

International PhD thesis in cotutelle

to obtain the Ph.D. degree in Electrical Engineering from
National Engineering School of Tunis

and the Ph.D. degree in Engineering control, Automation and
Robotics from

University of the Basque Country (UPV/EHU)

by

Zina BOUSSAADA

**Contribution à la Gestion et à la Commande des
Micro-réseaux par les Systèmes Multi Agents**

defended on October 13, 2018 at ENIT in front of the examination panel

Mrs. Ilhem SLAMA-BELKHODJA	Professor, ENIT	President
Mr Mohamed MACHMOUM	Professor, Polytech Nantes	Reviewer
Mr Joseph HAGGEGE	Professor, ENIT	Reviewer
Mr Aissa CHOUDER	Associate Professor, Univ. M sila	Guest
Mr Octavian CUREA	Professor, ESTIA	Guest
Mrs. Najiba MRABET BELLAAJ	Professor, ISI	Supervisor
Mr Haritza CAMBLONG	Professor, UPV/EHU	Supervisor

CONTRIBUTION A LA GESTION ET A LA COMMANDE DES MICRO-RESEAUX PAR LES SYSTEMES MULTI AGENTS

Mots clés

- Micro-réseau
 - Rayonnement Solaire direct
 - Gestion
 - Prédiction
 - Intelligence Artificielle
 - Système Multi Agent
 - Réseaux de Neurones Artificiels
 - NARX
-

Résumé

Afin de supporter le développement durable, le skipper basque Amaiur Alfaro a porté le défi de participer à la Vendée Globe 2020 avec un voilier de course à zéro émission de carbone. C'est dans ce cadre que s'inscrit cette thèse qui consiste à concevoir un système de gestion intelligente d'un micro-réseau à courant continu, alimenté uniquement par des énergies renouvelables, par des techniques de l'intelligence artificielle.

La première phase de notre travail a consisté à utiliser la technique des Réseaux de Neurones Artificiels (modèle NARX) pour la prédiction du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale. Cette prédiction a pour but de prédire la puissance produite par les panneaux PV installés dans le voilier, et de permettre ainsi une bonne gestion de l'énergie.

Dans une deuxième phase, un système de gestion intelligente a été conçu en utilisant la technique des Systèmes Multi Agents (SMA). Le système de gestion conçu a pour but de garantir l'équilibre entre la production et la consommation de l'énergie électrique tout en prenant en compte plusieurs contraintes et critères.

Les essais de simulation effectués pour tester le système de gestion conçu ont considéré différentes contraintes du système électrique du voilier. De plus, ils ont été réalisés dans le cadre de scénarii qui décrivent différentes conditions de navigation. Les résultats, très prometteurs, montrent l'efficacité des SMA dans la gestion de l'énergie électrique dans un voilier.

CONTRIBUTION TO THE MANAGEMENT AND CONTROL OF MICRO-GRIDS BY MULTIAGENT SYSTEMS

Keywords

- Microgrid
 - Direct Solar Radiation
 - Management
 - Prediction
 - Artificial intelligence
 - Multi Agent System
 - Artificial Neural Networks
 - NARX
-

Abstract

To support sustainable development, the Basque skipper Amaiur Alfaro has taken the challenge to participate in the “Vendée Globe 2020” with a zero-carbon racing sailboat. The proposed research project fits into this context. It aims to design a smart management system for a direct current micro-grid, supplied exclusively by renewable sources, using the techniques of artificial intelligence.

The first phase of our work has consisted in using Artificial Neural Networks technique (NARX model) for the prediction of direct solar radiation on a horizontal surface. This prediction is intended to predict the power produced by the PV arrays installed in the sailboat, and thus enable good energy management.

In a second phase, an intelligent management system has been designed using the Multi Agent Systems (SMA) technique. The purpose of the designed management system is to ensure a balance between the production and consumption of electricity taking into account several constraints and criteria.

The simulation tests, carried out to test the designed management system, have considered various constraints of the sailboat electric system. Moreover, they have been performed in the context of scenarios which describe different navigation conditions. The results, very promising, show the efficiency of MASs use in the management of electric power in a sailboat.

CONTRIBUTION A LA GESTION ET A LA COMMANDE DES MICRO-RESEAUX

Mots clé

- Micro-réseau
- Rayonnement Solaire direct
- Gestion
- Prédiction
- Intelligence Artificielle
- Système Multi Agent
- Réseaux de Neurones Artificiels
- NARX

Résumé Étendu

A l'heure du développement durable et de l'épuisement remarquable des ressources fossiles, les énergies renouvelables sont de plus en plus utilisées. C'est toute une politique d'instauration de sources d'énergie renouvelables qui s'étale actuellement à l'échelle internationale.

De ce fait, l'intégration des énergies renouvelables dans le réseau électrique a augmenté la complexité du réseau d'une part, et a changé sa structure d'autre part. En fait, vu leur dispersion sur différents sites, les ressources d'énergies renouvelables ont rendu possible la production d'énergie distribuée et la bidirectionnalité du flux d'énergie dans les réseaux électriques. Les mêmes lignes électriques sont utilisées pour que le réseau absorbe l'énergie renouvelable produite par les clients et pour approvisionner ces mêmes clients. L'intégration de cette production distribuée dans le réseau peut être facilitée par la mise en place de micro-réseaux (MR) basés sur la localisation géographique.

Concomitamment, il existe un développement important des techniques de l'Intelligence Artificielle inspirées du raisonnement humain (Logique Floue), de la sélection naturelle (Algorithmes Génétiques), du fonctionnement du système nerveux des êtres humains (Réseaux de Neurones), et des comportements sociaux de certaines espèces (Systèmes Multi Agents).

L'idée directrice de ce travail est de profiter du développement et des avantages de ces techniques intelligentes pour assurer le fonctionnement d'un micro-réseau installé dans un voilier de course. En effet, le skipper basque Amaiur Alfaro a un grand défi pour le Vendée Globe 2020. Il aimerait être le premier skipper à terminer la course en utilisant uniquement des sources renouvelables comme des éoliennes, des panneaux PV, un hydro-générateur et un système de récupération d'énergie.

Ce défi nécessite la conception d'un système avancé de gestion de l'énergie qui doit garantir l'équilibre entre la production et la consommation en tenant compte, entre autres, de l'estimation de l'énergie électrique journalière disponible, afin de déterminer le moment et la quantité d'énergie à stocker.

Ce travail de recherche s'articule sur deux grandes phases. La première consiste à obtenir un prédicteur performant de l'irradiation solaire directe sur une surface horizontale en utilisant la technique des Réseaux de Neurones Artificiels dynamiques, dans le but d'utiliser les résultats pour la prédiction de la production d'énergie photovoltaïque dans le voilier.

Le premier chapitre de la thèse présente un état de l'art sur la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux et les deux autres chapitres décrivent l'ensemble des travaux de recherche menés et les différents résultats obtenus.

Nous avons divisé le premier chapitre en deux parties. La première partie a été consacrée à la gestion de l'énergie dans les MRs. Pour cela nous avons défini le concept du MR et exposé les différentes problématiques qui lui sont liées en présentant les techniques de gestion utilisées dans la littérature. Le but était de pouvoir choisir la technique la plus adéquate pour la gestion du MR implémenté dans notre travail. Vu l'aspect décentralisé du MR et la grande variation des conditions de son fonctionnement pour notre cas, nous avons choisi d'utiliser la technique des Systèmes Multi Agents (SMA). Pour cela nous avons défini un SMA, un agent général, un agent logiciel et un agent physique. En plus, nous avons présenté les propriétés et les caractéristiques importantes concernant le fonctionnement d'un SMA.

Dans la deuxième partie du premier chapitre nous nous sommes intéressés à la prédiction, une étape nécessaire qui doit précéder la gestion de l'énergie dans les MRs. Vu l'intermittence de la production PV qui constitue une partie principale de la production du MR implémenté, nous nous sommes focalisé sur la prédiction du rayonnement solaire, variable météorologique responsable de la production PV. Un état de l'art de ce qui a été fait dans la littérature a montré

que la prédiction d'une série temporelle en général, et du rayonnement solaire en particulier requiert l'utilisation de techniques non linéaires. L'aspect statistique du rayonnement solaire et l'absence des informations suffisantes menant à sa modélisation nous a incités à opter une technique utilisant un modèle « boîte noire », dotée d'une bonne capacité d'apprentissage : celle des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA). Pour cela dans le dernier paragraphe de ce chapitre, nous avons développé les caractéristiques des différents modèles des RNA en mettant l'accent sur les principaux paramètres qui nous ont permis de les utiliser par la suite.

Nous avons consacré le deuxième chapitre à la prédiction du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale à moyen terme en utilisant la technique des RNA dynamiques. Le modèle du RNA que nous avons choisi est le modèle NARX.

En étudiant la provenance et les transformations que subit le rayonnement solaire pour atteindre la surface terrestre, nous l'avons décomposé en une composante déterministe et une composante statistique.

En ce qui concerne la première section du chapitre, nous avons défini les paramètres nécessaires pour calculer le modèle « ciel clair » du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale, qui modélise la composante déterministe du rayonnement. Nous avons aussi effectué une étude comparative dans le but de déterminer trois paramètres constructifs du rayonnement solaire : la déclinaison solaire δ , l'équation du temps E et le facteur de correction de la distance terre-soleil K_D .

Quant à la deuxième section, elle a été consacrée à la prédiction du rayonnement solaire. Nous avons commencé par la définition du modèle NARX du RNA puis nous avons insisté sur les propriétés que nous avons exploitées dans notre travail. Par la suite, nous avons présenté la base de données utilisée pour la prédiction et les critères d'évaluation qui sont l'erreur quadratique moyenne « Mean Square Error » MSE et la moyenne journalière de l'erreur de puissance « Daily Mean of the Power Error » DMPE. La sortie désirée du réseau de neurones est le rayonnement solaire global mesurée par la station Météo d'ESTIA-Bidart, et les entrées sont le modèle « ciel clair » du rayonnement direct qui a été défini dans la première section et la couverture nuageuse que nous avons présentée ultérieurement et qui représente la composante statistique du rayonnement solaire. Les données de départ de la couverture nuageuse sont des

prévisions espacées d'un pas de $0,25^\circ$ en latitude et en longitude, et avec un intervalle de temps de 3 h, et téléchargées du site Web www.zygrib.org. Nous avons donc proposée deux interpolations à appliquer pour ces données de prévision, une géographique et une temporelle, et ce pour pouvoir construire l'entrée du réseau de neurones.

Par la suite nous avons exposé les résultats obtenus et le modèle proposé. L'idée principale de notre solution est de faire un apprentissage régulier une fois par jour (à minuit), afin de prendre en compte plusieurs paramètres, tels que la couverture nuageuse, les caractéristiques solaires et la mobilité du voilier. Après avoir présenté synthétiquement les résultats des simulations, nous avons préparé une base de données adéquate qui consiste en une base d'apprentissage et de test de 10 jours, dont les données sont filtrées à un pas de temps glissant de 30 minutes étalé sur un intervalle d'une heure. Le réseau NARX final contient 15 neurones dans les deux couches cachées et un neurone dans la couche de sortie. La fonction d'activation des couches cachées est sigmoïde, et celle de la couche de sortie est tangente hyperbolique. La génération des poids initiaux est aléatoire. La MSE et la DMPE sont les critères utilisés pour le choix des paramètres optimaux.

A la fin de la deuxième section du deuxième chapitre, nous avons effectué le traitement de données nécessaire pour appliquer l'apprentissage à bord. En effet la nébulosité et le rayonnement solaire global mesuré sont des données facilement récupérables même pendant la navigation vu que le téléchargement du fichier GRIB est fait au préalable et que la mesure du rayonnement global est réalisée par une station météo portable. Cependant le calcul du modèle « ciel clair » du rayonnement solaire direct demande la récupération de la date et heure, la latitude et la longitude. Un traitement des données reçues des instruments à bord par le réseau du voilier a permis un décodage des trames qui circulent dans ce réseau et la récupération des paramètres nécessaires.

La deuxième phase de ce travail s'articule sur la gestion des MRs par les SMA. C'est le sujet du troisième chapitre. En fait, la complexité de la gestion des MRs varie en fonction de la composition de ces derniers, des conditions dans lesquelles ils fonctionnent et des contraintes étudiées par le gestionnaire. Les caractéristiques et spécificités du MR étudié dans ce travail de recherches sont particulières vu que:

- le MR étudié est alimentée seulement en énergies renouvelables,

-
- le MR est mobile, installé dans un voilier dont le trajet est fortement dépendant des conditions météorologiques (vitesse et sens du vent),
 - il s'agit d'un voilier de course, ainsi la vitesse et la continuité de service sont deux contraintes principales dans la gestion.

Pour cela, dans un premier temps, nous avons présenté le modèle global du MR étudié en décrivant sa structure. Ensuite nous avons modélisé chaque élément par un modèle dans l'environnement Matlab-Simulink qui se base sur les équations de l'électricité et le principe de fonctionnement de l'élément.

Une fois le MR modélisé, nous sommes passé à la présentation du SMA proposé. Nous avons donc défini sa structure :

- un agent a été associé à chaque producteur d'énergie,
- le chargeur a été combiné avec l'agent qui lui est associé,
- en ce qui concerne les charges, en se basant sur leur répartition en charges prioritaires, secondaires et inertielles nous leurs avons affecté un agent à chaque catégorie,
- trois agents logiciels supplémentaires ont été implémentés pour assurer la bonne gestion du MR, un agent « superviseur », un agent « prédiction » et un agent « interface graphique ».

Par la suite, nous avons identifié la structure et le principe de fonctionnement et d'interaction de chaque agent avec son environnement. A la fin nous avons présenté les résultats obtenus en montrant divers scénarii relatifs aux conditions de navigation du voilier et nous avons constaté que l'utilisation des SMA pour la gestion du MR étudié apporte un gain en termes d'efficacité énergétique. En effet, le caractère distribué du SMA et l'interaction entre les agents permettent de :

- alimenter tous les types de charge au maximum possible, ce qui assure la continuité de service dans le MR,
- contrôler la variation du SOC de la batterie en permanence et d'une façon efficace, ce qui contribue protéger la batterie et à augmenter sa durée de vie,
- profiter de la disponibilité de la production PV d'une façon maximale, en minimisant le lancement de l'hydro-générateur dans l'eau et ainsi en améliorant la vitesse de la navigation du voilier,

- favoriser l'utilisation des ressources renouvelables, qui malgré leur caractère intermittent, constituent une source sûre d'électricité même dans un cas extrême (voilier de course), quand leur utilisation est bien étudiée au préalable (dimensionnement des éléments du MR, optimisation du poids pour une bonne navigation).

Pour conclure, les résultats obtenus durant ce travail de recherche ont montré à la fois l'efficacité des RNA pour la prédiction de la production PV, et celle des SMA pour la gestion de l'énergie. Ceci est prometteur pour l'étude des MRs en général et pour l'application des techniques de l'intelligence artificielle pour la gestion des MRs en particulier.

CONTRIBUCIÓN A LA GESTIÓN Y CONTROL DE MICRO-REDES MEDIANTE SISTEMAS MÚLTIAGENTE

Palabras clave

- Micro-red
 - Radiación solar directa
 - Gestión
 - Predicción
 - Inteligencia Artificial
 - Sistemas Multiagente
 - Redes Neuronales Artificiales
 - NARX
-

Resumen

A la hora del desarrollo sostenible y del notable agotamiento de los recursos fósiles, las energías renovables se utilizan cada vez más. Es toda una política de desarrollo de fuentes de energía renovables que se está difundiendo internacionalmente.

Como resultado, la integración de las energías renovables en la red eléctrica ha aumentado la complejidad de la red, por un lado, y ha cambiado su estructura por el otro. De hecho, dada su dispersión en diferentes sitios, los recursos de energía renovable han hecho posible la producción de energía distribuida y la bi-direccionalidad del flujo de energía en las redes eléctricas. Las mismas líneas eléctricas se utilizan para que la red absorba la energía renovable producida por los clientes y para abastecer a estos mismos clientes. La integración de esta producción distribuida en la red se puede facilitar mediante el establecimiento de micro-redes (MR) basadas en la ubicación geográfica.

Concomitantemente, hay un importante desarrollo de las técnicas de Inteligencia Artificial inspiradas en el razonamiento humano (Lógica Difusa), la selección natural (Algoritmos Genéticos), el funcionamiento del sistema nervioso de los seres humanos (Redes Neuronales) y los comportamientos sociales de ciertas especies (sistemas multiagente).

La idea principal de este trabajo es aprovechar el desarrollo y las ventajas de estas técnicas inteligentes para garantizar el funcionamiento de una micro-red instalada en un barco de carreras. De hecho, el patrón vasco Amaiur Alfaró tiene un gran desafío para la Vendée Globe

2020. Le gustaría ser el primer patrón en terminar la carrera utilizando solo fuentes renovables como turbinas eólicas, paneles fotovoltaicos, un hidro-generador y un sistema de recuperación de energía.

Este desafío requiere el diseño de un sistema avanzado de gestión de la energía que garantice el equilibrio entre la producción y el consumo, teniendo en cuenta, entre otras cosas, la estimación de la energía eléctrica diaria disponible, a fin de determinar el momento y la cantidad de energía a almacenar.

Este trabajo de investigación se estructura en dos fases principales. En la primera se busca obtener un predictor de alto rendimiento de la irradiación solar directa en una superficie horizontal utilizando la técnica de Redes Neuronales Artificiales Dinámicas, con el objetivo de utilizar los resultados para la predicción de la producción de energía fotovoltaica en el velero.

El primer capítulo de la tesis presenta un estado del arte sobre la gestión de la energía en micro-redes y los otros dos capítulos describen todo el trabajo de investigación realizado y los diferentes resultados obtenidos.

Dividimos el primer capítulo en dos partes. La primera parte fue dedicada a la gestión de la energía en las MRs. Para este propósito, hemos definido el concepto de MR y hemos expuesto los diversos problemas relacionados con él mediante la presentación de las técnicas de gestión utilizadas en la literatura. El objetivo era poder elegir la técnica más adecuada para la gestión de la MR implementada en nuestro trabajo. Teniendo en cuenta el aspecto descentralizado de la MR y la gran variación de las condiciones de su funcionamiento para nuestro caso, optamos por utilizar la técnica de los sistemas múltiage (SMA). Para esto, definimos un SMA, un agente general, un agente de software y un agente físico. Además, presentamos las propiedades y las características importantes relacionadas con el funcionamiento de un SMA.

En la segunda parte del primer capítulo, nos hemos interesado a la predicción, un paso necesario que debe preceder la gestión de la energía en las MR. Dada la intermitencia de la producción fotovoltaica, que es una parte importante de la producción en la MR implementada, nos centramos en la predicción de la radiación solar, la variable meteorológica responsable de la producción fotovoltaica. Un estado del arte de lo que se ha hecho en la literatura ha demostrado que la predicción de una serie temporal en general, y la de la radiación solar en particular,

requiere el uso de técnicas no lineales. El aspecto estadístico de la radiación solar y la falta de información suficiente que conduzca a su modelado nos ha llevado a optar por una técnica que utiliza un modelo de "caja negra", con una buena capacidad de aprendizaje: la de las Redes Neuronales Artificiales (RNA). Para esto, en el último párrafo de este capítulo, hemos desarrollado las características de los diferentes modelos de RNA enfocando en los principales parámetros que nos permitieron usarlos más adelante.

Dedicamos el segundo capítulo a la predicción de la radiación solar directa en una superficie horizontal a medio plazo utilizando la técnica de RNA dinámica. El modelo de RNA que elegimos es el modelo NARX.

Al estudiar la fuente y las transformaciones que sufre la radiación solar para alcanzar la superficie de la Tierra, la hemos descompuesto en un componente determinista y un componente estadístico.

En la primera sección del capítulo, hemos definido los parámetros necesarios para calcular el modelo de "cielo despejado" de radiación solar directa en una superficie horizontal, que modela el componente determinista de la radiación. También realizamos un estudio comparativo para determinar tres parámetros constructivos de la radiación solar: la declinación solar, la ecuación del tiempo E y el factor de corrección de la distancia tierra-sol K_D .

En cuanto a la segunda sección del capítulo, se dedicó a la predicción de la radiación solar. Comenzamos con la definición del modelo NARX de la RNA e insistimos en las propiedades que explotamos en nuestro trabajo. Posteriormente, presentamos la base de datos utilizada para la predicción y los criterios de evaluación, que son el error cuadrático medio "Mean Square Error" MSE y el promedio diario del error de potencia "Daily Mean of the Power Error" DMPE. La salida deseada de la red neuronal es la radiación solar global medida por la estación meteorológica de ESTIA-Bidart, y las entradas son el modelo de "radiación de cielo despejado" de radiación directa que se ha definido en la primera sección y la cubierta de nubes que se presenta más adelante y representa el componente estadístico de la radiación solar. Los datos de salida de la cubierta de nubes son pronósticos espaciados con una diferencia de 0.25° en latitud y longitud, con un intervalo de tiempo de 3 horas, y se descargan desde el sitio web www.zygrib.org. Por lo tanto, hemos propuesto dos interpolaciones que se aplicarán para estos

datos de previsión, uno geográfico y otro temporal, y esto para poder construir la entrada de la red neuronal.

Posteriormente, presentamos los resultados obtenidos y el modelo propuesto. La idea principal de nuestra solución es realizar un aprendizaje regular una vez al día (a medianoche), para tener en cuenta varios parámetros, como la cubierta de nubes, las características solares y la movilidad del barco. Después de presentar de forma sintética los resultados de las simulaciones, hemos preparado una base de datos adecuada que consta de una base de datos de prueba y aprendizaje de 10 días, cuyos datos se filtran en un intervalo de tiempo de 30 minutos en un intervalo de una hora. La red NARX final contiene 15 neuronas en las dos capas ocultas y una neurona en la capa de salida. La función de activación de las capas ocultas es sigmoïdal y la de la capa de salida es tangente hiperbólica. La generación de los pesos iniciales es aleatoria. El MSE y el DMPE son los criterios utilizados para elegir los parámetros óptimos.

Al final de la segunda sección del segundo capítulo, realizamos el procesamiento de datos necesario para aplicar el aprendizaje a bordo. De hecho, la nubosidad y la radiación solar global medida son datos fácilmente recuperables incluso durante la navegación, ya que la descarga del archivo GRIB se realiza de antemano y la medición de la radiación global se realiza mediante una estación meteorológica portátil. Sin embargo, el cálculo del modelo de "radiación de cielo despejado" de la radiación solar directa requiere la recuperación de la fecha y la hora, la latitud y la longitud. Un procesamiento de los datos recibidos de los instrumentos a bordo por la red de veleros permitió una decodificación de las tramas que circulan en esta red y la recuperación de los parámetros necesarios.

La segunda fase de este trabajo se centra en la gestión de MRs mediante los SMA. Este es el tema del tercer capítulo. De hecho, la complejidad de la gestión de MRs varía según la composición de las MRs, las condiciones en las que operan y las restricciones estudiadas por el gerente. Las características y especificidades de la MR estudiada en este trabajo de investigación son particulares ya que:

- La MR estudiada está alimentada solo con energías renovables,
- La MR es móvil, instalada en un velero cuyo recorrido depende en gran medida de las condiciones meteorológicas (velocidad y dirección del viento),

-
- Es un yate de carreras, por lo que la velocidad y la continuidad del servicio son dos limitaciones principales en la gestión.

Para eso, al principio, presentamos el modelo global de la MR estudiada describiendo su estructura. Luego modelamos cada elemento con un modelo en el entorno de Matlab-Simulink que se basa en las ecuaciones de la electricidad y el principio de funcionamiento del elemento.

Una vez que se modeló la MR, pasamos a la presentación del SMA propuesto. Así definimos su estructura:

- un agente ha sido asociado con cada productor de energía,
- el cargador se ha combinado con el agente asociado con él,
- con respecto a las cargas, basándose en su repartición en cargas prioritarias, secundarias e inerciales, les asignamos un agente para cada categoría,
- se han implementado tres agentes de software adicionales para garantizar la gestión adecuada de la MR, un agente "supervisor", un agente de "predicción" y un agente de "interfaz gráfica".

Posteriormente, identificamos la estructura y el principio de operación e interacción de cada agente con su entorno. Al final, presentamos los resultados obtenidos al mostrar varios escenarios relacionados con las condiciones de navegación y encontramos que el uso del SMA para la gestión de la MR estudiada ofrece una ganancia en términos de eficiencia energética. De hecho, el carácter distribuido del SMA y la interacción entre los agentes hacen posible:

- suministrar todo tipo de carga lo más posible, lo que garantiza la continuidad del servicio en la MR,
- controlar la variación del estado de carga ("state of charge", SOC) de la batería de forma permanente y eficiente, lo que contribuye a proteger la batería y aumentar su vida útil,
- maximizar la disponibilidad de la producción fotovoltaica minimizando el lanzamiento del hidro-generador al agua y mejorando así la velocidad de navegación del barco.
- promover el uso de recursos renovables, que, a pesar de su naturaleza intermitente, son una fuente confiable de electricidad incluso en un caso extremo (yate de carreras), cuando su uso está bien estudiado de antemano (tamaño de los elementos de la MR, optimización del peso para una buena navegación).

En conclusión, los resultados obtenidos durante este trabajo de investigación han demostrado tanto la efectividad de las RNA en la predicción de la producción fotovoltaica como la de los SMA para la gestión de la energía. Esto es prometedor para el estudio de MRs en general y para la aplicación de técnicas de inteligencia artificial para la gestión de MRs en particular.

AVANT PROPOS

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au sein du Laboratoire des Systèmes Electriques (LSE) à l'Ecole nationale d'Ingénieurs de Tunis-Tunisie, au groupe de recherche SI+E à l'Ecole d'Ingénierie de Gipuskoa, EIG, Université du Pays Basque (UPV/EHU) Donostia-San Sébastian, Espagne, et à la plateforme EnerGEA de Estia Recherche à l'Ecole Supérieure des Technologies Industrielles Avancées (ESTIA) Bidart-France.

Au terme de ce travail je remercie DIEU et je suis heureuse de pouvoir exprimer toute ma gratitude envers des personnes qui m'ont aidée en contribuant à l'aboutissement de ce travail.

Madame Ihem SLAMA BELKHODJA, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis-Tunisie, pour l'honneur qu'elle me fait en acceptant de présider ce Jury et de me faire *encore* profiter de son ample expérience. Je lui suis particulièrement reconnaissante pour son écoute et ses encouragements. Ses conseils m'étaient source de motivation. Qu'elle trouve ici l'expression de mes reconnaissances et le témoignage de mon profond respect.

Monsieur Mohamed MACHMOUM, Professeur à l'Univesité de Nantes-France, qui a accepté la mission de rapporter cette thèse, je l'en remercie vivement pour l'intérêt qu'il a porté à mon travail et pour ses remarques avisées.

Monsieur Joseph HAGGEGE, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis-Tunisie, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de juger ce travail avec le sérieux et la compétence qui le caractérisent.

Monsieur Aissa CHOUDER, Maître de conférences à l'Université Mohamed Boudiaf M'sila-Algérie, pour l'intérêt qu'il a exprimé en acceptant de participer dans ce jury en tant qu'examinateur. Je le remercie pour sa relecture enrichissante.

Monsieur Octavian CUREA, Professeur à l'Ecole Supérieure des Technologies Industrielles Avancées (ESTIA) Bidart-France, pour les nombreux conseils qu'il m'a généreusement prodigués et, au-delà de sa rigueur et ses compétences scientifiques, j'ai pu apprécier son dynamisme et ses qualités humaines. Qu'il soit assuré par ma sympathie pour avoir fortement contribué à créer un climat propice à l'accomplissement de ce travail. Je suis particulièrement très honorée par sa présence dans ce Jury.

Madame Najiba MRABET BELLAAJ, Professeur à l'Institut Supérieur d'Informatique El Manar Tunis-Tunisie, pour le soutien scientifique, les remarques et les encouragements qu'elle a su m'adresser en dirigeant ce travail. Sa grande expérience, sa détermination et ses qualités de manager m'ont toujours impressionnée. Je la remercie aussi pour tout ce qu'elle m'a appris, humainement et scientifiquement, et pour m'avoir fait jouir de conditions de travail particulièrement favorables. Que ce mémoire soit la marque de toute ma considération et estime.

Monsieur Haritza CAMBLONG, Professeur à l'Université du Pays Basque San Sébastian-Espagne. Ajouté au respect que je lui porte, je tiens à profiter de cette occasion pour lui témoigner ma profonde gratitude pour son encadrement et les différentes aides qu'il m'a prodiguée tout au long de ce travail. Que ce mémoire reste pour lui un témoignage constant pour toute ma reconnaissance.

Monsieur Khaled GHEDIRA, Professeur à l'Université Centrale de Tunis-Tunisie, pour m'avoir fait l'honneur de bien vouloir assister à ma soutenance de thèse. Je le remercie également pour ses conseils avisés et pour avoir toujours exprimé son enthousiasme à m'accueillir pendant les journées doctorales de l'Association Tunisienne pour l'Intelligence Artificielle ATIA.

Madame Olfa BELKAHLA DRISS, Maître de conférences à l'Ecole Supérieure de Commerce de Tunis-Tunisie, pour sa disponibilité, son aide scientifique et ses encouragements.

J'adresse également mes remerciements chaleureux à toute l'équipe d'enseignants chercheurs et de doctorants du L.S.E.-ENIT et de la plateforme EneRGEA-ESTIA Recherche qui ont contribué d'une

NOMENCLATURE

Rayonnement solaire

aod	Profondeur optique concernant les aérosols et les radiations de longueur d'onde 700nm
C	Equation du centre ($^{\circ}$)
cc	Différence de temps para rapport à Greenwich (h)
e	Excentricité de l'eclipse $e=0.1671$
E	Equation du temps (mn)
E_{sc}	Constante solaire ($=1367 \text{ W/m}^2$)
G_D	Rayonnement solaire direct (W/m^2)
G_{dif}	Rayonnement solaire diffus (W/m^2)
G_G	Rayonnement solaire global (W/m^2)
G_{Mono}	Rayonnement solaire direct monochromatique (W/m^2)
G_0	rayonnement solaire au sommet de l'atmosphère (W/m^2)
G'_0	Modification sur G_0
N	Rang du jour (1 pour 1 ^{er} Janvier 2013)
J	Rang du jour de l'année courante (1 pour le 1 ^{er} Janvier)
K_D	Facteur de correction de la distance terre-soleil
L	longitude écliptique du soleil ($^{\circ}$)
Lon	Longitude ($^{\circ}$)
M	Facteur optique de la masse
Ma	Anomalie moyenne ($^{\circ}$)
p	Pression du lieu
p_0	Pression au niveau de la mer
R	Influence de l'obliquité ($^{\circ}$)
$R(J)$	Distance moyenne Terre-soleil pour le jour J (UA)
R_m	Distance moyenne Terre-soleil (UA)
TCF	Temps local (h)
TS	Temps solaire (h)
w	Colonne de vapeur d'eau
ϕ	Latitude ($^{\circ}$)
δ	Déclinaison solaire ($^{\circ}$)

ω	Angle horaire ($^{\circ}$)
α	Hauteur du soleil ($^{\circ}$)
ψ	Angle de l'azimut ($^{\circ}$)
θ_z	Angle du zénith solaire ($^{\circ}$)
τ	Profondeur optique (entre 0 et 1)
b, g, d	Paramètres d'ajustement

Réseaux de Neurones Artificiels

b_i	Biais de neurone
DMPE	Moyenne journalière de l'erreur de puissance (W/m^2)
F_i	Fonctions d'activation
I	Potentiel de neurone
MSE	Erreur quadratique moyenne
n_x	Nombre de retards d'entrées
n_y	Nombre de retards de sorties
V_i	Variables d'états
w_i	Poids
x_i	Entrées externes du réseau
y_i	Sorties désirées du réseau
\hat{y}	Sortie du réseau

Schéma électrique du micro-réseau

Cap	Capacité du condensateur (F)
C_{bat}	Capacité de la batterie (Ah)
C_t	Constante du temps utilisée dans le modèle de la charge (s)
G_{max}	Rayonnement maximal reçu par une cellule PV dans les conditions standard de test = 1000 W/m^2
G_{mes}	Rayonnement solaire reçu sur une cellule PV (W/m^2)

i_{bat}	Courant de la batterie (A)
I_{fixe}	Courant fixe de la charge (A)
I_{load}	Courant total de la charge (A)
I_{pvgen}	Courant généré des panneaux PV (A)
I_{var}	Courant variable de la charge (A)
P_{mean}	Puissance moyenne caractérisant la charge (W)
p_{PV}	Puissance crête installée des panneaux PV (Watts « crête » W_c)
P_{pvgen}	Puissance générée des panneaux PV (W)
R_{load}	Résistance fixe de la charge (Ω)
S_i	Surface installée des panneaux PV (m^2)
SOC	Etat de charge de la batterie (%)
SOC_{init}	Etat de charge initial de la batterie (%)
$tension_{vide}$	Tension à vide de la batterie (V)
U_C	Tension de la batterie (V)
U_f	Tension correspondant à un SOC de 50% de la batterie (V)
U_{pvgen}	Tension générée des panneaux PV (V)
ΔP	variation de puissance de la charge (W)

Systeme Multi Agent

FI	Fréquence d'acquisition des capteurs des agents (Hz)
I_{BAT}	Courant de la batterie mesuré par le chargeur (A)
I_{IN}	Courant d'entrée du micro-réseau mesuré par le chargeur (A)
I_{OUT}	Courant de sortie du micro-réseau mesuré par le chargeur (A)
S_{cc}	Seuil SOC de connexion du côté charges pour le chargeur (%)
S_{chi}	Seuil tension de déconnexion des charges pour l'agent charge (V)
S_{cs}	Seuil SOC de connexion du côté sources pour le chargeur (%)
S_{dc}	Seuil SOC de déconnexion du côté charges pour le chargeur (%)
S_{ds}	Seuil SOC de déconnexion du côté sources pour le chargeur (%)
S_{Hcon}	Seuil tension de connexion de l'hydro-générateur pour l'agent hydro-générateur (V)

S_{Hdec}	Seuil tension de déconnexion de l'hydro-générateur pour l'agent hydro-générateur (V)
T_c	Temps de chargement de l'ensemble des charges inertielles (s)
$T1$	Période d'acquisition des capteurs des agents (s)
$T2$	Période d'envoi des messages à l'agent superviseur par les autres agents (s)
V_BAT	Tension de la batterie mesurée par le chargeur (V)
V_IN	Tension d'entrée du micro-réseau mesurée par le chargeur (V)
V_OUT	Tension de sortie du micro-réseau mesurée par le chargeur (V)

LISTE DES FIGURES

FIGURE I.1. STRUCTURE D'UN RÉSEAU ÉLECTRIQUE CLASSIQUE	10
FIGURE I.2. LE CONCEPT DU « SMART GRID »	11
FIGURE I.3. EXEMPLE DE MICRO-RÉSEAUX RELIÉS AU RÉSEAU ÉLECTRIQUE	12
FIGURE I.4. REPRÉSENTATION D'UN AGENT EN INTERACTION AVEC SON ENVIRONNEMENT ET LES AUTRES AGENTS [JAC 95].....	22
FIGURE I.5. NEURONE BIOLOGIQUE	35
FIGURE I.6. MODÈLE STATIQUE D'UN NEURONE ARTIFICIEL.....	36
FIGURE I.7. EXEMPLES DE FONCTIONS D'ACTIVATION.....	37
FIGURE I.8. SCHÉMA D'UN NEURONE ARTIFICIEL	38
FIGURE I.9. RÉSEAU COMPLÈTEMENT CONNECTÉ	40
FIGURE I.10. RÉSEAU À COUCHES.....	40
FIGURE I.11. RÉSEAU À FONCTION RADIALE	41
FIGURE I.12. FORME CANONIQUE D'UN RÉSEAU DE NEURONES BOUCLÉ.....	42
FIGURE I.13. PRINCIPE D'APPRENTISSAGE POUR LA MODÉLISATION D'UN PROCESSUS	43
FIGURE I.14. APPRENTISSAGE DIRIGÉ D'UN RÉSEAU BOUCLÉ AVEC DES VARIABLES D'ÉTAT MESURABLES.....	45
FIGURE I.15. APPRENTISSAGE SEMI-DIRIGÉ D'UN RÉSEAU BOUCLÉ AVEC DES VARIABLES D'ÉTAT MESURABLES	46
FIGURE I.16. PRINCIPE DE LA VALIDATION CROISÉE	50
FIGURE II.1. COORDONNÉES ÉQUATORIALES HORAIRES : DÉCLINAISON SOLAIRE Δ ET ANGLE HORAIRE Π	57
FIGURE II.2. COMPARAISON DE LA VARIATION DE Δ POUR LES EQUATIONS (II.3) ET (II.4)	60
FIGURE II.3. COMPARAISON DE LA VARIATION DE E POUR LES EQUATIONS (II.10) ET (II.11)	62
FIGURE II.4. LOCALISATION D'UN POINT SUR TERRE : LONGITUDE LON ET LATITUDE φ	63
FIGURE II.5. COORDONNÉES LOCALES HORIZONTALES : LA HAUTEUR DU SOLEIL A ET L'ANGLE DE L'AZIMUT Ψ	64
FIGURE II.6. COMPARAISON DE LA VARIATION DE K_b POUR LES EQUATIONS (II.22) ET (II.23).....	66
FIGURE II.7. FRANCHISSEMENT DU RAYONNEMENT SOLAIRE DANS L'ATMOSPHÈRE : DIFFUSION ET ABSORPTION [LIO 02]	67
FIGURE II.8. INTERACTION RAYONNEMENT-MATIÈRE [JAC 00]	68
FIGURE II.9. L'INTERACTION ENTRE LE RAYONNEMENT SOLAIRE ET L'ATMOSPHÈRE, ET LE RAYONNEMENT SOLAIRE ET LA SURFACE TERRESTRE [VOY 11 (1)].....	70
FIGURE II.10. L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE [EFF 18]	72
FIGURE II.11. LES RÉPONSES SPECTRALES D'UNE CELLULE AU SILICIUM AMORPHE ET D'UNE CELLULE AU SILICIUM CRISTALLIN, COMPARÉES À CELLE DE L'ŒIL HUMAIN [EFF 18].....	73
FIGURE II.12. SPECTRE DU RAYONNEMENT SOLAIRE EN FONCTION DE LA LONGUEUR D'ONDE [OPE 18]	74
FIGURE II.13. ARCHITECTURE D'UN RÉSEAU DE NEURONES NARX	75

FIGURE II.14. ENTRÉES ET SORTIES DU MODÈLE DE RÉSEAU DE NEURONES NARX PENDANT LA PHASE D'APPRENTISSAGE	77
FIGURE II.15. ENTRÉES ET SORTIES DU MODÈLE DE RÉSEAU DE NEURONES NARX PENDANT LA PHASE DE PRÉDICTION	78
FIGURE II.16. SURFACE SÉLECTIONNÉE DE LA ZONE DE PRÉDICTION DE LA COUVERTURE NUAGEUSE	80
FIGURE II.17. INTERPOLATION GÉOGRAPHIQUE DE LA COUVERTURE NUAGEUSE : RÉSULTAT DE L'INTERPOLATION LINÉAIRE.....	81
FIGURE II.18. INTERPOLATION GÉOGRAPHIQUE DE LA COUVERTURE NUAGEUSE : RÉSULTAT DE L'INTERPOLATION CARRÉE.....	82
FIGURE II.19. INTERPOLATION GÉOGRAPHIQUE DE LA COUVERTURE NUAGEUSE : RÉSULTAT DE L'INTERPOLATION CUBIQUE.	82
FIGURE II.20. RÉSULTAT DE L'APPRENTISSAGE DANS LE CAS DE L'UTILISATION D'UNE BASE DE DONNÉES CONTENANT DES JOURS NON CONSÉCUTIFS.	84
FIGURE II.21. RÉSULTAT DE FILTRAGE DU RAYONNEMENT MESURÉ : MOYENNE RÉALISÉE SUR UNE HEURE	86
FIGURE II.22. MOYENNE RÉALISÉE SUR UNE HEURE : FENÊTRE DE TEMPS ET PLACEMENT DES ÉCHANTILLONS FILTRÉS.....	86
FIGURE II.23. RÉSULTAT DE FILTRAGE DU RAYONNEMENT MESURÉ : MOYENNE RÉALISÉE SUR 30 MINUTES	86
FIGURE II.24. RÉSULTAT DE FILTRAGE DU RAYONNEMENT MESURÉ : MOYENNE RÉALISÉE SUR 10 MINUTES	87
FIGURE II.25. RÉSULTAT DE FILTRAGE DU RAYONNEMENT MESURÉ : MOYENNE À FENÊTRE GLISSANTE DE 30 MINUTES SUR UN INTERVALLE D'UNE HEURE.....	88
FIGURE II.26. MOYENNE À FENÊTRE GLISSANTE DE 30 MINUTES SUR UN INTERVALLE D'UNE HEURE : GLISSEMENT DE FENÊTRE ET PLACEMENT DES ÉCHANTILLONS FILTRÉS.....	88
FIGURE II.27. RÉSULTAT DE FILTRAGE DU RAYONNEMENT MESURÉ : MOYENNE À FENÊTRE GLISSANTE DE 10 MINUTES SUR UN INTERVALLE D'UNE HEURE.....	89
FIGURE II.28. RÉSULTAT D'APPRENTISSAGE DANS LE CAS DE L'UTILISATION D'UNE FONCTION LINÉAIRE DANS LA SOUCHE DE SORTIE.	91
FIGURE II.29. COURBE DU RAYONNEMENT SOLAIRE DIRECT PRÉDIT PENDANT UNE JOURNÉE EN UTILISANT LE MODÈLE FINAL.....	93
FIGURE III.1. REPRÉSENTATION DES DIFFÉRENTS ÉLÉMENTS DU MR ÉTUDIÉ.....	102
FIGURE III.2. MODÉLISATION DU MR SOUS MATLAB-SIMULINK.....	103
FIGURE III.3. SCHÉMA ÉQUIVALENT D'UNE CELLULE PV [JIM 98].....	104
FIGURE III.4. MODÉLISATION DE L'ENSEMBLE DES PANNEAUX PV AVEC SIMULINK.....	105
FIGURE III.5. MODÉLISATION DE L'HYDRO-GÉNÉRATEUR SOUS SIMULINK.....	107
FIGURE III.6. CARACTÉRISTIQUE TENSION-SOC DE LA BATTERIE VRLA-AGM [PRI 18].....	108
FIGURE III.7. SCHÉMA SIMULINK DE LA BATTERIE UTILISÉE	109
FIGURE III.8. SCHÉMA SIMULINK DE LA CHARGE.....	111
FIGURE III.9. MODÈLE DU SMA PROPOSÉ.....	113
FIGURE III.10. SCHÉMA EXPLICATIF DES PÉRIODES T1 ET T2 UTILISÉES POUR L'ACQUISITION ET LA TRANSMISSION DES DONNÉES DANS LE SMA	116

FIGURE III.11. MODÉLISATION DE L'AGENT PV	119
FIGURE III.12. MODÉLISATION DE L'AGENT HYDRO-GÉNÉRATEUR	120
FIGURE III.13. MODÈLE DE L'AGENT CHARGE PRIORITAIRE ET SECONDAIRE.....	121
FIGURE III.14. MODÈLE DE L'AGENT CHARGE INERTIELLE	121
FIGURE III.15. MODÉLISATION DE L'AGENT BATTERIE	123
FIGURE III.16. SCHÉMA SIMPLIFIÉ DU CHARGEUR	124
FIGURE III.17. MODÉLISATION DE L'AGENT CHARGEUR.....	126
FIGURE III.18. AGENT INTERFACE GRAPHIQUE.....	127
FIGURE III.19. INTERFACE GRAPHIQUE DU SMA	128
FIGURE III.20. MODÉLISATION DE L'AGENT PRÉDICTION	129
FIGURE III.21. AGENT SUPERVISEUR : INTERACTION AVEC LES AUTRES AGENTS	130
FIGURE III.22. AGENT SUPERVISEUR : SOUS-SYSTÈMES DE GESTION DE L'ÉNERGIE.....	131
FIGURE III.23. AGENT SUPERVISEUR : GESTION DE LA CHARGE SECONDAIRE	132
FIGURE III.24. VARIATION DE L'ÉTAT DE CHARGE DE LA BATTERIE POUR LE SCÉNARIO 1.....	134
FIGURE III.25. VARIATION DES COURANTS IN, OUT ET BAT DU CHARGEUR POUR LE SCÉNARIO 1	134
FIGURE III. 26. VARIATION DE L'ÉTAT DE CHARGE DE LA BATTERIE POUR LE SCÉNARIO 2.....	135
FIGURE III. 27. VARIATION DES COURANTS IN, OUT ET BAT DU CHARGEUR POUR LE SCÉNARIO 2	136
FIGURE III.28. VARIATION DE L'ÉTAT DE CHARGE DE LA BATTERIE POUR LE SCÉNARIO 3.....	137
FIGURE III.29. VARIATION DES COURANTS IN, OUT ET BAT DU CHARGEUR POUR LE SCÉNARIO 3	138
FIGURE III.30. VARIATION DE L'ÉTAT DE CHARGE DE LA BATTERIE POUR LE SCÉNARIO 4 (SEUILS DE CONNEXION/DÉCONNEXION DES CHARGES SECONDAIRES À DES SOC RESPECTIFS DE 85%/80%)	139
FIGURE III.31. VARIATION DU COURANT DES CHARGES SECONDAIRES POUR LE SCÉNARIO 4(SEUILS DE CONNEXION/DÉCONNEXION DES CHARGES SECONDAIRES À DES SOC RESPECTIFS DE 85%/80%)	140
FIGURE III.32. VARIATION DES COURANTS IN, OUT ET BAT DU CHARGEUR POUR LE SCÉNARIO 4(SEUILS DE CONNEXION/DÉCONNEXION DES CHARGES SECONDAIRES À DES SOC RESPECTIFS DE 85%/80%)	140
FIGURE III.33. VARIATION DE L'ÉTAT DE CHARGE DE LA BATTERIE POUR LE SCÉNARIO 4 (SEUILS DE CONNEXION/DÉCONNEXION DES CHARGES SECONDAIRES À DES SOC RESPECTIFS DE 45%/40%)	141
FIGURE III.34. VARIATION DU COURANT DES CHARGES SECONDAIRES POUR LE SCÉNARIO 4 (SEUILS DE CONNEXION/DÉCONNEXION DES CHARGES SECONDAIRES À DES SOC RESPECTIFS DE 45%/40%)	141
FIGURE III.35. VARIATION DES COURANTS IN, OUT ET BAT DU CHARGEUR POUR LE SCÉNARIO 4 (SEUILS DE CONNEXION/DÉCONNEXION DES CHARGES SECONDAIRES À DES SOC RESPECTIFS DE 45%/40%)	142

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU II.1. L'INTERACTION ENTRE LE RAYONNEMENT SOLAIRE ET LES CONSTITUANTS DE L'ATMOSPHERE, λ_0 ÉTANT LA LONGUEUR D'ONDE DU RAYONNEMENT ET 'A' UN PARAMÈTRE D'AJUSTEMENT EN FONCTION DE LA NATURE DES AÉROSOLS [SAN 03]	69
TABLEAU II.2. CHOIX DE LA TAILLE DE LA BASE D'APPRENTISSAGE ET DE TEST	85
TABLEAU II.3. CRITÈRES DE CHOIX DU PAS D'ÉCHANTILLONNAGE DE LA BASE DE DONNÉES.....	89
TABLEAU II.4. PROPRIÉTÉS SÉLECTIONNÉES POUR LE RÉSEAU NARX	90
TABLEAU II.5. FONCTIONS D'ACTIVATION UTILISÉES	90
TABLEAU II.6. CHOIX DU NOMBRE DE NEURONES DE CHAQUE COUCHE	92
TABLEAU II.7. CHOIX DE LA MÉTHODE D'INITIALISATION DES POIDS ET DES BIAIS	93
TABLEAU III.1. STRUCTURE INTERNE, COMPORTEMENT, ET INTERACTION COMMUNS AVEC L'ENVIRONNEMENT DE L'AGENT PV, L'AGENT HYDRO-GÉNÉRATEUR ET LES AGENTS CHARGES.....	117
TABLEAU III.2. CONTENU DES MESSAGES ÉCHANGÉS ENTRE LES AGENTS SELON LEURS CODES SOUS L'ENVIRONNEMENT MATLAB-SIMULINK.....	118
TABLEAU III.3. STRUCTURE INTERNE, COMPORTEMENT, ET INTERACTION AVEC L'ENVIRONNEMENT DE L'AGENT BATTERIE.	123
TABLEAU III.4. STRUCTURE INTERNE, COMPORTEMENT, ET INTERACTION AVEC L'ENVIRONNEMENT DE L'AGENT CHARGEUR.....	125

TABLE DE MATIERES

INTRODUCTION GENERALE.....	3
CHAPITRE I : ETAT DE L'ART SUR LA GESTION DE L'ENERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX	8
1.1 INTRODUCTION	9
1.2 GESTION DE L'ENERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX	10
1.2.1 Définition et structure	10
1.2.1.1 Du réseau électrique vers le micro-réseau.....	10
1.2.1.2 Structure d'un micro-réseau	12
1.2.1.3 Paramètres de base	13
a) Les sources.....	13
b) Les charges	14
c) Les systèmes de stockage.....	14
1.2.2 Les problématiques associées à la gestion des micro-réseaux	14
1.2.2.1 Optimisation de la gestion de l'énergie.....	15
a) Gestion de l'énergie pour un fonctionnement en mode îloté	15
b) Gestion de l'énergie pour un fonctionnement en mode connecté	16
1.2.2.2 Ilotage et synchronisation	17
1.2.2.3 Sécurité du micro-réseau.....	18
a) Auto-guérison et restauration.....	18
b) Fiabilité : diagnostic prédictif	19
1.2.3 Les Systèmes Multi Agents (SMA)	20
1.2.3.1 L'approche distribuée des Systèmes Multi Agents (SMA)	20
1.2.3.2 Définition d'un Système Multi-Agent (SMA)	20
1.2.3.3 Définition d'un agent	21
a) Agent général.....	21
b) Agent logiciel.....	23
c) Agent physique	24
1.2.3.4 Propriétés des agents	25
1.2.3.5 Intérêt de l'utilisation des SMA dans la gestion des micro-réseaux.....	26
1.3 PREDICTIONS POUR LA GESTION DE L'ENERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX	27
1.3.1 Définition d'une série temporelle	29
1.3.2 Prédiction des séries temporelles	30
1.3.3 Prédiction du rayonnement solaire : état de l'art	31

1.3.4	Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	34
1.3.4.1	Du cerveau au réseau de neurones artificiel	35
a)	Le neurone biologique.....	35
b)	Du neurone biologique au neurone artificiel	35
c)	Le neurone artificiel	36
1.3.4.2	Organisation en réseaux	38
a)	L'architecture	39
b)	La dynamique.....	42
c)	L'apprentissage	42
1.3.4.3	Propriétés fondamentales des réseaux de neurones	46
a)	Approximateurs universels.....	46
b)	La parcimonie	47
1.3.4.4	La rétro-propagation du gradient.....	47
a)	La méthode du gradient.....	47
b)	Principe de la rétro-propagation du gradient	47
c)	La normalisation	48
1.3.4.5	Mesure des performances	48
a)	Répartition de la base de données	48
b)	Choix du nombre de neurones.....	49
c)	Insuffisance de la règle d'apprentissage.....	49
d)	Principe de la validation croisée.....	49
1.4	CONCLUSION	50
CHAPITRE II : PREDICTION DU RAYONNEMENT SOLAIRE PAR LA TECHNIQUE DES RNA : NARX		
.....		54
2.1	INTRODUCTION.....	55
2.2	MODELISATION DU RAYONNEMENT SOLAIRE DIRECT	56
2.2.1	La composante déterministe du rayonnement solaire	56
2.2.1.1	Calcul des paramètres géométriques	56
a)	La déclinaison solaire.....	57
b)	L'équation du temps.....	60
c)	Temps local et temps solaire	62
d)	L'angle horaire	63
e)	La hauteur du soleil	64
f)	L'angle de l'azimut	64
2.2.1.2	Le rayonnement solaire au sommet de l'atmosphère.....	65
2.2.2	La modélisation du rayonnement solaire sur la surface terrestre	67

2.2.2.1	L'entrée du rayonnement solaire dans l'atmosphère.....	67
2.2.2.2	Le modèle ciel clair.....	70
2.2.3	Effet photovoltaïque.....	72
2.2.3.1	Génération de l'énergie électrique à partir du rayonnement solaire.....	72
2.2.3.2	Sensibilité spectrale des cellules photovoltaïques.....	73
2.3	PREDICTION DU RAYONNEMENT DIRECT JOURNALIER PAR DES RNA-NARX.....	74
2.3.1	Les modèles Non linéaires Auto-Régressifs avec entrées eXogènes (NARX).....	74
2.3.1.1	Le modèle Non linéaire Auto-Régressif avec entrées eXogènes (NARX).....	74
2.3.1.2	Le réseau de neurones NARX.....	75
2.3.2	Présentation de la base de données utilisée et les critères d'évaluation.....	77
2.3.2.1	Présentation de la base de données utilisée.....	77
2.3.2.2	Critères d'évaluation.....	78
2.3.3	Interpolation de la nébulosité.....	79
2.3.3.1	Interpolation géographique.....	81
2.3.3.2	Interpolation temporelle.....	82
2.3.4	Résultats obtenus.....	83
2.3.4.1	Choix de la structure de la base de données.....	83
2.3.4.2	Choix de la structure du réseau de neurones.....	89
2.3.5	Traitement des données pour la prédiction du rayonnement solaire direct dans le voilier.....	93
2.3.5.1	Analyse de la disponibilité des données à bord.....	93
2.3.5.2	Décodage des trames NMEA.....	94
2.3.5.3	La trame RMC.....	96
2.4	CONCLUSION.....	97
CHAPITRE III : APPLICATION D'UN SMA POUR LA GESTION DU MICRO-RESEAU ETUDIE.....		100
3.1	INTRODUCTION.....	101
3.2	DESCRIPTION GLOBALE DU MICRO-RESEAU ETUDIE.....	101
3.3	MODELISATION DES ELEMENTS DU MICRO-RESEAU.....	103
3.3.1	Les panneaux PV.....	103
3.3.2	L'hydro générateur.....	106
3.3.3	La batterie.....	107
3.3.4	Les charges.....	110
3.4	PRESENTATION DU SMA PROPOSE ET DESCRIPTION DES AGENTS.....	112
3.4.1	Description du SMA proposé.....	112
3.4.2	Modélisation des agents production et consommation.....	115
3.4.2.1	Modélisation de l'agent PV.....	118
3.4.2.2	Modélisation de l'agent hydro-générateur.....	119

3.4.2.3	Agents charges	120
3.4.3	Modélisation de l'agent batterie.....	122
3.4.4	Modélisation de l'agent chargeur.....	124
3.4.5	Modélisation de l'agent interface graphique.....	126
3.4.6	Modélisation de l'agent prédiction	129
3.4.7	Modélisation de l'agent superviseur	129
3.5	SCENARII DE FONCTIONNEMENT	132
3.5.1	Scénario 1 – Fonctionnement du micro-réseau géré exclusivement par le chargeur	133
3.5.2	Scénario 2 - Fonctionnement du micro-réseau géré exclusivement par le chargeur avec capacité de stockage supplémentaire	135
3.5.3	Scénario 3 - Système optimisé	136
3.5.4	Scénario 4 - Fonctionnement du micro-réseau géré par le SMA	138
3.6	CONCLUSION	143
	CONCLUSION GENERALE.....	147
	ANNEXE : CONTENU DES FICHIERS « GRIB » ET DECODAGE SUR MATLAB	153
	BIBLIOGRAPHIE.....	161

Introduction Générale

Introduction Générale

Selon sa provenance, l'énergie électrique peut être de différents types. C'est de là que vient l'opposition, couramment employée, entre énergies fossiles et énergies renouvelables.

Les énergies renouvelables ne s'épuisent pas lorsque nous les utilisons. Elles se renouvellent régulièrement. Nous pouvons citer, par exemple, l'énergie éolienne, l'énergie solaire, la géothermie, la biomasse, l'énergie hydraulique, l'énergie marémotrice... Plus coûteuses à exploiter, les énergies renouvelables ont, dans le passé, été mises de côté au profit des énergies fossiles.

Cependant, à l'heure du développement durable et de l'épuisement remarquable des ressources fossiles, les énergies renouvelables sont revenues sur le devant de la scène. C'est toute une politique d'instauration de sources d'énergie renouvelables qui s'étale actuellement à l'échelle internationale.

De ce fait, l'intégration des énergies renouvelables dans le réseau électrique a augmenté sa complexité d'une part, et a changé sa structure d'autre part [Cur 14, Bou 14, Bou 17 (2)]. En fait, en comparaison avec les centrales électriques classiques, les parcs photovoltaïques et les parcs éoliens sont plus simples à mettre en place, et ils sont dispersés sur différents sites. En conséquence, la production d'énergie passe d'un mode centralisé à un mode distribué et le flux d'énergie devient bidirectionnel sur plusieurs segments du réseau, car les mêmes lignes électriques sont utilisées pour absorber l'énergie renouvelable produite par les clients et pour approvisionner ces mêmes clients. Ce caractère bidirectionnel n'existait pas dans le réseau électrique classique [Muz 97, Sha 03, Mos 06].

L'intégration de cette production distribuée dans le réseau peut être facilitée par la mise en place de micro-réseaux basés sur la localisation géographique [Sle 13, Ami 05]. Les micro-réseaux sont composés de petites centrales, de charges et de systèmes de stockage qui partagent le même point de connexion avec le réseau principal. Ils peuvent fonctionner sans avoir à être connectés à ce point de connexion. C'est le cas des sites non raccordés au réseau électrique, appelés sites isolés, et de certains systèmes de transport comme les véhicules, les trains ou les voiliers [Bou 14].

Concomitamment, il existe un développement important des techniques de l'Intelligence Artificielle que certains qualifient « intelligentes » et qui sont en fait inspirées du raisonnement humain (Logique Floue), de la sélection naturelle (Algorithmes Génétiques), du fonctionnement du système nerveux des êtres humains (Réseaux de Neurones), et des comportements sociaux de certaines espèces (Systèmes Multi Agents). Les domaines d'application de ces techniques se multiplient de plus en plus, autant en recherche que dans le domaine d'applications et de développements industriels. L'utilisation de ces techniques pour la prédiction des séries temporelles et pour la gestion de systèmes complexes a déjà fait l'objet d'une littérature internationale abondante [Cir 09, Naz 16, Voy 11, Xi 10, Xin 11, San 14, Bou 14, Bou 17 (1), Bou 17 (2) Bou 18].

L'idée directrice de ce travail est de profiter du développement et des avantages de ces techniques intelligentes qui paraissent prometteuses pour assurer le fonctionnement d'un micro-réseau installé dans un voilier de course. En effet, le skipper basque Amaiur Alfaro a un grand défi pour le Vendée Globe 2020. Il aimerait être le premier skipper à terminer la course en utilisant uniquement des sources renouvelables comme des éoliennes, des panneaux PV, un hydro-générateur et un système de récupération d'énergie.

Ce défi nécessite la conception d'un système avancé de gestion de l'énergie qui doit garantir l'équilibre entre la production et la consommation et tenir compte, entre autres, de l'estimation de l'énergie électrique journalière disponible, afin de déterminer l'horaire et la quantité d'énergie à stocker.

A notre connaissance, il n'existe aucun outil disponible sur le marché capable de gérer un tel système avec une généralité et une précision suffisante, permettant de comparer les performances des différentes configurations du système dans des situations particulières.

Ce travail de recherche s'articule sur deux grandes phases. La première consiste à obtenir un prédicteur performant de l'irradiation solaire directe sur une surface horizontale en utilisant la technique des Réseaux de Neurones Artificiels dynamiques dans le but d'utiliser les résultats pour la prédiction de la production de l'énergie photovoltaïque du voilier. La deuxième phase consiste à modéliser le micro-réseau étudié, à courant continu, afin de simuler son comportement, et implémenter un système de gestion de l'énergie par un Système Multi Agent, en prenant en compte diverses contraintes et situations de navigation.

Ce mémoire de thèse présente l'ensemble des travaux de recherche et les différents résultats obtenus. Il est réparti sur trois chapitres.

Le premier chapitre est décomposé en deux parties. La première partie sera consacrée à un état de l'art de la gestion d'énergie dans les micro-réseaux. Dans un premier lieu, nous définirons le concept du micro-réseau, sa structure et les différents éléments de base. Par la suite nous présenterons les problématiques associées aux micro-réseaux. Nous définirons également la technique utilisée dans la gestion de l'énergie dans notre travail : les Systèmes Multi Agents (SMA). Nous donnerons les définitions fondamentales utilisées par les spécialistes du domaine, en spécifiant les types d'agents, leurs diverses propriétés, et en présentant nos motivations dans l'utiliser de cette technique dans la gestion des micro-réseaux.

