



UNIVERSITE SULTAN MOULAY SLIMANE
Faculté des Sciences et Techniques
Béni-Mellal



Centre d'Études Doctorales : Sciences et Techniques
Formation Doctorale : Mathématiques et Physique Appliquées (MPA)

THÈSE

Présentée par

BAZINE HASNAA

Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR

Spécialité : Génie Industriel

Option : Gestion de la production et efficacité énergétique

**Contribution à l'étude de la gestion de l'énergie à
travers la Proposition d'un modèle de gestion du mix
énergétique dans un contexte Smart-Grid**

Soutenue le 30/11/2019 à 9h devant la commission d'examen composée de :

| | | |
|----------------------|---|--------------------|
| J. BENGOURRAM | Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal | Président |
| A. OUTZOURHIT | Professeur, la Faculté des Sciences Semlalia, Marrakech | Rapporteur |
| S. MELLIANI | Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal | Rapporteur |
| A. ABOUNADA | Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal | Rapporteur |
| N. KOUIDER | Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal | Examineur |
| M. MABROUKI | Professeur, Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal | Directeur de thèse |

Dédicaces

A mes chers parents

Aucun mot, aussi signifiant soit-il, ne saurait exprimer le degré d'amour, d'affection, de respect et de reconnaissance que j'éprouve pour vous.

Votre présence à mes côtés m'a toujours apporté confiance et réconfort. Puisse ce travail être le fruit de votre dévouement et de vos sacrifices et un témoignage de ma profonde gratitude.

Que Dieu vous procure longue vie, avec bonheur et santé, vous protège, afin que vous demeuriez le soleil qui illumine ma vie.

A ma très chère sœur

Tu étais toujours l'épaule solide, l'oreille attentive et compréhensive. Que ce travail soit pour toi l'expression de ma de ma gratitude et de toute mon affection.

A tous les membres de ma famille.

Vous m'avez appuyé chacun à sa manière, votre confiance en moi m'a été d'un grand soutien.

Que ce travail soit pour vous le témoignage de mon estime et de ma vive reconnaissance

A tous mes amis.

A tous ceux qui ont eu confiance en moi.

Que tout le monde trouve à travers ces quelques lignes, mes sincères sentiments et ma profonde reconnaissance.

Remerciements

Au terme de ce travail, je remercie ALLAH pour tous les bienfaits qu'il m'a accordés et pour le courage, la patience et la force qu'il m'a attribué afin de mener à terme cette thèse.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à mon encadrent et mon directeur de thèse, M. MABROUKI Mustapha, le Directeur du laboratoire Génie Industriel, qui a bien voulu accepter de superviser ce travail. Son expérience et ses qualités humaines nous ont guidés et soutenus durant ce long chemin. Quelques mots ne suffiront pas à exprimer ma profonde gratitude pour sa disponibilité et son soutien et pour ses précieux conseils et directives qu'il n'a cessé de nous prodiguer pour mener à bien cette thèse.

Vers la fin, il m'est très agréable d'exprimer toutes mes reconnaissances à l'ensemble du personnel de la Faculté des Sciences et Technique, enseignants et employés, pour leur soutien, leur aide et surtout pour leur sympathie, leur accueil chaleureux et leur esprit coopératif.

Que tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l'accomplissement de cette thèse trouvent dans ces quelques mots l'expression de mes remerciements les plus chaleureux.

Avant-propos

- Prénom et Nom de l'auteur de la thèse : Hasnaa BAZINE
- Intitulé de la thèse : Contribution à l'étude de la gestion de l'énergie à travers la Proposition d'un modèle de gestion du mix énergétique dans un contexte Smart-Grid
- Prénom et Nom du directeur de la thèse : Pr. Mustapha MABROUKI (Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Béni-Mellal)
- Lieu de réalisation du travail : Laboratoire de Génie Industriel (LGI), à la Faculté des Sciences et Techniques, Université Sultan Moulay Slimane, Béni-Mellal.

Publications Internationales

- **Hasnaa Bazine, Mustapha Mabrouki**, *Chaotic dynamics applied in time prediction of photovoltaic production*, Renewable Energy, Volume 136, 2019, Pages 1255-1265, ISSN 0960-1481,
- **M. Adar, H. Bazine, Y. Najih, C. Bahanni, M. Mabrouki and A. Chebak**, "*Simulation Study of three PV Systems*," 2018 6th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), Rabat, Morocco, 2018, pp. 1-5.
- **H. Bazine, M. Adar, M. Mabrouki and A. Chebak**, "*A New Approach for Photovoltaic Power Prediction Based on Chaos Theory*," 2018 6th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), Rabat, Morocco, 2018, pp. 1-6.
- **H. Bazine and M. Mabrouki**, "*Prediction of Photovoltaic Production for Smart Grid Energy Management using Hidden Markov Model: a Study Case*," 2017 International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), Tangier, 2017, pp. 1-7.
- **H. Bazine and M. Mabrouki**. *Optimization of energy mix in a smart grid using knapsack problem and forecasts based on HMM*. International Journal of Advanced Research July (31) issue, VOL 4 (2016)
- **M. Adar, H. Bazine, A. Abounada and M. Mabrouki**. *Simulation and comparative study of different PV Modules technologies of silicon (Monocrystalline, polycrystalline and Amorphous) in Beni Mellal* IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering (IOSR-JEEE), Volume 11, Issue 3 Ver. IV (May. – Jun. 2016), PP 112-121

Communications Internationales

- **H. Bazine, M. Adar, M. Mabrouki and A. Chebak.** *A New Approach for Photovoltaic Power Prediction Based on Chaos Theory,* " 2018 6th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), Rabat, Maroc, 2018, du 05 au 08 décembre 2018.
- **Hasnaa Bazine, Mustapha Mabrouki.** A Review of insulating materials in high voltage overhead lines Third International Symposium on Dielectric Materials and Applications (ISyDMA'2018) Beni Mellal, Morocco, April 17-20, 2018
- **H. Bazine, M. Mabrouki.** *Prediction of photovoltaic production for Smart Grid Energy Management using Hidden Markov Model: a study case.* 5th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC'17), Tanger, Maroc, du 04 au 07 décembre 2017.
- **H. Bazine, M. Mabrouki.** *Electricity demand forecasting using Hidden Markov Model.* 3^{ème} édition du Colloque International sur le monitoring des systèmes industriels. 19 et 20 Octobre 2016 à Fès
- **H. Bazine, M. Mabrouki.** *Gestion du Mix énergétique dans les réseaux électriques intelligents.* Ecole de de printemps sur l'Efficacité Energétique dans l'industrie UP2E 2016 à béni Mellal
- **H. Bazine, M. Mabrouki, E. BENDADA.** *Knapsack problem for modelling the sharing of energy resources in a smart grid.* 2^{ème} édition des journées doctoriales du 26 au 28 Mars 2015.
- **H. Bazine, M. Mabrouki.** *Modèle de Markov caché pour la prévision de la demande et de la production renouvelables dans un smart grid.* Workshop International sur les Systèmes avancés en Génie Electrique et Energie Renouvelable, SAGEER'2015 à Oujda.
- **H. Bazine, M. Mabrouki, E. BENDADA.** *Optimisation des réseaux électriques à travers l'introduction des énergies renouvelables.* 1^{ère} édition des journées doctoriales tenue les 10 et 11 Juin 2014.

Résumé

L'objectif principal de la présente thèse de doctorat est de proposer un modèle de gestion du mix électrique dans le contexte des Smart-Grids. Le modèle que nous avons proposé se base sur le problème du sac à dos pour modéliser le partage des ressources dans le mix électrique et sur les prévisions comme outil de gestion permettant d'assurer l'équilibre offre demande avec un moindre prix et une qualité de service optimale. Nous avons ensuite proposé plusieurs des techniques de prévision notamment le modèle de Markov Caché, les réseaux de neurones artificiels, les réseaux de neurones à ondelettes, et la méthode de reconstruction de l'espace des phases. Nous avons également calculé plusieurs types d'erreurs pour déterminer la précision des prévisions réalisées. Les erreurs calculées sont : l'erreur quadratique moyenne (MSE), L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), et l'indice de Theil (TIC).

Les données utilisées dans cette thèse concernent la demande de la Faculté des Sciences et Technique de Béni Mellal et la production de la station photovoltaïque installée sur le toit du centre de recherche du dit établissement dans le cadre du projet Propre.ma.

Selon les résultats obtenus au cours de nos travaux, la méthode WRNN avec reconstruction de l'espace des phases est celle qui a enregistré les meilleurs résultats dans les deux cas de la demande et de la production PV, avec les plus petites valeurs des erreurs MSE, MAPE, RMSE et TIC ainsi que la valeur maximale du coefficient R, ceci est dû à la nature chaotique de la demande électrique et de la production renouvelable. Cette nature chaotique, qui a été démontré au cours de cette thèse, a fait de la reconstruction de l'espace des phases un moyen d'optimisation de la méthode de prévision utilisée.

Abstract

The main objective of this doctoral thesis is to propose a model of energy mix management in the context of Smart-Grids. The model we proposed is based on the Knapsack problem to model the sharing of resources in the energy mix, and forecasts as a management tool to ensure balance supply demand with a lower price and an optimal quality of service. We then proposed several prediction techniques including the Hidden Markov model, artificial neural networks, wavelet neural networks, and the phase space reconstruction method. We also calculated several types of errors to determine the forecasts accuracy. Calculated errors are: Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute percentage Error (MAPE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Theil Index (TIC).

The data used in this thesis concern the electrical demand of the Faculty of Science and Technology of Beni Mellal and the production of the photovoltaic station installed on the roof of the research center of the establishment under the project Propre.ma.

The results obtained during our work show that the WRNN method with reconstruction of the phase space gives the best results, both in the case of the electrical demand and that of the photovoltaic production, with the lowest values MSE, MAPE, RMSE and TIC, as well as the maximum value of the R coefficient, is due to the chaotic nature of electricity demand and renewable generation. Thus, this chaotic nature, which has been demonstrated in this thesis, has made phase space reconstruction a means of optimizing the prediction method used.

Sommaire

| | |
|-----------------------------|------|
| Dédicaces | I |
| Remerciements..... | II |
| Avant-propos | III |
| Résumé | V |
| Abstract | VI |
| Sommaire | VII |
| Liste des figures | X |
| Liste des tableaux | XII |
| Liste des abréviations..... | XIII |
| Introduction générale..... | 1 |

CHAPITRE I: GENERALITES

| | |
|---|-----------|
| I. Généralités sur les smart-grids | 5 |
| 1. LES CONTRAINTES DU RESEAU ELECTRIQUE ACTUEL..... | 5 |
| 2. OBJECTIFS DES SMART-GRIDS | 6 |
| 3. LES TECHNOLOGIES SMART-GRID | 6 |
| 3.1. <i>L'observabilité et la prévisibilité</i> | 6 |
| 3.2. <i>Le pilotage et le contrôle</i> | 7 |
| 3.3. <i>La flexibilité</i> | 7 |
| 4. CARACTERISTIQUES D'UN SMART-GRID | 8 |
| 5. LES COMPOSANTS D'UN SMART GRID..... | 10 |
| 5.1. <i>Couche physique, de communication et d'application</i> | 10 |
| 5.2. <i>Infrastructure de comptage avancée</i> | 11 |
| 5.3. <i>Réponse à la demande</i> | 11 |
| 5.4. <i>Automatisation de la distribution</i> | 12 |
| 5.5. <i>Une communication bidirectionnelle</i> | 12 |
| II. Généralités sur le secteur de l'énergie au maroc | 12 |
| 1. UN APERÇU DU SECTEUR DE L'ELECTRICITE MAROCAIN | 13 |
| 2. DEVELOPPEMENTS PERTINENTS ET REFORMES DU SECTEUR DE L'ELECTRICITE MAROCAIN | 18 |
| 2.1. <i>Libéralisation du marché marocain de l'électricité</i> | 19 |
| 2.2. <i>Extension du réseau électrique national et des échanges régionaux</i> | 19 |
| 2.3. <i>La stratégie énergétique nationale</i> | 20 |
| 2.4. <i>Changement climatique et émissions du carbone</i> | 23 |
| 3. PLAN ENERGETIQUE NATIONAL MAROCAIN..... | 25 |
| 4. LE POTENTIEL ET LES OPPORTUNITES DE L'ENERGIE RENOUVELABLE ENERGETIQUE AU MAROC | |
| 26 | |

| | |
|--|----|
| 4.1. Énergie éolienne | 27 |
| 4.2. Énergie solaire..... | 29 |
| 4.3. Énergie hydroélectrique | 31 |
| 4.4. L'énergie géothermique | 31 |
| 4.5. Biomasse..... | 32 |
| 4.6. Pouvoir nucléaire | 33 |
| 5. EFFICACITE ENERGETIQUE AU MAROC | 33 |
| 5.1. Efficacité énergétique des ménages..... | 34 |
| 5.2. Efficacité énergétique dans l'industrie | 34 |
| 5.3. Efficacité énergétique dans l'agriculture..... | 35 |
| 5.4. Efficacité énergétique dans le secteur du transport | 35 |
| 5.5. Efficacité énergétique dans le tertiaire | 35 |
| 6. DEFIS DU SECTEUR ENERGETIQUE AU MAROC..... | 36 |

CHAPITRE II : METHODES UTILISEES

| | |
|---|-----------|
| I. La modélisation des séries chronologiques | 40 |
| 1. DEFINITION D'UNE SERIE CHRONOLOGIQUE..... | 41 |
| 2. ANALYSE ET MODELISATION DES SERIES CHRONOLOGIQUES..... | 41 |
| 3. PROBLEME DU SAC A DOS | 42 |
| II. La prévision | 43 |
| 1. LA PREVISION : REVUE DES METHODES EXISTANTES..... | 44 |
| 1.1. Modèles de Box-Jenkins | 44 |
| 1.2. Modèles ARCH / GARCH- volatilité stochastique | 48 |
| 2. LE MODELE DE MARKOV CACHE..... | 50 |
| 2.1. Critère d'information bayésien..... | 54 |
| 2.2. Algorithme de maximisation des attentes (EM) | 56 |
| 3. RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS..... | 57 |
| 4. TRANSFORMEE EN ONDELETTES DISCRETE..... | 61 |
| 5. LE RESEAU DE NEURONES EN ONDELETTES | 63 |
| 6. THEORIE DU CHAOS | 65 |
| 6.1. Détection du chaos | 68 |
| 6.1.1. Largest Lyapunov Exponent | 68 |
| 6.1.2. « 0-1 test » | 68 |
| 6.2. Reconstruction de l'espace de phase | 69 |
| 6.2.1. Théoreme de Takens | 70 |
| 7. Prévisions | 72 |
| III. Le calcul des erreurs | 72 |
| 1. L'ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE (MSE)..... | 73 |
| 2. L'ERREUR DE POURCENTAGE ABSOLU MOYEN (MAPE)..... | 74 |
| 3. L'ECART DE LA RACINE CARREE (RMSE)..... | 74 |
| 4. L'INDICE DE THEIL (TIC) | 75 |

CHAPITRE III : RESULTATS ET DISCUSSION

| | |
|---|-----------|
| I. Modélisation du mix électrique..... | 78 |
|---|-----------|

| | |
|--|------------|
| II. Prév́ision de la consommation..... | 79 |
| 1. SITE ET DONNEES ETUDIES..... | 79 |
| 2. MODELE DE MARKOV CACHE | 79 |
| 2.1. Statistiques descriptives..... | 79 |
| 2.2. Prév́ision..... | 81 |
| 2.3. Test hors échantillon..... | 83 |
| 2.4. Fiabilité des prévisions: | 84 |
| 3. RESEAUX DE NEURONES A ONDELETTES | 85 |
| 4. RESEAUX DE NEURONES A ONDELETTES AVEC RECONSTRUCTION DE L'ESPACE DES PHASES . | 90 |
| 4.1. Détection du chaos | 90 |
| 4.2. Décalage temporel..... | 92 |
| 4.2.1. Le premier zéro de la fonction d'autocorrélation | 92 |
| 4.3. Dimension de plongement minimale..... | 93 |
| 4.4. Reconstruction de l'espace des phases..... | 93 |
| 4.5. Résultats de la prévision..... | 94 |
| 4.6. Fiabilité de la prévision..... | 95 |
| III. Prév́ision de la production photovoltaïque..... | 96 |
| 1. SITE ET DONNEES ETUDIES..... | 96 |
| 2. MODELE DE MARKOV CACHE | 96 |
| 2.1. Statistiques descriptives..... | 97 |
| 2.2. Prév́ision..... | 99 |
| 2.3. Test hors échantillon..... | 101 |
| 2.4. Fiabilité de la prévision..... | 101 |
| 3. RESEAUX DE NEURONES A ONDELETTES | 102 |
| 4. RESEAUX DE NEURONES A ONDELETTES AVEC RECONSTRUCTION DE L'ESPACE DES PHASES | 107 |
| 4.1. Détection du Chaos..... | 107 |
| 4.2. Décalage temporel: | 109 |
| 4.3. Dimension de plongement minimale..... | 110 |
| 4.4. Reconstruction de l'espace des phases..... | 110 |
| 4.5. Résultats de la prévision..... | 111 |
| 4.6. Fiabilité de la prévision :..... | 113 |
| IV. Synthèse des résultats et discussion..... | 113 |
| 1. CAS DE LA CONSOMMATION | 113 |
| 2. CAS DE LA PRODUCTION PHOTOVOLTAÏQUE..... | 115 |
| Conclusion et perspectives..... | 118 |
| Bibliographie..... | 120 |
| Annexes..... | 120 |

Liste des figures

| | |
|---|----|
| Figure 1.1 : Etapes de la chaîne d’approvisionnement en électricité dans un Smart Grid | 10 |
| Figure 1.2 : Evolution de la consommation d’énergie électrique au Maroc par habitant..... | 14 |
| Figure 1.3 : L’évolution du Taux d’Electrification Rural au Maroc depuis 1995 (source : ONE)..... | 15 |
| Figure 1.4 : Importations nettes d’énergie (en % de la consommation d’énergie au Maroc) (Source : Banque Mondiale)..... | 16 |
| Figure 1.5 : Production d’électricité à partir de charbon au Maroc (Source : Banque Mondiale) | 17 |
| Figure 1.6 : Production d’électricité à partir de gaz naturel au Maroc (Source : Banque Mondiale)..... | 17 |
| Figure 1.7 : Production d’électricité renouvelable (% de la production totale d’électricité) (Source : Banque Mondiale)..... | 18 |
| Figure 1.8 : Production d’hydroélectricité (% de la production totale) au Maroc (Source : Banque Mondiale) | 18 |
| Figure 1.9 : Mix électrique planifié pour 2020 au Maroc (Source: SIEM)..... | 21 |
| Figure 1.10 : Emissions de CO2 par habitant au Maroc (Source : knoema) | 23 |
| Figure 1.11 : Potentiel éolien au Maroc | 28 |
| Figure 1.12 : Potentiel Solaire au Maroc..... | 30 |
| Figure 2.1 : Représentation d’un modèle de Markov simple à 2 états..... | 52 |
| Figure 2.2 : Représentation d’un modèle de Markov Caché à 2 états | 53 |
| Figure 2.3 : représentation graphique d’un seul neurone artificiel | 58 |
| Figure 2.4 : les différentes couches d’un réseau de neurones artificiel | 59 |
| Figure 2.5 : la fonction d’activation pour un réseau de neurones artificiel..... | 60 |
| Figure 3.1: Histogramme de la consommation pour 2013 | 80 |
| Figure 3.2: L’évolution du critère BIC | 82 |
| Figure 3.3: Transition des états cachés | 82 |
| Figure 3.4: Consommation prévue et réelle utilisant le HMM pour 2013 | 83 |
| Figure 3.5: Consommation prévue et réelle dans le test hors échantillon en utilisant le HMM pour 2013..... | 84 |
| Figure 3.6: Erreur MAE pour la consommation prévue en utilisant le HMM pour 2013 | 84 |
| Figure 3.7: La réponse pour le cas de consommation en utilisant le WRNN..... | 85 |
| Figure 3.9: L’autocorrélation d’erreur dans le cas de la prévision de la consommation | 86 |
| Figure 3.10: L’état de l’apprentissage pour le cas de la prévision de la consommation | 87 |
| Figure 3.11: La performance des phases de l’apprentissage, la validation et le test pour le cas de consommation..... | 88 |
| Figure 3.12: Le graphique de régression pour le cas de la consommation..... | 89 |
| Figure 3.13: La consommation réelle et prévue en utilisant les WRNN..... | 89 |
| Figure 3.14: Exposant de Lyapunov pour différent ks..... | 90 |
| Figure 3.15: Les variables de translation p versus q | 91 |
| Figure 3.16 : Le déplacement carré moyen par rapport à n pour la carte logistique..... | 91 |
| Figure 3.17 : Le taux de croissance asymptotique Kc versus c | 92 |
| Figure 3.18 : Fonction d’autocorrélation pour le cas de la consommation électrique | 92 |
| Figure 3.19 : Information mutuelle pour le cas de la consommation..... | 93 |
| Figure 3.20: Dimension de plongement minimale avec l’algorithme de faux voisins les plus proches .93 | |

| | |
|---|-----|
| Figure 3.21: Portrait de phase pour le cas de la consommation électrique | 94 |
| Figure 3.22 : Prédiction de la consommation électrique en utilisant les ANN avant et après la reconstruction de l'espace des phases | 95 |
| Figure 3.23 : Prédiction de la consommation électrique après la reconstruction de l'espace des phases en utilisant les ANN et les WRNN..... | 95 |
| Figure 3.24: Histogramme de la production photovoltaïque | 97 |
| PV | 98 |
| Figure 3.25: l'Evolution du critère BIC pour le cas de la production..... | 99 |
| Figure 3.26: Transition des états cachés..... | 100 |
| Figure 3.27: Production de PV réel et prévue en utilisant du HMM | 100 |
| Figure 3.28 : Test hors échantillon de la prédiction de la production PV | 101 |
| Figure 3.29: Erreur MAE pour la production photovoltaïque prévue à l'aide du HMM..... | 102 |
| Figure 3.30: la réponse de la sortie dans le cas de la prédiction de la production photovoltaïque..... | 103 |
| Figure 3.31: Histogramme d'erreur de 20 classes pour la production PV | 103 |
| Figure 3.32: l'autocorrélation d'erreur dans le cas de la prédiction de la production photovoltaïque ... | 104 |
| Figure 3.33: L'état de l'apprentissage pour le cas de la prédiction de la production PV..... | 104 |
| Figure 3.34: La performance de la formation, la validation et les tests pour le cas de la production PV | 105 |
| Figure 3.35: Le graphique de régression pour le cas de la production PV | 106 |
| Figure 3.36: La production PV réelle et prévue avec les WRNN..... | 106 |
| Figure 3.37: Exposant de Lyapunov pour différent ks..... | 107 |
| Figure 3.38: les variables de translation p versus q | 108 |
| Figure 3.39: Le déplacement carré moyen par rapport à n pour la carte logistique..... | 108 |
| Figure 3.40: Le taux de croissance asymptotique K_c versus c | 109 |
| Figure 3.41: Fonction d'autocorrélation pour la production de PV | 109 |
| Figure 3.42: Information mutuelle pour le cas de la production PV..... | 110 |
| Figure 3.43: Dimension de plongement minimale avec l'algorithme de faux voisins les plus proches | 110 |
| Figure 3.44: Portrait de phase pour le cas de la production photovoltaïque..... | 111 |
| Figure 3.45: Prédiction de la production PV en utilisant les ANN avec et sans reconstruction de l'espace de phase | 112 |
| Figure 3.46: Prédiction de la production PV après la reconstruction de l'espace de phase en utilisant les ANN et WRNN..... | 112 |
| Figure 3.47: MSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation | 114 |
| Figure 3.48:MAPE pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation | 114 |
| Figure 3.49:RMSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation | 114 |
| Figure 3.50: TIC pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation..... | 114 |
| Figure 3.51: Coefficient R pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation | 115 |
| Figure 3.52: MSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la Production PV | 116 |
| Figure 3.53: MAPE pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV | 116 |
| Figure 3.54: RMSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV..... | 116 |
| Figure 3.55: TIC pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV | 116 |
| Figure 3.56: Coefficient R pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV | 116 |

