO<sub>2</sub> émise. Actuellement elle est évaluée à 17 € la tonne de CO<sub>2</sub>.

$$taxe = \frac{17 * emissions(Kg)}{1000} (\text{€}) \quad (3-27)$$

Certains économistes conseillent des montants augmentant progressivement jusqu'à 100 € la tonne de CO<sub>2</sub> en 2030. On suppose qu'à l'avenir les producteurs d'électricité accorderont énormément d'attention à leurs politiques concernant les émissions polluantes.

#### II.4.4. Coût d'usure de la batterie

La durée de vie de la batterie a été prise en compte dans la fonction à minimiser. Un coût peut être associé au nombre de cycles (une charge complète de la batterie suivie de décharge complète) utilisés (voir Figure 3-9).

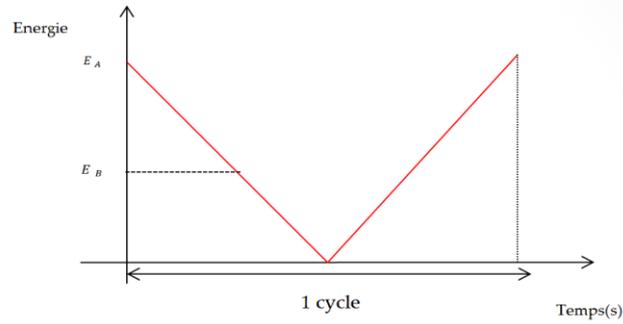


Figure 3-9 Allure de l'énergie en fonction du temps pour un cycle complet de charge/décharge

Ce coût peut être défini comme étant le coût de l'acquisition de la batterie divisé par sa durée de vie, exprimée généralement en cycles. Cette durée de vie est supposée constante.

$$\text{coût cycle} = \frac{\text{coût initial de la batterie}}{\text{durée de vie}} \quad \text{€/cycle} \quad (3-28)$$

Comme une charge totale suivie d'une décharge complète ne se produit pas toutes les heures, une moyenne peut être utilisée pour calculer le coût d'un cycle partiel. Le coût de chaque portion d'un cycle peut être exprimé par l'équation suivante :

$$\text{coût du cyclage} = \frac{1}{2} (\text{coût cycle}) \left( \frac{E_B - E_A}{E_A} \right) \quad (3-29)$$

Le coût d'usure de la batterie est multiplié par la fraction de charge ou de décharge. Il est multiplié par  $\frac{1}{2}$  pour représenter un cycle complet.

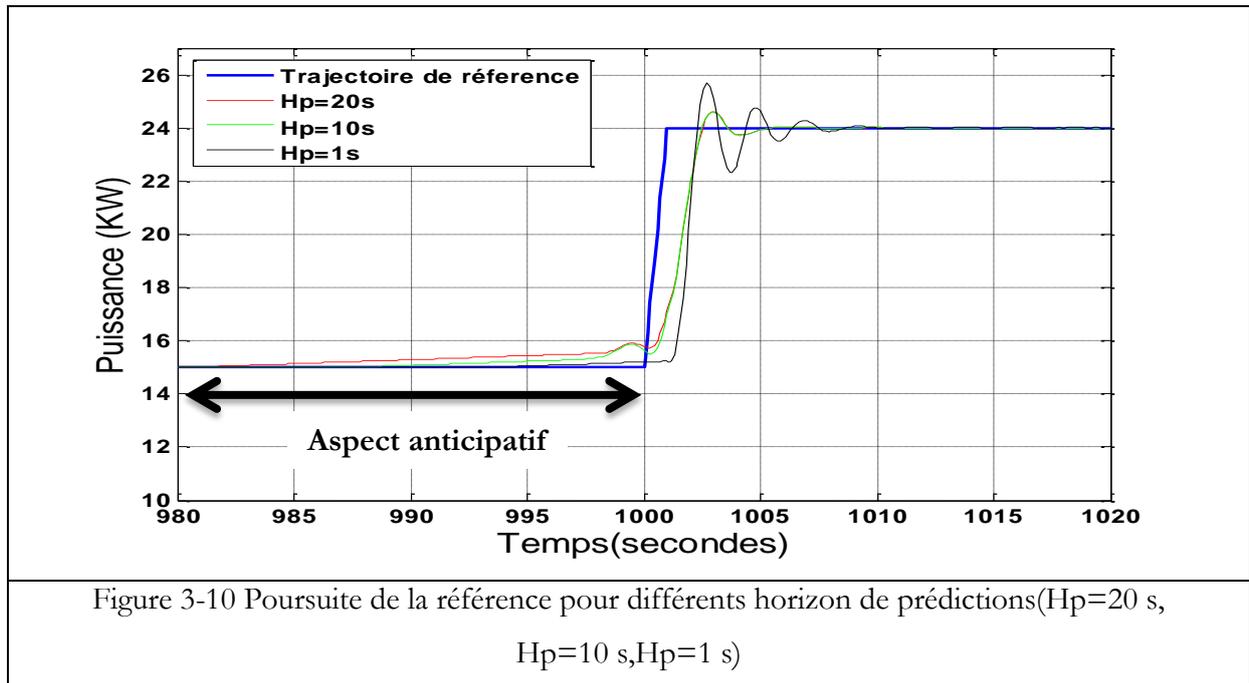
## II.5. Résultats de simulation

### II.5.1. Scénario a (changement brusque de la puissance)

Le choix de l'horizon de prédiction  $H_p$  joue un rôle important tant par la quantité d'informations fournie à l'algorithme, que du point de vue de la faisabilité numérique du problème d'optimisation. Sa détermination est basée sur des considérations physiques ayant trait au comportement du modèle en boucle ouverte, à l'objectif à atteindre ainsi que dans la prise en compte des contraintes.

Nous proposons d'étudier l'influence de l'horizon de prédiction sur les performances du système de commande. La Figure 3-10 illustre l'impact de ce paramètre sur la poursuite de la trajectoire. La courbe en bleu représente la valeur de la puissance de référence que la cellule multisources doit fournir. La période d'échantillonnage  $T_e$  vaut 1 s. L'horizon de prédiction  $H_p$  est pris constant pour chaque simulation (1 s, 10 s et 20 s). Les résultats montrent que l'objectif de la poursuite est parfaitement bien

suivi. La différence est principalement remarquable, autour de la variation brusque de la puissance de référence. Comme on peut le constater l'aspect anticipatif est bien présent.