Dans la deuxième partie du premier chapitre, nous présenterons un état de l'art de la prédiction du rayonnement solaire. En partant du principe que le rayonnement solaire est une série temporelle, nous commencerons par définir les séries temporelles, introduire le processus de leur prédiction et présenter la classification des modèles de prédiction pour choisir le plus adéquat. Afin de bien comprendre la technique choisie pour prédire le rayonnement solaire, nous introduirons le concept des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et leurs analogies avec les réseaux de neurones biologiques. Nous nous intéresserons aux différentes architectures des RNA, à leurs propriétés fondamentales et à l'amélioration des performances obtenues grâce à leur utilisation.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons les calculs géométriques et les choix des équations à utiliser pour conclure le modèle « ciel claire » du rayonnement solaire. Nous définirons ensuite le modèle du RNA dynamique utilisé (NARX), la base de données utilisée et les critères d'évaluation choisis. Nous présenterons les résultats obtenus et le modèle proposé, utilisé plus tard dans la gestion de l'énergie du micro-réseau. La dernière partie du deuxième chapitre sera consacrée au traitement de données qui circulent sur le réseau du voilier et qui permettra de réaliser l'apprentissage du réseau de neurones dans le voilier.

Au début du troisième chapitre, nous présenterons le système étudié et sa composition. Ce dernier est un micro-réseau installé dans un voilier de course qui se trouve sur le port d'Hendaye. Nous proposerons donc le modèle électrique permettant de simuler chaque élément en expliquant les choix effectués pour la modélisation. Dans la deuxième partie du chapitre nous exposerons le SMA proposé en décrivant la structure et le rôle de chaque agent. La dernière partie résumera les différents résultats obtenus en passant par différents scénarii de fonctionnement du MR qui tiennent compte de la spécificité et des contraintes de navigation.

Dans la conclusion générale, nous résumerons notre travail en mettant l'accent sur son originalité ainsi que sur les différentes perspectives ouvertes suite aux diverses études réalisées dans le cadre de cette thèse.

CHAPITRE I

Etat de l'art sur la gestion de l'énergie
dans les Micro-Réseaux

Chapitre I : Etat de l'art sur la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux

1.1	INTRODUCTION.....	9
1.2	GESTION DE L'ENERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX	10
1.2.1	Définition et structure	10
1.2.1.1	Du réseau électrique vers le micro-réseau.....	10
1.2.1.2	Structure d'un micro-réseau	12
1.2.1.3	Paramètres de base	13
1.2.2	Les problématiques associées à la gestion des micro-réseaux	14
1.2.2.1	Optimisation de la gestion de l'énergie	15
1.2.2.2	Ilotage et synchronisation.....	17
1.2.2.3	Sécurité du micro-réseau	18
1.2.3	Les Systèmes Multi Agents (SMA)	20
1.2.3.1	L'approche distribuée des Systèmes Multi Agents (SMA)	20
1.2.3.2	Définition d'un Système Multi-Agent (SMA).....	20
1.2.3.3	Définition d'un agent.....	21
1.2.3.4	Propriétés des agents	25
1.2.3.5	Intérêt de l'utilisation des SMA dans la gestion des micro-réseaux.....	26
1.3	PREDICTIONS POUR LA GESTION DE L'ENERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX.....	27
1.3.1	Définition d'une série temporelle	29
1.3.2	Prédiction des séries temporelles	30
1.3.3	Prédiction du rayonnement solaire : état de l'art.....	31
1.3.4	Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	34
1.3.4.1	Du cerveau au réseau de neurones artificiel	35
1.3.4.2	Organisation en réseaux	38
1.3.4.3	Propriétés fondamentales des réseaux de neurones	46
1.3.4.4	La rétro-propagation du gradient.....	47
1.3.4.5	Mesure des performances.....	48
1.4	CONCLUSION	50

1.1 INTRODUCTION

Ce chapitre introduira le contexte de la gestion d'énergie dans les micro-réseaux ainsi que les différentes approches pour y parvenir. Il sera divisé en deux sections : gestion de l'énergie dans les micro-réseaux et prédictions pour la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux.

En ce qui concerne la première section, nous l'organiserons en trois parties. Dans la première partie, nous introduirons le concept du micro-réseau en le définissant, décrivant sa structure de base et évoquant quelques paramètres de bases. Par la suite nous effectuerons un état de l'art concernant les problématiques liées aux micro-réseaux. Nous proposerons une classification de ces problématiques selon les points d'intérêts abordés et tirerons donc trois grands thèmes : 1/ l'optimisation de la gestion d'énergie dont les apports peuvent être divisés en deux sous-sections qui sont la gestion d'énergie en mode îloté et celle en mode connecté , 2/ l'îlotage et la synchronisation qui comporte toutes les questions liées à la transition de la connexion à l'îlotage et les décisions nécessaires, et 3/ la sécurité des micro-réseaux qui peut être divisée en deux parties, l'auto-guérison et la restauration, et le diagnostic préventif.

Dans la dernière partie de la première section nous introduirons l'approche distribuée des systèmes multi agents et définirons ce concept. Ensuite nous donnerons quelques définitions simplifiées. Pour permettre une bonne compréhension du contexte d'un agent nous présenterons ses propriétés. Le dernier paragraphe sera consacré à exposer les points communs du fonctionnement des systèmes multi agents et des micro-réseaux pour justifier leurs utilisation dans cette thèse.

Quant à la deuxième section de ce chapitre, nous la consacrerons à la prédiction de l'énergie et particulièrement le rayonnement solaire dans les micro-réseaux. Dans la première partie nous définirons le formalisme des séries temporelles et nous effectuerons un état de l'art de la prédiction du rayonnement solaire. Différentes approches de prédiction et de classifications de données seront présentées. Le but du dernier paragraphe est de fournir tout d'abord une introduction aux lecteurs n'ayant pas une compréhension très claire de ce que sont les réseaux de neurones biologiques ou Artificiels. Nous étudierons ensuite les motivations sous-jacentes à l'utilisation des RNA, décrirons les bases des modèles de neurone et les différents modèles.

1.2 GESTION DE L'ÉNERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX

Dans ce paragraphe nous présenterons un état de l'art de la gestion d'énergie dans les micro-réseaux, en exposant les définitions nécessaires et les différentes techniques et problématiques abordées dans la littérature.

1.2.1 Définition et structure

1.2.1.1 Du réseau électrique vers le micro-réseau

Pour définir un micro-réseau il est intéressant d'étudier sa provenance. Le Réseau Electrique (RE) traditionnel dispose de grandes centrales électriques qui assurent la production d'électricité. Cette électricité est transformée et transportée selon les besoins vers des consommateurs « basse tension » (par exemple des maisons d'un quartier) ou des consommateurs « haute tension » (par exemple des usines consommant beaucoup d'énergie). La Figure I.1 présente les éléments et la structure du réseau électrique classique.

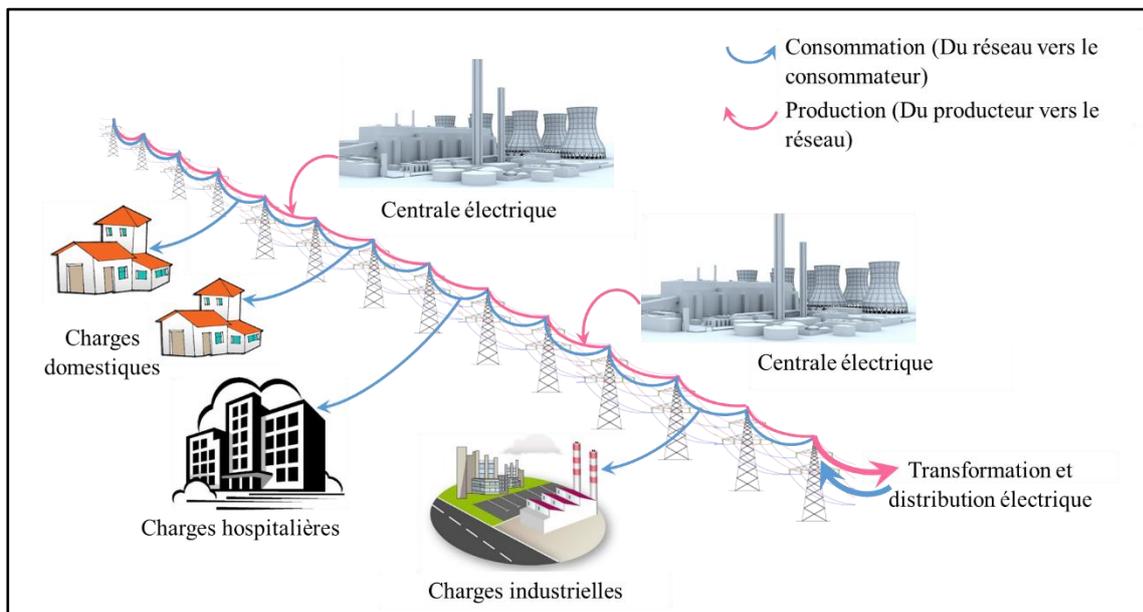


Figure I.1. Structure d'un réseau électrique classique

Avec l'augmentation de l'intégration de sources d'énergies renouvelables, le réseau électrique doit faire face à une production intermittente, en assurant en permanence la demande en électricité des consommateurs d'une façon différente à celle pratiquée jusqu'à présent. Cette nouvelle contrainte, ainsi que la présence dans le réseau de nouveaux types de composants (par exemple des véhicules électriques) entraîne une évolution du réseau : le flux de puissance devient bidirectionnel, et un réseau de communication également bidirectionnel prend place.

Les nouvelles infrastructures associées à cette évolution permettent au réseau électrique d'évoluer vers un réseau plus intelligent, connu sous le nom « Smart Grid » (voir Figure I.2).

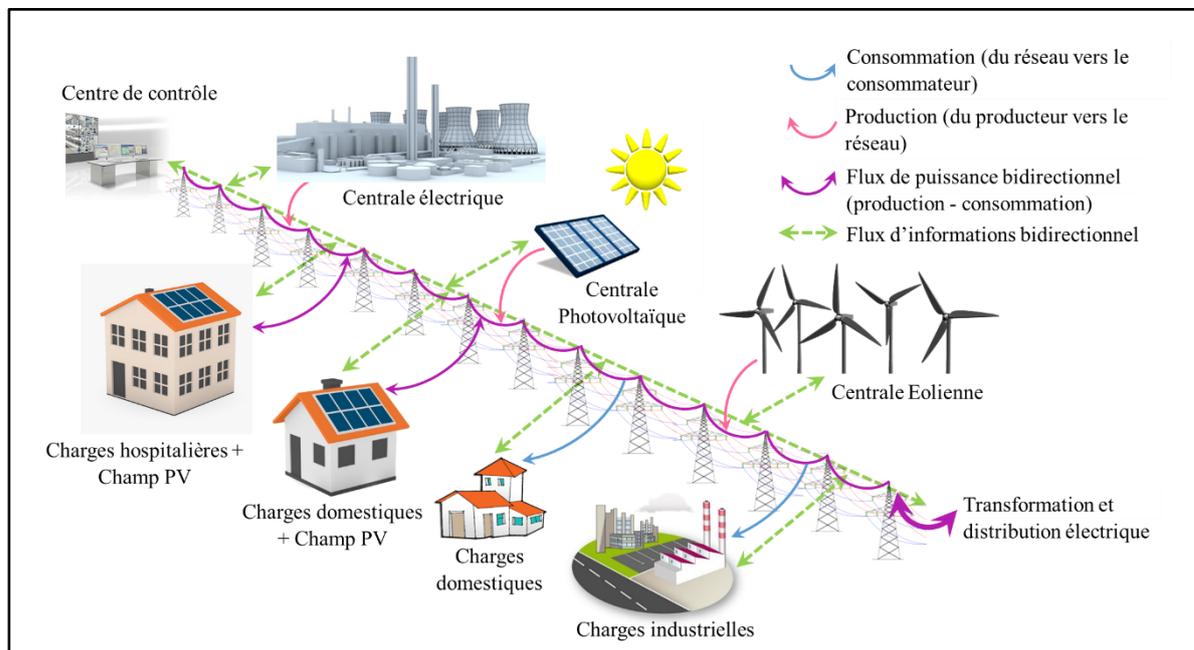


Figure I.2. Le concept du « Smart Grid »

Avec le développement des sources renouvelables, la production d'électricité se décentralise progressivement. Nous appelons ces sources décentralisées de la génération distribuée ou des générateurs distribués (GD). Un consommateur peut disposer de panneaux PV et d'une éolienne sur le toit de son habitat, et devenir ainsi producteur d'énergie. En fournissant cette énergie au réseau, le flux d'énergie devient bidirectionnel, comme indiqué précédemment.

Plusieurs GDs localisés dans le même réseau de distribution peuvent former, avec les charges de ce réseau et éventuellement des systèmes de stockage, un Micro-Réseau (MR).

La Figure I.3 illustre un exemple de MRs qui peuvent être connectés au RE classique. Il s'agit d'un réseau à petite échelle conçu pour fournir de l'électricité à une petite communauté (bâtiments, écoles, industries). Les sources de ce réseau (les GDs) peuvent fonctionner avec des combustibles fossiles (diesel, turbine à gaz ...) ou avec des ressources renouvelables (photovoltaïque, éolienne ...). En plus des charges, les MRs contiennent des systèmes de stockage permettant d'assurer l'équilibre entre la production et la consommation. Le point de couplage commun (PCC) avec le réseau principal est en général unique.

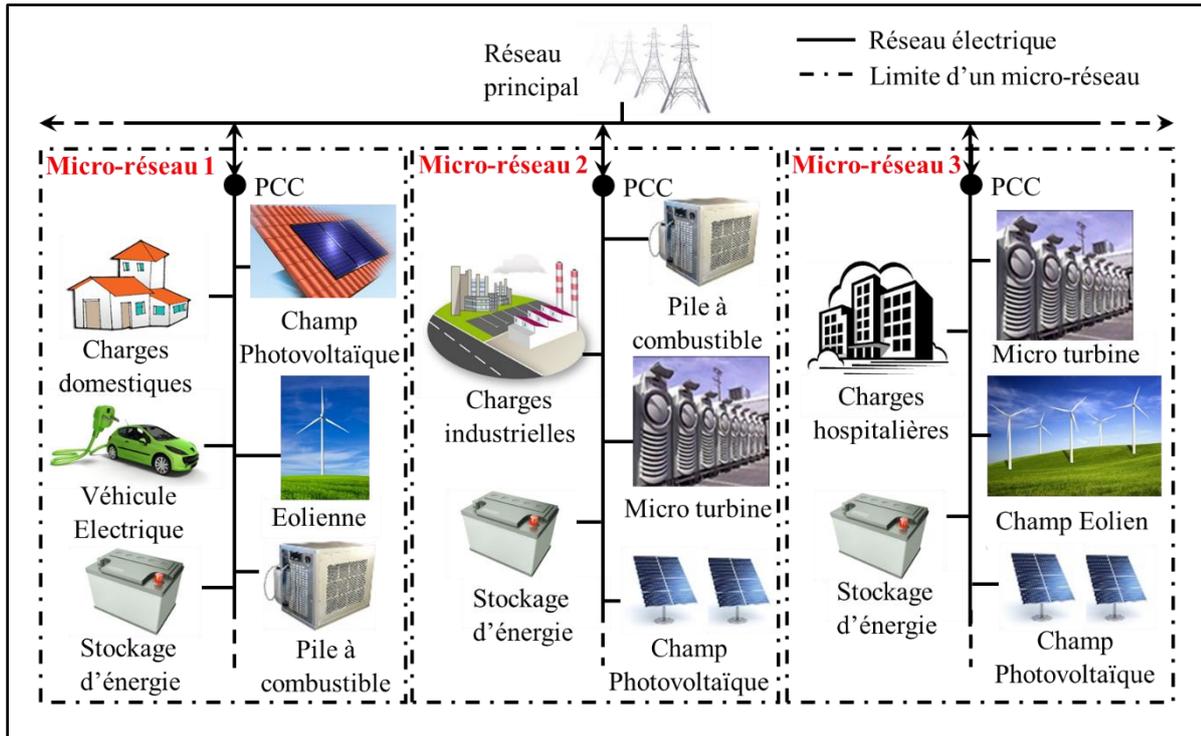


Figure I.3. Exemple de micro-réseaux reliés au réseau électrique

Les réseaux électriques conventionnels alimentent les charges en Courant Alternatif (CA). Cela dit, dans la mesure où les sources renouvelables DC telles que de petites éoliennes ou des panneaux PV sont plus répandues dans les MRs, les MRs à Courant Continu (CC) peuvent être une alternative plus efficace et moins coûteuse, selon les situations. En effet, plusieurs dispositifs utilisés dans les MRs fonctionnent en CC basse tension : les systèmes de stockage (batteries, super-capacités), les piles à combustible, les panneaux PV, les sources d'énergie renouvelables à petite échelle (éoliennes, ...) et la grande majorité des charges. Cependant, en général, même si l'électricité est finalement délivrée à une charge en CC, les générateurs nécessitent des onduleurs/convertisseurs de puissance, car ils alimentent le réseau principal en CA. En plus de l'augmentation des coûts dus aux onduleurs, leur utilisation augmente les pertes de puissance. Les MRs à CC sont une bonne solution qui permet d'éviter ces désavantages. Un convertisseur bidirectionnel disposé entre le MR à CC et le réseau principal suffit à coupler les deux types de réseau.

1.2.1.2 Structure d'un micro-réseau

La structure d'un MR n'est pas toujours la même. Quoi qu'il en soit, comme indiqué ci-dessus, qu'il fonctionne en CC ou en CA, chaque MR comprend généralement trois types de composants : les générateurs distribués (GDs), les systèmes de stockage distribués et les charges. Les GDs forment le système de production de l'énergie. Le système de stockage

distribué emmagasine l'énergie lorsque la production dépasse la consommation et la fournit lorsque la consommation dépasse la production. La charge est le consommateur de puissance dans le MR [Kat 12]. La connexion électrique entre le MR et le réseau principal est faite au niveau du point de couplage commun (PCC) (Figure I.3). Le MR peut fonctionner soit en mode connecté au réseau principal, ou en mode isolé.

1.2.1.3 Paramètres de base

Les composants du MR appartiennent à l'une des trois catégories mentionnées ci-dessus : les sources d'énergie, les charges et les systèmes de stockage. D'un point de vue de la gestion de l'énergie dans le MR, chaque catégorie d'élément contient plusieurs paramètres qui le caractérisent [Cir 09].

a) Les sources

Les sources d'énergie sont caractérisées par les paramètres suivants :

La puissance : c'est la puissance nominale qu'un élément peut fournir au système exprimée en [W]. La puissance générée est supposée positive.

Les conditions : pour la plupart des sources d'énergie renouvelables, la puissance disponible dépend des conditions météorologiques (la vitesse du vent, le rayonnement solaire, etc ...). Ce paramètre doit être connu au préalable pour évaluer la disponibilité des sources utilisées.

Le rendement : c'est le rapport entre la puissance de sortie et la puissance d'entrée de la source , généralement donné en % et évidemment inférieur ou égale à 100%. Le rendement peut dépendre de la puissance produite, et le point de puissance maximale peut être différent du point de rendement maximal.

Le coût : c'est le coût de l'énergie produite. Ce coût est composé du coût d'achat, du coût de maintenance et du coût de fonctionnement. Le premier est le coût initial de l'achat et de l'installation du système de production. Le deuxième coût est très faible pour les panneaux PV et les petites éoliennes, et un peu plus élevé pour certaines sources telles que les piles à combustible. Enfin, le dernier coût est nul pour les éoliennes et les panneaux PV. Il varie pour d'autres types de GD.

b) Les charges

Les charges sont caractérisées essentiellement par :

La puissance : c'est la puissance nominale qu'une charge demande, en [W]. La puissance absorbée est supposée positive.

La réversibilité : parfois certaines charges peuvent être actives dans le sens où elles peuvent fournir de l'énergie, une charge génère de l'énergie, par exemple pendant la phase de descente d'un ascenseur.

La déconnectabilité : c'est la possibilité ou non de déconnecter la charge du réseau. En fait certaines charges dites « critiques » ne peuvent pas être déconnectées en aucun cas, et d'autres charges dites « non critiques » peuvent être déconnectées quand la production n'est pas suffisante pour fournir l'énergie à tous les consommateurs.

c) Les systèmes de stockage

La puissance est toujours un élément déterminant dans les différents composants d'un MR, pour les systèmes de stockage nous distinguons :

La puissance de charge : c'est la puissance nominale que le système de stockage peut absorber pendant la phase de charge, exprimée en [W].

La puissance de décharge : c'est la puissance nominale que le système de stockage peut fournir au MR pendant la phase de décharge, exprimée en [W].

La capacité : c'est la quantité totale d'énergie que le système de stockage peut stocker en [Wh] (Watt-heure).

L'état de charge (SOC) : c'est la quantité actuelle d'énergie stockée. Elle est habituellement donnée en pourcentage de la capacité.

L'efficacité : c'est le rapport entre la quantité d'énergie fournie par le système de stockage au consommateur et l'énergie reçue par le système de stockage.

1.2.2 Les problématiques associées à la gestion des micro-réseaux

L'augmentation significative de l'intérêt pour les MRs a attiré l'attention des chercheurs sur les différents problèmes auxquels ils sont confrontés. Du point de vue de la gestion, l'objectif principal des MRs est d'assurer l'alimentation des charges en énergie électrique, tout en

garantissant la stabilité du MR (en fonctionnement îloté) ou participer à la stabilité du réseau principal (en fonctionnement connecté) et en réduisant les émissions environnementales et les coûts d'exploitation [Col 11]. Un autre objectif important est d'assurer un fonctionnement sain et sûr des MRs. En outre, compte tenu de la possibilité de connexion et de déconnexion entre le MR et le réseau principal, il est également important de s'intéresser au problème d'îlotage du MR et de la synchronisation avec le réseau principal lors de sa reconnexion.

1.2.2.1 Optimisation de la gestion de l'énergie

Dans la gestion de l'énergie dans les MRs (équivalent à la régulation secondaire ou tertiaire du réseau principal), l'objectif principal est de parvenir à un compromis optimal entre différentes contraintes ou paramètres tels que: le prix de l'électricité sur le marché, les coûts d'exploitation, les conditions météorologiques, la disponibilité du carburant, les émissions de gaz à effet de serre, etc. [Col 13]. L'optimisation de la gestion de l'énergie est importante dans l'exploitation des MRs.

Deux modes de fonctionnement sont associés au MR :

- le mode connecté au réseau : le MR échange de l'énergie avec le réseau principal (le réseau de niveau supérieur du MR). L'objectif de l'échange d'énergie est de maintenir l'équilibre énergétique entre l'offre et la demande dans le MR,
- le mode îloté : dit aussi mode isolé, il n'y a pas d'échange d'énergie entre le MR et le réseau principal, car ils sont isolés électriquement [Kat 12], et cela est fréquent dans les zones isolées à faible consommation.

La gestion de l'énergie dépend du mode de fonctionnement.

a) Gestion de l'énergie pour un fonctionnement en mode îloté

En mode îloté, le réseau principal n'est pas disponible. Selon [Log 10], Le maintien d'équilibre de puissances entre la production et la consommation dans un MR îloté à CA est assuré en exécutant deux tâches principales : le contrôle/la régulation de l'amplitude de tension et de la fréquence du MR.

Étant donné que la production des GDs renouvelables n'est pas entièrement prévisible et est intermittente, les GDs, les charges et les systèmes de stockage distribués contrôlables sont chargés d'assurer le bilan énergétique, en fournissant la différence de puissance entre les GDs renouvelables et les charges locales. En cas d'excès de production, le système de gestion doit

stocker de l'énergie ou diminuer la puissance de sortie des GDs pour maintenir la fréquence et la tension du MR. En cas de demande excédentaire, la puissance disponible ne peut pas alimenter toutes les charges locales, le système de gestion doit donc solliciter les systèmes de stockage ou ne plus alimenter les charges non critiques [Col 11, Log 10].

b) Gestion de l'énergie pour un fonctionnement en mode connecté

En mode connecté, il n'y a pas de déconnexion des charges non critiques car le manque de puissance n'est plus un problème. En effet, l'alimentation des charges en mode connecté est assurée grâce à l'échange de puissance avec le réseau principal. Quoi qu'il en soit, le système de gestion essaie généralement d'alimenter les charges locales (charges critiques et non critiques) par la puissance délivrée par la GD locale. Dans [Dim 05], les auteurs proposent une architecture simplifiée d'un SMA qui vise essentiellement à minimiser l'échange de puissance avec le réseau principal. Dans cet article, la priorité est donnée à la production locale : le SMA alimente les charges par la production locale des GDs, même si le coût d'achat d'énergie du réseau principal est plus faible que le coût de la production. En revanche, dans [Moh 14, Nag 12, Log 2008, Tso 08], le coût de l'énergie produite et les prix du marché sont prioritaires pour le gestionnaire d'énergie du MR.

La référence [Tso 08] propose le concept d'internet de l'énergie qui est un concept tiré de l'internet des objets IoE (« l'Internet of Everything »). L'IoE est un « réseau de réseaux » composé de nombreux éléments complémentaires ayant chacun sa propre spécificité. Le terme « internet des objets » est choisi pour mettre en évidence le fait que dans le futur quasiment tous les objets et infrastructures devraient se retrouver connectés à Internet. L'IoE est un réseau Intelligent capable d'ajuster la distribution des flux qui les traversent (énergie électrique, gaz eau), en fonction de la consommation effective et de l'état des infrastructures. Par conséquent, L'Internet de l'énergie est défini comme un vaste réseau qui fournit efficacement l'énergie à n'importe qui n'importe où. Un tel système devient décentralisé, fiable et efficace grâce à l'ère numérique. Dans ce concept, l'électricité est considérée comme étant une donnée à envoyer au MR. Comme indiqué dans [Tso 08], la limitation l'internet de l'énergie est liée à la limitation significative de la capacité de stockage d'énergie dans le réseau principal.

Dans la gestion des MRs en mode connecté, certains articles tels que [Xin 11, Chu 13, Alv 12] incorporent des données environnementales dans le modèle mathématique utilisé dans l'optimisation de la gestion. Dans ces articles, les auteurs se concentrent sur la minimisation des émissions de CO₂. Le facteur environnemental est généralement pris en compte dans la

littérature scientifique, bien que ce soit celui qui est le moins prioritaire dans les critères d'optimisation. Ce facteur est en général utilisé pour encourager l'utilisation de sources d'énergie renouvelables, qui sont non polluantes.

1.2.2.2 *Îlotage et synchronisation*

En plus des fonctions mentionnées ci-dessus, la détection d'îlotage et la synchronisation avec le réseau principal constituent également un défi dans la gestion et la conduite des MRs.

Le processus d'îlotage des MRs peut être la conséquence d'une déconnexion planifiée ou imprévue du réseau principal. Si les défauts à l'origine de la déconnexion n'ont pas pu être isolés ou résolus immédiatement, ou si des événements inhabituels se produisent, le MR doit être déconnecté. Ainsi, il fonctionne en mode îloté.

A partir de là, c'est le rôle des GDs locaux de répondre à la demande d'électricité précédemment fournie par le réseau principal. Dans cette situation, dans les MRs à CA, deux variables doivent être maintenues dans des limites acceptables : la tension et la fréquence du MR, par le biais de l'équilibrage entre l'offre et la demande de puissance. La gestion de la puissance pendant la phase de transition du mode connecté au mode îloté nécessite une stratégie de contrôle soigneusement conçue [Kat 12], pour cela, des algorithmes de détection d'îlotage doivent être établis [Xi 10, Lla 11]. Dans [Ind 13], les auteurs ont montré que les stratégies de détection d'îlotage peuvent être classées en méthodes passives et actives. Les méthodes passives reconnaissent l'îlotage en détectant l'anomalie de tension au PCC, y compris la fréquence, le déphasage et les harmoniques, pour identifier l'îlotage [Wen 10]. Même si ces méthodes sont simples et n'ont pas d'impact sur le fonctionnement normal du système, elles ne sont pas toujours fiables.

Pour améliorer la capacité de détection d'îlotage, des méthodes de détection d'îlotage actives sont plus pertinentes. Une méthode appropriée de détection d'îlotage active est utilisée dans [Ind 13]. Cette méthode est essentiellement basée sur deux actions : contrôler la tension au PCC et changer l'amplitude du courant injecté. En cas de défaillance du réseau, l'îlotage est détecté lorsque le changement de tension au PCC est supérieur à un seuil autorisé. Les méthodes de détection d'îlotage actives sont plus efficaces que les méthodes passives. Néanmoins, les algorithmes de ces méthodes doivent s'assurer que les perturbations causées n'introduisent pas de distorsion et n'affectent pas le passage à zéro du courant du convertisseur.

1.2.2.3 Sécurité du micro-réseau

Il est important de s'intéresser à l'étude de la sûreté de fonctionnement et de la fiabilité du MR, y compris le contrôle et l'opération de ses différents éléments, afin que les variables restent dans les limites de tolérance acceptables. Le problème de fiabilité est traité par deux types de méthodes : les méthodes préventives, basées sur les connaissances accumulées par l'expérience, et prédictives qui dépendent de l'acquisition et du traitement des données en temps réel. Les deux méthodes doivent permettre d'éviter l'apparition de problèmes potentiels.

a) Auto-guérison et restauration

Après une déconnexion, il est impératif d'obtenir une reconfiguration « post-défaillance » du MR afin d'atteindre un fonctionnement sûr et continu [Kha 11]. En général pour améliorer la sécurité des MRs, l'auto-guérison est la clé. Comme indiqué dans [Col 11], pour certains types d'événements imprévus ou défauts, le système doit être capable de les détecter et de reprendre son fonctionnement normal : c'est l'auto-guérison. Pour le système électrique, la définition de l'auto-guérison comprend trois étapes importantes : identifier rapidement les problèmes, minimiser les impacts négatifs des défaillances et rétablir rapidement le système dans un état de fonctionnement stable, si possible [Ami 05, Mos 06]. Certaines recherches traitent l'auto-guérison comme étant un bloc unique [Kha 11]. Cependant, elle peut être divisée en deux étapes : l'étape de la réaction d'urgence et celle de la restauration [Col 11].

La première étape commence par la détection de l'origine de la panne (détection + localisation + origine). Ensuite, la réaction typique du MR est d'isoler la partie défaillante. Nous considérons ici les réactions d'urgence qui peuvent être automatiques ou prédéterminées. Le but de ces réactions est de placer le MR dans un état plus sûr et moins périlleux. Une fois que le MR a effectué la transition au-delà de la situation d'urgence initiale, l'étape de restauration peut commencer.

Plusieurs reconfigurations peuvent avoir lieu pendant la restauration, pour améliorer l'état général du MR : délestage ou récupération, basculement des manipulations, démarrage ou arrêt de la génération de puissance, ou autres actions modifiant le point de consigne du système [Hon 01].

L'étape réparatrice peut être la plus longue et la plus compliquée dans l'auto-guérison. Elle requiert des décisions complexes. En fait, le problème de la restauration est considéré comme un problème typique d'optimisation à des contraintes non linéaires [Pen 10]. De nombreuses

recherches se sont concentrées uniquement sur l'étape de restauration du MR [Kha 11, Pen 10, Nag 00]. Diverses approches sont proposées, et peuvent être réparties en 4 catégories : Programmation Mathématique (PM) [Nag 95], Systèmes Experts (SE) [Adi 92, Nag 95], heuristique [Sak 83, McD 99], et le « calcul souple » [Lee 98].

b) Fiabilité : diagnostic prédictif

L'étude du diagnostic prédictif est le deuxième problème majeur concernant la sécurité et la sûreté de fonctionnement des MRs. Le diagnostic prédictif permet d'améliorer significativement la sécurité des systèmes physiques en général et celle des MRs en particulier. Une définition du diagnostic prédictif, telle que présentée dans [Gui 95], est la suivante : « le diagnostic prédictif consiste à prévoir avec un intervalle de temps donné, l'apparition d'éventuelles failles dans le système lui-même avant qu'elles ne surviennent réellement ». La connaissance de toutes les conditions qui affectent le fonctionnement du système, lorsqu'elles sont appliquées de l'extérieur, est nécessaire pour réaliser des fonctions de diagnostic prédictif. Ces conditions contiennent :

- des variables d'entrée : le système de diagnostic prédictif traite ces variables pour remplir ses fonctions et atteindre ainsi les objectifs pour lesquels il est conçu,
- les paramètres du système : tous les attributs du système, dont les valeurs peuvent être définies par l'utilisateur ou l'opérateur, sont considérés comme des paramètres du système (par exemple, la position d'un commutateur),
- les conditions environnementales : ce sont les conditions liées à l'environnement qui influencent le fonctionnement du système (exemple : irradiation pour les panneaux PV).

Dans ce contexte, un diagnostic prédictif adapté est plus efficace si on utilise des techniques d'estimation ou d'observation d'état qui améliorent la fiabilité et l'efficacité des systèmes électriques [Muz 97, Bar 05]. Pour appliquer ces techniques, il est nécessaire d'identifier les différents états du MR qui représentent la situation de tous ses éléments.

Il existe de nombreuses autres méthodes de diagnostic prédictif pour les MRs. Elles sont souvent basées sur des études répétitives avec l'application de divers scénarii de simulations afin de prédire l'erreur avant son apparition [Che 12].

Bien que la problématique de diagnostic soit importante, le problème le plus important concernant la fiabilité des MRs dans la littérature scientifique est celui de la restauration.

1.2.3 Les Systèmes Multi Agents (SMA)

Après avoir présenté les principales caractéristiques et problématiques liées aux MRs, nous consacrerons cette section à la présentation de la technique que nous allons utiliser pour la gestion du MR à implémenter dans ce travail de recherche : les Systèmes Multi Agents (SMA).

1.2.3.1 *L'approche distribuée des Systèmes Multi Agents (SMA)*

La technique des Systèmes Multi-Agents (SMA) est issue de l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) [Ger 99], une branche de l'Intelligence Artificielle (IA), qui se distingue des autres branches par deux concepts majeurs :

- la gestion distribuée des problèmes : elle consiste à fractionner un problème en un ensemble de sous problèmes, dont chacun est traité par une entité distribuée, et à partager la connaissance du problème d'une manière qui permet de tirer une solution,
- la technique SMA : c'est une approche décentralisée qui s'articule sur la modélisation des comportements intelligents des agents et sur la collaboration entre eux.

En comparant avec l'IA qui modélise le comportement « intelligent » d'une seule unité, l'IAD se distingue par le fait qu'elle s'intéresse à modéliser plusieurs comportements intelligents qui proviennent de l'activité coopérative de plusieurs agents. Il s'agit donc d'implémenter un ensemble d'actions qui ont un intérêt commun.

La technique SMA permet d'appréhender, de modéliser, de gérer, de simuler des systèmes complexes. Par définition un système complexe est un système composé d'un nombre important d'entités en interaction entre elles et avec d'autres constituants du monde extérieur.

1.2.3.2 *Définition d'un Système Multi-Agent (SMA)*

Bien qu'il n'y ait pas de définition unique pour un SAM dans la littérature, les chercheurs ont utilisé les mêmes concepts de base pour le définir. En fait, un SMA peut être défini comme étant un système constitué de plusieurs agents, qui interagissent entre eux dans un environnement [Fab 04, Jac 95]. Ces agents agissent sur le système avec différents buts et motivations. Pour interagir avec succès, ils devront avoir la capacité de coopérer, se coordonner, et négocier entre eux, à peu près comme les personnes le font.

A ce stade, il est intéressant de présenter l'approche des voyelles d'Yves Demazeau, qui consiste à considérer que l'analyse, la conception, l'implémentation et l'évolution d'un système multi-

agents peuvent être étudiés en fonction de quatre aspects radicaux : *Agents*, *Environnement*, *Interaction* et *Organisation* [Dem 95, Fab 04], qui peuvent être décrits comme suit :

- *Agents* : structures internes des agents,
- *Environnement* : le milieu dans lequel évoluent les agents,
- *Interaction* : les moyens d'interaction des agents,
- *Organisation* : les moyens utilisés pour structurer l'ensemble des entités.

Ainsi Jacques Ferber a défini un SMA « **S** » comme étant [Jac 95] :

- un ensemble « **B** » d'entités plongées dans un environnement « **E** » (« **E** » est caractérisé par l'ensemble des états de l'environnement « **S** »),
- un ensemble « **A** » d'agents avec $A \subseteq B$,
- un système d'action (opérations) permettant à des agents d'agir dans « **E** » (une opération est une fonction de $S \Rightarrow S$),
- un système de communication entre Agents (envoi de messages, diffusion de signaux,... (« **I** » comme interaction),
- une organisation « **O** » structurant l'ensemble des agents et définissant les fonctions remplies par les agents (notion de rôle et éventuellement de groupes, définis plus tard dans ce manuscrit),
- éventuellement : une relation à des utilisateurs « **U** » qui agissent dans ce SMA via des agents interfaces $U \subseteq A$.

1.2.3.3 Définition d'un agent

a) Agent général

A l'égard d'un SMA, la définition d'un agent n'est pas unique. Le terme « agent » est utilisé de manière très étendue dans plusieurs domaines. La notion d'un agent et d'un SMA sont illustrées par la Figure I.4.

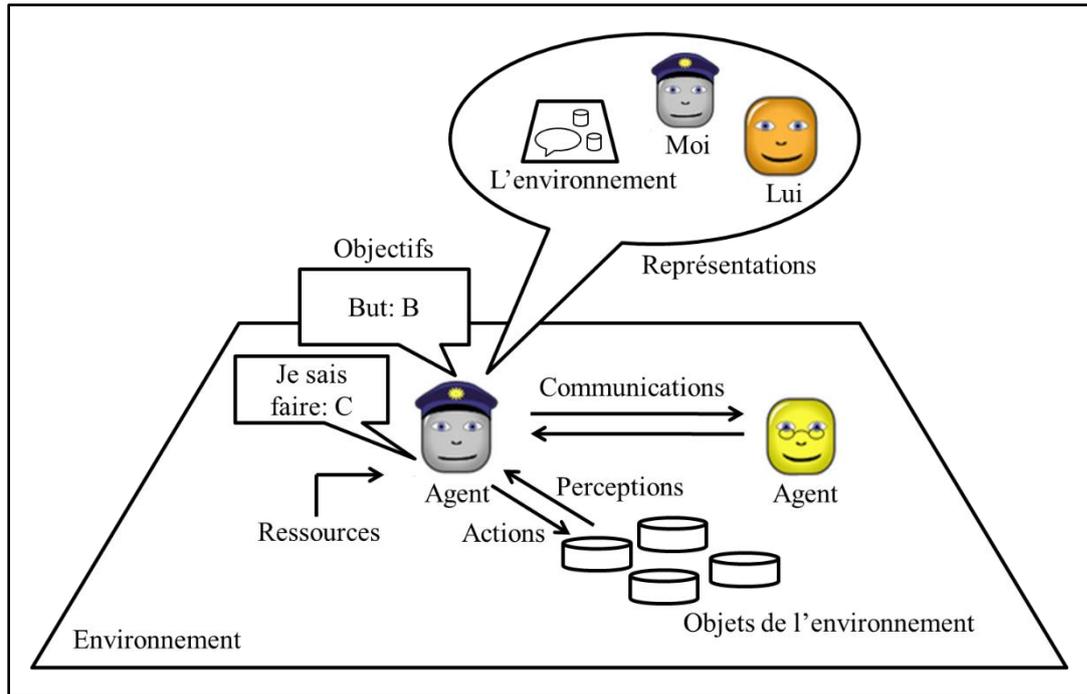


Figure I.4. Représentation d'un agent en interaction avec son environnement et les autres agents [Jac 95]

Yves Damazeau et Jörg P. Müller ont défini un agent comme étant « une entité qui évolue dans un environnement, qui est capable de percevoir cet environnement, qui est capable d'agir dans cet environnement, qui est capable de communiquer avec d'autres agents, et qui a un comportement autonome » [Dem 12].

Jacques Ferber, quant à lui, il a donné une définition qui reprend les mêmes concepts avec plus de détails [Jac 95]. Il a défini un agent comme étant « une entité physique (Hard) ou virtuelle (Soft) :

- A. qui est capable d'agir dans un environnement,
- B. qui peut communiquer directement avec d'autres agents,
- C. qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),
- D. qui possède des ressources propres,
- E. qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,
- F. qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),
- G. qui possède des compétences et offre des services,
- H. qui peut éventuellement se reproduire,

- I. dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit ».

En effet, un agent encapsule un état et un comportement. Ce comportement est **autonome** et est le résultat de ses communications, de ses perceptions et de ses représentations. L'autonomie est le point principal des agents, elle est définie par la capacité d'agir indépendamment, démontrant le contrôle de l'état interne. Pour pouvoir agir, un agent est donc doté d'un ensemble d'actions disponibles. Il doit choisir l'action appropriée pour chaque situation, ce qui implique que les actions ont des préconditions associées.

Il convient de noter que dans la plupart des domaines, l'agent n'a pas le contrôle complet de son environnement. Son contrôle n'est que partiel, ce qui mène à deux affirmations :

- les actions d'un agent peuvent échouer,
- l'environnement dans lequel évolue l'agent est non déterministe.

En se référant à la définition de Jacques Ferber, l'agent peut être une entité virtuelle ou physique [Jac 95]. L'entité virtuelle représente l'agent logiciel, et l'entité physique représente l'agent « purement situé » (ou agent physique). Chaque type de ces agents ne possède pas tous les points cités dans la définition de l'agent général.

b) Agent logiciel

Un agent logiciel ou agent purement communicant est défini par Jacques Ferber [Jac 95], comme étant « une entité informatique qui :

- A. se trouve dans un système informatique ouvert (ensemble d'applications, de réseaux et de systèmes hétérogènes),
- B. peut communiquer avec d'autres agents,
- C. est mue par un ensemble d'objectifs propres,
- D. possède des ressources propres,
- E. ne dispose que d'une représentation partielle des autres agents,
- F. possède des compétences (services) qu'elle peut offrir aux autres agents,
- G. a un comportement tendant à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose et en fonction de ses représentations et des communications qu'elle reçoit ».

Un agent logiciel se différencie donc du concept de l'agent général par le fait que :

- il ne possède pas de perception des autres agents (le point (E) n'existe plus),
- ses tendances prennent l'aspect d'objectifs,
- il n'agit pas dans un environnement,
- son contexte d'évolution est naturellement celui des réseaux informatiques.

L'émergence de ce paradigme de programmation dans le domaine du génie logiciel a donné lieu à l'élaboration de plusieurs outils de programmation et environnements de développement orientés-agents. Parmi ces outils, les plus populaires et pertinents sont : JADE, Zeus, MadKit, AgentBuilder, Jack, JAFMAS, AgentTool, DECAF, RMIT et Brainstorm / J [Gar 18].

c) Agent physique

Un agent physique ou agent « purement situé » est défini par Jacques Ferber [Jac 95], comme étant « une entité physique ou informatique qui simule l'entité physique qui :

- A. se trouve située dans un environnement,
- B. est mue par une fonction de survie,
- C. possède des ressources propres, sous la forme d'énergie et d'outils,
- D. est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,
- E. ne possède pratiquement aucune représentation de son environnement,
- F. possède des compétences,
- G. peut éventuellement se reproduire,
- H. a un comportement tendant à satisfaire sa fonction de survie, en tenant compte des ressources, des perceptions et des compétences dont elle dispose ».

Les agents physiques sont donc au contraire des agents logiciels en ce qui concerne les capacités de représentations (qui sont pratiquement nulles) et le fait que les communications ne se réalisent pas directement, mais indirectement à travers des perceptions et de leurs actions dans l'environnement.

Les agents physiques peuvent être simulés dans des plateformes orientées Agent, mais vu la possibilité qu'ils peuvent contenir des éléments physiques et agir sur des composants physiques une connexion entre le simulateur Multi Agent et un simulateur modélisant le phénomène physique est nécessaire.

1.2.3.4 *Propriétés des agents*

Un agent, qu'il soit physique ou logiciel, est caractérisé par un ensemble de propriétés qui indiquent ses caractéristiques. D'après [Car 95, Fon 93, Goo 93], les propriétés les plus communes et les plus cités dans la littérature sont :

- l'autonomie : un agent est capable de prendre des initiatives (capacité d'autodéfinition), d'exercer des contrôles sur ses actions et sur ses états (capacité d'autocontrôle), de percevoir les changements de son environnement et de décider quand il va agir,
- la réactivité : un agent perçoit l'environnement dans lequel il se trouve et peut répondre aux changements qui s'y produisent (agir suite à des évènements extérieurs),
- l'orienté-but (Goal-Oriented) : c'est la capacité d'un agent à décider de quelle manière satisfaire l'objectif qui lui est assigné. Nous parlons aussi de flexibilité dans le sens où les actions d'un agent ne sont pas entièrement préétablies et définies ; il est en effet capable de choisir ce qu'il va entreprendre et dans quel ordre, en fonction de l'environnement externe. Les agents peuvent recevoir des ordres (à travers l'échange des messages) de sources externes, mais chaque agent décide de donner suite ou non à ces ordres,
- la proactivité : la capacité de l'agent à être en permanence actif, sans attendre à être provoqué par des évènements externes,
- la communication : un agent est capable de s'engager dans des communications complexes avec d'autres agents ou d'autres entités appartenant à son environnement,
- la coopération : un agent est capable d'établir et de maintenir des relations avec les autres agents ou entités afin d'accomplir ses tâches,
- l'apprentissage et l'adaptabilité : l'agent doit être capable d'apprendre et de modifier son comportement suivant les expériences. L'agent apprentissage peut être aussi appelé agent adaptatif,
- l'auto-déclenchement (self-starting) : contrairement aux composants de l'intelligence artificielle classique, et toujours selon l'environnement externe, un agent peut décider du moment précis pour entamer une action,
- l'anthropomorphisme : certaines caractéristiques humaines peuvent se révéler utiles. Par exemple, la compréhension du langage naturel permet de spécifier les tâches à effectuer sans devoir apprendre un langage particulier pour spécifier des règles ou connaître une interface particulière à un agent. Cette propriété est liée aux agents logiciels,

- la mobilité : Cette propriété est liée aux agents logiciels. Un agent logiciel mobile est capable de se déplacer physiquement d'une machine à une autre et au travers de différentes architectures de systèmes et de plateformes pendant leur exécution.

1.2.3.5 *Intérêt de l'utilisation des SMA dans la gestion des micro-réseaux*

Le système électrique est considéré comme « l'un des plus grands et les plus complexes des objets fabriqués par l'homme » [Sha 03]. Par rapport au réseau électrique classique, les MRs sont caractérisés par leur taille variable, l'hétérogénéité de leurs éléments, leur adaptation à leur nature changeante et notamment par l'aspect distribué de la génération de l'énergie. Le choix des SMA pour le contrôle des MRs est pertinent [Cil 98] et est justifié par :

- le nombre d'éléments qui ont un impact sur le comportement du MR est important : différents types de générateurs, de charges, de batteries et d'autres types d'entités et de composants qui ont leurs propres objectifs et modes d'interactions spécifiques. C'est pourquoi le comportement du MR ne peut pas être modélisé par les descriptions classiques seulement (comme par exemple les systèmes d'équations différentielles),
- l'interaction entre les éléments est nécessaire. Deux types d'interactions sont nécessaires pour maintenir l'équilibre entre la production et la consommation : l'interaction directe (par la communication) et l'interaction indirecte (en consommant ou en convertissant l'énergie). Cependant, pour le fonctionnement d'une manière globale, le MR n'exige pas la connexion de tous les éléments. Par exemple, le MR doit pouvoir continuer à fonctionner lorsqu'une charge est déconnectée, même si cette déconnexion rend temporairement le réseau instable,
- les interactions sont non linéaires, c'est-à-dire que les grands effets peuvent avoir de petites causes. De plus, les interactions de premier ordre peuvent influencer gravement le MR et les conséquences peuvent s'aggraver progressivement. Par exemple, une seule défaillance comme une panne de courant dans une ligne causée par la chute d'un arbre peut être la source d'une lacune d'électricité [Whi 03],
- le MR interagit avec l'environnement, il est donc un système ouvert. Il peut avoir différents changements sur sa structure et sa taille. Les effets de ces changements influencent d'autres infrastructures telles que : les infrastructures de transport et d'eau. Dans ce contexte, les frontières entre le système et son environnement sont difficiles à déterminer,

- plusieurs états d'équilibre qui ne sont pas « naturels » doivent être maintenus dans le système : l'équilibre entre la production et la consommation est un exemple de ces états. C'est pourquoi, pour que le MR fonctionne, il a besoin de systèmes de gestion et conduite avancées. Le fait d'éteindre ces systèmes peut provoquer une instabilité immédiate,
- les MRs ont un historique vu qu'ils évoluent avec le temps. Cette évolution n'inclut pas seulement l'accumulation de divers composants, mais aussi l'amélioration de leur architecture, par exemple l'ajout d'une anticipation des besoins futurs. Ainsi, le passé des MRs est, au moins partiellement, responsable de leur état actuel,
- les éléments du MR ont une vue locale de leur environnement, et ils peuvent accéder à des informations limitées sur d'autres éléments et sur le comportement global du MR. Seuls les superviseurs du MR ont une vue globale du comportement macroscopique de celui-ci.

1.3 PREDICTIONS POUR LA GESTION DE L'ENERGIE DANS LES MICRO-RESEAUX

Nous avons indiqué dans l'introduction que le cas d'étude dans nos travaux de recherche est un voilier qui dispose d'un MR à CC à petite échelle. Bien que le voilier contienne d'autres sources d'énergie électriques (de petites éoliennes, un hydro-générateur, un système de récupération d'énergie), la source PV est celle qui a la puissance nominale la plus grande et celle qui produit le plus d'énergie en moyenne. C'est pourquoi nous nous intéressons ici, comme priorité d'une étude plus globale, à l'énergie produite par les panneaux PV.

Le caractère intermittent des énergies renouvelables nécessite la prédiction de la puissance disponible dans le MR pour maintenir l'équilibre production-consommation de façon optimale. Pour pouvoir prédire la production PV nous sommes menés à prédire le rayonnement solaire direct. Ce paramètre météorologique peut changer au cours d'une journée suivant différents facteurs tels que les nuages filtrant les rayons du soleil, les conditions météorologiques, l'atmosphère polluée ou propre, etc. [Bou 07]

La nécessité de la prévision du rayonnement solaire dans un voilier est liée à plusieurs facteurs :

- le rayonnement solaire influence la production d'énergie photovoltaïque. En effet, ce rayonnement est une variable météorologique importante qui affecte la production de la

puissance PV. Pour une température fixe, la puissance PV augmente avec l'augmentation du rayonnement et vice-versa,

- le rayonnement solaire est fortement influencé par la mobilité du voilier et les différentes caractéristiques du rayonnement solaire au cours de l'année,
- comme indiqué précédemment, dans le projet qui consiste à fournir de l'électricité à un voilier de course en utilisant uniquement des sources renouvelables telles que des éoliennes, des panneaux PV, un hydro-générateur et un système de récupération d'énergie, l'énergie PV représente une part significative de la production totale d'énergie. Ainsi, la nature du système nécessite un haut niveau de précision et une prise en compte de plusieurs paramètres influant la production de l'électricité.

Le rayonnement solaire reçu à la surface de la terre dépend non seulement de la position du soleil, mais aussi de l'état optique de l'atmosphère. Par conséquent, le modèle de rayonnement solaire comprend deux composantes : une composante déterministe et une composante statistique. La composante déterministe dépend uniquement de la distance entre le centre du soleil et le point de mesure. Elle est facilement identifiée par les lois de la mécanique céleste et de la physique énergétique [Iqb 83, Jak 10, Hoa 14, Duf 13, Equ 18, Ene 18, Cal 18, Heu 18, Ben 14, Ker 13, Yet 09]. Nous présenterons ultérieurement plus de détails sur les calculs nécessaires à la détermination de la composante déterministe. La composante statistique dépend de différents facteurs : l'occurrence des nuages, le taux d'ozone, le taux d'humidité, etc. [Mel 08, Voy 11, Ine 06]. Il est difficile d'identifier avec certitude la composante statistique en raison de la caractéristique probabiliste de ses différents sous-composants. De plus, le rayonnement solaire peut être considéré comme étant une série temporelle, ce qui signifie qu'il est possible d'ajuster le processus aléatoire et de prévoir les valeurs futures en utilisant des modèles mathématiques. Les séries temporelles du rayonnement solaire seront décomposées selon le terme de tendance et le terme aléatoire. Le terme de tendance est principalement influencé par la composante déterministe alors que le terme aléatoire reflète largement la composante statistique.

1.3.1 Définition d'une série temporelle

Une série temporelle est définie comme étant une suite de mesures ou d'observations au cours du temps représentant un phénomène [Bou 98, Bou 08, Sim 07]. Dans notre étude, les observations sont :

- les rayonnements solaires global et direct sur une surface horizontale,
- la couverture nuageuse.

En théorie, deux hypothèses importantes sont nécessaires pour une analyse plus précise :

- l'intervalle de temps des observations est constant,
- la méthode d'acquisition des signaux doit être la même durant le temps de l'observation/mesure.

Cependant, le respect de ces hypothèses d'une manière stricte est généralement irréalisable. Il convient simplement de garantir la cohérence des mesures au cours du temps. Sinon, le modèle de prédiction n'étant qu'une représentation mathématique d'un phénomène, néanmoins il est très important d'essayer d'approximer au maximum possible les différents signaux sans une éventuelle modification des équipements et de la méthodologie d'acquisition. L'efficacité et la fiabilité des équipements est donc indispensable. En outre, la mise en conformité des séries temporelles brutes (issues de l'acquisition) est généralement obligatoire afin de prendre en considération d'éventuelles mises à jour, maintenances, pannes, etc. En utilisant le formalisme des séries temporelles dans la prédiction, nous devons noter que nous n'allons pas prédire la grandeur météorologique brute ou absolue, mais plutôt celle mesurée par un appareil physique. Il convient ainsi de faire converger, dans la mesure du possible, la mesure et la grandeur absolue.

Pour utiliser le formalisme des séries temporelles il est obligatoire, au préalable, d'établir certaines définitions. Ainsi, la valeur courante en t de la série temporelle x est notée x_t où t est le temps compris entre 1 et n , n étant le nombre total de mesures. Le nombre de valeurs à prédire de la série temporelle est noté k . La prédiction de la série temporelle de $(n+1)$ à $(n+k)$, connaissant l'historique de x_1 à x_n , porte le nom d'horizon de la prédiction (horizon 1, ..., horizon k). En prenant un horizon 1, le modèle général de la prédiction peut être représenté par l'Equation I.1.

$$x_{t+1} = f_n(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p+1}) + \varepsilon(t+1) \quad (\text{I.1})$$

où ε est l'erreur entre la valeur prédite et la valeur mesurée, f_n est le modèle mathématique à estimer et t le paramètre de temps qui prend les $(n-p)$ valeurs suivantes : $n, n-1, \dots, p+1, p$; p étant le nombre d'échantillons considérés par le modèle, sous l'hypothèse que : $n \gg p$.

1.3.2 Prédiction des séries temporelles

Pour pouvoir prédire les valeurs futures à partir de l'évolution antérieure d'une série temporelle, il est indispensable d'analyser et d'optimiser la modélisation de la série. D'une façon générale, cette étape est nommée « apprentissage du processus ». Les énigmes d'analyse de la série et de sa modélisation sont généralement le fond même du dilemme de la prédiction. A la fin de l'apprentissage, le modèle construit doit être capable de reproduire le plus fidèlement possible la dynamique de l'évolution propre à toute série temporelle. C'est la condition de pertinence de la prédiction.

Il convient de noter que, comme nous allons le présenter ultérieurement, la construction du modèle et l'analyse de la dynamique d'évolution d'une série temporelle sont des étapes importantes à toute problématique de prédiction. Pour cela, les chercheurs ont proposé plusieurs modèles de prédiction. Ils se sont inspirés des études menées dans la finance et l'économétrie pour en dégager de nombreux modèles plus ou moins sophistiqués, et ils les ont repris dans le cadre d'autres thématiques, dont la prédiction de l'énergie électrique et des paramètres météorologiques comme le rayonnement solaire par modélisation des séries temporelles. Dans cette sous-section, la classification des approches de modélisation est brièvement présentée. Le but est de mieux situer le cadre général auquel appartient le modèle qui sera développé dans la dernière sous-section de ce chapitre et qui sera utilisé plus tard dans ce manuscrit (chapitre 3).

Plusieurs modèles permettant de prédire des séries temporelles existent dans la littérature. Ils peuvent être classés en quatre grands groupes [Bro 06; Ham 94] :

- les modèles de type « **naïf** », ceux-ci sont des modèles indispensables pour la vérification de la pertinence des modèles complexes. Parmi les modèles naïfs nous pouvons citer la « persistance », la « moyenne » et les « k plus proches voisins »,
- les modèles à **probabilités conditionnelles**, ces modèles ne sont pas fréquemment utilisés dans la littérature, notamment dans le cas de la prédiction du rayonnement solaire. Nous pouvons citer les chaînes de Markov et les prédictions basées sur les inférences Bayésiennes,

-
- les modèles **de référence**, qui sont issus de la famille des modèles autorégressifs à moyenne mobile saisonniers, les « Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average » (SARIMA),
 - les modèles **de type connexionnistes (réseau de neurones artificiels RNA)** et plus particulièrement le perceptron multi couches (Multi Layer Perceptron MLP) qui est un type de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) à fort potentiel prédictif et le plus utilisé. Les RNA et les MLP seront décrits et détaillés à la fin du chapitre.

Le nombre de modèles existants dans la littérature est beaucoup plus grand que celui évoqué ci-dessus. Dans la section suivante, nous décrirons certains travaux utilisant ces modèles pour la prédiction du rayonnement solaire, en insistant sur la technique des RNA.

1.3.3 Prédiction du rayonnement solaire : état de l'art

Plusieurs modèles de prédiction du rayonnement solaire existent dans la littérature. Ils diffèrent par les entrées disponibles, leur classification, l'horizon et la méthode de prédiction utilisée.

Quatre horizons de prédiction peuvent être distingués [San 14] :

- long terme, prédiction sur quelques jours,
- moyen terme, prédiction journalière,
- court terme, prédiction sur quelques heures,
- très court terme, prédiction sur quelques minutes.

Parmi les méthodes de prédiction utilisées dans la littérature, certaines sont basées sur des modèles linéaires tels que la régression linéaire (Linear Regression LR), la moyenne mobile autorégressive (Auto-Regressive Moving Average ARMA) et le processus autorégressif (Auto-Regressive AR) [Zha 11, Wan 18]. Cependant, le comportement non linéaire du rayonnement solaire a suscité les chercheurs à proposer plusieurs autres modèles : celles basés sur le modèle numérique de météorologie, les ondelettes, les modèles flous, les systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems ANFIS), les forêts aléatoires (Random Forests RF), les k plus proches voisins (k-Nearest Neighbors kNN) ainsi que les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) [Wan 18, Voy 11, Moh 15, Ass 14, Cornaro].

Le modèle de la moyenne mobile autorégressive (Auto-Regressive Moving Average ARMA) est l'un des modèles de prédiction des séries temporelles les plus populaires. Le modèle ARMA est caractérisé par sa capacité à extraire des propriétés statistiques utiles et son efficacité dans

la prévision. Il utilise les informations contenues dans la série pour faire des prédictions. Le modèle ARMA est basé sur deux parties, l'autorégressive (AR) et la moyenne mobile (MA). Son efficacité a été prouvée dans [Hua 12] pour la prévision du rayonnement solaire à très court terme (une minute).

Le modèle numérique de météorologie est une méthode de prévision basée essentiellement sur l'intégration numérique d'équations différentielles couplées qui décrivent la dynamique de l'atmosphère et les mécanismes de transport du rayonnement. Un des problèmes de cette méthode est la non-linéarité des équations utilisées [Cornaro].

Certaines recherches combinent des méthodes linéaires et non linéaires telles que celle proposées dans [Naz 16], où les auteurs effectuent la prédiction du rayonnement solaire à très court terme (une minute), en utilisant une méthode hybride basée sur les ondelettes, le modèle ARMA et le modèle Non linéaire Auto-Régressif avec entrées eXogènes (NARX). Dans [Naz 16], les auteurs utilisent une seule entrée : les mesures antérieures du rayonnement solaire. Ainsi, la transformation en ondelettes est utilisée pour diviser les données historiques en séries adaptées pour la prévision. Les auteurs appliquent le concept ARMA en tant que modèle de prévision linéaire et le modèle NARX en tant qu'outil de reconnaissance de formes non linéaires, afin de réduire les erreurs de la prévision du modèle ondelettes-ARMA.

Dans [Wan 18] également, seules les données historiques du rayonnement solaire sont utilisées et décomposées. Cette analyse est effectuée à travers la décomposition par moyennes locales (Local Mean Decomposition LMD) et la décomposition modale empirique (Empirical Mode Decomposition EMD). Un ensemble de sous-composants non-linéaires est ainsi obtenu. Dans [Wan 18], les auteurs ont combiné deux modèles non-linéaires de prédiction. Ils ont utilisé les machines à vecteurs supports à moindres carrés (Least Squares Support Vector Machine LSSVM) et les modèles de Volterra pour prédire respectivement les sous-composants haute fréquence et les sous-composants basse fréquence. Le résultat final est obtenu en superposant les résultats des deux sous-prédictions.