Liste des tableaux

| | |
|---|-----|
| Tableau 1.1 : Comparaison entre les réseaux actuels et les Smart Grid..... | 9 |
| Tableau 1.2: la capacité totale installée pour différentes sources d'énergie..... | 31 |
| Tableau 1.3 : Projet prévus ou en développement pour les différentes ressources en énergies renouvelables au Maroc | 32 |
| Tableau 3.1 : Moyenne et écart type des données de consommation | 80 |
| Tableau 3.2 : fréquence et densité pour les intervalles de consommation | 80 |
| Tableau 3.3 : les résultats pour les modèles de critère BIC..... | 82 |
| Tableau 3.4 : Calcul des erreurs pour le Modèle de Markov Caché..... | 85 |
| Tableau 3.5: Calcul des erreurs avec différents critères pour le cas de la consommation | 89 |
| Tableau 3.6 : Calcul des erreurs pour les méthodes de prévision utilisées | 96 |
| Tableau 3.7 : La moyenne et l'écart type pour les données de production PV | 97 |
| Tableau 3.8 : Fréquence et densité pour les intervalles de production PV..... | 97 |
| Tableau 3.9 : Les résultats pour les modèles du critère BIC | 99 |
| Tableau 3.10 : Calcul des erreurs pour le HMM pour le cas de la production..... | 102 |
| Tableau 3.11: Calcul des erreurs avec les différents critères utilisés pour le cas de la production de PV | 107 |
| Tableau 3.12 : Calcul des erreurs avec les différentes méthodes utilisées | 113 |
| Tableau 3.13 : Récapitulatif des erreurs pour les différentes méthodes utilisées pour le cas de la consommation électrique | 114 |
| Tableau 3.14 : Récapitulatif des erreurs pour les différentes méthodes utilisées pour le cas de la production PV..... | 115 |

Liste des abréviations

PV : Photovoltaïque

EnR: Energies renouvelables

TIC : Technologies de l'information et de la communication

DSM: demand side management

AMI: automated metering infrastructure

HVDC: High Voltage Direct Current

DR : Demande response

HAN : Home Area Network

DA Distribution Automation

DG / RES distributed generation of renewable energy sources

TOU : Time of Use

CPP : Critical Pic Pricing

RTP : Real Time Pricing

DLC : Direct Load Control

GES : gaz à effet de serre

AIE : Agence internationale de l'énergie

CCNUCC : Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques

COP: Conference of the Parties

NCCC: Comité national sur le changement climatique

ONE : Office national de l'électricité

PERG : programme d'électrification rurale globale

PAI : Plan d'accélération industrielle

THT : Très haute tension

HT : Haute tension

MT : Moyenne tension

SNE : stratégie nationale énergétique

CSP : Concentrated Solar Power

DNI : Direct Normal Irradiation

ONU : Organisation des Nations Unies

TDNN : réseau de neurones à retardement

MKP : multidimensional knapsack problem -problème de sac à dos multiple

ARMA: Autoregressive moving average

ARIMA: Autoregressive integrated moving average

SARIMA: Seasonal autoregressive integrated moving average

ARCH: AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity

GARCH : generalized autoregressive conditional heteroskedasticity

HMM: Hidden Markov Model- Modèle de Markov Caché

WRNN: Wavelet recurrent neural network

PSR: Phase Space reconstruction

BIC : Bayesian Information Criterion

AIC : Akaike Information Criterion

ML : maximum de vraisemblance

LR : Régression linéaire

WR : Régression en ondelettes

MSE : Mean Square Error

MAPE : Mean Absolute Percentage Error

RMSE : Root Mean Square Error

Introduction générale

L'être humain a toujours eu besoin de contrôler ce qui l'entoure, il est constamment tourné vers l'avenir, dans ses réflexions et ses prises de décision essayant de décider de la meilleure marche à suivre pour atteindre ses objectifs.

Le besoin de prédire est né chez l'homme depuis la nuit des temps. La prédiction a donc depuis toujours constitué un atout important pour l'être humain quant à sa survie et son développement. Être capable de prédire, c'est établir un lien de cause à effet. Si nous pouvons relier la cause d'aujourd'hui à l'effet de demain, nous pouvons prédire.

Ainsi, depuis son existence, l'homme a remarqué à travers certains enchaînements, qu'une même situation est suivie d'un même phénomène. Il en a déduit que «Les mêmes causes engendrent les mêmes conséquences ». Et en réfléchissant aux conditions qui ont abouti aux enchaînements observés, il en a déduit le postulat de causalité. Cet axiome selon lequel toute situation est nécessairement le résultat d'une cause qui l'a précédée.

Dans certains cas simples, le postulat de causalité est en mesure de répondre aux besoins de la pensée rationnelle de comprendre et de prévoir une conséquence, en fonction du temps partant de sa cause. Toutefois, Pour comprendre et prévoir, la pensée rationnelle a besoin d'associer ce postulat de causalité à une condition de stabilité dans le temps et l'espace, ou en d'autres termes de reproductibilité qui fait que les mêmes causes produisent "toujours" les mêmes effets.

L'évolution d'un grand nombre de systèmes physiques peut être modélisée par des équations différentielles. La connaissance des conditions initiales dans ce cas suffit à déterminer l'évolution de ses variables dans le temps. L'évolution du système peut donc être qualifiée de déterministe au sens propre du mot et on peut même parler dans ce cas de déterminisme mathématique.

Cependant, le déterminisme d'un processus n'engendre pas nécessairement la prédictibilité de son état futur. Un certain nombre de raisons peuvent empêcher de prédire le résultat d'une loi déterministe d'évolution, on peut résumer ceux-ci dans les quatre points suivants : l'ignorance, la complexité, l'imprécision et le hasard.

Car il se trouve que pour prédire le résultat d'une loi il faut d'abord la connaître. Nombreux sont les phénomènes que la science n'arrive ni à expliquer, ni même à décrire. Ainsi, la méconnaissance d'un phénomène n'implique pas son attribution au hasard.

De plus, le postulat de causalité ou le déterminisme scientifique ne garantissent pas la précision du résultat d'une prévision ; il peut arriver qu'une variation minime, physiquement non maîtrisable, des données initiales, génère une variation considérable et imprévisible du résultat d'un phénomène dont la loi d'évolution possède une forme déterministe et une évolution calculable.

Ce type d'évolution est en fait un phénomène mathématique d'amplification d'effet. L'évolution d'une forme parfaitement déterministe, calculable à partir d'états initiaux très proches, peut aboutir, au cours temps, à des états complètement différents. Ce phénomène est appelé « chaos déterministe ».

D'un autre côté, l'évolution d'un système comportant un grand nombre de sous-systèmes déterministes peut être imprévisible, même si chacun d'eux est simple et à résultat prévisible, et ce à cause de la complexité du système. Attribuer au hasard ce type d'évolution est une erreur, car l'imprévisibilité de ce système est due à la complexité relative au grand nombre de sous-systèmes rend trop difficile la prédiction de son résultat.

Le manque de rigueur conduit beaucoup de gens à opposer l'évolution déterministe (considérée à tort comme prédictible) à l'évolution au hasard (jugée comme imprédictible). On ne peut désormais attribuer au hasard une évolution naturelle que nous sommes incapable de décrire ou prédire : ce serait attribuer à la nature un hasard résultant de l'ignorance humaine. Car il se trouve que la constante chaotique de la nature est omniprésente, et les systèmes qui nous entourent et dont les paramètres dépendent de la nature sont nombreux. Cette constante chaotique s'applique aux systèmes dynamiques, dont les composants interagissent avec la nature. Sans omettre de mentionner que l'Humanité est aussi un système dynamique à part entière, dans lequel l'être humain est l'un de ses composants.

Le système électrique intelligent est un parfait exemple pour illustrer ce phénomène, d'une part nous avons une demande qui fluctue selon un comportement humain tout à fait imprévisible, et de l'autre nous avons une production renouvelable intermittente dépendante des conditions météorologique en premier lieu. Ces réseaux électriques, qualifiés d'intelligents en raison de leurs capacités à interagir avec les utilisateurs, à s'auto-réparer, ou encore à leur flexibilité et fiabilité, sont devenus une nécessité absolue par leur rôle dans la préservation de l'environnement compte tenu du combat mené à l'échelle mondiale contre le changement climatique.

La gestion d'un tel type de réseau est un vrai défi pour les gestionnaires, en général, l'objectif principal dans un Smart-Grid est de trouver le mix électrique optimal, ce qui revient à dire de partager les ressources énergétiques en vue de desservir efficacement les consommateurs à moindre prix tout en assurant un équilibre entre production et consommation. Cette thèse propose un modèle de gestion du mix électrique en exploitant la prévision comme outil de gestion permettant d'assurer l'équilibre offre demande avec un moindre prix et une qualité de fourniture optimale.

Dans un premier temps nous avons modélisé le problème du partage des ressources dans le mix électrique dans le contexte du Smart-Grid. A la lumière de cette modélisation, nous avons conclu de la nécessité de prédire les deux grandeurs variables voire intermittentes de notre modèle, à savoir la demande et la production renouvelable. Dans cette partie du travail nous avons utilisé plusieurs méthodes que nous avons comparées vers la fin pour en déduire la plus performante.

Ce rapport de thèse se divise donc en trois grandes parties :

Le premier chapitre a été consacré aux notions générales sur les Smart-Grids en ce qui concerne leurs technologies, caractéristiques et composantes. Un aperçu général sur le secteur de

l'énergie au Maroc a été également présenté dans ce chapitre, en donnant une idée générale sur le potentiel du Maroc en matière d'énergie, ainsi que certains développements pertinent qu'a connu le secteur.

Le deuxième chapitre décrit les méthodes utilisées dans le cadre de cette thèse. La méthode utilisée pour la modélisation du problème du partage des ressources dans le mix électrique dans le contexte du Smart-Grid ainsi que l'ensemble des techniques de prévision proposées en plus des types d'erreurs calculées pour déterminer la fiabilité des prévisions réalisées durant ce travail sont présentés dans ce chapitre.

Quant au dernier chapitre, il regroupe l'ensemble des résultats obtenus ainsi que leurs interprétations. Nous y présenterons le modèle proposé du mix électrique, les prévisions réalisées avec les différentes méthodes proposées ainsi que le calcul des erreurs pour chacun des cas.

Nous clôturons ce manuscrit par une conclusion générale qui synthétise l'ensemble des résultats obtenu durant cette thèse ainsi que les perspectives de recherche en considération pour ce travail.

Chapitre I

GENERALITES

Ce premier chapitre aura pour objet, la description du contexte de l'étude d'une part nous présenterons des notions générales sur les Smart-Grids en termes de technologies, caractéristiques et composants, et d'un autre côté, nous donnerons entre autres, un aperçu général sur le secteur de l'énergie au Maroc, le potentiel de celui-ci en matière d'énergie, ainsi que certains développements pertinents qu'a connu le secteur.

Introduction

Ces dernières années, la consommation en électricité tend à croître de plus en plus, cette croissance soulève des questions concernant la dépendance à l'égard des énergies fossiles et leur impact sur l'environnement, et sur le niveau de sécurité et de fiabilité des systèmes de production d'énergie électrique. Le développement des réseaux intelligents appelés "Smart-Grids" devient alors une nécessité, si la communauté mondiale souhaite atteindre les objectifs communs notamment la sécurité énergétique, le développement économique et l'atténuation du changement climatique. En ce qui concerne le secteur de l'énergie électrique marocain, il est confronté à la demande croissante et à l'augmentation du nombre d'opérations et de systèmes de commande interconnectés dans le secteur électrique. Même si le pays dépend toujours des combustibles fossiles, il devrait connaître une croissance significative de la production de sources renouvelables au cours des dix prochaines années.

Ce chapitre se divise en deux volets, dans le premier nous présenterons des notions générales sur les Smart-Grids en termes de technologies, de caractéristiques et des composants, quant au deuxième volet, nous y donnerons entre autres, un aperçu général sur le secteur de l'énergie au Maroc, le potentiel de celui-ci en matière d'énergie, ainsi que certains développements pertinents qu'a connu le secteur.

I. Généralités sur les Smart-Grids

Le Smart-Grid est la vision d'une prochaine génération de réseaux capable d'améliorer la réponse à la demande, d'assurer une efficacité énergétique, d'intégrer des ressources d'énergie renouvelable intermittentes ainsi que des services de recharge des véhicules électriques, tout en réduisant les pics de demande et en améliorant la stabilisation du système électrique. En résumé, un réseau intelligent consiste à utiliser des capteurs, des moyens de communications, des capacités de calcul et des commandes pour améliorer la fonctionnalité globale du système de fourniture d'énergie électrique.

1. Les contraintes du réseau électrique actuel

De nos jours, le réseau électrique est confronté à plusieurs contraintes l'obligeant à muter vers un réseau plus efficace. Nous résumons l'essentiel de ces contraintes dans ce qui suit.

L'augmentation de la consommation

Les principales causes de l'augmentation considérable de la consommation électrique sont la diversification, le développement et l'accroissement du nombre d'appareils électriques, ainsi que l'apparition de nouveaux usages de consommation, tels que la voiture électrique. Face à cette augmentation prévisible, les réseaux électriques actuels seront incapables de répondre aux besoins.

Les énergies renouvelables

Depuis quelques années, de plus en plus de sources d'électricité d'origine renouvelable (éolien, photovoltaïque) sont reliées au réseau électrique. L'intermittence de ce type de production la

rend très difficile à intégrer au réseau et ne correspond pas forcément aux périodes de consommation de pointe. L'électricité produite, ne pouvant être stockée, est alors perdue.

De nouveaux objectifs

Le Maroc s'est fixé comme objectif de porter à 42% la part des énergies renouvelables dans le mix électrique national d'ici 2020, et ce dans le cadre de sa stratégie énergétique nationale lancée en 2009. Un pourcentage qui devrait atteindre 52 % d'ici 2030, en particulier à travers l'énergie solaire et éolienne.

Les projets réalisés et ceux en cours de développement montrent que le Royaume est sur la bonne voie pour atteindre cet objectif, soit 6.000 mégawatts (MW) de puissance électrique installée à base du solaire, de l'éolien et de l'hydraulique. A presque une année de cette date butoir. Le Maroc atteint déjà à ce jour un mix électrique d'origine renouvelable de 34%.

2. Objectifs des Smart-Grids

Le réseau électrique actuel se trouve contraint de s'adapter, afin de faire face à ces nouvelles contraintes. Seul un réseau doté d'une certaine intelligence permettra d'intégrer ces énergies renouvelables et de renseigner producteur, distributeur et consommateur sur l'utilisation de l'énergie.

En résumé le réseau électrique moderne doit être doté de certaines caractéristiques principales parmi lesquelles :

- L'adoption d'une approche centrée sur l'utilisateur et son implication dans la gestion de sa propre demande ;
- L'innovation et le renouvellement dans les réseaux d'électricité ;
- La sécurité de l'approvisionnement, l'intégration et l'interopérabilité ;
- L'accès à un marché libéralisé pour favoriser la concurrence ;
- La décentralisation de la production et l'utilisation des sources d'énergie renouvelable ;
- Une meilleure utilisation de la production centrale ;

3. Les technologies Smart-Grid

Les nouvelles technologies de l'information et de la communication sont indispensables dans le réseau électrique moderne afin d'optimiser les flux d'énergie et, notamment, d'assurer l'équilibre « offre/demande ». Ainsi, l'observabilité, la prévisibilité, le pilotage et la flexibilité sont les techniques clés d'un Smart-Grid.

3.1. L'observabilité et la prévisibilité

Les instruments de mesure

L'observabilité consiste à surveiller l'état du réseau à tout moment, afin de pouvoir détecter tout dysfonctionnement, défaut, congestion ou variation de la tension, ce qui permettra par la suite de mieux anticiper les incidents et de faciliter la prise de décision. L'observabilité du

réseau peut être garantie par la multiplication des capteurs communicants, et permettra ainsi de mesurer précisément les flux d'énergie sur le réseau à tout moment, de maintenir l'équilibre et la stabilité du système, de surveiller la qualité de fourniture, et de gérer activement la demande.

Les instruments de prévision

A cause de la nature intermittente de certaines de ses sources d'énergie, la gestion du réseau moderne nécessite des outils de prévision de la production renouvelable, qui nous permettront d'assurer l'équilibre production/consommation et, ainsi, d'améliorer l'insertion de cette production sur les réseaux. Il s'agit de déterminer quelle part de la puissance totale maximale attribuer aux énergies renouvelables.

Des prévisions fiables seront indispensables pour pouvoir calculer préalablement et avec précision la production des centrales électriques, en particulier pour les installations hydroélectriques, éoliennes et solaires. Plus fiables seront les prévisions, plus l'exploitation et la rentabilité des centrales électriques seront meilleures.

3.2. Le pilotage et le contrôle

Les outils de contrôle et de pilotage sont nécessaires dans un réseau électrique moderne, afin de mieux intégrer la production décentralisée sur les réseaux en respectant la stabilité et la qualité du système. Il s'agit d'interagir avec la production décentralisée en développant les fonctions d'automatisation (réglages de la tension et de la puissance, reconfiguration après défaut, reconfiguration en régime normal) à travers :

- Le contrôle et le pilotage de la puissance active et réactive pour résoudre les problèmes d'équilibre du système ainsi que les problèmes de tension locaux ;
- Le contrôle et le pilotage à travers de nouvelles fonctions d'automatisation centralisée utilisant le pilotage de la production décentralisée ;
- Le contrôle local des petites installations de production décentralisées ;

La gestion de la demande

L'une des finalités des réseaux électriques intelligents est de rendre les consommateurs plus réactifs à la situation du marché de gros de l'électricité, notamment en réduisant leur demande (ou en augmentant la production décentralisée) lorsque l'équilibre entre l'offre et la demande est difficile à atteindre sur le marché de gros. La gestion de la demande permet, en incitant, par des signaux tarifaires, les utilisateurs des réseaux à limiter leur consommation en période de pointe et à la reporter en période creuse.

3.3. La flexibilité

L'Agence internationale de l'énergie définit la flexibilité d'un système électrique comme étant "la mesure dans laquelle il peut modifier la production ou la consommation d'électricité en réponse à la variabilité attendue ou non". La flexibilité peut donc faire référence à la capacité

de modifier l'alimentation ou la demande du système dans son ensemble ou d'une unité particulière.

Les technologies de Smart-Grids permettront de développer la flexibilité des réseaux. Grâce à la digitalisation du réseau et aux compteurs intelligents, la demande et la fourniture d'électricité peuvent être ajustées grâce à une communication en temps réel automatisée entre les appareils.

Le stockage de masse

Pour rendre le système électrique plus flexible face à l'intermittence des énergies renouvelables, le stockage de masse d'électricité apparaît comme une solution intéressante. Aujourd'hui, il existe deux technologies de stockage :

- Les batteries de nouvelle génération Lithium-Ion ou Sodium-Souffre : elles ont démontré leur excellente aptitude technique (rendement, durée de vie, sécurité, ...)
- Le stockage sous forme d'énergie potentielle :
 - Les cavités sous-terraines (Compressed Air Energy Storage - CAES) : elles permettent de stocker l'électricité produite sous forme d'air comprimé.
 - Les stations de transfert d'énergie par pompage (STEP) : les STEP sont des installations hydroélectriques qui puisent aux heures creuses de l'eau dans un bassin inférieur afin de remplir une retenue en amont (lac d'altitude). L'eau est ensuite turbinée aux heures de forte consommation.