Pour un horizon de prédiction trop court ( $H_p = 1s$ ) trop peu d'information est fournie, l'anticipation des changements se fait trop tard et cela explique la réaction du système au niveau de la commande, qui rend l'écart référence/charge plus grand. Pour un horizon long ( $H_p = 20s$ ), la commande est moins bruitée et on anticipe les variations un peu trop tôt, d'où un peu plus d'écart entre la charge et sa référence. Le choix de la valeur de l'horizon de prédiction doit satisfaire un compromis entre les deux tendances. Un horizon de prédiction faible, est moins gourmand en temps de calcul, mais trop peu prévoyant dans le comportement futur de la cellule multisources. Un horizon de prédiction élevé permet certes une bonne prise en compte du comportement futur de la cellule mais nécessite aussi un temps de calcul important. L'horizon de prédiction doit aussi tenir compte de la pertinence de la prédiction de la charge et de la ressource photovoltaïque. Nous verrons dans le chapitre IV, comment on peut adapter cet horizon à des situations particulières afin d'augmenter l'efficacité du superviseur.

### II.5.2. Scénario (profil solaire variable) et mise en évidence de l'intérêt des prédictions

On applique un profil solaire à la cellule multisources précédemment décrite. Le profil de la puissance solaire est représenté par la courbe de couleur verte. Comme on peut le constater, ce profil n'est pas régulier, ce qui correspond à des passages de nuages. Dans un premier temps, on va montrer

l'intérêt de l'exploitation des prédictions de la puissance solaire. Les valeurs futures de la puissance solaire sont calculées en utilisant une courbe de tendance obtenue par interpolation des valeurs présentes et passées. On constate, d'après la Figure 3-11, que l'écart entre la puissance demandée et la puissance produite est très faible lorsqu'on tient compte des prédictions. L'effet anticipatif du superviseur prédictif permet de générer les puissances de consigne à envoyer à la microturbine et à la batterie afin de compenser la variation brusque de la puissance solaire. Lorsque le superviseur ne tient pas compte des prédictions, on constate que la batterie ainsi que la microturbine ne peuvent répondre à une variation brusque de la puissance solaire à cause de leurs temps de réponse relativement élevés comparativement à l'intermittence de la puissance photovoltaïque.

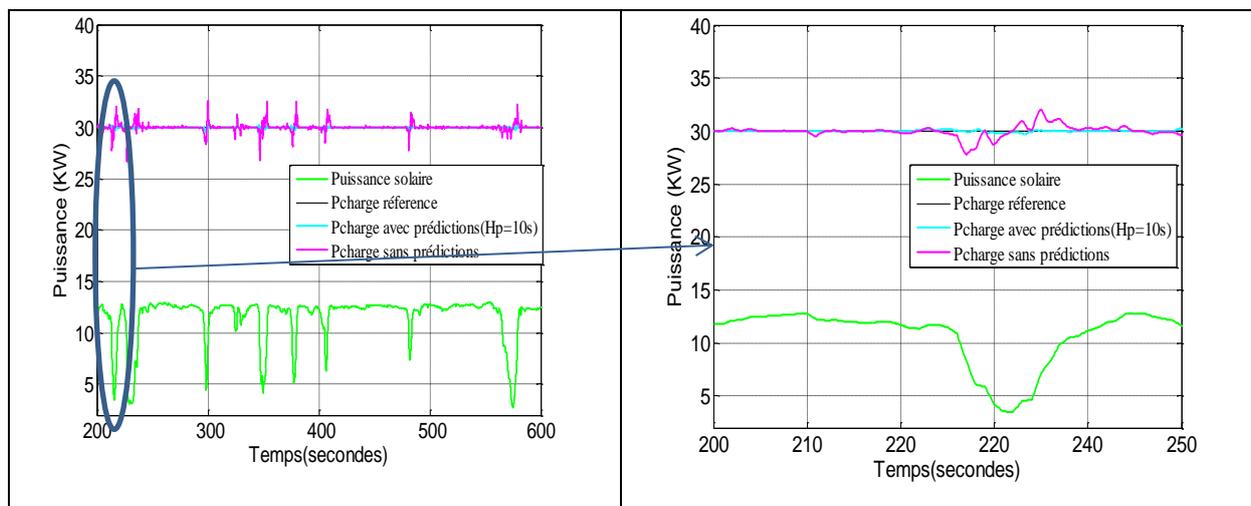


Figure 3-11 Puissance de la charge dans avec et sans tenir compte des prédictions

La Figure 3-12 montre la puissance de la microturbine, dans les deux cas considérés, c'est-à-dire le cas où les prédictions sont exploitées ( $H_p=10$  s) ou non exploitées. La courbe en bleu représente la puissance de la microturbine obtenue en tenant compte des prédictions, on remarque qu'il y a un décalage avec la courbe représentant la puissance de la MTG (sans prise en compte des prédictions). Cela est dû au fait que lorsque le profil futur de puissance est inconnu, la microturbine est sollicitée instantanément afin de répondre à une variation brusque de puissance photovoltaïque, ce qui n'est pas le cas lorsque la puissance solaire future est connue. L'état de charge de la batterie varie très peu (60%), puisque l'on a considéré une faible période de simulation.