Dans [Wei 17], quatre modèles d'apprentissage automatique ont été appliqués pour comparer les performances de chacun d'entre eux :

- les Forêts aléatoires (Random Forests RF),
- le RNA basé sur le Perceptron multicouche MLP,
- la régression linéaire (Linear Regression LR),
- la méthode des k plus proches voisins (k-Nearest Neighbors kNN).

L'objectif est de démontrer l'efficacité des modèles non linéaires pour la prévision à court terme (une heure) de deux séries temporelles : le rayonnement solaire sur une surface horizontale et celui reçu par des panneaux PV sur différentes surfaces inclinées. La prévision du rayonnement solaire est effectuée à l'aide de trois types de données : données météorologiques reçues au sol, données satellitaires de télédétection et calculs des paramètres identifiant la position du soleil (déclinaison, heure, zénith, angles d'élévation et d'azimut).

La technique des RNA a prouvé ses performances pour la prédiction des séries temporelles [Voy 11 (1), Voy 11 (2), Moh 15, Ass 14, Cao 08, Mih 00]. Dans [Mih 00], le RNA est utilisé pour faire la prévision du rayonnement solaire à court terme (une heure) et est comparé au modèle autorégressif (AR). L'efficacité du réseau de neurones a été prouvée et justifiée par les auteurs.

Dans [Voy 11 (1), Voy 11 (2), Moh 15, Ass 14, Cao 08], les auteurs ont effectué une prédiction du rayonnement solaire à moyen terme (une journée) en utilisant les RNA. Dans [Voy 11(2)], les auteurs utilisent les critères de corrélation pour déterminer les variables d'entrée endogènes et exogènes à prendre en compte. Quatre entrées endogènes sont prises pour le modèle du ciel clair du rayonnement solaire. A partir de plusieurs paramètres météorologiques, seuls trois sont considérés comme des facteurs exogènes : l'humidité relative, la durée d'ensoleillement et la couverture nuageuse.

Selon la nature des données obtenues, les auteurs de [Moh 15] divisent les données différemment : d'une part les données statistiques et d'autre part les données de prévision. Ainsi, ils combinent :

- plusieurs données statistiques comme le ratio de nuages calculé, la variation horaire maximale du rayonnement solaire, la variation quotidienne absolue du rayonnement solaire entre le jour (j) et le jour ($j - 1$), etc.,
- des données numériques de prévision météorologique qui contiennent la prévision du rayonnement cumulé avec un jour d'avance toutes les trois heures.

Par conséquent, un ensemble de données hybrides est utilisé à l'entrée du RNA.

Dans [Ass 14], les auteurs ne classent pas les données d'entrée. Ils conçoivent plutôt quatre réseaux de neurones avec quatre combinaisons d'entrées, pour analyser l'influence de plusieurs paramètres météorologiques sur les résultats de prédiction à moyen terme (une journée). Ils concluent que la meilleure performance est obtenue en utilisant les variables d'entrée

suivantes : le jour de l'année, le rayonnement solaire quotidien moyen au sommet de l'atmosphère, les heures d'ensoleillement maximales par jour, la température moyenne quotidienne de l'air, l'humidité relative moyenne quotidienne et la vitesse du vent.

Dans d'autres recherches, la technique des RNA est combinée avec d'autres modèles non linéaires. Par exemple, dans [Cao 08], les auteurs proposent un modèle hybride fondé sur la combinaison du réseau d'ondelettes avec le RNA et la technique floue récurrente. La base d'ondelettes est implémentée comme fonction d'activation pour les neurones et la défuzzification est appliquée au vecteur d'entrée du RNA qui contient des données de la nébulosité.

Dans [Ji. 11], un modèle hybride composé d'un modèle ARMA et d'un réseau de neurones à retard temporel (Time Delay Neural Network TDNN). Ce modèle est utilisé pour la prédiction du rayonnement solaire à court terme (une heure). Ce modèle hybride a le potentiel d'exploiter les avantages de ces deux techniques. Le modèle ARMA s'est avéré adapté au problème linéaire et le TDNN est efficace pour le problème non linéaire. Le rayonnement solaire contenant à la fois des caractéristiques linéaires et non linéaires, la précision de ce modèle hybride est assez satisfaisante. Cependant, ces différents modèles fonctionnent très bien quand le temps est clair, mais lorsque les conditions météorologiques sont mauvaises, la précision des modèles de prévision diminue.

1.3.4 Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

Au cours des dernières années, l'une des évolutions les plus marquantes des réseaux de neurones formels a été, pour les ingénieurs, l'abandon de la métaphore biologique au profit de fondements théoriques solides dans le domaine des statistiques. La raison qui a poussé les chercheurs vers cette voie est le cerveau humain, qui est la machine de traitement de l'information la plus sophistiquée que nous connaissions [Her 94]. Le cerveau adapte son comportement aux situations nouvelles, selon des processus d'adaptation rapides, automatiques (réflexe) et selon l'apprentissage reçu.

L'objectif de cette section est double : il s'agit tout d'abord de fournir une introduction aux lecteurs n'ayant pas une compréhension très claire de ce que sont les RN biologiques ou Artificiels (RNA). Nous étudions ensuite les motivations sous-jacentes à l'utilisation des RNA. Puis nous décrivons les bases des modèles de neurone et les différents modèles.

1.3.4.1 Du cerveau au réseau de neurones artificiel

a) Le neurone biologique

Le neurone est l'élément fonctionnel de base du système nerveux. De nombreuses variétés de neurones se trouvent à l'intérieur d'une même espèce, mais ils ont plusieurs points communs qui sont à la base du modèle de la cellule nerveuse (Figure I.5).

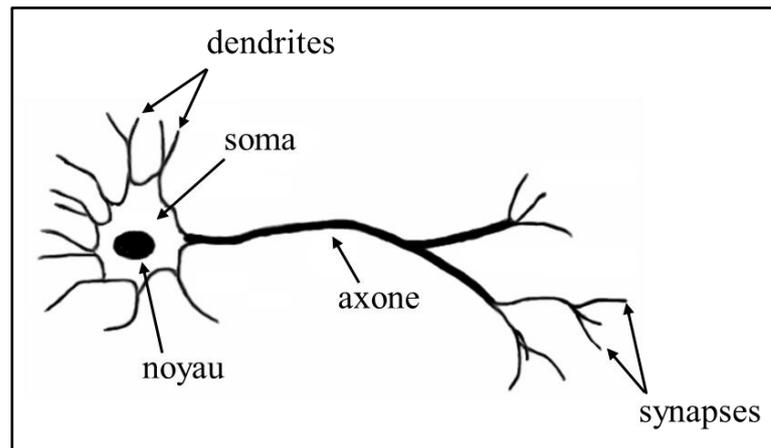


Figure I.5. Neurone biologique

Le cerveau humain contient entre 10^{10} et 10^{11} neurones qui sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites [Her 94]. Ces filaments peuvent être considérés comme des conducteurs d'électricité qui peuvent en conséquence véhiculer des messages d'un neurone à un autre. Les dendrites reçoivent les informations au niveau de points de contact avec les autres neurones. Ces points de contact sont appelés synapses. L'information est ensuite acheminée vers le soma (appelé aussi corps cellulaire ou péricaryon). En plus de son rôle dans le métabolisme de la cellule, le soma recueille et concentre l'ensemble des informations reçues par les dendrites et en effectue une sommation dite « spatio-temporelle ». En fait, au niveau d'un neurone, il y a une intégration des signaux reçus au cours du temps. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique. Selon le type de synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité des neurones « voisins ». Nous pouvons donc distinguer les synapses excitatrices et les synapses inhibitrices.

b) Du neurone biologique au neurone artificiel

Le neurone artificiel ou formel est une représentation déduite du fonctionnement du neurone biologique. Le soma est remplacé par une fonction non linéaire limitée ou fonction de saturation

appelée fonction d'activation. Les boutons synaptiques sont remplacés par les poids synaptiques qui pondèrent les neurones. Les excitations sont donc simulées par les poids synaptiques positifs, et les inhibitions par les poids synaptiques négatifs.

Une propriété intéressante n'a pas été citée jusque-là : la plasticité du système nerveux qui recouvre la faculté d'évolution des cellules nerveuses et de leurs interconnexions [Her 94]. Cette propriété correspond à la notion d'apprentissage et de mémoire pour les neurones artificiels.

c) Le neurone artificiel

Le neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées x_i en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont. Un poids synaptique w_i représentatif de la force de connexion est associé à chacune des entrées x_i . Chaque neurone est doté d'une sortie \hat{y} unique. Elle se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval, et un poids est associé à chaque connexion.

La connaissance incluse dans un réseau de neurones est « mémorisée » dans les poids. Le neurone artificiel fait la somme pondérée des entrées, puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien. Le modèle du neurone artificiel est représenté dans la Figure I.6.

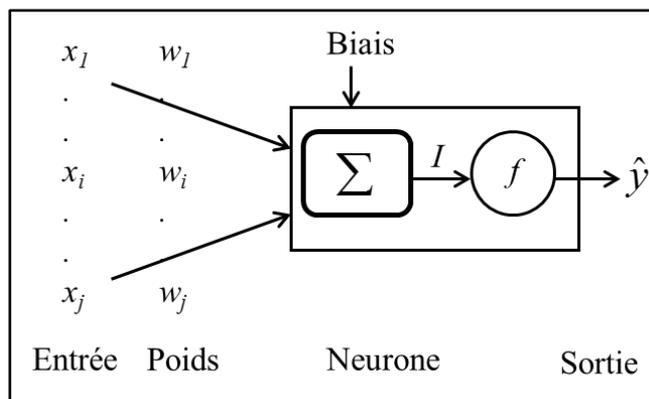


Figure I.6. Modèle statique d'un neurone artificiel

I étant le potentiel de neurone ayant j entrées et une sortie, il est exprimé par :

$$I = x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + \dots + x_i \cdot w_i + \dots + x_j \cdot w_j \quad (\text{I.2})$$

- La fonction d'activation

La fonction d'activation permet au neurone d'être activé ou non, en fonction de son potentiel d'entrée. Elle est exprimée par :

$$I = F(I) \quad (\text{I.3})$$

La fonction d'activation permet d'introduire la non-linéarité dans le réseau de neurones. Pour pouvoir appliquer certaines méthodes d'apprentissage, la fonction d'activation doit être dérivée pour lisser les calculs, et ce en phase d'apprentissage. C'est pour cela que la fonction à seuil de Heaviside est remplacée par la fonction d'activation sigmoïde.

La fonction sigmoïde, la fonction tangente hyperbolique et les fonctions gaussiennes sont les plus utilisées. La fonction tangente hyperbolique qui produit des valeurs positives et négatives semble être plus rapide que les fonctions qui ne produisent que des valeurs positives comme la fonction sigmoïde, à cause des meilleures conditions numériques. Le choix de la fonction d'activation est lié à la nature du problème à traiter. Les fonctions à seuils par exemple sont utilisées pour reproduire les fonctions logiques et les fonctions radiales sont plutôt efficaces pour la classification. Quelques exemples de fonctions d'activation sont présentés dans la Figure I.7.

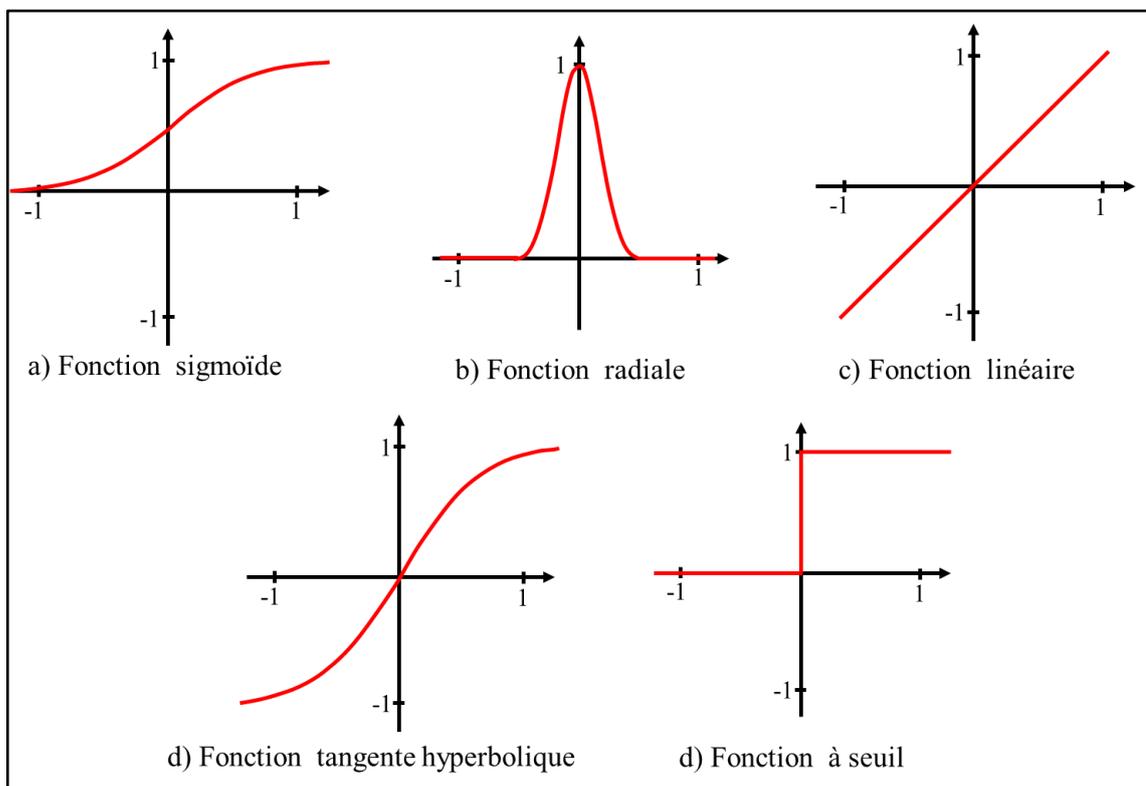


Figure I.7. Exemples de fonctions d'activation.

- Le biais

Chaque neurone utilisé dans un réseau peut, selon la nature de l'application, être polarisé, c'est-à-dire connecté à une valeur constante par l'une de ses entrées. Cette polarisation « b » est appelée offset ou biais. Le biais permet au neurone de traduire son domaine d'activité et d'ajuster son seuil d'efficacité. L'effet de polarisation obtenu est indispensable si l'on veut exploiter correctement l'aptitude du réseau de neurones à reproduire n'importe quel comportement non linéaire [Pier 96]. Cependant les biais peuvent être appris comme les autres poids en leur affectant une entrée unitaire. Le neurone polarisé est désormais représenté par le schéma de la Figure I.8.

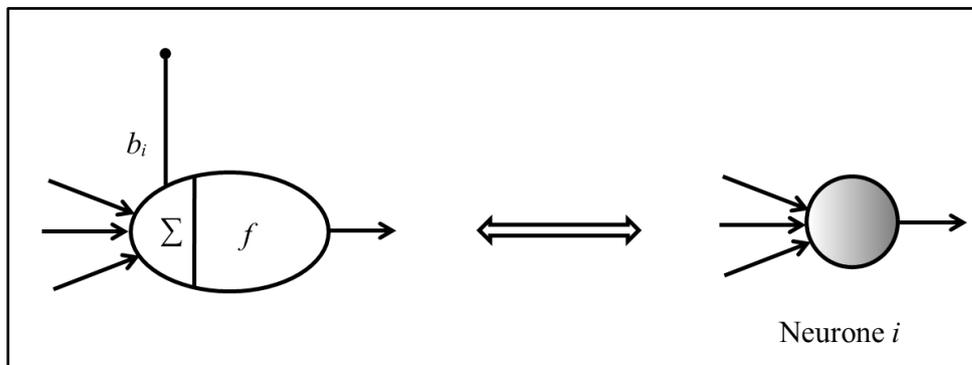


Figure I.8. Schéma d'un neurone artificiel

Dans la suite de ce manuscrit, le biais ne sera pas représenté pour simplifier les schémas.

1.3.4.2 Organisation en réseaux

Les réseaux de neurones artificiels sont un outil d'analyse statistique de données. Leur particularité est de dégager des relations entre des variables décrivant une situation « variables prédictives » et une ou plusieurs variables dites « prédites », par un mécanisme appelé « apprentissage ». Contrairement aux autres techniques statistiques, il n'est pas nécessaire de formuler des relations d'entrées/sorties.

En jargon neuronal, les variables prédictives sont appelées « entrées du réseau », la ou les variables prédites sont appelées « sorties désirées du réseau » ou aussi « cibles ». Comme tous les réseaux connexionnistes, pour les définir, il y a trois éléments à fournir [Mil 93] :

- a. L'architecture : la façon de connecter les unités et les contraintes liant les poids,
- b. La dynamique : la manière de coupler les activités des unités entre elles, et de propager des signaux dans le réseau,

c. L'apprentissage : les règles permettant de déterminer les valeurs optimales des poids pour que le réseau accomplisse une certaine tâche.

a) L'architecture

Le neurone artificiel est relativement simple et dénué quand il est considéré seul. Ce sont les propriétés du réseau qui sont réellement remarquables. Il existe un certain nombre d'architectures de réseaux qui ont été développées depuis quelques années, et qui possèdent chacune des propriétés particulières. En effet, les réseaux de neurones ne sont pas forcément des « boîtes noires ». Bien au contraire, il est parfaitement possible, et même vivement recommandé, d'introduire dans le réseau, dès sa conception, toutes les connaissances physiques et mathématiques disponibles relatives au processus à modéliser ou à commander [Dre 98]. Nous pouvons classer les réseaux de neurones en deux grandes catégories, selon la dépendance de leur évolution en fonction explicite du temps : les réseaux statiques et les réseaux dynamiques.

* Réseaux de neurones statiques

Pour ce type de réseau, le paramètre temps n'est pas significatif, c'est-à-dire la modification de l'entrée n'entraîne qu'une modification stable de la sortie et n'entraîne pas de retour d'information vers cette entrée. Le nombre de possibilités de connexions de neurones pour former un réseau est infini. Nous ne présentons ici que les deux types de réseaux de neurones les plus fréquemment utilisés.

* Réseaux complètement connectés

L'organisation des neurones dans ce type de réseau imite celle des neurones du cortex cérébral. La Figure I.9 présente la structure du réseau complètement connecté.

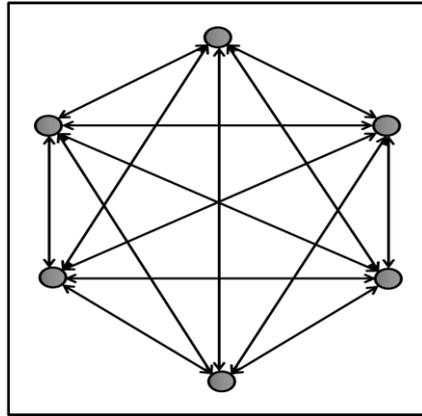


Figure I.9. Réseau complètement connecté

* Réseaux complètement à couches

Ce type de réseau est appelé MLP (Multi-Layer-Perceptron). C'est un réseau connexionniste ayant une architecture particulière et une règle d'apprentissage du type rétro propagation. Comme son nom l'indique, le MLP répartit les neurones en couches (au moins deux). Un neurone ne reçoit les signaux que des neurones « en amont » (couche immédiate précédente). Nous distinguons les unités de la première couche (entrée), de la dernière couche (sortie) et des couches intermédiaires (cachées). Le nombre de couches cachées est défini d'une manière heuristique. Il est évitable d'avoir des couches cachées moins larges (en nombre de neurones) que la couche d'entrée, de manière à ne pas compresser ni perdre d'informations [Pier 96]. La structure du réseau à couches est présentée dans la Figure I.10.

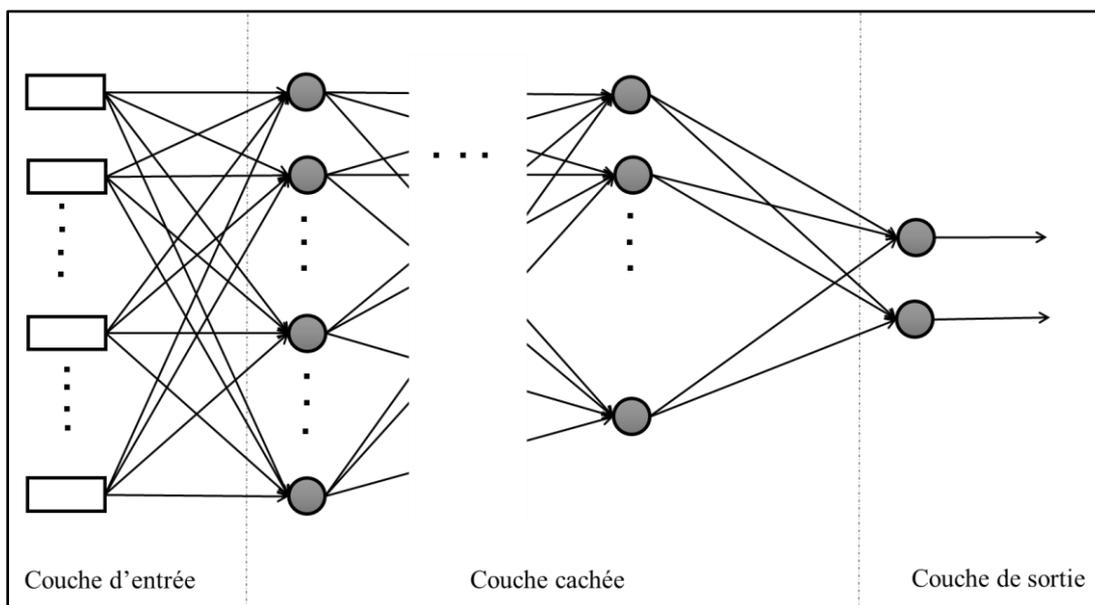


Figure I.10. Réseau à couches

- *Fonctions à base radiale*

Les réseaux qui utilisent des fonctions à base radiale (RBF), utilisés pour la première fois par Broomhead en 1988 [Jod 94], sont des cas particuliers des MLP. Ils jouent un rôle similaire, puisqu'ils peuvent approximer de façon arbitraire toute fonction non linéaire. Dans un réseau RBF, la structure est figée à deux couches : la première couche contient les paramètres des fonctions de base, et la deuxième effectue une combinaison linéaire des activations de ces fonctions [Pos 96, Bel 98]. Nous présentons dans la Figure I.11 la structure du RBF.

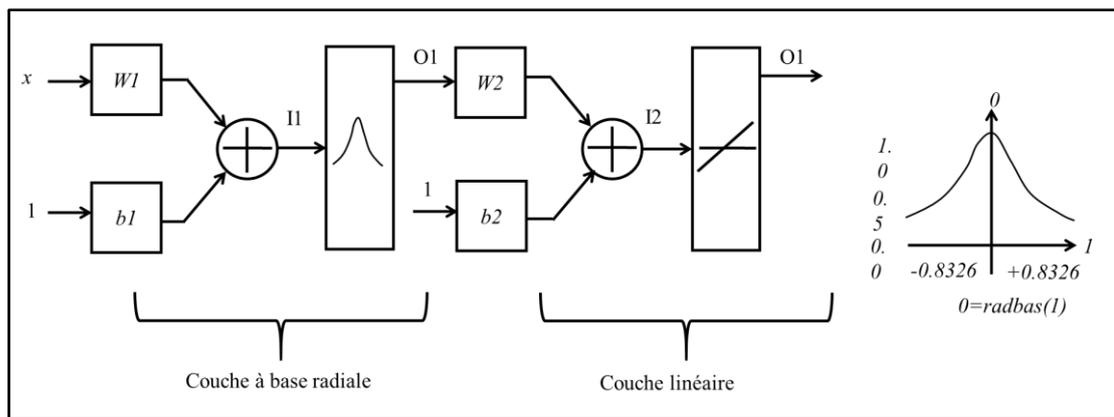


Figure I.11. Réseau à fonction radiale

Les poids de la première couche sont déterminés par des techniques non supervisées utilisant uniquement les vecteurs d'entrées. Les poids de la deuxième couche sont déterminés par des méthodes supervisées [Cic 93, Jod 94, Tow 99]. Si la position du centre du RBF est définie d'une manière non linéaire, alors le réseau peut utiliser le minimum de connexions (poids à calculer) [Riv 95].

L'utilisation de ces réseaux est souvent beaucoup moins économique et parcimonieuse (peu de poids) du point de vue du nombre de connexions, que celle des réseaux de neurones à sigmoïdes [Loo 97, Ama 95].

- *Réseaux de neurones dynamiques*

Les réseaux de neurones dynamiques (dits aussi bouclés) contiennent des bouclages partiels ou totaux entre neurones et, donc, une évolution dépendante du temps entre les neurones. Ces réseaux sont utilisés pour la commande et la modélisation dynamique des processus non linéaires [Riv 95]. Tout réseau de neurones bouclé à temps discret d'ordre N peut être représenté par un réseau dont la dynamique est décrite par N équations aux différences couplées d'ordre 1,

mettant en jeu N variables d'états, et M entrées externes. La forme canonique du réseau bouclé est représentée dans la Figure I.12.

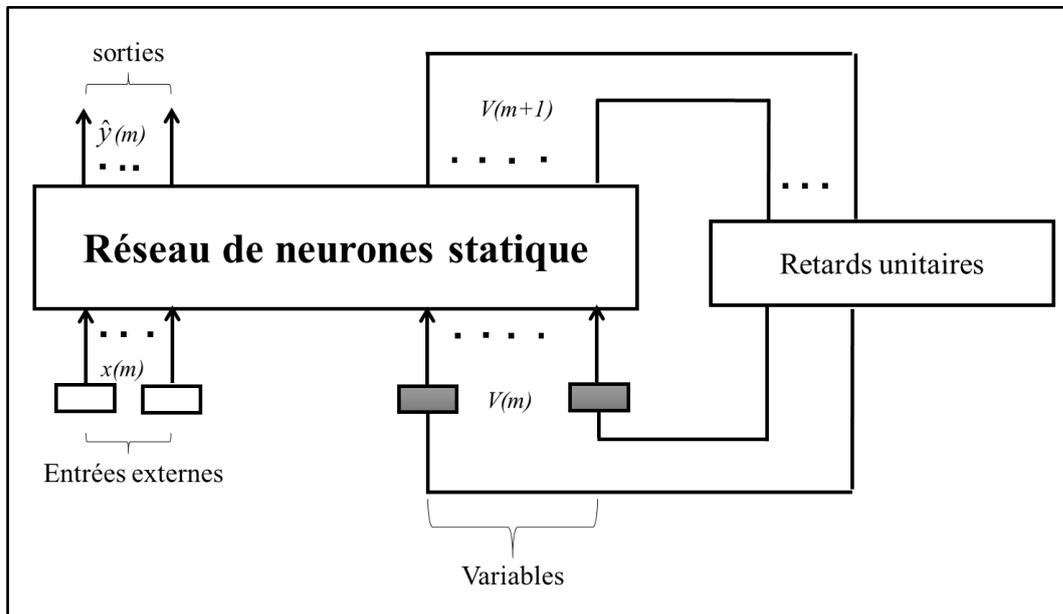


Figure I.12. Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé

Ces réseaux ne sont pas d'origine biologique, et sont généralement utilisés comme mémoire associative (réseau d'Hopfield) ainsi que pour la résolution de problèmes d'optimisation.

b) La dynamique

La dynamique est imposée par le type de parcours des signaux de l'entrée vers la sortie, ce qu'on appelle propagation avant du signal dans le cas de la rétro-propagation du gradient.

La rétro-propagation du gradient a été créée par la généralisation de la règle d'apprentissage de Widrow-Hoff à un réseau multicouche. L'algorithme de rétro-propagation de l'erreur est le modèle le plus « populaire » car il est efficace et simple à apprendre. Les réseaux de neurones appropriés à l'application de l'algorithme de rétro-propagation sont les réseaux multicouches à connexions totales qui ont les caractéristiques suivantes :

- Il n'y a aucune connexion entre les neurones d'une même couche,
- Les fonctions d'activation doivent être non linéaires et différentiables.

c) L'apprentissage

La capacité à apprendre est l'une des caractéristiques fondamentales de l'intelligence. Une définition précise de ce qu'est l'apprentissage est difficile à fournir. Dans le cadre des RNA, un processus d'apprentissage consiste à modifier les poids de manière organisée en utilisant un

algorithme approprié. Pendant cette phase, un nombre spécifié d'entrées et leur sortie désirée (cible) sont introduites dans le réseau. Ensuite, les poids des connexions sont ajustés de sorte que le réseau de neurones produit une sortie proche des valeurs cibles.

Pour que le RNA réussisse à réaliser le processus d'apprentissage, il est nécessaire de modéliser l'environnement dans lequel le RNA opère, c'est-à-dire qu'il faut savoir le type d'informations à fournir au réseau (les entrées et la sortie désirée). De plus, il faut comprendre comment le réseau ajuste les poids des connexions, c'est-à-dire quelles sont les règles d'apprentissage qui gouvernent cet ajustement, à savoir la règle de Hebb, d'Hopfield, de Kohonen, le recuit simulé, les algorithmes génétiques, et celle du gradient descendant, la seule règle utilisée dans ce travail. Un algorithme d'apprentissage est la procédure dans laquelle les règles d'apprentissage sont utilisées en vue de l'ajustement des poids.

La capacité des RNA à apprendre automatiquement à partir d'exemples les rend extrêmement attractifs. Au lieu de suivre un ensemble de règles spécifiées par un expert humain, les RNA apprennent les règles sous-jacentes (telles que la relation entrée-sortie) à partir d'un exemple représentatif [Riv 96]. Nous présentons dans la Figure I.13 un exemple d'apprentissage du prédicteur associé à un processus mono-entrée/mono-sortie.

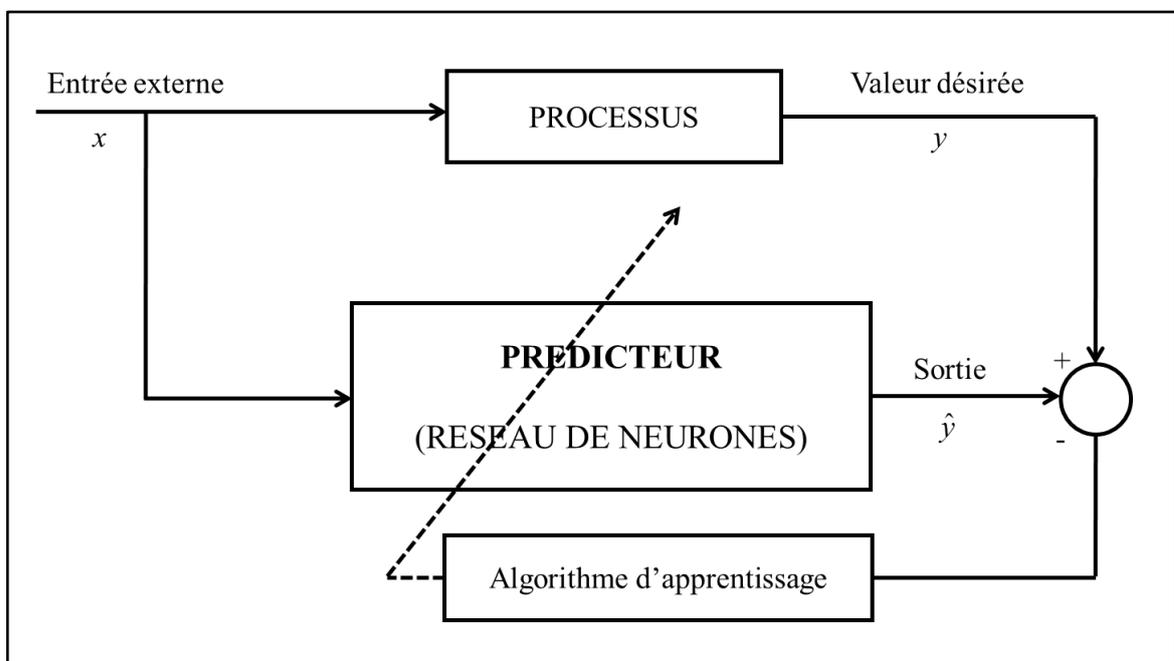


Figure I.13. Principe d'apprentissage pour la modélisation d'un processus

Nous pouvons considérer qu'il existe trois principales approches pour l'apprentissage : supervisé, non supervisé et hybride qui combine les notions de l'apprentissage dirigé et l'apprentissage semi-dirigé.

* Apprentissage supervisé

Le principe est celui d'un processus de contrôle et de régulation classique : les entrées et la sortie désirée sont présentées au réseau, qui évalue l'erreur entre la sortie qu'il produit et la cible, puis calcule les poids synaptiques en amont, afin de minimiser une erreur.

* Apprentissage non-supervisé

Dans le cas de l'apprentissage non-supervisé, aucune information sur la sortie désirée n'est fournie au réseau. Il doit donc explorer la structure sous-jacente des données ou les corrélations existantes entre ces données. Partant d'un état initial quelconque, le réseau se structure par lui-même. Ces réseaux sont appelés « auto-organiseurs » ou « à apprentissage compétitif » [Nad 93].

* Apprentissage hybride

L'apprentissage hybride combine les deux approches citées précédemment, une partie des poids étant déterminée par un apprentissage supervisé et une autre à l'aide d'un apprentissage non supervisé.

* Apprentissage dirigé

Il est aussi appelé apprentissage non bouclé, apprentissage série ou en anglo-saxon « teacher-forcing-training » [Con 00].

Il s'applique à l'identification des prédicteurs non bouclés [Per 94]. Il consiste à couper les boucles du réseau dynamique et à réaliser l'apprentissage du réseau statique en utilisant le set d'apprentissage dont chaque élément est constitué :

- des entrées externes : les entrées $x(k)$ et les entrées d'état mesurés sur le processus $Vp(k)$,
- des sorties : les valeurs désirées $y(k+1)$ et celles des sorties $\hat{y}(k)$.

Bien que le modèle soit bouclé, cet apprentissage est celui d'un réseau non bouclé. Le réseau apprend à calculer l'état et les sorties à l'instant $(k+1)$ en fonction de l'état et les entrées à l'instant k . Cet apprentissage ne peut être réalisable si les valeurs désirées de l'état du système ne sont pas disponibles. La Figure I.14 présente le schéma d'un apprentissage dirigé pour un réseau bouclé.

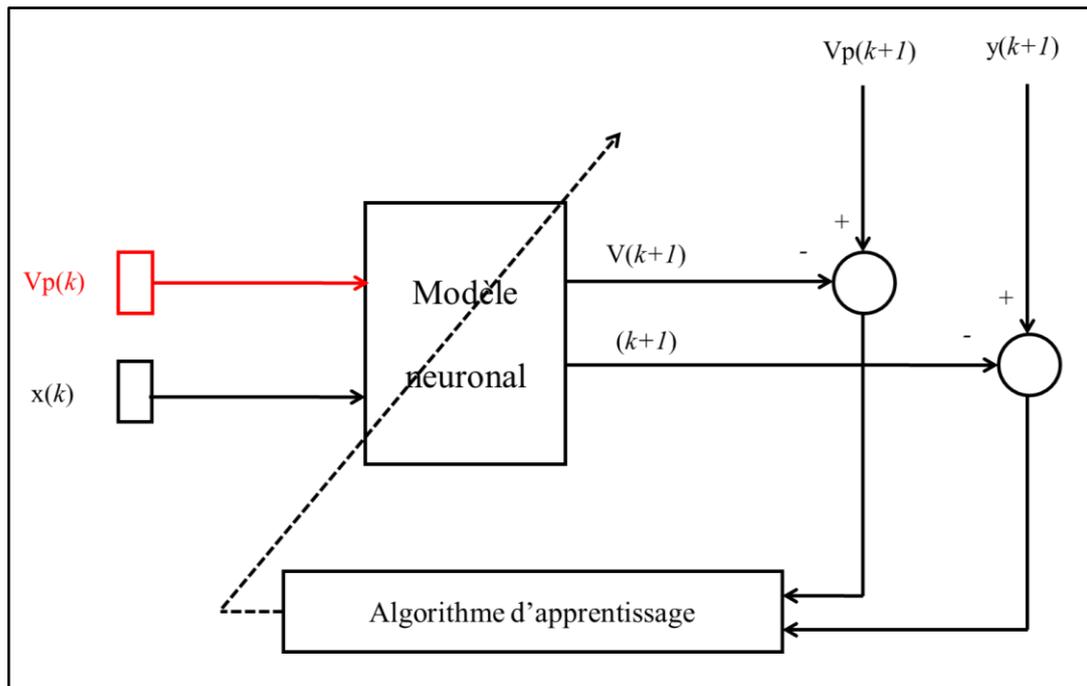


Figure I.14. Apprentissage dirigé d'un réseau bouclé avec des variables d'état mesurables

L'apprentissage dirigé, même s'il est de bonne qualité, peut conduire à une performance médiocre ou même à une instabilité du modèle bouclé. Par conséquent, il est souvent nécessaire de continuer l'apprentissage en mode non dirigé (réseau bouclé).

* Apprentissage non dirigé

Il est connu aussi sous les noms d'apprentissage bouclé ou apprentissage parallèle. Il s'applique à l'identification des prédicteurs bouclés. Pendant cet apprentissage, le réseau est effectivement bouclé. Chaque élément de la séquence d'apprentissage est alors constitué :

- des entrées : les entrées externes $x(k)$ et les variables d'état calculés à l'instant précédent $V(k)$ par le réseau,
- des sorties : les sorties du système $\hat{y}(k)$ et celles d'état $V(k+1)$.

L'algorithme de l'apprentissage non dirigé est représenté par le schéma de la Figure I.15.

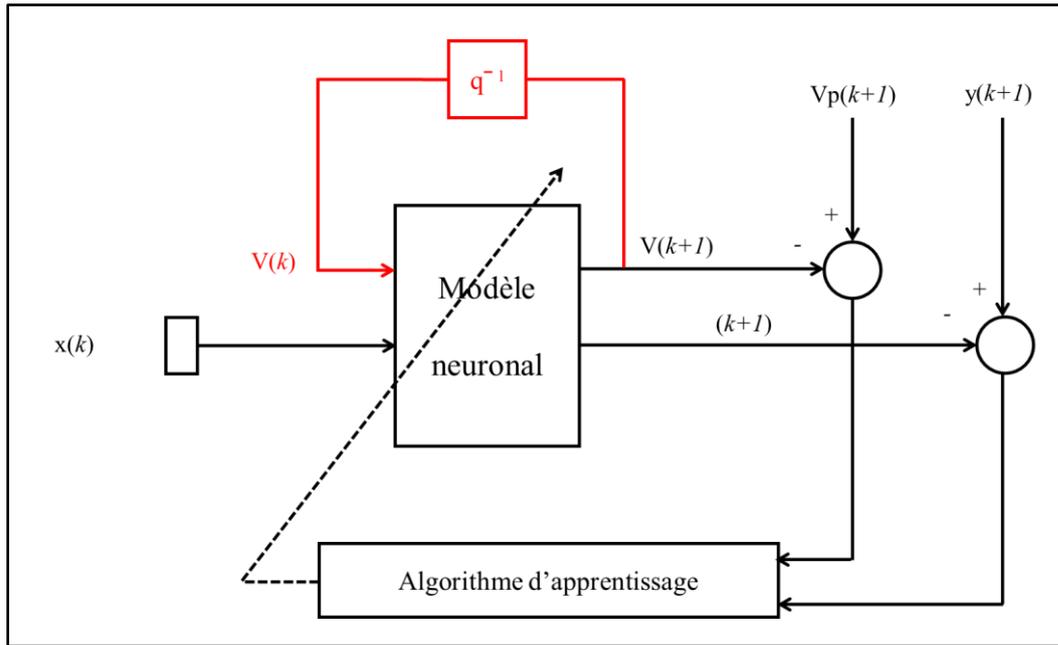


Figure I.15. Apprentissage semi-dirigé d'un réseau bouclé avec des variables d'état mesurables

1.3.4.3 Propriétés fondamentales des réseaux de neurones

Une des propriétés fondamentales des réseaux de neurones est l'approximation parcimonieuse. Cette propriété traduit deux notions distinctes qui sont présentées ci-dessous.

a) Approximateurs universels

L'approximation universelle a été démontrée par CYBENKO et FUNAHACHI en 1989 [Dre 98, Mon 99]. Elle est énoncée de la façon suivante :

« Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace des variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire ».

Cette propriété prend un sens différent s'il s'agit d'un réseau bouclé. La définition de l'approximation d'un système dynamique par un réseau de neurones bouclé n'est pas globale, mais restreinte à un domaine des espaces d'état d'entrée, sur un intervalle de temps fini [Riv 95]. Un tel approximateur peut ne pas refléter des caractéristiques fondamentales du processus qu'il est censé approcher, sa stabilité par exemple.

b) La parcimonie

Cette propriété rend les réseaux de neurones plus attractifs. En effet, lorsque l'on veut modéliser un processus à partir des données, on cherche toujours à obtenir les résultats les plus satisfaisants possibles avec un nombre minimal de paramètres ajustables. Dans cette optique, en 1994, HORNIK a montré que [Mon 99] :

« Si le résultat de l'approximation (c'est-à-dire la sortie du réseau de neurones) est une fonction non linéaire des paramètres ajustables, elle est plus parcimonieuse que si elle est fonction linéaire de ces paramètres. De plus, pour les réseaux de neurones à fonction d'activation sigmoïdale, l'erreur commise dans l'approximation varie comme l'inverse du nombre de neurones cachés et elle est indépendante du nombre de variables des fonctions à approcher. Par conséquent, pour une précision donnée, donc pour un nombre de neurones caché donné, le nombre de paramètres du réseau est proportionnel au nombre de variables de la fonction à approcher ».

1.3.4.4 La rétro-propagation du gradient

a) La méthode du gradient

Cette technique est à la base des méthodes d'optimisation ou de programmation non linéaire [Kab 97]. Elle présente l'intérêt d'être simple à mettre en œuvre et permet de diminuer le critère à minimiser lorsque le point initial est situé loin du point recherché. Le gradient consiste à descendre sur la surface d'erreur, pas à pas, dans le sens opposé à celui du gradient, par modification des paramètres (algorithme itératif). Cependant, à l'approche du minimum, la convergence ralentit car le vecteur gradient tend vers le vecteur nul [Fai 97]. Cela provient aussi du fait que l'on n'utilise que des informations de premier ordre.

b) Principe de la rétro-propagation du gradient

La variation des poids est proportionnelle à la contribution de l'erreur de sortie dans chaque couche. Pour modifier ces poids, cette erreur est minimisée en utilisant la méthode du gradient. Cependant, si cette méthode est directement applicable pour ajuster les poids de la dernière couche, elle ne l'est pas pour ceux de la couche cachée dont les sorties désirées sont inconnues.

Le principe est donc d'exprimer l'erreur à la sortie de chaque neurone de la couche cachée à partir de l'erreur de la dernière couche, seule erreur directement accessible [Her 94].

Le terme « rétro-propagation du gradient » provient de la façon de calcul du gradient pour un réseau non linéaire à couches. En effet, la rétro-propagation se fait de la couche de sortie vers la couche d'entrée, dans le sens opposé de celui de la transmission d'information. Le point de départ est le calcul de la différence entre la sortie effective et celle du réseau. L'erreur résultante est utilisée pour modifier les poids d'une façon proportionnelle, c'est à dire que chaque poids est diminué ou augmenté de la même proportion que sa contribution à l'erreur. Il faut alors que tous les éléments impliqués à savoir la sortie désirée, la sortie réelle et l'entrée pour chaque neurone, seraient présents ensemble. Le calcul de l'erreur pour la couche de sortie ne pose pas de problème. Pour les couches cachées, la sortie désirée est difficile à calculer. La question qui se pose est de savoir comment déterminer cette erreur pour un neurone sans connaître sa sortie désirée. Pour résoudre ce problème, l'idée n'est pas inspirée des modèles biologiques. Le traitement consiste en trois étapes :

- propagation avant : calcul de la sortie totale de chaque neurone puis estimation de l'erreur globale. Cette étape est appelée « relaxation du réseau » [Dav 90],
- calcul de l'erreur : calcul de la participation de chaque neurone dans l'erreur globale,
- propagation arrière : modification des poids pour diminuer cette erreur.

c) La normalisation

Les entrées et les sorties d'un réseau de neurones doivent être normalisées pour éviter une dispersion élevée entre les erreurs et les poids lors de l'apprentissage.

1.3.4.5 *Mesure des performances*

a) Répartition de la base de données

La valeur de la fonction coût d'un réseau de neurones sur un set d'apprentissage n'est pas suffisante pour estimer le degré de confiance que l'on peut lui accorder. Pour cela, la base de données doit être fractionnée en deux sous-ensembles : la séquence d'apprentissage, utilisée pour estimer les paramètres du réseau, et la séquence de tests, utilisée pour estimer la

performance du réseau. Ces deux ensembles doivent donc explorer le même domaine de fonctionnement du réseau (espace des entrées et des sorties).

b) Choix du nombre de neurones

Si le nombre d'échantillons de la séquence d'apprentissage est très faible, le réseau s'adaptera trop bien aux valeurs d'apprentissage au point de ne plus avoir de valeur prédictive, et donc la performance sur le test sera très faible. Pour assurer une bonne modélisation et éviter tout risque d'apprentissage par cœur, il est recommandé d'avoir au moins 10 fois plus de valeurs que de connexions. Cette condition est souvent satisfaisante en classification, il est donc nécessaire d'éviter de travailler avec des réseaux surdimensionnés.

Dans la couche cachée, chaque neurone supplémentaire permet de prendre en compte des profils spécifiques des neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux coller aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il n'existe pas de règles générales mais des règles empiriques. Pour sélectionner le nombre de neurones cachés optimal, l'évolution de l'erreur quadratique moyenne de l'apprentissage (EQMA) et de l'erreur quadratique moyenne de test (EQMT) doivent être observées en même temps.

Plusieurs chercheurs se sont intéressés au choix du nombre de neurones dans la couche cachée. Certains commencent l'apprentissage du réseau de neurones avec un nombre de neurones assez grand et éliminent au fur et à mesure ceux ayant un effet négligeable sur le réseau. Une autre approche consiste à apprendre avec un nombre réduit de neurones dans la couche cachée, et dès que l'erreur se trouve dans un minimum local ou dans un plateau, le nombre de neurones de la couche cachée est augmenté. Certains chercheurs ont même opté à rajouter une autre couche cachée mais ceci peut, dans certains cas, entraîner une dégradation de la capacité de généralisation du réseau de neurones [Cic 93].

c) Insuffisance de la règle d'apprentissage

Nous avons utilisé dans notre travail la règle d'apprentissage la plus répandue, qui est la rétro-propagation du gradient et qui a donné de bons résultats. En revanche, rien ne garantit que la règle d'apprentissage soit capable de tirer profit du plein potentiel du réseau.

d) Principe de la validation croisée

Cette procédure est appelée « Early stopping » dans la littérature anglo-saxonne. Il s'agit de travailler simultanément sur une base d'apprentissage et une base de test (appelée aussi base de

généralisation). Plus le réseau apprend la base d'apprentissage plus l'EQMA diminue, puisque les algorithmes utilisés imposent une décroissance de l'erreur. L'EQMT diminue dans un premier temps jusqu'à une certaine itération K_{opt} . Pour des itérations supérieures à cette valeur, l'EQMA diminue et l'EQMT augmente, les facultés de généralisation diminuent (sur ajustement). Il est donc souhaitable d'arrêter l'apprentissage à l'itération K_{opt} [Pos 96] et ne garder que les poids et les biais correspondants à une EQMT minimale (Figure I.16).

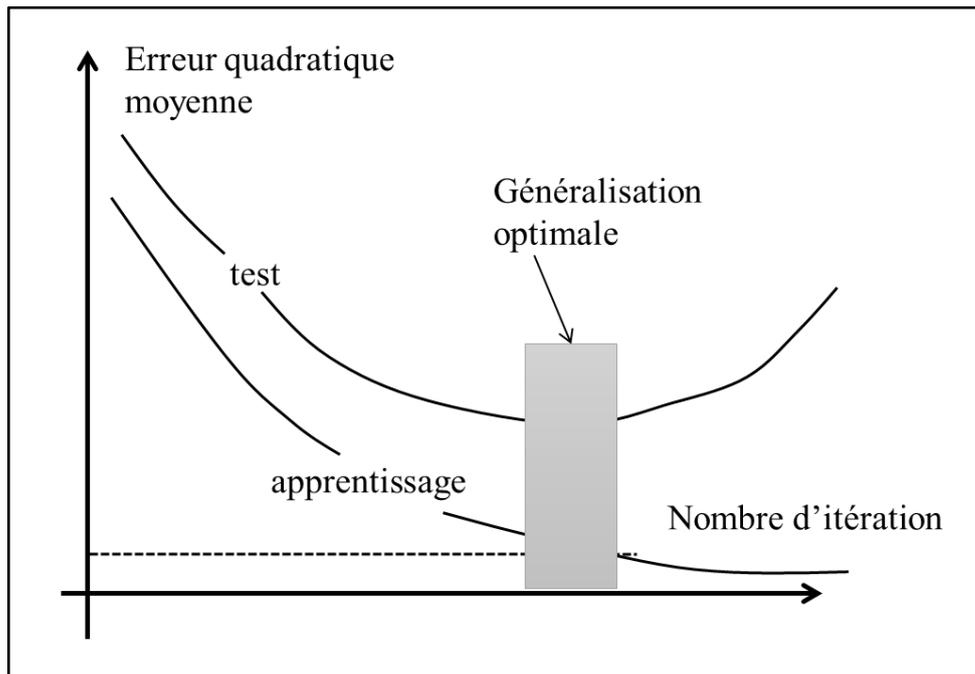


Figure I.16. Principe de la validation croisée

1.4 CONCLUSION

Ce chapitre est un état de l'art des deux grandes problématiques abordées dans cette thèse : la gestion de l'énergie dans les MRs et la prédiction du rayonnement solaire.

Nous avons consacré la première partie de ce chapitre à la gestion de l'énergie dans les MRs. Après avoir défini leur concept, nous avons exposé les différentes problématiques qui leurs sont liées en présentant les techniques utilisées dans la littérature. Cela avait comme but de pouvoir choisir la technique la plus adéquate pour la gestion du MR implémenté dans ce travail. Vu l'aspect décentralisé du MR et la grande variation des conditions de son fonctionnement pour notre cas, nous avons choisi d'utiliser la techniques des SMA, dont nous avons présenté les définitions et les caractéristiques importantes dans ce chapitre.

Dans la deuxième partie de ce chapitre nous nous sommes intéressés à la prédiction, une étape nécessaire qui doit précéder la gestion d'énergie dans les MRs. Vu l'intermittence de la production PV qui constitue une partie principale de la production du MR implémenté, nous nous sommes focalisé sur la prédiction du rayonnement solaire, variable météorologique responsable de la production PV. Un état de l'art de ce qui a été fait dans la littérature a montré que la prédiction d'une série temporelle en général, et du rayonnement solaire en particulier requiert l'utilisation des techniques non linéaires. L'aspect statistique du rayonnement solaire et l'absence des informations suffisantes menant à sa modélisation nous a incités à opter vers une technique utilisant un modèle « boîte noire », dotée d'une bonne capacité d'apprentissage : les RNA. Pour cela dans le dernier paragraphe de ce chapitre, nous avons développé les caractéristiques des différents modèles des RNA en mettant l'accent sur les principaux paramètres qui nous permettront de réussir leur utilisation par la suite.

CHAPITRE II

Prédiction du rayonnement solaire par la technique des RNA : NARX

Chapitre II : Prédiction du rayonnement solaire par la technique des RNA : NARX

2.1	INTRODUCTION.....	55
2.2	MODELISATION DU RAYONNEMENT SOLAIRE DIRECT.....	56
2.2.1	La composante déterministe du rayonnement solaire.....	56
2.2.1.1	Calcul des paramètres géométriques.....	56
2.2.1.2	Le rayonnement solaire au sommet de l’atmosphère.....	65
2.2.2	La modélisation du rayonnement solaire sur la surface terrestre.....	67
2.2.2.1	L’entrée du rayonnement solaire dans l’atmosphère.....	67
2.2.2.2	Le modèle ciel clair.....	70
2.2.3	Effet photovoltaïque.....	72
2.2.3.1	Génération de l’énergie électrique à partir du rayonnement solaire.....	72
2.2.3.2	Sensibilité spectrale des cellules photovoltaïques.....	73
2.3	PREDICTION DU RAYONNEMENT DIRECT JOURNALIER PAR DES RNA-NARX.....	74
2.3.1	Les modèles Non linéaires Auto-Régressifs avec entrées eXogènes (NARX).....	74
2.3.1.1	Le modèle Non linéaire Auto-Régressif avec entrées eXogènes (NARX).....	74
2.3.1.2	Le réseau de neurones NARX.....	75
2.3.2	Présentation de la base de données utilisée et les critères d’évaluation.....	77
2.3.2.1	Présentation de la base de données utilisée.....	77
2.3.2.2	Critères d’évaluation.....	78
2.3.3	Interpolation de la nébulosité.....	79
2.3.3.1	Interpolation géographique.....	81
2.3.3.2	Interpolation temporelle.....	82
2.3.4	Résultats obtenus.....	83
2.3.4.1	Choix de la structure de la base de données.....	83
2.3.4.2	Choix de la structure du réseau de neurones.....	89
2.3.5	Traitement des données pour la prédiction du rayonnement solaire direct dans le voilier.....	93
2.3.5.1	Analyse de la disponibilité des données à bord.....	93
2.3.5.2	Décodage des trames NMEA.....	94
2.3.5.3	La trame RMC.....	96
2.4	CONCLUSION.....	97

2.1 INTRODUCTION

Une bonne gestion de l'énergie dans le MR nécessite l'estimation ou la prédiction préalable de la production et de la consommation. Vu le caractère intermittent des sources renouvelables, nous leur avons accordé plus d'intérêt au niveau de leur prédiction. Ainsi, nous avons consacré ce chapitre à la prédiction du rayonnement solaire.

La nécessité de la prédiction du rayonnement solaire est reliée à plusieurs facteurs. D'une part, le rayonnement solaire a une influence significative sur la production PV. D'autre part, dans le cas de notre travail, le rayonnement solaire est grandement influencé par la mobilité du voilier et variabilités du rayonnement solaire au cours de l'année. En outre, il convient de noter que notre travail fait partie d'un projet qui consiste à fournir de l'électricité à un voilier de course en utilisant uniquement des sources renouvelables telles que des éoliennes, des panneaux photovoltaïques, un hydro-générateur et un système de récupération d'énergie. Ainsi, la nature du projet nécessite un haut niveau d'exactitude.

Ce chapitre est divisé en deux parties. Dans la première partie nous définirons le modèle du rayonnement solaire direct. En étudiant la provenance et les transformations que subit le rayonnement solaire pour atteindre la surface terrestre, nous la décomposerons en une composante déterministe et une composante statistique [Bat 00, Reh 99]. Dans un premier temps, nous présenterons les paramètres nécessaires pour identifier la composante déterministe, en effectuant une étude comparative des paramètres ayant plus d'une expression dans la littérature [Iqb 83]. Dans un deuxième temps, nous expliquerons les phénomènes se produisant à l'entrée du rayonnement solaire dans l'atmosphère qui ont un aspect statistique, et nous proposerons un modèle de la littérature à utiliser pour exprimer le rayonnement solaire direct reçu sur une surface terrestre horizontale [Agu 88, Mat 12, Lef 13]. Dans la dernière sous-section de la première partie, nous définirons l'effet photovoltaïque en décrivant la génération de l'énergie électrique à partir du rayonnement solaire et en justifiant le choix de prédire le rayonnement solaire direct par la présentation de la sensibilité spectrale des cellules photovoltaïques.

Dans la deuxième partie de ce chapitre nous exposerons nos travaux sur la prédiction du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale à moyen terme (une journée). Nous commencerons par déterminer les caractéristiques du modèle de RNA que nous utiliserons : le modèle Non linéaire Auto-Régressif avec entrées eXogènes (NARX). Nous présenterons ensuite la base de données utilisée et les critères d'évaluation. La nébulosité étant considérée

l'entrée représentant la composante statistique du RNA dans notre travail, nous la présenterons en expliquant les différentes interpolations que nous avons appliquées sur l'ensemble de données initial de cette variable pour construire notre base de données. Par la suite nous présenterons les résultats obtenus en exposant le choix de la structure de la base de données et celui de la structure des RNA les plus adéquates. Le dernier paragraphe de ce chapitre est consacré à présenter le traitement de données réalisé qui permettra d'appliquer la phase d'apprentissage du RNA dans le voilier pendant la navigation.

2.2 MODELISATION DU RAYONNEMENT SOLAIRE DIRECT

Le rayonnement solaire reçu sur une surface terrestre ne dépend pas seulement de la position du soleil par rapport à la terre, mais aussi de l'état optique de l'atmosphère [Bat 00, Reh 99]. C'est pour cela que le modèle du rayonnement solaire direct peut être considéré comme étant la combinaison de deux composantes de natures différentes. La première est déterministe et la deuxième est statistique. La composante déterministe ne dépend que de la position du centre du soleil par rapport au point de mesure. Elle est calculée en appliquant les lois de physique énergétique et de mécanique céleste, que nous présentons plus en détails ultérieurement [Iqb 83, Jak 10, Hoa 14, Duf 13, Equ 18, Ene 18, Cal 18, Heu 18, Ben 14, Ker 13, Yet 09]. La composante statistique dépend de différents facteurs tel que la nébulosité, le taux d'humidité, le taux d'ozone, etc. [Hay 78, Ine 06, Bir 81 (1) et (2), Mel 08]. Son identification est difficile vu l'aspect probabiliste des variables dont elle dépend. Par conséquent, nous ne considérerons dans nos travaux que la composante statistique qui présente l'élément qui influence le plus le rayonnement : la nébulosité.

2.2.1 La composante déterministe du rayonnement solaire

Dans ce paragraphe nous présentons le calcul de la composante déterministe du rayonnement solaire direct. Nous donnons les différents paramètres qui interviennent dans le calcul du rayonnement ainsi que leurs définitions et les équations présentées dans la littérature.

2.2.1.1 Calcul des paramètres géométriques

Avant de présenter le rayonnement solaire direct par un modèle sophistiqué, il est approprié de définir les paramètres géométriques décrivant la position du soleil dans un point de la terre à un moment donné. Pour ce faire, deux systèmes de coordonnées sont utilisés : le système de coordonnées équatoriales horaires et le système de coordonnées locales horizontales. Le

système de coordonnées équatoriales horaires permet de définir la position du centre du soleil par rapport au centre de la terre. La localisation du soleil sur ce système est définie par deux coordonnées : la déclinaison solaire δ et l'angle horaire ω . Le système de coordonnées locales horizontales permet de définir la position du centre du soleil par rapport au point de mesure. Le soleil est localisé sur ce système par sa hauteur α et l'angle de l'azimut ψ .

Cette section est consacrée à la définition de tous les paramètres géométriques nécessaires pour calculer le rayonnement solaire direct sur une surface horizontale [Ali 10, Eph 18, Inf 2018, Tem 18, Ast 18, Cox 02, Gui 16, Oum 09, Dan 08, Cha 78, Sle 13, Atm 18]. Etant donné que la littérature contient plus qu'une expression pour quelques paramètres, une étude comparative a été effectuée dans le but de choisir les équations les plus adéquates pour trois paramètres : la déclinaison solaire δ , l'équation du temps E et le facteur de correction de la distance terre-soleil K_D . Les choix finaux ont été déterminés par la comparaison des formules de la littérature avec les calculs de l'Institut de Mécanique Céleste et de Calcul des Éphémérides (IMCCE) et la validation du résultat final avec le « National Aeronautics and Space Administration » (NASA).

a) La déclinaison solaire

La déclinaison solaire δ est l'angle formé par le plan de l'équateur et la direction terre-soleil (Figure II.1). Elle est exprimée en degré.