Le rôle des interconnexions

Développer l'interconnexion entre des pays soumis à des régimes de vent ou d'ensoleillement différents permettra de lisser la production globale et de pallier l'intermittence. L'intégration des énergies renouvelables dans le système électrique implique un grand défi : la coordination dans l'exploitation du réseau. Il s'agit d'analyser la compatibilité de ce type d'énergie avec les règles de sûreté du système, d'anticiper les risques de déséquilibre entre pays ou au sein d'une même zone pour garantir la sécurité d'approvisionnement électrique.

4. Caractéristiques d'un Smart-Grid

On peut différencier les Smart-Grids en 3 types de réseaux intelligents : les micro-réseaux, les réseaux intelligents et les super-réseaux.

- Les micro-réseaux couvrent souvent des îles, des petites villes ou des districts, où le réseau de distribution intègre une infrastructure de surveillance et de contrôle et utilise des sources de production d'énergie locales. L'objectif d'un micro-réseau est de répondre le plus efficacement possible aux besoins locaux en énergie.
- Les réseaux intelligents équilibrent l'offre et la demande sur une région. Ils utilisent des types avancés de technologies de contrôle et de gestion pour distribuer efficacement l'énergie et connecter les sources d'énergie renouvelables décentralisées et la cogénération au réseau.

- Les super-réseaux transportent d'importantes charges d'énergie entre des régions ou des pays à forte offre et à forte demande, en utilisant des interconnexions basées sur la technologie HVDC (High Voltage Direct Current).

Les anciens réseaux subissent d'importantes pertes d'électricité dans les réseaux de transport et de distribution. Il existe également une inefficacité importante liée à la demande de pointe. De plus, l'ajout au réseau actuel d'électricité très intermittente provenant de sources renouvelables pose d'importants défis pour la gestion du réseau et la qualité de sa fourniture.

Le tableau 1.1 présente une comparaison des réseaux intelligents actuels et futurs.

Tableau 1.1 : Comparaison entre les réseaux actuels et les Smart Grid

| | Réseau actuel | Smart-Grid |
|--|--|---|
| Communications | Aucune ou à sens unique, pas en temps réel | Bidirectionnelle, en temps réel |
| Interaction client | Limitée | Extensive |
| Mesure | Électromécanique | Digital (tarification en temps réel et la facturation nette) |
| Opération et maintenance | Vérification manuelle de l'équipement, maintenance | Surveillance à distance, maintenance prédictive et basée sur le temps |
| Génération | Centralisée | Décentralisée et distribuée |
| Contrôle de flux de puissance | Limité | Complet, automatisé |
| Fiabilité | Sujet aux pannes et aux pannes en cascade | Protection automatisée et proactive ; empêche les pannes avant qu'elles ne commencent |
| Restauration suite à une perturbation | Manuelle | Autoréparation |
| Topologie du système | Flux de puissance radial, généralement unidirectionnel | En réseau, plusieurs voies de flux d'énergie |

(M. Ourahou et al. 2018) présentent une étude centrée sur la différence entre un concept de réseau conventionnel et de réseau intelligent en traitant également l'intégration de l'énergie renouvelable dans un système de réseau intelligent où le contrôle du réseau est indispensable pour la gestion de l'énergie. Les défis soulignés dans cette étude sont la fiabilité du réseau, et la prise des mesures de contrôle appropriées afin de préserver un approvisionnement continu en électricité pour les clients

Le département américain de l'énergie a identifié sept caractéristiques d'un réseau intelligent :

1. Optimise l'utilisation des actifs et l'efficacité opérationnelle.
2. Prend en charge toutes les options de génération et de stockage.
3. Fourni une qualité d'alimentation répondant à tous les besoins de l'économie numérique.

4. Anticipe et réagit aux perturbations du système.
5. Opère de manière résiliente contre les attaques physiques et les cyberattaques et les catastrophes naturelles.
6. Permet la participation active des consommateurs.
7. Activer de nouveaux produits, services et marchés.

5. Les composants d'un Smart Grid

En principe, il y a trois grandes composantes dans un Smart-Grid : tout d'abord, des éléments physiques comme des capteurs, qui vont surveiller en permanence l'état des infrastructures. Plus une deuxième composante logicielle, indispensable pour agréger ces informations, les analyser les traiter, et finalement une couche de communication dont le rôle est de partager les données et permettre aux acteurs de l'énergie d'interagir

Quant à la chaîne d'approvisionnement en électricité, elle peut être divisée en 7 étapes, comme présenté dans la figure 1.1. Une centrale de production produit l'électricité transformée et transmise par le gestionnaire de réseau de transport sur des lignes de transport à haute tension. Le gestionnaire de réseau de transport est responsable de l'équilibre entre l'offre et la demande. À partir de là, l'électricité est distribuée par le gestionnaire de réseau de distribution sur des lignes électriques à moyenne ou basse tension jusqu'aux sous-stations, où elle est à nouveau transformée pour la livraison finale.

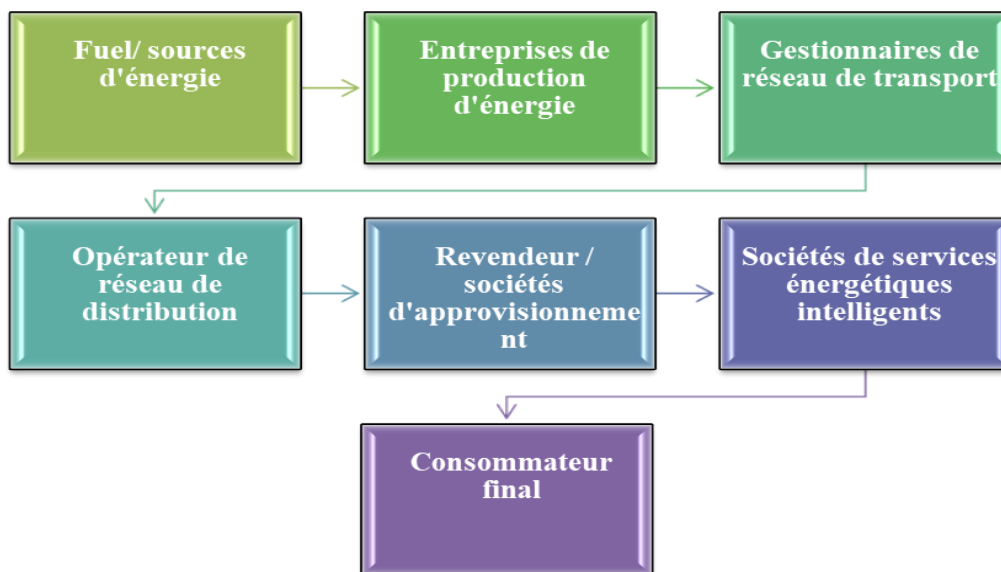


Figure 1.1 : Etapes de la chaîne d'approvisionnement en électricité dans un Smart Grid

5.1. Couche physique, de communication et d'application

Un réseau totalement intelligent nécessite la génération et la communication de données en temps réel concernant la demande, l'offre et l'état du réseau. Les systèmes de gestion et les applications sont nécessaires pour transformer les données en décisions opérationnelles et en gestion d'actifs pour les opérateurs, ainsi qu'en décisions de consommation pour les clients finaux, augmentant ainsi l'efficacité de l'ensemble de la chaîne de valeur.

Un réseau intelligent à part entière intègre généralement les composants suivants :

- Infrastructure de comptage avancée (AMI)
- Systèmes de réponse à la demande (DR)
- Services de gestion de l'énergie / Réseaux domotiques (HAN)
- Automatisation de la distribution (DA)
- Production d'électricité distribuée et renouvelable (DG / RES)
- Stockage d'énergie avancé
- Infrastructure de recharge de véhicules électriques (VE)
- Gestion des systèmes et sécurité des données TIC

5.2. Infrastructure de comptage avancée

La couche de communications et applications est la capacité clé permettant une gestion plus efficace de la production d'électricité, dans les phases distribution et utilisation. Cette couche se compose de systèmes de gestion de données de compteurs, d'une gestion de programme d'infrastructure de comptage avancée, d'une interface logicielle et matérielle d'interface client et d'une technologie d'intégration de systèmes, qui unifie tous les types d'appareils et de sources de données connectés au réseau.

Les informations bidirectionnelles générées par le comptage avancé permettent aux gestionnaires de réseau de distribution, aux détaillants en énergie, aux fournisseurs de services énergétiques et aux clients finaux d'améliorer l'efficacité et la performance de leurs services.

Le comptage intelligent permettra aux opérateurs de proposer aux consommateurs une tarification en temps réel ou dynamique. La tarification dynamique a démontré son potentiel pour réduire de manière significative la consommation d'énergie en période de pointe comme démontré dans l'article de (A. Faruqi 2010). Le comptage intelligent a également un rôle crucial dans l'intégration et la gestion de la production décentralisée d'énergie renouvelable.

5.3. Réponse à la demande

La réponse à la demande correspond à la communication entre le service public et le client final en ce qui concerne leur consommation d'électricité et les variations de prix sur le marché. Les applications utilisées dans le cadre de la gestion de la réponse à la demande permettent aux consommateurs de réduire ou de modifier leur consommation d'électricité lorsque les prix sont élevés, ou aux services publics de réduire la consommation des abonnés lorsque la demande totale du système est presque saturée. Les compteurs intelligents et les boîtiers d'énergie sont essentiels dans la gestion de la réponse à la demande car ils permettent le retour d'informations via des affichages internes, un contrôle de charge direct automatisé et une communication bidirectionnelle, basés sur la lecture fréquente des compteurs.

Faruqi (2010) a démontré que les ménages réagissent à la hausse des prix en réduisant leurs consommations. La taille de la réponse dépend de nombreux facteurs, notamment de la géographie, de la hausse des prix et de la prise en charge de technologies habilitantes, telles que les appareils de communication programmables et les systèmes de passerelle permettant le

contrôle à distance. Diverses études, réalisées pour la plupart aux États-Unis et examinées par Faruqi (2010), ont montré un potentiel de réduction de la charge de pointe grâce à une réponse à la demande pouvant atteindre 44%. Le potentiel de réponse de la demande en Europe est généralement considéré comme inférieur à celui des États-Unis et les acteurs du secteur calculent généralement dans une fourchette de 5% à 15%.

5.4. Automatisation de la distribution

L'Institut de recherche sur l'énergie électrique (EPRI) définit l'automatisation de la distribution comme: «Un ensemble de capteurs, processeurs et technologies de communication intelligents qui permettent à un service d'électricité de surveiller et de coordonner à distance ses actifs de distribution et d'exploiter ces actifs de manière optimale, avec ou sans intervention manuelle.»

En utilisant la technologie des capteurs, l'infrastructure de communication et l'informatique qu'implique le réseau intelligent, les services publics seront en mesure d'optimiser la fiabilité, l'efficacité opérationnelle et la sécurité de leur réseau et d'améliorer l'utilisation de leurs actifs. Grâce aux informations générées aux quatre coins du réseau et traitées en temps réel, le réseau intelligent sera en mesure de détecter et de réagir automatiquement à toute perturbation du réseau. Il sera en mesure de réorienter l'énergie autour des perturbations ou des congestions sans nuire à l'expérience de l'utilisateur final.

5.5. Une communication bidirectionnelle

Les communications bidirectionnelles en temps réel disponibles dans un réseau intelligent permettront aux clients d'être récompensés pour leurs efforts en matière d'économie d'énergie et de vente d'énergie au réseau grâce aux technologies de comptage avancé. Après avoir étendu les concepts de production distribuée tels que les panneaux solaires résidentiels et les petites éoliennes, le réseau intelligent améliorera l'efficacité du secteur de l'énergie en fournissant des ressources en énergie verte et en réduisant les pics de charge. Il permettra aux petits clients domestiques et aux entreprises de vendre de l'électricité à leurs voisins ou même de les réintroduire dans le réseau de distribution.

Les solutions intégrées de réseau intelligent associent une technologie de comptage avancée, un transfert de données à haute vitesse bidirectionnel, un logiciel de surveillance et d'analyse en continu, entre autres services connexes destinés à fournir des données en temps réel spécifiques à un lieu ainsi que des solutions de gestion d'énergie domestique. Lorsqu'elles sont combinées, ces solutions augmenteront considérablement l'efficacité et la fiabilité des réseaux électriques. Parallèlement, l'impact sur l'environnement sera réduit grâce à l'utilisation de sources d'énergie renouvelables et une utilisation rationnelle de l'énergie.

II. Généralités sur le secteur de l'énergie au Maroc

Le secteur de l'énergie Marocain a traversé une phase de transition notable au cours des deux dernières décennies. Cette réforme se caractérise par une pénétration progressive des énergies renouvelables, des réformes juridiques et institutionnelles rationnelles et une libéralisation du marché de l'électricité. En fait, cette orientation est la réponse à la demande croissante de

l'électricité suite au développement accéléré des activités industrielles, à la croissance démographique et à l'augmentation de la consommation d'énergie par habitant. L'augmentation de la part d'électricité produite à partir des énergies renouvelables est un élément central de la politique marocaine concernant la future transition du secteur de l'électricité vers un mix électrique à faible émission de carbone.

À l'heure actuelle, le Maroc est encore fortement dépendant des énergies conventionnelles, avec un taux d'importation récent supérieur à 95%. Cette situation critique met en danger les soldes budgétaires de l'État et représente un lourd fardeau pour l'environnement, principalement sous la forme d'émissions de GES (gaz à effet de serre) auxquelles le secteur de l'énergie (électricité et chauffage) contribue le plus.

1. Un aperçu du secteur de l'électricité marocain

Le Maroc, officiellement le Royaume du Maroc, est un pays de la région du Maghreb en Afrique du Nord. Sa frontière orientale est avec l'Algérie et une étendue d'eau relativement étroite la sépare de l'Espagne au nord, avec une superficie de 710 850 km² et un littoral de 3500 km (partagé entre l'océan Atlantique et la mer Méditerranée). La population marocaine est estimée à 33,8 millions d'habitants (recensement de la population de 2014) pour une densité de 70,92 habitants / km².

Les études sur la prévision du changement climatique et du réchauffement de la planète ont démontré que le Maroc fait partie des pays les plus susceptibles d'être menacés par le changement climatique. Selon l'AIE, les émissions de GES du Maroc dues aux combustibles ont été estimées à environ 42,1 Mt de CO₂ en 2008 et devraient augmenter rapidement (plus du double d'ici l'an 2020). Cette augmentation est principalement due à la croissance du secteur résidentiel et du secteur de l'énergie. Pour contribuer aux efforts de la communauté internationale visant à réduire l'impact du changement climatique, le Maroc a signé la Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques (CCNUCC) lors du Sommet de la Terre de Rio de Janeiro en juin 1992, l'a ratifiée en décembre 1995. Dans le même esprit, le pays a mis en place un comité national sur le changement climatique en 1996 et un comité national scientifique et technique, tandis qu'en 2001, le Maroc organisait la COP-7 et présentait sa première communication nationale sur le changement climatique (octobre 2001). Le protocole de Kyoto a été ratifié le 25 janvier 2002 et est entré en vigueur le 16 février 2005.

La consommation d'électricité du Maroc (23,61 milliards de kWh) le classait au 66ème rang sur 271 pays en 2012, tandis que sa production d'électricité se classait au 71ème rang dans le même classement avec environ 21,13 milliards de kWh.

Les coûts variables liés aux combustibles fossiles (principalement en raison de préoccupations géopolitiques et de l'épuisement des ressources naturelles) pèsent lourdement sur le budget économique du pays, le limitant toujours à une évolution imprévisible des tendances. D'autres facteurs, tels que la sécurité d'approvisionnement, la durabilité énergétique et les énergies faibles en carbone, confèrent au secteur de l'énergie une dimension géostratégique et poussent les acteurs marocains à accorder une attention particulière à ses problèmes croissants, en

prenant en compte sa valeur en tant que jalon essentiel dans le processus du développement durable.

En fait, le secteur de l'énergie a connu une expansion continue au cours des dernières années, avec une augmentation particulière de la demande en électricité comme présentée dans la Figure 1.2.

(R. Gutiérrez et al 2006) propose un moyen d'utiliser les processus de diffusion stochastique pour modéliser la consommation totale d'énergie électrique (y compris les pertes de distribution et de transport) au Maroc, telle qu'enregistrée par les données officielles des ventes totales publiées par l'Office national de l'électricité (ONE). La méthodologie proposée repose sur l'analyse de la fonction de tendance; L'ajustement et les prévisions sont améliorés en utilisant des facteurs exogènes macroéconomiques tels que le produit intérieur brut par habitant (PIB / hab), la consommation intérieure finale et la formation brute de capital fixe.

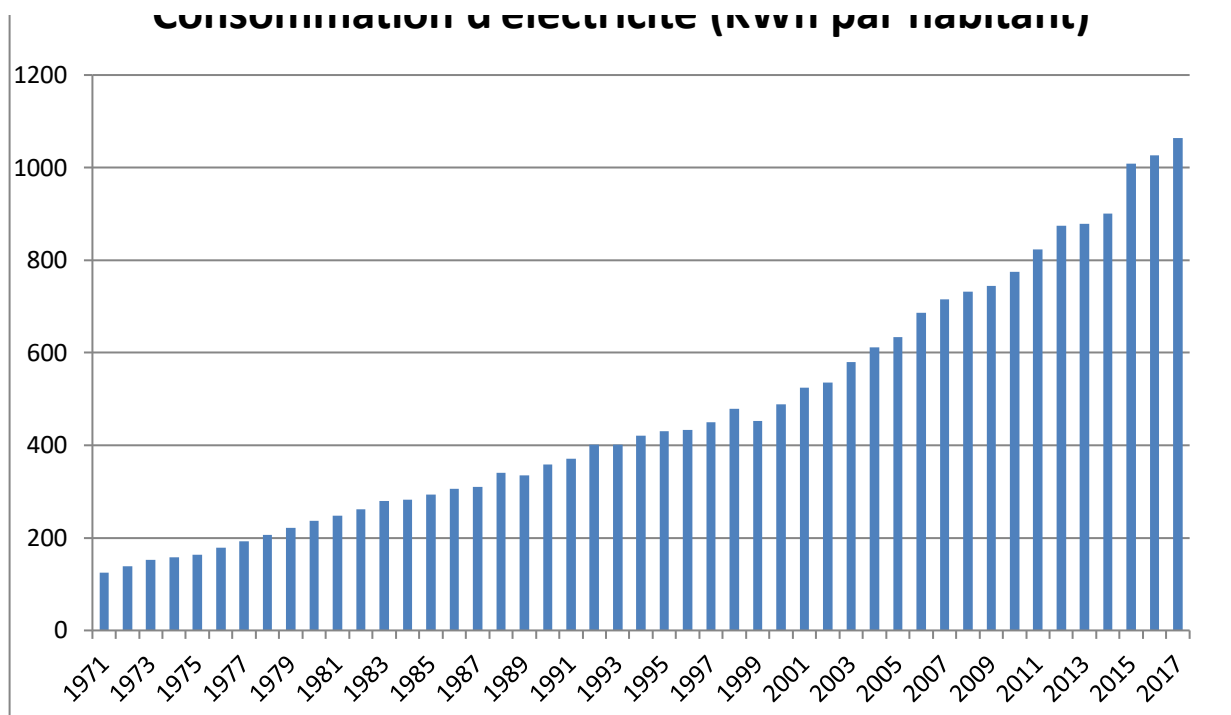


Figure 1.2 : Evolution de la consommation d'énergie électrique au Maroc par habitant
(Source : Banque Mondiale)

La population marocaine a atteint 33,8 millions d'habitants (recensement de la population de 2014) contre 29,8 millions d'habitants (recensement de la population de 2004) avec un taux de croissance démographique de 1,25%. L'espérance de vie à la naissance (en années) est également passée de 70 039 en 2004 à 74 016 en 2014 selon la Banque mondiale. En outre, le PIB par habitant du Maroc continuera de croître, passant de 3237,83 USD en 2015 à environ 3 550,05 USD en 2020.

Cette augmentation continue de la croissance démographique et du niveau de vie est l'un des principaux moteurs des besoins en énergie supplémentaires au Maroc, qui résulte du taux

d'électrification croissant des zones rurales marocaines dans le cadre du programme PERG (programme d'électrification rurale globale) lancé en 1995. Ce programme national (budget d'investissement global de 22,4 milliards de MAD) a permis le passage du taux d'électrification de 18% à plus de 99% en 20 ans, raccordant environ 35 600 villages au réseau national et installant des systèmes photovoltaïques domestiques (photovoltaïques) dans plus de 60 000 ménages, pour une population connectée totale de 12 millions (environ 37% de la population marocaine) comme le montre la Figure 1.3

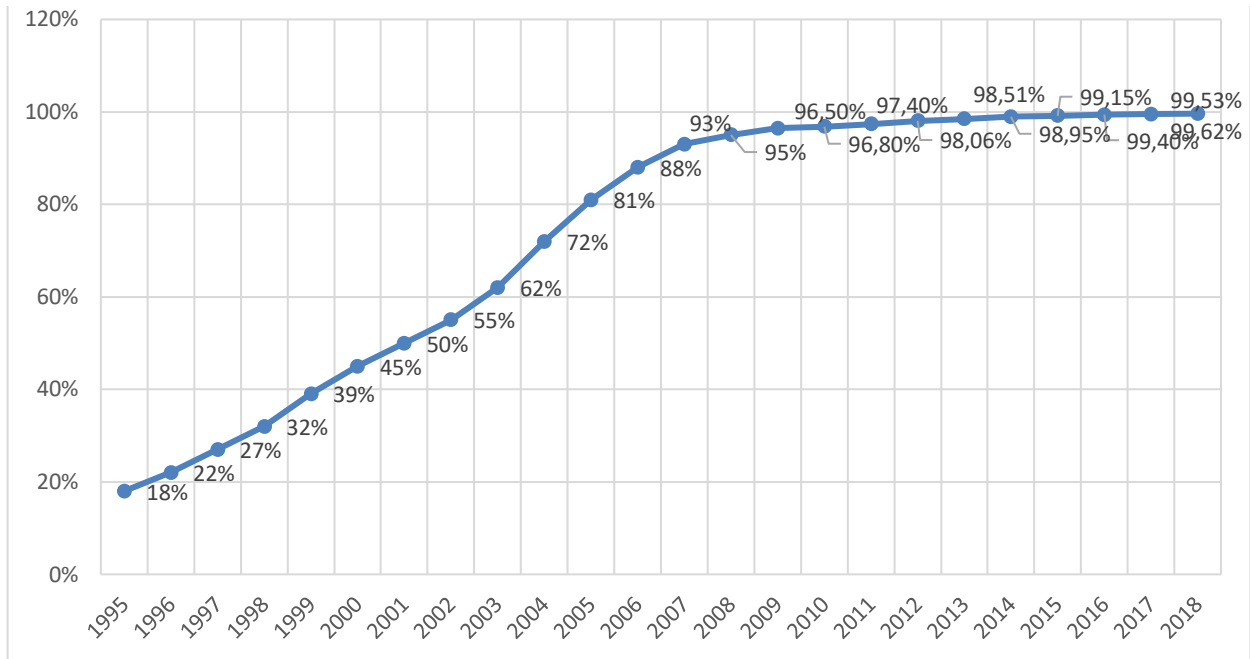


Figure 1.3 : L'évolution du Taux d'Electrification Rural au Maroc depuis 1995 (source : ONE)

Au même temps, la croissance industrielle a contribué de manière remarquable à l'augmentation de la demande en énergie et en électricité dans le pays. En fait, l'environnement favorable aux opportunités d'investissement au Maroc a attiré un nombre croissant d'investissements dans différents secteurs industriels. De plus, le PAI (Plan d'accélération industrielle) pour la période 2014-2020 est sensé contribuer à la création de 500 000 emplois et à l'augmentation de la part industrielle dans le PIB marocain de 14% à 23%.