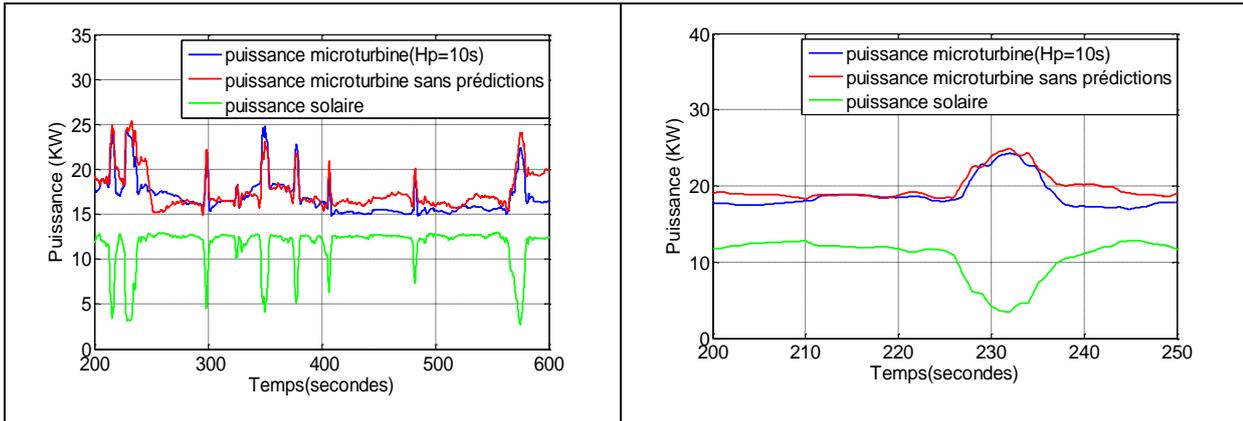


Figure 3-12 Puissance de microturbine avec et sans tenir compte des prédictions

### II.5.3. Scénario avec horizon de prédiction court ( $H_p = 10s$ ) et long ( $H_p = 50s$ )

Dans ce qui suit on va comparer l'influence du choix de l'horizon de prédiction sur les performances du superviseur prédictif. Pour cela, on a effectué deux tests avec un horizon de prédiction court ( $H_p=10s$ ) et relativement long ( $H_p=50s$ ). La Figure 3-13 montre la puissance de la charge dans ces deux cas de figure. La courbe de couleur bleue représente la puissance de la microturbine pour un horizon de prédiction long. Un zoom de la figure montre qu'en dépit d'une puissance solaire (courbe verte) relativement régulière (entre 200 et 220s), on constate un décalage entre la référence (30kW) et la puissance produite. Un horizon de prédiction long permet d'anticiper la variation de la puissance solaire un peu trop tôt, d'où cet écart résiduel. Avec un horizon de prédiction court, en l'occurrence  $H_p=10s$ , la puissance de référence est bien suivie.

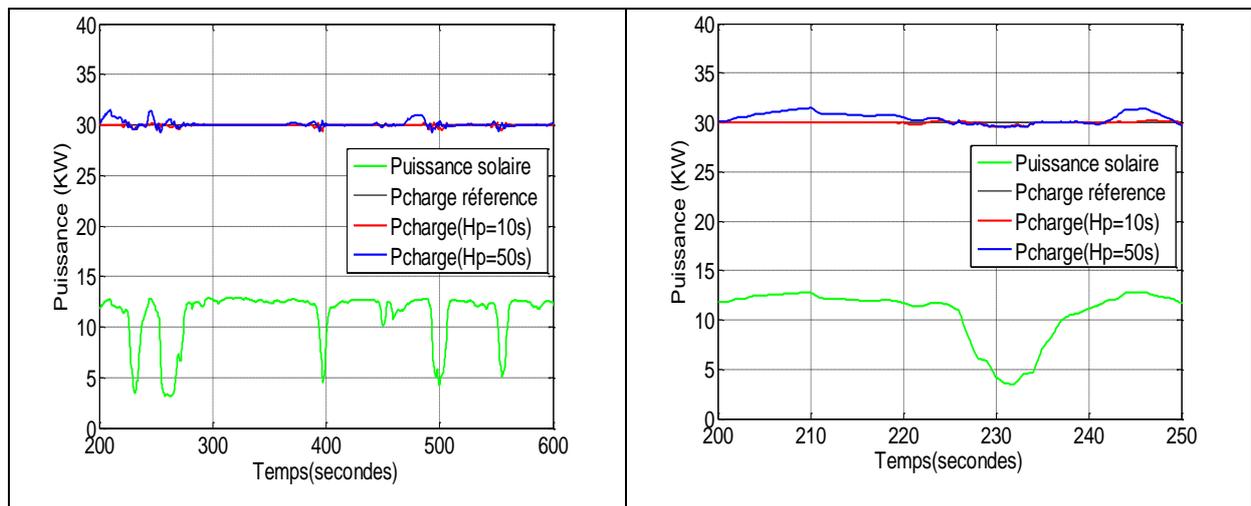


Figure 3-13 Comparaison entre un horizon de prédiction court ( $H_p=10s$ ) et un horizon de prédiction relativement long ( $H_p=50s$ )

La Figure 3-14 montre l'allure de la puissance de la microturbine dans les deux cas :  $H_p=10s$  et  $H_p=50s$ . On constate que la puissance de la microturbine anticipe trop tôt les variations de la

puissance solaire, ce qui induit des écarts lors de la poursuite de la référence. Par contre un horizon de prédiction court donne de meilleures performances.

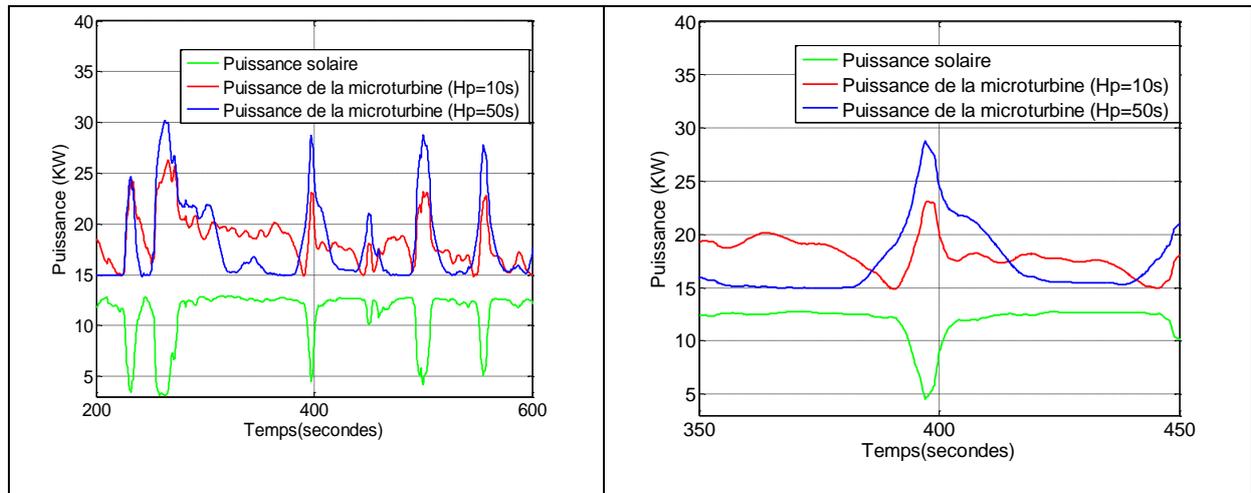


Figure 3-14 Allure de la puissance de la microturbine avec un horizon de prédiction court et long.