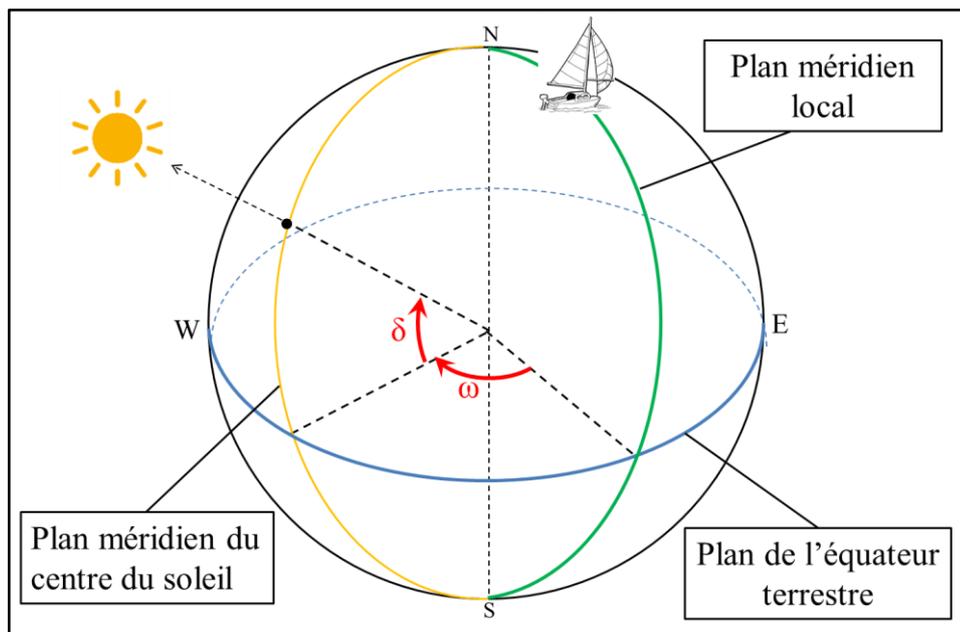


Figure II.1. Coordonnées équatoriales horaires : Déclinaison solaire δ et angle horaire ω

A l'équinoxe du printemps (vers le 20 Mars) et à celui de l'automne (vers le 22 Septembre) la direction terre-soleil étant incluse dans le plan de l'équateur, la déclinaison solaire est donc

nulle. Du fait de la rotation orbitale, la direction terre-soleil est dirigée vers le sud de l'équateur entre l'équinoxe de l'automne et celui du printemps. Pendant cette période la déclinaison solaire est négative. Entre l'équinoxe du printemps et celui de l'automne, la direction terre-soleil étant dirigée vers le nord de l'équateur, la déclinaison solaire est donc positive. Au solstice d'été (vers le 21 Juin) la déclinaison atteint son maximum, et au solstice d'hiver (vers le 21 Décembre) elle atteint son minimum. La déclinaison solaire varie au cours de l'année entre -23.43° et 23.43° . Son allure est exprimée par plusieurs modèles présentés dans ce qui suit. Elle est approximée par Cooper (1969) comme suit [Ali 10] :

$$\delta = 23.45 \times \sin\left(\frac{2\pi(J+284)}{365}\right) \quad (\text{II.1})$$

où, J est le rang du jour de l'année courante (1 pour le 1^{er} Janvier).

En se basant sur les calculs du bureau des longitudes pour la période 2013-2023 à IMCCE, l'erreur moyenne de l'équation (II.1) est comprise dans l'intervalle $[-1,4^\circ; +0,5^\circ]$.

L'expression proposée par Chr. Perrin de Brichambaut est la suivante [Chr 78] :

$$\delta = \arcsin\left[0.4 \left(\frac{2\pi(J-80)}{365}\right)\right] \quad (\text{II.2})$$

En utilisant l'équation (2), l'erreur moyenne, comparée aux calculs de l'IMCCE, appartient à l'intervalle $[-1,9^\circ; 0,5^\circ]$.

Les équations (II.1) et (II.2) sont généralement utilisées pour des calculs énergétiques qui ne demandent pas autant de précision.

Une étude a montré que pour avoir plus de précision, deux autres expressions peuvent être utilisées en ajustant les données sur les calculs de l'IMCCE [Eph 18]. La première expression est la suivante :

$$\delta = 0.38 + 23.26 \times \sin\left(\frac{2\pi N}{365.24} - 1.395\right) + 0.375 \times \sin\left(\frac{4\pi N}{365.24} - 1.47\right) \quad (\text{II.3})$$

Le paramètre 365.24 (en jours) est l'approximation de l'année. N est le rang du jour qui commence le 1er Janvier 2013.

La deuxième équation implique plus de paramètres géométriques. Elle est définie comme suit [Inf 2018, Tem 18, Ast 18, Cox 02] :

$$\sin(\delta) = 0.397744 \times \sin(L) \quad (\text{II.4})$$

L est la longitude vraie, ou longitude écliptique du soleil en degré. Son expression est la suivante :

$$L = 280.4665 + C + 0.98564736 \times N \quad (\text{II.5})$$

C est l'équation du centre. Elle est exprimée par :

$$C = \frac{180}{\pi} \left[\left(2e - \frac{1}{4}e^3 \right) \sin(Ma) + \frac{5}{4}e^2 \times \sin(2Ma) + \frac{13}{12}e^3 \times \sin(3Ma) \right] \quad (\text{II.6})$$

$e=0.1671$, est l'excentricité de l'éclipse. Elle exprime l'écart de forme entre l'orbite et le cercle parfait dont l'excentricité est nulle, et elle varie de 0 à 1.

Ma est l'anomalie moyenne. Elle est utilisée dans le but de prendre en compte l'influence de l'ellipticité de la trajectoire de la terre autour du soleil. En effet, en considérant que la terre se déplace sur un cercle C' , Ma est définie comme étant l'angle parcouru sur C' par la terre par rapport à une position de référence. Ma est exprimée ainsi :

$$Ma = 357.5291 + 0.98560028 \times N \quad (\text{II.7})$$

Pour valider les Equations (II.3) et (II.4), leurs erreurs moyennes, respectivement nommées Erreur 1 et Erreur 2, sont calculées en se basant sur les calculs de l'IMCCE. Elles sont représentées dans la Figure II.2. Les deux erreurs ne dépassent pas 0.3475° . La valeur moyenne de l'Erreur 1 est égale à 0.1514° et celle de l'Erreur 2 est égale à 0.2270 pour l'année 2016. Donc l'équation considérée dans nos travaux est l'Equation (II.3).

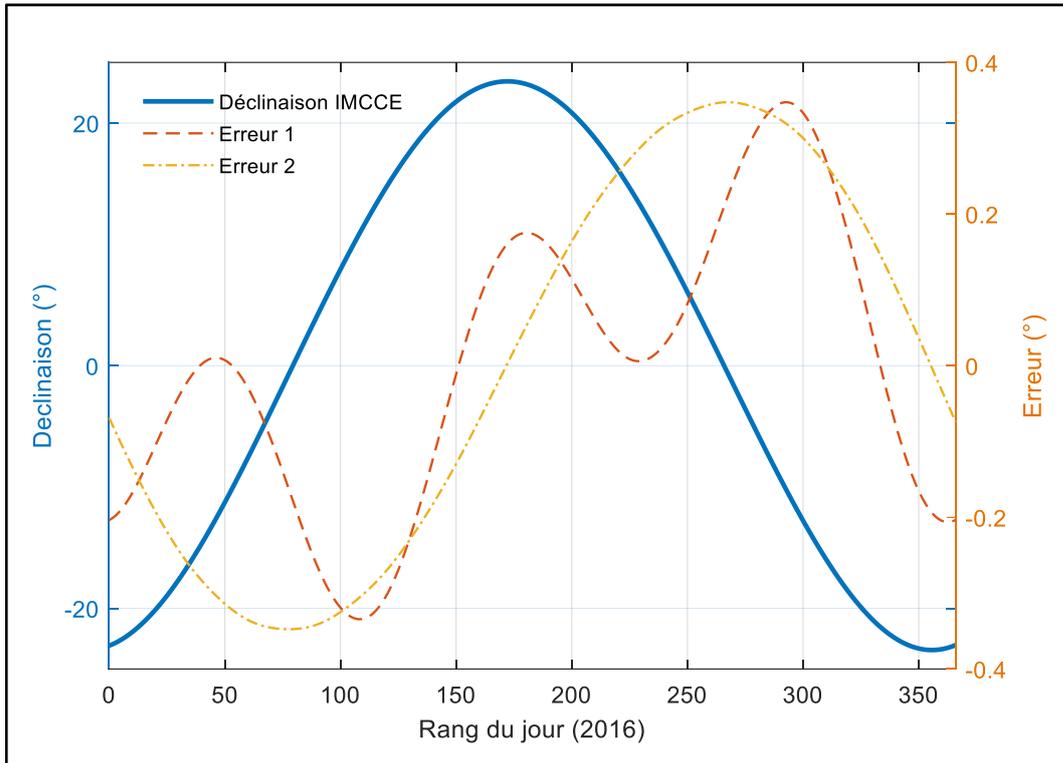


Figure II.2. Comparaison de la variation de δ pour les Equations (II.3) et (II.4)

b) L'équation du temps

La rotation sidérale de la terre a une période d'environ 23 h 56 min 04 s ($=23.9344$ h), il s'agit du jour sidéral, mais le temps mis pour que le soleil revienne au plan méridien local a une moyenne de 24 heures, c'est le jour solaire. En effet, quand la terre tourne autour d'elle-même, elle se déplace de son orbite d'environ ($360/365.25=0.986^\circ$). Pour une rotation de 360.986° il faut donc ($360/365.25*23.9344=24.00$) heures.

En outre, la vitesse orbitale de la terre n'est pas constante, elle est plus accélérée en s'approchant du soleil. De plus, l'axe de rotation de la terre est incliné par rapport à la normale au plan de la trajectoire.

L'angle, supérieur à 360° , que la terre assure pour le retour du soleil au plan méridien local n'est pas constant au cours de l'année, et varie d'une moyenne annuelle approximative de 1° . De ce fait, un écart temporel périodique existe entre le temps solaire et le temps moyen. Cet écart décrit l'équation du temps E , définie comme étant l'avance du temps moyen par rapport au temps solaire en minutes.

D'après [Hoa 14], E dépend d'une part de l'excentricité de l'orbite et d'autre part de l'inclinaison de l'axe de rotation de la terre. C'est l'origine de la formule qui additionne trois fonctions sinusoïdales, et qui donne l'équation du temps pour une terre non perturbée :

$$E = 7.53 \times \cos(B) + 1.5 \times \sin(B) - 9.87 \times \sin(2 \times B) \quad (\text{II.8})$$

avec,

$$B = \frac{2\pi(J-81)}{365} \quad (\text{II.9})$$

L'erreur annuelle moyenne de cette équation est de 25 s, et son erreur maximale est supérieure à 1 minute. Pour plus de précision, les astronomes de l'IMCCE ont obtenu une équation qui prend en compte les perturbations planétaires pour la période 1900-2100, et qui contient douze termes sinusoïdaux et deux termes pseudopériodiques [Gui 16]. Deux équations simplifiées et ajustées sur l'équation complète de l'IMCCE sont valables pour la période 2013-2023 [Hoa 14]. La première équation est la suivante :

$$E = 7.36 \times \sin\left(\frac{2\pi N}{365.242} - 0.071\right) + 9.92 \times \sin\left(\frac{4\pi N}{365.242} + 0.357\right) + 0.305 \times \sin\left(\frac{6\pi N}{365.242} + 0.256\right) \quad (\text{II.10})$$

La deuxième équation est basée sur l'équation du centre C et l'influence de l'obliquité R [Equ 18, Cal 18]. Elle est exprimée par :

$$E = (C + R) \times 4 \quad (\text{II.11})$$

où R est l'influence de l'obliquité en degré.

En effet, le plan de l'écliptique et le plan de l'équateur céleste ne sont pas confondus et forment un angle égal à l'inclinaison de la terre, soit $\varepsilon = 23.43^\circ$. Par conséquent, les angles azimutaux repérant le soleil dans chacun de ces deux plans (qui sont la longitude écliptique ou longitude vraie et l'ascension droite respectivement) ne sont pas égaux. La différence entre ces deux angles représente l'écart entre la position réelle du soleil et sa position moyenne qui est définie comme étant la position que le soleil aurait si l'axe de la terre n'était pas incliné. Cet écart est appelé réduction de l'équateur ou influence de l'obliquité R , et il est calculé comme suit :

$$R = \frac{180}{\pi} \times \left(-y^2 \times \sin(2 \times L) + \frac{y^4}{2} \times \sin(4 \times L) - \frac{y^6}{3} \times \sin(6 \times L)\right) \quad (\text{II.12})$$

avec $y = \tan(\varepsilon/2)$.

Pour valider les deux Equations (II.10) et (II.11), les valeurs de leurs erreurs moyennes, respectivement Erreur 1 et Erreur 2, pour l'année 2016, sont tracées en se basant sur les calculs de l'IMCCE dans la Figure II.3. La valeur maximale de l'erreur 1 est égale à 14.77 s et sa valeur moyenne est égale à 8.16 s, alors que la valeur maximale de l'erreur 2 est égale à 5.598 s et que sa valeur moyenne est égale à 2.532s. Par conséquent, l'équation retenue dans nos travaux est l'Equation (II.11).

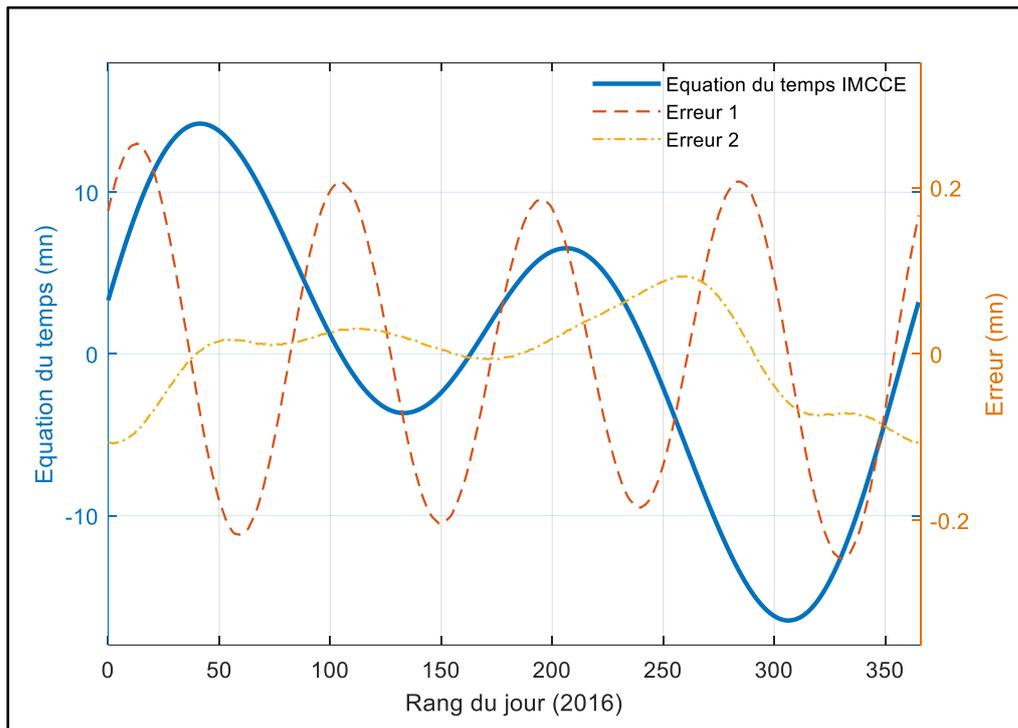


Figure II.3. Comparaison de la variation de E pour les Equations (II.10) et (II.11)

c) Temps local et temps solaire

Le temps local est le temps indiqué par nos montres. Il est lié à un fuseau horaire de référence. Chaque territoire est associé à l'un des 24 fuseaux horaires selon les considérations géographiques et politiques du pays. Le fuseau 0 correspond à l'espace situé entre 7.5° Est et 7.5° Ouest de part et d'autre du méridien Origine, appelé méridien de Greenwich (et passant par cette ville). En pratique, le fuseau horaire de quelques pays n'est pas lié au méridien géographique le plus proche pour des raisons économiques et politiques (cas de l'Espagne par exemple).

Dans un point de mesure bien défini, nous pouvons être situé entre 7.5 Est $+1/2$ heure et 7.5 Ouest $-1/2$ heure de part et d'autre du méridien central le plus proche. Cette différence horaire est prise en compte par le terme de correction géographique $Lon/15$, où Lon est la longitude du

lieu (voir Figure II.4). En fait, le terme $Lon/15$ exprime l'avance ou le retard horaire entre le méridien local et le méridien central du fuseau horaire (avance de 4 minutes pour chaque degré de longitude vers l'Est, et retard de 4 minutes pour chaque degré de latitude vers l'Ouest).

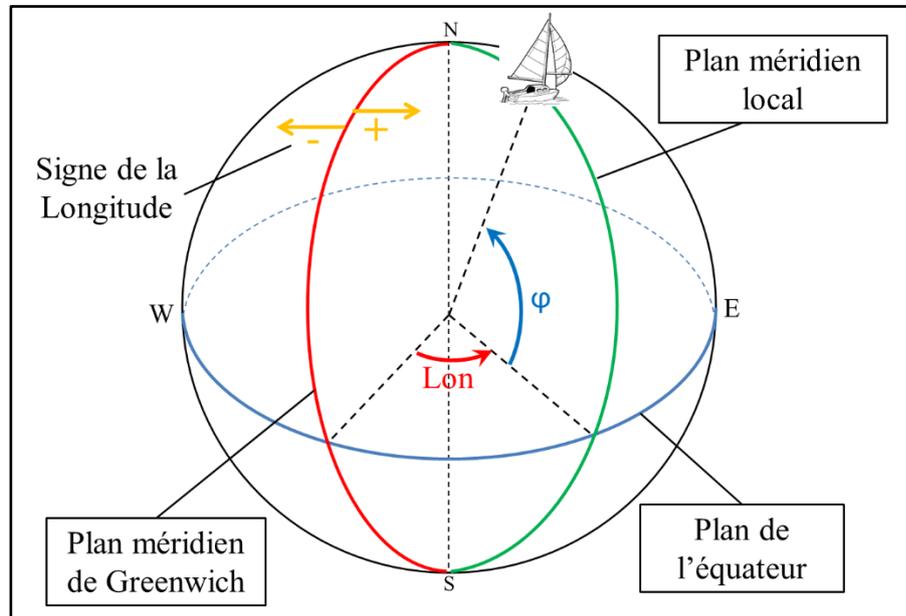


Figure II.4. Localisation d'un point sur Terre : longitude Lon et latitude φ

Finalement, le temps solaire, ou temps vrai, est déduit du temps local par l'équation suivante :

$$TS = TCF - cc + \frac{E}{60} \pm \frac{Lon}{15} \quad (\text{II.13})$$

TCF est le temps local et cc est la différence horaire par rapport à GMT. Ils sont exprimés en seconde (s).

Le signe de $Lon/15$ est considéré négatif à l'Est de Greenwich et positif à l'Ouest.

d) L'angle horaire

L'angle horaire ϖ est la deuxième coordonnée équatoriale horaire. Il est défini comme étant l'angle composé par le plan méridien local et le plan méridien du centre de soleil. Il est pris positif vers l'Ouest à partir du méridien local (Figure II.1). Le moment où le soleil atteint la position la plus élevée dans le ciel est appelé midi solaire. A ce moment ϖ est égale à zéro. Avant, le midi solaire ϖ est négatif et après il est positif. L'angle horaire est défini comme suit [Hoa 14] :

$$\varpi = 15 \times (TS - 12) \quad (\text{II.14})$$

e) La hauteur du soleil

La hauteur du soleil α , ou son complémentaire, l'angle du zénith solaire θ_z , avec $\theta_z = 90^\circ - \alpha$, est la première coordonnée locale horizontale. α est l'angle formé par la direction point de mesure-centre du soleil et l'horizontale de l'observateur (Figure II.5). La hauteur du soleil varie entre -90° et 90° et est définie comme suit :

$$\sin(\alpha) = \sin(\delta) \times \sin(\varphi) + \cos(\delta) \times \cos(\varphi) \times \cos(\varpi) \quad (\text{II.15})$$

où φ est la latitude en degré (Figure II.4).

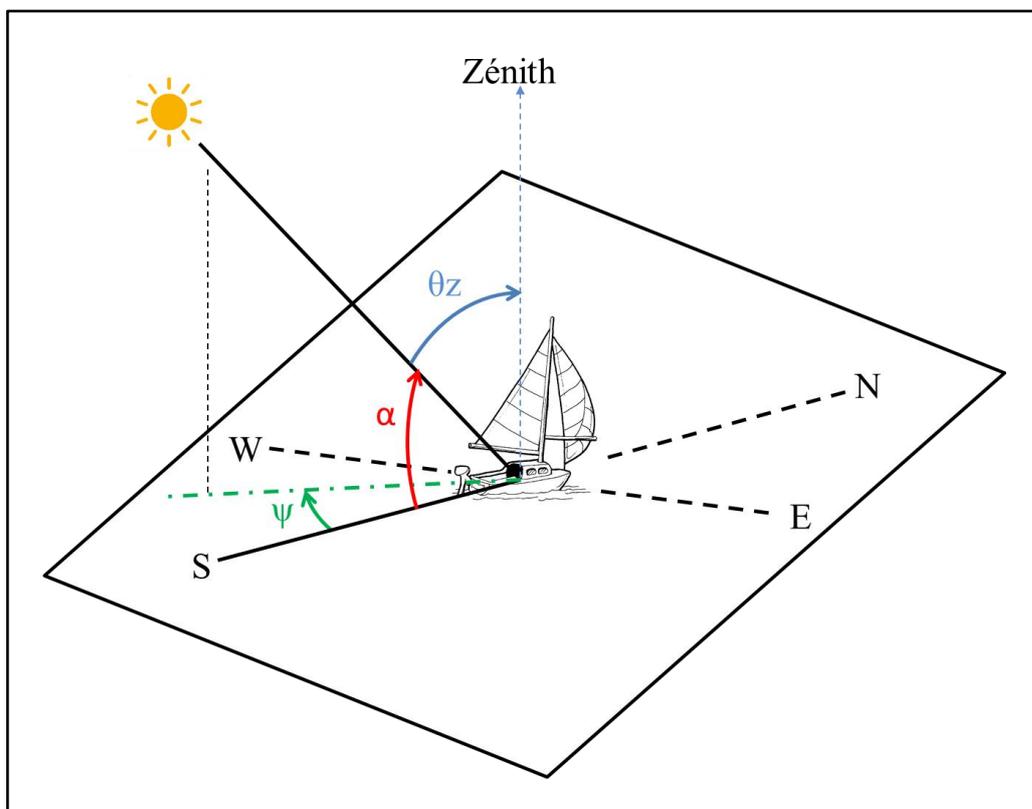


Figure II.5. Coordonnées locales horizontales : la hauteur du soleil α et l'angle de l'azimut ψ

L'angle du zénith solaire θ_z est défini comme étant l'angle formé par la direction point de mesure-centre du soleil et la verticale de l'observateur (Figure II.5).

f) L'angle de l'azimut

L'angle de l'azimut ψ est la deuxième coordonnée locale horizontale. Il est composé par la projection de la direction point de mesure-centre du soleil et la direction Sud. ψ varie entre -180° et 180° . Il est considéré positif dans la direction de l'Ouest et est défini comme suit :

$$\sin(\psi) = \frac{\sin(\delta) \times \sin(\varpi)}{\cos(\alpha)} \quad (\text{II.16})$$

$$\cos(\psi) = \frac{\cos(\delta) \times \cos(\varpi) \times \sin(\varphi) - \sin(\delta) \times \cos(\varphi)}{\cos(\alpha)} \quad (\text{II.17})$$

2.2.1.2 *Le rayonnement solaire au sommet de l'atmosphère*

Du fait qu'il n'a pas encore traversé l'atmosphère, le rayonnement solaire, noté G_0 , est une variable qui ne dépend que des paramètres purement géométriques. Il est défini comme suit :

$$G_0 = \left(\frac{R_m}{R(J)}\right)^2 \times E_{sc} \times \sin(\alpha) \quad (\text{II.18})$$

où, $\left(\frac{R_m}{R(J)}\right)^2$ est le facteur de correction de distance Terre-soleil, et E_{sc} est la constante solaire.

En effet, E_{sc} représente la quantité d'énergie solaire que devrait recevoir une surface de 1 m² distante du soleil de 1 UA (Unité Astronomique, utilisée pour les distances dans le système solaire, valant environ 150 millions de kilomètres) et située orthogonalement par rapport aux rayons du soleil, en l'absence de l'atmosphère. Pour la terre, il s'agit de la densité du flux énergétique au sommet de l'atmosphère. La valeur de E_{sc} a été modifiée au cours des années en fonction de l'accroissement de la précision des instruments de mesure astronomiques. La dernière valeur admise en 2016 est de 1367 W.m⁻², avec une incertitude de 0.15% due à l'activité solaire [Oum 09].

Le facteur de correction de distance Terre-soleil $\left(\frac{R_m}{R(J)}\right)^2$ est noté aussi K_D . R_m est la distance moyenne Terre-soleil et $R(J)$ est la distance moyenne Terre-soleil pour le jour J .

En partant du fait que la déclinaison solaire et la distance Terre-soleil sont liées, K_D peut être approximé comme suit [Cha78] :

$$K_D = 1 - \frac{4}{115} \times \sin\left(\frac{2\pi(J-80)}{365}\right) \quad (\text{II.19})$$

L'erreur relative sur K_D en utilisant l'Equation (II.19) est inférieure à 1%. Les auteurs [Cha 78] ont également présenté une autre expression dont l'erreur relative est inférieure à 0.15%, soit :

$$K_D = 1 - 0.034 \times \sin\left(\frac{2\pi(J-94)}{365}\right) \quad (\text{II.20})$$

Dans [Dan 08], les auteurs ont présenté K_D par une autre équation qui permet d'atteindre une erreur d'environ 0.2 % :

$$K_D = 1 - 0.034 \times \cos\left(\frac{2\pi J}{365}\right) \quad (\text{II.21})$$

Une autre expression présentée dans [Sle 13] permet de déterminer K_D :

$$K_D = 1 + 0.0334 \cos\left(\frac{2\pi \times (N - 2.7206)}{365.25}\right) \quad (\text{II.22})$$

Nous avons calculé K_D et son erreur moyenne pour l'année 2016 en utilisant les équations (II.22) et (II.23). L'erreur sur K_D en utilisant l'Equation (II.22) est tracée dans la Figure II.6 (Erreur 1). Elle ne dépasse pas 0.11%.

Toutefois, la somme d'une constante et une fonction sinusoïdale ne peuvent pas approximer K_D parfaitement. En effet, en s'appuyant sur le calcul de la distance Terre-soleil, K_D peut être approché en résolvant les équations de l'orbite. D'après les données de l'IMCCE, une formule a été validée pour la période 2013-2023. Elle est décrite par :

$$K_D = 1.000138 + 0.03341 \cos\left[\frac{2\pi N}{365.2422} - 0.051\right] + 0.000699 \sin\left[\frac{4\pi N}{365.2422} + 1.474\right] + 0.000062 \sin\left[\frac{12.37 \times 2\pi N}{365.2422} + 2.2\right] \quad (\text{II.23})$$

L'erreur de l'Equation (II.23) est tracée dans la Figure II.6 (Erreur2), et ne dépasse pas 0.046%. Par conséquent, l'Equation (II.23) est considérée pour l'approximation de K_D dans cette thèse.

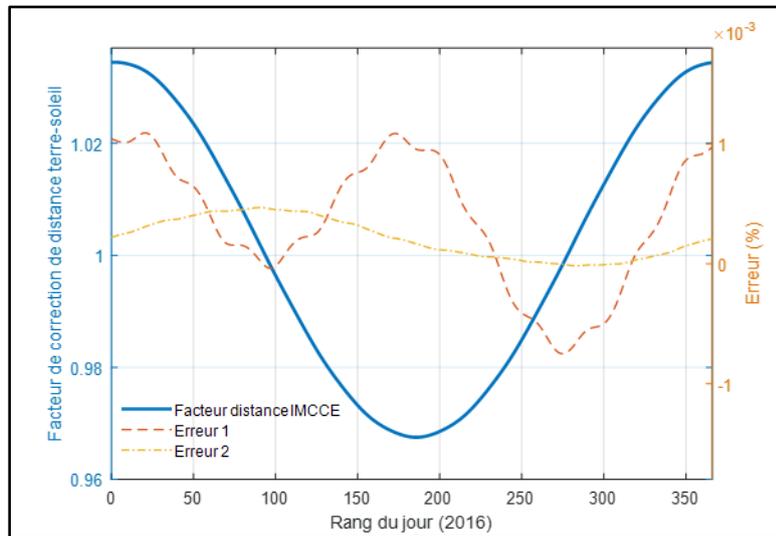


Figure II.6. Comparaison de la variation de K_D pour les Equations (II.22) et (II.23)

En utilisant les équations adoptées pour la déclinaison solaire, l'équation du temps et le facteur de correction de distance Terre-soleil, G_0 (Equation II.18) est validée avec les données de la NASA [Atm 18]. L'erreur relative moyenne obtenue en calculant G_0 pour l'année 2016 est égale à 0.13%, quand la localisation est Biarritz-France.

2.2.2 La modélisation du rayonnement solaire sur la surface terrestre

Dans ce paragraphe nous présentons les modèles trouvés dans la littérature qui permettent de calculer le rayonnement solaire ainsi que les phénomènes liés à l'atmosphère et la diffusion du rayonnement.

2.2.2.1 L'entrée du rayonnement solaire dans l'atmosphère

Le rayonnement solaire hors atmosphère (appelé aussi rayonnement extraterrestre) possède une seule composante du fait de la faible diffusion des photons pendant leur parcours entre le soleil et le sommet de l'atmosphère. Une fois dans l'atmosphère cette règle n'est plus appliquée : le rayonnement solaire se disperse, il se fragmente alors en deux composantes, la composante directe et la composante diffuse. La composante directe est liée aux photons n'ayant pas interagi avec les particules de l'atmosphère, et la composante diffuse est liée à ceux ayant interagi au moins une fois.

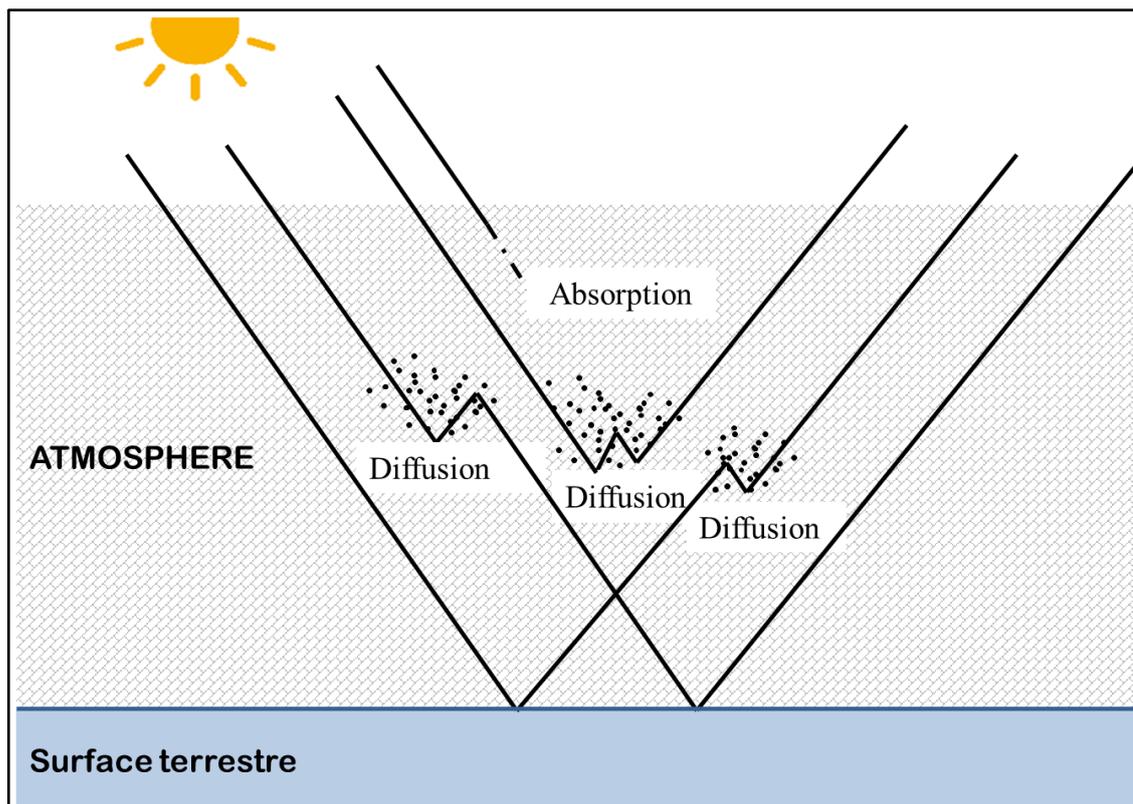


Figure II.7. Franchissement du rayonnement solaire dans l'atmosphère : Diffusion et absorption [Lio 02]

En effet le rayonnement traversant un milieu homogène est atténué par son interaction avec les particules de la matière composant le milieu traversé. Cette atténuation est expliquée par deux effets : la diffusion et l'absorption (Figure II.7). La diffusion est due aux phénomènes de

diffraction, de réfraction et de réflexion (Figure II.8). Selon la longueur d'onde du rayonnement, l'absorption provoque la dissociation des molécules (cas du rayonnement ultraviolet), la transition d'électrons entre les niveaux d'énergie correspondant aux configurations électroniques (domaine visible) et la transition vibrationnelle et rotationnelle des molécules ou atomes (infrarouge ou micro-ondes) [Lio 02].

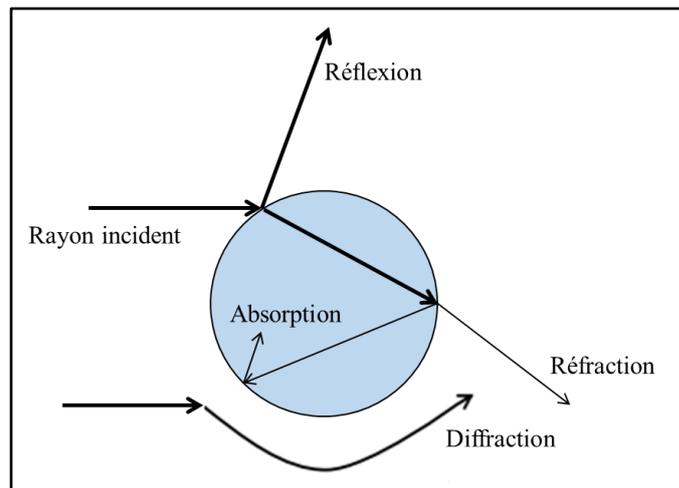


Figure II.8. Interaction Rayonnement-Matière [Jac 00]

L'atmosphère peut être considérée comme étant une couche concentrique contenant un ensemble hétérogène de particules en suspension [Mol 98, Mon 08, Not 06 (1) et (2)]. A l'exception de quelques constituants provenant des activités humaines ou naturelles locales, la composition globale de l'atmosphère est presque la même en tout point du globe (~80% de diazote et ~20% de dioxygène). L'intensité de l'absorption du rayonnement solaire par le gaz ne dépend pas seulement de la quantité des molécules dans l'atmosphère, mais aussi de leur absorption spécifique liée à leurs natures intrinsèques. Les profils verticaux de l'atmosphère montrent que 99% de sa masse est contenue dans les 70 premiers kilomètres au-dessus de la surface terrestre. Les principaux constituants de l'atmosphère sont d'origine nuageuse. Les nuages sont des accumulations de gouttelettes d'eau ou de cristaux de glace (1 à 100 microns de diamètre) en suspension dans l'atmosphère qui se condensent autour de particules microscopiques (1 μm à 100 μm de diamètre) appelées noyaux de condensation qui peuvent être de provenances diverses et de différentes natures (cristaux de sel marin, cristaux de sable, suies volcaniques, pollens, particules de poussière, produits polluants, etc.). Les nuages recouvrent en permanence près de 70% de la surface terrestre et jouent un rôle majeur dans le bilan radiatif terrestre du système Terre-atmosphère. Les aérosols y sont aussi présents. Un aérosol atmosphérique est une suspension de particules solides ou liquides dans l'atmosphère, autres que les gouttelettes d'eau et les cristaux de glace (qui constituent primordialement un

nuage). Les aérosols sont de dimensions comprises entre quelques fractions de nanomètres et une centaine de nanomètres. Ils sont de provenances naturelles (embruns marins, poussières désertiques, cendres volcaniques) et humaines (condensation de composants gazeux, fumées industrielles, particules issues de la combustion des substances fossiles, de feux agricoles ou de la déforestation). Par conséquent, les aérosols ont des propriétés diverses dans le temps, dans l'espace et en fonction des conditions météorologiques. L'interaction entre le rayonnement solaire et l'atmosphère est principalement influencée par les éléments qui viennent d'être présentés, à savoir : les nuages, les aérosols et les gaz atmosphériques (Tableau II.1). Il est à noter que concernant les rayons ultraviolets, l'ozone (O₃) est leurs principale source d'interaction (absorption). Comme indiqué dans la Figure II.9, en moyenne, environ un tiers du rayonnement est réfléchi vers l'espace par les nuages et le sol ou rétrodiffusé par les éléments de l'atmosphère (26% + 4% = 30%). La surface terrestre n'absorbe approximativement que la moitié du rayonnement incident.

Tableau II.1. L'interaction entre le rayonnement solaire et les constituants de l'atmosphère, λ_0 étant la longueur d'onde du rayonnement et 'a' un paramètre d'ajustement en fonction de la nature des aérosols [San 03]

Élément	Diffusion	Absorption
Ozone	~ 0	Très forte pour $\lambda_0 < 0.3 \mu\text{m}$
Gaz (autre que l'ozone)	Forte et croit en λ_0^{-4}	Faible
Vapeur d'eau	~ 0	Forte pour $\lambda_0 > 0.65 \mu\text{m}$
Aérosols	Croit en λ_0^a avec $0 < a < 4$	Faible
Nuages	Forte et dépend de λ_0	Faible

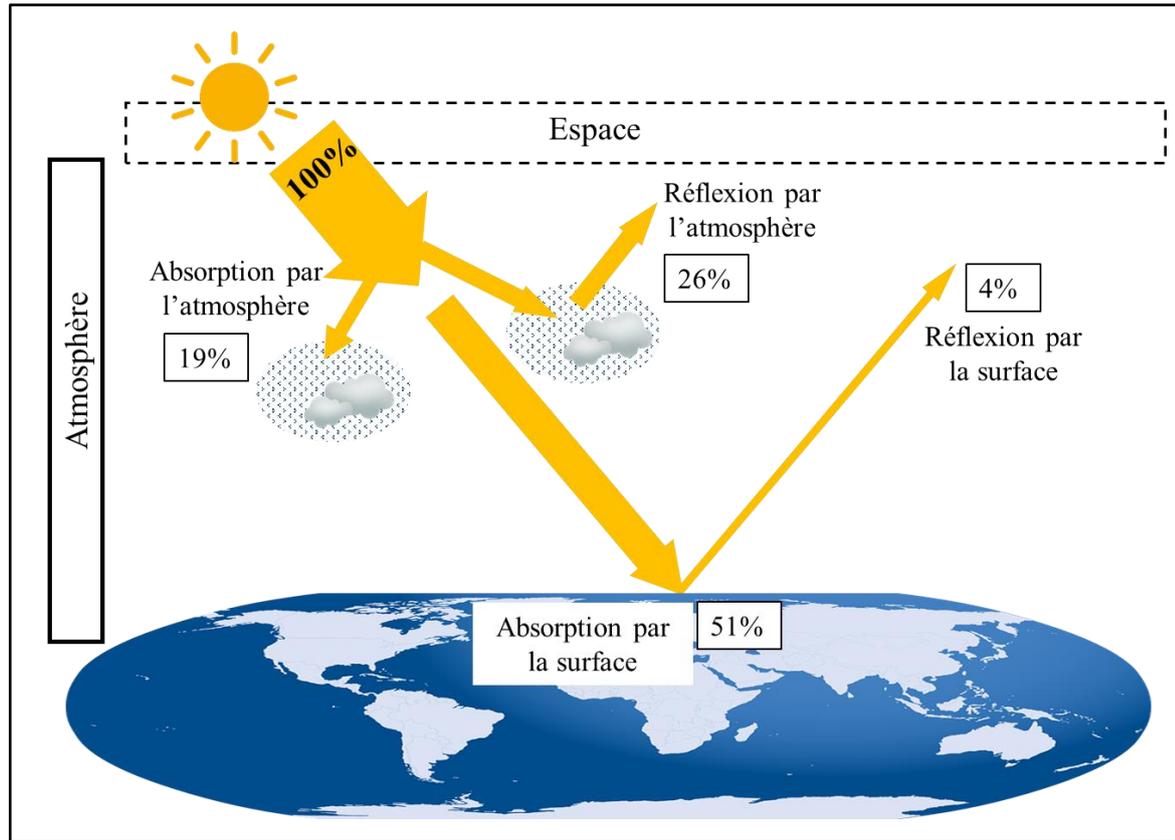


Figure II.9. L'interaction entre le rayonnement solaire et l'atmosphère, et le rayonnement solaire et la surface terrestre [Voy 11 (1)]

Il existe de nombreux modèles qui se sont intéressés à la modélisation du parcours des photons du soleil jusqu'à la surface terrestre. Dans la section suivante, nous présentons le modèle utilisé dans cette étude.

2.2.2.2 Le modèle ciel clair

Avant de modéliser le rayonnement solaire traversant un ciel « normal », il est intéressant de réussir à le modéliser quand la couverture nuageuse du ciel est négligée. Ce concept est appelé la modélisation « ciel clair » [Agu 88, Mat 12, Lef 13]. Une bonne estimation du rayonnement solaire par ciel clair permet de pouvoir obtenir de bons résultats en l'absence des nuages, notamment en été [Ine 90, Ine 06]. En fait, Le concept ciel clair prend en compte l'effet des aérosols et des gaz atmosphériques mais pas de la couverture nuageuse. En revenant à ce qui a été expliqué dans le paragraphe précédent, le modèle ciel clair permet de quantifier la composante déterministe du rayonnement solaire. Le développement de ce concept a commencé vers la fin des années 1970 avec le premier modèle empirique de Bird et Hulstrom [Bir 81] qui a exprimé la transmittance du ciel clair pour différents processus d'atténuation dans l'atmosphère, et a conclu la modélisation du rayonnement solaire direct et diffuse sur une

surface horizontale. De nombreux modèles sont venus compléter le modèle de Bird et Hulstrom pendant les années qui ont suivi. Nous pouvons citer, par exemple, le modèle de Kasten [Kas 96], le modèle de Molineaux [Mol 98] et le modèle SOLIS de Mueller [Mue 04]. Le modèle SOLIS est utilisé pour modéliser le rayonnement solaire direct dans cette étude. En effet, ce modèle est issu du projet européen Héliosat-3 de l'Université de l'Oldenburg et a prouvé sa performance en le comparant avec des mesures faites en Europe [Ine 06, Ine 90]. Le modèle simplifié SOLIS est une approximation des équations de transfert radiatif (Radiative Transfer Model, RTM) basées sur des relations de type Lambert-Beer [Ine 08]. Ces équations permettent de modéliser le rayonnement direct monochromatique (à une seule longueur d'onde) sur une surface normale au niveau du sol, présenté dans l'Equation (II.24).

$$G_{Mono} = G_0 \times \exp(-M \cdot \tau) \quad (\text{II.24})$$

M est le facteur optique de la masse sans unité, et τ est la profondeur optique variant de 0 à 1 (elle vaut 1 si le milieu traversé est complètement transparent et 0 s'il est complètement opaque).

Dans le cas réel, le rayonnement solaire est un mélange de photons de longueurs d'onde différentes. Le rayonnement direct est donc polychromatique. L'Equation (II.24) n'est donc plus valable et est remplacée par l'Equation (II.25). b est un paramètre d'ajustement [Mue 04, Ine 08].

$$G_D = G_0 \times \exp\left(-\frac{\tau}{\sin^b(\alpha)}\right) \quad (\text{II.25})$$

Pour prendre en compte les diffusions dans l'atmosphère, Mueller [Mue 04] a montré que ce modèle d'atténuation peut aussi être utilisé dans le cas du rayonnement diffus et global horizontal (Equation (II.26) et (II.27) respectivement) à condition d'appliquer quelques ajustements sur l'Equation (25).

$$G_{dif} = G'_0 \times \exp\left(-\frac{\tau_d}{\sin^d(\alpha)}\right) \quad (\text{II.26})$$

$$G_G = G'_0 \times \exp\left(-\frac{\tau_g}{\sin^g(\alpha)}\right) \times \sin(\alpha) \quad (\text{II.27})$$

d et g sont des paramètres d'ajustement [Mue 04, Ine 08] et G'_0 est la modification du rayonnement extraterrestre pour l'adapter aux interactions avec l'atmosphère. G'_0 est exprimée ainsi :

$$G'_0 = G_0 \times \left(0.12 \cdot w^{0.56} \cdot aod^2 + 0.97 \cdot w^{0.032} \cdot aod + 1.08 \cdot w^{0.0051} \cdot \ln\left(\frac{p}{p_0}\right)\right) \quad (\text{II.28})$$

où w est la colonne de vapeur d'eau, aod est la profondeur optique concernant les aérosols et les radiations de 700 nm de longueur d'onde, p est la pression du lieu considéré et p_0 est la pression au niveau de la mer.

2.2.3 Effet photovoltaïque

2.2.3.1 Génération de l'énergie électrique à partir du rayonnement solaire

Le rayonnement solaire est induit par un apport d'énergie à la surface terrestre. Cette énergie surfacique peut être convertie en énergie électrique par l'effet photovoltaïque. Il s'agit d'un phénomène physique qui consiste à exposer certains matériaux spécifiques (appelés semi-conducteurs) à la lumière pour produire de l'électricité. Ces semi-conducteurs constituent les éléments de base des cellules photovoltaïques. En effet, ces dernières sont réalisées en associant deux matériaux semi-conducteurs de types différents [Mat 09], l'un est dopé N et l'autre est dopé P, comme le montre la Figure II.10. De nombreuses technologies de cellules photovoltaïques existent. Les plus fréquentes sont celles en Silicium cristallin et les couches minces [Mat 09].

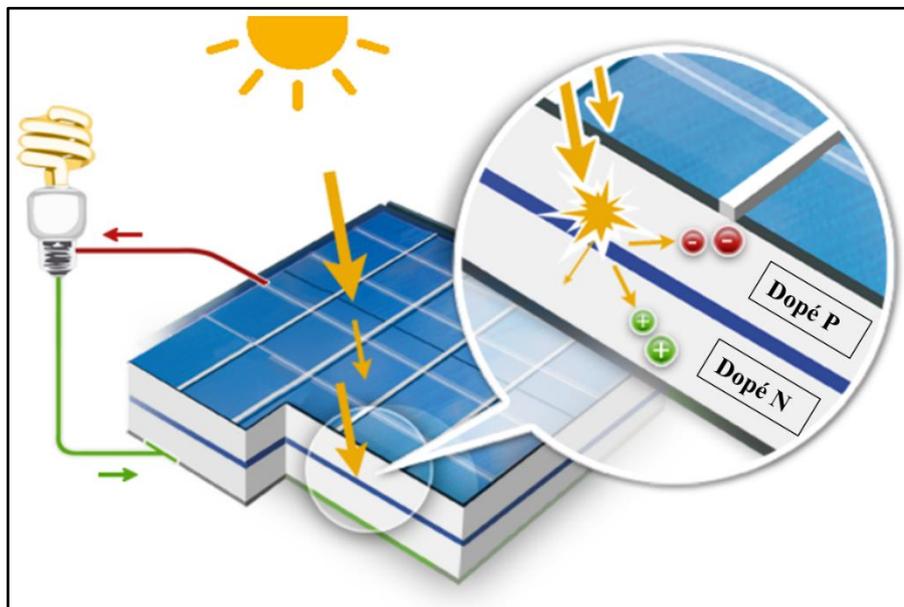


Figure II.10. L'effet photovoltaïque [Eff 18]

Quand un photon de lumière, d'énergie suffisante, heurte un atome de la surface du matériau photovoltaïque, il excite un électron et l'arrache de sa structure moléculaire, créant ainsi une paire « électron-trou ». Les électrons et les trous sont de charges de signes opposés, et c'est cette opposition qui génère une différence de potentiel électrique. C'est l'effet photovoltaïque. L'association de deux types de matériaux pour la création de la jonction permet de récupérer

les charges avant la recombinaison des électrons dans le matériau (redevient alors neutre). La présence de la jonction PN permet ainsi le maintien d'une circulation d'un courant électrique continu jusqu'à ses bornes. Ce courant est alors recueilli par des fils métalliques très fins connectés les uns aux autres et acheminé à la cellule suivante. Le courant s'additionne en passant d'une cellule à l'autre jusqu'aux bornes de connexion du panneau, et il peut ensuite s'additionner à celui des autres panneaux raccordés en « champs ».

2.2.3.2 Sensibilité spectrale des cellules photovoltaïques

La réponse spectrale est l'une des caractéristiques électriques principales de la cellule photovoltaïque. Elle permet de définir la capacité de la cellule à produire un photo-courant à partir du rayon incident, en fonction de la longueur d'onde. En effet, la cellule photovoltaïque n'est pas capable d'absorber la totalité du rayonnement reçu du soleil. Elle n'est sensible qu'à une portion du rayonnement solaire, et cette sensibilité diffère d'une technologie à une autre. La Figure II.11 représente les réponses spectrales d'une cellule au silicium amorphe et d'une cellule au silicium cristallin, comparées à celle de l'œil humain. L'étalement de la sensibilité du silicium cristallin sur des longueurs d'ondes allant de 300 à 1200 nm montre sa performance et explique sa domination sur le marché.

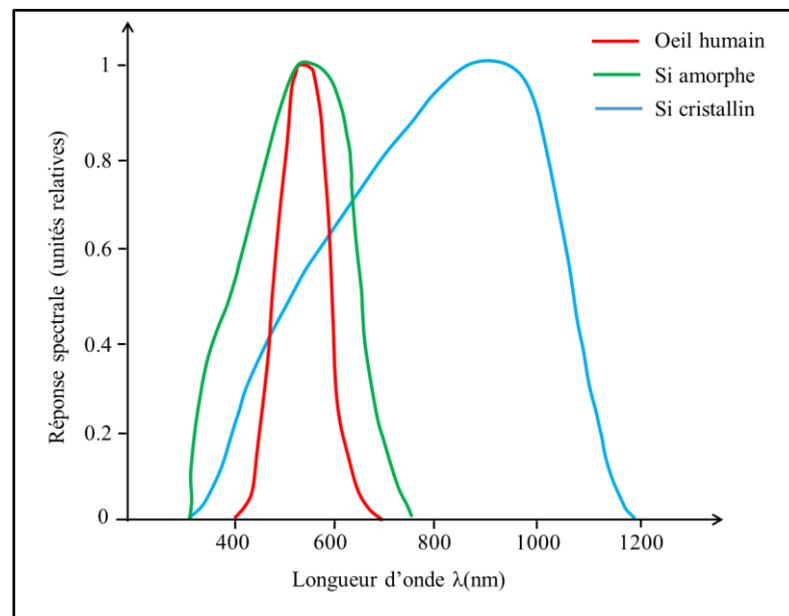


Figure II.11. Les réponses spectrales d'une cellule au silicium amorphe et d'une cellule au silicium cristallin, comparées à celle de l'œil humain [Eff 18]

En se référant à la Figure II.12, deux observations peuvent être faites. La première est que le rayonnement diffus a un étendu spectral faible et placé dans la zone de faible sensibilité du silicium cristallin et que le spectre du rayonnement direct peut être représentatif de celui du

rayonnement global. La deuxième observation est que la sensibilité du silicium cristallin est bien adaptée à l'absorption du rayonnement direct, ce qui rend négligeable l'apport énergétique du rayonnement diffus. Pour ces deux observations, et en prenant en compte la complexité de calcul de la composante diffuse, nous avons orienté nos recherches vers la prédiction de la composante directe du rayonnement solaire.

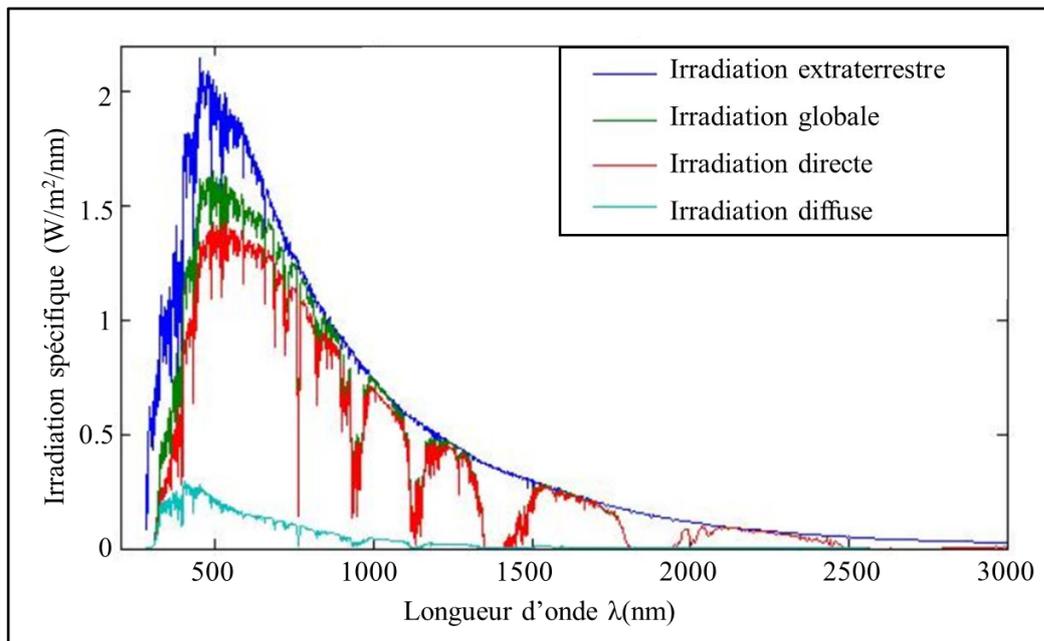


Figure II.12. Spectre du rayonnement solaire en fonction de la longueur d'onde [Ope 18]

2.3 PREDICTION DU RAYONNEMENT DIRECT JOURNALIER PAR DES RNA-NARX

Dans ce paragraphe nous présentons les caractéristiques du modèle de RNA utilisé pour la prédiction du rayonnement solaire, et nous exposons les démarches de construction de la base de données et les résultats obtenus.

2.3.1 Les modèles Non linéaires Auto-Régressifs avec entrées eXogènes (NARX)

Le réseau de neurones NARX a été utilisé du fait qu'il est un bon prédicteur pour les séries temporelles [Ass 14, San 17, Yu 12], utilisées entre autre pour le cas du rayonnement solaire.

2.3.1.1 Le modèle Non linéaire Auto-Régressif avec entrées eXogènes (NARX)

Le modèle Non linéaire Auto-Régressif avec entrées eXogènes (NARX) est un modèle dynamique non linéaire avec bruit. Il s'agit d'une généralisation non linéaire du modèle Auto-

Régressif avec entrées eXogènes (ARX) appelé aussi « Equation error ». Le modèle ARX est un instrument standard dans l'identification de systèmes de boîte noire linéaire [Fer 12]. Les modèles NARX peuvent être utilisés pour modéliser une grande variété de systèmes dynamiques non linéaires. Ils ont été appliqués dans diverses applications, y compris la modélisation de séries temporelles [Bui 17].

2.3.1.2 Le réseau de neurones NARX

Le réseau de neurones NARX est un réseau de neurones à couches (Multi Layer Perceptron MLP) bouclé dont l'apprentissage se fait par la rétro-propagation du gradient de l'erreur.

Afin d'obtenir les performances complètes du modèle NARX pour la prédiction de séries temporelles non linéaires, il est intéressant d'exploiter sa capacité de mémoire en utilisant soit les valeurs désirées passées de la série temporelle soit ses valeurs prédites passées.

Il existe deux architectures différentes du modèle de réseau NARX, elles sont présentées dans la Figure II.13 : l'architecture série-parallèle (appelée aussi boucle ouverte) et l'architecture parallèle (appelée aussi boucle fermée) données respectivement par les Equations (II.29) et (II.30). TDL (Time Delay Line) représente les retards sur les variables. Dans l'architecture série-parallèle l'apprentissage est dirigé, d'où l'appellation série-parallèle, et dans l'architecture parallèle l'apprentissage est non dirigé, d'où l'appellation parallèle.

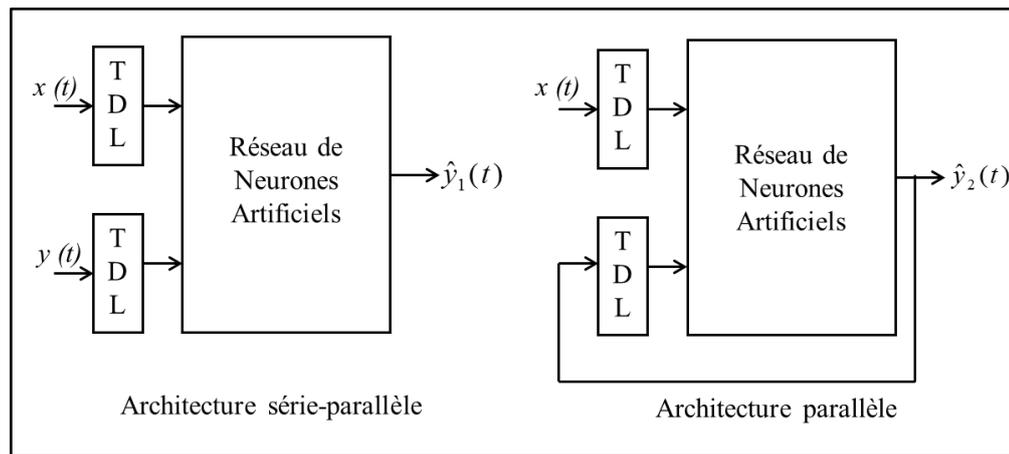


Figure II.13. Architecture d'un réseau de neurones NARX

$$\hat{y}_1(t+1) = F_1 \left(\begin{matrix} y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y), x(t+1) \\ x(t), x(t-1), \dots, x(t-n_x) \end{matrix} \right) \quad (\text{II.29})$$

$$\hat{y}_2(t+1) = F_2 \left(\begin{matrix} \hat{y}(t), \hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-n_y), x(t+1) \\ x(t), x(t-1), \dots, x(t-n_x) \end{matrix} \right) \quad (\text{II.30})$$

Où :

- $F_{1,2}(\cdot)$ est la fonction d'approximation du réseau de neurones, donnée par le MLP,
- $\hat{y}_{1,2}(t+1)$ est la sortie du réseau NARX à l'instant t pour l'instant $(t+1)$ (c'est la valeur prédite de y pour l'instant $(t+1)$),
- $\hat{y}_{1,2}(t)$ est la sortie courante,
- $\hat{y}_{1,2}(t-1), \dots, \hat{y}_{1,2}(t-n_y)$ sont les sorties antérieures du NARX,
- $y(t)$ est la sortie courante désirée,
- $y(t-1), \dots, y(t-n_y)$ sont les sorties désirées antérieures du NARX,
- $x(t+1)$ est l'entrée pour l'instant $(t+1)$,
- $x(t)$ est l'entrée courante,
- $x(t-1), \dots, x(t-n_x)$ sont les entrées antérieures du NARX,
- n_x est le nombre de retards d'entrées,
- n_y est le nombre de retards de sorties.

Dans l'architecture série parallèle, la valeur future de la série temporelles $y(t+1)$ est prédite en fonction de :

- valeurs des entrées $x(t)$ (la valeur future, courante et antérieures),
- valeurs désirées de la série temporelle $y(t)$ (la valeur courante et les valeurs antérieures).

Dans l'architecture parallèle, la prédiction est effectuée en fonction de :

- valeurs des entrées $x(t)$ (la valeur future, courante et celles passées),
- valeurs prédites de la série temporelle $\hat{y}_{1,2}(t)$ (la valeur courante et les valeurs passées).

Le système d'apprentissage du réseau NARX doit utiliser un réseau prédictif non bouclé afin d'apprendre les valeurs désirées de la série temporelle. Par conséquent, l'architecture série-parallèle est utilisée tout au long de la phase d'apprentissage de notre travail. En effet, l'utilisation de l'architecture série-parallèle présente deux avantages. Le premier est que l'utilisation des vraies valeurs en entrée du réseau récurrent rend la prédiction plus précise. Le deuxième avantage est lié à l'architecture du réseau résultant qui se base uniquement sur la méthode de rétro-propagation du gradient. Les algorithmes classiques d'apprentissage pour les réseaux MLP peuvent alors être utilisés. Après la phase d'apprentissage, le réseau de neurones NARX est converti en architecture parallèle, ce qui est bénéfique pour la prédiction [Bui 17].

Il faut noter que quand l'hypothèse NARX est vraie, et quand les autres conditions d'une bonne étude sont réunis (une base d'apprentissage représentative de la dynamique de la série

temporelle, un algorithme approprié, une structure du réseau optimale), alors la fonction d'approximation $F_{1,2}$ est une bonne approximation de la série temporelle.

2.3.2 Présentation de la base de données utilisée et les critères d'évaluation

2.3.2.1 Présentation de la base de données utilisée

Comme présenté dans le chapitre 1, la prédiction d'une série temporelle utilisant des RNA nécessite deux types de variables pour réaliser la phase d'apprentissage : les sorties désirées du RNA (appelées aussi cibles) et un nombre d'entrées qui dépend du système à modéliser. La Figure II.14 montre la structure du modèle du RNA que nous avons utilisée pendant la phase d'apprentissage. Il s'agit bien de l'architecture série parallèle du NARX (pas de bouclage).