D'autre part, le rapport annuel de l'Agence nationale de l'électricité et de l'eau (ONEE) a fourni quelques chiffres clés sur le marché marocain de l'électricité en 2015. Alors que la demande totale en électricité atteignait 34 413 GWh, seulement 29 914 GWh étaient assurés par la production nationale et le reste était importé de l'étranger (principalement d'Espagne) comme indiqué dans Figure 1.4.

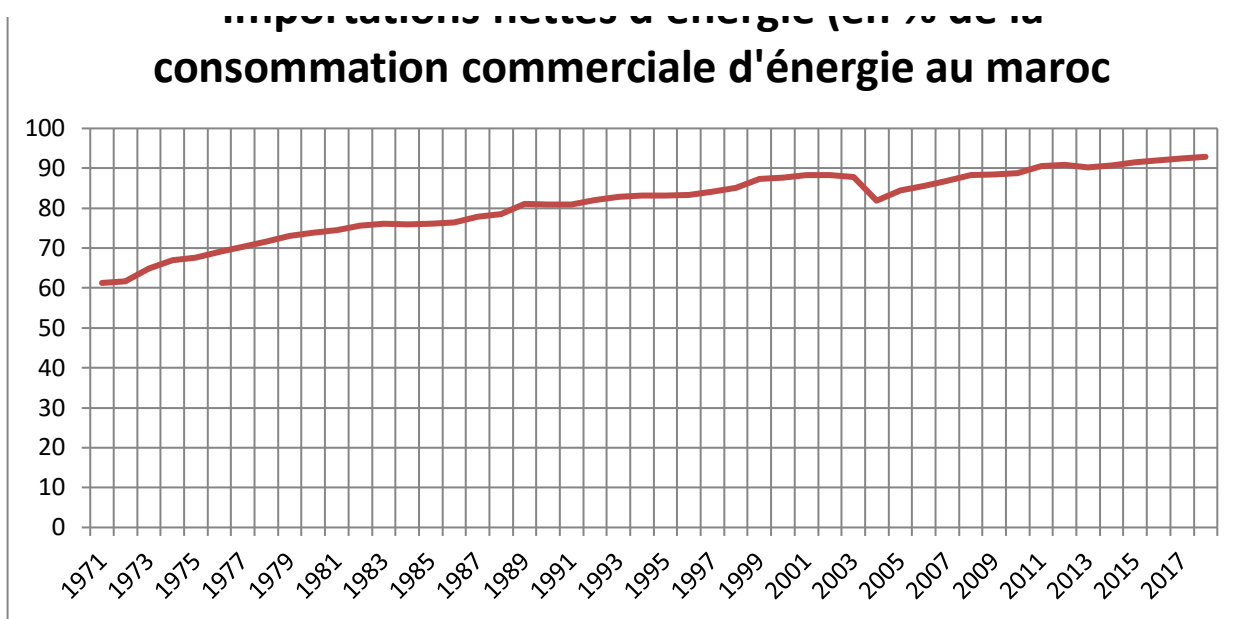


Figure 1.4 : Importations nettes d'énergie (en % de la consommation d'énergie au Maroc) (Source : Banque Mondiale)

Le Maroc dépend toujours et de plus en plus des combustibles fossiles pour satisfaire ses besoins énergétiques, comme le montre la figure 1.5, avec une contribution limitée des énergies renouvelables à la production nationale totale d'électricité (seulement 13,4%). Cependant, l'exploitation de nouveaux parcs éoliens et de parcs solaires dans un avenir proche contribuera à accroître leur part dans l'objectif d'atteindre les objectifs gouvernementaux fixés pour 2020 et 2030. De plus, l'expansion de la capacité installée d'énergies renouvelables réduira très probablement la quantité d'énergie importée pour équilibrer l'offre et la demande.

(T. Kousksou et al. 2015) présentent dans leur article, l'état du secteur de l'énergie en 2015 et ses défis futurs au Maroc, ainsi que les stratégies récentes déployées par le gouvernement pour le développement durable. Ces stratégies placent la transition vers des alternatives renouvelables au sommet des implications politiques nationales en matière de sécurité énergétique et d'économie sobre en carbone.

Cette situation critique est à l'origine du débat houleux sur l'énergie au Maroc et du rôle des énergies renouvelables dans la réponse à la demande croissante en électricité dans un avenir proche, en tenant compte de la situation particulière du pays sur les plans technique, économique, social et environnemental.

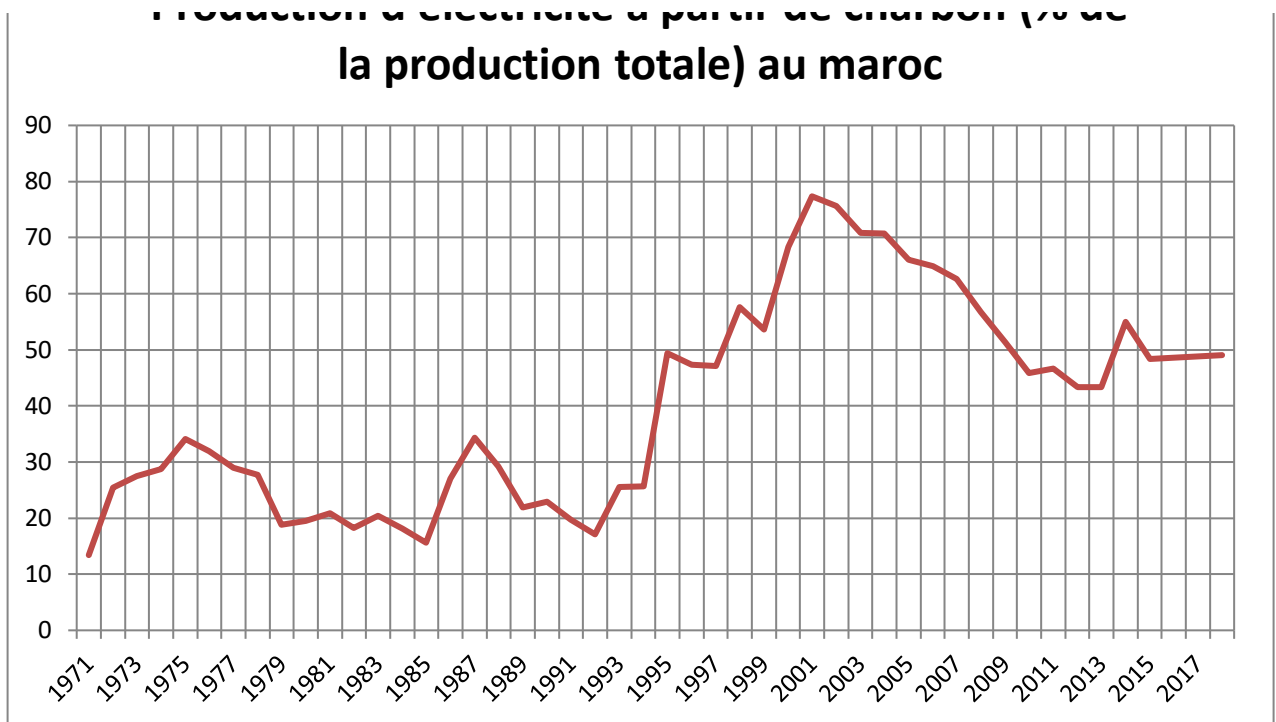


Figure 1.5 : Production d'électricité à partir de charbon au Maroc (Source : Banque Mondiale)

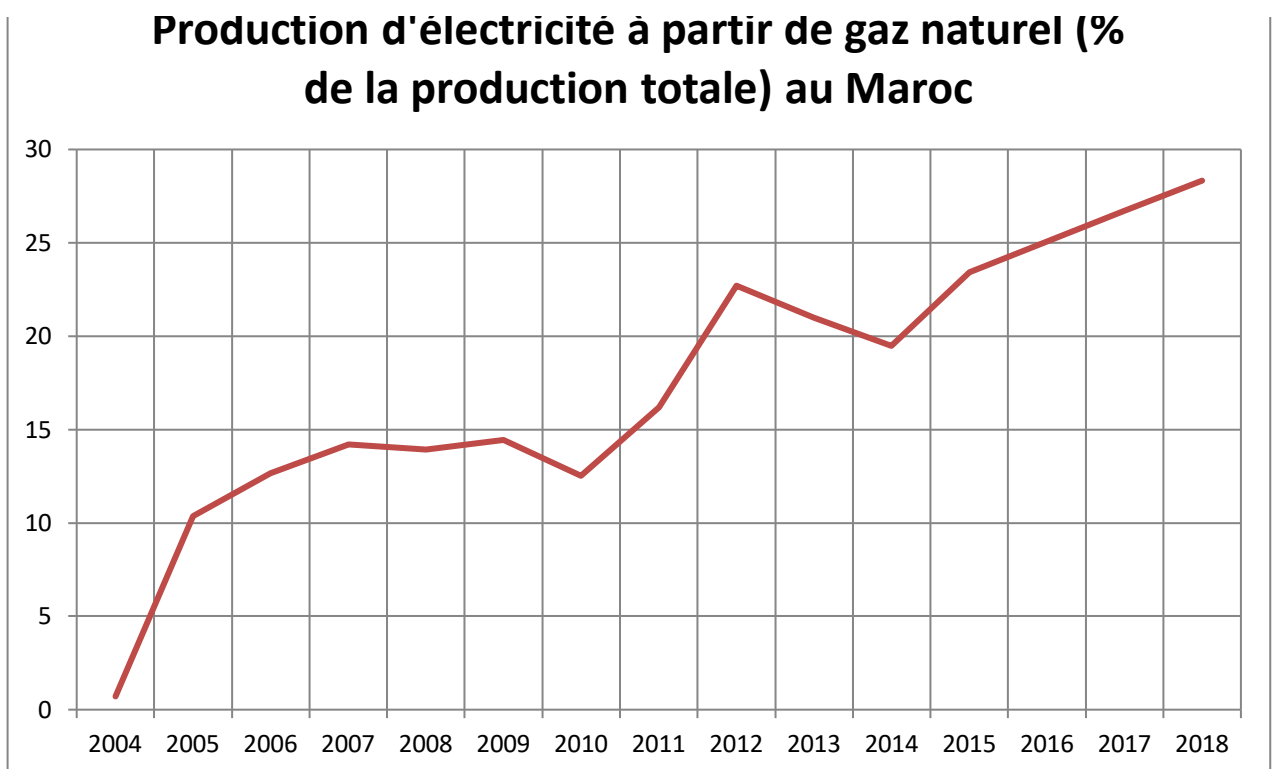


Figure 1.6 : Production d'électricité à partir de gaz naturel au Maroc (Source : Banque Mondiale)

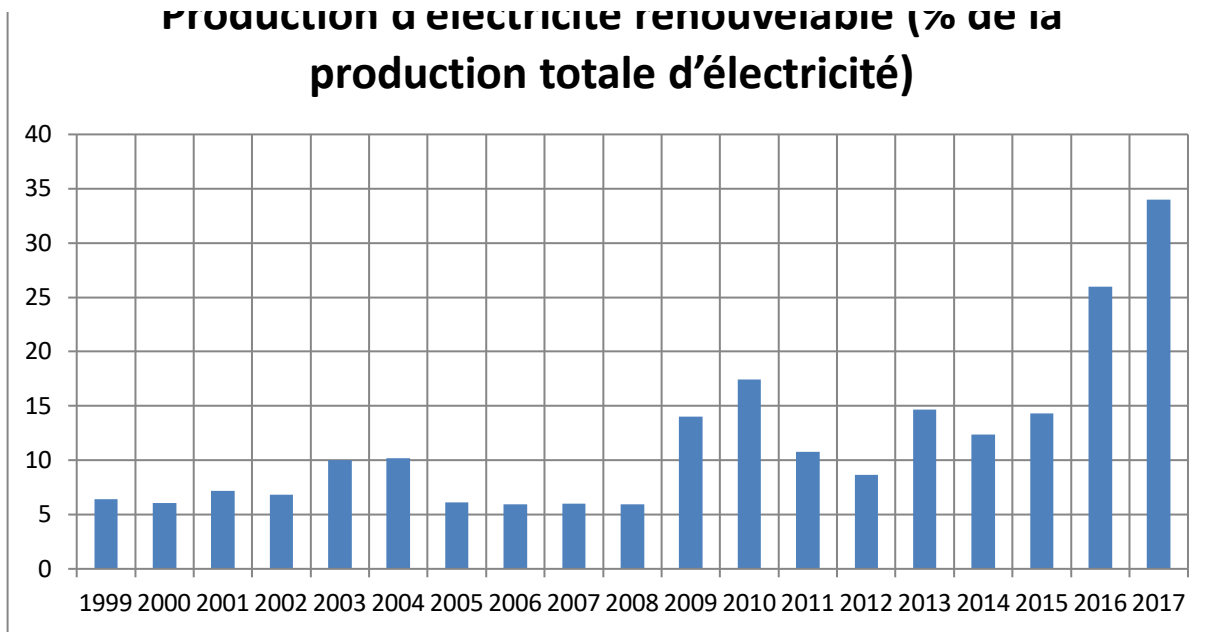


Figure 1.7 : Production d'électricité renouvelable (% de la production totale d'électricité) (Source : Banque Mondiale)

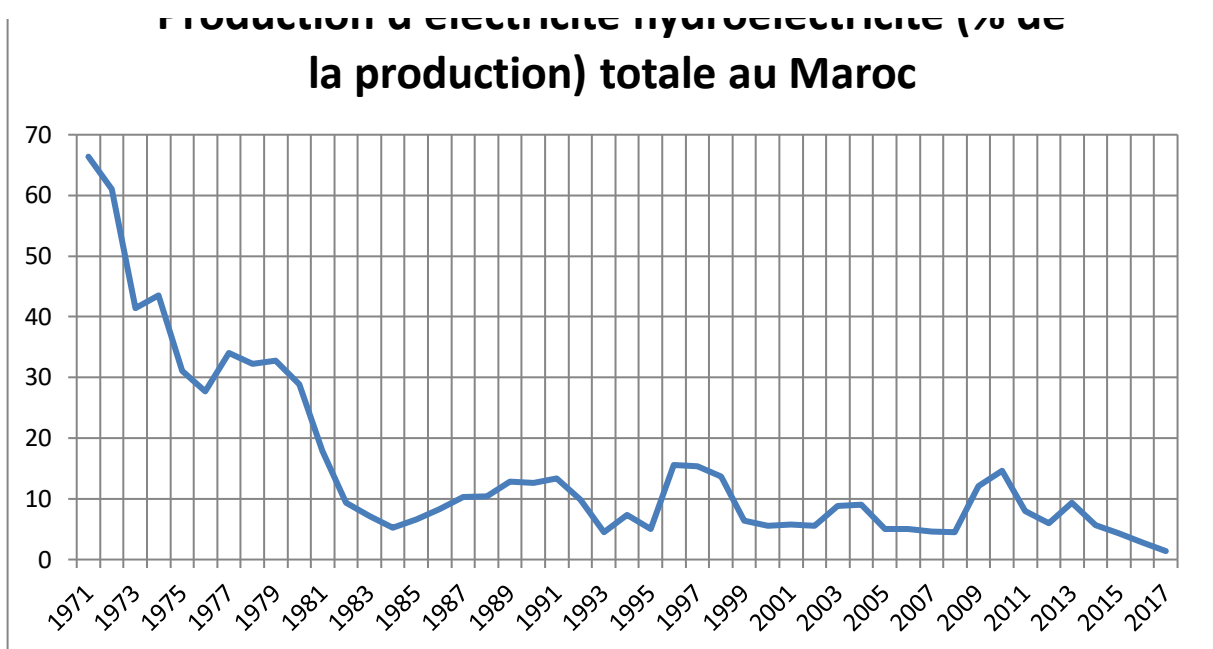


Figure 1.8 : Production d'hydroélectricité (% de la production totale) au Maroc (Source : Banque Mondiale)

2. Développements pertinents et réformes du secteur de l'électricité marocain

Au cours des deux dernières décennies, le secteur de l'électricité a fait l'objet de réformes majeures, notamment: la libéralisation du marché marocain de l'électricité, l'extension des réseaux électriques et des échanges régionaux, l'émergence de la stratégie énergétique nationale, les réformes juridiques et institutionnelles, marché du carbone. Cette section donne

un aperçu de ces réformes et des résultats escomptés sur l'ensemble du secteur de l'électricité au Maroc.

2.1. Libéralisation du marché marocain de l'électricité

Depuis 1924, la production, le transport et la distribution d'électricité étaient monopolisés au Maroc par la société française Energie Electrique du Maroc (EEM) et plus de 90% de la production nationale d'électricité était fournie par EEM. Cependant, en 1963, le Dahir 1-63-226 du 5 août 1963 a créé l'Agence nationale de l'électricité (ONE), afin de gérer le secteur de l'électricité marocain. L'ONE a obtenu le droit de monopoliser la production et la distribution d'électricité au Maroc, et la production d'électricité d'une capacité supérieure à 10 MW ne doit être fournie que par l'ONE. Depuis 1994, juste avant le lancement du projet PERG, une nouvelle loi autorisait les producteurs indépendants d'industrie électrique à produire à partir d'une capacité de plus de 10 MW, le surplus devant être vendu exclusivement à ONE à prix convenu (non fixé par les textes légaux). Ce fut la première étape de la réforme du secteur de l'électricité marocain et de la suppression de la monopolisation de l'ONE. L'augmentation croissante de la demande en électricité résultant du projet PERG en 1995 et les effets néfastes des périodes de sécheresse (1983-1985 et 1992-1993) ont contribué à la diminution de la part de l'électricité produite à partir de centrales hydroélectriques au Maroc (de 66,8% en 1971 à 5,69% en 2014) comme indiqué dans la figure 1.9, et à l'augmentation de l'utilisation de procédés thermiques pour produire de l'électricité.

En conséquence, une autre loi de 2008 a permis aux producteurs d'électricité indépendants de produire de l'électricité d'une capacité allant jusqu'à 50 MW, à condition que toute l'électricité excédentaire soit vendue à ONE par le biais de contrats d'achat d'électricité (electricity purchase agreement PPA). L'objectif était d'améliorer l'approvisionnement en électricité au Maroc et de diversifier le mix électrique local. Cela a entraîné une diminution de la production d'électricité de l'ONE de 82,7% en 2000 à 59% en 2012. La loi n ° 54-05 de 2006 a introduit la gestion déléguée du secteur de l'électricité et l'ONE a été remplacé en 2011 par la création de l'ONEE. Un projet de loi sur les partenariats public-privé (PPP) a été publié en 2012 afin de maximiser les investissements dans le secteur de l'électricité marocain en développant des mécanismes contractuels public-privé pour renforcer l'infrastructure et introduire de nouvelles technologies dans le secteur.

2.2. Extension du réseau électrique national et des échanges régionaux

Grâce au projet PERG et à l'augmentation de la production d'électricité des nouvelles centrales de l'ONEE et des services publics des fournisseurs d'électricité, l'ONEE a considérablement allongé la longueur du réseau électrique national pour atteindre 22 062 km (pour le transport de l'électricité), dont 1461 km de lignes THT très haute tension (400 kV), 8696 lignes HT haute tension (225 kV) et 11 905 lignes MT moyenne tension (60 kV). En 2015, la longueur de ce réseau a atteint 24 508 km avec un total de 506 transformateurs (dont 143 transformateurs THT / HT, 5 transformateurs THT / MT et 358 transformateurs HT / MT) et une capacité installée de 26 072 MVA (Megavoltampere).

L'ONEE s'emploie actuellement à étendre les réseaux électriques nationaux pour la période 2015-2020. En 2020, 3040 km de lignes THT supplémentaires seront ajoutées pour relier certaines centrales à énergies renouvelables, notamment les parcs solaires de Noor Midelt et Noor Tata, et le parc éolien de Tiskrad. La centrale au charbon de Safi (2x693 MW) sera également reliée aux lignes THT. Alors que les lignes HT et MT augmenteront respectivement de 1 290 km et 1 150 km, elles relieront d'autres nouvelles usines et territoires au Maroc.