## II.6. Validation expérimentale des concepts développés

### II.6.1. Présentation de la plateforme à énergies réparties

La plateforme technologique Energies Réparties mise en place par l'équipe Réseaux du Laboratoire L2EP a pour objectif d'étudier le comportement des réseaux électriques du futur (Figure 3-15). Elle sert de support pédagogique et de recherche dans des études portant sur la coordination de production de sources d'énergie de natures différentes.

Elle regroupe des dispositifs de différentes natures : des sources de production (une centrale photovoltaïque de 18 kWc installée sur le toit de l'ENSAM de Lille), des dispositifs de stockage d'énergie (super condensateurs, batterie ) ou des charges ainsi que des dispositifs d'émulation statique ou dynamique de différentes natures (émulateur éolien, etc.).

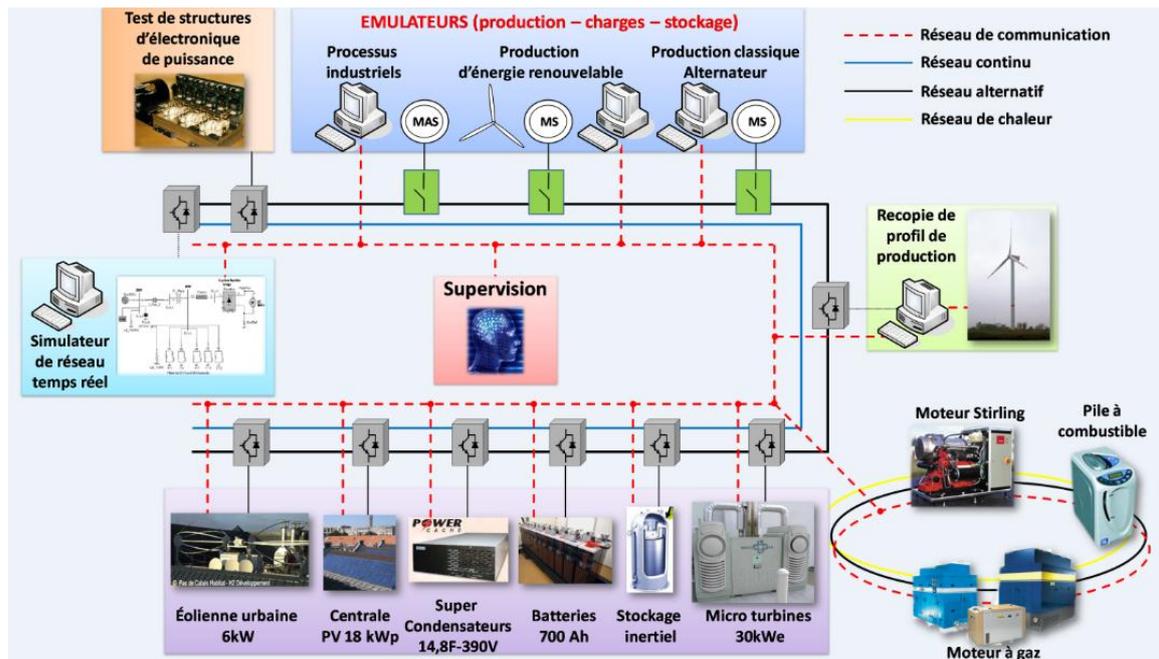


Figure 3-15 Synoptique de plateforme technologique énergies réparties

Elle intègre également un simulateur hybride temps réel RT-LAB au cœur de son système. Celui-ci peut s'interfacer avec des équipements réels au travers d'amplificateurs de puissance. C'est un simulateur temps réel de haute précision de type multiprocesseur utilisable pour des applications de type "Hardware In the Loop" (HIL) et "Power Hardware In the Loop" (PHIL). Ce sont des simulations hybrides en boucle fermée qui intègrent dans la boucle des composants physiques (par exemple un relais de protection), avec éventuellement des systèmes d'amplification lorsqu'il s'agit de composants de puissance (par exemple un émulateur d'éolienne). Un grand avantage du simulateur RT-LAB® est sa compatibilité avec l'outil logiciel SimPowerSystem (SPS) de l'environnement Matlab. Les différentes boîtes à outils de Matlab® et spécialement le Toolbox SPS nous permettent de faire un modèle complet de notre réseau de distribution sous ce simulateur.

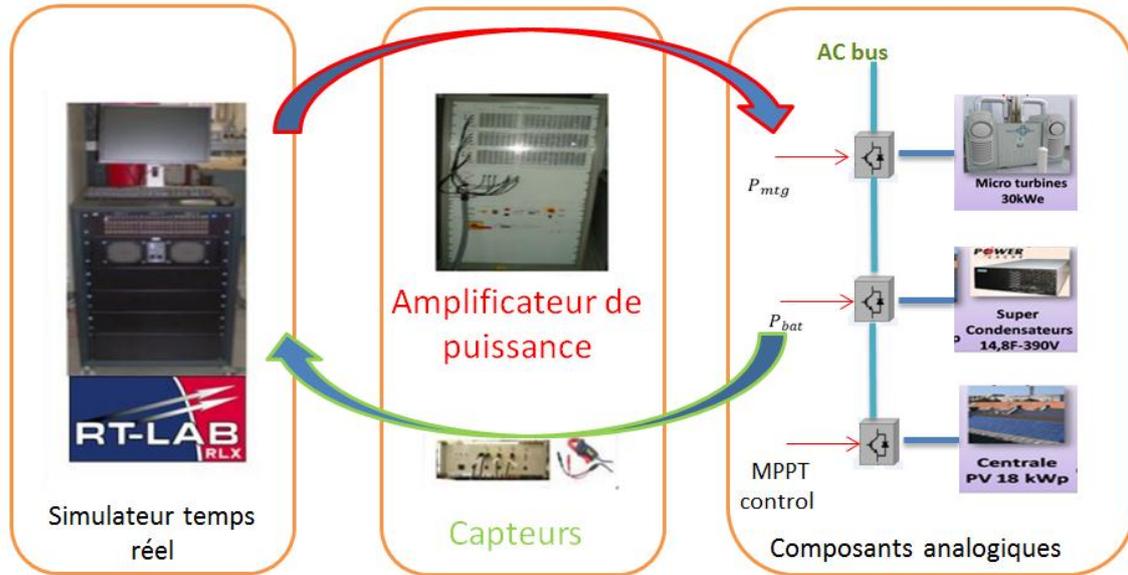


Figure 3-16 Principe de fonctionnement du simulateur Temps réel RT-LAB

## II.6.2. Banc de stockage

Afin d'intégrer un système de stockage réel dans la simulation temps réel, un banc de test automatisé a été réalisé au cours de ces travaux afin de contrôler la puissance échangée avec le réseau. Au moment où nous avons commencé l'implémentation des algorithmes développés, un tel système de stockage de batterie n'existait pas. Nous avons opté pour utiliser une super capacité déjà disponible et créer une armoire de puissance afin de contrôler le transit de puissance. Le temps de réponse de la super capacité étant très rapide, nous avons filtré la puissance de référence calculée par le superviseur prédictif afin de reproduire le comportement de la batterie.