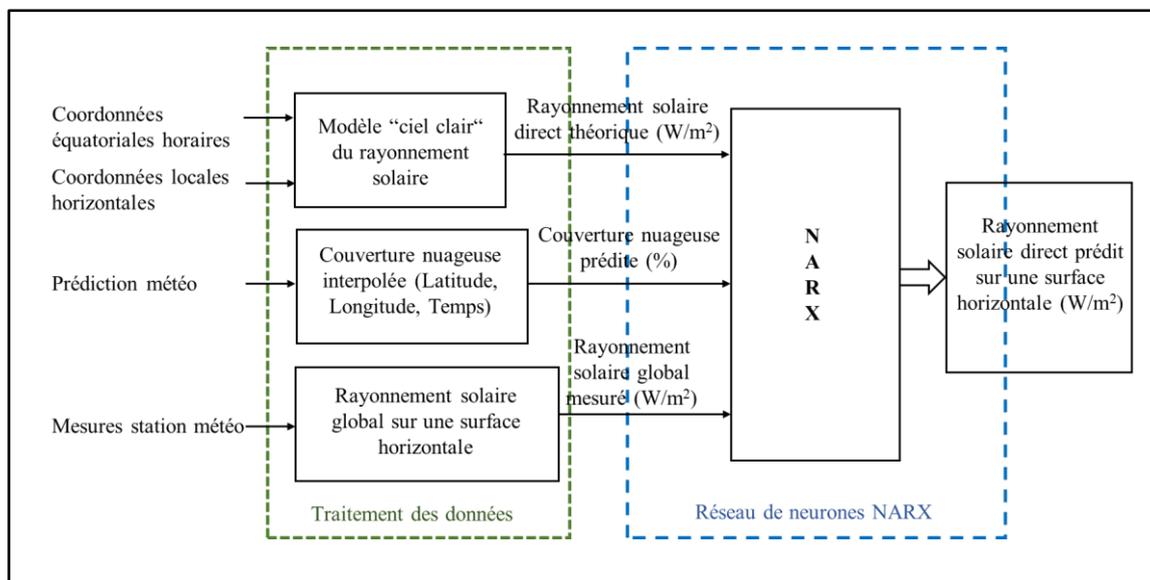


Figure II.14. Entrées et sorties du modèle de réseau de neurones NARX pendant la phase d'apprentissage

La sortie désirée est le rayonnement solaire global mesuré sur une surface horizontale. Il est acquis de la station météo de l'Ecole Supérieure des Technologies Industrielles Avancées (ESTIA) -Bidart France. Les mesures du rayonnement solaire global sont effectuées avec des échantillons de 5 min d'intervalle. Il doit être noté que les mesures devaient être effectuées pour le rayonnement solaire direct. La station météo de l'ESTIA ne mesure pas le rayonnement solaire diffus, donc le calcul du rayonnement solaire direct réel n'est pas possible. En effet :

$$\text{Rayonnement global} = \text{rayonnement direct} + \text{rayonnement diffus} \quad (\text{II.31})$$

C'est pour cela que le rayonnement solaire global est pris comme entrée pertinente du réseau de neurones NARX.

En admettant que le rayonnement solaire direct consiste en une composante déterministe et une composante statistique, le modèle de prédiction proposé utilise deux entrées :

- la composante déterministe : c'est l'entrée endogène du modèle NARX. Elle est décrite mathématiquement par le modèle « ciel clair » du rayonnement solaire direct. Le modèle « ciel clair » est calculé sur la base de deux systèmes de coordonnées : le système de coordonnées équatoriales horaires et le système de coordonnées locales horizontales. Les calculs sont présentés dans la section 1 de ce chapitre,
- la composante statistique : c'est l'entrée exogène du modèle NARX. Dans ce travail, elle contient seulement la couverture nuageuse, pour deux raisons. Premièrement, la couverture nuageuse est le paramètre le plus influent sur le rayonnement solaire direct. Deuxièmement, l'identification des autres paramètres est compliquée. La construction du vecteur de couverture nuageuse est présentée à la section 2.3.3 de ce chapitre.

Une fois la phase d'apprentissage effectuée, la sortie du RNA est bouclée pour passer à l'architecture parallèle. La structure du modèle NARX utilisée dans la phase de prédiction est représentée dans la Figure II.15.

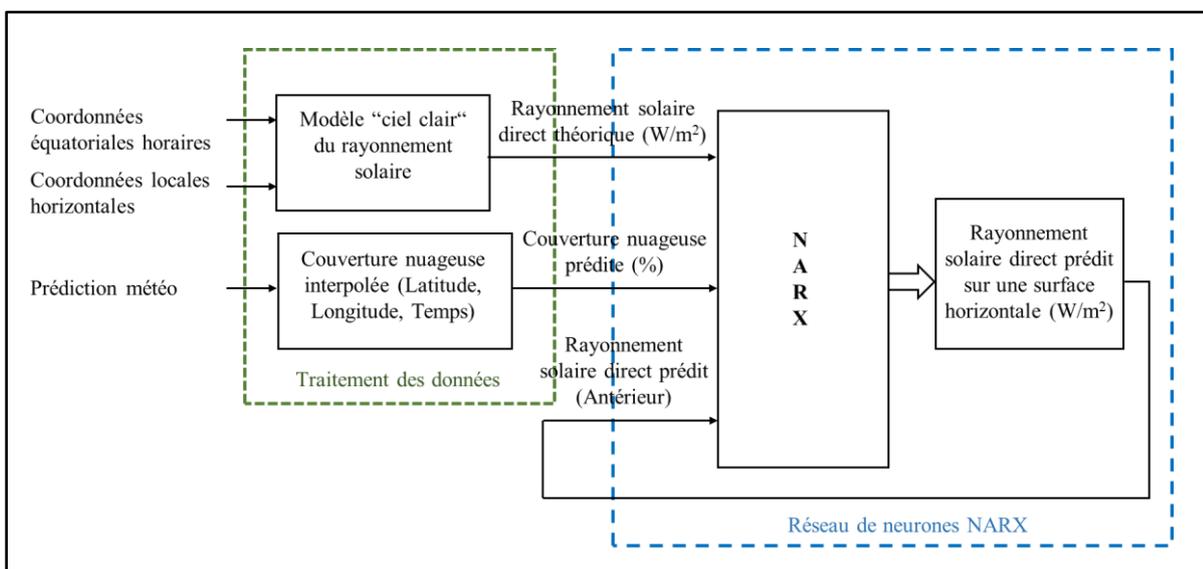


Figure II.15. Entrées et sorties du modèle de réseau de neurones NARX pendant la phase de prédiction

2.3.2.2 Critères d'évaluation

Le but de cette partie de notre travail est d'estimer la disponibilité de l'énergie solaire en supposant que l'énergie est déterminée comme étant l'intégrale de la puissance. Nous pouvons considérer que le critère de validation le plus important est la moyenne journalière de l'erreur de puissance « Daily Mean of the Power Error » DMPE (en W/m^2). La DMPE identifie l'excès

quotidien ou l'insuffisance quotidienne des résultats de prédiction par rapport aux mesures réelles. L'avantage de l'utilisation de la DMPE consiste au fait que son calcul est effectué d'une façon à ne pas annuler les erreurs ayant des signes opposés, ce qui correspond à l'objectif de cette recherche. La DMPE est définie comme suit :

$$\text{DMPE} = \frac{\sum_1^N (y_i - \hat{y}_i)}{N} \quad (\text{II.32})$$

Où, N désigne le nombre d'exemples, y_i et \hat{y}_i sont les rayonnements solaires mesurés et prédits respectivement du $i^{\text{ème}}$ exemple.

Comme la DMPE est difficile à intégrer dans la phase d'apprentissage, l'erreur quadratique moyenne « Mean Square Error » MSE est utilisée dans cette phase et maintenue dans la phase d'évaluation des résultats des simulations. La MSE est définie comme suit :

$$\text{MSE} = \frac{\sum_1^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N} \quad (\text{II.33})$$

Il convient de noter que la MSE de la prédiction du rayonnement est calculée pour les données normalisées entre 0,05 et 0,95 et que la DMPE est calculée pour les données de taille réelle qui varient de 0 à environ 1000 W/m².

2.3.3 Interpolation de la nébulosité

La couverture nuageuse est l'entrée exogène du réseau de neurones NARX. Elle a été téléchargée à partir du site Web www.zygrib.org. Il s'agit de la prévision de la couverture nuageuse pour un nombre choisi de jours sur une surface sélectionnée comme le montre la Figure II.16. Les données sont espacées d'un pas de 0,25 ° en latitude et en longitude, et avec un intervalle de temps de 3 heures.

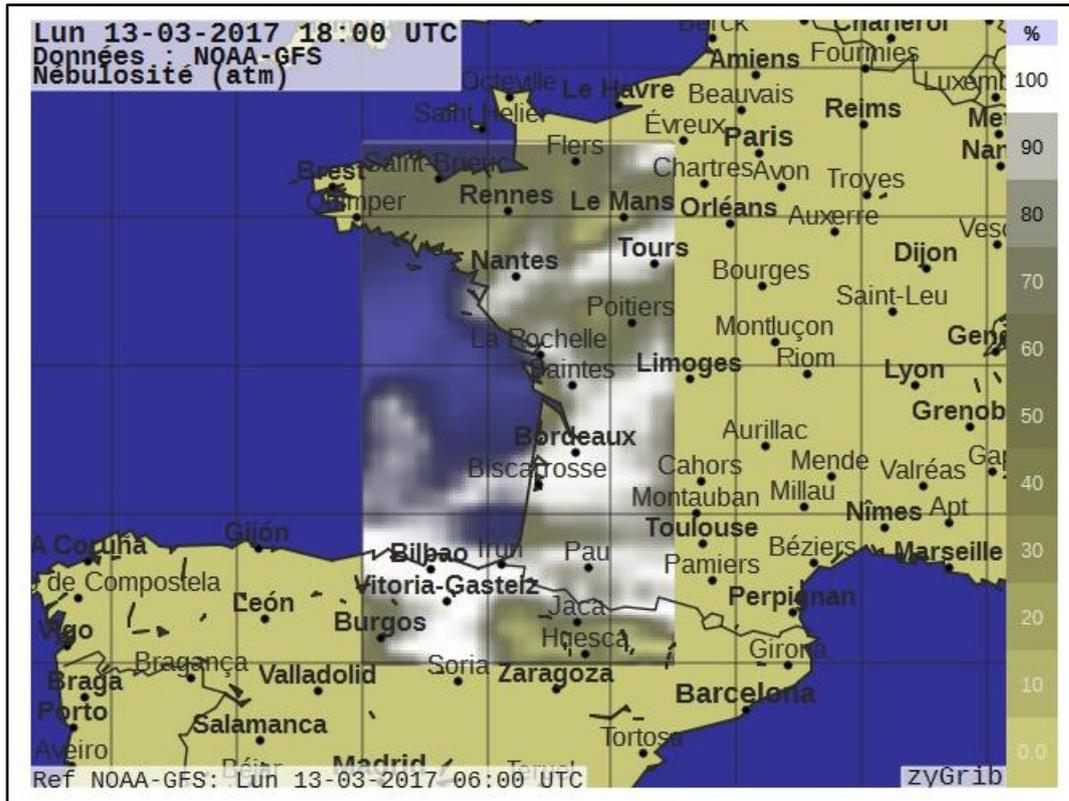


Figure II.16. Surface sélectionnée de la zone de prédiction de la couverture nuageuse

En effet le fichier téléchargé, nommé GRIB (GRidded Binary) est constitué d'un ensemble de matrices de même taille. Le nombre de matrices est relatif au nombre de jours choisis (9 matrices pour couvrir une journée de minuit à minuit). La taille des matrices est relative à la surface choisie, les lignes correspondent à la latitude et les colonnes correspondent à la longitude (5 lignes/colonnes pour couvrir 1°).

Un décodage du fichier GRIB d'extension « grb » a été réalisé en premier temps, afin de pouvoir récupérer les valeurs algébriques des matrices dans l'environnement Matlab, nous présenterons les détails du décodage et la contenance du fichier dans l'annexe. Par la suite, deux interpolations sont appliquées aux données téléchargées afin d'obtenir la couverture nuageuse à l'emplacement exact de l'ESTIA (latitude = 43,44, longitude = 1,55) avec un intervalle de temps de 5 min (l'intervalle de temps utilisé pour les mesures de la station météo). La première interpolation est une interpolation géographique à deux dimensions (la longitude et la latitude) et la deuxième est l'interpolation temporelle (une seule dimension). Afin d'obtenir les meilleurs résultats, nous avons utilisé l'interpolation polynomiale par morceaux [Aga 93, Iwa 13], dont trois ordres ont été étudiés (de 1 à 3).

2.3.3.1 Interpolation géographique

Les premiers tests ont été effectués en utilisant l'interpolation de premier ordre, appelée aussi interpolation linéaire (voir Figure II.17). Le résultat est un ensemble de quadrilatères répartis sur $0,25^\circ$ de longitude et de latitude. Toutes les valeurs sont situées entre 0% et 100%. L'inconvénient de l'interpolation linéaire est que les zones obtenues forment des arêtes, ce qui est défavorable à l'apprentissage du réseau de neurones. Afin d'éviter ce problème, l'ordre de l'interpolation est incrémenté à deux et à trois, pour utiliser l'interpolation carrée (« spline ») et cubique (« cubic ») et étudier leurs performances. Les résultats de ces deux interpolations sont présentés respectivement dans les Figures II.18 et II.19. La surface obtenue dans les deux cas (carrée et cubique) est lisse. L'inconvénient de l'interpolation carrée et cubique est que certains extrema ne sont pas situés entre 0 et 100%. Pour remédier à cette situation, la solution est de limiter les valeurs à l'intervalle $[0,100]$. Les dépassements de l'intervalle limite sont moins fréquents dans le cas de l'interpolation cubique. Elle a donc été utilisée.

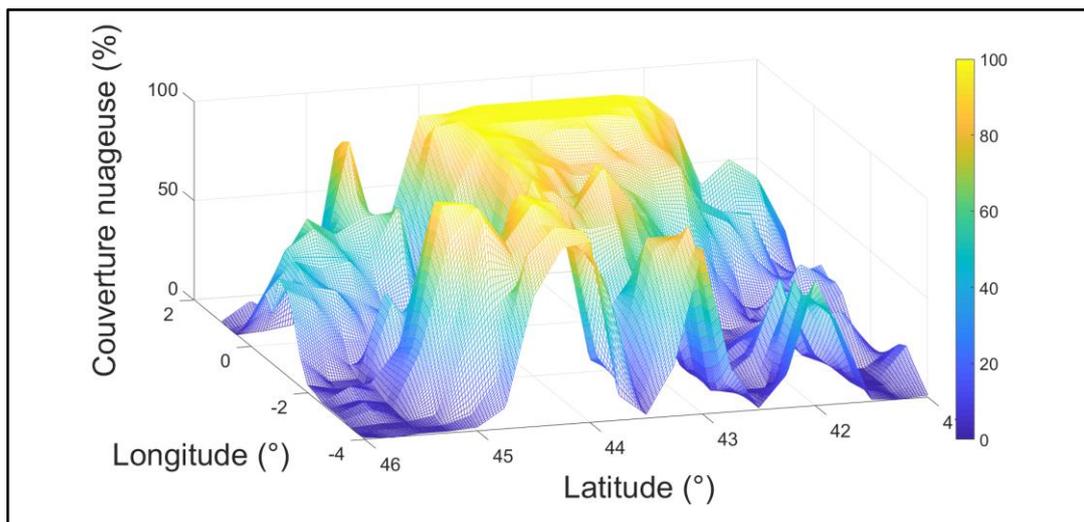


Figure II.17. Interpolation géographique de la couverture nuageuse : résultat de l'interpolation linéaire.

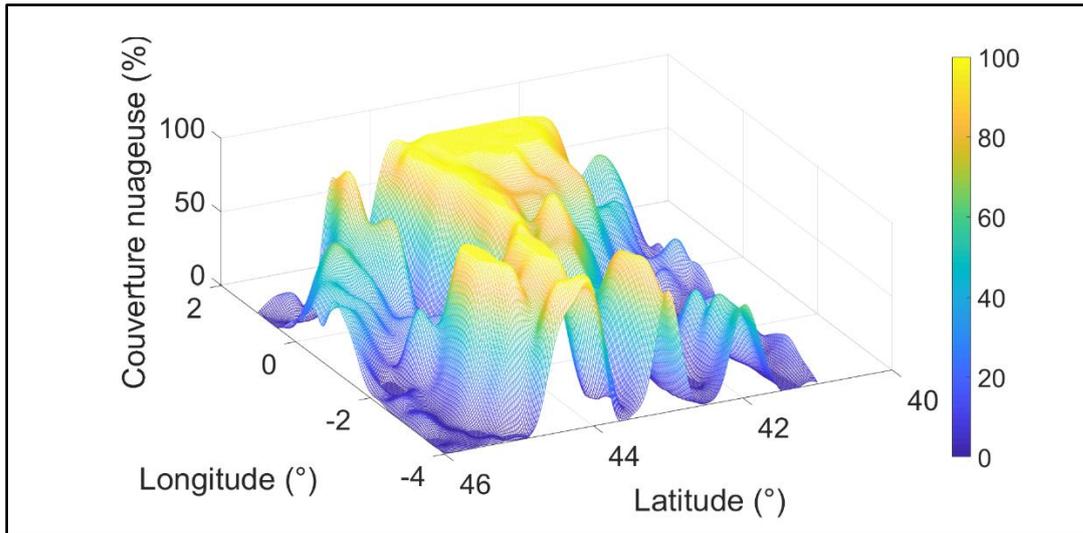


Figure II.18. Interpolation géographique de la couverture nuageuse : résultat de l'interpolation carrée

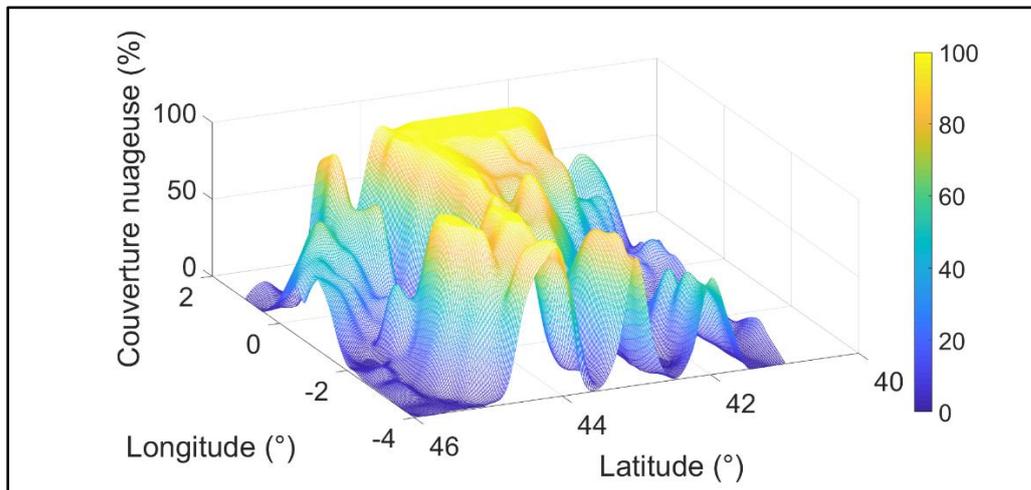


Figure II.19. Interpolation géographique de la couverture nuageuse : résultat de l'interpolation cubique.

2.3.3.2 Interpolation temporelle

Pour chaque pas de temps (3h), le résultat de l'interpolation géographique est une valeur correspondante à la couverture nuageuse dans la position du voilier (dans notre travail c'est ESTIA, site fixe). L'interpolation temporelle est utilisée pour calculer les valeurs pour un pas de 5 min. Lorsque l'interpolation temporelle est linéaire, le résultat est un ensemble de segments linéaires étalés sur des intervalles de 3 heures. Dans ce cas, la transition entre les segments est soudaine et ce n'est pas favorable pour l'apprentissage du réseau de neurones.

En utilisant une interpolation carrée, la transition entre les données obtenues est harmonieuse. Quant aux données dépassant l'intervalle [0,100], une limitation de la sortie a été appliquée. Il

est à noter que ce dépassement ne se produit pas fréquemment dans le cas d'interpolations temporelles, donc l'ordre a été maintenu à deux (interpolation carrée).

2.3.4 Résultats obtenus

Plusieurs tests ont été réalisés pour sélectionner la structure de la base de données utilisée et la configuration du réseau de neurones. Avant de commencer les simulations, la base de données a été divisée en trois parties : une séquence d'apprentissage, une séquence de test et une séquence de validation. Les séquences d'apprentissage et de test sont utilisées par le réseau de neurones pour calculer les poids et les biais pendant la phase d'apprentissage. Après avoir terminé cette phase, la séquence de validation est utilisée pour simuler le modèle et évaluer ses performances. Toutes les simulations ont été effectuées en utilisant des données normalisées afin d'équilibrer la contribution du gradient de l'erreur de sortie du réseau sur la variation des poids.

2.3.4.1 *Choix de la structure de la base de données*

Les premières simulations de la prédiction ont été réalisées en utilisant une séquence d'apprentissage et de tests contenant plusieurs jours distribués sur l'année. Le principe était d'utiliser une base de données qui peut représenter toute l'année afin d'obtenir une capacité de généralisation suffisante et faciliter l'apprentissage du réseau de neurones. L'utilisation d'une base de données contenant les 365 jours de l'année n'est pas utile parce que l'utilisation d'une séquence d'apprentissage trop grande augmente le temps de calcul et que certains phénomènes extrêmes ne sont pas prévisibles même si la base de données est étendue. Le choix du nombre de jours utilisés pour l'apprentissage sera détaillé ultérieurement.

La Figure II.20 présente le résultat d'apprentissage de l'une des premières simulations effectuées dans ce travail. La sortie de l'apprentissage montre que le réseau de neurones ne peut pas suivre correctement la courbe de rayonnement solaire direct, en particulier pendant la nuit lorsque le rayonnement solaire doit être nul. Les sauts observés dans la courbe prédite peuvent être expliqués par le fait que la base de données est constituée par des séquences de jours non successifs. En effet, l'utilisation de ces données a généré deux formes d'incohérences : l'incohérence de la couverture nuageuse et l'incohérence des caractéristiques solaires. L'incohérence de la couverture nuageuse est observée au moment de la transition entre les jours non successifs (à minuit) car les paramètres météorologiques sont différents. Cette transition a généré un problème de linéarité pour l'apprentissage du réseau de neurones. L'incohérence des

caractéristiques solaires est due à l'écart temporel entre les données, ce qui a entraîné des changements de caractéristiques entre les jours, tels que le moment du pic solaire et les heures d'ensoleillement journalières. Cet écart a engendré un problème de généralisation pour le réseau de neurones. Pour ces raisons, nous avons choisi d'utiliser une base de données constituée de jours consécutifs et de répéter le processus d'apprentissage une fois par jour pour prédire le rayonnement solaire pour la journée suivante. En utilisant cette approche, la base de données utilisée devient pertinente et significative car elle est constituée d'un nombre de jours qui précèdent directement le jour concerné par la prédiction, ce qui est logique vu qu'il s'agit de prédiction d'une série temporelle.

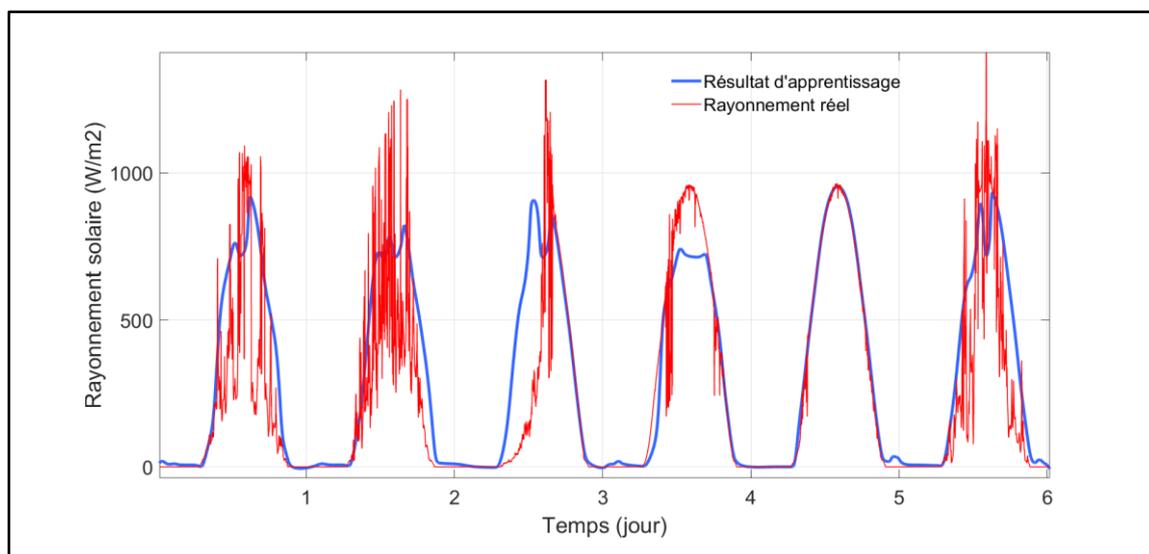


Figure II.20. Résultat de l'apprentissage dans le cas de l'utilisation d'une base de données contenant des jours non consécutifs.

Toutefois, un apprentissage quotidien consomme de grandes ressources de calcul et peut engendrer des discontinuités si le rayonnement solaire est différent de zéro au moment de l'apprentissage. Par conséquent, le choix de ce moment est important. Puisque le rayonnement solaire est nul la nuit, et que l'apprentissage doit être réalisé tous les jours, nous avons choisi de l'effectuer à minuit, au moment de la transition d'un jour à un autre.

Il faut noter que l'apprentissage quotidien est très intéressant pour la prédiction du rayonnement solaire dans le voilier. En effet, la mobilité du voilier provoque la variation de deux paramètres importants :

- les conditions météorologiques influençant les variations de la couverture nuageuse,
- la localisation géographique influençant les variations du rayonnement solaire direct, d'autant plus que dans cette étude les données de localisation (longitude et latitude) sont

intercalées dans un calcul préalable (le modèle « ciel clair ») et non comme entrées du réseau de neurones.

En partant du principe de l'apprentissage quotidien, un compromis doit être trouvé afin d'obtenir la taille de la base de données adéquate. En effet, les données doivent permettre l'obtention de bons résultats sans alourdir le processus de calcul. Plusieurs apprentissages ont été effectués et les meilleurs résultats sont synthétiquement présentés dans le Tableau II.2. Une base d'apprentissage et de test de 10 jours a permis d'obtenir l'erreur minimale. Dans ce cas, la MSE et la DMPE obtenues sont respectivement de 0,00695 et 41,199645 W/m².

Tableau II.2. Choix de la taille de la base d'apprentissage et de test

Taille de la base de données	MSE	DMPE (W/m ²)
5 jours	0.011	60.228825
10 jours	0.00695	41.19645
15 jours	0.009625	50.2089

Le rayonnement solaire global de la station météo d'ESTIA est mesuré avec des échantillons décalés de 5 min. La couverture nuageuse interpolée et le modèle mathématique du rayonnement solaire direct doivent donc avoir la même période d'échantillonnage. En prenant en compte le fait que la prédiction réalisée par le réseau de neurones est basée sur des données ayant un pas d'échantillonnage relativement élevé (3 heures), il est pratiquement impossible de prévoir les variations rapides du rayonnement solaire dû au passage des nuages isolés.

Pour que les caractéristiques statistiques du signal de rayonnement mesuré soient plus proches de la prévision, il est pertinent d'appliquer un filtrage. Il est donc intéressant de considérer la moyenne des données mesurées sur un intervalle de temps compatible avec la prédiction de la couverture nuageuse. Pour pouvoir choisir l'intervalle de temps le plus pertinent pour appliquer la moyenne, nous avons choisi une journée où les mesures du rayonnement contiennent beaucoup de fluctuations.

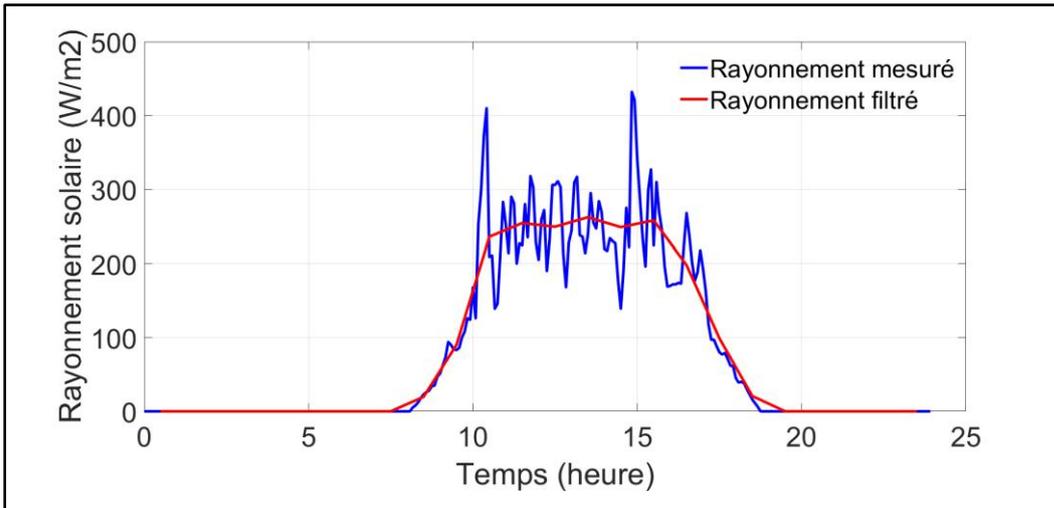


Figure II.21. Résultat de filtrage du rayonnement mesuré : moyenne réalisée sur une heure

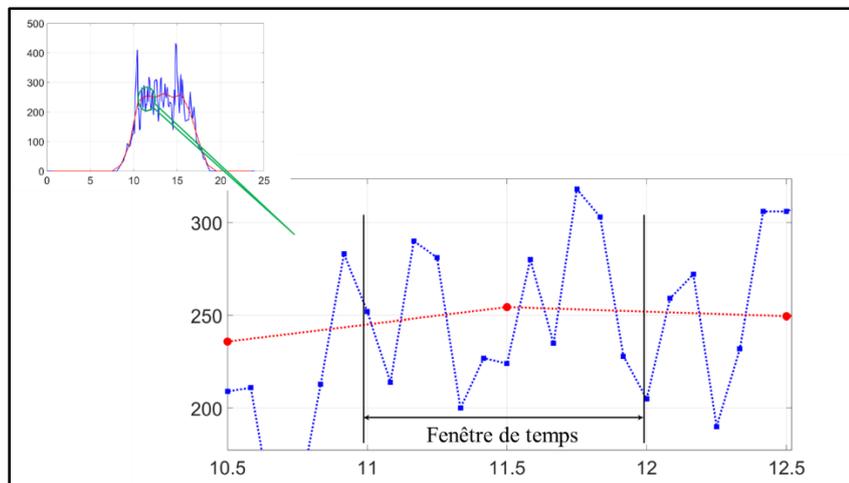


Figure II.22. Moyenne réalisée sur une heure : fenêtre de temps et placement des échantillons filtrés

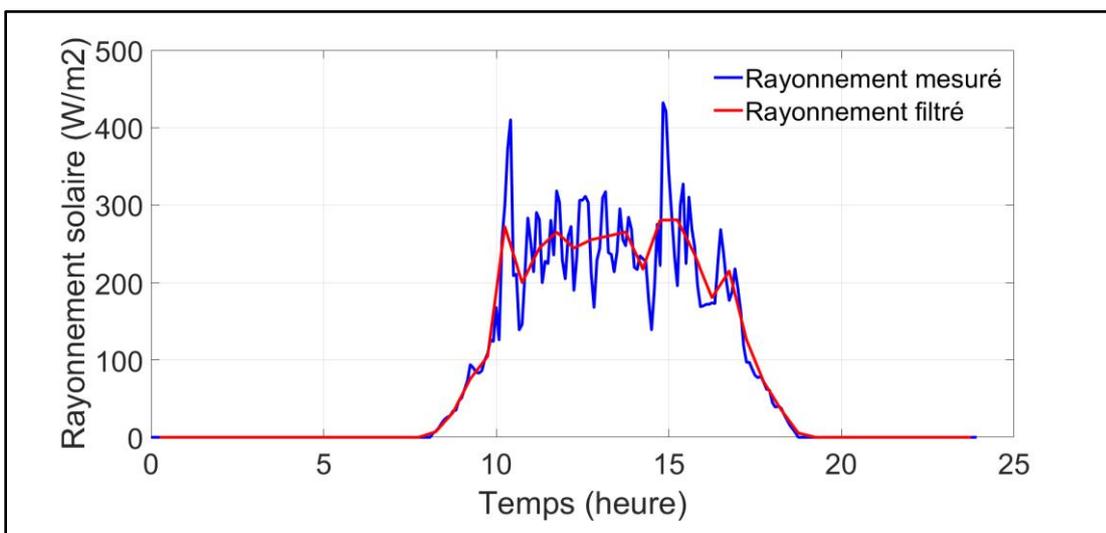


Figure II.23. Résultat de filtrage du rayonnement mesuré : moyenne réalisée sur 30 minutes

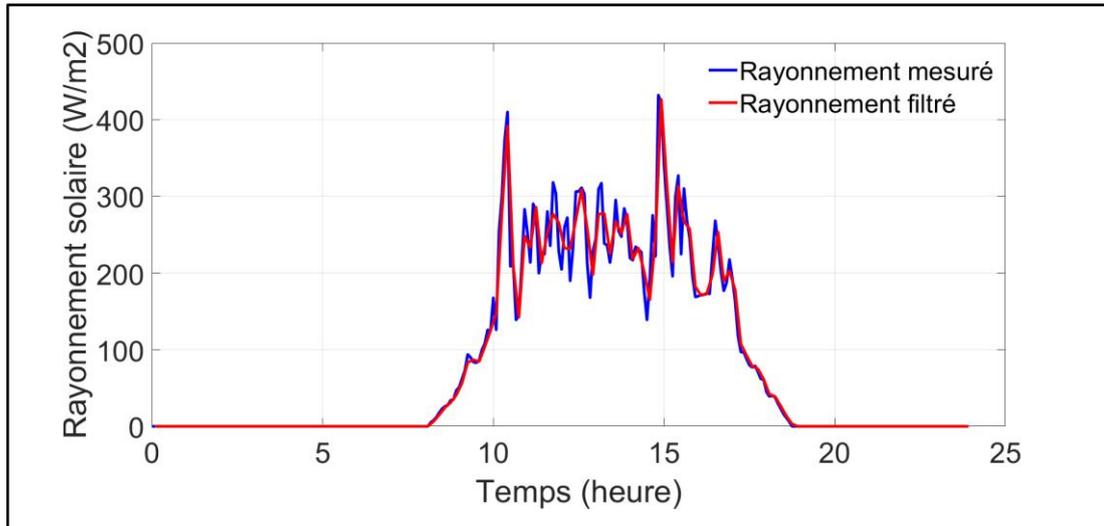


Figure II.24. Résultat de filtrage du rayonnement mesuré : moyenne réalisée sur 10 minutes

La Figure II.21 présente le résultat de filtrage des mesures du rayonnement solaire pendant une journée en utilisant un pas de temps d'une heure. En fait, chaque douze valeurs mesurées sur l'intervalle d'une heure sont remplacées par leur moyenne placée au milieu de cet intervalle, comme le montre la Figure II.22. Le placement de la moyenne au milieu de l'intervalle est réalisable tant que les mesures sont enregistrées et pas prises en temps réel. De cette façon, le premier échantillon est calculé pour 00H30 et le dernier est calculé pour 23H30. Le choix de cet intervalle ne peut pas être pertinent à cause du grand écart temporel entre les échantillons et la perte de certaines variations importantes du rayonnement solaire. Nous avons donc rétréci le pas de temps à 30 et à 10 minutes et nous avons obtenus les signaux présentés dans les Figures II.23 et II.24 respectivement. Le rétrécissement d'intervalle est marqué par un avantage qui est le fait que le signal porte plus d'informations, et par l'inconvénient que les fluctuations sont de plus en plus brusques et donc défavorables à l'apprentissage du réseau de neurones.

Une solution est d'utiliser des moyennes à une fenêtre de temps glissante, permettant de récupérer plus d'information sur un intervalle de temps donné, et de lisser le signal à fin de réduire les fluctuations brusques. Le pas de glissement minimal que nous pouvons appliquer pour les mesures du rayonnement est de 5 minutes. Nous avons évité l'utilisation de ce pas pour ne pas saturer le processus de calcul. Nous avons donc préféré comparer l'utilisation de deux pas de glissement : 30 minutes (Figure II.25) et 10 minutes (Figure II.26). Pour les deux filtrages nous avons gardé un intervalle de temps d'une heure afin de bien lisser le signal.

L'utilisation d'une fenêtre de temps glissante consiste à calculer la moyenne d'un nombre de valeurs et de reprendre certains de ces valeurs pour l'échantillon suivant. Comme le montre la

Figure II.27, le choix d'un pas de glissement de 30 minutes sur un intervalle d'une heure consiste à calculer la moyenne des 12 valeurs (mesurées sur l'intervalle d'une heure), de la placer au milieu de cet intervalle et de reprendre les 6 dernières valeurs avec 6 nouvelles valeurs pour calculer la moyenne suivante, ainsi de suite. Pour que le signal commence à 00H00 nous avons rajouté 6 valeurs nulles au début du vecteur contenant les valeurs des mesures.

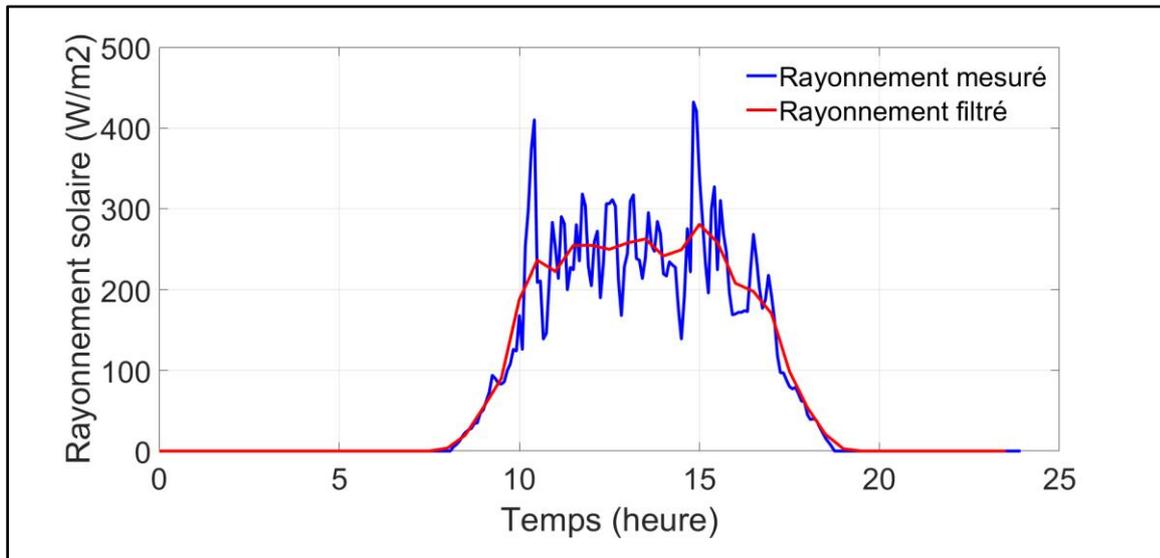


Figure II.25. Résultat de filtrage du rayonnement mesuré : moyenne à fenêtre glissante de 30 minutes sur un intervalle d'une heure

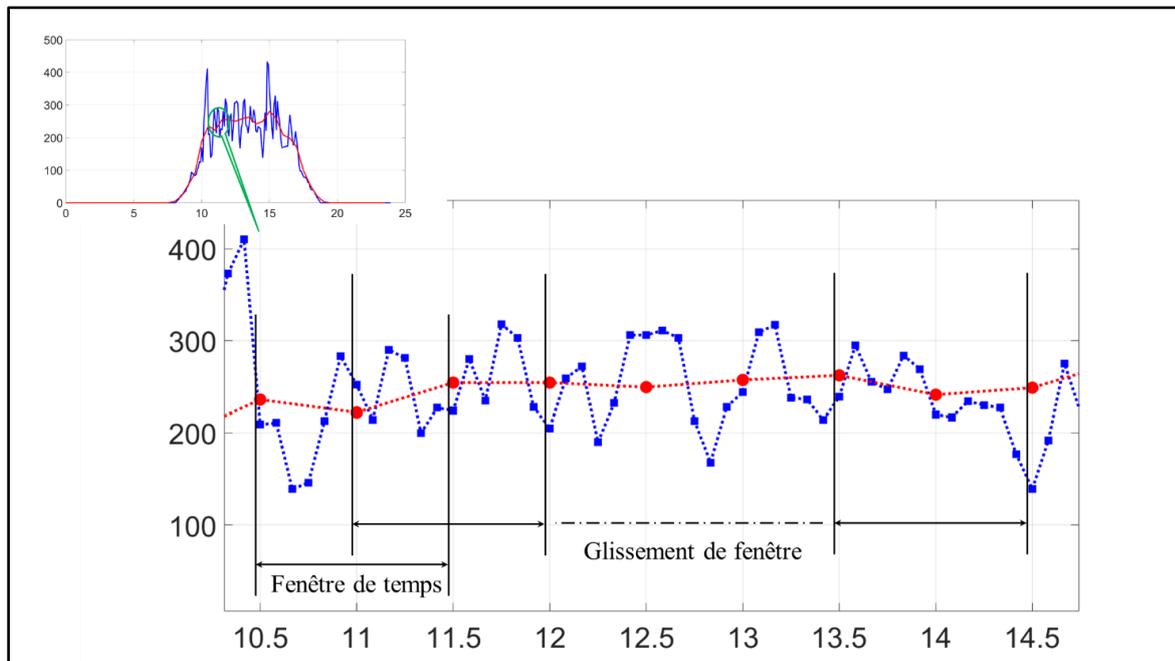


Figure II.26. Moyenne à fenêtre glissante de 30 minutes sur un intervalle d'une heure : glissement de fenêtre et placement des échantillons filtrés

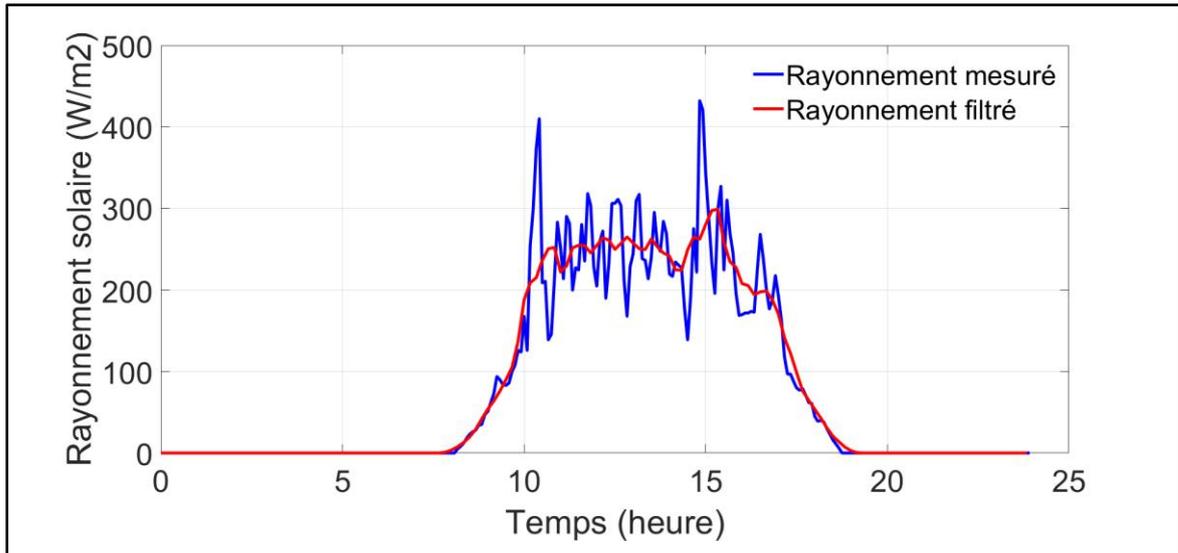


Figure II.27. Résultat de filtrage du rayonnement mesuré : moyenne à fenêtre glissante de 10 minutes sur un intervalle d'une heure

Les deux signaux filtrés ont été utilisés pour l'apprentissage du réseau de neurones et les résultats de la prédiction sont présentés dans le Tableau II.3. Puisque les erreurs obtenues sont presque similaires, nous avons choisi de travailler avec un pas de glissement de 30 minutes pour minimiser le temps de calcul pendant la phase d'apprentissage.

Tableau II.3. Critères de choix du pas d'échantillonnage de la base de données.

Moyenne du temps	MSE	DMPE (W/m ²)
10 minutes	0.00732	44.4344
30 minutes	0.00695	41.19645

2.3.4.2 Choix de la structure du réseau de neurones

La deuxième étape de la détermination du prédicteur du rayonnement solaire direct est la recherche de la structure adéquate du réseau de neurones. Plusieurs simulations ont été effectuées afin de sélectionner les différents paramètres du modèle du réseau NARX. Vu le grand nombre de paramètres sur lesquels nous nous sommes focalisés au cours de notre étude, certains choix de paramètres sont présentés dans le Tableau II.4, et les trois paramètres les plus importants sont présentés avec détails : le choix de la fonction d'activation dans chaque couche, le choix du nombre de neurones dans chaque couche et l'initiation des poids lors du premier apprentissage.

Tableau II.4. Propriétés sélectionnées pour le réseau NARX

Propriété	Choix
Nombre de couches cachées	2
Intervalle de normalisation des données	[0.05 0.95]
Vecteurs de retard	Entrées : [0 1] Sortie désirée : [1 2]
Paramètres de l'apprentissage	Erreur : MSE Algorithme d'apprentissage : Levenberg-Marquardt

Le RNA réalisé est constitué de quatre couches : une couche d'entrée qui retransmet les entrées sans transformation, deux couches cachées et une couche de sortie dont la structure interne est expliquée dans ce qui suivra.

Le choix de la fonction d'activation dans chaque couche du réseau de neurones est un élément constitutif important. Les fonctions d'activations utilisées dans cette étude sont présentées dans le Tableau II.5.

Tableau II.5. Fonctions d'activation utilisées

Fonction	Définition	Co-domaine
Linéaire	x	IR
Sigmoïde (Logsig)	$\frac{1}{1 + e^{-x}}$]0, 1[
Tangente hyperbolique (Tansig)	$\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$] -1, 1[

La fonction d'activation utilisée dans les neurones des couches cachées est sigmoïde. Cette fonction est particulièrement performante lors de l'utilisation des réseaux de neurones qui apprennent avec l'algorithme de rétro-propagation du gradient (algorithme de Levenberg-Marquardt). De plus, la fonction sigmoïde présente l'avantage d'être dérivable, ce qui permet d'utiliser la méthode du gradient pour ajuster les poids du réseau neuronal pendant la phase d'apprentissage.

La fonction d'activation utilisée dans la couche de sortie de la majorité des études est linéaire. Cependant, ce choix peut changer en fonction du problème traité. La Figure II.28 montre le résultat de l'apprentissage en utilisant une fonction linéaire dans la couche de sortie. La sortie du réseau est capable d'apprendre les variations aux moments des couchers et des levers du soleil, mais elle n'est pas fiable pour reproduire le comportement du rayonnement solaire pendant la journée. Lorsqu'une fonction sigmoïde ou tangente hyperbolique est utilisée, le réseau de neurones est capable de rapprocher sa sortie à la courbe réelle du rayonnement solaire pendant la journée. La fonction sigmoïde est incapable de stabiliser le signal de sortie à zéro pendant la nuit, car son co-domaine est $] 0, 1 [$. Le co-domaine de la fonction tangente hyperbolique est $] -1, 1 [$, et le comportement de cette fonction est similaire à celui de la fonction linéaire au voisinage de zéro, donc cette valeur est facilement accessible par le signal de sortie. En outre, la fonction tangente hyperbolique a prouvé ses performances dans les architectures généralisées des MLP quand elle est utilisée dans la couche de sortie [Kar 11]. Pour toutes ces raisons, elle a été utilisée dans la couche de sortie du réseau de neurones proposé.

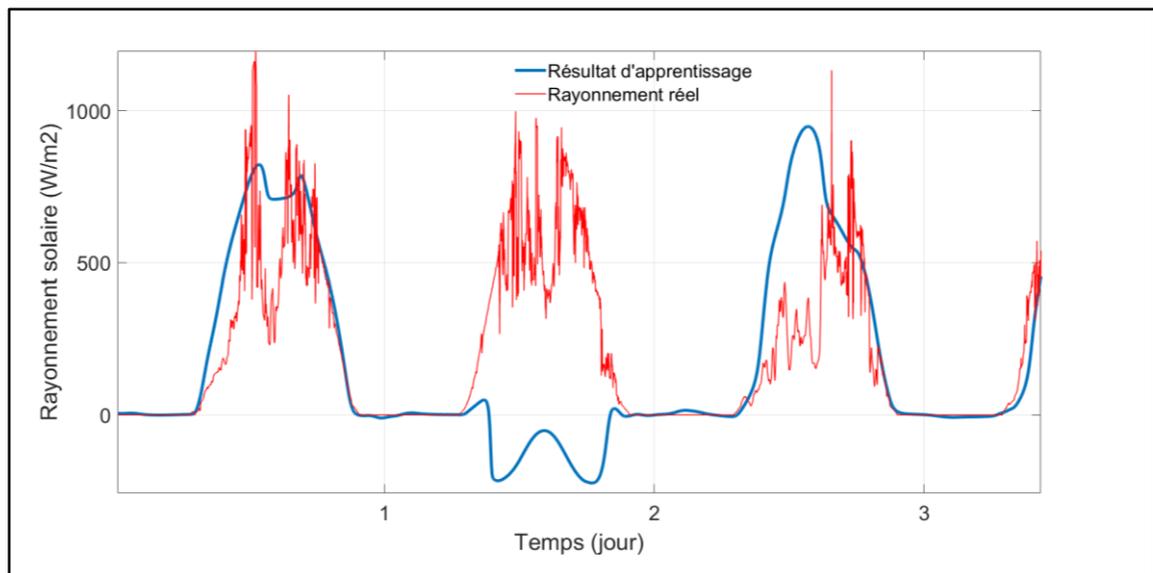


Figure II.28. Résultat d'apprentissage dans le cas de l'utilisation d'une fonction linéaire dans la couche de sortie.

Afin de compléter la structure du modèle de réseau de neurones NARX, un autre paramètre important devait être choisi d'une manière adéquate : le nombre de neurones dans chaque couche. Le Tableau II.6 présente les meilleurs résultats obtenus lorsque le nombre de neurones a été varié dans chaque couche cachée du réseau de neurones NARX.

Tableau II.6. Choix du nombre de neurones de chaque couche

Nombre de neurones	MSE	DMPE (W/m²)
10 × 10 × 1	0.00724	59.5724
15 × 15 × 1	0.00410	30.4164
16 × 16 × 1	0.01438	73.4646
20 × 20 × 1	0.00768	45.0513
22 × 22 × 1	0.00695	41.1964

Le Tableau II.6 montre que la structure du réseau neurones la plus performante qui a permis d'avoir moins d'erreur de prédiction est obtenue en utilisant 15 neurones dans chacune des couches cachées et un neurone dans la couche de sortie. La MSE et la DMPE obtenues avec cette structure sont respectivement de 0,00410 et 30,4164 W / m².

Un autre paramètre qui influe sur les performances du RNA concerne l'initialisation des poids et des biais du RNA. En fait, normalement, ils sont générés de manière aléatoire par le réseau. Mais étant donné que l'apprentissage est périodique, une idée peut être de sauvegarder les poids et les biais du premier apprentissage (qui prédit le rayonnement solaire pour le premier jour) et de les utiliser pour les jours suivants. Par conséquent, deux méthodes différentes de génération des poids et des biais ont été testées et comparées :

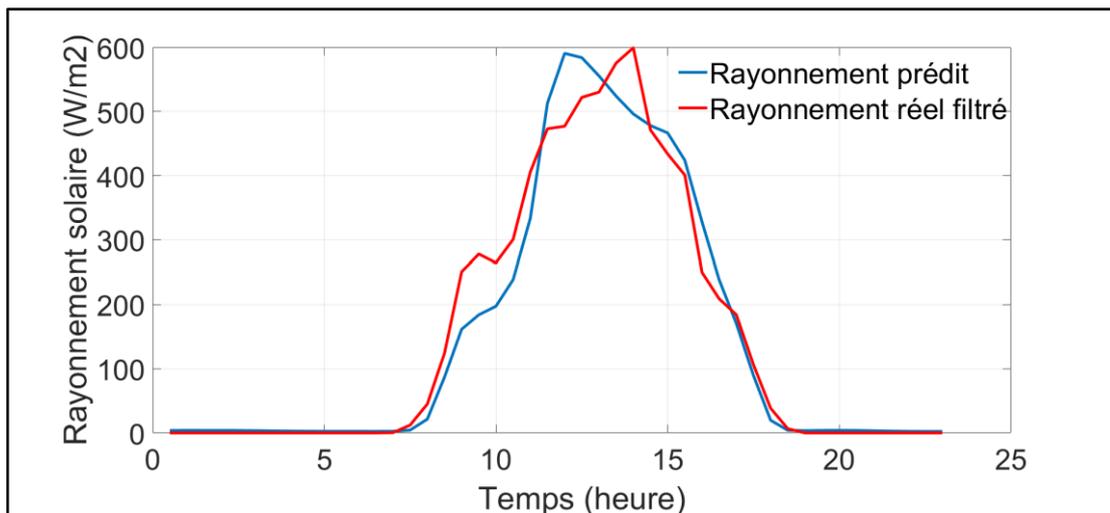
- les vecteurs initiaux des poids et des biais ne sont générés aléatoirement qu'une seule fois, dans la première phase d'apprentissage. Ensuite, dans les phases d'apprentissages périodique suivantes, les mêmes valeurs de poids et de biais sont sauvegardés et utilisés,
- les poids et les biais sont initialisés aléatoirement par le RNA pendant chaque phase d'apprentissage périodique.

Les résultats de simulations pour les deux méthodes sont présentés dans le Tableau II.7. Les meilleures performances sont obtenues lorsque le réseau de neurones génère les vecteurs des poids et des biais de manière aléatoire pour chaque phase d'apprentissage. Ceci est expliqué par le fait que l'apprentissage démarre toujours à partir de 0 W/m² (minuit).

Tableau II.7. Choix de la méthode d'initialisation des poids et des biais

Génération des poids	MSE	DMPE (W/m ²)
Initialisé	0.00410	30.4164
Aléatoire	0.00279	24.0584

En conclusion, la meilleure performance est obtenue pour une MSE de 0,00279 permettant d'avoir une DMPE de 24,0584 W/m². La Figure II.29 montre un exemple de prédiction du rayonnement solaire direct d'une journée en utilisant l'architecture optimale du réseau de neurones NARX. La courbe prédite ne suit pas les fluctuations rapides de la courbe réelle du rayonnement solaire mais elle suit son allure générale et conduit à de bons résultats, notamment en considérant la DMPE comme critère d'évaluation.

**Figure II.29. Courbe du rayonnement solaire direct prédit pendant une journée en utilisant le modèle final**

2.3.5 Traitement des données pour la prédiction du rayonnement solaire direct dans le voilier

2.3.5.1 Analyse de la disponibilité des données à bord

La phase d'apprentissage du RNA proposé nécessite d'une part deux entrées qui sont le modèle « ciel clair » du rayonnement solaire direct et la nébulosité, et d'autre part une sortie désirée qui est le rayonnement global mesuré sur une surface horizontale.

Pour envisager l'apprentissage du RNA dans le voilier, nous avons étudié la disponibilité des données que nous avons utilisées dans l'étude de prédiction ci-dessus.

Vu que la nébulosité est traitée à partir de la prévision téléchargeable à l'avance à partir du site Web www.zygrib.org, cette donnée est considérée disponible. Le rayonnement solaire global mesuré est aussi considéré comme donnée disponible vu que la station météo de ESTIA-BIDART est portable et peut être mise en place dans le voilier pour réaliser l'apprentissage.

Le modèle « ciel claire » du rayonnement solaire direct, quant à lui, nécessite la disponibilité de trois paramètres : date et heure, latitude et longitude. Ces trois paramètres sont récupérés par l'assistant de navigation personnel GPS connecté sur le réseau du voilier. La communication dans ce réseau est assurée par le protocole NMEA, abréviation de « National Marine Electronics Association », association américaine de fabricants d'appareils électroniques maritimes qui définit et contrôle les normes du protocole décrit dans la référence [Esp 18]. Un traitement des données circulant sur le réseau NMEA a donc été réalisé.

2.3.5.2 *Décodage des trames NMEA*

L'ensemble d'instruments de bords connectés sur le réseau du voilier envoient en permanence des trames NMEA à l'ordinateur du skipper. Ces trames sont stockées et les informations utiles sont lues et affichées par un logiciel de navigation installé au préalable dans l'ordinateur. Pour pouvoir récupérer les trois paramètres date et heure, latitude et longitude dans l'environnement Matlab, nous avons effectué un décodage des trames NMEA. Il convient de noter qu'il y a deux normes NMEA, une relativement ancienne mais encore beaucoup utilisée, la NMEA 0183, et une autre plus récente, la NMEA 2000 [Esp 18].

La norme NMEA utilisée dans le voilier sur lequel nous avons effectué notre étude est la NMEA 0183 qui s'appuie sur un type de communication très simple : la norme RS 232 liée au fonctionnement d'un port série.

Une trame NMEA 0183 est une série de caractères alphanumériques (ASCII) codés chacun sur 8 bits pouvant être transmis séquentiellement sur un port série.

Il existe plus d'une trentaine de trames NMEA 0183 relatives aux différents types de mesures et instruments présents à bord. Dans notre cas, huit types de trames sont traitées, et ce du fait que huit capteurs sont connectés sur le réseau NMEA. Les mesures que l'on peut récupérer sont les suivantes :

- date et heure,
- latitude,
- longitude,

-
- vitesse par rapport à l'eau,
 - vitesse par rapport à la terre,
 - cap magnétique,
 - cap vrai,
 - angle du vent apparent,
 - vitesse du vent apparent,
 - angle du vent réel,
 - vitesse du vent réel,
 - profondeur de l'eau,
 - température de l'eau,
 - température de l'air,
 - pression Barométrique (de l'air).

Bien que pour l'apprentissage du RNA nous n'avons besoin que de trois mesures, nous avons décodées les trames provenant de tous les capteurs pour préparer une éventuelle gestion d'énergie du voilier basée sur la notion d'apprentissage.

La règle de syntaxe des trames NMEA 0183 est commune [Esp 18, Tra 18, AIS 18]. Chaque trame NMEA 0183 doit commencer par le caractère \$ (ou par ! pour la trame reçue du AIS-Automatic Identification System, système d'identification des navires) suivi de deux caractères indiquant le type d'émetteur dont voici trois exemples :

- AI=AIS,
- II=Instrument Intégré,
- GP=GPS.

Les 3 caractères suivants représentent un code mnémonique du type de la trame lié au type d'émetteur, comme par exemple :

- RMC= pour données minimales exploitables spécifiques,
- GLL= pour positionnement Géographique Longitude-Latitude.

Suit ensuite un certain nombre de champs, contenant les valeurs relatives aux mesures, séparés par des virgules qui jouent le rôle de séparateurs de champs.

Un champ optionnel dit checksum précédé du signe * peut se trouver avant la fermeture de la trame. Il représente le OR exclusif de tous les caractères compris entre \$ et * (sauf les bornes \$ et *). Certaines trames exigent le checksum.

La fermeture de la trame NMEA 0183 est marquée par les deux caractères [CR] Retour Charriot et [LF] Retour à la ligne.

Une trame NMEA 0183 peut contenir au maximum 82 caractères.

2.3.5.3 *La trame RMC*

La trame RMC est la trame émise de la part du GPS qui permet de récupérer la date et heure, la latitude et la longitude. Nous présentons dans ce paragraphe un exemple de cette trame avec l'explication de chaque champ.

\$GPRMC,101544,A,4322.30,N,0146.41,W,000.5,054.7,190715,020.3,E*68

\$ = début de la trame

GP = émetteur GPS

RMC = trame contenant des données minimales exploitables spécifiques

101544 = Heure 10:15:44 UTC

A = Alerte du logiciel de navigation (A = OK, V = warning (alerte))

4322.30,N = Latitude 43 deg. 22.30 min Nord

0146.41,W = Longitude 1 deg. 46.41 min Ouest

000.5 = vitesse sol, Noeuds

054.7 = cap (vrai)

190715 = Date 19 Juillet 2015

020.3,E = Déclinaison Magnétique 20.3 deg Est

*68 = checksum obligatoire

Non représentés CR et LF.