En outre, le pays dispose d'une ligne de distribution moyenne tension de 83 933 km et d'une ligne de distribution basse tension de 199 314 km. Par ailleurs, la récente loi n° 48-15 (mai 2016) sur la réglementation du secteur de l'électricité a donné naissance à la création de l'autorité nationale de régulation de l'électricité ANRE. Cette autorité a notamment pour mission de réguler le secteur de l'électricité, d'assurer le bon fonctionnement de ce marché et de permettre aux producteurs d'accéder aux réseaux électriques nationaux. À l'échelle régionale, le Maroc a étendu ses réseaux électriques avec les pays voisins (Algérie et Espagne), afin d'améliorer les échanges d'électricité et d'être mieux préparé pour l'équilibrage énergétique.

En 1997, la première interconnexion (400 kV) avec l'Espagne a été construite et la seconde (400 kV) a été ajoutée en 2006, ce qui permet de fonctionner à pleine capacité de 1 400 MW. L'interconnexion Maroc-algérienne (225 kV) remonte au début de 1988 (juste avant la création du Comité d'électricité du Maghreb (COMEELEC) en 1989 avec l'Algérie, la Tunisie, la Libye et la Mauritanie), suivie d'une deuxième ligne (225 kV) en 1992 et une troisième ligne (2 x 400 kV) en 2009. La capacité d'échange possible entre les deux pays a atteint 2 400 MW.

La demande croissante d'électricité a conduit le pays à importer davantage d'électricité principalement d'Espagne (2780 GWh en 2002 et 4895 GWh en 2012) pour équilibrer l'offre et la demande. Tandis que les échanges d'électricité avec l'Algérie se caractérisent presque par l'équilibre de l'électricité importée et exportée. Il est à noter que le Maroc espère exporter davantage d'énergie vers l'Europe au cours des prochaines années à partir de centrales à énergies renouvelables, et l'ajout d'une troisième ligne (400 kV) avec l'Espagne est à l'étude.

2.3. La stratégie énergétique nationale

En 2008, le plan national d'actions prioritaires (PNAP) a été lancé pour équilibrer l'offre et la demande à moyen terme en installant des capacités supplémentaires pour la production d'électricité et en promouvant une utilisation efficace de l'énergie dans différents secteurs et à différentes étapes. Le principal résultat de ce plan est la substitution des lampes à incandescence aux lampes à basse consommation.

De plus, la stratégie nationale énergétique (SNE) a été adoptée en 2009 afin de définir l'orientation future du Maroc pour le développement du secteur de l'énergie. L'objectif de cette stratégie ambitieuse est de:

- Diversifier le mix électrique
- Accélérer le déploiement des énergies renouvelables
- Améliorer les mesures d'efficacité énergétique
- Soutenir les investissements étrangers dans le secteur

- Améliorer l'intégration régionale du secteur de l'énergie et permettre l'accès à l'énergie pour différents segments sociaux.

La priorité accordée aux énergies renouvelables dans cette stratégie est cohérente avec les changements globaux en cours induits par l'épuisement de l'énergie conventionnelle et la hausse internationale du prix des combustibles fossiles.

(Alaa Alhamwi et al 2015) soulignent l'importance des facteurs météorologiques dans le choix de la combinaison optimale de sources d'énergie renouvelables telles que la production éolienne, solaire et hydroélectrique dans le mix électrique des futurs systèmes énergétiques.

Selon la figure 1.9, près de 42% de la capacité totale installée de production d'électricité sera assurée par des énergies renouvelables (solaire, éolienne et hydraulique, 2 000 MW chacune) en 2020 (contre 33% en 2009, année du lancement de la SNE), tandis que les combustibles fossiles ne représenteront que 52% (contre 67% en 2015, année des statistiques les plus récentes), afin de faciliter la réalisation des objectifs du pays pour son secteur énergétique.

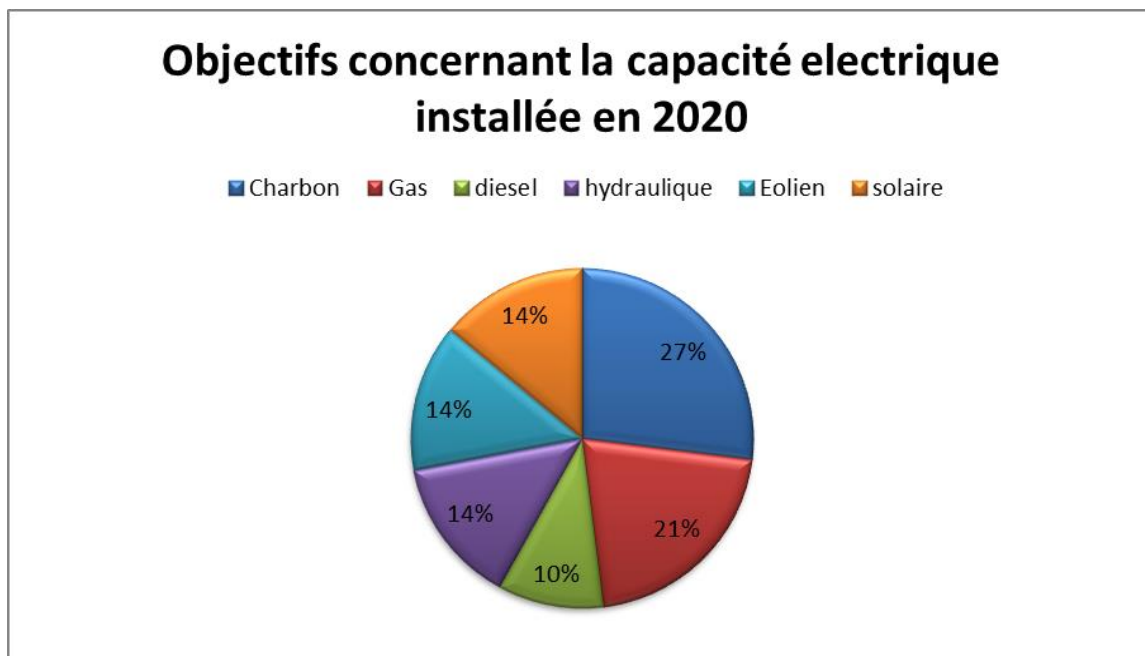


Figure 1.9 : Mix électrique planifié pour 2020 au Maroc (Source: SIEM).

D'autres lois ont également vu le jour dans le contexte énergétique, on cite à titre d'exemple :

- Loi n ° 54-05 sur la gestion déléguée: promulguée en 2006, cette loi vise à promouvoir les partenariats public-privé PPP pour la gestion des organismes publics, y compris l'électricité.
- Loi n ° 16-08 sur l'autoproduction: introduite en 2008, cette loi permettait à certaines grandes installations industrielles de produire de l'énergie par leurs propres installations jusqu'à une puissance équivalente de 50 MW.
- Loi n ° 13-09 sur les énergies renouvelables: promulguée en 2010, cette loi a pour objectif de déréglementer le secteur des énergies renouvelables au Maroc en fournissant un cadre permettant aux producteurs privés de produire et d'exporter de l'électricité

verte. En fonction de la capacité des producteurs privés d'énergie (communément désignée « IPP » pour "independant power producer").

- Loi n ° 57-09 sur la création de MASEN: cette loi donne naissance à l'Agence marocaine de l'énergie solaire MASEN (créée en 2010), qui sera chargée du plan solaire au Maroc.
- Loi n ° 16-09 sur la création de l'AMEE (ex-ADEREE): en 2010, le Centre pour le développement des énergies renouvelables (CDER) existant a été réorganisé et renommé l'Agence nationale pour la promotion des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique (AMEE).
- Loi n ° 47-09 sur l'efficacité énergétique: promulguée en 2011, cette loi définit les mesures à prendre pour accroître l'efficacité de la consommation d'énergie, réduire les coûts de l'énergie et leur charge financière pour le budget national et contribuer à un développement durable .

Outre MASEN et AMEE, la société d'investissement dans l'énergie (SIE) a été créée en 2010 en tant qu'organisme public chargé de financer la croissance verte. Les fonds propres de la SIE représentent 1 milliard de dirhams (71%) et le Fonds Hassan II pour le développement économique et social (29%). Le rôle de SIE comprend:

- Stimuler de nouveaux domaines de développement énergétique
- Développer une structure financière diversifiée
- Développer de nouveaux projets collaboratifs.

Un autre fonds, le fonds de développement énergétique (FDE), créé par Sa Majesté le Roi Mohammed VI, était doté d'un milliard de dollars US (dont 500 millions USD de l'Arabie saoudite, 300 millions USD des Émirats arabes unis et 200 millions USD du Fond Hassan II pour le développement économique et social).

Une agence de recherche sur l'énergie solaire et les énergies renouvelables (IRESEN) a été créée en 2011 pour mener des activités de recherche et développement dans le domaine de l'énergie solaire et des énergies renouvelables. Les missions d'IRESEN comprennent:

- Soutenir la R & D dans les énergies renouvelables
- Développement d'installations pilotes et de plateformes de démonstration
- Transformer les activités de recherche en résultats industriels

Pour accompagner la SNE sur le plan académique, des professeurs et des chercheurs marocains ont pris l'initiative en 2013 de créer le Réseau Universitaire d'énergies renouvelables (REUNET) qui vise à développer et à soutenir la formation, la recherche et l'innovation dans le domaine des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique.

Enfin, début 2016, le premier centre de recherche et de formation intégrée sur l'énergie solaire en Afrique (Green Energy Park GEP) a été ouvert dans la ville verte Mohammed VI - Benguerir, Maroc. Ce centre est équipé de plusieurs plates-formes PV et CSP pour tester leurs performances conjointement avec les industries marocaines et étrangères sur le terrain. De plus, GEP fournit de nombreuses installations de recherche aux universitaires et aux étudiants afin

d'éliminer les frontières traditionnelles entre les études théoriques et pratiques et de constituer une expertise locale qualifiée dans le domaine de l'énergie solaire.

2.4. Changement climatique et émissions du carbone

Bien que les émissions de CO₂ par habitant au Maroc soient relativement faibles (Figure 1.10), leur valeur continuera à augmenter dans les années à venir (de 2,59% par an), ce qui risque d'entraver le développement d'activités économiques vitales (agriculture, foresterie, pêche...) et d'inciter les parties prenantes à prendre d'urgence des mesures responsables pour atténuer les effets du changement climatique sur ces secteurs.

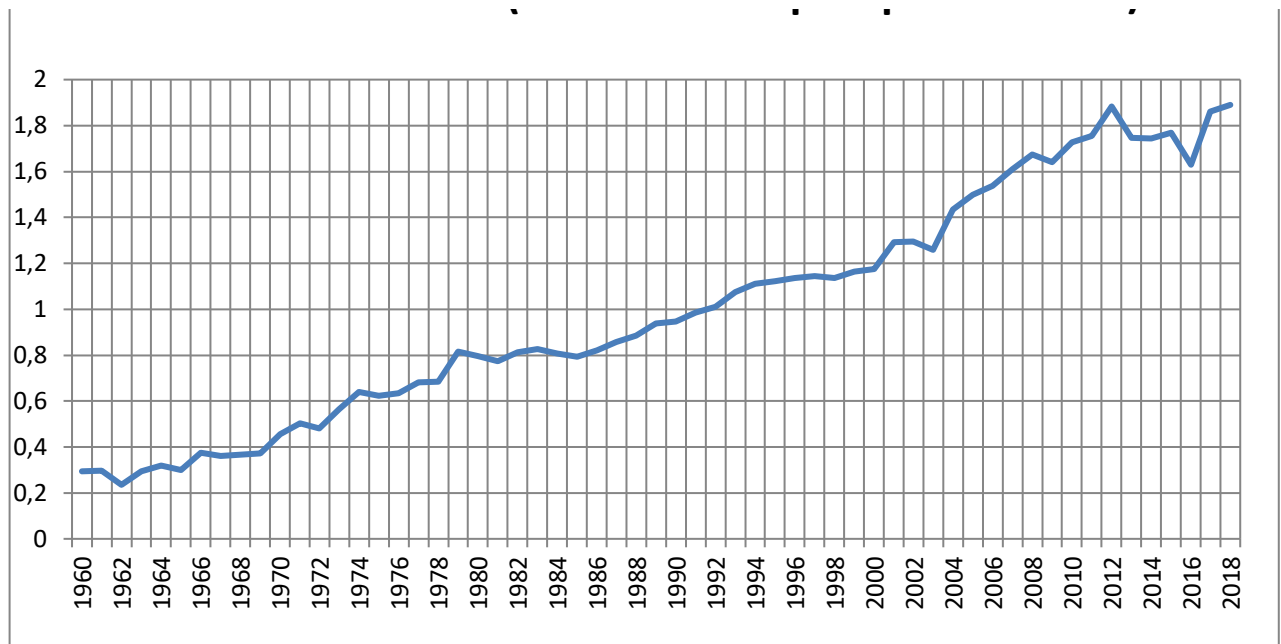


Figure 1.10 : Émissions de CO₂ par habitant au Maroc (Source : knoema)

Afin de lutter contre le changement climatique, l'ONU s'est dotée en 1992, à l'occasion du sommet de la Terre de Rio de Janeiro, d'un cadre d'action de lutte contre le réchauffement climatique : la CCNUCC (Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques). Cette convention réunit presque tous les pays du monde qui sont qualifiés de « Parties ». Les représentants des états signataires se rassemblent une fois par an depuis 1995 lors des « COP » (Conferences of the Parties) afin de discuter et ratifier les accords sur la réduction des émissions anthropiques de gaz à effet de serre, avec des objectifs communs ou différenciés. Ils évaluent également à ces occasions l'évolution de leurs engagements et de l'application de la convention-cadre.

Ainsi après avoir accueilli la COP7 de la Conférence des Parties en 2001 à Marrakech, un Comité national sur le changement climatique (NCCC) a été créé au Maroc afin de rédiger des communications nationales sur la politique marocaine en matière de changement climatique auprès de la CCNUCC.

La troisième communication nationale soumise par NCCC en 2015 comprend 49 mesures d'atténuation des émissions de GES pour atteindre un potentiel d'atténuation moyen de 81,9 millions de tCO₂ d'ici 2040.

Dans ce cadre, le secteur de l'énergie a représenté plus de la moitié de toutes les émissions de GES, puisque près de 60 Mt de CO₂ ont été émises par ce secteur sur un total de 50 MtCO₂ en 2012 et que le Plan d'action national marocain à nouveau Changement climatique (NPAC) présenté en 2009 lors de la COP15 à Copenhague, a souligné l'importance du déploiement des énergies renouvelables et des mesures d'efficacité énergétique pour réduire les émissions de GES générées par la production d'électricité.

En 2011, l'Afrique du sud a organisé la COP 17 à Durban, celle-ci avait pour objectif de reprendre les négociations à zéro afin de préparer le terrain pour les futures négociations. Lors de ce sommet est créé le Groupe de travail sur la Plateforme de Durban pour une action renforcée, chargé de combler le « fossé d'ambition » existant entre les engagements de réduction des émissions de gaz à effet de serre pris par les États et l'objectif d'un réchauffement climatique maintenu sous la barre des 2 °C.

Puis la COP 20, qui a eu lieu du 1^{er} au 14 décembre 2014 à Lima au Pérou, a abouti à l'appel de Lima à agir pour le climat ("Lima Call for Climate Action"). Cet appel de Lima contient un programme de travail pour les négociations qui se tiendront en 2015 afin d'aboutir à un accord climatique global contraignant pour la période post 2020, accord qui devrait être conclu lors du prochain sommet (décembre 2015) à Paris. La COP 20 débouche sur la rédaction d'un document préparatoire au futur accord de la COP21 de Paris et à l'adoption d'un texte de trente-sept pages.

La COP21, organisée du 30 novembre au 12 décembre 2015 au Bourget en France, fut à la fois la 21^{ème} Conférence des Parties de la Convention-Cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (CCNUCC) et la 11^{ème} Conférence des parties siégeant en tant que réunion des parties au protocole de Kyoto (CMP-11). Cette Conférence a réuni les 195 États signataires pour la lutte contre le changement climatique. Lors de cette conférence, la COP21 aboutit à un accord historique engageant l'ensemble de ces États à réduire leurs émissions de gaz à effet de serre; l'Accord de Paris.

Et pour la deuxième fois, le Maroc fut l'hôte de la 22^{ème} conférence internationale sur le climat cette fois organisée à Marrakech du 7 au 18 novembre 2016. La COP 22 appelée également « conférence de l'action », était dédiée à la concrétisation de l'édition précédente, les négociations ont porté sur l'application et l'action pour parvenir à un consensus sur les moyens concrets pour appliquer les décisions convenues sur le terrain.

La COP23 était la 23^{ème} Conférence des Parties de la Convention Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC), elle s'est tenue en Allemagne, à Bonn, du 6 au 17 novembre 2017. L'objectif principal de cet évènement était d'inciter les États à gravir un échelon supplémentaire dans leur volonté de lutter contre le réchauffement climatique. Elle était placée sous la présidence des Îles Fidji.

L'objectif de la COP 24 a consisté à élaborer et adopter un ensemble de décisions garantissant la pleine application de l'Accord de Paris, conformément aux décisions adoptées à Paris et à Marrakech. En outre, la COP24 inclura le «dialogue de facilitation» destiné à soutenir la mise en œuvre des engagements nationaux.

D'autres actions ont également été réalisées dans le cadre de la lutte contre le changement climatique. La contribution du projet intégré de production d'énergie solaire (ISEGP) et du projet intégré d'énergie éolienne (IWEP) par exemple est estimée à une économie annuelle d'émissions de 3,7 millions de tCO₂ et de 5,6 millions de tCO₂. De plus, en 2009, seuls deux carburants propres commercialisés au Maroc étaient autorisés: l'essence sans plomb et le diesel 50 ppm de soufre. Cette politique a permis de réduire les émissions de soufre et de plomb d'un taux annuel de 55 000 et 760 tonnes respectivement.

En conséquence, les subventions sur l'essence et le fuel ont été réduites en 2014 afin de minimiser le fardeau économique et environnemental de ces énergies conventionnelles. En conséquence, le déficit national est passé de 5,1% en 2013 à 4,5% en 2015. De plus, la suppression des subventions aux combustibles fossiles a permis une économie globale de 15 milliards de dirhams en 2015. D'autre part, le Maroc a reçu en 2012 350 000 USD au titre du Partenariat pour la préparation aux marchés de la Banque mondiale (PMR) afin de lancer son marché pilote du carbone. Cela permettra au pays d'établir son système national d'échange de quotas d'émission et d'émettre des crédits carbone fondés sur les NAMA (mesures d'atténuation appropriées au niveau national). Le marché intérieur du carbone marocain devrait commencer à fonctionner en 2018 et être lié aux marchés internationaux du carbone d'ici 2020.

L'augmentation de la demande d'énergie pourrait s'expliquer par deux facteurs: la croissance de la demande intérieure (le Maroc compte 34,5 millions d'habitants, avec un taux de croissance annuel de 1,25% selon le recensement de 2014) ; et une augmentation de l'activité économique facilitée par un certain nombre de plans sectoriels stratégiques du gouvernement (ces plans stratégiques s'inscrivent dans un processus visant à accélérer le développement de secteurs stratégiques tels que l'agriculture, la pêche, les mines, les énergies renouvelables, la logistique et les secteurs prometteurs tels que l'automobile, aérospatiale et services à forte valeur ajoutée).

3. Plan énergétique national marocain

Le plan énergétique national est une feuille de route qui répond aux objectifs à court, à moyen et à long termes du Maroc pour le développement du secteur de l'énergie. Il met l'accent sur les énergies renouvelables et l'efficacité énergétique en tant que facteurs essentiels de la réalisation de l'engagement du pays en matière de réduction des émissions de gaz à effet de serre. Dans le cadre de ce plan, le Maroc collectera environ 18,95 milliards USD, afin de produire 42% de la capacité totale installée au Maroc à partir des énergies renouvelables (énergie solaire, éolienne et hydroélectrique) d'ici 2020. Dans sa déclaration à la COP21 à Paris, Sa Majesté le Roi du Maroc a confirmé l'engagement du Maroc à produire 42% en 2020 et 52% d'ici 2030 de l'énergie requise à partir d'énergies renouvelables.

En 2015, la capacité de production de l'électricité du Maroc était de 8 154 MW, avec le mix suivant: charbon (31%), fioul et diesel (10%), énergie hydroélectrique (22%), gaz (25,8%) et éolienne (9,4%). 6 500 MW supplémentaires seront ajoutés d'ici 2020, portant la capacité totale de production d'électricité à 14 500 MW. L'énergie solaire et éolienne représentera environ 2 000 MW de cette capacité accrue. Les subventions publiques accordées au secteur de l'énergie pèsent lourdement sur le budget de l'État (6% en 2013), actuellement déficitaire et entraînant un risque financier élevé pour le gouvernement, en raison de la fluctuation des prix de l'énergie sur les marchés mondiaux. Ces subventions seront progressivement éliminées. Le système de tarification de l'électricité détermine une structure de tarification qui varie en fonction du niveau de consommation, de l'heure et du type de compteur. En 2015, le prix utilisateur final par kWh était compris entre 0,9 et 1,5 MAD.

Pour atteindre ses objectifs sur le plan énergétique, le Maroc met en œuvre une nouvelle législation et crée des institutions de développement de projets et des institutions financières pour permettre la réalisation de projets internationaux. En effet, les projets en préparation de 2016 à 2030 représentent 4 560 MW d'énergie solaire, 4 200 MW d'énergie éolienne et 1 330 MW de projets hydroélectriques. Dans cette vision, le pays veut réduire sa dépendance énergétique vis-à-vis des sources non renouvelables à moins de 82% d'ici 2030. Le gouvernement a besoin de plus de 40 milliards USD pour financer ce programme, dont 75% sont réservés aux énergies renouvelables et à l'efficacité énergétique.