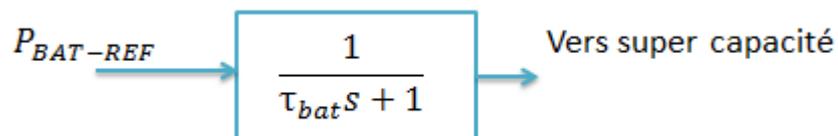


Figure 3-17 Reproduction du comportement de la batterie

La super capacité est connectée avec le réseau de distribution comme montré sur la Figure 3-18 via deux convertisseurs de puissance. Le premier est un onduleur monophasé utilisé comme hacheur entrelacé. Le courant issu de la batterie, divisé par deux, et chacun des courants sont envoyés vers un bras de l'onduleur monophasé. La commande contrôle les commutations des IGBT de telle sorte que les deux courants soient diphasés, et leur somme permet de réduire l'ondulation du courant et par

conséquent réduire la taille du filtre. L'onduleur triphasé va injecter ou absorber des courant alternatifs, et ce selon le signe de la puissance de référence souhaitée.

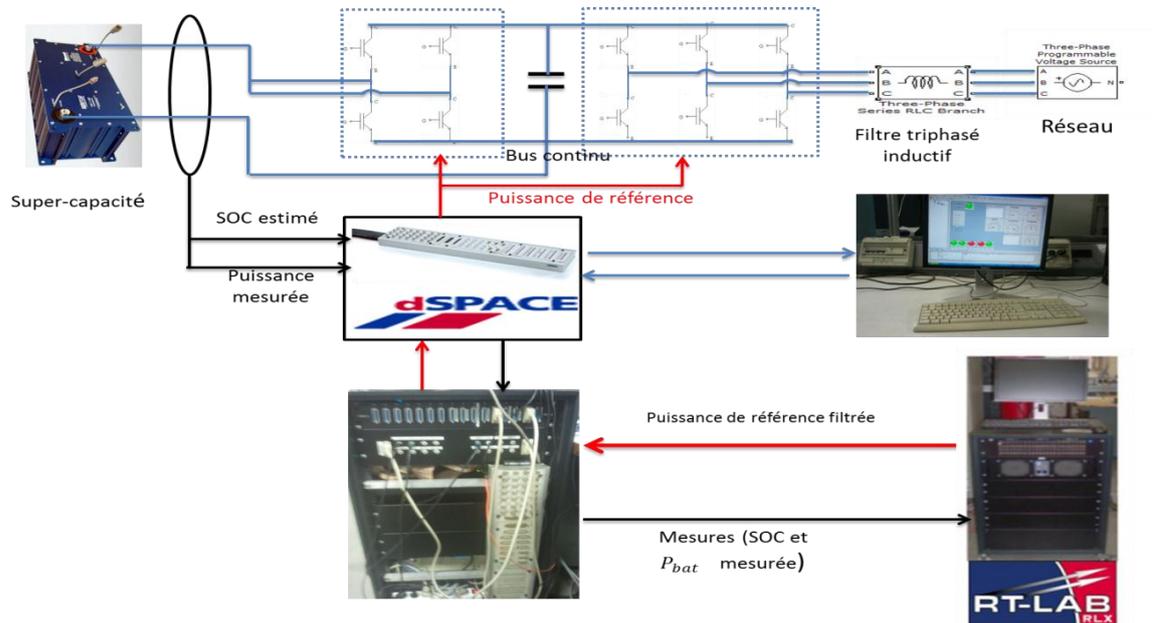


Figure 3-18 Synoptique général du banc de test

Une interface interactive sous control-desk a été créée afin d'envoyer les références et recevoir les mesures vers la carte entrées/sorties de la carte dSPACE. Plusieurs modes ont été créés : mode initial, mode charge, mode décharge, mode normal, l'interface permet de commander les différents contacteurs pour changer de mode. La référence de la puissance peut être introduite manuellement (à partir de l'interface) ou peut être envoyée par RT-Lab comme illustré sur la Figure 3-19. Ensuite les mesures de la puissance réelle et de l'état de charge de la batterie estimé sont ensuite envoyées au superviseur.

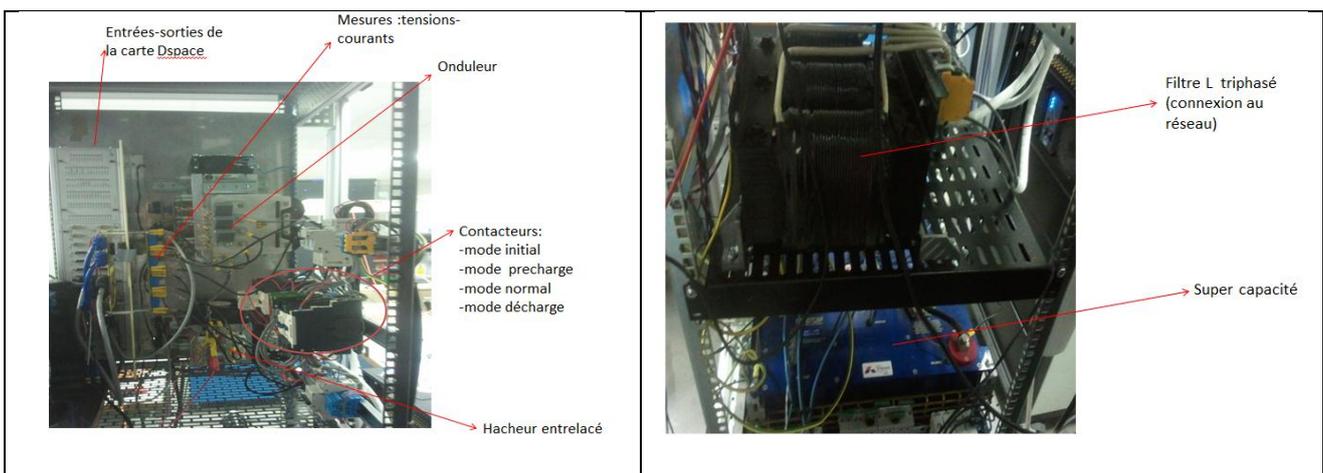


Figure 3-19 Armoire de puissance réalisée

Les résultats expérimentaux avec un système de stockage réel, panneaux solaires réels, microturbine virtuelle et réseau réel sont illustrés sur la figure 3-20 et ce pour une durée d'un quart d'heure.