La trame NMEA 0183 analysée ci-dessus indique donc la date du 19 Juillet 2015 et l'heure de 10:15:44 et une localisation de latitude 43 deg. 22.30 min Nord et de longitude 1 deg. 46.41

min Ouest, la localisation du port de Hendaye où se trouve le voilier étudié quand il n'est pas en navigation.

2.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons utilisé la technique des réseaux de neurones pour la prédiction du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale à moyen terme. Le modèle de réseaux de neurones que nous avons choisi est le modèle NARX.

En ce qui concerne la première section, nous avons défini les paramètres nécessaires pour calculer le modèle « ciel clair » du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale. Nous avons aussi effectué une étude comparative dans le but de déterminer trois paramètres constructifs du rayonnement solaire : la déclinaison solaire δ , l'équation du temps E et le facteur de correction de la distance terre-soleil K_D .

Quant à la deuxième section, elle a été consacrée à la prédiction du rayonnement solaire. Nous avons commencé par la définition du modèle NARX et nous avons insisté sur les propriétés que nous avons exploitées pour le réseau de neurones. Par la suite, nous avons présenté la base de données utilisée pour la prédiction et les critères d'évaluation qui sont la MSE et la DMPE. La sortie désirée du réseau de neurones est le rayonnement solaire global mesurée par la station Météo d'ESTIA-Bidart, et les entrées sont le modèle « ciel clair » du rayonnement direct qui a été défini dans la première section et la couverture nuageuse que nous avons présentée ultérieurement. Les données de départ de la couverture nuageuse sont espacées d'un pas de 0,25 ° en latitude et en longitude, et avec un intervalle de temps de 3 h. Nous avons donc proposée deux interpolations, une géographique et une temporelle pour pouvoir construire l'entrée du réseau de neurones.

Par la suite nous avons exposé les résultats obtenus et le modèle proposé. L'idée principale de notre solution est de faire un apprentissage régulier une fois par jour (à minuit), afin de prendre en compte plusieurs paramètres, tels que la couverture nuageuse, les caractéristiques solaires et la mobilité du voilier. Après avoir présenté synthétiquement les résultats des simulations, nous avons préparé une base de données adéquate qui consiste en une base d'apprentissage et de test de 10 jours, dont les données sont filtrées à un pas de temps glissant de 30 minutes étalé sur un intervalle d'une heure. Le réseau NARX final contient 15 neurones dans les deux couches cachées et un neurone dans la couche de sortie. La fonction d'activation des couches cachées

est sigmoïde, et celle de la couche de sortie est tangente hyperbolique. La génération des poids initiaux est aléatoire. La MSE et la DMPE sont les critères utilisés pour le choix des paramètres optimaux.

A la fin de la deuxième section, nous avons effectué le traitement de données nécessaire pour appliquer l'apprentissage à bord. En effet la nébulosité et le rayonnement solaire global mesuré sont des données facilement récupérables même pendant la navigation vu que le téléchargement du fichier GRIB est fait au préalable et que la mesure du rayonnement global est réalisée par une station météo portable. Cependant le calcul du modèle « ciel clair » du rayonnement solaire direct demande la récupération de la date et heure, la latitude et la longitude. Un traitement des données reçues des instruments à bord par le réseau du voilier a permis un décodage des trames qui circulent dans ce réseau et récupérer les paramètres nécessaires.

CHAPITRE III

Application d'un SMA pour la gestion du micro-réseau étudié

Chapitre III : Application d'un SMA pour la gestion du micro-réseau étudié

3.1	INTRODUCTION.....	101
3.2	DESCRIPTION GLOBALE DU MICRO-RESEAU ETUDIE.....	101
3.3	MODELISATION DES ELEMENTS DU MICRO-RESEAU	103
3.3.1	Les panneaux PV	103
3.3.2	L'hydro générateur	106
3.3.3	La batterie	107
3.3.4	Les charges	110
3.4	PRESENTATION DU SMA PROPOSE ET DESCRIPTION DES AGENTS	112
3.4.1	Description du SMA proposé.....	112
3.4.2	Modélisation des agents production et consommation	115
3.4.2.1	Modélisation de l'agent PV	118
3.4.2.2	Modélisation de l'agent hydro-générateur.....	119
3.4.2.3	Agents charges	120
3.4.3	Modélisation de l'agent batterie.....	122
3.4.4	Modélisation de l'agent chargeur.....	124
3.4.5	Modélisation de l'agent interface graphique.....	126
3.4.6	Modélisation de l'agent prédiction	129
3.4.7	Modélisation de l'agent superviseur	129
3.5	SCENARII DE FONCTIONNEMENT	132
3.5.1	Scénario 1 – Fonctionnement du micro-réseau géré exclusivement par le chargeur	133
3.5.2	Scénario 2 - Fonctionnement du micro-réseau géré exclusivement par le chargeur avec capacité de stockage supplémentaire	135
3.5.3	Scénario 3 - Système optimisé	136
3.5.4	Scénario 4 - Fonctionnement du micro-réseau géré par le SMA	138
3.6	CONCLUSION	143

3.1 INTRODUCTION

La complexité de la gestion des MRs varie en fonction de la composition de ces derniers, des conditions dans lesquelles ils fonctionnent et des contraintes étudiées par le gestionnaire. Le projet dans lequel cette thèse est intégrée consiste à la gestion d'un MR ayant des caractéristiques et des spécificités particulières, à savoir :

- le MR étudié est alimentée seulement en énergies renouvelables,
- le MR est mobile, installé dans un voilier dont le trajet est fortement dépendant des conditions météorologiques (vitesse et sens du vent),
- il s'agit d'un voilier de course, ainsi la vitesse et la continuité de service sont deux contraintes principales dans la gestion.

Ce chapitre est consacré à la conception d'un système de gestion intelligente du MR installé dans le voilier par la technique SMA. Il est constitué de quatre parties. Dans une première phase nous effectuerons une description globale du MR en identifiant sa structure, la répartition des charges, les agents physiques associés à chaque élément et les agents logiciels supplémentaires à rajouter. Nous proposerons par la suite une modélisation pour chaque élément du MR et nous présenterons les schémas électriques utilisés en justifiant les choix effectués. La troisième partie de ce chapitre sera consacrée à la présentation du SMA proposé pour la gestion du MR. Nous commencerons par définir le modèle global du SMA ainsi que l'ensemble des agents. Par la suite nous détaillerons la structure, les interactions et le fonctionnement de chaque agent en mettant l'accent sur son rôle et les motivations qui l'orientent pour bien accomplir sa mission. A la fin de ce chapitre nous exposerons les divers scénarii simulés qui prennent en compte les conditions de navigations du voilier en interprétant les résultats obtenus.

3.2 DESCRIPTION GLOBALE DU MICRO-RESEAU ETUDIE

En se basant sur les caractéristiques du MR installé dans le voilier nous avons simulé un micro réseau Courant Continu (CC), dont la structure est présentée dans la Figure III.1.

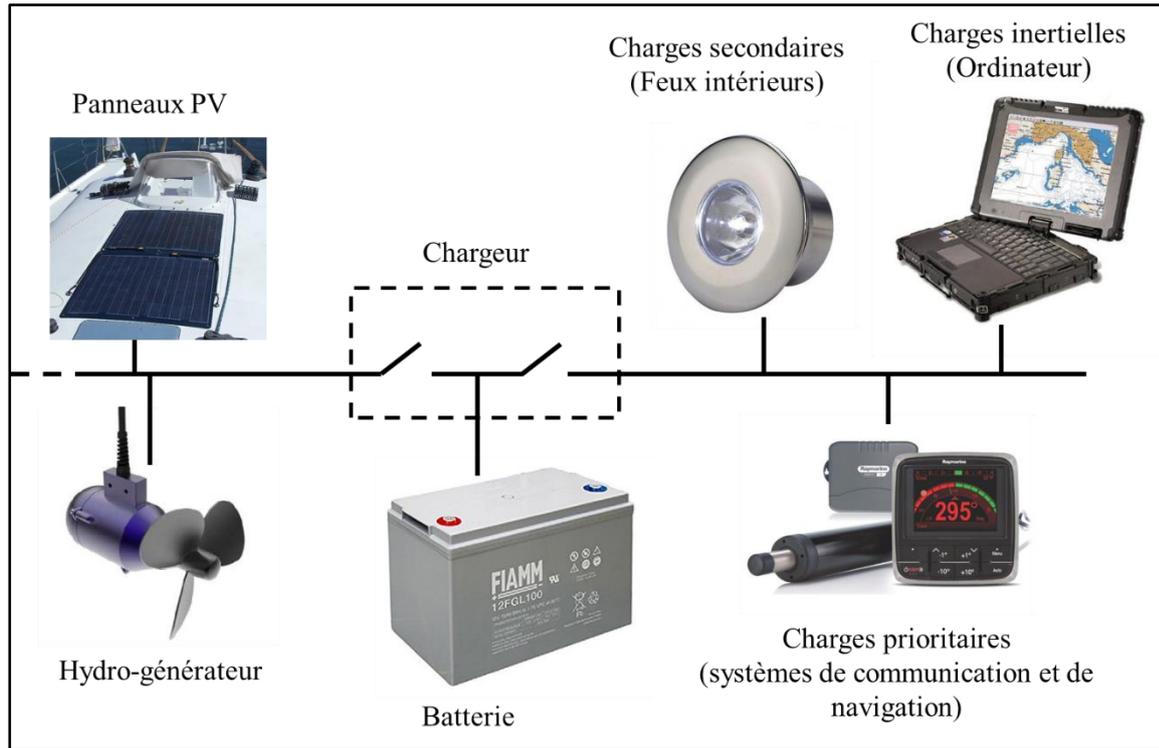


Figure III.1. Représentation des différents éléments du MR étudié

La simulation du MR a été réalisée sous l'environnement Matlab-Simulink (voir Figure III.2). La génération distribuée est assurée par des panneaux PV et un hydro-générateur. Le stockage d'électricité est assuré par des batteries Plomb-Acide. La protection de la batterie est assurée par un chargeur. Trois types de charges sont considérés : les charges prioritaires, les charges secondaires et les charges inertielles. A chaque élément du MR que ce soit système de génération, stockage ou consommation, nous avons attribué un agent. Nous avons gardé le chargeur en lui associant un agent. En effet nous avons sept agents différents (A_PV, A_HG, A_BAT, A_CHAR, A_LOAD_PR, A_LOAD_SEC et A_LOAD_IN). Nous avons en plus intégré dans notre modèle de simulation un agent « superviseur » (A_MAIN), un agent « prédiction » (A_PRED) et un agent « interface graphique » (A_INTERF) dont les rôles seront présentés ultérieurement.

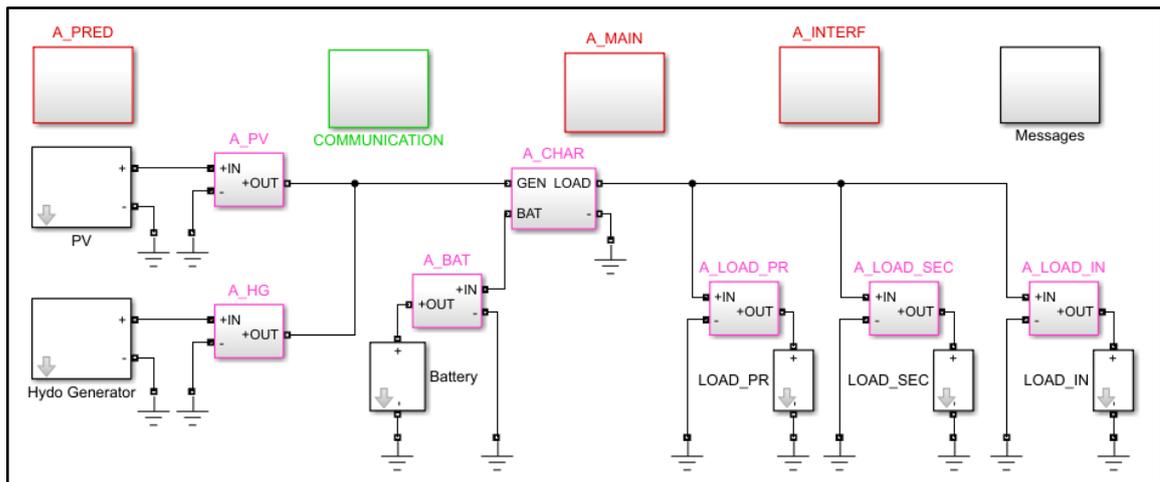


Figure III.2. Modélisation du MR sous Matlab-Simulink

Il convient de noter que les modèles électriques des différents éléments du MR ont été simplifiés pour les raisons suivantes :

- le but principal de ce travail de recherche est d'approuver les performances de l'utilisation des SMA pour la gestion de l'énergie dans le MR. Ce qui nous intéresse n'est donc pas d'avoir une modélisation avec des valeurs précises de chaque grandeur mais d'avoir un modèle qui permet de montrer le lien entre leurs différentes variations (montrer que la tension augmente en fonction de l'état de charge de la batterie par exemple) et qui représente juste une base physique sur laquelle nous grefferons les agents,
- le modèle Simulink a l'avantage d'être modulaire, donc pour avoir des modèles plus précis il suffit de changer les blocs propres à chaque élément,
- complexifier le modèle nécessite l'utilisation de plus de ressources en termes de mémoire et de puissance, cela diminuera la vitesse de simulation sans apporter un réel intérêt dans la gestion de l'énergie.

Nous proposons dans la suite de décrire les différents blocs modélisant les éléments du MR.

3.3 MODELISATION DES ELEMENTS DU MICRO-RESEAU

3.3.1 Les panneaux PV

Pour modéliser l'ensemble des panneaux PV nous nous sommes basés sur le schéma électrique équivalent d'une cellule PV présenté par la Figure III.3. En effet une cellule PV idéale soumise à un flux lumineux fonctionne comme un générateur de courant I_{pv} . Elle est représentée par une

source de courant générant un courant I_{ph} placée en parallèle d'une diode idéale D (de courant I_d).

Une cellule PV comporte en réalité une résistance série (R_s) et une résistance en dérivation ou shunt (R_{sh}) :

- la résistance série est la résistance interne de la cellule, elle dépend principalement de la résistance du semi-conducteur utilisé, de la résistance de contact des grilles collectrices et de la résistivité de ces grilles,
- la résistance shunt est due à un courant de fuite au niveau de la jonction, elle dépend de la façon dont celle-ci a été réalisée [Jim 98].

En tenant compte des pertes générées par les deux résistances R_s et R_{sh} , nous obtenons le courant I_{out} à la sortie de la cellule PV.

Dans un panneau PV, les cellules PV sont connectées en série pour augmenter la tension de sortie U_{pv} , ou en parallèle pour multiplier le courant I_{out} . Par conséquent, la modélisation d'un ou un ensemble de panneaux est semblable à celle de la cellule PV en multipliant les grandeurs courant et tension.

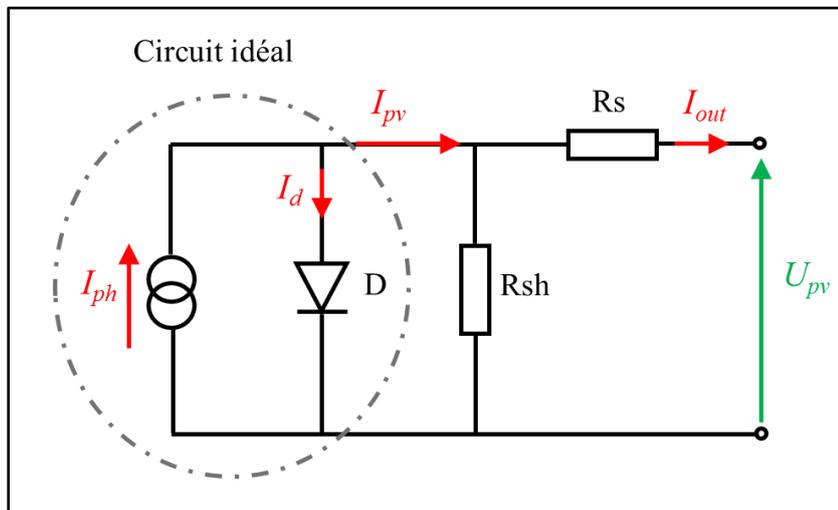


Figure III.3. Schéma équivalent d'une cellule PV [Jim 98]

Dans notre modélisation nous avons considéré la représentation schématique idéalisée de la cellule PV sans considérer la résistance série et la résistance shunt. Cette représentation comporte une source de courant commandée placée en parallèle d'une diode D qui a pour but de limiter la tension PV pour ne pas dépasser la tension du circuit ouvert même si les panneaux

PV ne sont pas connectés sur le MR. L'expression du courant généré est présentée par l'Equation (III.1).

$$I_{pv} = \frac{P_{pvgen}}{U_{pv}} \quad (III.1)$$

U_{pv} est la tension mesurée aux bornes des panneaux PV et P_{pvgen} est la puissance PV générée en fonction du rayonnement solaire. En fait pour simplifier l'expression de P_{pvgen} , nous avons considéré qu'elle est proportionnelle à la surface installée des panneaux PV S_i , le rendement de la photopile rPV et le rayonnement solaire reçu G_{mes} . Les pertes n'ont donc pas été considérées. L'expression de P_{pvgen} est représentée dans l'Equation (III.2).

$$P_{pvgen} = S_i \times rPV \times G_{mes} \quad (III.2)$$

Le calcul de S_i est assuré par l'Equation (III.3).

$$S_i = \frac{pPV}{G_{max} \times rPV} \quad (III.3)$$

G_{max} est le rayonnement maximal reçu par une cellule dans les conditions standard de test (Standard Test Conditions STC), soit 1000 W/m^2 , et pPV est la puissance crête installée. La puissance crête, nommée aussi puissance nominale, est la puissance maximale qui peut être produite par l'installation PV en STC, soit à un rayonnement égale à G_{max} et à une température de 25° C .

Les paramètres rPV et pPV sont définis par le constructeur. Par conséquent, ils sont introduits au modèle PV à travers son interface.

Le modèle de simulation des panneaux PV est présenté par la Figure III.4.

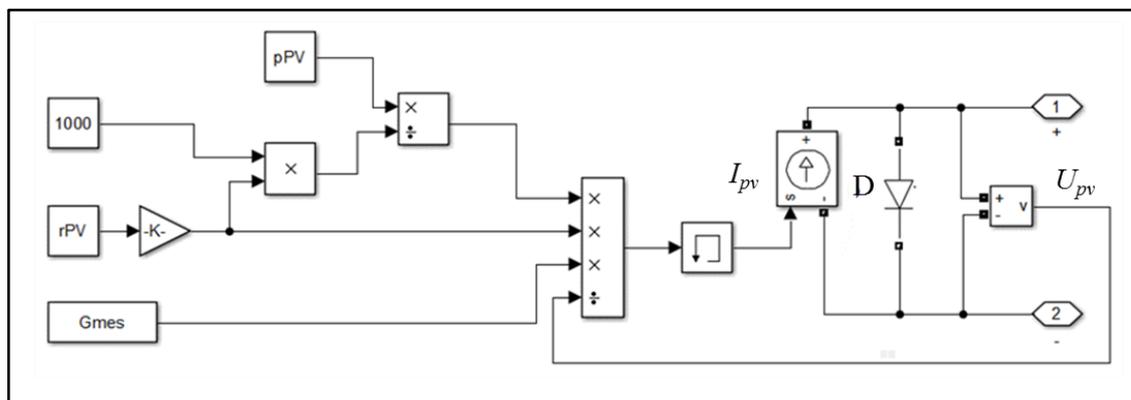


Figure III.4. Modélisation de l'ensemble des panneaux PV avec Simulink

3.3.2 L'hydro générateur

L'hydro-générateur est un dispositif permettant de générer de l'électricité au moyen d'une hélice immergée mise en mouvement par le déplacement du voilier [Vog 18].

Relié à un alternateur, l'hydro-générateur exploite le flux de l'eau pour produire de l'électricité. En effet, l'hélice est traînée dans le sillage du voilier et fait tourner un aimant permanent en suivant le même principe de l'éolien. Cette pièce peut également être remontée hors de l'eau lorsque le skipper n'a pas besoin d'énergie provenant de l'hydro-générateur [Vog 18, Hyd 18].

Les principaux inconvénients, notamment dans les conditions d'une course, sont le temps de mise en place et le ralentissement de vitesse que ce type d'équipement peut occasionner quand il est lancé dans l'eau [Hyd 18].

Le modèle Simulink simulant la production de l'hydro-générateur dans notre travail est semblable à celui d'un générateur PV. Une source de courant commandée est donc placée en parallèle avec une diode pour la limitation de la tension de sortie. Dans le cas de l'hydro-générateur, en comparant avec le générateur PV, la puissance générée ne dépend pas du rayonnement solaire, mais des deux facteurs suivants :

- le skipper : le lancement de l'hydro-générateur dans l'eau est manuel, sa mise en marche est donc dépendante du skipper,
- la vitesse de l'eau : l'hydro-générateur peut produire de la puissance électrique tant que le voilier avance, mais cette puissance dépend de la vitesse de l'eau. Puisque dans notre cas d'étude nous ne disposons pas d'information concernant cette vitesse, elle est considérée constante. Par conséquent la puissance de l'hydro-générateur ne dépend que du skipper.

La simulation de la puissance générée par l'hydro-générateur est donc modélisée par un générateur de puissance constante (pHG) placé en série avec un générateur d'impulsion simulant le temps pour lequel l'hydro-générateur fonctionne. Les paramètres de commande de l'interface de l'hydro-générateur sont la valeur de la puissance à générer, le temps de démarrage et la durée de fonctionnement par jour. Ces deux derniers paramètres sont proposés dans le but de tenir en compte le fait que l'hydro-générateur peut être soit déconnecté du MR ou remonté hors de l'eau carrément, il n'est donc pas en marche toute la journée.

Le modèle de simulation de l'hydro-générateur est présenté par la Figure III.5.

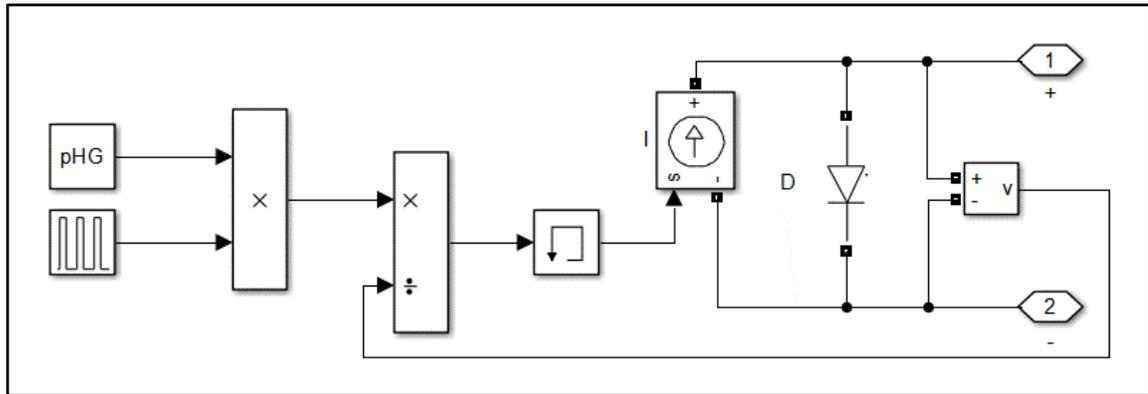


Figure III.5. Modélisation de l'hydro-générateur sous Simulink

3.3.3 La batterie

Comme pour tous les autres éléments, pour représenter la batterie nous allons utiliser un modèle simplifié. Il convient de noter que la durée de vie de la batterie est un paramètre important qui doit être pris en compte dans la gestion du MR. Ce paramètre est fortement lié à la charge et la décharge d'une batterie. En effet pour augmenter la durée de vie d'une batterie, il est recommandé de suivre un cycle de charge bien déterminé mais surtout d'éviter les décharges profondes [Bat 18]. De ce fait, l'état de charge (State Of Charge SOC) de la batterie est un facteur clé à prendre en compte dans la modélisation de cette dernière ainsi que dans la gestion du MR.

Les phénomènes que nous allons donc mettre en évidence sont :

- la variation de la tension à vide en fonction de l'état de charge qui sera représenté par une capacité,
- le SOC initial qui sera pris en compte par la tension initiale à laquelle la capacité est chargée,
- la résistance interne (résistance série) de la batterie.

Pour s'approcher tout de même des valeurs réelles nous avons pris comme exemple un type de batterie largement utilisé pour les systèmes PV : le modèle AGM-VRLA dont l'acronyme AGM est lié à « Absorbent Glass Mat » et l'acronyme VRLA est lié à « Valve-Regulated Lead-Acid » [La 18]. En effet, c'est une batterie étanche dont l'électrolyte est absorbé et immobilisé dans des buvards en fibre de verre (boro-silicate), rangés entre les électrodes. La recombinaison des gaz se fait de la façon suivante : les molécules d'oxygène diffusent à travers les tissus-séparateurs, des électrodes positives vers les électrodes négatives pour y former de l'eau. Jusqu'à 99 % de l'hydrogène et oxygène peuvent être recombinaison en eau.

Les alliages Pb – Ca (Plomb-Calcium) et Pb - Ca - Sn (Plomb-Calcium-Etain) sont utilisés pour les batteries AGM car ces alliages permettent de limiter l'électrolyse de l'eau (peu de dégazage).

Les batteries AGM sont pressurisées et sont équipées d'une soupape : quand la pression devient trop importante (surcharge, températures élevées...), les gaz s'échappent [La 18, Gel 18]. La relation entre le SOC et la tension à vide de la batterie est la fonction affine représentée dans la Figure III.6. Pour des SOC inférieurs à 50%, la relation n'est plus linéaire, mais pour simplifier le modèle nous allons considérer que c'est le cas.

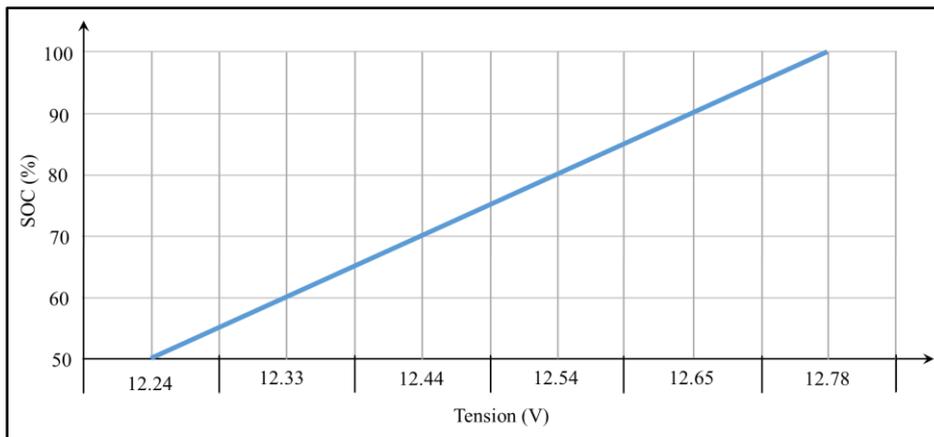


Figure III.6. Caractéristique tension-SOC de la batterie VRLA-AGM [Pri 18]

Le modèle électrique de la batterie utilisé est présenté par la Figure III.7. A la base le circuit doit comporter une capacité C qui simule le stockage d'énergie et une résistance R en série (résistance interne de la batterie). La capacité C est considérée initialement chargée avec une tension qui dépend du SOC, les détails seront expliqués ultérieurement. Nous avons placé une diode D en parallèle de la capacité pour pouvoir limiter pendant la simulation la tension de la batterie à la valeur correspondante à un SOC de 100%. Cette diode est équivalente à une diode Zener avec une tension de seuil de 12.78V. Pour une tension inférieure à ce seuil, la diode est bloquée, donc il n'y a pas de courant qui la traverse.

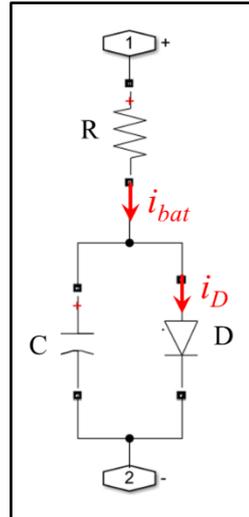


Figure III.7. Schéma Simulink de la batterie utilisée

Deux paramètres sont à initialiser pour la batterie : sa capacité en Ah (Ampère-heure) et le SOC initial.

En se basant sur la Figure III.6, il est possible de réaliser une approximation linéaire de la tension en fonction du SOC (Equation (III.4)).

$$tension_{vide} = 0.0108 \times SOC + 11.7 \quad (III.4)$$

Cette relation nous permettra d'obtenir la tension initiale de la batterie en fonction d'un SOC initialement donné. C'est avec cette tension que nous allons considérer que la capacité est initialement chargée.

Le SOC peut être calculé en fonction du courant de la batterie $i_{bat}(t)$ par la relation présentée par l'Equation (III.5). Il est exprimé en pourcentage.

$$SOC(t_1) = \frac{100}{C_{bat} \times (t_1 - t_0)} \times \int_{t_0}^{t_1} i_{bat}(t) dt + SOC(t_0) \quad (III.5)$$

C_{bat} est la capacité de la batterie en Ah (C10 - la valeur est obtenue en effectuant une décharge complète sur 10 heures) et $SOC(t_0)$ est le SOC initial en pourcentage.

La valeur de la capacité du condensateur Cap utilisé dans le modèle doit être calculée en fonction de la capacité de la batterie qu'il doit représenter. Pour cela, nous allons partir de l'équation de la tension en fonction du courant (Equation (III.6)) en prenant en compte la valeur initiale de la tension $u_c(t_0)$. A l'instant t_0 le courant de la diode est nul, le courant du condensateur est donc égal à celui de la batterie i_{bat} .

$$u_c(t_1) = \frac{1}{C_{ap}} \times \int_{t_0}^{t_1} i_{bat}(t) dt + u_c(t_0) \quad (\text{III.6})$$

L'intégrale du courant $i_{bat}(t)$ est déduite à partir de l'Equation (III.5).

Finalement nous obtenons la relation suivante pour la capacité :

$$Cap = \frac{SOC(t_1) - SOC(t_0)}{u_c(t_1) - u_c(t_0)} \times \frac{t_1 - t_0}{100} \times C_{bat} \quad (\text{III.7})$$

En se référant à la caractéristique tension-SOC de la batterie AGM-VRLA (Figure III.6), nous considérons les points extrêmes : 12,24 V pour 50% (à t_0) et 12,78 V pour 100% (à t_1). Comme la capacité énergétique de la batterie est donnée en Ah, nous allons considérer le temps de chargement d'une heure, donc $t_1 - t_0 = 1h = 3600s$. L'expression finale de la capacité est représentée par l'Equation (III.5).

$$Cap = \frac{100 - 50}{12,78 - 12,24} \times \frac{3600}{100} \times C_{bat} = 3,333 \times C_{bat} \quad (\text{III.8})$$

Par exemple pour une batterie avec une capacité de 100 Ah, la capacité équivalente sera de $3.33 \times 100 = 333$ F.

3.3.4 Les charges

Parmi les éléments du MR installé dans le voilier, nous distinguons les charges qui sont classées en trois types, soient :

- les charges prioritaires : ceux sont les charges critiques, qui ne doivent pas être déconnectées du MR, à savoir : systèmes de communication et de navigation,
- les charges secondaires : ceux sont les charges qui peuvent être déconnectées sans mettre le voilier en danger et sans perturber le déroulement de la course. En fait en cas de pénurie d'énergie électrique ces charges sont les premières à être déconnectées du MR. Exemple : feux intérieurs du voilier, pilote automatique (le pilote automatique est considéré comme charge secondaire en partant du principe qu'il n'est pas utilisé à l'arrêt, et même quand le voilier est en marche le skipper peut prendre en charge la navigation d'une façon manuelle si nécessaire),
- les charges inertielles : ce sont des charges qui doivent être alimentées pendant un temps T_c sur la journée, mais peu importe quand, car elles disposent de batteries internes ou autre possibilité de stockage d'énergie (stockage du froid). Ce type de

charges peut être déconnecté en cas de besoin. Exemple : ordinateur portable, téléphone mobile, frigo.

En affectant un ordre de priorité décroissant pour chaque type de charges, les charges prioritaires sont d'ordre 1, les charges inertielles sont d'ordre 2 et les charges secondaires sont d'ordre 3.

Les charges prioritaires, inertielles et secondaires sont modélisées par le même circuit électrique dont le modèle Simulink est représenté dans la Figure III.8. En fait, le modèle de charges prioritaires, inertielles ou secondaires, ne représente pas une charge unique mais un groupe de charges qui peuvent se connecter ou se déconnecter d'une façon aléatoire. Pour cela nous avons choisi de modéliser chaque type de charges par une résistance fixe en parallèle avec une source de courant qui joue le rôle de charge variable, comme présenté dans l'Equation III.9. La prise en compte d'une « constante de temps » nous permettra d'imposer des profils de variations différentes pour chaque type de charge.

$$I_{load} = I_{fixe} + I_{var} \quad (III.9)$$

I_{fixe} est le courant de la résistance fixe et I_{var} est celui de la charge variable.

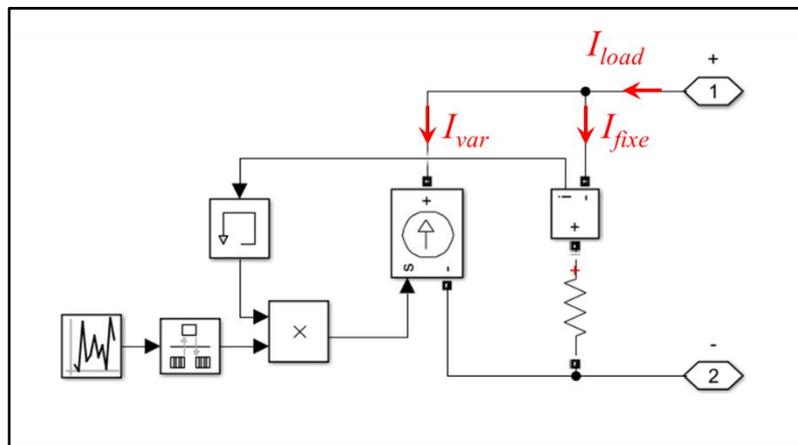


Figure III.8. Schéma Simulink de la charge

La valeur de la résistance fixe est calculée en fonction de la puissance moyenne P_{mean} qui caractérise le groupe de charges correspondant (Equation III.10). La tension U_f est la tension de la batterie, tension que nous allons retrouver aux bornes de toutes les charges. Pour simplifier la simulation, nous avons pris en compte pour U_f une valeur constante correspondante à un SOC de 50% de la batterie.

$$R_{load} = \frac{U_f^2}{P_{mean}} \quad (III.10)$$

La source de courant variable est commandée par une valeur aléatoire qui peut être configurée, soit $I_{var} \in (-I_{fixe} \cdot \frac{\Delta P}{P_{mean}}, I_{fixe} \cdot \frac{\Delta P}{P_{mean}})$.

Les paramètres interface communs aux trois types de charges sont P_{mean} , ΔP et C_t qui sont respectivement la puissance moyenne, la variation de puissance et la constante du temps.

Pour les charges inertielles, un paramètre supplémentaire permet de spécifier le temps d'alimentation nécessaire.

3.4 PRESENTATION DU SMA PROPOSE ET DESCRIPTION DES AGENTS

3.4.1 Description du SMA proposé

Le SMA que nous avons proposé pour la gestion du MR est présenté par la Figure III.9. Un agent est associé à chaque élément du MR, soit :

- Eléments de génération d'énergie
 - Agent PV
 - Agent Hydro-Générateur
- Eléments de stockage et de gestion de stockage
 - Agent batterie
 - Agent chargeur
- Charges
 - Agent charge prioritaire
 - Agent charge secondaire
 - Agent charge inertielle

Nous avons proposé en plus :

- un agent « prédiction ». Il utilise le modèle NARX de RNA pour prédire le rayonnement solaire journalier et estimer la production du générateur PV,
- un agent « superviseur ». Il gère l'équilibre des puissances en temps réel, l'énergie sur la journée et assure la protection des éléments,
- un agent « interface graphique ». Ce dernier représente l'interface entre le MR et l'utilisateur.

Dans la figure III.9 nous avons mis en relief la communication entre les différents agents et le circuit électrique qui relie les différents éléments du MR. Ces deux voies sont primordiales dans l'étude de tout « smart grid ».

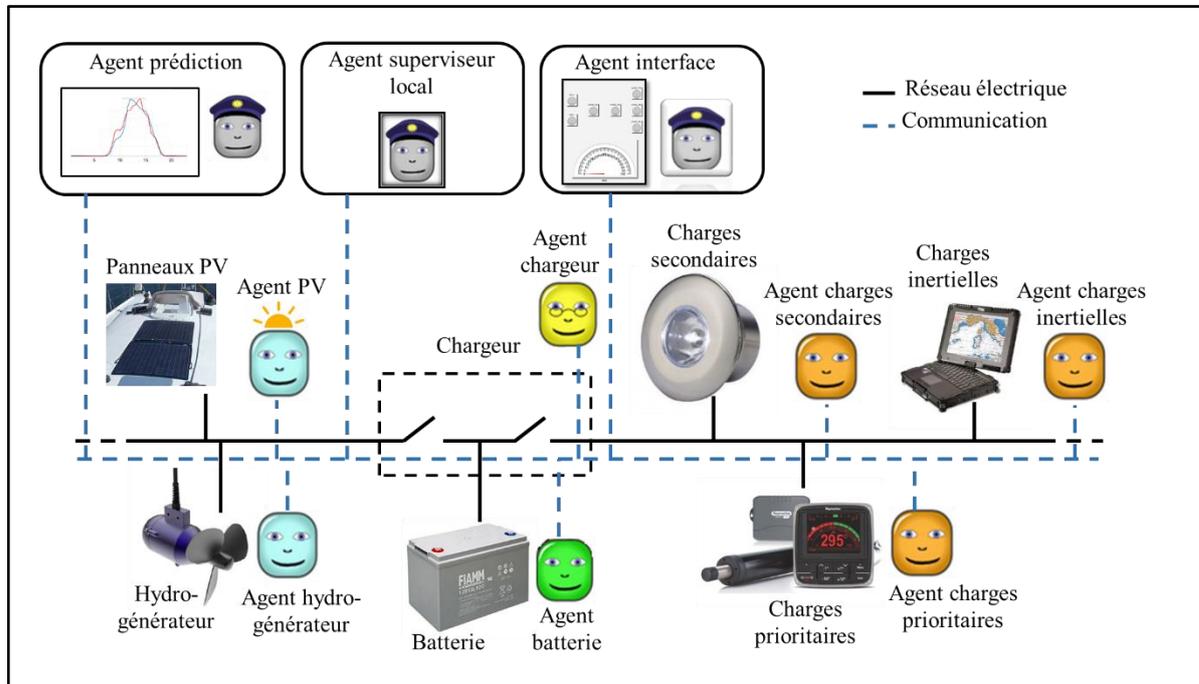


Figure III.9. Modèle du SMA proposé

Tous les agents associés aux éléments du MR sont des agents physiques. Leur structure est basée essentiellement sur des capteurs (courant et tension) et des effecteurs (commutateurs). L'agent chargeur est un agent physique contenant seulement des effecteurs. Les agents « interface graphique », « prédiction » et « superviseur » sont des agents logiciels.

Pour l'implémentation des agents, dans un premier temps nous avons contribué, dans le cadre de l'encadrement d'un projet de master, à tester et préparer une interface de communication entre Matlab-Simulink et JADE via le Middleware MACSimJX. Il s'agit d'un outil logiciel fourni pour un usage académique ou commercial (respectivement ouvert et sous licence) qui permet à MATLAB, via Simulink, d'opérer avec JADE. Après avoir avancé dans nos travaux nous avons décidé d'implémenter tous les agents que ceux soient logiciels ou physiques sous l'environnement Matlab-Simulink, et ce pour les raisons suivantes :

- la structure des agents physiques nécessite qu'ils soient implémentés dans un environnement de simulation contenant certains éléments physiques comme des capteurs et des effecteurs,

-
- les agents physiques sont en liaison directe avec les éléments du MR. En fait les commutateurs doivent être placés entre l'élément physique et le reste du MR. Pour cela il est plus efficace de simuler l'agent physique dans le même environnement de l'élément auquel il est associé,
 - les agents logiciels que nous allons proposer sont des agents réactifs (agents « superviseur » et « interface graphique ») ou hybride ne disposant pas d'un haut degré d'intelligence (agent « prédiction »). Leur simulation ne nécessite donc pas forcément un environnement logiciel Multi Agent,
 - l'implémentation de tous les sous-systèmes du modèle proposé MR+SMA dans le même environnement logiciel est avantageuse car la communication entre les deux simulateurs Matlab-Simulink et JADE affecte la vitesse de simulation et alourdit le processus de gestion de l'énergie,
 - l'utilisation du Middleware MACSimJX a un inconvénient. En effet ce dernier ne fonctionne qu'avec une certaine version de Matlab et de Jade. L'évolution du modèle conçu d'une version à une autre n'est donc pas possible.

Par définition un agent encapsule un état défini par un ensemble d'attributs et un comportement défini par un ensemble de méthodes et d'actions. Nous avons présenté sa structure interne sur cette base, en rajoutant les éléments matériels qui le constituent pour le cas des agents physiques. En plus de la structure interne, chaque agent est caractérisé par les interactions avec les autres agents, sous forme de messages envoyés et reçus, et la connexion avec des éléments physiques appartenant à son environnement.

En fixant la structure des agents, nous nous sommes principalement intéressés à la sûreté de fonctionnement du MR. Par conséquent nous avons mis l'accent sur le principe de redondance de données.

Nous proposons dans ce qui suit une présentation de la structure et du fonctionnement des agents. Les détails sur le fonctionnement des agents physiques seront décrits dans les Tableaux III.1, III.3 et III.4.

3.4.2 Modélisation des agents production et consommation

Le Tableau III.1 rassemble les caractéristiques communes des agents production (2 agents) et consommation (3 agents). Toute caractéristique supplémentaire sera traitée dans le paragraphe dédié à l'agent.

Nous expliquerons, dans ce qui suit, la structure commune, les comportements et les interactions qui se font de la même façon pour les cinq agents.

Ces agents disposent d'un capteur de courant et d'un capteur de tension pour mesurer ces deux paramètres et calculer la puissance. Ces données sont nécessaires pour la prise de décision dans la gestion du MR.

Les agents disposent aussi d'un commutateur qui a pour but de permettre la connexion électrique de l'élément associé avec le MR. La décision de l'agent superviseur peut se matérialiser par un ordre de connexion ou de déconnexion de l'élément.

Sur le système réel, la partie logicielle des agents sera implémentée sur des microcontrôleurs de faible consommation. En simulation, les microcontrôleurs ne seront pas intégrés, seulement les algorithmes seront pris en compte.

Cinq attributs ont été déclarés pour caractériser chaque agent : le courant, la tension, la puissance, l'état du commutateur (« 1 » pour l'état connecté et « 0 » pour l'état déconnecté) et l'état de la communication avec l'agent superviseur.

Les mesures de courant et de tension se font d'une façon périodique avec une fréquence d'acquisition $FI=1/TI$. A l'écoulement d'une période $T2$, multiple de $T1$ (voir Figure III.10), et à définir par le gestionnaire du MR, l'agent effectue un filtrage des mesures, il sauvegarde les valeurs moyennes obtenues et calcule la valeur de la puissance. Ensuite, l'agent envoie à l'agent superviseur les trois valeurs : courant, tension et puissance, chacune dans un message indépendant. L'envoi de ces trois grandeurs a pour but de créer une redondance de données et de garantir la disponibilité d'au moins deux variables à disposition de l'agent superviseur.

La période $T2$ est également utilisée par l'agent pour récupérer l'état du commutateur et l'envoyer à l'agent superviseur.

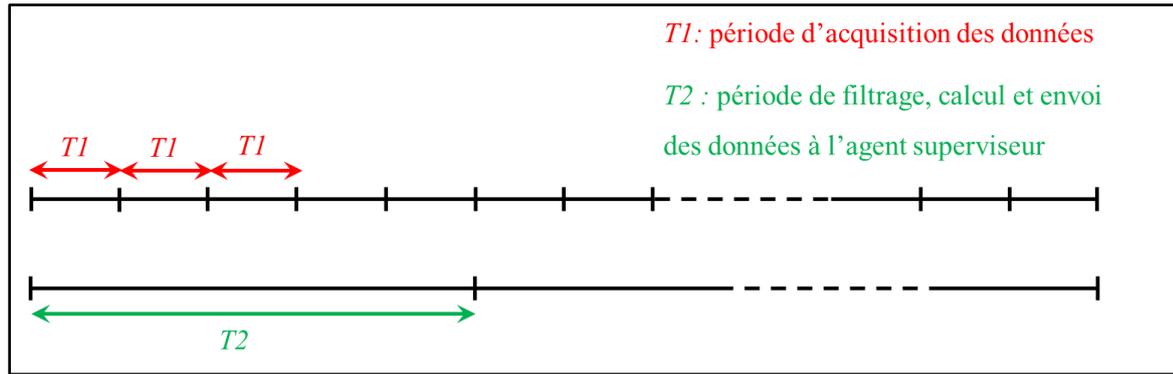


Figure III.10. Schéma explicatif des périodes $T1$ et $T2$ utilisées pour l'acquisition et la transmission des données dans le SMA

Les agents doivent être capables d'identifier un problème de communication avec le superviseur. Dans le système réel c'est le message « Acknowledge » (ACK) qui permet de détecter que la communication est maintenue. Dans notre cas cette information est contenue dans une variable « état de communication » envoyée en même temps que la donnée et que nous pouvons modifier pour simuler la perte de communication.

L'ouverture et la fermeture du commutateur peut se faire suite à un ordre reçu de la part du superviseur sous forme de messages ou par la décision de l'agent. Ce sont deux actions qui dépendent de la nature de chaque élément, et donc de chaque agent qui lui est associé. Ces deux actions seront détaillées plus tard avec l'explication des caractéristiques spécifiques de chaque agent.

Les agents sont liés électriquement à l'agent chargeur, à la masse, et à l'élément dont ils sont associés.

Tableau III.1. Structure interne, comportement, et interaction communs avec l'environnement de l'agent PV, l'agent Hydro-générateur et les agents charges.

Attributs	Courant Tension Puissance Etat du commutateur Etat de communication
Comportement	Mesurer le courant Mesurer la tension Calculer la puissance Récupérer l'état du commutateur Fermer le commutateur Ouvrir le commutateur
Eléments physiques	Capteur de courant Capteur de tension Commutateur Microcontrôleur
Interaction avec les autres agents (messages)	Envoyer vers l'agent superviseur : <ul style="list-style-type: none"> • la valeur du courant • la valeur de la tension • la valeur de la puissance • l'état du commutateur Recevoir de l'agent superviseur : <ul style="list-style-type: none"> • l'ordre de connexion de l'élément • l'ordre de déconnexion de l'élément
Connexion électrique avec	<ul style="list-style-type: none"> • le chargeur • la masse • l'élément associé

Tous les messages échangés entre les agents seront représentés dans les modélisations Simulink par des codes que nous avons explicités dans le Tableau III.2.

Tableau III.2. Contenu des messages échangés entre les agents selon leurs codes sous l'environnement Matlab-Simulink

Code du message dans le modèle Simulink	Contenu du message
mI***	Courant
mV***	Tension
mP***	Puissance
mX***	Etat du commutateur
mC***	Ordre de connexion
mT***	Temps de chargement restant
mE***	Energie restante par jour
mSOC***	SOC
mN***	Message affichage (Agent interface graphique)
mG	Rayonnement solaire

3.4.2.1 Modélisation de l'agent PV

Dans la Figure III.11, nous avons présenté les différents éléments et interactions qui interviennent dans la modélisation de l'agent PV. Le marquage coloré de certains blocs a la signification suivante :

- rouge pour les éléments physiques de l'agent,
- bleu pour les interactions sous forme de messages avec les autres agents,
- jaune pour désigner les paramètres utilisés pour la configuration des agents.

Le modèle de l'agent PV ne contient pas de paramètres de configuration, mais il convient de noter que ce marquage est valable pour toutes les figures représentant les autres agents plus tard.

Il convient de rappeler que la mise en marche et l'arrêt de l'hydro-générateur sont principalement dépendants du skipper vu que son lancement et sa récupération de l'eau sont manuels. Par conséquent les deux actions de connexion et déconnexion prises par l'agent hydro-générateur n'ont un sens que quand le dispositif est dans l'eau.

L'agent hydro-générateur est présenté par la Figure III.12.

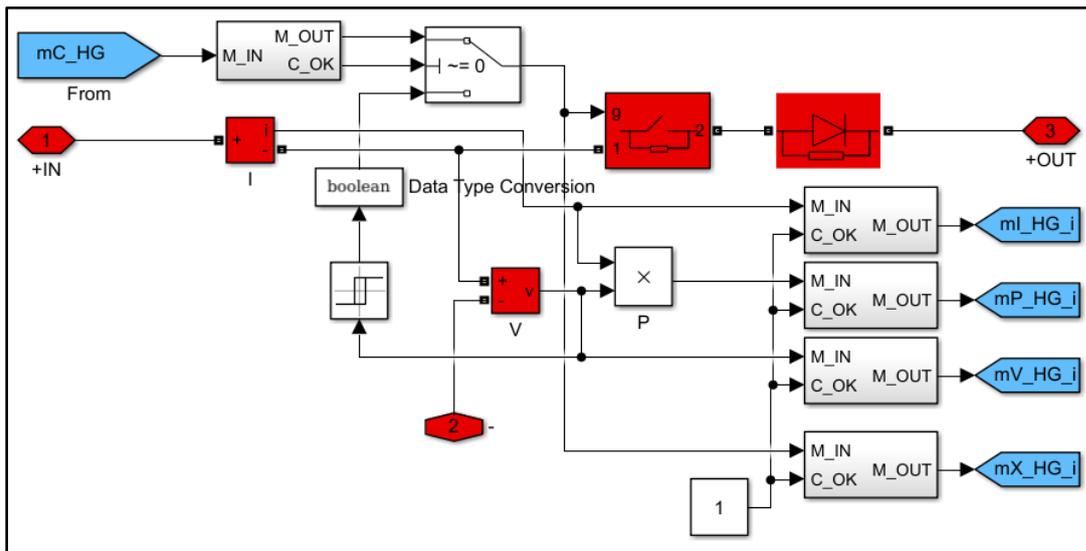


Figure III.12. Modélisation de l'agent hydro-générateur

3.4.2.3 Agents charges

En plus de ce qui a été présenté dans le Tableau III.1, tout agent charge dispose d'un attribut seuil de tension. Ce seuil est à fixer pour chaque type de charge, soient S_{ch1} , S_{ch2} et S_{ch3} les seuils liés respectivement aux charges prioritaires, inertielles et secondaires, avec $S_{ch1} < S_{ch2} < S_{ch3}$. L'agent charge inertielle dispose d'un attribut supplémentaire : le temps de chargement (ou de connexion) restant par jour T_c qu'il calcule et envoie périodiquement à l'agent superviseur. En utilisant l'attribut T_c , l'agent charge inertielle calcule également l'énergie restante à consommer par jour et l'envoie périodiquement à l'agent superviseur.

La fermeture et l'ouverture du commutateur sert à connecter et déconnecter l'ensemble des charges du même type (prioritaires, secondaires ou inertielles) au MR. L'agent les déconnecte soit à la réception d'un ordre de déconnexion de l'agent superviseur soit par une décision qu'il prend d'une façon individuelle sous certaines conditions. En effet, quand l'agent charge perd la communication avec l'agent superviseur, sa mission est de protéger l'ensemble des charges dont il est associé. Dans ce cas l'agent charge décide de déconnecter les charges quand la tension mesurée est inférieure au seuil fixé S_{chi} . Quant à l'agent charge inertielle, en plus de ce

qui a été évoqué, quand la communication avec l'agent superviseur est perdue, une autre condition peut engendrer la déconnexion des charges : l'écoulement du temps de chargement T_c .

Cependant nous avons préféré que l'agent ne connecte (ou reconnecte) les charges qu'à la réception d'un ordre de connexion par l'agent superviseur. En effet, pour connecter/reconnecter la charge, le seuil S_{chi} ne peut pas être utilisé pour la comparaison de la tension car au moment de la déconnexion la tension augmente et dépasse ce seuil, ce qui engendrerait des reconnexions et déconnexions successives pouvant avoir comme conséquence une instabilité du MR. D'autre part, le taux d'augmentation de tension qui suit une déconnexion est difficile à estimer, ce qui écarte l'idée d'utiliser un comparateur à hystérésis.

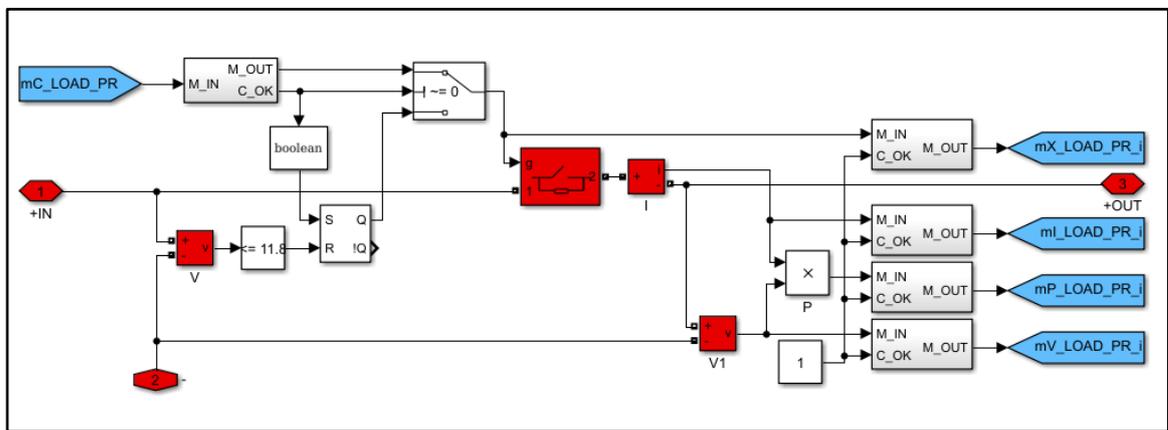


Figure III.13. Modèle de l'agent charge prioritaire et secondaire

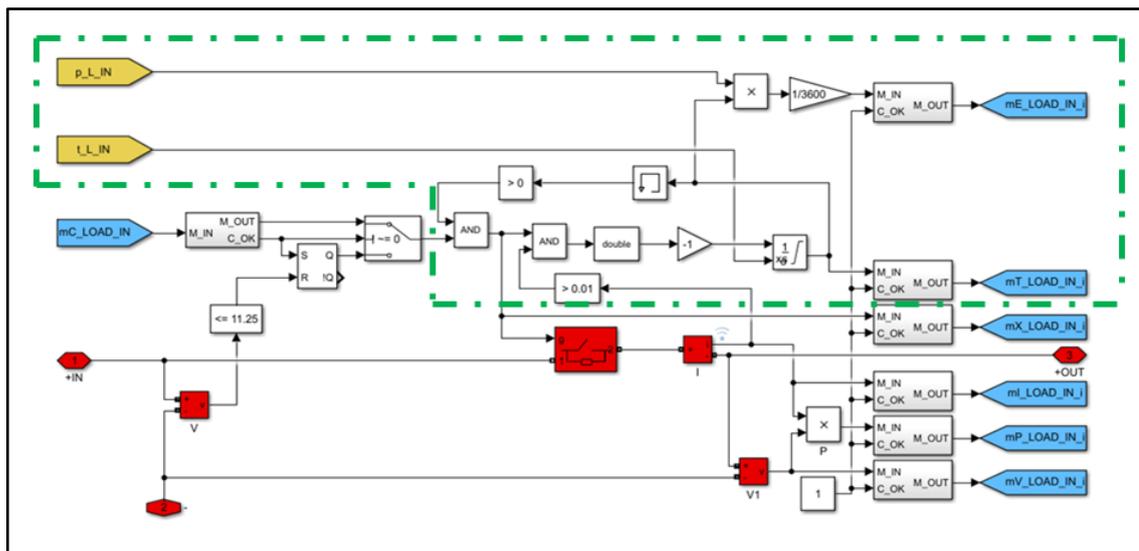


Figure III.14. Modèle de l'agent charge inertielle

Les modèles des agents charges sont représentés dans la Figure III.13 pour les agents charge prioritaire et secondaire et dans la Figure III.14 pour l'agent charge inertielle. En effet, l'agent charge inertielle est modélisé en prenant comme base le modèle utilisé pour les deux autres agents charges, mais en rajoutant le bloc encadré en vert dans la Figure III.14 et qui permet de rajouter la prise en compte du temps de chargement. Ce bloc calcule et envoie périodiquement à l'agent superviseur le temps de chargement et l'énergie restants par jour.

3.4.3 Modélisation de l'agent batterie

L'agent batterie est décrit dans le Tableau III.3 et modélisé dans la Figure III.15. Le principe de mesure du courant et de la tension, de calcul de la puissance et leur envoi à l'agent superviseur est le même que pour les autres agents. Le calcul et l'envoi du SOC à l'agent superviseur se fait avec la période $T2$, utilisée pour envoyer les autres grandeurs.

L'agent batterie ne dispose pas de commutateur. En fait, nous sommes parti du principe que nous ne déconnectons jamais la batterie vu que nous avons la possibilité d'isoler toutes les sources d'un côté et toutes les charges d'un autre côté (voir description agent chargeur), ce qui rend inutile l'ajout d'un commutateur à l'agent batterie. Par ailleurs, pour des raisons de compatibilité, nous avons gardé les attributs « état de communication » et « état du commutateur », ce dernier n'est autre qu'une constante égale à 1 qui est envoyée périodiquement à l'agent superviseur.

Dans la pratique, l'agent batterie dispose d'un microcontrôleur, support de la partie logicielle, et est physiquement lié au chargeur, à la masse, et à la batterie.

Tableau III.3. Structure interne, comportement, et interaction avec l'environnement de l'agent batterie.

Attributs	Courant Tension Puissance SOC Etat du commutateur =1 Etat de communication
Comportement	Mesurer le courant Mesurer la tension Calculer la puissance Calculer le SOC
Eléments physiques	Capteur de courant Capteur de tension Microcontrôleur
Interaction avec les agents (messages)	Envoyer vers l'agent superviseur : <ul style="list-style-type: none"> • la valeur du courant • la valeur de la tension • la valeur de la puissance • la valeur du SOC • l'état du commutateur (=1)
Connexion électrique avec :	<ul style="list-style-type: none"> • le chargeur • la masse • la batterie

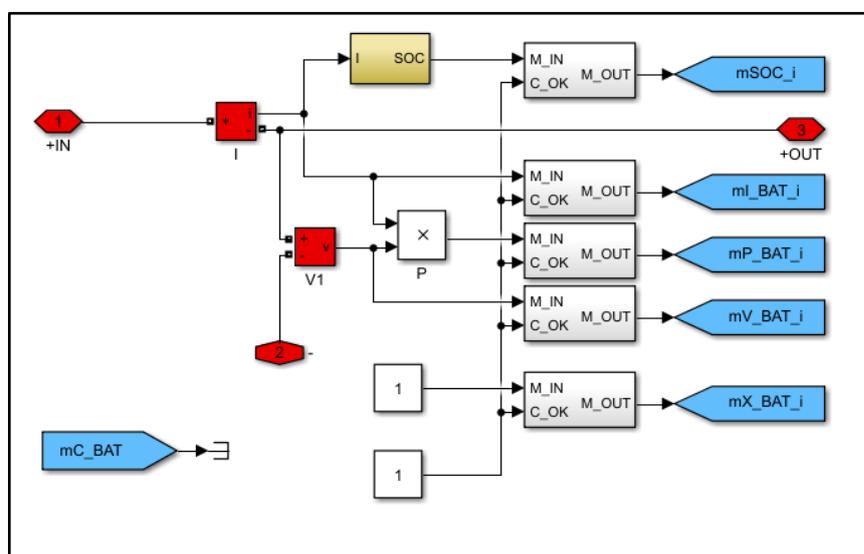


Figure III.15. Modélisation de l'agent batterie

3.4.4 Modélisation de l'agent chargeur

L'agent chargeur est lié au chargeur dont le rôle principal est de protéger la batterie. Il constitue le point d'échange de puissances entre les sources, la batterie et les charges (voir Figure III.9 et Figure III.16) et joue donc rôle primordial dans la gestion du MR.