L'objectif du plan énergétique national est de compenser les fluctuations des énergies renouvelables, car le taux de pénétration de ces dernières augmentera. À travers sa stratégie énergétique, le Maroc vise à consolider sa position dans la région en tant qu'opérateur de référence dans le développement des énergies renouvelables.

La stratégie énergétique marocaine et plus particulièrement le plan solaire marocain a été analysé par (Roberto Cantoni et Karen Rignall 2019) en utilisant une approche multiscalaire et multidisciplinaire. Selon cette analyse, une série de conjonctures a permis au Maroc de concrétiser des projets d'accumulation de capital et de centralisation politique.

L'analyse a mis en évidence trois de ces «conjonctures»:

- 1) l'interconnexion des objectifs de l'UE en matière d'énergies renouvelables et la volonté de l'élite marocaine de faire de leur pays un leader régional dans ce secteur;
- 2) la mise en place d'agences et d'une législation sur les énergies renouvelables, conformément aux intérêts économiques et politiques dominants du pays;
- 3) la technopolitique des technologies d'énergies renouvelables et leur lien avec les questions de gouvernance, d'échelle et de territorialité.

4. Le potentiel et les opportunités de l'énergie renouvelable énergétique au Maroc

L'analyse de (Presley K. Wesseh Jr, Boqiang Lin 2016) montre que le capital, le travail, les énergies renouvelables et les énergies non renouvelables constituent les sources de production dans les pays africains; l'énergie renouvelable étant un moteur de croissance supérieur aux combustibles fossiles classiques au cours de la période considérée (1980–2011). Cette conclusion reflète le fait que les sources renouvelables telles que l'énergie éolienne,

hydraulique et solaire, représentent une part plus importante de la production d'électricité dans les Pays africains. En outre, les progrès technologiques sont principalement motivés par l'efficacité avec laquelle divers facteurs et intrants énergétiques sont utilisés. Alors que l'Afrique a un grand potentiel pour faire face aux énergies fossiles conventionnelles, la discussion fournie dans cette étude suggère que cette transition est limitée dans la pratique en raison de problèmes d'échelle, d'économie et de problèmes de comportement.

Dans le même cadre, l'étude réalisée par (K. Boubaker 2012) présente les caractéristiques générales des sources d'énergie renouvelables dans la zone supérieure de l'Afrique du Nord. Les sources d'énergie renouvelables primaires ont été identifiées en Algérie, au Maroc et en Tunisie. Les avantages mutuels de la diversification des sources d'énergie ont été prouvés par un schéma polynomial d'optimisation consolidé. Différentes éventualités ont été quantifiées et établies en termes de production totale d'énergie renouvelable et non renouvelable, de coûts unitaires et de ratios correspondants au niveau du bassin méditerranéen.

D'autre part, (Nikolaus Supersberger et Laura Führer 2011) analysent dans leur papier les inconvénients et les avantages des énergies renouvelables et l'énergie nucléaire, en mettant l'accent sur la dynamique des importations et des exportations, et ce, en prenant en compte les spécificités régionales nord-africaines. Ainsi, dans une première étape, l'article décrit les systèmes énergétiques des pays nord-africains et présente des scénarios pour leur développement futur. Dans un deuxième temps, il aborde les défis énergétiques auxquels sont confrontés ces États en matière d'intérêts nationaux et de politique étrangère.

Alors qu'une grande partie du monde poursuit le déploiement des énergies renouvelables, les économies de la région MENA, riches en ressources, sont à la traîne. (Rahmatallah Poudineh et al. 2018) proposent dans leur document une nouvelle approche combinatoire dynamique (programme de subventions partielles et ajustement partiel du prix des combustibles fossiles) qui évolue progressivement vers une offre incitative basée sur le marché à moyen et long terme, dans le cadre de laquelle les subventions à l'énergie sont finalement supprimées. Cette approche établit un équilibre entre la viabilité budgétaire et la stabilité politique, permettant ainsi l'extension et le développement graduels des marchés des énergies renouvelables.

Selon l'étude de faisabilité de la GIZ visant à promouvoir les ressources en énergies renouvelables et l'efficacité énergétique pour le développement durable du Maroc, le pays pourrait potentiellement assurer ses besoins en électricité 1500 fois grâce à des ressources renouvelables. De plus, l'indice d'attractivité des énergies renouvelables du Maroc a été classé 14^{ème} au monde par Ernst & Young en mai 2016.

4.1. Énergie éolienne

Selon la Société d'Investissement Énergétique (SIE), le potentiel éolien du pays est égal à 7,9 TWh par an. En outre, les 3 500 kilomètres de côtes enregistrent des vents avec une vitesse moyenne comprise entre 9,5 et 11 mètres par seconde, en particulier dans les régions d'Essaouira, Tanger et Tétouan.

En fait, la vitesse moyenne du vent (AWS) dans certaines villes du sud, comme Tarfaya et Dakhla, variait entre 7,5 et 9,5 m / s à 40 m, tandis que dans certaines villes du nord, telles que Tanger et Tétouan, elle se situait entre 9,5 et 11 m/s à 40 m de hauteur. Selon des études antérieures sur le potentiel éolien au Maroc, le potentiel éolien technique dans le pays était estimé à 4896 TWh / an (1632 GW), tandis que le potentiel éolien total était égal à 7936 TWh / an (2645 GW).

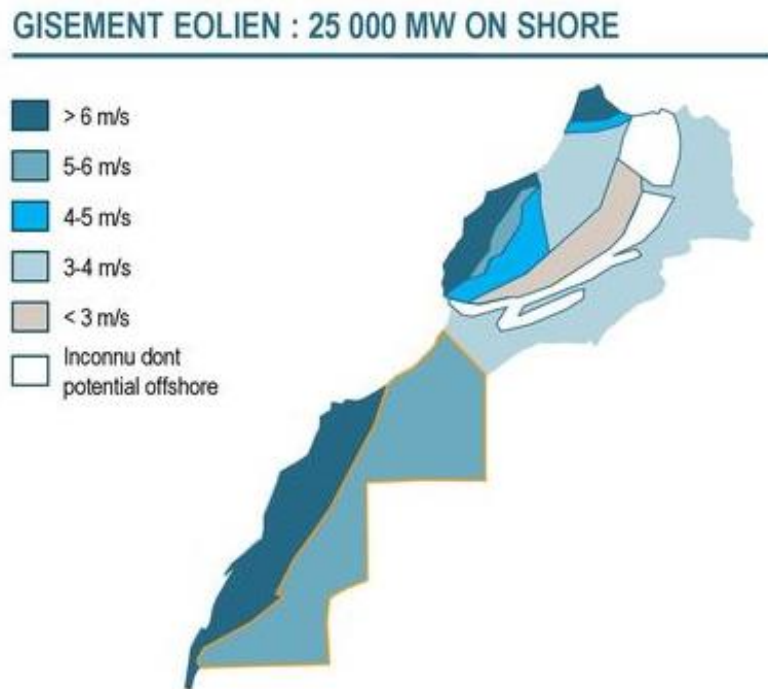


Figure 1.11 : Potentiel éolien au Maroc

De plus, le potentiel éolien exploitable a été évalué à 25 000 MW. Sur la base de ces paramètres, le «Programme intégré de l'énergie éolienne marocain» a été lancé avec un budget global de 31,5 milliards de MAD. Ce plan devrait porter la capacité installée cumulée d'énergie éolienne à 14% d'ici 2020, ce qui correspond à 2 000 MW (contre seulement 280 MW en 2010) de la capacité installée. La réalisation de ce plan contribuera à:

- Economiser 1,5 million de tep par an (environ 750 millions USD / an)
- Eviter l'émission de 5,6 millions de tonnes de CO2 par an et
- Produire 6 600 GWh d'électricité par an (environ 26% de la production nationale actuelle).

En 2014, le Maroc s'est classé premier dans la région MENA en termes de capacité éolienne totale installée (787 MW) après l'ouverture d'un nouveau parc éolien à Tarfaya. Ce parc dispose de 131 turbines et d'une capacité maximale de 300 MW (le plus grand parc éolien d'Afrique) et peut fournir de l'électricité à 800 000 ménages.

Pour la période 2015-2020, cinq nouveaux sites ont été choisis pour leurs conditions favorables d'installation d'une puissance éolienne de 1000 MW: Tanger 2 (150 MW), Koudia Baida à Tétouan (300 MW), Taza (150 MW), Tiskrad à Laayoune (300 MW) et Boujdour (100 MW).

Une étude de T. Kousksou et al. (2015) a révélé que parmi les énergies renouvelables (éolienne, solaire, hydroélectrique, biomasse et géothermique), l'énergie éolienne est la solution de production d'électricité la mieux adaptée au Maroc dans les circonstances actuelles. Cette évaluation a été réalisée sur la base des critères suivants:

- Maturité technologique,
- Viabilité économique,
- Acceptabilité sociale,
- Sécurité de l'environnement.

L'étude a classé les alternatives en énergies renouvelables comme suit: 1ère éolienne, 2ème biomasse, 3ème solaire et hydraulique, et 4ème géothermique.

De plus, (Rafael de Arce et al. 2012) ont montré dans une autre étude sur l'impact économique du développement des énergies renouvelables au Maroc que la plupart des avantages en termes d'impact sur le PIB et la création d'emplois peuvent être tirés de l'installation d'éoliennes. L'étude a démontré qu'augmenter la capacité des parcs éoliens de 20% pouvait augmenter le GDP de 1,92% et créer 421 355 emplois d'ici 2040, tandis que la même augmentation des centrales CSP (énergie solaire concentrée) et des centrales photovoltaïques augmenterait le PIB de 1,30% et 1,27% respectivement alors que 292 891 emplois pourraient être créés par les centrales CSP d'ici 2040 et 286 153 par les centrales photovoltaïques.

4.2. Énergie solaire

Le Maroc présente un potentiel énorme pour la production d'énergie solaire. Le pays est inondé par le soleil et présente l'un des taux de radiation les plus élevés des pays africains, avec une moyenne de 3000 heures de soleil par an et jusqu'à 3600 dans la zone désertique.

L'énergie solaire est le marché le plus prometteur au Maroc. Le Maroc compte 180 MW de projets solaires en exploitation et plus de 1800 MW en développement. Actuellement, 2% de l'énergie électrique est obtenue via l'énergie solaire, mais la stratégie nationale est de l'augmenter à 20% d'ici 2030. Compte tenu de tous les facteurs, le Maroc a la capacité de produire beaucoup plus d'énergie à partir de l'énergie solaire.

Le Maroc offre des conditions favorables à la mise en œuvre de projets ambitieux dans le domaine de l'énergie solaire. En fait, des études antérieures sur le potentiel solaire au Maroc ont mis en évidence l'abondance des ressources solaires sur plusieurs sites Figure 1.12.

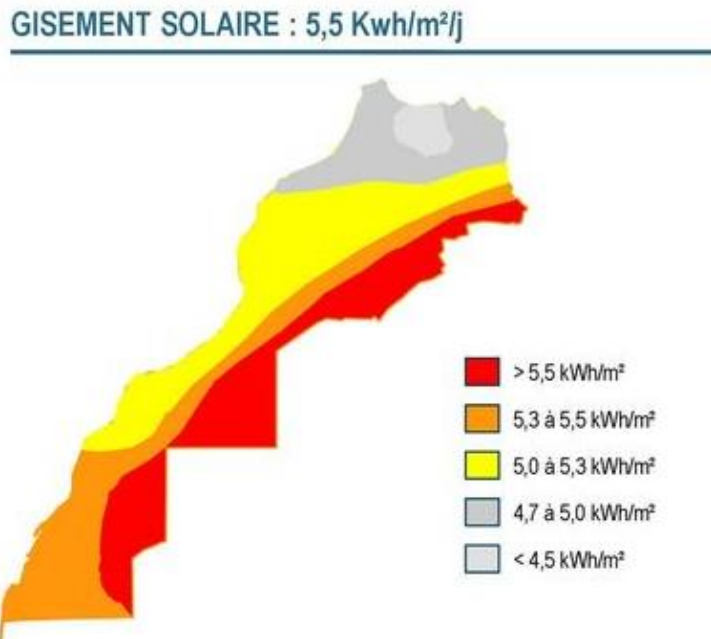


Figure 1.12 : Potentiel Solaire au Maroc

Avec plus de 3000 heures de soleil par an et 5 kWh / m² / an en termes d'énergie reçue, le pays se positionne comme le lieu idéal pour développer des projets d'énergie solaire. Le DNI (Direct Normal Irradiation) est estimé à 2300 kWh / m² / an en moyenne. Selon une étude menée par l'AMEE et la GIZ, le potentiel technique de l'énergie solaire au Maroc est estimé à 10 829 MW (une production d'énergie d'environ 13 000 TWh / an) et le potentiel réalisable correspond à 2018 MW d'ici 2020 (une production énergétique de environ 3,3 GWh / an).

Pour 2020, le Maroc a présenté son plan solaire qui vise à développer une capacité totale cumulée de 2000 MW. Ce plan contribuera à économiser 1 million de tep par an (environ 750 millions USD / an), éviter l'émission de 3,7 millions de tonnes de CO₂ par an et à produire 4 500 GWh d'électricité par an (18% de la production nationale actuelle).

Cinq sites ont été choisis avec le DNI suivant :

- Ouarzazate DNI de 2 635 kWh / m² / an
- DNI d'Ain Beni Mathar de 2 290 kWh / m² / an
- Foug Al Oud Laâyoune DNI de 2 628 kWh / m² / an
- Boujdour DNI de 2 642 kWh / m² / an
- Sebkhah Tah / Tafaya DNI de 2 140 kWh / m² / an

Ce plan solaire repose sur deux variantes technologiques majeures : les technologies CSP et PV. Les technologies CSP utilisent des miroirs pour concentrer le rayonnement solaire afin de chauffer de l'eau ou un autre fluide. Cette chaleur est utilisée pour générer de l'électricité, tandis que les systèmes PV convertissent la lumière directement en électricité au moyen de cellules photovoltaïques. La centrale CSP d'Ain Beni Mathar est déjà en service et fournit de l'électricité au réseau. Cette centrale utilise une conception de pointe, combinant un large éventail de 224 capteurs à miroirs paraboliques concentrant l'énergie solaire et augmentant la production de vapeur nécessaire à la production d'électricité dans cette installation de 470 MW. En février

2016, la première phase de la centrale solaire de Ouarzazate (OSPS) Noor 1 était reliée au réseau électrique national. Noor 1 représente une capacité initiale de 160 MW sur une capacité totale prévue de 500 MW. À terme, OSPS sera la plus grande centrale CSP au monde et répond déjà aux besoins énergétiques de plus d'un million de foyers.

Simultanément, par le biais du programme PROMASOL (programme du marché marocain des chauffe-eau solaires SWH), plus de 440 000 m² de capteurs solaires thermiques ont été installés en 2012 et devrait atteindre 1,7 million de m² d'ici 2020. PROMASAL (lancé initialement dans le cadre du Programme PERG) contribuera à une production d'énergie annuelle de 1190 GWh d'ici 2020 et évitera l'émission de 920 000 tCO₂ par an.

4.3. Énergie hydroélectrique

Le Maroc utilise l'énergie hydroélectrique comme ressource renouvelable majeure depuis plusieurs décennies et les premières centrales hydroélectriques ont été ouvertes en 1929 (S.S. Maachou (20,9 MW), Taza Rass El Oued (0,64) et Sefrou (0,26 MW)). Le potentiel de l'énergie hydroélectrique est estimé à 3 800 MW et le choix de l'énergie hydroélectrique était de faire en sorte que les besoins nationaux en électricité soient largement couverts par la politique des barrages des années 1960. Malgré les sécheresses fréquentes, certaines centrales hydroélectriques récemment installées (station de traitement des eaux usées d'Afourer (464 MW) et de Tanafnit-El Borj (40 MW) ont contribué à augmenter la production d'électricité.

En conséquence, la SNE a mis en place un plan de développement de l'hydroélectricité au Maroc, qui devrait atteindre 14% de la capacité totale installée du pays d'ici 2020, comme indiqué dans le tableau 1.2. Ce plan met l'accent sur les stations d'épuration et les micro-centrales hydroélectriques. À cette fin, trois projets d'une capacité totale de 580 MW ont été lancés (station d'épuration de Meldez-El Menzel (170 MW) d'Abdelmoumen (350 MW) et de microcentrales hydroélectriques (60 MW).

Il convient de souligner le fait que les barrages ou les réservoirs (1087 MW) constituent la principale technologie hydroélectrique au Maroc, suivis des technologies de stockage par pompage (472 MW) et de la course à pied (98 MW).

Tableau 1.2: la capacité totale installée pour différentes sources d'énergie

| | 2009 | 2015 | 2020 |
|-------------------------|-------------|-------------|-------------|
| Charbon | 29% | 35% | 27% |
| Huile | 27% | 19% | 10% |
| Gaz | 11% | 8% | 21% |
| Hydroélectricité | 29% | 21% | 14% |
| Solaire | 0% | 5% | 14% |
| Eolien | 4% | 12% | 14% |

4.4. L'énergie géothermique

Une étude de (Y. Zarhloule et al. (2001) sur les potentialités géothermiques du Maroc ont mis en évidence les potentialités prometteuses de la géothermie dans le nord-est du Maroc. Selon

cette étude, un forage près de Berkane a révélé un gradient géothermique moyen supérieur à 110 ° C / km à des profondeurs supérieures à 300 m. Quant à la capacité installée de l'énergie géothermique, elle est estimée dans le nord-est du Maroc à environ 5 MWe. Il a noté que le flux de chaleur augmente vers le nord-est (80-140 mW / m²) dans l'est du Rift, dans le nord-est du Maroc, dans la mer d'Alboran, dans le sud-est de l'Espagne et dans le nord-ouest de l'Algérie. Pour conclure que ce fort gradient géothermique potentiel pourrait jouer un rôle majeur dans le développement de programmes visant l'exploitation géothermique pour la production d'électricité.

La géothermie superficielle, dite aussi "très basse énergie", est également une alternative très intéressante pour le Maroc. Elle repose sur l'exploitation de la chaleur (maximum 40 °C) présente dans le sous-sol ou dans les aquifères superficiels que celui-ci recèle, à des profondeurs comprises entre quelques mètres et 200 à 300 m.

4.5. Biomasse

Le potentiel de la biomasse au Maroc est estimé à 950 MW (provenant principalement de l'agriculture, de la foresterie et des déchets municipaux) et un objectif de production de 200 MW d'ici 2020 et de 400 MW d'ici 2030 a été défini pour développer le potentiel de la bioélectricité au Maroc. En effet, les forêts représentent 9 millions d'hectares au Maroc et environ 5 millions de tonnes de déchets solides domestiques sont produites chaque année. Le potentiel total de bioénergie solide au Maroc est estimé à 12568 GWh / an et 13055 GWh / an supplémentaires peuvent être fournis à partir de biogaz et de biocarburants (ONEE). Par ailleurs, l'utilisation majeure de la biomasse au Maroc se limite au chauffage et à la cuisson, en particulier dans les zones rurales.

Récemment, de nombreuses décharges ont commencé à produire du biogaz in situ dans le cadre du Programme national pour les déchets municipaux (PNDM). À Oujda (1 MW), la production annuelle de méthane est égale à 311 000 m³ et l'électricité produite est injectée dans le réseau électrique national. De plus, la mise en décharge de Fès (1 128 kW) a permis d'assurer 30% de l'éclairage public grâce au biogaz. Un projet d'extension de la capacité installée à 5 MW est en cours et contribuera ainsi à éviter 1 million de tCO₂ en 10 ans.

Le résultat d'une étude menée dans la région de Souss-Massa-Draa estime le potentiel mondial de la région à 2794758 MWh / an (190 563 tep / an). De plus, il a été démontré que la biomasse fermentescible (déchets urbains, déchets d'élevage et cultures maraîchères) pourrait assurer 22% des besoins en électricité de la région (source AMEE).

En résumé, le tableau 1.3 résume les projets prévus ou en développement pour différentes ressources en énergies renouvelables au Maroc.

Tableau 1.3 : Projet prévus ou en développement pour les différentes ressources en énergies renouvelables au Maroc

| Type d'énergie | Projets | Capacité installée |
|----------------|--------------|--------------------|
| Solaire | Quarzazate | 500 WM |
| | Foum Al Ouad | 500 WM |

| | | |
|------------------|-----------------------|--------|
| | Sabkhat Tah | 500 WM |
| | Ain Beni Mathar | 400 MW |
| | Boujdour | 100 MW |
| Eolien | Tarfaya | 300 MW |
| | Tiskrad | 300 MW |
| | Jbel Hdid | 200 MW |
| | Koudia Baida | 200 MW |
| | Taza | 150 MW |
| | Midelt | 150 MW |
| | Jbel Khalladi | 120 MW |
| | Tanger 2 | 100 MW |
| | Boujdour | 100 MW |
| Hydroélectricité | WWTP of Abdelmoumen | 350 MW |
| | Mdez EL Menzel | 170 MW |
| | Autres petits projets | 60 MW |
| Biomasse | Décharge de Fès | 5 MW |

4.6. Pouvoir nucléaire

Bien que les activités nucléaires actuelles au Maroc se limitent aux secteurs de la santé, de l'industrie, de l'agriculture et de l'éducation; le pays envisage fortement l'exploitation de cette énergie alternative pour ses applications futures. En fait, la SNE a introduit la technologie nucléaire dans le bouquet énergétique de 2030. Dans un premier temps, le plan nucléaire comportera deux unités d'environ 1000 MW chacune. Ces unités seront utilisées pour le dessalement de l'eau de mer.

La première installation nucléaire au Maroc a été ouverte en 2003 dans le cadre d'un partenariat entre le Maroc et les États-Unis. Elle est située à Maamora, au centre des études nucléaires. Ce centre de recherche consiste en un réacteur nucléaire avec de nombreux laboratoires associés pour la recherche et la formation en matière nucléaire, ainsi que pour le diagnostic médical.