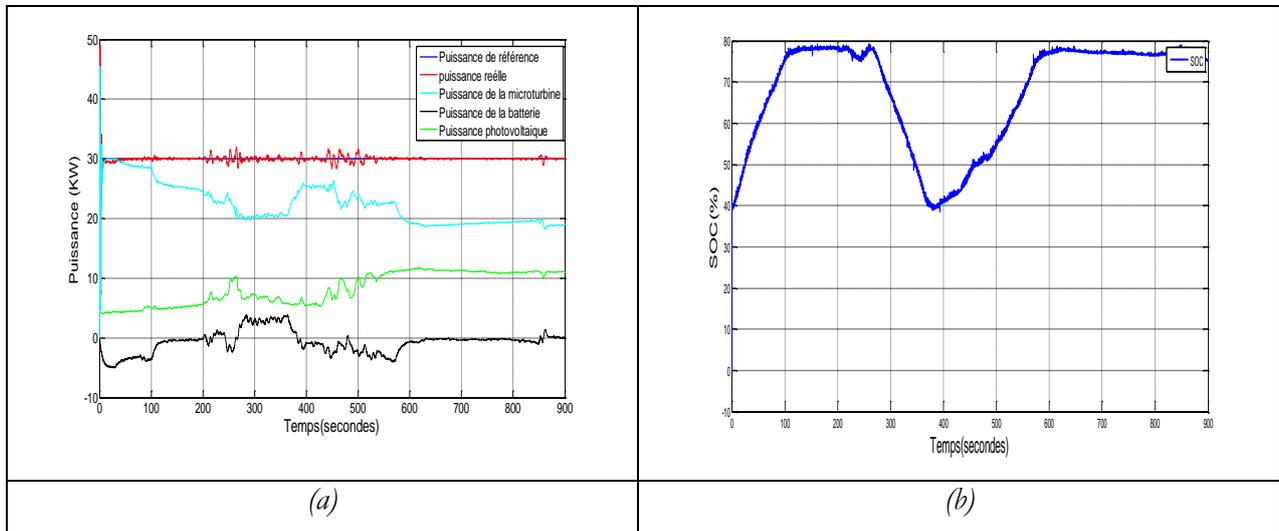


Figure 3-20 Résultats expérimentaux pour un profil de puissance relativement stable  $H_p=10$  s

La Figure 3-20 montre que pour un profil de puissance photovoltaïque relativement stable la puissance totale produite suit généralement bien la puissance de référence. La figure (b) montre que l'état de charge de la batterie respecte les contraintes imposée par le superviseur (0,3-0,8). Un profil de puissance photovoltaïque très fluctuant a été testé comme on peut le constater sur la Figure 3-21, les variations de puissance étant très brusques. L'horizon de prédiction considéré dans ce cas de figure est de 10 secondes. La forme d'onde de la puissance produite ne suit pas la puissance de référence, comme dans le cas précédent. Cela est dû aux variations de la puissance d'origine solaire ainsi que les éléments du système hybride dont les temps de réponses sont relativement lents par rapport à ces fluctuations.

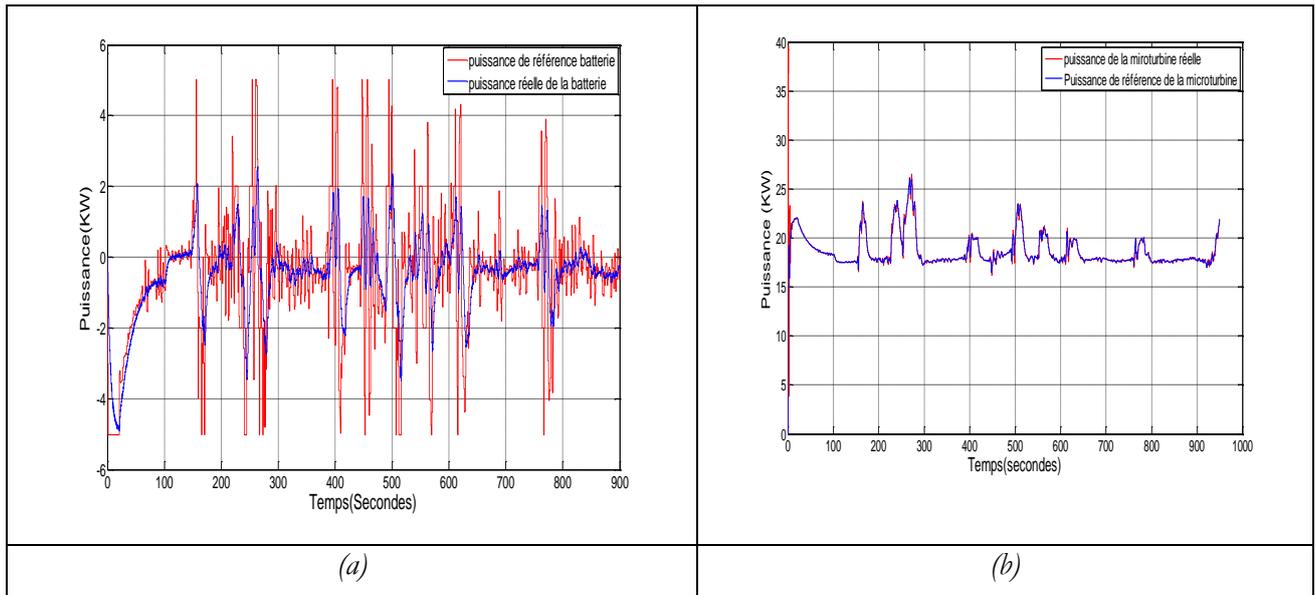


Figure 3-21 Allure des puissances de la microturbine (b) et de la batterie (a) ainsi que leurs références  $H_p=10s$

On constate que lorsque des variations brusques surgissent le superviseur sollicite la batterie plus que la microturbine car sa constante de temps est plus faible. Le superviseur génère la puissance de référence des composants non seulement pour maintenir l'équilibre entre la puissance produite et sa référence mais aussi pour réduire le cyclage de la batterie, et minimiser les coûts liés à la microturbine (fuel et émissions polluantes).