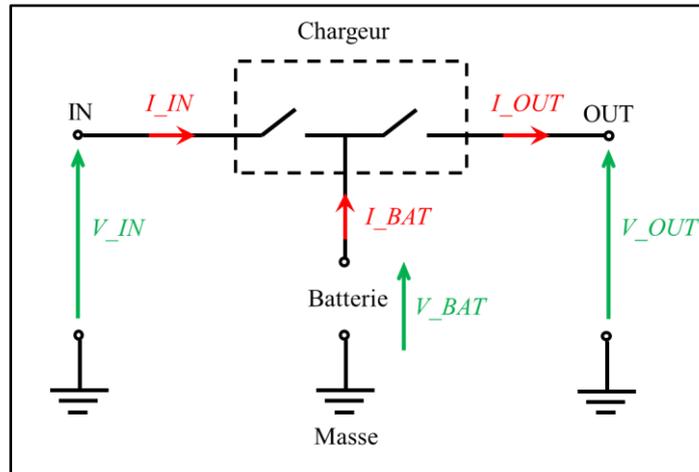


Figure III.16. Schéma simplifié du chargeur

L'agent chargeur est décrit dans le Tableau III.4. Il dispose de trois capteurs de courants et de trois capteurs de tension pour mesurer les grandeurs présentées dans la Figure III.16 et qui sont : le courant et la tension « IN » des sources, le courant et la tension « OUT » des charges, et le courant et la tension « BAT » de la batterie. L'agent chargeur dispose aussi de deux commutateurs, un commutateur IN qui sert à connecter/déconnecter toutes les sources, et un commutateur OUT qui sert à connecter/déconnecter toutes les charges.

En plus des courants, tensions, puissances et états des deux commutateurs, nous avons rajouté l'attribut SOC que l'agent calcule indépendamment de l'agent batterie pour créer de la redondance dans le but de pouvoir prendre des décisions d'une façon autonome dans les situations particulières. Comme nous l'avons évoqué antérieurement, l'attribut « état du commutateur de la batterie » est rajouté pour des raisons de compatibilité, il est fixé à 1. L'attribut « état de communication » indique si la communication avec l'agent superviseur est active ou inactive.

Concernant les mesures des courants et des tensions, les calculs des puissances et du SOC, la récupération des états des commutateurs et l'envoi de tous ces paramètres à l'agent superviseur, le principe est le même que celui des autres agents.

Tableau III.4. Structure interne, comportement, et interaction avec l'environnement de l'agent chargeur

Attributs	<p>Courant IN Courant OUT Courant de la batterie Tension IN Tension OUT Tension de la batterie Puissance IN Puissance OUT Puissance de la batterie SOC Etat du commutateur IN Etat du commutateur OUT Etat du commutateur de la batterie=1 Etat de communication</p>
Comportement	<p>Mesurer les courants : IN, OUT et de la batterie Mesurer les tensions : IN, OUT et de la batterie Calculer les puissances : IN, OUT et de la batterie Calculer le SOC Récupérer l'état des deux commutateurs : IN et OUT Fermer les deux commutateurs : IN et OUT Ouvrir les deux commutateurs : IN et OUT</p>
Eléments physiques	<p>3 Capteurs de courant (IN, OUT et batterie) 3 Capteurs de tension (IN, OUT et batterie) 2 Commutateurs (IN et OUT) Microcontrôleur</p>
Interaction avec les agents (messages)	<p>Envoyer vers l'agent superviseur :</p> <ul style="list-style-type: none"> • les valeurs des courants IN, OUT et batterie • les valeurs des tensions IN, OUT et batterie • les valeurs des puissances IN, OUT et batterie • la valeur du SOC • les états des commutateurs IN, OUT et batterie (=1) <p>Recevoir de l'agent superviseur :</p> <ul style="list-style-type: none"> • l'ordre de connexion des commutateurs IN et OUT • l'ordre de déconnexion des commutateurs IN et OUT
Connexion électrique avec	<ul style="list-style-type: none"> • les sources • les charges • la batterie • la masse

La fermeture et l'ouverture des commutateurs sont des actions qui dépendent principalement des ordres de connexion et de déconnexion reçus sous forme de messages de la part de l'agent superviseur. Quand la connexion avec l'agent superviseur est perdue l'agent chargeur déconnecte et connecte le côté sources et le côté charges en fonction de l'état de charge de la batterie en le comparant à une tension seuil de déconnexion et une tension seuil de connexion fixés pour chaque commutateur, soient S_{ds} et S_{cs} les seuils de déconnexion et connexion du côté sources, et S_{dc} et S_{cc} les seuils de déconnexion et connexion du côté charges.

L'agent chargeur dispose également d'un microcontrôleur et est lié physiquement aux sources, charges, batterie et masse (Figure III.9).

Dans la figure III.17, nous représentons la modélisation de l'agent chargeur par Simulink.

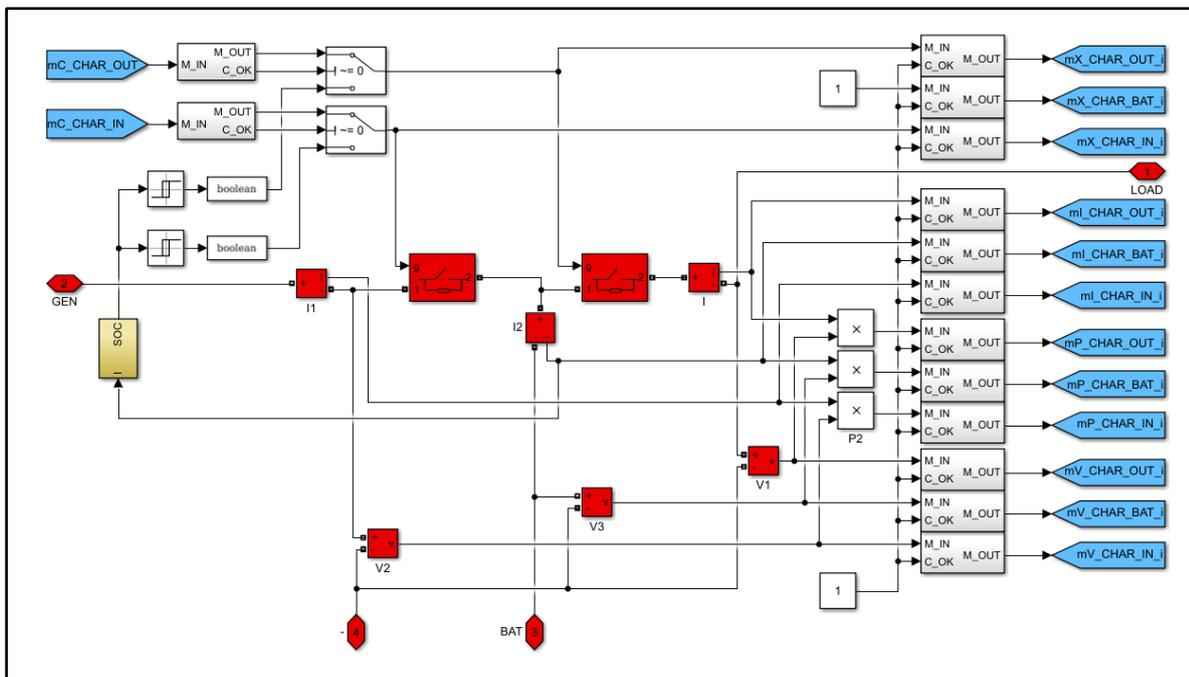


Figure III.17. Modélisation de l'agent chargeur

3.4.5 Modélisation de l'agent interface graphique

L'agent interface graphique, représenté dans la Figure III.18, est un agent logiciel qui assure la communication entre le MR et le skipper à travers une interface graphique. Il s'agit d'un agent réactif qui agit sur cette interface à base de réceptions de messages.

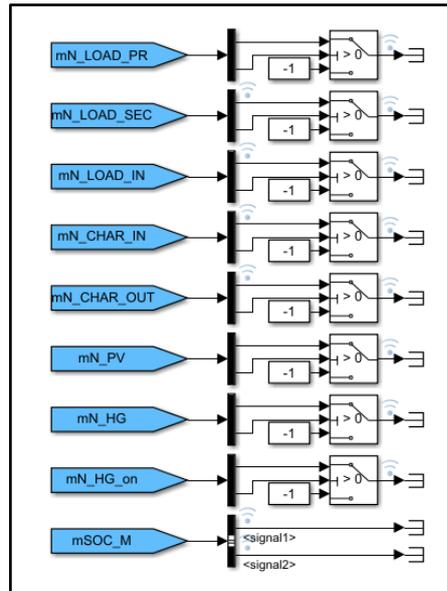


Figure III.18. Agent interface graphique

Les messages reçus sont de la part de l'agent superviseur qui doit envoyer périodiquement les informations suivantes :

- les états des commutateurs,
- les états de communication avec les différents éléments,
- la nécessité d'activer l'hydro-générateur quand c'est le cas,
- la valeur du SOC.

La Figure III.19 présente l'interface graphique gérée par l'agent, elle est constituée de :

- une jauge qui indique l'état de charge de la batterie (SOC), allant de 0 à 100%, nous jugeons que la connaissance du SOC à tout instant est d'une importance majeure pour le skipper,
- sept voyants, chacun est relatif à un commutateur, indiquant la connectivité de chaque élément qui lui est associé par une couleur. La signification des couleurs est définie dans le Tableau III.5,
- un voyant supplémentaire qui s'allume en bleu pour indiquer au skipper qu'il faut mettre l'hydro-générateur en marche.

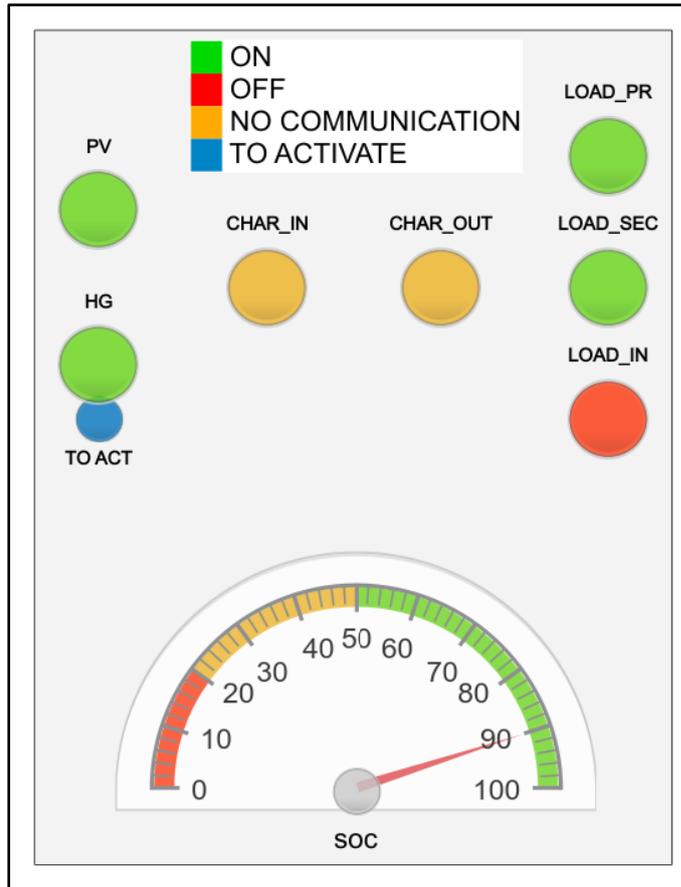


Figure III.19. Interface graphique du SMA

Tableau III.5. Couleurs des voyants de l'interface graphique

Couleur	Nom	Signification
Vert	ON	L'élément est connecté au MR
Rouge	OFF	L'élément n'est pas connecté au MR
Jaune	NO COMMUNICATION	L'élément a perdu la communication avec l'agent superviseur
Bleu	TO ACTIVATE	L'élément doit être activé (Hydro-générateur)

3.4.6 Modélisation de l'agent prédiction

L'agent prédiction, présenté dans la Figure III.20, est un agent logiciel qui a pour but de fournir l'information concernant l'énergie PV disponible.

La prédiction du rayonnement solaire se fait une fois par jour au début de la journée, donc pour alléger la simulation elle sera réalisée en temps différé. Le résultat de la prédiction journalière sera récupéré tout simplement dans un fichier. La mission de l'agent prédiction est de récupérer les données une fois par jour et d'effectuer périodiquement (en utilisant la période $T2$) les calculs nécessaires pour obtenir la valeur de l'énergie PV restante jusqu'à la prochaine prédiction. Il envoie périodiquement à l'agent superviseur :

- la quantité d'énergie solaire restante qui sera reçue par les panneaux PV,
- la quantité d'énergie électrique maximale que les panneaux PV peuvent encore produire sur la journée.

L'énergie solaire est une donnée redondante dont l'envoi sert à assurer la bonne gestion du MR dans le cas où la donnée énergie PV n'est pas accessible par l'agent superviseur.

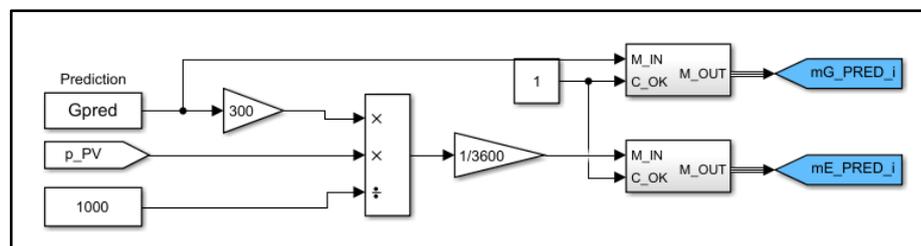


Figure III.20. Modélisation de l'agent prédiction

3.4.7 Modélisation de l'agent superviseur

L'agent superviseur, est un agent logiciel doté d'un grand degré de coopération grâce à sa capacité de communication avec tous les agents du SMA. Il a une vue quasi-globale de l'environnement du système, pour cela quand la communication avec les autres agents est active il est le décideur principal de la connexion/déconnexion des différents éléments.

Les attributs de l'agent superviseur sont toutes les variables qu'il récupère par réception de messages de la part des autres agents. Les échanges de messages, sauf pour les messages contenant l'ordre de connexion/déconnexion des éléments, sont illustrés dans la Figure III.21.

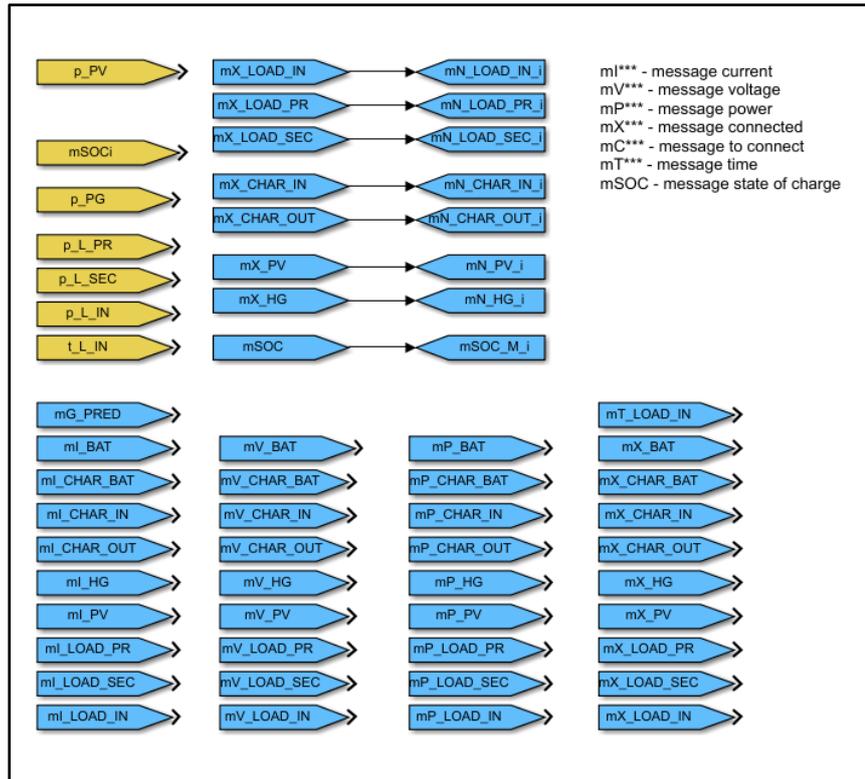


Figure III.21. Agent superviseur : interaction avec les autres agents

L'interaction avec les agents logiciels est réalisée de la manière suivante :

- réception périodique de deux messages contenant l'énergie solaire et l'énergie PV de la part de l'agent prédiction (voir paragraphe 3.4.6, modélisant l'agent prédiction),
- envoi périodique des informations nécessaires à la mise à jour de l'interface graphique à l'agent interface graphique (voir paragraphe 3.4.5, modélisant l'agent interface graphique).

Le fonctionnement de l'agent superviseur étant assez complexe, nous l'avons structuré en passant par des sous-systèmes Simulink (équivalents à des procédures). Nous présentons l'ensemble de ces sous-systèmes dans la Figure III.22.

Dans ce manuscrit nous nous sommes focalisés sur l'implémentation de trois algorithmes qui permettent de gérer :

- les charges secondaires,
- l'hydro-générateur,
- les panneaux PV.

La gestion du PV et de l'hydro-générateur est effectuée par hystérésis en fonction du SOC (déconnexion quand la batterie est complètement chargée et reconnexion à partir d'un SOC seuil que le gestionnaire fixe).

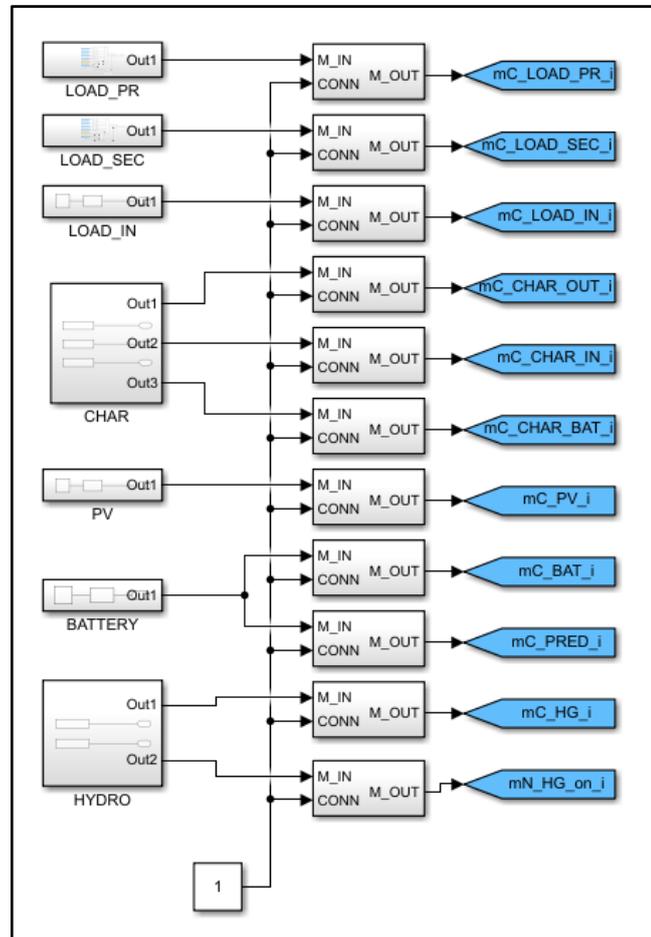


Figure III.22. Agent superviseur : Sous-systèmes de gestion de l'énergie

La gestion des charges secondaires est effectuée en prenant en compte le bilan d'énergie et des seuils fixés sur le SOC (voir Figure III.23). Le bilan d'énergie prend en compte la prédiction PV, le SOC et l'estimation de l'énergie nécessaire pour alimenter les charges. Nous avons choisi de ne pas prendre en compte la production de l'hydro-générateur car son activation dépend d'une intervention humaine. C'est pour pallier ce manque que nous avons rajouté le test sur le SOC de la batterie, donc même si le bilan d'énergie est négatif l'agent superviseur peut prendre la décision d'alimenter les charges secondaires si la batterie est suffisamment chargée. Comme nous allons le montrer dans la section 3.5, le choix des seuils fixés sur le SOC est très important : des seuils élevés offrent plus de sécurité mais un faible taux d'alimentation, des seuils faibles augmentent l'efficacité énergétique du système mais l'expose à des risques supplémentaires si l'hydro-générateur n'est pas activé.

Le choix de gérer les charges secondaires seulement est fait en se basant sur les raisons suivantes :

- la gestion des charges prioritaires est réalisée en utilisant le même sous-système Simulink en changeant les seuils de prise de décision,
- la gestion des charges inertielles prend le même sous-système comme base en changeant les seuils et en rajoutant les blocs nécessaires pour prendre en compte la contrainte de temps de chargement.

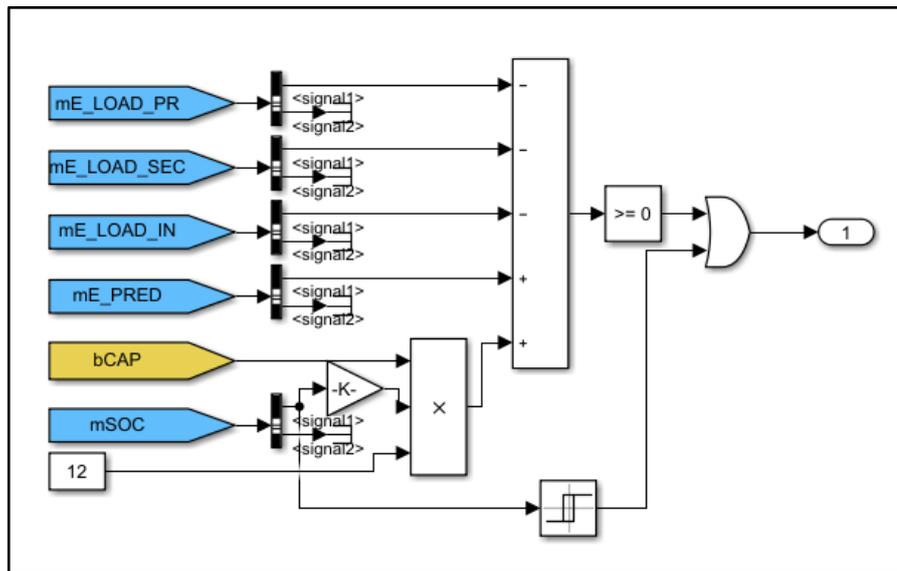


Figure III.23. Agent superviseur : gestion de la charge secondaire

3.5 SCENARII DE FONCTIONNEMENT

Le modèle Simulink a été développé pour fonctionner dans un contexte Multi Agents. Cependant un paramétrage approprié (comme par exemple la désactivation de la communication) permet de prendre en compte le fonctionnement basique du MR. Cette fonctionnalité sera mise à profit dans les trois scénarii avec lesquels nous avons commencé les simulations. Le SMA sera pleinement exploité dans le quatrième scénario.

3.5.1 Scénario 1 – Fonctionnement du micro-réseau géré exclusivement par le chargeur

Ce scénario est basé sur la gestion classique d'un MR de faible taille. C'est le chargeur qui gère la connexion/déconnexion de la partie production et de la partie consommation dans le but de protéger la batterie et augmenter sa durée de vie.

Les caractéristiques prises en charge pour les éléments du MR sont :

- puissance crête PV = 2250W, cette puissance varie en fonction du rayonnement solaire,
- puissance hydro-générateur = 200W. Pour ce scénario nous considérons que l'hydro-générateur est mis dans l'eau en permanence et, quand il n'est pas déconnecté par le chargeur, il fournit une puissance constante,
- capacité batterie = 200Ah, SOC initial = 50%,
- puissance moyenne consommée par les charges = 450W. Les trois types des charges sont alimentés en permanence et le profil de consommation comporte une partie aléatoire.

Le chargeur gère les sources et les charges en fonction de l'état de charge de la batterie :

- pour les sources : déconnexion à 100% et reconnexion à 95%,
- pour les charges : déconnexion à 20% et reconnexion à 25%.

Les sources sont déconnectées plusieurs fois dans l'intervalle qui varie entre 15000 et 32000 secondes (entre 4 heures et 9 heures environ) car la batterie est complètement chargée (Figure III.24 et III.25). Durant ces déconnexions de l'énergie solaire est perdue car les panneaux PV sont déconnectés donc ils ne peuvent pas fournir de l'énergie électrique au MR. L'hydro-générateur est également déconnecté sur ces intervalles tout en restant dans l'eau, ce qui peut ralentir l'avancement du voilier.

Les charges sont déconnectées également plusieurs fois dans l'intervalle qui varie entre 65000 et 85000 secondes (entre 18 heures et minuit environ) car la batterie est trop déchargée. Toutes les charges sont déconnectées en même temps, même les charges prioritaires car le chargeur n'est pas capable de les différencier.

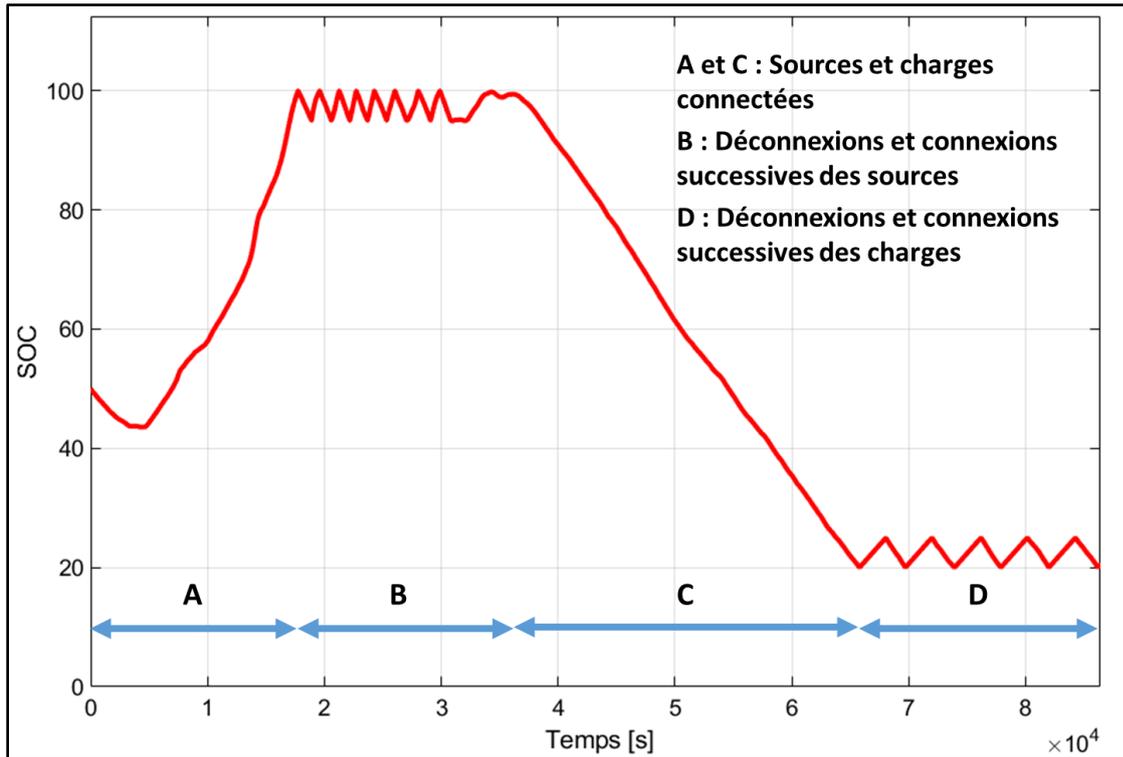


Figure III.24. Variation de l'état de charge de la batterie pour le scénario 1

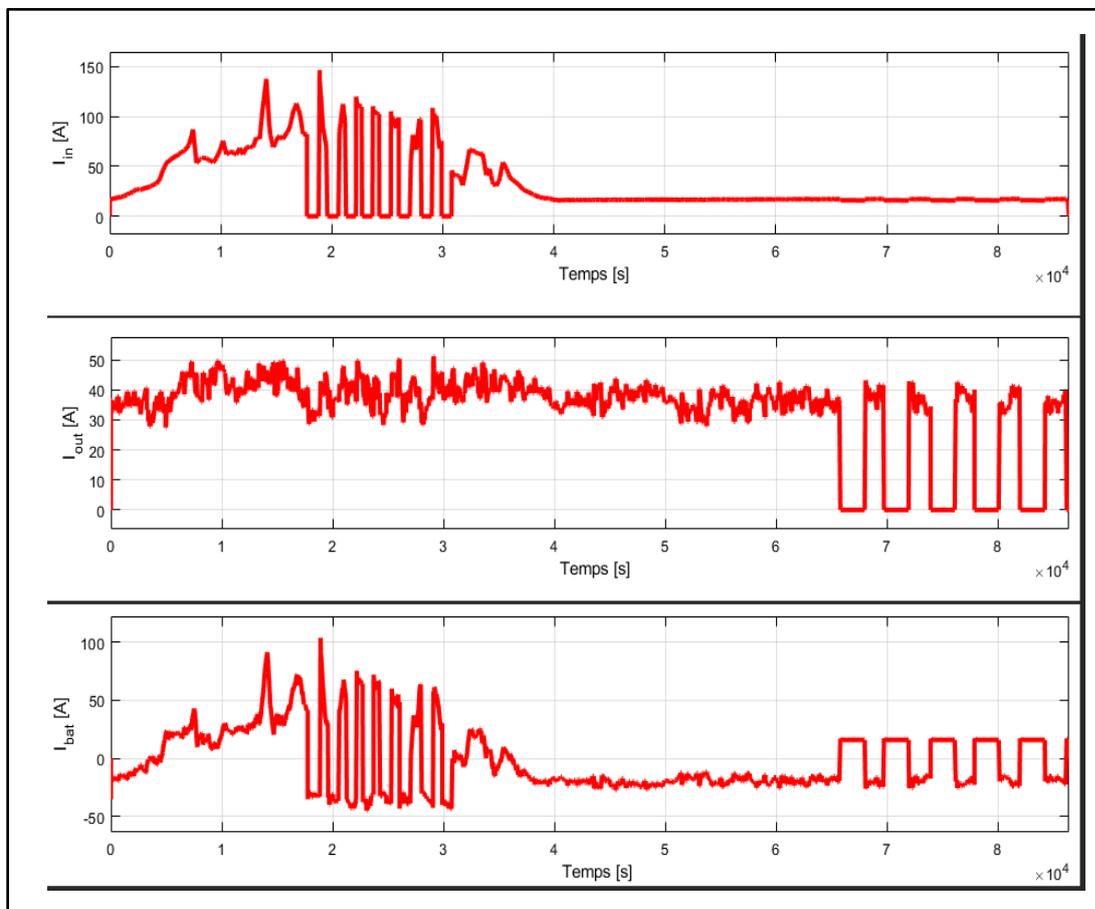


Figure III.25. Variation des courants IN, OUT et BAT du chargeur pour le scénario 1

La somme de l'énergie disponible (PV + hydro-générateur, 13,584 kWh) est supérieure à l'énergie nécessaire pour l'alimentation des charges (10,8 kWh). Si toute l'énergie disponible était récupérée, les charges auraient pu être alimentées en permanence. Ce n'est pas le cas car la batterie se charge et se décharge trop rapidement à cause de sa faible capacité de stockage donc son augmentation peut être envisagée pour satisfaire complètement les besoins des charges. D'autre part, la connexion et la déconnexion rapide des charges est un phénomène dangereux qui endommagera les charges. Pour remédier à cela nous proposons le scénario 2.

3.5.2 Scénario 2 - Fonctionnement du micro-réseau géré exclusivement par le chargeur avec capacité de stockage supplémentaire

Les paramètres des composants sont identiques à ceux du scénario 1, sauf pour la capacité de stockage de la batterie qui a été configurée sur la valeur minimale assurant le fonctionnement permanent des sources et des charges : 700Ah. La taille de la batterie a donc dû être multipliée par 3,5 pour atteindre ce but, ce qui veut dire un poids supplémentaire autour de 145 kg car le poids initial de la batterie VRLA-AGM de capacité = 200Ah est de 58kg.

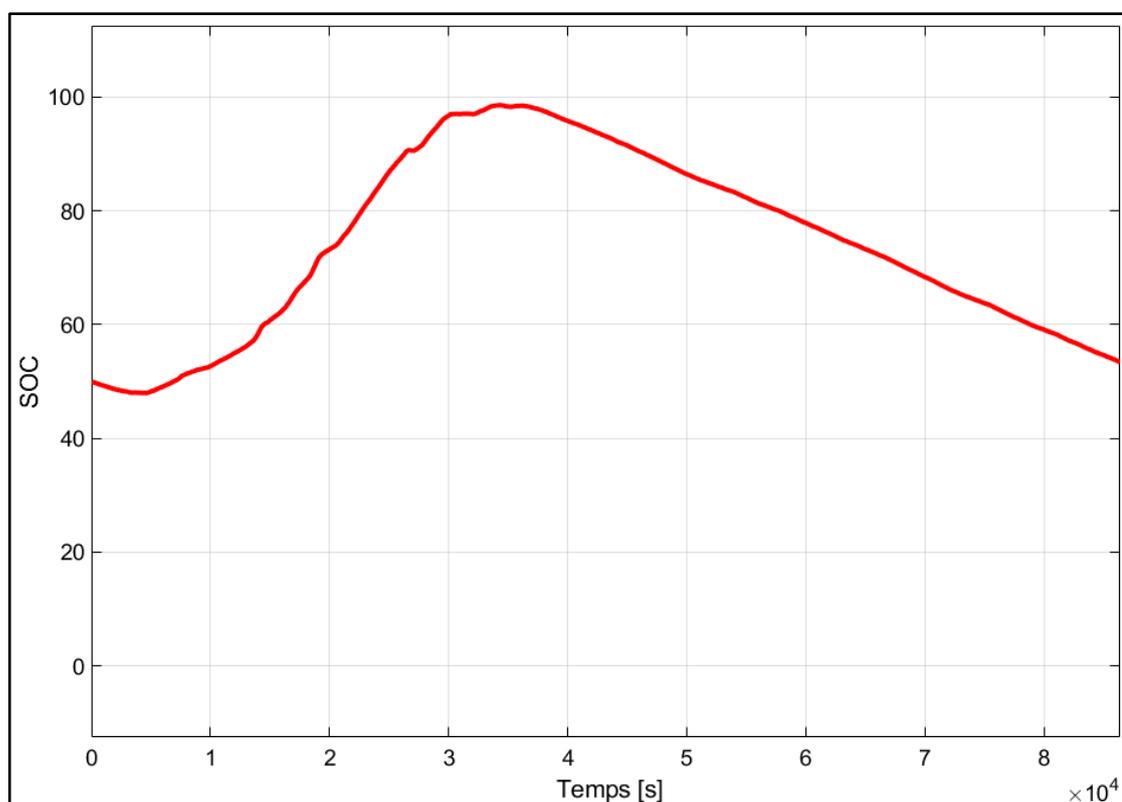


Figure III. 26. Variation de l'état de charge de la batterie pour le scénario 2

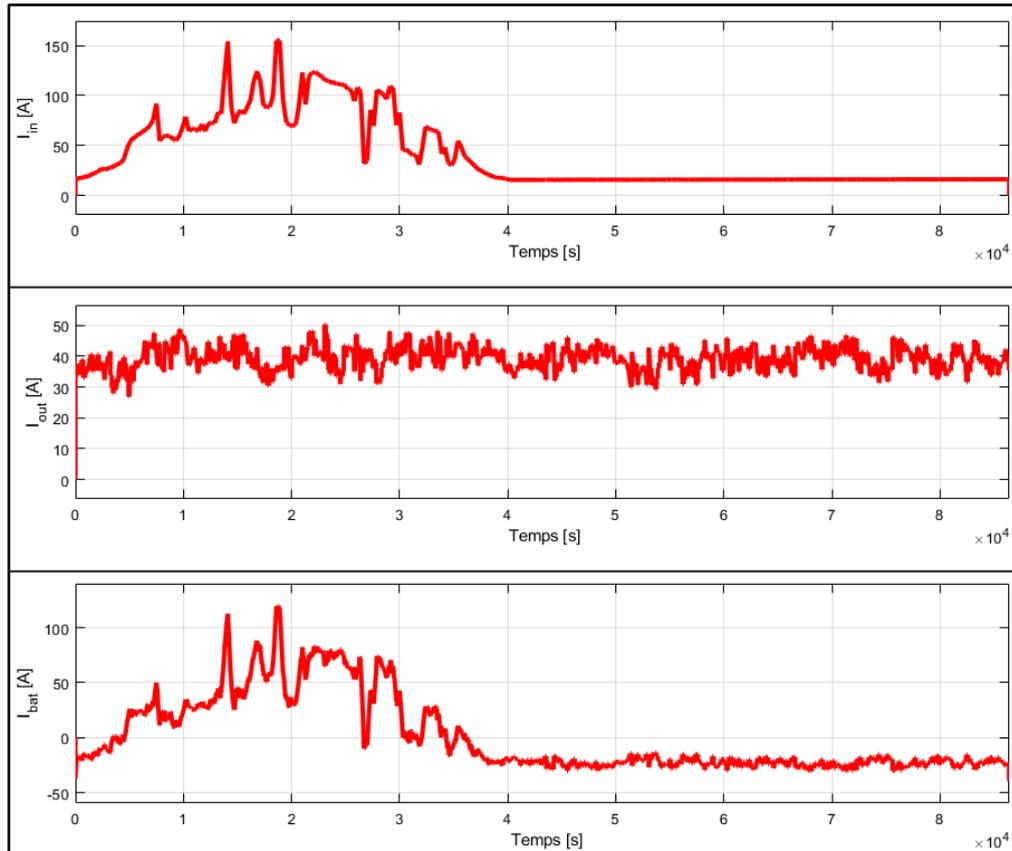


Figure III. 27. Variation des courants IN, OUT et BAT du chargeur pour le scénario 2

Dans ces conditions les sources et les charges ne sont jamais déconnectées (voir Figure III.26 et III.27). Cependant, en partant du principe que le MR étudié est installé dans un voilier de course, un poids supplémentaire du système n'est pas une solution arrangeante vu que dans ce cas la contrainte vitesse va être dégradée. Pour éviter l'augmentation du poids et prendre en compte la contrainte vitesse nous allons proposer le scénario 3.

3.5.3 Scénario 3 - Système optimisé

Pour optimiser le fonctionnement du système sans augmenter la capacité de stockage, une solution a été proposée qui consiste à renforcer l'alimentation des charges pendant la production de l'énergie PV c'est-à-dire quand il y a de l'ensoleillement et réserver le fonctionnement de l'hydro-générateur pendant la nuit le maximum que possible.

Pour effectuer le changement sur les charges nous pouvons nous baser sur les diverses capacités de stockage associées à certaines charges que nous avons appelé auparavant « charges inertielles ». Nous n'allons donc considérer que ce type de charges qui doivent être alimentés seulement pendant 12 heures par jour. Même si elles restent connectées au MR le reste de la journée, elles ne consomment pas d'énergie.

Nous allons considérer que l'hydro-générateur est mis dans l'eau seulement pendant 12 heures et, pour ne pas changer les valeurs des énergies mises en jeu, sa puissance sera doublée (la production de 24 heures sera assurée en 12 heures pour ce scénario). Son lancement et sa récupération de l'eau sont deux actions qui doivent être effectuées par le skipper.

Les caractéristiques prises en charge pour les éléments du MR pour ce scénario sont :

- puissance crête PV = 2250W, elle varie en fonction de du rayonnement solaire,
- puissance hydro-générateur = 400W. L'hydro-générateur est mis dans l'eau pendant 12 heures,
- capacité batterie = 200Ah, SOC initial = 50%,
- puissance moyenne des consommateurs classiques = 250W (150 W pour les charges prioritaires et 100 W pour les charges secondaires),
- puissance moyenne des charges inertielles = 400W. Ces charges ont besoin de fonctionner pendant 12 heures.

Un choix approprié des intervalles de fonctionnement des charges inertielles et de l'hydro-générateur permet d'éviter la déconnexion des sources et celle des charges et sans augmentation de la capacité de stockage (voir Figure III.28 et III.29).

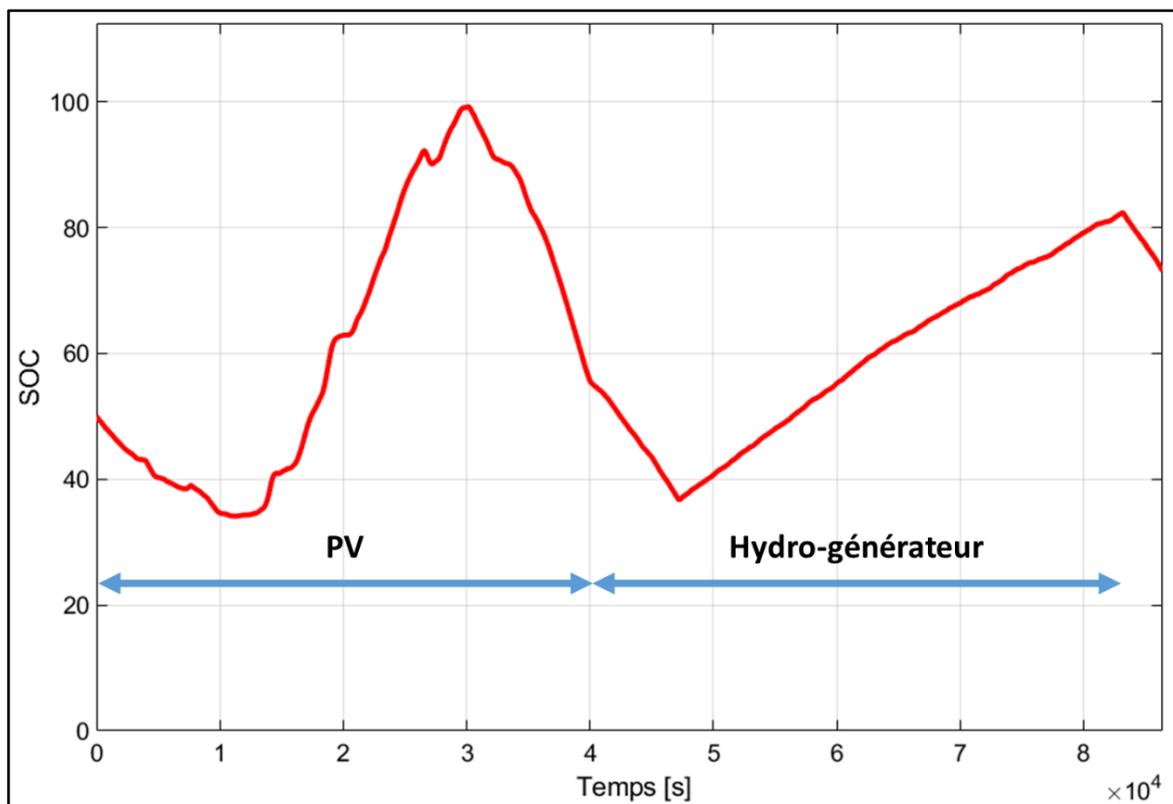


Figure III.28. Variation de l'état de charge de la batterie pour le scénario 3

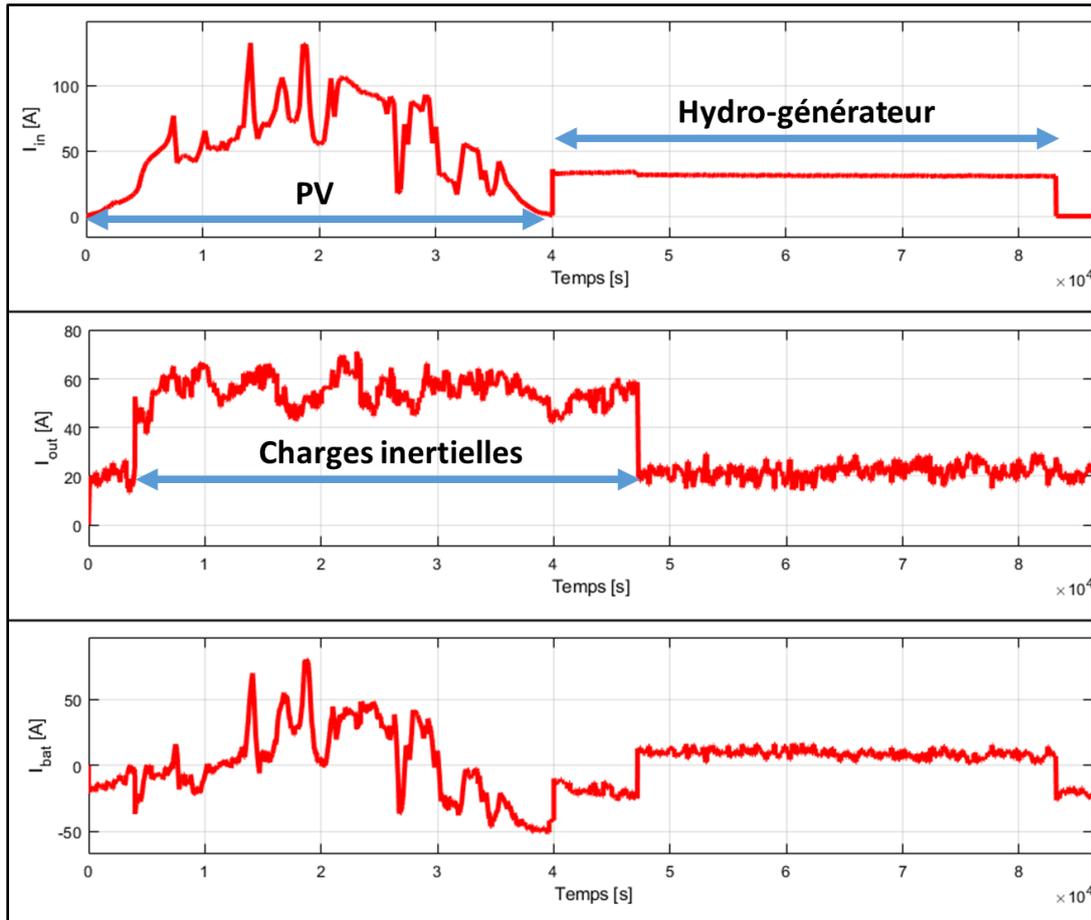


Figure III.29. Variation des courants IN, OUT et BAT du chargeur pour le scénario 3

Le scénario 3 présente deux inconvénients :

- le chargeur gère toutes les charges ensemble et toutes les sources ensemble. En cas de pénurie d'énergie, même s'il y a assez d'énergie pour alimenter les charges prioritaires seules, le chargeur les déconnecte en fermant le commutateur côté charges. Il en est de même pour la déconnexion du côté sources en cas d'excès de production, le chargeur ne peut pas déconnecter un producteur et laisser l'autre en marche,
- l'hydro-générateur n'est déconnecté du MR que si le skipper le récupère de l'eau (pas de commutateur propre à ce dispositif). Si par exemple le skipper navigue dans des conditions météorologiques défavorables (tempête), il n'aura pas le temps de le récupérer, cela peut endommager la batterie.

3.5.4 Scénario 4 - Fonctionnement du micro-réseau géré par le SMA

Ce scénario est basé sur la gestion d'un MR en utilisant le SMA.

Les caractéristiques prises en charge pour les éléments du MR pour ce scénario sont identiques à ceux du scénario 3.

Nous avons considéré que la communication entre l'agent superviseur et tous les autres agents est active. Les ordres de déconnexion et de connexion des panneaux PV et de l'hydro-générateur sont déclenchés respectivement pour des SOC = 100% et 95%. Les ordres de déconnexion et de connexion des charges secondaires sont déclenchés en fonction du bilan d'énergie complétés par des seuils fixés sur le SOC, soient 80% et 85% respectivement pour la déconnexion et la connexion (voir Figures III.30-32). Les charges prioritaires fonctionnent en permanence et les charges inertielles fonctionnent avec le même principe du scénario 3 (12 heures par jour en période d'ensoleillement).

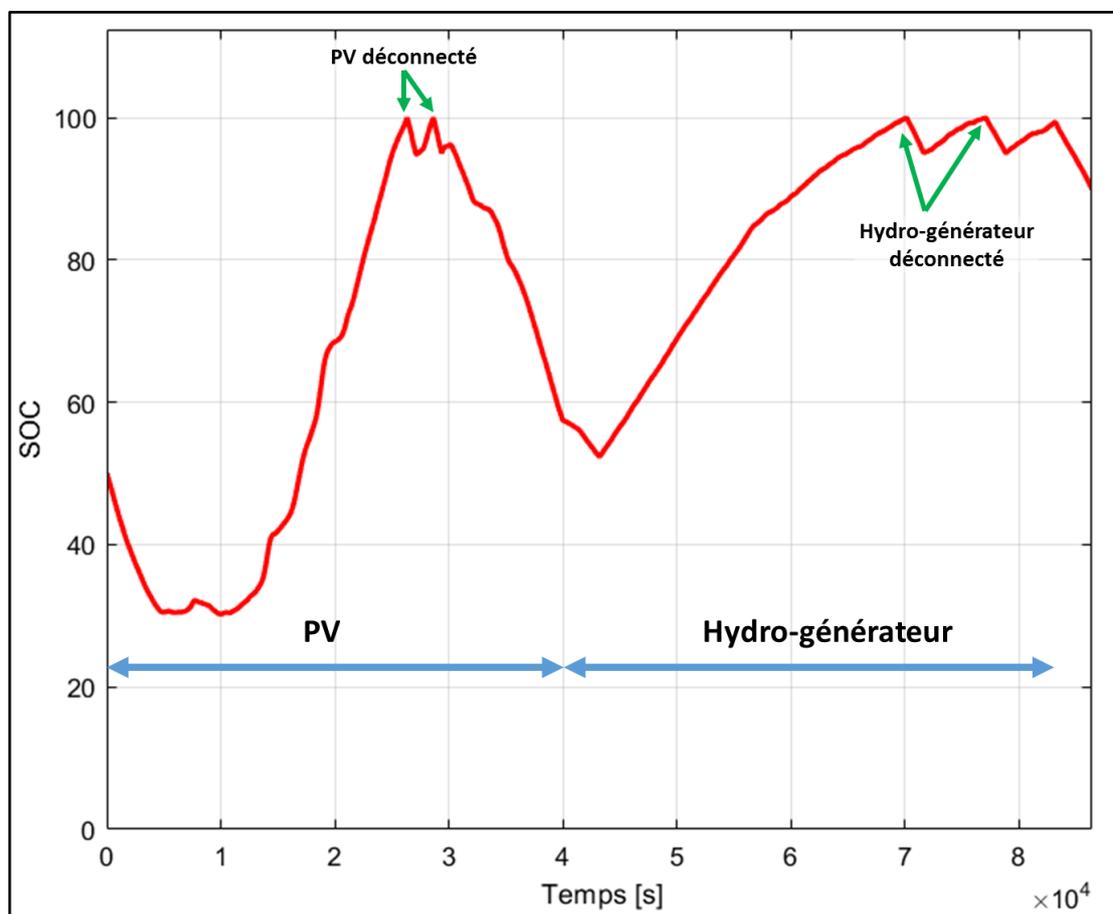


Figure III.30. Variation de l'état de charge de la batterie pour le scénario 4 (seuils de connexion/déconnexion des charges secondaires à des SOC respectifs de 85%/80%)

Le SOC final de la batterie est supérieur à celui de départ, même si toute l'énergie disponible n'a pas été utilisée car les charges secondaires sont déconnectées tout au long de la période où le SOC est inférieur à 80%, elles sont donc alimentées sur approximativement la moitié du temps (41613 secondes, environ 11 heures et demi) (Figure III.31).

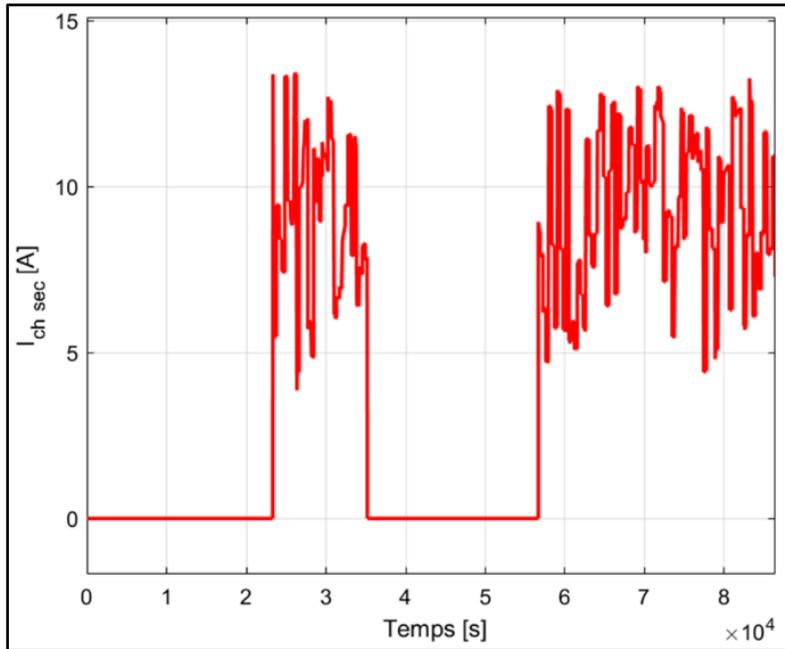


Figure III.31. Variation du courant des charges secondaires pour le scénario 4 (seuils de connexion/déconnexion des charges secondaires à des SOC respectifs de 85%/80%)

Les panneaux PV sont déconnectés à deux reprises ainsi que l'hydro-générateur (Figure III.32).

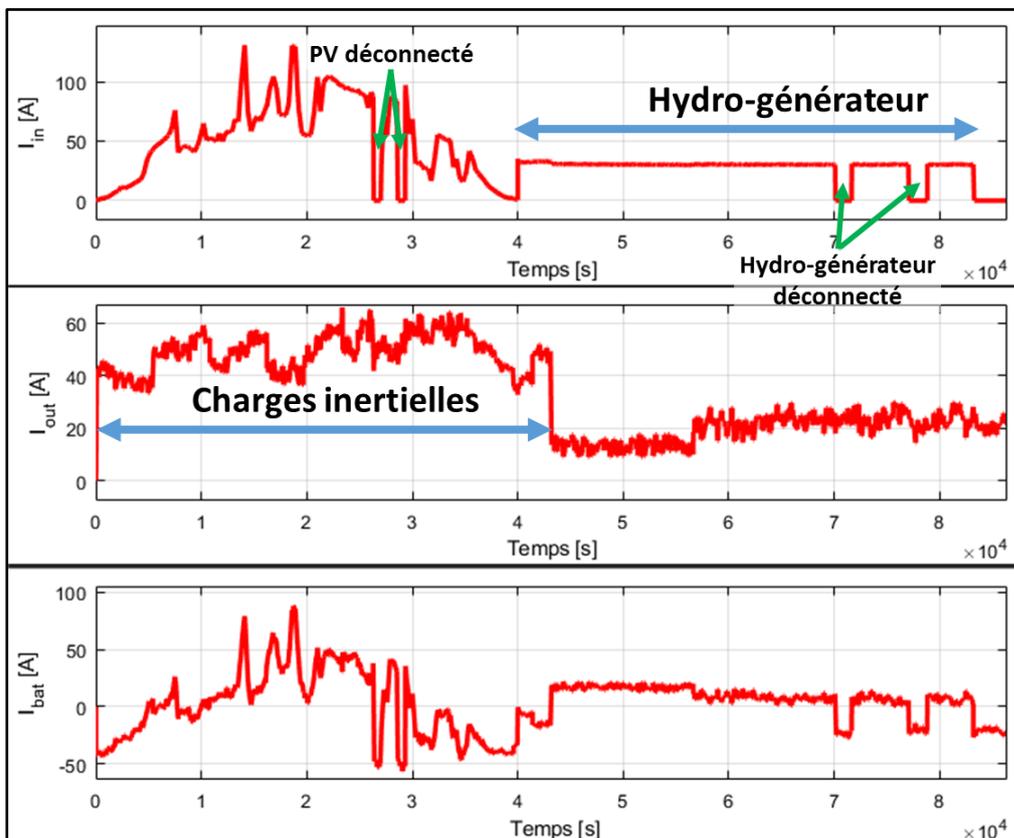


Figure III.32. Variation des courants IN, OUT et BAT du chargeur pour le scénario 4 (seuils de connexion/déconnexion des charges secondaires à des SOC respectifs de 85%/80%)

Pour améliorer l'efficacité énergétique du système relative à l'alimentation des charges secondaires, nous avons configuré l'agent superviseur pour déclencher les ordres de déconnexion et connexion à des SOC respectifs de 40 et 45% (Figures III.33-35).

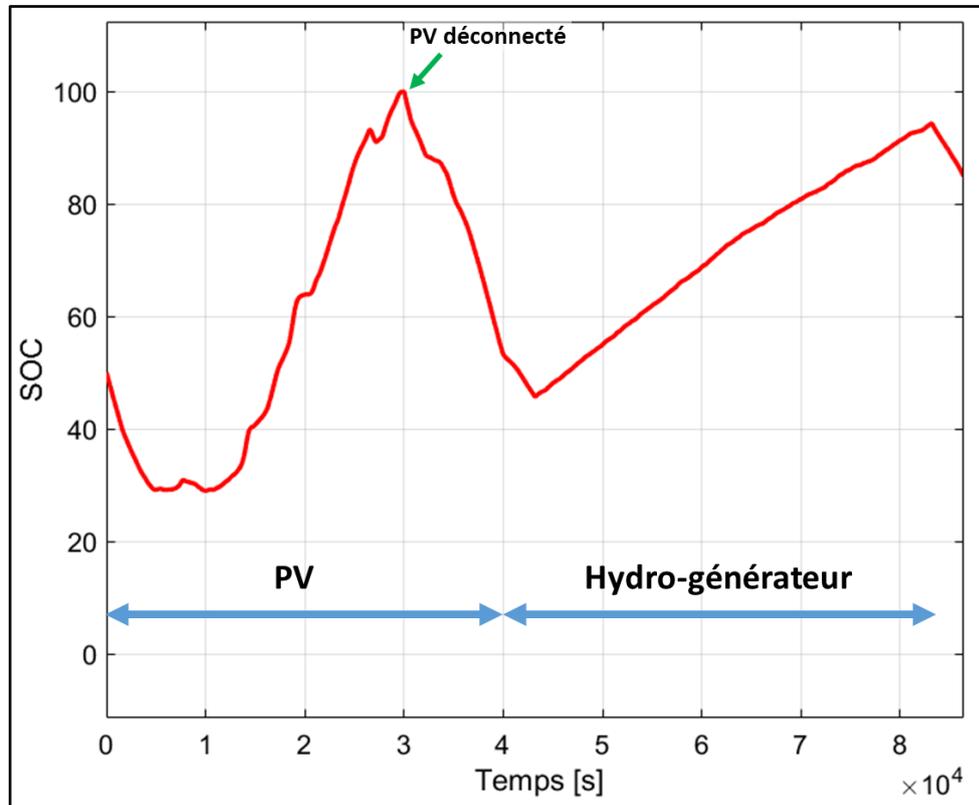


Figure III.33. Variation de l'état de charge de la batterie pour le scénario 4 (seuils de connexion/déconnexion des charges secondaires à des SOC respectifs de 45%/40%)

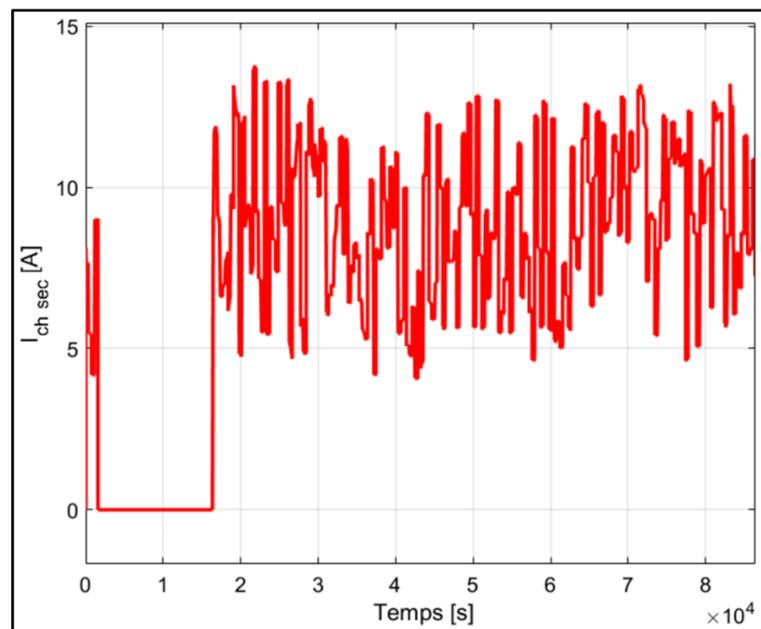


Figure III.34. Variation du courant des charges secondaires pour le scénario 4 (seuils de connexion/déconnexion des charges secondaires à des SOC respectifs de 45%/40%)

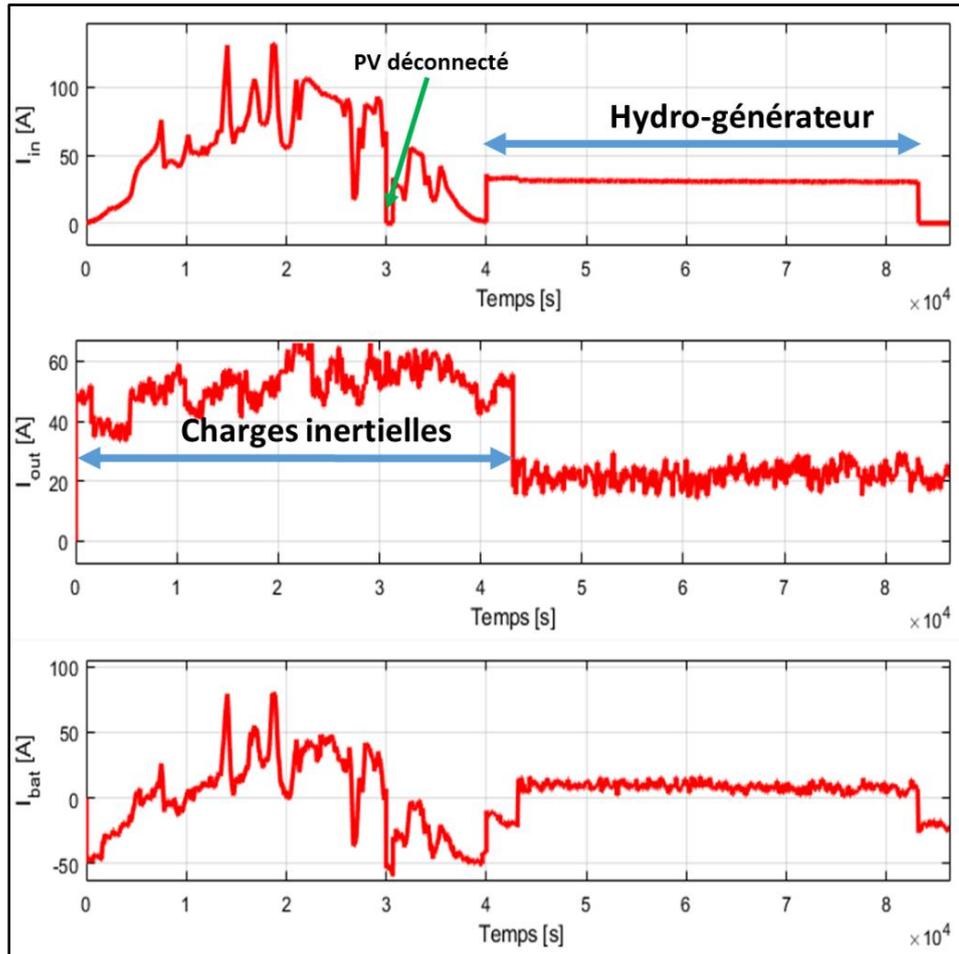


Figure III.35. Variation des courants IN, OUT et BAT du chargeur pour le scénario 4 (seuils de connexion/déconnexion des charges secondaires à des SOC respectifs de 45%/40%)

Les charges secondaires sont alimentées pour un temps de 71523s (environ 20 heures), le SOC n'a atteint son maximum qu'une seule fois, ce qui a engendré une seule déconnexion des panneaux PV et un fonctionnement permanent de l'hydro-générateur. Dans ce cas l'énergie disponible était bien exploitée, et la batterie n'était pas déchargée complètement. Dans d'autres cas, par exemple quand l'hydro-générateur n'est pas mis à temps par le skipper pour fonctionner pendant les 12 heures de la nuit, la batterie risque d'être déchargée alors que les panneaux PV ne peuvent pas produire de l'énergie, et ce sont ces situations critiques qui nous incitent à opter vers les choix de seuils de SOC assez élevés pour garantir en même temps l'alimentation des charges prioritaires et la sécurité du MR.