En 2010, le Comité national de réflexion sur l'énergie nucléaire et le dessalement (CRED) a été créé pour évaluer les cadres de réglementation, les exigences institutionnelles et le capital humain et technique nécessaire à la mise en œuvre d'un programme d'énergie nucléaire à long terme. À cette fin, le pays a démontré de nombreux atouts pour développer une centrale nucléaire, notamment la stabilité politique, le respect des traités et conventions d'engagement internationaux, le respect du régime de sécurité nucléaire, la disponibilité d'uranium dans l'exploitation de phosphates et la création d'installations de recherche sur le terrain telles que le Centre national des sciences et techniques de l'énergie nucléaire (CNESTEN).

5. Efficacité énergétique au Maroc

Parallèlement à sa stratégie de développement des ressources en énergies renouvelables, le Maroc a mis l'accent sur l'utilisation efficace de ces ressources dans le but d'économiser jusqu'à 12% de l'énergie consommée d'ici 2020 et de 25 à 30% en 2030. Pour atteindre ces objectifs, le

programme national pour l'efficacité énergétique a été lancé en 2011 afin de fournir des orientations importantes pour l'amélioration de l'efficacité énergétique dans cinq secteurs principaux: les ménages, l'industrie, l'agriculture, les transports et le tertiaire.

5.1. Efficacité énergétique des ménages

En 2010, la consommation d'énergie des ménages représentait 17% de la consommation totale d'énergie du pays. Ainsi, plusieurs mesures ont été prises par les parties prenantes afin de réduire l'intensité énergétique de ce secteur. La réglementation thermique a été adaptée aux bâtiments neufs afin de réduire les besoins en chauffage et en climatisation des bâtiments de 39 à 64% pour le secteur résidentiel et de 32 à 72% pour les entreprises. Selon AMEE, la mise en place d'une isolation thermique interne et externe au bâtiment a permis une économie d'énergie annuelle de 26%. De plus, l'installation de vitrages isolants peut permettre une diminution de 13% des besoins en chauffage et en climatisation.

De plus, la généralisation des lampes à basse consommation dans le cadre du programme PNAP (Plan National d'Actions Prioritaires) et la mise en place de baladeurs dans le cadre du programme PROMASOL figuraient parmi les principales mesures visant à réduire la consommation d'énergie des ménages.

5.2. Efficacité énergétique dans l'industrie

La consommation d'énergie dans l'industrie a représenté 21,5% de la consommation totale d'énergie du pays en 2010. L'AMEE a identifié trois domaines importants de réduction de la consommation d'énergie dans ce secteur. Premièrement, la consommation d'électricité peut être réduite de 15% si des mesures importantes sont prises, notamment l'amélioration du facteur de puissance et du contrat d'achat d'électricité, l'installation d'un variateur de fréquence et le remplacement des équipements standard par des équipements à haute efficacité. Deuxièmement, une économie d'énergie thermique jusqu'à 65% peut être assurée si les industries s'efforcent d'ajuster leurs chaudières, isoler le cycle vapeur, de l'eau chaude, de la surface froide, recycler leurs condensats et améliorer les performances des glaciers. Enfin, un potentiel d'économie d'énergie de 10% peut être garanti dans le domaine des cycles de la vapeur et de l'air comprimé en mettant en place un système de gestion de l'énergie et en utilisant des énergies renouvelables pour la production d'énergie. Une autre mesure oblige les industries à forte consommation d'énergie à réaliser des audits énergétiques afin d'évaluer l'efficacité de leurs systèmes de gestion de l'énergie et à garantir l'utilisation optimale de l'énergie dans différents domaines.

(A. Boharb et al. 2016) ont réalisé un audit énergétique de niveau II pour un site industriel basé à Fès spécialisé dans la production et la commercialisation d'aliments pour bétail. Une analyse détaillée des caractéristiques de la consommation d'énergie a mis en évidence une mauvaise gestion. En améliorant le DPF (facteur de puissance de déplacement) à une valeur de 0,98, il a été démontré que l'usine peut économiser environ 52758,74 US \$ par an. Une amélioration de l'efficacité énergétique de l'éclairage intérieur a également été réalisée. L'action proposée concernait la régulation de la tension et pourrait potentiellement réduire de 13,6% la consommation d'énergie d'éclairage avec une réduction d'environ 27 533 Kg de CO₂ / an.

Dans le même contexte, une évaluation de la performance énergétique d'une cimenterie marocaine existante, basée sur une analyse détaillée des bilans de masse et d'énergie, a été réalisée par (S. Fellaou, T. Bounahmidi 2017). Les mesures redondantes ont été validées par la technique des multiplicateurs de Lagrange avant d'être utilisées pour le calcul de variables non mesurées. Les valeurs de consommation d'énergie et les pertes associées sur l'ensemble de la chaîne de production sont rapportées et les résultats obtenus ont été utilisés pour évaluer la performance énergétique du processus.

5.3. Efficacité énergétique dans l'agriculture

Le secteur de l'agriculture et de la pêche représentait environ 14% de la consommation totale d'énergie du pays en 2010. En fait, ce secteur vital est considéré comme très énergivore en raison de l'utilisation majeure d'équipements d'irrigation, de tracteurs et moteurs, ...

Deux programmes ont été développés dans ce cadre afin de réduire la consommation d'énergie, suite à un partenariat entre Crédit Agricole Maroc et l'AMEE : le programme de développement du pompage d'eau solaire et le programme d'optimisation des performances énergétiques des exploitations agricoles. Ce dernier programme a été mené dans 10 fermes à titre de projet pilote et a permis d'économiser 100 tCO₂ avec un temps de retour sur investissement moyen de 9 mois. Suite à un partenariat avec Crédit Agricole Maroc pour parrainer ce programme, AMEE devrait généraliser cette expérience réussie dans d'autres exploitations.

5.4. Efficacité énergétique dans le secteur du transport

Le secteur des transports a dominé la consommation d'énergie au Maroc avec près de 44% de la consommation totale d'énergie en 2010 et environ 23% des émissions de GES du pays. Des mesures notables ont été introduites dans ce secteur, l'introduction de contrôles techniques obligatoires chaque année et une formation à la conduite écologique en faveur des conducteurs de véhicules lourds. D'autres mesures sont en cours de planification, notamment l'introduction d'incitations fiscales visant à promouvoir les véhicules à faible consommation de carburant, l'introduction de normes limites d'émission, la diffusion d'audits énergétiques pour les véhicules utilitaires, ainsi que la mise en œuvre de campagnes d'information et de sensibilisation.

L'article de (Mohammed Kharbach et Tarik Chfadi 2017) analyse le secteur des transports routiers du point de vue environnemental dans le Maroc, en quantifiant les contributions de certains facteurs clés aux émissions de CO₂ de ce secteur, et en analysant la relation entre les émissions de CO₂ et la consommation d'énergie. Leur étude démontre que la croissance démographique et l'augmentation du nombre de propriétaires de véhicules sont les principales causes d'émissions de CO₂ dans le secteur des transports routiers. Encourager et améliorer les transports en commun serait bénéfique à cet égard. La libéralisation récente des produits pétroliers destinés au transport au Maroc est un autre aspect positif.

5.5. Efficacité énergétique dans le tertiaire

Le secteur tertiaire ne représentait que 4% de la consommation totale d'énergie en 2010. Toutefois, cette valeur devrait augmenter au cours des prochaines années à la lumière du plan de développement national du tourisme (200 000 lits d'ici 2020). Les mesures d'efficacité

énergétique dans ce secteur comprennent la réglementation thermique dans les bâtiments (hôtels, hôpitaux, écoles, etc.), l'utilisation des CES et la création de villes écologiques (ville écologique de Zenata dans la région de Casablanca).

Les mesures supplémentaires sont résumées ci-dessous:

- Création de la première société de développement local (SDL) à Salé pour gérer l'éclairage des rues et assurer l'efficacité énergétique dans ce domaine.
- Ajout d'une heure à l'heure locale (GMT + 1) depuis 2008 afin de réduire la consommation d'électricité en période de pointe. Cette mesure a permis un gain de 92 MW en 2014 et une économie d'énergie totale d'environ 29,5 GWh.
- Équiper 600 mosquées en éclairage LED, systèmes photovoltaïques et SWH d'ici 2019 dans le cadre du programme Efficacité énergétique dans les mosquées, mené conjointement par le Maroc et l'Allemagne.

L'article de (S. Hamdaoui et al 2018) évalue la performance thermique d'un immeuble de bureaux avec un modèle d'occupation intermittent, conçu selon trois scénarios de construction. Des simulations annuelles sont effectuées à l'aide du logiciel TRNSYS prenant en compte une année météorologique typique (TMY) de six villes marocaines faisant référence aux zones représentatives du zonage climatique marocain récent. Les performances énergétiques et environnementales de diverses mesures d'efficacité énergétique passives sont évaluées et discutées. La principale conclusion de ces travaux est que ces mesures énergétiques peuvent avoir une influence positive sur la réduction de l'empreinte carbone du bâtiment considéré. Les charges annuelles peuvent être réduites d'environ 20% à Agadir, 48% à Tanger, 53% à Fès, 56% à Ifrane, 31% à Marrakech et 41% à Er-rachidia.

6. Défis du secteur énergétique Au Maroc

Il est évident que la réalisation des plans et des programmes mentionnés modifiera complètement le secteur de l'électricité au Maroc au cours des prochaines années et placera le pays au premier rang des utilisateurs d'énergie propre dans le monde. Cependant, de nombreux défis et obstacles empêchent toujours le déploiement de ces projets.

Défis politiques

Cette catégorie englobe les aspects institutionnels et réglementaires du secteur de l'électricité au Maroc. Les principaux obstacles sont l'absence d'une approche intégrée du déploiement des énergies renouvelables dans le pays. De plus, le secteur de l'électricité marocain est toujours fortement monopolisé par l'ONEE bien que dans une moindre mesure qu'auparavant. Cette situation ne convient pas pour augmenter la part et la compétitivité des solutions renouvelables par rapport aux technologies conventionnelles. Enfin, le manque de données entrave toujours l'accès de différents secteurs sociaux et services publics à ces énergies vertes au Maroc.

Pour surmonter ces obstacles, une approche inclusive doit être mise en œuvre afin de permettre aux différentes parties prenantes de prendre part à l'élaboration de politiques nationales pour les énergies renouvelables et alternatives. En outre, encourager les fournisseurs d'électricité

nationaux et industriels à intégrer le secteur de l'électricité marocain est susceptible d'accroître la capacité installée d'énergies renouvelables et la sécurité d'approvisionnement. Enfin, la collecte et la fourniture d'un accès public aux données et informations pertinentes sur les énergies renouvelables vont probablement accélérer le déploiement des énergies renouvelables et des énergies alternatives au Maroc.

(Sharlissa Moore 2016) appui dans son article, l'utilisation d'un cadre multidimensionnel de sécurité énergétique pour évaluer l'intégration de l'électricité au Maroc. Le document conclut par des recommandations pour une gouvernance mondiale visant à améliorer la sécurité des réseaux transnationaux:

- 1) l'intégration de l'électricité offre de nombreux avantages en matière de sécurité énergétique, mais ces avantages pourraient être annulés si l'intégration technologique n'a pas de fondement politique solide.
- 2) les décideurs devraient faire la distinction entre dépendance et interdépendance et donner la priorité à cette dernière.
- 3) compte tenu de l'urgence des défis liés aux changements climatiques, les décideurs devraient considérer la sécurité énergétique, la sécurité humaine et le développement durable comme des défis indissociables.

Défis techniques

Ces obstacles concernent principalement le caractère intermittent des énergies renouvelables. Cela peut affecter la sécurité énergétique et élargir le fossé entre l'offre et la demande, ce qui peut entraîner une augmentation des importations d'énergie. De plus, il existe un besoin urgent d'expertise en technologie et de personnel qualifié à l'échelle locale.

Outre l'importance de développer d'autres technologies renouvelables (notamment la biomasse et la géothermie), il est urgent de disposer d'une énergie de régulation flexible afin d'équilibrer l'offre et la demande et de réduire les importations d'énergie. La cogénération (chaleur et électricité combinées) constitue une technologie adaptée au Maroc en raison de son efficacité globale, qui est élevée par rapport à la production séparée de chaleur et d'électricité. En outre, les technologies de cogénération sont relativement plus propres en termes d'émissions de CO₂.

Défis économiques

Malgré les avantages des énergies renouvelables et leur grand potentiel au Maroc, l'État est toujours confronté à des problèmes complexes pour attirer les investissements dans la région. Cette situation est due à la nature intermittente des énergies renouvelables, à leurs coûts de construction et d'exploitation élevés, à leur longue période de rentabilisation et à l'aide financière encore maigre du gouvernement marocain pour développer des projets d'énergies renouvelables.

Le développement d'entreprises locales pour l'installation et l'exploitation de projets d'énergie renouvelable peut réduire leurs coûts globaux et ainsi fournir de l'électricité renouvelable à un

prix abordable. Enfin, différents mécanismes financiers doivent être mis en place par le gouvernement afin de soutenir le déploiement des énergies renouvelables.

Défis sociaux

Le succès du déploiement des énergies renouvelables et alternatives au Maroc repose entre autres sur la prise de conscience sociale et l'acceptation de ces technologies dans le mix électrique. Malheureusement, le manque de programmes éducatifs sur les énergies renouvelables et alternatives est responsable de la méconnaissance sociale des énergies renouvelables et de leur potentiel et de leurs opportunités énormes.

De plus, l'absence de bonnes pratiques en matière d'efficacité énergétique est fortement mise en évidence par les différentes couches sociales au Maroc. Il est possible d'accroître la compréhension des énergies renouvelables et de leur potentiel par le biais de politiques gouvernementales fortes, notamment des programmes éducatifs, des campagnes d'information et de la participation de différents segments sociaux au processus de développement durable fondé sur la démocratie participative.

Défis environnementaux

Bien que les énergies renouvelables représentent l'option idéale pour le Maroc afin de parvenir à un développement durable du secteur de l'électricité, elles ont également des impacts environnementaux, principalement dans les domaines de l'hydroélectricité et de la biomasse.

En fait, l'hydroélectricité est toujours liée à une perturbation massive de l'écosystème résultant de la construction et de l'exploitation de centrales hydroélectriques à proximité de certaines zones sensibles. De plus, l'utilisation intensive de la biomasse (à savoir les cultures vivrières) pour la production d'électricité peut avoir des impacts majeurs sur les secteurs agricole et sylvicole marocains. Enfin, les précédents décès dans certains pays suscitent un débat international sur la sûreté nucléaire et poussent même certains pays à éliminer leurs centrales nucléaires au cours des prochaines années.

En conséquence, l'aspect environnemental des énergies renouvelables et des énergies de substitution doit être placé au cœur de la SNE, en plus des plans nationaux de réduction des émissions de CO₂. Les principales mesures visant à réduire l'empreinte écologique des centrales renouvelables (principalement l'hydroélectricité et la biomasse) comprennent le boisement, les centrales hydroélectriques de micro et STEP, et les activités de R & D.

Conclusion

Ce premier chapitre a été consacré aux notions générales sur les Smart-Grids en ce qui concerne leurs technologies, caractéristiques et composantes. Un aperçu général sur le secteur de l'énergie au Maroc a été également donné dans ce chapitre, accompagné une idée générale sur le potentiel du Maroc en matière d'énergie, ainsi que certains développements pertinents qu'a connu le secteur.

Le chapitre suivant sera dédié à la présentation de l'ensemble des méthodes utilisées au cours de cette thèse.

Chapitre II

METHODES UTILISEES

Ce chapitre sera consacré à la description des méthodes utilisées dans le cadre de cette thèse. Nous présenterons dans un premier temps la méthode utilisée pour la modélisation du partage des ressources dans le mix énergétique. Puis nous entamerons la description des méthodes de prévision proposées, et vers la fin nous donnerons un aperçu sur les types d'erreurs calculés pour conclure de la fiabilité des méthodes proposées.

Introduction

La gestion de la demande (DSM) est un outil important qui peut être utilisé pour assurer la stabilité et la fiabilité des systèmes électriques dans le contexte de préoccupations environnementales.

La gestion de la demande dynamique a été ignorée en raison de la dynamique complexe de consommation, du comportement aléatoire des consommateurs et du manque des capacités de calcul, et aussi de la nature intermittente des nouveaux types de production introduits dans le réseau. L'avancement dans les technologies de l'information et de la communication (TIC) a révolutionné le secteur de l'énergie et favorisé la transition vers des réseaux intelligents.

Différentes formes de DSM existent, partant des systèmes de tarification jusqu'à la prévision de charge. La prévision de la demande est donc une technique permettant de prédire les besoins énergétiques futurs d'un système sur la base des données de charge précédentes, des conditions météorologiques et de la disponibilité de sources d'énergie renouvelables. Elle est reconnue comme la pierre angulaire des efforts de planification des services publics.

L'objectif de cette thèse consiste à améliorer la gestion de la demande dans un contexte smart Grid à travers les prévisions. Pour ce faire, nous avons d'abord modélisé le partage des ressources dans le mix électrique, puis nous avons réalisé la prévision des grandeurs telles que la production renouvelable et la demande électrique. Ce chapitre sera consacré à la présentation détaillée de ces méthodes utilisées.

I. La modélisation des séries chronologiques

Dans une vue élémentaire de la manière dont la science est effectuée, on peut considérer que la méthode scientifique comporte trois étapes: observation, modélisation et prédiction.

Dans la partie observation de la méthode scientifique, nous mesurons ce qui se passe dans le monde réel. Nous rassemblons des données, des mesures empiriques et des «faits sur le terrain».

La partie modélisation concerne l'analyse de ces observations dans le but de développer des modèles décrivant le comportement ou les résultats observés; des modèles expliquant pourquoi ces résultats se sont produits comme ils l'ont été; ou des modèles nous permettant de prédire des comportements ou des résultats futurs non encore observés ni mesurés.

Dans la partie prédiction de la méthode scientifique, nous utilisons nos modèles pour savoir ce qui se passera dans une expérience à mener ou dans un ensemble d'événements dans le monde réel. Ces prédictions sont ensuite suivies d'observations qui servent soit à valider le modèle, soit à suggérer des raisons pour lesquelles le modèle est inadéquat. Le dernier point indique clairement la structure en boucle, itérative apparente.

La modélisation est donc au cœur de toutes les phases conceptuelles du modèle élémentaire de la méthode scientifique. Nous construisons des modèles et les utilisons pour prédire des événements susceptibles de confirmer ou d'infirmer les modèles. En outre, nous pouvons

également améliorer notre collecte de données empiriques lorsque nous utilisons un modèle pour obtenir des indications sur les endroits où chercher.

1. Définition d'une série chronologique

Une série chronologique est un ensemble séquentiel d'observations d'une grandeur effectuées à intervalles réguliers au cours du temps. Elle est défini mathématiquement comme un ensemble de vecteurs $x(t)$, $t = 0, 1, 2, \dots$ où t représente le temps écoulé.

Une série chronologique formée à partir des observations d'une seule variable est appelée une série univariée. Par contre si les observations de plus d'une variable sont prises en compte, il s'agit d'une série multivariée. Une série chronologique peut également être continue ou discrète. Dans une série chronologique continue, les observations sont mesurées à chaque instant, alors qu'une série temporelle discrète contient des observations mesurées à des instants discrets. Par exemple, les relevés de température, le débit d'une rivière, la concentration d'un processus chimique, etc. peuvent être enregistrés sous forme de série chronologique continue. D'autre part, la population d'une ville donnée, la production d'une entreprise, les taux de change entre deux devises différentes peuvent représenter des séries temporelles discrètes. Habituellement, dans une série temporelle discrète, les observations consécutives sont enregistrées à des périodes régulières, soit par intervalles horaires, journaliers, hebdomadaires, mensuels ou annuels.

Une série chronologique en général est supposée être affectée par quatre composantes principales, qui peuvent être séparées des données observées. Il s'agit des composants de tendance, cycliques, saisonniers et irréguliers.

La tendance générale d'une série chronologique peut augmenter, diminuer ou stagner sur une longue période. Ainsi, on peut dire que la tendance est un mouvement à long terme dans une série chronologique. Alors que les variations saisonnières d'une série chronologique sont des fluctuations d'une année à l'autre de la saison. Les facteurs importants responsables des variations saisonnières sont: le climat et les conditions météorologiques, les coutumes, les habitudes traditionnelles, etc.

2. Analyse et modélisation des séries chronologiques

En pratique, un modèle approprié est ajusté à une série temporelle donnée et les paramètres correspondants sont estimés à l'aide des valeurs de données connues. La procédure d'adaptation d'une série temporelle à un modèle approprié est appelée modélisation de série temporelle. Elle utilise des méthodes qui tentent de comprendre la nature de la série et est souvent utile pour les prévisions et les simulations futures.

Dans la modélisation des séries chronologiques, les observations passées sont collectées et analysées pour développer un modèle mathématique approprié qui capture le processus de génération de données sous-jacent de la série.

Le problème n'est toutefois pas aussi simple que cela puisse paraître. Il est généralement difficile de faire des modélisation à partir de données brutes car les taux et les tendances ne sont pas immédiatement évidents; ils sont mélangés aux variations saisonnières, par exemple, et peuvent être faussés par des facteurs imprévisibles, tels que les effets d'une grande campagne de promotion des ventes. Les données brutes doivent être traitées avant de pouvoir être utilisées, et ceci est souvent effectué par l'analyse des séries chronologiques.

Il ressort clairement de cette description que toutes les techniques statistiques reposent sur l'hypothèse selon laquelle les tendances existantes se poursuivront. Cette hypothèse a plus de chances d'être correcte à court terme qu'à long terme. C'est pour cette raison que ces techniques nous fournissent des prévisions relativement précises pour l'avenir immédiat, mais qu'elles sont assez médiocres sur le moyen et le long terme.