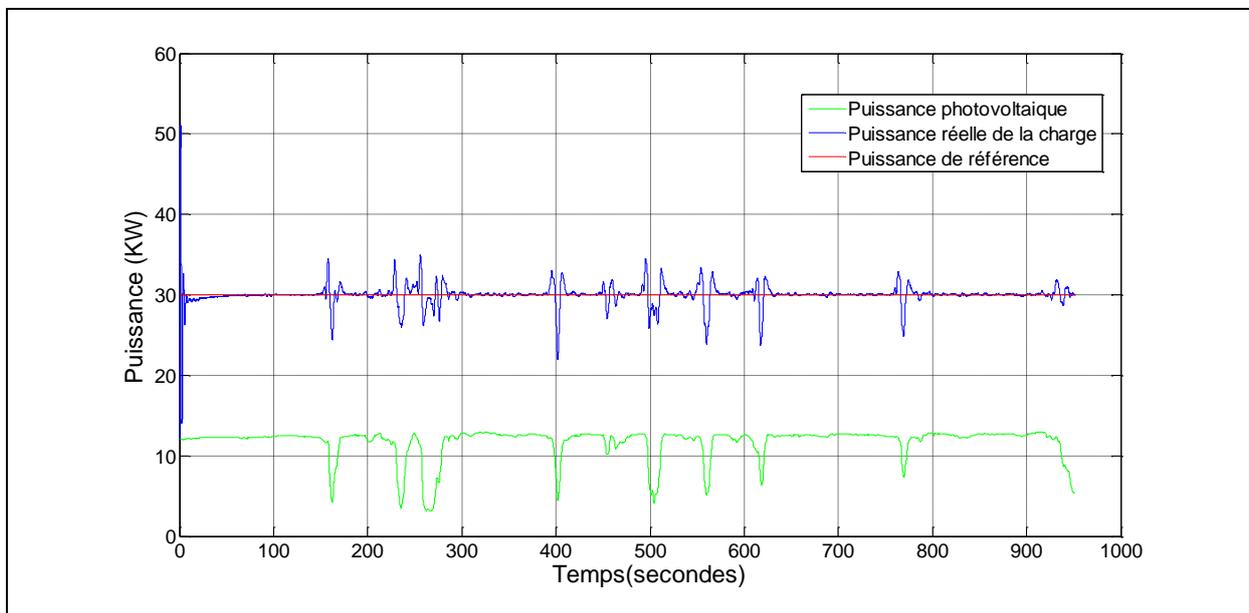


Figure 3-22 Allure de la puissance produite et de la puissance photovoltaïque avec prédictions  $H_p=10s$

La Figure 3-22 montre que les prédictions sont bien prises en compte par le superviseur lors de l'envoi des puissances de référence. L'effet anticipatif est bien visible. Afin de comparer l'intérêt de tenir compte des prédictions, le même profil photovoltaïque est appliqué à la cellule multisources mais cette fois ci sans tenir compte des prédictions. Les résultats expérimentaux sont illustrés sur la Figure 3-23. On constate que lorsqu'on ne tient pas compte des prédictions, la puissance produite suit mieux sa référence que dans le cas où les prévisions sont prises en compte par le superviseur. Comme le superviseur n'a pas d'information sur les futures valeurs des paramètres exogènes, la batterie est sollicitée plus souvent pour réduire l'écart entre la puissance réelle et sa référence car c'est l'élément qui possède la dynamique la plus rapide de la cellule multisources. Sachant que le problème est multiobjectif, le suivi de puissance ne peut être considéré seul comme « objectif ». En effet, la solution du problème d'optimisation doit tenir compte des autres termes de la fonction coût .

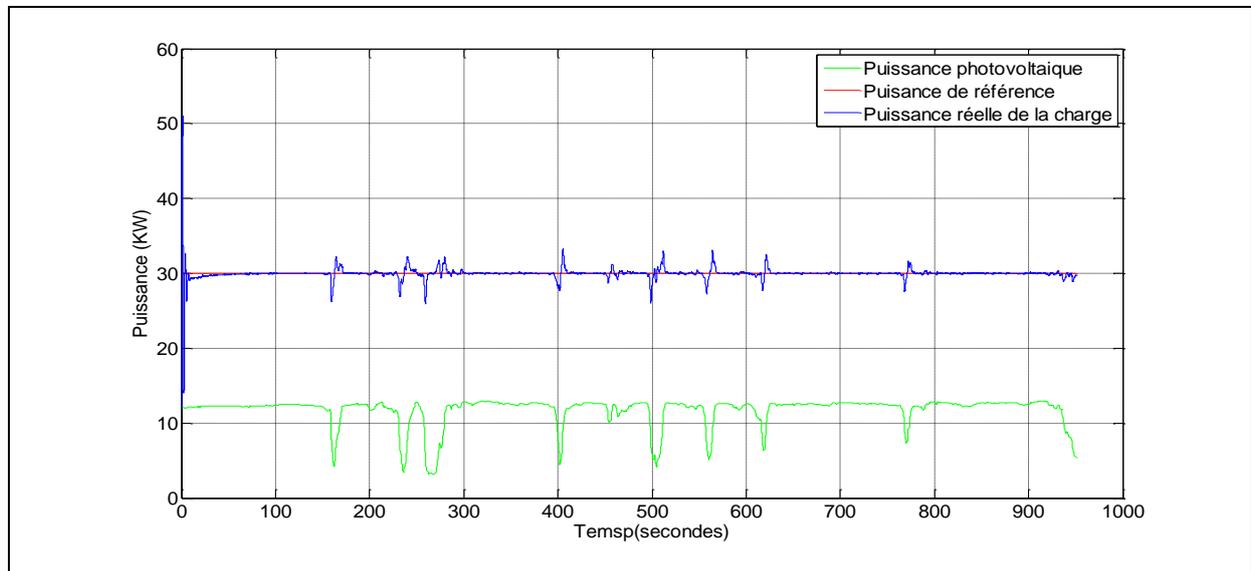


Figure 3-23 Allure de la puissance produite et de la puissance photovoltaïque sans prédictions

La Figure 3-24 montre l'état de charge de la batterie pour chacun des scénarii (avec et sans prédictions). On constate, que lorsqu'on tient compte des prédictions, la batterie est moins sollicitée et par conséquent moins utilisée. Notons, que la super capacité possède une très faible capacité comparativement à la batterie initialement dimensionnée (chapitre II). C'est la raison pour laquelle elle se charge en un laps de temps très court.