En analysant les résultats de simulations des différents scénarii, nous constatons que l'utilisation des SMA pour la gestion du MR étudié apporte un gain en termes d'efficacité

énergétique. En effet, le caractère distribué du SMA et l'interaction entre les agents permettent de :

- alimenter tous les types des charges au maximum possible, ce qui assure la continuité de service dans le MR,
- contrôler la variation du SOC de la batterie en permanence et d'une façon efficace, ce qui contribue à la protéger et augmenter sa durée de vie,
- profiter de la disponibilité de la production PV d'une façon maximale, ce qui optimise le lancement de l'hydro-générateur dans l'eau et améliore donc la vitesse de la navigation du voilier,
- favoriser l'utilisation des ressources renouvelables, qui malgré leur caractère intermittent, constituent une source sûre d'électricité même dans un cas extrême (voilier de course) quand leur utilisation est bien étudiée au préalable (dimensionnement des éléments du MR, optimisation du poids pour accélérer la navigation).

3.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons conçu un système de gestion intelligente pour un MR à CC installé dans un voilier de course, et ce en utilisant la technique SMA.

Dans un premier lieu, nous avons présenté le modèle global du MR étudié en décrivant sa structure. Ensuite nous avons modélisé chaque élément par un modèle dans l'environnement Matlab-Simulink qui se base sur les équations de l'électricité et le principe de fonctionnement de l'élément.

Une fois le MR modélisé, nous avons passé à la présentation du SMA proposé. Nous avons donc défini sa structure :

- un agent a été associé à chaque producteur d'énergie,
- le chargeur a été combiné avec l'agent qui lui est associé,
- en ce qui concerne les charges, en se basant sur leur répartition en charges prioritaires, secondaires et inertielles nous leurs avons affecté un agent à chaque catégorie,
- trois agents logiciels supplémentaires ont été implémentés pour assurer la bonne gestion du MR, un agent « superviseur », un agent « prédiction » et un agent « interface graphique ».

Par la suite, nous avons identifié la structure et le principe de fonctionnement et d'interaction de chaque agent avec son environnement. A la fin du chapitre nous avons présenté les résultats obtenus en montrant divers scénarii relatifs aux conditions de navigation du voilier, en essayant d'améliorer à chaque fois l'efficacité énergétique.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Ce travail de recherche s'inscrit dans le cadre d'un projet qui consiste à alimenter un voilier de course à partir de ressources renouvelables uniquement.

Notre contribution est de concevoir un système de gestion intelligente pour le MR qui assure le bon fonctionnement du voilier. Pour cela nous avons fixé deux objectifs :

- la prédiction du rayonnement solaire par la technique des RNA pour pouvoir estimer l'énergie susceptible d'être produite par les panneaux PV,
- la gestion de l'énergie dans le MR par les SMA.

Le premier chapitre a été consacré à l'état de l'art de la gestion d'énergie dans le MR et de la prédiction du rayonnement solaire. Dans une première phase, nous avons introduit le concept de MR en le définissant, décrivant sa structure et évoquant quelques paramètres de base. Dans une deuxième phase, à partir de l'état de l'art, nous avons pu identifier les problématiques liées aux MRs et d'introduire les SMA en définissant leur concept et en insistant sur leur caractère distribué. Pour assurer une bonne compréhension du fonctionnement d'un agent nous avons présenté ses propriétés et ses interactions avec son environnement. Pour justifier le choix des SMA pour la gestion du MR, nous avons insisté principalement sur les concordances entre leur fonctionnement et celui des MRs. Dans la deuxième partie du chapitre 1 nous avons présenté des méthodes permettant la prédiction de l'énergie PV disponible, particulièrement le rayonnement solaire, dans un contexte micro-réseau. Nous avons commencé par introduire les séries temporelles qui permettent de représenter les caractéristiques du rayonnement solaire. Un état de l'art nous a permis d'identifier différentes approches de prédiction et de classifications de données. Nous avons défini la technique des RNA tout en insistant sur leurs propriétés et leurs caractéristiques les plus importantes afin de les exploiter au mieux dans le chapitre 2.

Le deuxième chapitre a été consacré à la prédiction du rayonnement solaire direct sur une surface horizontale par des Réseaux de Neurones Artificiels NARX. Nous avons commencé par la présentation des paramètres nécessaires à la modélisation du rayonnement solaire en utilisant le modèle « ciel clair ». Une étude comparative nous a permis de déterminer les paramètres importants pour le calcul du rayonnement solaire : la déclinaison solaire, l'équation

du temps et le facteur de correction de la distance terre-soleil. La deuxième section du chapitre 2 a été consacrée à la prédiction du rayonnement solaire. Nous avons commencé par la définition du modèle NARX en insistant sur les propriétés qui ont été exploitées dans notre travail. Par la suite, nous avons décrit la base de données utilisée pour la prédiction et les critères d'évaluation des résultats de prédiction. Nous avons ensuite exposé les résultats obtenus et le modèle (structure de la base de données et du RNA) le plus adéquat qui nous a permis d'avoir l'erreur minimale de prédiction. A la fin, nous avons présenté le traitement de données nécessaire qui permet de décoder les trames circulant dans le réseau de voilier, et ce dans le but de récupérer certains paramètres demandés pour réaliser la phase d'apprentissage du RNA.

Le chapitre 3 a été consacré à la modélisation en vue de la gestion du MR du voilier par la technique SMA. Dans la première partie nous avons présenté et modélisé les différents éléments du MR, à savoir :

- panneaux PV,
- hydro-générateur,
- batterie,
- chargeur,
- charges.

En fonction de leurs caractéristiques les charges ont été groupées en trois catégories : prioritaires, secondaires et inertielles. Par la suite nous avons proposé une architecture pour le SMA et identifié la structure interne et le fonctionnement de chaque agent en distinguant deux types d'agents : physiques et logiciels. En effet nous avons associé un agent physique à chaque élément du micro-réseau, et nous avons rajouté des agents logiciels pour assurer la bonne gestion et l'interaction avec le skipper : un agent « superviseur », un agent « prédiction » et un agent « interface graphique ». A la fin nous avons exposé les résultats obtenus en passant par différents scénarii de fonctionnement du MR qui tiennent compte de la spécificité et des contraintes de navigation du voilier. La technique SMA a montré son efficacité dans la gestion du MR étudié, le système étant capable de fonctionner convenablement même dans des situations critiques, à savoir le cas de pénurie d'énergie et le cas d'augmentation de la consommation.

Liste des publications liées à la thèse doctorale

Ines Sansa, Sihem Missaoui, **Zina Boussaada**, Najiba Mrabet Bellaaj, "PV power forecasting using different artificial neural networks strategies" , International Conference on Green Energy (ICGE), Sfax, Tunisie, 25 – 27 Mars 2014.

Octavian Curea, **Zina Boussaada**, Najiba Bellaaj Mrabet, Amélie Hacala-Perret, Haritza Camblong. "Multi-Agent Systems for the Dependability of Microgrids". Virtual Concept Workshop 2014, Innovation in product design and manufacture, Medellin, Colombia. Mars 2014.

Zina Boussaada, Octavian Curea, Haritza Camblong, Najiba Bellaaj Mrabet, Amélie Hacala, "Multi-agent systems for the dependability and safety of microgrids" , International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDEM), SCImago Journal & Country Rank (SJR), Novembre 2014.

Zina Boussaada, Ahmed Remaci, Octavian Curea, Haritza Camblong, Najiba Mrabet Bellaaj, "Prediction of the daily direct solar radiation using Nonlinear Autoregressive exogenous (NARX) network model", 10th International Conference on Sustainable Energy & Environmental Protection (SEEP), Bled, Slovénie, 27-30 Juin 2017.

Z. Boussaada, Ahmed Remaci, Octavian Curea, Olfa Belkahla Driss, Haritza Camblong, Najiba Mrabet Bellaaj, "Management Approach for Microgrid Operation Using Multi Agent System (MAS) Technique", The Symposium for Empowering and Smart Interfaces in Engineering, SMART INTERFACES, Venise, Italie, 25 - 29 Juin 2017.

Zina Boussaada, Octavian Curea, Ahmed Remaci, Haritza Camblong, Najiba Mrabet Bellaaj, "A Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network Model for the Prediction of the Daily Direct Solar Radiation", *Energies* 2018, 11(3), 620; doi:10.3390/en11030620

Perspectives

Les résultats obtenus durant ce travail de recherche ont montré à la fois l'efficacité des RNA pour la prédiction de la production PV et des SMA pour la gestion de l'énergie. Nous allons donc profiter de ce savoir faire pour approfondir nos travaux de recherche tout en élargissant le spectre d'application.

A ce stade, la prédiction de la production PV prend en compte seulement les variations d'irradiation solaire, la position géographique du voilier et la couverture nuageuse. Comme nous nous proposons de prendre en compte l'effet de l'ombrage des panneaux PV par les voiles et des mouvements du voilier (roulis, tangage, cap). Notre méthode de prédiction à moyen terme (une journée) peut être complétée par des méthodes de prédiction à très court terme comme l'observation directe du ciel (quelques minutes) pour un ajustement en temps réel et une meilleure gestion du MR.

Le fonctionnement de l'agent superviseur est basé à présent sur des règles que nous avons définies. Doter cet agent d'une capacité d'auto-apprentissage lui permettra de prendre des décisions d'une manière cognitive pour certaines situations répétitives qu'il pourrait identifier lui-même à travers son historique.

Nous avons testé jusqu'à présent le fonctionnement du SMA par simulation sous l'environnement Matlab-Simulink. C'est maintenant souhaitable de le tester sur le voilier. Pour cela nous envisageons l'implémentation des agents sur des maquettes expérimentales en intégrant la partie logicielle de chaque agent sur des systèmes embarqués à base de microcontrôleurs. En effet, puisque nous avons attribué un agent à chaque élément du MR, ces agents peuvent réagir en cas de défaut en communiquant des informations pertinentes à l'agent superviseur.

L'utilisation des SMA pourra être étendue pour la gestion de l'énergie vers d'autres types d'applications : bâtiment, site stationnaire isolé, système de conversion et stockage de l'énergie (power to gaz), etc.

ANNEXE

Contenu des fichiers « GRIB » et
décodage sur MATLAB

Annexe : Contenu des fichiers « GRIB » et décodage sur MATLAB

A.1. Le format GRIB (GRidded Binary)

GRIB est un format de fichier pour le stockage et le transport de données météorologiques sur points de grilles, pour les sorties des modèles de Prévision Numérique du Temps (Numerical Weather Prediction). Il est conçu afin d'être auto-descripteur, compact, et utilisable tel quel d'une architecture informatique à une autre.

Le format standard GRIB est conçu et maintenu par l'Organisation Météorologique Mondiale (WMO) et approuvé pour un usage opérationnel depuis 1985. Le format GRIB édition 1 est mondialement utilisé. Un format GRIB édition 2, enrichi et étendu, a été introduit pour répondre à la demande croissante de données à transmettre, et son usage se généralise progressivement, notamment pour les modèles de prévisions [Glo 18].

Le plus important producteur de fichiers météo GRIB est l'administration américaine chargée des océans, de la météorologie et de la climatologie (National Oceanic and Atmospheric Administration NOAA). D'autres organismes, dont Météo-France, produisent des fichiers GRIB. Cependant, ceux du NOAA sont gratuits et considérés comme excellents pour les prévisions marines à l'échelle mondiale [Les 18].

A.2. Récupération du fichier GRIB

Le fichier GRIB peut être récupéré à partir de différentes sources : serveurs, sites Web, applications, etc. Dans notre travail nous avons utilisé le site Web www.zygrib.org pour télécharger l'outil logiciel gratuit zyGrib qui, accompagné d'une connexion internet, permet de fournir le fichier contenant les paramètres météorologiques souhaités dans une zone géographique sélectionnée et pour un nombre de jours choisi (voir Figure A.1).

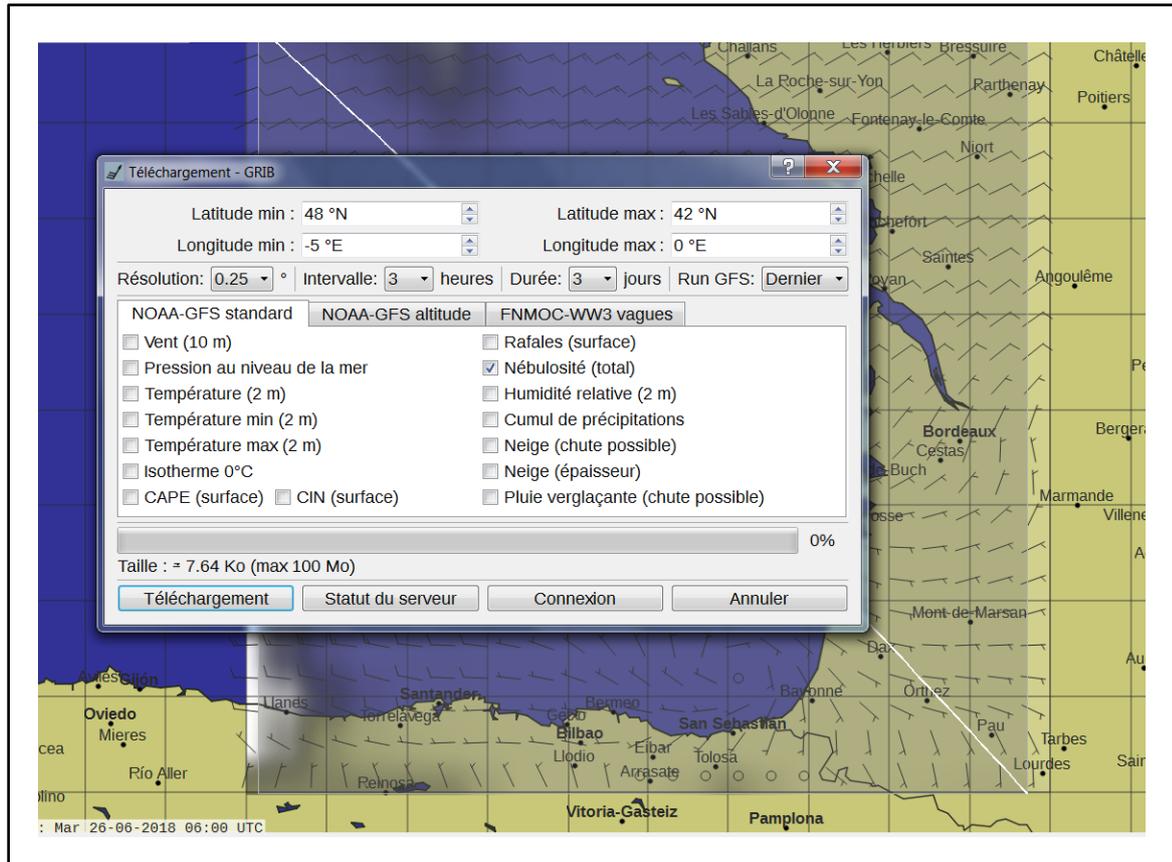


Figure A.1. Récupération du fichier GRIB

A.3. Visualisation du fichier GRIB

Une fois téléchargé, le fichier GRIB peut être visualisé en utilisant le même logiciel. Après avoir choisi la date (Figure A.2), il suffit de placer le curseur dans la localisation géographique souhaitée, qui doit être incluse dans la zone sélectionnée au moment du téléchargement, pour afficher la prédiction des paramètres météorologiques relatifs à cette localisation (Figure A.3).

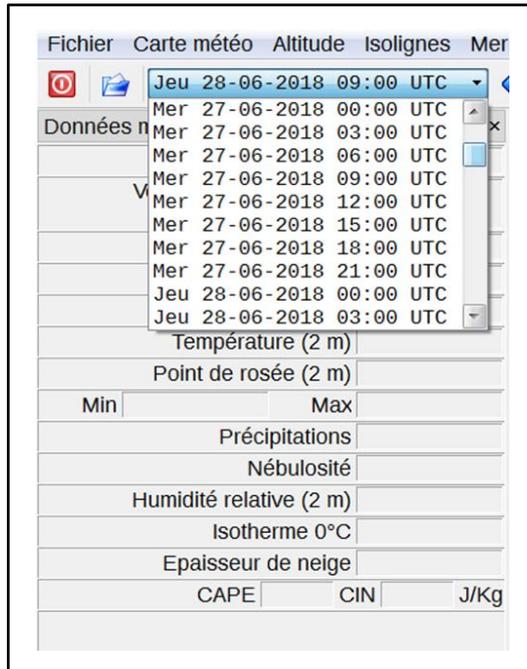


Figure A.2. Choix de la date de visualisation de la prédiction des paramètres météorologiques

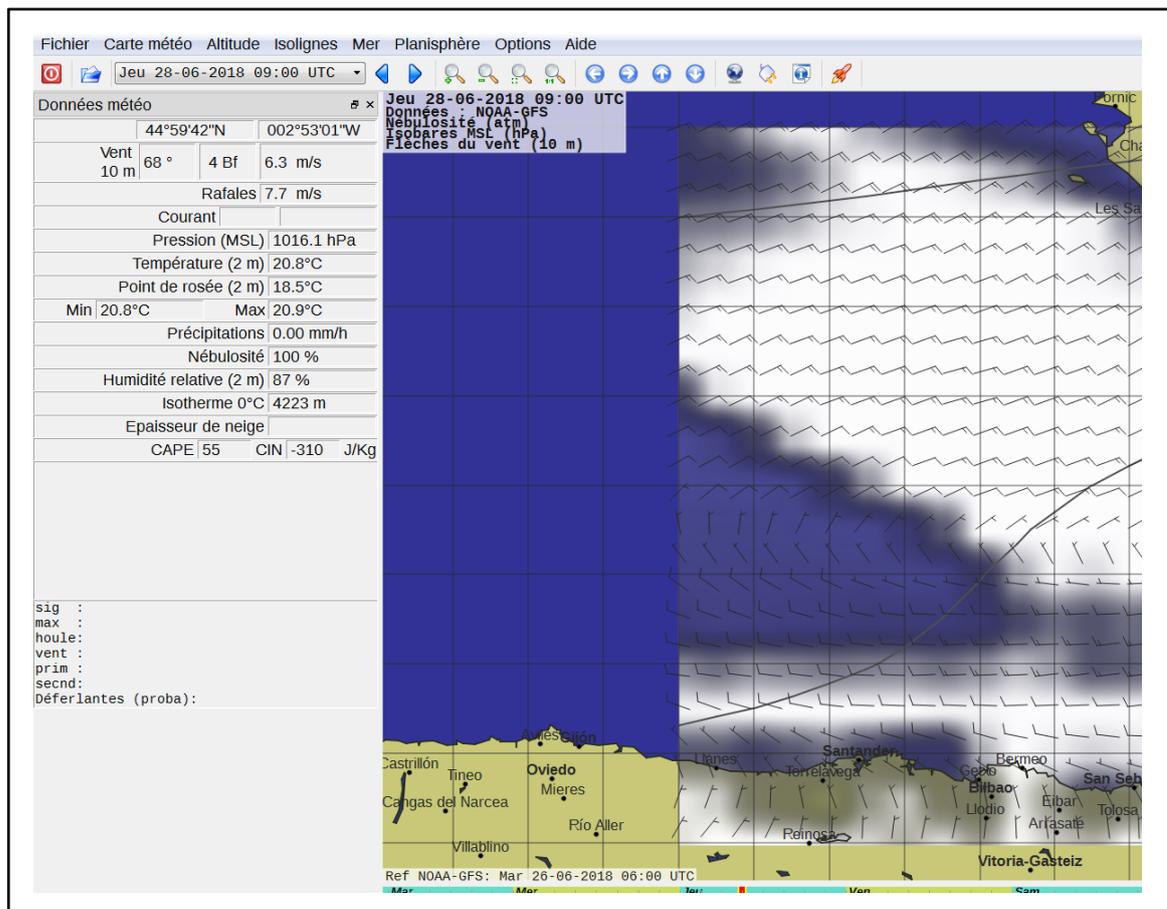


Figure A.3. Visualisation de la prédiction des paramètres météorologique d'une localisation géographique sélectionnée

A.4. Composition de l'enregistrement GRIB

Chaque enregistrement GRIB contient un seul paramètre avec des valeurs situées dans un tableau de points de grille, ou représenté comme un ensemble de coefficients spectraux, pour un seul niveau (ou couche), codé sous la forme d'un flux continu. Les divisions logiques de l'enregistrement sont désignées comme "sections", chacune d'entre elles fournissant des informations de contrôle et / ou des données [For 18]. Un enregistrement GRIB se compose de six sections, dont deux sont facultatives :

- (0) entête,
- (1) section de définition du produit (Product Definition Section - PDS),
- (2) section de description de la grille (Grid Description Section - GDS), section optionnelle,
- (3) section de carte binaire (Bit Map Section - BMS), section optionnelle,
- (4) section des données binaires (Binary Data Section - BDS),
- (5) '7777' (Caractères ASCII).

A.5. Grandeurs et unités

Un fichier GRIB, quand toutes la variables météorologiques ont été cochées au moment du téléchargement, contient les grandeurs décrites avec leurs unités dans le Tableau A.1.

Tableau A.1. Contenu du fichier GRIB : grandeurs et unités

Grandeur	Nom en anglais	Unité
Pression réduite au niveau de la mer	Pressure reduced to Mean Sea Level (MSL)	Pascal (Pa)
Altitude géopotentielle	Geopotential height	Compteur géopotentiel (gpm)
Température	Temperature	Kelvin (K)
Température maximale	Maximum temperature	Kelvin (K)
Température minimale	Minimum temperature	Kelvin (K)
Composante U du vent	U-component of wind	mètre/seconde (m/s)
Composante V du vent	U-component of wind	mètre/seconde (m/s)

Grandeur	Nom en anglais	Unité
Humidité relative	Relative humidity	pourcentage (%)
Précipitations	Precipitation	kilogramme/mètre ² (kg/m ²)
Profondeur de neige	Snow depth	mètre (m)
Couverture nuageuse	Cloud cover	pourcentage (%)
Pluie verglaçante	Categorical freezing rain	Oui=1, Non =0
Neige	Categorical snow	Oui=1, Non =0
Énergie d'inhibition de la convection	Convective inhibition energy	Joule par kilogramme (J/kg)
Energie potentielle de convection disponible	Convective available potential energy	Joule par kilogramme (J/kg)
Vitesse de rafale de vent	Surface wind gust	mètre/seconde (m/s)

Bibliographie

Bibliographie

A

- [**Adi 92**] Adibi M.M., « New approach in power system restoration ». IEEE Transactions on Power Systems, vol. 7, pp. 1428-1434, 1992.
- [**Aga 93**] Agarwal R.P., Wong P.J.Y., « Error Inequalities in Polynomial Interpolation and Their Applications », Chapter 5. In Piecewise-Polynomial Interpolation, Springer, Berlin, Allemagne, vol. 262, pp. 217–280, 1993, ISBN 978-94-010-4896-5.
- [**Agu 88**] Aguiar R.J., Collares-Pereira M., Conde J.P., « Simple procedure for generating sequences of daily radiation values using a library of Markov transition matrices », Solar Energy, vol 40 (3), pp. 269-279, 1988.
- [**AIS 18**] L' AIS, qu'est-ce que c'est ?, L'Équipage de Lolito, 12 Décembre 2016, accessible en ligne : <https://untoursurlo.wordpress.com/2016/12/12/lais-quest-ce-que-cest/> (dernier accès 11 Juillet 2018).
- [**Ali 10**] Ali M.H., « Fundamentals of Irrigation and On-farm Water Management », Springer, vol. 1, 2010, ISBN 978-1-4419-6335-2.
- [**Alv 12**] Alvarez E., Campos A.M., Arboleya P., Gutiérrez A.J., « Microgrid management with a quick response optimization algorithm for active power dispatch », Int J Elec Power, 43, pp. 465–73, 2012.
- [**Ama 95**] Amat J.L., Yahyaoui G., « Techniques avancées pour le traitement de l'information : réseaux de neurones, logique floue, algorithmes génétiques », Editions CEPADUES, Toulouse 1995.
- [**Ami 05**] Amin M., Wollenberg B.F., « Toward a smart grid: power delivery for the 21st century ». IEEE Power Energy Mag., vol. 3 (5), pp. 34-41, 2005.
- [**Ass 14**] Assas O., Bouzgou H., Fetah S., Salmi M., Boursas A., « Use of the artificial neural network and meteorological data for predicting daily global solar radiation in Djelfa, Algeria », In Proceedings of the International Conference on Composite Materials & Renewable Energy Applications (ICCMREA), Sousse, Tunisie, 22–24 Janvier 2014.

-
- [Ast 18] Astronomie—Sphère Céleste, Mouvement du Soleil, Mouvement du Soleil sur la Sphère Céleste, accessible en ligne : <https://sites.google.com/site/astromievueceleste/4---mouvement-du-soleil> (dernier accès 18 Janvier 2018).
- [Atm 18] Atmospheric Science Data Center, accessible en ligne : <https://eosweb.larc.nasa.gov> (dernier accès 18 Janvier 2018).

B

- [Bar 05] Bartoletti C., Fazio G., Muzi F., Ricci S., Sacerdoti G., « Diagnostics of Electric Power Components: an improvement on signal discrimination », WSEAS Transactions on circuits and systems, vol. 4, Juillet 2005.
- [Bat 00] Batlles F.J., Rubio MA, Tovar J.J., Olmo F.J., Arboledas L.A., « Empirical modeling of hourly direct irradiance by means of hourly global irradiance », Energy n°25(7), pp. 675-688, 2000.
- [Bat 18] Batterie marine, accessible en ligne : <http://blog.seatronic.fr/fiches-pratiques/energie/stockage/batterie/> (dernier accès 14 Juillet 2018).
- [Bel 98] Bellaaj M N., Jelassi K., « Comparative study of classical Estimator and neural estimator for induction machine flux » Speedam, Italie, Juillet 1998.
- [Ben 14] Benkaciali S., Gairaa K., « Modélisation de l'irradiation solaire globale incidente sur un plan incliné », Revue des Energies Renouvelables, vol 17 (2), pp. 245–252, 2014.
- [Bir 81 (1)] Bird RE. , Hulstrom RL., « Evaluation, and Improvement of Direct Irradiance Models », J. Solar Energy Eng n°103(3), pp. 182-192, 1981 (1).
- [Bir 81 (2)] Bird RE, Hulstrom RL., « A Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces ». Solar Energy Research Institute, 1981 (2).
- [Bir 81] Bird RE, Hulstrom RL, « Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces », Technical Report No. SERI/TR-642-761, Golden, CO: Solar Energy Research Institute, 1981, <http://www.nrel.gov/rredc/pdfs/761.pdf>.

-
- [Bou 98] Bourbonnais R., « Analyse des séries temporelles en économie », Presses Universitaires de France – PUF, 1998.
- [Bou 07] Boukerzaza N., Chaker A., Haddad Z., « Influence de l'irradiation globale sur les caractéristiques de fonctionnement d'un distillateur solaire, » *Revue des Energies Renouvelables ICRESD-07 Tlemcen*), pp. 229 – 234, 2007.
- [Bou 08] Bourbonnais R., Terraza M., « Analyse de séries temporelles en économie », Paris, Dunod, 318 pages, 2008.
- [Bou 14] Boussaada Z., Curea O., Camblong H., Bellaaj M.N., Hacala A., « Multi-agent systems for the dependability and safety of microgrids », *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDEM)*, SCImago Journal & Country Rank (SJR), Novembre 2014.
- [Bou 17 (1)] Boussaada Z., Remaci A., Curea O., Camblong H., Bellaaj M.N., « Prediction of the daily direct solar radiation using Nonlinear Autoregressive exogenous (NARX) network model », 10th International Conference on Sustainable Energy & Environmental Protection (SEEP), Bled, Slovénie, 27-30 Juin 2017.
- [Bou 17 (2)] Boussaada Z., Remaci A., Curea O., Belkahla D.O., Camblong H., Bellaaj M.N., « Management Approach for Microgrid Operation Using Multi Agent System (MAS) Technique », *The Symposium for Empowering and Smart Interfaces in Engineering, SMART INTERFACES*, Venise, Italie, 25 - 29 Juin 2017.
- [Bou 18] Boussaada Z., Curea O., Remaci A., Camblong H., Bellaaj M.N., « A Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network Model for the Prediction of the Daily Direct Solar Radiation », *Energies*, vol. 11(3), 620, 2018, doi:10.3390/en11030620.
- [Bro 06] Brockwell PJ, Davis RA., « Time series: theory and methods », Springer series in statistics, 2006.
- [Bui 17] Buitrago J., Asfour S., « Short-Term Forecasting of Electric Loads Using Nonlinear Autoregressive Artificial Neural Networks with Exogenous Vector Inputs », *Energies*, vol. 10 (40), 2017, doi: 10.3390/en10010040.

C

- [**Cal 18**] Calcul Simplifié des Valeurs de L'équation du Temps et de la Déclinaison Solaire, accessible en ligne : http://jean-paul.cornec.pagesperso-orange.fr/Equation.htm#_calcul (dernier accès 17 Janvier 2018).
- [**Cal 18**] Calcul simplifié des valeurs de l'Equation du Temps et de la déclinaison solaire, accessible en ligne : http://jean-paul.cornec.pagesperso-orange.fr/Equation.htm#_calcul (dernier accès 17 Janvier. 2018).
- [**Cal 18**] Calcul simplifié des valeurs de l'Equation du Temps et de la déclinaison solaire, accessible en ligne : http://jean-paul.cornec.pagesperso-orange.fr/Equation.htm#_calcul (dernier accès 17 Janvier. 2018).
- [**Cao 08**] Cao J., Lin X., « Application of the diagonal recurrent wavelet neural network to solar irradiation forecast assisted with fuzzy technique », *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 21, pp. 1255–1263, 2008.
- [**Car 95**] Luca Cardelli, « A Language with Distributed Scope », *The USENIX Association, Computing Systems*, vol. 8 (1), Hiver1995.
- [**Cha 78**] Chassagne G., Dupuy C., Levy M., « Énergie Solaire—Conversion et Applications », CNRS: Paris, France, pp. 135–170, 1978.
- [**Che 12**] Cheol-HeeYoo, Won-Jun Choi, Il-Yop Chung, Dong-Jun Won, Sung-Soo Hong, Byung-Jun Jang, « Hardware-in-the-loop simulation of DC microgrid with Multi-Agent System for emergency demand response ». *Power and Energy Society General Meeting, IEEE*, pp. 1-6, 22-26 Juillet 2012.
- [**Chu 13**] Chun-xia Dou, Bin Liu, « Multi-Agent Based Hierarchical Hybrid Control for Smart Microgrid », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol.4 (2), pp. 771-778, Juin 2013.
- [**Chr 78**] Chr. Perrin de Brichambaut in, « Énergie solaire – conversion et applications », G. Chassagne, C. Dupuy, M. Levy eds, pp. 135-170, CNRS éditions, 1978.
- [**Cic 93**] Cichocki A., Unbehauen R., « Neural Networks for optimization and signal processing », Editions Jhon Wile & sons, 1993.

-
- [Cil 98] Cilliers P., « Complexity and Postmodernism: Understanding Complex Systems », Routledge, 10 Mars 1998.
- [Cir 09] Cirrincione M., Cossentino M., Gaglio S., Hilaire V., Koukam A., Pucci M., Sabatucci L., Vitale G., « Intelligent Energy Management System », 7th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN), 2009.
- [Col 11] Colson C.M., Nehrir M.H., Gunderson R.W., « Distributed multi-agent microgrids: a decentralized approach to resilient power system self-healing ». 4th International Symposium on Resilient Control Systems (ISRCS), pp. 83-88, 9-11 Aout. 2011.
- [Col 13] Colson C.M., Hashem Nehrir M., « Comprehensive Real-Time Microgrid Power Management and Control With Distributed Agents ». IEEE Trans. Smart Grid, vol. 4 (1), Mars 2013.
- [Con 00] Constant L., « Modélisation des dispositifs électriques par réseaux de neurones en vue de l'émulation en temps réel », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2000.
- [Cornaro] Cornaro C., Bucci F., Pierro M., Del Frate F., Peronaci S., A. Taravat, « Solar radiation forecast using neural networks for the prediction of grid connected PV plants energy production (dsp project) ».
- [Cos 96] Costa P., « Contribution à l'utilisation des réseaux de neurones à couches en traitement de signal », Thèse de Doctorat, Ecole Normale Supérieure de CACHAN, 1996.
- [Cox 02] Cox A., « Allen's Astrophysical Quantities », Springer, Berlin-Allemagne, 2002.
- [Cur 14] Curea O., Boussaada Z., Bellaaj M.N., Hacala P.A., Camblong H., « Multi-Agent Systems for the Dependability of Microgrids », Virtual Concept Workshop, Innovation in product design and manufacture, Medellin, Colombie. Mars 2014.

D

- [**Dan 08**] Danel K., Gautret L., « Génération du Disque Solaire des Communes de L'Ouest », ARER: Paris, France, 2008.
- [**Dav 90**] Davalo M.M, Naim, « Des réseaux de neurones », Editions EYROLLES, Paris, 1990.
- [**Dem 12**] Yves Demazeau, Jörg P. Müller, Juan M., Corchado Rodríguez, Javier Bajo Pérez, « Advances in Intelligent and Soft Computing », Springer, pp.342, 2012, 978-3-642-28785-5. <10.1007/978-3-642-28786-2>
- [**Dem 95**] Yves Demazeau, « From interactions to collective behaviour in Agent-based Systems », Laboratoire d'Informatique Fondamentale et d'Intelligence Artificielle, Institut IMAG, Grenoble, France, 1995.
- [**Dim 05**] Dimeas A.L., Hatziargyriou N.D., « Operation of a Multiagent System for Microgrid Control », IEEE Transactions on Power Systems, vol. 20 (3), Aout 2005.
- [**Dre 98**] Dreyfus G., « Les réseaux de neurones », Mécanique Industrielle et Matériaux, vol. 51, 1998.
- [**Duf 13**] Duffie J.A., Beckman W.A., « Solar Engineering of Thermal Processes », Wiley: Hoboken, NJ, USA, 2013.

E

- [**Eff 18**] L'effet photovoltaïque, accessible en ligne : <http://www.photovoltaique.info/L-effet-photovoltaique.html>, dernier accès 01 Juin 2018.
- [**Ene 18**] L'énergie solaire, accessible en ligne : <http://herve.silve.pagesperso-orange.fr/solaire.htm> (dernier accès 17 Janvier. 2018).
- [**Eph 18**] « EphemerideGenerator of Institut de MecaniqueCeleste et de Calcul des Ephemerides », accessible en ligne : http://www.imcce.fr/langues/fr/ephemerides/generateur_ephemerides.html (dernier accès 18 Janvier 2018).

[**Equ 18**] L'équation du Temps, accessible en ligne : http://kaekoda.free.fr/bup/bup2_html/bup2_htmlse2.html (dernier accès 17 Janvier 2018).

[**Esp 18**] Espéranza Y., « Protocole NMEA et Logiciels de Navigation », accessible en ligne : <http://www.cnbr13.com/2015/03/protocole-nmea-et-logiciels-de-navigation.html> (dernier accès 10 Juillet 2018).

F

[**Fab 04**] Fabien Michel, « Formalisme, outils et éléments méthodologiques pour la modélisation et la simulation multi-agents », Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Techniques du Languedoc, Université Montpellier II, Montpellier, France, 21 décembre 2004.

[**Fai 97**] Faidallah A., « Contribution à l'identification et à la commande vectorielle des machines asynchrones », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 1997.

[**Fer 12**] Ferreira A.A., Ludermir T.B., Aquino R., « Comparing recurrent networks for time-series forecasting », In Proceeding of the 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Brisbane, Australia, 10-15 Janvier 2012.

[**Fon 93**] Foner L. N., « What's an agent anyway? A sociological case study » Agents Memo 93-01, Agents group, MIT Media Lab, Cambridge, MA, USA, 1993.

[**For 18**] Qu'est-ce que le format GRIB?, accessible en ligne : https://meteo.gc.ca/grib/what_is_GRIB_f.html#dedans (dernier accès 01 Juillet 2018).

G

[**Gar 18**] Garneau T., Delisle S. « Programmation orientée-agent : évaluation comparative d'outils et environnements », Université du Québec à Trois-Rivières, accessible en ligne :

https://oraprdnt.uqtr.quebec.ca/pls/public/docs/GSC21/F27565_JFIADSMA02.pdf
(dernier accès 06 Juillet 2018).

[**Gel 18**] Gel et AGM Batteries (datasheet), accessible en ligne : <https://www.victronenergy.fr/upload/documents/Datasheet-GEL-and-AGM-Batteries-FR.pdf> (dernier accès 15 Juin 2018).

[**Ger 99**] Gerhard Weiss, « Multi agent Systems : A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence », The MIT Press, 1999.

[**Glo 18**] Glossaire cartographique maritime, accessible en ligne : <https://www.francisfustier.fr/Glossaire/glossaire.html> (dernier accès 26 Juin 2018).

[**Goo 93**] Richard Goodwin, « Formalizing Properties of Agents », CMU-CS-93-159, Mai 1993.

[**Gui 95**] Guida G., Zanella M., « Preventive Diagnosis: Definition and Logical Model Topics in Artificial Intelligence », Proceedings of 4th Congress of the Italian Association for Artificial Intelligence (AI*IA '95), Florence, Italie, 11–13 Octobre 1995.

[**Gui 16**] Guide des Données Astronomiques, (Annuaire du Bureau des Longitudes), EDP Sciences: Les Ulis, France, 2016.

H

[**Ham 94**] Hamilton JD., « Times series analysis », 1994.

[**Hay 78**] Hay JE., Davies JA., « Calculation of the Solar Radiation Incident on an Inclined Surface », In Proceedings. First Canadian solar radiation workshop, Toronto. pp. 59-72, 1978.

[**Her 94**] Herault J., Jutten Ch., « Réseaux neuronaux et traitement de signal », Editions HERMES, Paris, 1994.

[**Heu 18**] Heures des Lever et Coucher du Soleil Ephémérides de la Lune, accessible en ligne : http://jean-paul.cornec.pagesperso-orange.fr/heures_lc.htm (dernier accès 17 Janvier 2018).

-
- [**Hoa 14**] Hoang P., Bourdin V., Liu Q., Caruso G., Archambault V., « Coupling optical and thermal models to accurately predict PV panel electricity production », *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 125, pp. 325-338, 2014.
- [**Hon 01**] Hongjin L., Bin Y., Hongwei D., « Multi-agent System and its application in Power Systems », *Automation of Electric Power Systems*, vol. 25 (19), pp. 45-52, 2001.
- [**Hua 12**] Huang R., Huang T., Gadh R., « Solar generation prediction using ARMA model in a laboratory-level Microgrid », *IEEE Smart Grid Comm Symposium-Support for storage, Renewable sources and microgrids*, Tainan, Taiwan, 5-8 Novembre 2012.
- [**Hyd 18**] Hydrogénérateur, accessible en ligne : <http://blog.seatronic.fr/fiches-pratiques/energie/production/hydrogeneur/> (dernier accès 13 Juillet 2018).

I

- [**Ind 13**] Indu Rani B., Srikanth M., Saravanallango G., Nagamani, C., « An active islanding detection technique for current controlled inverter », *Renew Energy*, vol. 51, pp. 96-189, 2013.
- [**Ine 06**] Ineichen P., « Comparison of eight clear sky broadband models against 16 independent data banks », *Solar Energy*, vol. 80, pp. 468–478, 2006.
- [**Ine 90**] Ineichen P., Guisan O., Perez R., « Ground-reflected radiation and albedo », *Solar Energy*, vol. 44 (4), pp. 207-214, 1990.
- [**Ine 08**] Ineichen P., « A broadband simplified version of the SOLIS clear sky model ». *Solar Energy*, Vol. 82 (8), pp. 758-762, 2008.
- [**San 14**] Sansa I., Missaoui S., Boussaada Z., Bellaaj M.N., « PV power forecasting using different artificial neural networks strategies » , *International Conference on Green Energy (ICGE)*, Sfax, Tunisie, 25-27 Mars 2014.
- [**Inf 2018**] Influence de L'ellipticité de la Trajectoire, accessible en ligne : http://kaekoda.free.fr/bup/bup2_html/bup2_htmlse2.html (dernier accès 18 Janvier 2018).

-
- [**Iqb 83**] Iqbal M., « An Introduction to Sol. Radiation », Elsevier, Amsterdam, The Netherlands, 1983.
- [**Iwa 13**] Iwashita Y., « Open Gamma Quantitative Research, Piecewise Polynomial Interpolations, 2013 », accessible en ligne : <https://developers.opengamma.com/quantitative-research/Piecewise-Polynomial-Interpolation-OpenGamma.pdf> (dernier accès 09 Mars 2018).

J

- [**Jac 95**] Jacques Ferber, « Les systèmes multi-agents, Vers une intelligence collective ». Inter-Editions, Paris, 1995, disponible en téléchargement : http://www.lirmm.fr/~ferber/publications/LesSMA_Ferber.pdf
- [**Jac 00**] Daniel J. Jacob, « Introduction to Atmospheric Chemistry », Princeton University Press Editions Hardcover, 2000.
- [**Jak 10**] Jakhrani A.Q., Othman A.K., Rigit A.R.H., Samo S.R., Ling L.P., Bains R. « Evaluation of Incident Solar Radiation on Inclined Plane by Empirical Models at Kuching, Sarawak, Malaysia ». In Proceedings of the International Conference on Renewable Energies and Power Quality—ICREPV, Grenade, Espagne, 23-25 Mars 2010.
- [**Ji. 11**] Ji Wu, Chee Keong Chan, « Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN », Solar Energy, vol. 85, pp. 808–817, 2011.
- [**Jim 98**] Jimmy R., Thomas D., Eric S., Bocar S.S., « Le pompage Photovoltaïque », Manuel de cours à l'intention des ingénieurs et des techniciens, IEPF / Université d'Ottawa / EIIEP / CREPA, Bibliothèque nationale du Québec, 1998.
- [**Jod 94**] Jodouin J.F., « Les réseaux neuromimétiques, Modèles et applications », Editions Hermès, Paris, 1994.

K

- [**Kab 97**] Kabbaj H., « Identification d'un modèle type circuit prenant en compte les effets dans une machine asynchrone à cage d'écurueil », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 1997.
- [**Kar 11**] Karlik B., Olgac A.V., « Performance Analysis of Various Activation Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks », *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems (IJAE)*, vol. 1, pp. 111–122, 2011.
- [**Kas 96**] Kasten F., « The linke turbidity factor based on improved values of the integral Rayleigh optical thickness ». *Solar Energy*, vol. 56 (3), pp. 239-244, 1996.
- [**Kat 12**] Kato T., Takahashi H., Sasai K., Kitagata G., Hak-Man K., Kinoshita T., « Multiagent-Based Power Allocation Scheme for Islanded Microgrid », *The 1st IEEE Global Conference on Consumer Electronics*, Tokyo, Japan, 2-5 Octobre 2012.
- [**Ker 13**] Kerkouche K., Cherfa F., Hadj Arab A., Bouchakour S., Abdeladim K., Bergheul K., « Evaluation de l'irradiation solaire globale sur une surface inclinée selon différents modèles pour le site de Bouzaréah », *Revue Energies Renouvelables*, vol. 16, pp. 269–284, 2013.
- [**Kha 11**] Khamphanchai W., Pisanupoj S., Ongsakul W., Pipattanasomporn M., « A multi-agent based power system restoration approach in distributed smart grid », *International Conference and Utility Exhibition on Power and Energy Systems, Issues & Prospects for Asia (ICUE)*, pp. 1-7, 28-30 Septembre 2011.

L

- [**La 18**] La batterie étanche «VRLA » AGM, accessible en ligne : <http://www.batterie-solaire.com/Batterie-AGM.htm> (dernier accès 15 Juin 2018).
- [**Lee 98**] Lee S., Lim S., Ahn B., « Service restoration of primary distribution systems based on fuzzy evaluation of multi-criteria », *IEEE Transactions on Power Systems.*, vol. 13, pp. 1156-1163, 1998.

-
- [Lef 13] Lefevre M., Oumbe A., Blanc P., Espinar B., Gschwind B., Qu Z., Wald L., Schroedter-Homscheidt M., Hoyer-Klick C., Arola A., Benedetti A., Kaiser J.W., Morcrette J.-J., « A new model estimating downwelling solar radiation at ground level in clear-sky conditions. Atmospheric Measurement Techniques », European Geosciences Union, vol. 6, pp. 2403-2418, 2013.
- [Les 18] Les fichiers météo... 1, accessible en ligne : <https://www.francisfustier.fr/meteogrib.html> (dernier accès 26 Juin 2018).
- [Lio 02] Liou K.N., « An Introduction to Atmospheric Radiation », Elsevier, vol. 84 (Edition 2), 2002.
- [Lla 11] Llaría A., Curea O., Jiménez J., Camblong H., « Survey on microgrids: Unplanned islanding and related inverter control techniques », Renewable Energy, Elsevier, vol. 36 (8), 2011.
- [Log 10] Logenthiran T., Srinivasan D., Khambadkone A.M., Aung H.N., « Scalable Multi-Agent System (MAS) for operation of a microgrid in islanded mode », 2010 Joint International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES) & 2010 Power India, pp. 1-6, Inde, 20-23 Décembre 2010.
- [Log 2008] Logenthiran T., Srinivasan D., Wong D., « Multi-agent coordination for DER in MicroGrid », IEEE International Conference on Sustainable Energy Technologies, ICSET 2008, pp. 77-82, 24-27 Novembre 2008.
- [Loo 97] Looney C.G., « Pattern recognition using Neural Networks: theory and algorithms for engineers and scientists », Editions Oxford university press, 1997.

M

- [Mat 09] Mathieu H., Fanet H., « Physique des semi-conducteurs et des composants électroniques: cours et exercices corrigés », Dunod, 2009.
- [Mat 12] Matthew J.R., Clifford W.H., Joshua S.S., « Global Horizontal Irradiance Clear Sky Models: Implementation and Analysis », Sandia report Sand2012-2389, 2012.

-
- [**McD 99**] McDermott T.E., Drezga I., Broadwater, R.P., « A heuristic nonlinear constructive method for distribution system reconfiguration ». *IEEE Transactions on Power Systems.*, vol. 14 (2), pp. 478-483, 1999.
- [**Mel 08**] Mellit A., Kalogirou S., Shaari S., Salhi H., Hadj Arab A. « Methodology for predicting sequences of mean monthly clearness index and daily solar radiation data in remote areas: Application for sizing a stand-alone PV system ». *Renewable Energy*, vol. 33, pp. 1570–1590, 2008.
- [**Mih 00**] Mihalakakou G., Santamouris M., Asimakopoulos D. N., « The total solar radiation time series simulation in Athens, using neural networks, » *Theoretical and Applied Climatology*, vol. 66, pp.185-197, 2000.
- [**Mil 93**] M.Milgram, « Reconnaissance des formes : méthodes numériques et connexionnistes », Editions ARMAND COLIN, Paris, 1993.
- [**Moh 14**] Mohammadi S, Mozafari B, Soleymani S., « Optimal operation management of microgrids using the point estimate method and firefly algorithm while considering uncertainty », *Turk J ElecEng& Comp Sci*, vol. 22, pp. 735-753, 2014.
- [**Moh 15**] Mohanty S., Patra P.K., Sahoo S.S., « Prediction of global solar radiation using nonlinear autoregressive network with exogenous inputs (narx) », In *Proceedings of the 39th National System Conference (NSC)*, Noida, Inde, 14–16 December 2015.
- [**Mol 98**] Molineaux B, Ineichen P, O Neill N., « Equivalence of Pyrheliometric and Monochromatic Aerosol Optical Depths at a Single Key Wavelength », *Applied Optics*, vol. 37 (30), pp. 7008-7018, 1998.
- [**Mon 08**] Mondol J, Yohanis Y, Norton B., « Solar radiation modelling for the simulation of photovoltaic systems », *Renewable Energy*, vol. 33 (5), pp. 1109-1120, 2008.
- [**Mon 99**] Monari G., « Sélection de modèles non linéaires par leave-one-out : étude théorique et application des réseaux de neurones au procédé de soudage par points », Thèse de Doctorat, Université Paris 6, Novembre 1999.
- [**Mos 06**] Moslehi K., Kumar R., « Vision for a self-healing power grid », *ABB Review*, vol. 4, pp. 21-25, 2006.

-
- [**Mue 04**] Mueller R.W., Dagestad K.F., Ineichen P., Schroedter-Homscheidt M., Cros S., Dumortier D., Kuhlemann R., Olseth J., Piernavieja G., Reise C., Wald L., Heinnemann D., « Rethinking satellite-based solar irradiance modelling: The SOLIS clear-sky module », *Remote Sensing of Environment*, vol. 91 (2), pp. 160-174, 2004.
- [**Muz 97**] Muzi F., Buccione C., Mautone S., « A new architecture for systems supplying essential loads in the Italian High-Speed Railway (HSR) », *WSEAS Transactions on Circuits and Systems*, vol. 5 (8), pp. 1192-1197, Aout 2006.

N

- [**Nad 93**] Nadal J.P., « Réseaux de neurones : de la physique à la psychologie », Armand Colin, 1993.
- [**Nag 95**] Nagata T., Sasaki H., Yokoyama R., « Power system restoration by joint usage of expert system and mathematical programming approach », *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 10 (3), pp. 1473-1479, 1995.
- [**Nag 00**] Nagata T., Watanabe H., Ohno M., Sasaki H., « A multi-agent approach to power system restoration », *International Conference on Power System Technology*, In *Proceedings. PowerCon2000*, vol. 3, pp. 1551-1556, 2000.
- [**Nag 12**] Nagata T., Ueda Y., Utatani M., « A multi-agent approach to Smart Grid operations ». 2012 IEEE International Conference on Power System Technology (POWERCON), 30 Octobre-2 Novembre 2012.
- [**Naz 16**] Nazaripouya H., Wang B., Wang Y., Chu P., Pota H.R., Gadh R., « Univariate time series prediction of solar power using a hybrid wavelet-ARMA-NARX Prediction Method », In *Proceedings of the IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D)*, Dallas, TX, USA, 3–5 Mai 2016.
- [**Not 06 (1)**] Notton G, Cristofari C, Poggi P., « Performance evaluation of various hourly slope irradiation models using Mediterranean experimental data of Ajaccio », *Energy Conversion and Management*, vol. 47 (2), pp. 147-173, 2006 (1).

[Not 06 (2)] Notton G, Poggi P, Cristofari C., « Predicting hourly solar irradiations on inclined surfaces based on the horizontal measurements: Performances of the association of well-known mathematical models », *Energy Conversion and Management*, vol. 47 (13), pp. 1816-1829, 2006 (2).

O

[Ope 18] Open source solar spectrum project, accessible en ligne : http://www.appropedia.org/Open_source_solar_spectrum_project. (dernier accès 01 Juin 2018).

[Oum 09] Oumbe Ndeffotsing Bertrand, « Exploitation des nouvelles capacités d'observation de la Terre pour évaluer le rayonnement solaire incident au sol », Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 9 Novembre 2009.

P

[Pen 10] Peng Li, Bin Song, Wei Wang, Tiemin Wang, « Multi-agent approach for service restoration of microgrid », 2010 the 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 15-17 Juin 2010.

[Per 94] Personnaz L., « Réseaux de neurones formels, identification de processus non linéaires », Cours de DEA d'électronique, Université Paris 6, 1994.

[Per 96] Pierlot N., « Application des réseaux de neurones à la commande en vitesse d'une charge mécanique entraînée par machine asynchrone » Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1996.

[Pos 96] Costa P., « Contribution à l'utilisation des réseaux de neurones à couches en traitement de signal », Thèse de Doctorat, Ecole Normale Supérieure de Cachan, 1996.

[Pri 18] Principe de fonctionnement d'une batterie solaire, accessible en ligne : <https://www.solaris-store.com/content/43-principe-de-fonctionnement-d-une-batterie-solaire> (dernier accès 15 Juin 2018).

R

- [Reh 99] Rehman S., « Empirical model development and comparison with existing correlations », *Applied Energy*, vol. 1 (64), pp. 369-378, 1999.
- [Riv 95] Rivals I., « Modélisation et commande de processus par réseaux de neurones : application au pilotage d'un véhicule autonome », Thèse de Doctorat, Université Paris 6, 1995.
- [Riv 96] Rivals I., Personnaz L., « Black-box modelling with state-space neural networks », *Neural adaptive control technology*, word scientific, pp. 237-264, 1996.

S

- [San 03] Santos JM, Pinazo JM, Cañada J. « Methodology for generating daily clearness index index values K_t starting from the monthly average daily value », *Determining the daily sequence using stochastic models*, *Renewable Energy*, vol. 8 (10), pp. 1523-1544, 2003.
- [San 17] Sánchez D., Melin P., Castillo O., « Optimization of modular granular neural networks using a firefly algorithm for human recognition », *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 64, pp. 172-186, 2017.
- [Sha 03] Shahidehpour M., Wang Y., « Communication and control in electric power systems: applications of parallel and distributed processing », Wiley-IEEE Press, Juillet 2003, ISBN: 978-0-471-45325-3.
- [Sim 07] Simon G., « Méthodes non linéaires pour série temporelles », Thèse de doctorat, Université Catholique de Louvain, 2007.
- [Sle 13] Sleiman W., Matta E., Saleh C., « Hybrid Rural Mini Electric Grid », Diplôme d'Ingénierie en Mécanique, Lebanese University, Faculty of Engineering II, 29 Juillet 2013.

T

- [**Tem 18**] Du Temps Solaire au Temps Légal, Equation du Temps, accessible en ligne : http://jean-paul.cornec.pagesperso-orange.fr/Equation.htm#_calcul (dernier accès 18 Janvier 2018).
- [**Tow 99**] Townsend N.W., Trassenko L., « Estimations of error bounds for Neural Network Function approximator », IEEE transactions on neural network, vol 10 (2), 1999.
- [**Tra 18**] Les Trames NMEA, LP du Giennois accessible en ligne : <http://www.cedricaoun.net/eie/trames%20NMEA183.pdf> (dernier accès 11 Juillet 2018).
- [**Tso 08**] Tsoukalas L.H., Gao R., « From smart grids to an energy internet: Assumptions, architectures and requirements », Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT), 6-9 Avril 2008.

V

- [**Vog 18**] Hydrogénérateur : l'énergie vient en voguant, accessible en ligne : <https://www.connaissancedesenergies.org/hydrogenerateur-l-energie-vient-en-voguant-130125> (dernier accès 13 Juillet 2018).
- [**Voy 11 (1)**] Voyant C., « Prédiction de Séries Temporelles de Rayonnement Solaire Global et de production d'énergie photovoltaïque à partir de réseaux de neurones artificiels ». Thèse de Doctorat, Université De Corse-Pascal Paoli, Corse, France, 6 Novembre 2011.
- [**Voy 11 (2)**] Voyant C., Muselli M., Paoli C., Nivet M., « Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation ». Energy, vol. 36, pp. 348–359, 2011.

W

- [**Wan 18**] Wang Z., Tian C., Zhu Q., Huang M., « Hourly Solar Radiation Forecasting Using a Volterra-Least Squares Support Vector Machine Model Combined with Signal Decomposition », *Energies*, vol. 11 (1), 68, 2018.
- [**Wei 17**] Wei C.C., « Predictions of surface solar radiation on tilted solar panels using machine learning models: Case study of Tainan City Taiwan », *Energies*, vol. 10 (10), 1660, 2017.
- [**Wen 10**] Wen-Jung Chiang, Hurng-LiahngJou, Jinn-Chang Wu, Kuen-Der Wu, Ya-Tsung Feng, « Active islanding detection method for the grid-connected photovoltaic generation system », *Electric Power Systems Research*, vol. 80 (4), pp. 372-379, Avril 2010.
- [**Whi 03**] White D., Roschelle A., Peterson P., Schlissel D., Biewald B., Steinhurst W., « The 2003 blackout: solutions that won't cost a fortune », *The Electricity Journal*, vol. 16 (9), pp. 43–53, 2003.

X

- [**Xi 10**] Xiao Z., Li T., Huang M., Shi J., Yang J., Yu J., Wu W., « Hierarchical MAS based control strategy for microgrid », *Energies*, vol. 2, pp. 1622-1638, 2010.
- [**Xin 11**] XingbeiJia, Chunxia Dou, Zhiqian Bo, Fang Zhao, Dongle Liu, « Application of multi-agent technology in micro-grid system », *International Conference on Advanced Power System Automation and Protection (APAP)*, vol. 2, pp. 962-967, 16-20 Octobre 2011.

Y

- [**Yet 09**] Yettou F., Malek A. , Haddadi M., Gama A., « Etude comparative de deux modèles de calcul du rayonnement solaire par ciel clair en Algérie », *Revue des Energies Renouvelables*, vol. 12 (2), pp. 331-346, 2009.
- [**Yu 12**] Yu S., Zhu K., Zhang X., « Energy demand projection of China using a path-coefficient analysis and PSO–GA approach », *Energy Conversion and Management*, vol. 53 (1), pp. 142-153, 2012.

Z

- [**Zha 11**] Zhang W.-Y., Zhao Z.-B., Han T.T., Kong L.B., « Short Term Wind Speed Forecasting for Wind Farms Using an Improved Auto regression Method », In *Proceedings of the International Conference of Information Technology, Computer Engineering and Management Sciences*, Nanjing, Jiangsu, Chine 24–25 Septembre 2011.