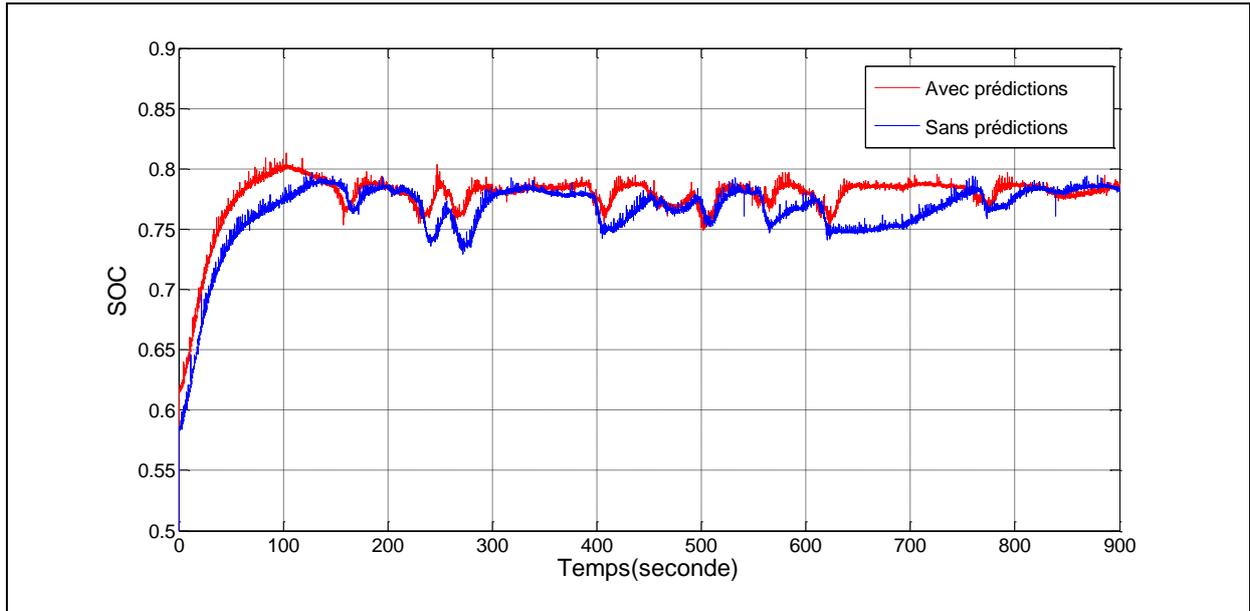


Figure 3-24 Allure de l'état de charge de la batterie

Afin de montrer l'intérêt de l'algorithme proposé, nous avons évalué les coûts de trois différents algorithmes et ce pour la cellule multisources avec la batterie dimensionnée avec le logiciel HOMER. Les résultats obtenus sont regroupés dans le tableau 3-7 et ce pour une journée.

	Algorithme hiérarchique	Superviseur prédictif sans prédictions	Superviseur prédictif avec prédictions
Emissions Co2 (Kg)	358	385.58	371.82
Coût des émissions (€)	6.098	6.555	6.321
Coût de fuel (€)	55.33	30.14	31.45
Coût d'usure de la batterie (€)	1.782	5.83	4.76
<b>Total (€)</b>	<b>63</b>	<b>42.52</b>	<b>42.53</b>

Tableau 3-7 Evaluation des différents algorithmes

On constate que l'algorithme hiérarchique qui privilégie la microturbine à la batterie présente le coût total le plus élevé. Néanmoins, la batterie n'est quasiment pas cyclée car elle n'est utilisée que rarement. Les deux algorithmes de supervision présente un coût global quasi identique. Par contre quand les prévisions sont prises en compte la batterie est moins utilisée, ce qui permet d'allonger sa durée de vie et éventuellement rentabiliser plus rapidement le système hybride. L'algorithme de supervision à base de commande prédictive qui tient compte des prédictions des paramètres exogènes, utilise la liaison au réseau dont l'énergie échangée est quasi nulle (intégrale d'erreur de puissance) afin de mieux gérer la puissance au niveau de la cellule multisources.

## **Conclusion**

Au cours du chapitre I, nous avons présenté quelques travaux sur les méthodes de supervision pour les systèmes multisources et nous nous sommes particulièrement intéressés à la supervision par commande prédictive. En effet, c'est un outil adapté au pilotage d'une cellule multisources, en raison de la possibilité de tenir compte des dynamiques intrinsèques de ces composants et des futurs profils de la charge et des ressources renouvelables. Ainsi, nous avons proposé un superviseur qui calcule les consignes à envoyer aux éléments contrôlables de la cellule multisources, sur un horizon de prédiction, en minimisant un critère non-linéaire formulé sous forme homogène (en €). Ce critère tient compte non seulement du suivi de puissance, mais aussi des émissions nocives, de la consommation de fuel ainsi que le « cyclage » de la batterie. La comparaison entre un superviseur à base de commande prédictive et un superviseur classique nous a permis d'apprécier l'aspect anticipatif du superviseur à base de commande prédictive qui permet d'évaluer la sortie future du système hybride et de prendre en compte des prédictions des paramètres exogènes. Le tableau comparatif 3-7 nous montre que le coût global de l'exploitation de la cellule multisources avec les deux algorithmes (avec prédictions et sans prédictions) est relativement le même. Néanmoins, on constate que le coût du cyclage est nettement inférieur si l'on tient compte des prédictions. Ainsi, nous avons montré l'importance de considérer les prédictions à court termes et de concevoir un critère qui doit non seulement tenir compte des performances de coût mais aussi de considérations liées aux éléments des systèmes, par exemple le vieillissement de la batterie. Le choix de la stratégie de supervision est primordial pour mieux intégrer les ressources renouvelables de façon massive dans les réseaux électriques, en combinaison à d'autres sources. Afin de montrer la validité de l'algorithme proposé, des expériences ont été réalisées sur un système réel.

L'objectif du chapitre suivant est de montrer la généralité de la stratégie développée en ajoutant d'autres éléments, et de faire varier l'horizon de prédiction en fonction de leurs pertinences.