3. Problème du Sac à Dos

Afin de modéliser le partage des ressources dans le mix électrique, nous avons choisi d'utiliser le problème du Sac à dos. Le Problème du sac à dos répond au problème de gestion des appareils domestiques dans un Smart Grid, puisque ce dernier est un système complexe et que l'optimisation de tels systèmes est difficile et nécessite des méthodologies particulières. Ici, nous avons choisi de modéliser notre Smart Grid en utilisant une approche basée sur le principe du Sac à dos. Nous cherchons à maximiser l'utilisation de l'énergie à moindre coût ce qui nous conduit au problème du sac à dos si l'on considère la capacité du sac à dos en tant que consommation maximale et les appareils électriques en tant qu'objets.

Le "problème du sac-à-dos" est un problème de sélection qui consiste à maximiser un critère de qualité sous une contrainte linéaire de capacité de ressource. Il doit son nom à l'analogie qui peut être faite avec le problème qui se pose au randonneur au moment de remplir son sac à-dos : il lui faut choisir les objets à emporter de façon à avoir un sac le plus "utile" possible, tout en respectant son volume.

Plus formellement, le problème du Sac à Dos représente une situation dans laquelle une personne dispose de n objets d'utilité et de poids connus et d'un sac de capacité maximale connue W . Le problème est de trouver un sous ensemble d'objets dont la somme des utilités est maximale sous contrainte de ne pas dépasser la capacité maximale du sac

Le problème d'un point de vue global est similaire au problème local défini comme suit :

$$\begin{aligned} & \text{Maximiser } \sum_{i=1}^n x_i u_i & (1) \\ & \text{Sous contrainte } \sum_{i=1}^n x_i w_i \leq W \\ & x_i \in \{0,1\}, i = 1 \rightarrow n \end{aligned}$$

où $x_i = 1$ si l'objet i est utilisé, 0 sinon. Dans le cas du Smart Grid, le poids est la consommation en énergie et la taille du sac l'énergie disponible. A chaque intervalle de temps T , un nouveau

problème de sac-à-dos est attribué à la nouvelle configuration. Le problème doit en plus répondre à de nombreuses contraintes propres aux Smart Grid comme les contraintes du problème de flot maximum.

Le problème du sac-à-dos a fait l'objet de différents travaux proposant des méthodes exactes de résolution. Un état de l'art détaillé de ces approches est présenté dans l'article de (Martello et al. 2000). Les algorithmes proposés relèvent de trois principaux types de méthodes. Premièrement, des algorithmes de type séparation et évaluation ont été proposés dans les années 70, permettant de traiter efficacement des instances de petite taille. Ces performances ont par la suite été améliorées par l'adjonction de contraintes supplémentaires pour renforcer les bornes dans l'arbre de recherche. Deuxièmement, des algorithmes se basant sur l'identification d'une variable critique et d'un sous-ensemble associé de variables, sur lequel on applique une recherche arborescente tronquée, ont permis, à partir des années 80, d'augmenter la taille des instances pouvant être résolues (jusqu'à $n = 100000$). Troisièmement, des algorithmes efficaces de programmation dynamique ont été proposés

Le «problème du sac à dos» apparaît sous de nombreuses formes dans les domaines de l'économie, de l'ingénierie et des affaires: tout endroit où l'on doit attribuer une seule ressource rare à de multiples candidats pour cette ressource. Il a acquis le nom fantaisiste de «problème de sac à dos» parce que notre expérience commune en matière d'emballage de bagages exprime quelque chose de la saveur du problème: que doit-on choisir lorsque l'espace est restreint?

Ainsi, le problème du sac à dos a été utilisé dans les problèmes de transport, et nous citons comme exemple la modélisation et l'ajustement du débit de la cargaison dans le réseau ferroviaire chinois par (B. Lin 2017). Le problème du sac à dos multiple a également été exploité dans les problèmes de la marine comme par exemple dans une application de la marine autosuffisante par (J. Simon 2016) Ou encore dans le problème de la planification d'une application océan-atmosphère utilisée pour la prévision du climat sur la grille par la représentation du problème en tant qu'instance du problème Knapsack par (Y. Caniou 2008).

II. La prévision

Dans quelle mesure la prévision peut-elle être indispensable dans le réseau électrique moderne ? La prévision est une pratique courante depuis longtemps dans plusieurs domaines. Depuis plusieurs décennies, l'homme a su exploiter certaines données pour prédire l'évolution d'autres paramètres pertinents. Mais la différence, c'est que le nombre de données que l'on peut exploiter est en train d'exploser. D'un autre côté, des modèles mathématiques ont été développés, dans le but de traduire ces données en une prévision plus précise.

L'intérêt d'une prévision précise, c'est de pouvoir résoudre le principal problème lié aux énergies renouvelables : leur intermittence. En effet, si les énergies solaires et éoliennes n'ont pas encore substitué les sources d'énergies fossiles, et ce en dépit des efforts de multiples gouvernements, c'est à cause de leur nature intermittente. Ainsi, pour pouvoir faire face à un manque soudain de vent et/ou de soleil, les gestionnaires de réseau doivent mettre en place des systèmes de « back-up power », installations coûteuses et émettrices de gaz à effet de serre. Mais grâce aux techniques de prévision, on peut réduire le nombre de ces systèmes.

L'intégration de nouvelles sources d'énergies renouvelables au réseau devient alors moins coûteuse.

Les avantages économiques de la prévision ne s'arrêtent pas là, puisqu'elle permet aussi un pilotage minutieux de la production, en choisissant par exemple l'inclinaison des pales éoliennes ou des panneaux PV pour maximiser le rendement du système.

La prévision joue donc un rôle crucial dans le système électrique, dans le sens où elle ne permet pas simplement d'ajouter des sources d'électricité renouvelables par-dessus le système existant, mais de changer complètement de modèle. En revanche, atteindre un pourcentage élevé d'énergie issue de ressources variables nécessite un changement radical qui combine technologie de pointe et investissements pour assurer la flexibilité de la production.

La prévision permettra également une gestion plus intelligente de la consommation d'énergie. De multiples applications sont donc envisageables pour la prévision, le tout pour optimiser l'utilisation des énergies renouvelables et avoir de moins en moins recours aux sources d'énergies fossiles.

1. La prévision : Revue des méthodes existantes

L'étude des problèmes d'énergie est devenue un sujet de recherche important au cours des dernières décennies. Les problèmes énergétiques sont vitaux pour la sécurité et le bien-être des sociétés. Selon les théories économiques, l'énergie est l'une des ressources les plus importantes pour la production industrielle et la prévision de l'énergie, en termes de production ou de consommation, est une phase importante pour la macro-planification des opérations du système d'approvisionnement et pour le développement durable des pays.

Diverses méthodes classées selon des échelles de temps ou une méthodologie sont disponibles pour la prévision. Les méthodes de prévision peuvent être classées en 4 catégories en fonction du temps

- Prévisions à très court terme : de quelques minutes à une heure à l'avance.
- Prévisions à court terme : 1 heure à plusieurs heures à l'avance.
- Prévisions à moyen terme : de plusieurs heures à une semaine à l'avance.
- Prévisions à long terme : d'une semaine à un an ou plus.

Les méthodes de prévision sont très nombreuses, et nous ne pouvons tous les citer dans ce manuscrit, de ce fait nous allons nous contenter de présenter dans ce qui suit, l'exemple de quelques méthodes célèbres dans le domaine de la prévision.

1.1. Modèles de Box-Jenkins

Dans l'analyse des séries chronologiques, la méthode de Box-Jenkins, nommée d'après les statisticiens George Box et Gwilym Jenkins, applique des modèles à moyenne mobile autorégressive (ARMA) ou à moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA) afin de déterminer le meilleur ajustement d'un modèle de série chronologique aux valeurs passées d'une série chronologique.

La méthode de Box et Jenkins est un modèle stochastique et il s'agit d'une approche itérative comprenant les 3 étapes suivantes:

- Identification: Utilisation des données et toutes les informations associées pour sélectionner une sous-classe du modèle pouvant résumer le mieux les données.
- Estimation: Utilisation des données pour former les paramètres du modèle (c.-à-d. Les coefficients).
- Vérification diagnostique: évaluation de modèle ajusté dans le contexte des données disponibles et recherche des domaines dans lesquels le modèle pourrait être amélioré.

Le modèle ARMA

Le modèle ARMA est généralement utilisé pour approcher les processus stationnaire. Le modèle ARMA (autorégressif, moyenne mobile) est défini comme suit:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

où les ϕ_i sont les paramètres autorégressifs à estimer, les θ_i sont les paramètres de la moyenne mobile à estimer, les X_i sont la série d'origine et les a_i sont une série d'erreurs aléatoires inconnues (ou résidus) qui sont supposés suivre la distribution de probabilité normale.

Box-Jenkins utilise l'opérateur de décalage arrière pour faciliter l'écriture de ces modèles. L'opérateur de rétrogradation, B, a pour effet de changer la période t en période t-1. Donc : $BX_t = X_{t-1}$ et $B^2 X_t = X_{t-2}$ En utilisant cette notation de décalage en arrière, le modèle ci-dessus peut être réécrit comme suit:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) X_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (3)$$

Ceci peut être encore abrégé en écrivant:

$$\phi_p(B) X_t = \theta_q(B) a_t \quad (4)$$

Où $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$

Et $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$

Les processus ARMA ont été très utilisés dans de nombreux travaux, (J. Klepsch et al 2016) appliquent par exemple dans leur papier des processus ARMA fonctionnels à la modélisation et à la prévision des données de trafic routier. Tandis que (Ji Wu et Chee Keong Chan 2011) ont proposé une nouvelle approche comportant deux phases pour prédire la série horaire du rayonnement solaire. Dans la première phase il s'agit d'éliminer la tendance non stationnaire située dans la série des rayonnements solaires. La deuxième phase concerne la prédiction, le modèle ARMA (autorégressif et moyen mobile) est utilisé pour prédire la série de résidus stationnaires, combiné au réseau de neurones à retardement (TDNN). Les résultats de la simulation montrent que ce modèle hybride peut tirer parti des avantages des réseaux ARMA et TDNN et donner un excellent résultat. Le modèle ARMA est utilisé en combinaison avec les ANN pour la prévision de séries chronologiques. Alors que Yi Man et al (2019) proposent un

modèle de prévision de la demande en oxygène chimique (DCO) pour les stations d'épuration municipales utilisant des algorithmes hybrides d'intelligence artificielle. Dans cet article, l'algorithme ARMA (auto-régressive Moving Average) a été utilisé pour la prévision du débit d'eaux usées, et l'algorithme VAR (VAR) pour la prévision de la DCO. Les données en temps réel d'une station d'épuration municipale sont collectées pour la vérification du modèle. Marcia Baptista et al (2018) proposent quant à eux un modèle permettant de prédire quand un composant / système risque de tomber en panne dans le futur, et par conséquent, nous conseillons systématiquement le moment où des actions de maintenance doivent être entreprises, et ce en utilisant un modèle ARMA.

Le modèle ARIMA

De nombreuses séries chronologiques rencontrées dans la pratique présentent un comportement non stationnaire. Généralement, la non-stationnarité est due à une tendance, à un changement de la moyenne locale ou à une variation saisonnière. Comme la méthodologie de Box-Jenkins ne concerne que les modèles stationnaires, nous devons faire quelques ajustements avant de pouvoir modéliser ces séries non stationnaires.

Le modèle ARIMA introduit la notion d'intégration pour réduire une série non stationnaire avec tendance à une série stationnaire (sans tendance), en utilisant les premières différences de la série, $W_t = X_t - X_{t-1}$. Notez que cela peut être réécrit comme $W_t = (1 - B)X_t$

Une forme plus générale de cette équation est:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B)a_t \quad (5)$$

Où d est l'ordre de différenciation. C'est ce qu'on appelle le modèle ARIMA (p, d, q).

Quand il s'agit de la prévision, Le Modèle ARIMA est un modèle très répandu, nous citons ici quelques travaux en guise d'exemples. Aasim1 et al (2019) proposent un nouveau modèle ARIMA à répétition basé sur la transformée en ondelettes (RWT-ARIMA), qui améliore la précision de la prévision de la vitesse du vent à très court terme. Alors que (Domingos S. de O. Santos Jùniora et al 2019) proposent un système hybride qui combine le modèle ARIMA, le perceptron multicouche (MLP) et la régression vectorielle de support (SVR) pour la prévision. Ils valident leur modèle à travers des simulations expérimentales avec des séries chronologiques complexes réelles et les évaluent à l'aide d'un ensemble d'indicateurs de performance courants.

À l'aide d'une analyse de cointégration et d'une modélisation ARIMA (moyenne mobile intégrée auto-régressive), (Erkan Erdogdu 2007) fournit une prévision de la demande en électricité et compare les résultats avec les projections officielles. L'étude conclut, en premier lieu, que la réaction des consommateurs aux variations de prix et de revenus est assez limitée et qu'il est donc nécessaire de réglementer le marché turc de l'électricité; et deuxièmement, les projections officielles concernant la demande d'électricité surestiment fortement la demande d'électricité, ce qui peut compromettre le développement d'une politique énergétique cohérente en général et d'un marché de l'électricité en bonne santé en particulier. Tandis que Les travaux de (Suzana E. Hikichi et al 2017) visaient à ajuster les modèles de prévision en fonction du nombre de

certifications dans les Amériques et leurs pays au cours des deux prochaines années, 2016 et 2017. L'étude a été réalisée à l'aide de données certifiées ISO 14001 sur l'Amérique et ses 13 pays affichant le plus haut taux de certification. Nombre de certifications entre 1996 et 2015. La méthode ARIMA a été appliquée lors de l'ajustement des modèles de prévision pour les séries de données annuelles, et a montré une tendance à la baisse du nombre de certifications dans les Amériques, prévoyant respectivement 17 467 et 16 805 certificats délivrés entre 2016 et 2017. Nous citons également (Thomas Kriechbaumer et al 2014) qui évaluent dans leur étude l'utilité d'une approche améliorée de la moyenne mobile intégrée (ARIMA) combinée aux ondelettes-autorégressives pour la prévision des prix mensuels de l'aluminium, du cuivre, du plomb et du zinc. Il a été démontré que la performance des modèles ARIMA en matière de prévision des prix des métaux était considérablement améliorée grâce à une analyse multi-résolution à base d'ondelettes (ARM) avant l'ajustement du modèle ARIMA.

Le modèle SARIMA

Pour les séries saisonnières, Box-Jenkins recommande le modèle général suivant:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D X_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (6)$$

Où d est l'ordre de différenciation, s est le nombre de saisons par an et D est l'ordre saisonnier. Les polynômes d'opérateur sont :

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (7)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (8)$$

$$\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^{sp}) \quad (9)$$

$$\Theta_Q(B^s) = (1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{sQ}) \quad (10)$$

Sachant que $(1 - B^s)X_t = X_t - X_{t-s}$

Selon Box-Jenkins, la valeur maximale de d , D , p , q , P et Q est égale à deux. Par conséquent, ces polynômes d'opérateur sont généralement des expressions simples.

Les applications du Modèle SARIMA sont aussi nombreuses que les processus saisonniers qui existent, Le nouveau modèle SARIMA-SVR de (Shuojiang Xu et al 2019) par exemple, combine le modèle SARIMA et la Régression du vecteur de support (SVR), il a été développé pour prévoir des indicateurs statistiques dans l'industrie de l'aviation qui peuvent être utilisés pour des objectifs ultérieurs de gestion de la capacité et de planification. Nous citons aussi (Tingting Fang et Risto Lahdelma 2016), qui proposent un modèle SARIMA combinant des variables exogènes afin de prendre en compte les facteurs climatiques et les données historiques de consommation de chaleur en tant que variables dépendantes. Les performances de prévision sont évaluées sur la base des données réelles de la demande de chaleur pour la ville d'Espoo en Finlande, à l'aide de tests hors échantillon pour les 20 dernières semaines complètes de l'année. Les résultats indiquent que le modèle de régression linéaire proposé offre une grande précision et une robustesse sans faille.

(Tsan-Ming Choi et al 2011) quant à eux proposent un schéma de prévision hybride combinant la méthode classique SARIMA et la transformation en ondelettes (SW). En étudiant plus en détail les caractéristiques des séries chronologiques qui influent sur la précision des prévisions ils proposent une méthode de prévision des ventes basée sur les caractéristiques des séries chronologiques données. Les expériences sont réalisées en utilisant des données de ventes réelles, des données hypothétiques et des ensembles de données accessibles au public. Tandis que (Niematallah Elamin et Mototsugu Fukushima 2018) proposent un cadre de prévision qui utilise un modèle SARIMA, avec des variables exogènes (effets principaux) et des variables d'interaction (effets croisés) pour prévoir les données de demande de charge horaire. Les principaux effets et effets croisés sont mesurés par un processus itératif de tracé, d'interprétation et de test. Les interactions des variables météorologiques et des variables de calendrier, ainsi que les interactions des modèles saisonniers et des dépendances intrajournalières, sont analysées, testées et ajoutées au modèle.

1.2. Modèles ARCH / GARCH- volatilité stochastique

Un changement de variance ou de volatilité dans le temps peut poser des problèmes lors de la modélisation de séries chronologiques avec des méthodes classiques telles qu'ARIMA.

"Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", ou ARCH, est une méthode qui modélise explicitement l'évolution de la variance dans le temps dans une série chronologique.

Spécifiquement, une méthode ARCH modélise la variance à un pas de temps en fonction des erreurs résiduelles d'un processus moyen (par exemple une moyenne nulle).

Le processus ARCH introduit par (RF. Engle 1982) reconnaît explicitement la différence entre la variance inconditionnelle et conditionnelle permettant à cette dernière de changer dans le temps en fonction des erreurs passées.

La méthode ARCH ou d'hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive offre un moyen de modéliser un changement de variance dans une série chronologique dépendant du temps, tel qu'une volatilité croissante ou décroissante. Une extension de cette approche appelée GARCH ou Hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée permet à la méthode de prendre en charge les modifications de la volatilité dépendant du temps, telles que la volatilité croissante et décroissante de la même série.

De manière générale un processus ARCH univarié peut être défini comme solution d'un modèle de la forme

$$\varepsilon_t = \sigma_t Z_t \quad (11)$$

où Z_t est un processus i.i.d (indépendantes et identiquement distribuées), indépendant du passé de ε_t , centré, de variance unité, et où σ_t est une fonction mesurable du passé de ε_t .

Notons $\underline{\varepsilon}_{t-1} = (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots)$ la tribu engendrée par les valeurs passées de ε_t . Les deux premiers moments conditionnels de ε_t découlent simplement de la définition :

$$E(\varepsilon_t/\varepsilon_{t-1}) = 0 \quad , \quad V(\varepsilon_t/\varepsilon_{t-1}) = \sigma^2 \quad (12)$$

Ainsi ε_t est un processus centré non corrélé mais sa variance conditionnelle peut évoluer avec le temps et sa variance marginale peut exister ou non. Le plus souvent ε n'est pas supposé directement observable mais apparaît plutôt soit comme l'innovation d'un processus Y dans un modèle ARMA, écrit sous forme polynomiale (L désignant l'opérateur retard)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (13)$$

Dans ce cas, le modèle GARCH (p, q) (où p est l'ordre des termes GARCH σ^2 et q est l'ordre des termes ARCH ε^2) est donné par :

$$y_t = x_t' b + \varepsilon_t \quad (14)$$

$$\varepsilon_t | \psi_{t-1} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 = \omega + \sum_i^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_i^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (15)$$

Le modèle GARCH et ses nombreuses variantes ont été largement appliqués à la fois dans la littérature financière et dans la pratique. Dans l'étude de (Qi liu et al 2019) par exemple, les données de précipitations mensuelles de 1965 à 2015 ont été utilisées pour calculer l'indice normalisé de précipitation (SPI) sur une échelle de temps de 9 mois (SPI-9) dans cinq stations de la province du Shandong, dans la plaine de la Chine du Nord. Le modèle GARCH (Hétéroscédasticité Conditionnelle Autorégressive Généralisée) a été adopté pour éliminer l'hétéroscédasticité (effet ARCH) dans les résidus du modèle ARMA (Autorégressif et Moyenne Mobile), et les deux modèles ont été combinés dans un modèle composite appelé modèle ARMA-GARCH. Et dans l'article de (Helmut Herwartz 2017), des fenêtres glissantes de rendements empiriques des stocks sont utilisées pour tester l'indépendance d'innovations GARCH consécutives. Les valeurs p glissantes issues des tests d'indépendance reflètent la variation temporelle de la dépendance en série et fournissent des informations utiles pour signaler les changements à la hausse des cours des actions.

D'une autre part (Heping Liu et Jing Shi 2013) ont mené une enquête approfondie sur la prévision de la série chronologique des prix de l'électricité fondée sur ARMA – GARCH. Les auteurs ont appliqué divers modèles de moyenne mobile autorégressive (ARMA) avec des processus GARCH (autorégresseurs conditionnels autorégressifs généralisés), à savoir les modèles ARMA – GARCH, ainsi que leurs formes modifiées, ARMA – GARCH moyen (ARMA – GARCH-M), pour modéliser et prévoir les prix de l'électricité toutes les heures à l'avance. Au total, 10 structures de modèle différentes ont été adoptées. . Plusieurs mesures statistiques sont utilisées pour évaluer la suffisance de la modélisation et la précision des prédictions par les méthodes ARMA – GARCH (-M). Alors que (Jui-Cheng Hung et al 2008) examinent l'influence du processus d'innovation à la fine pointe de la technologie sur la performance des estimations de la valeur exposée au risque (VaR) à un jour à l'aide de trois

modèles GARCH (GARCH-N, GARCH-t et GARCH-HT). Les prix au comptant quotidiens de cinq produits énergétiques (pétrole brut WTI, pétrole brut, mazout n° 2, propane et essence conventionnelle ordinaire du port de New York) sont utilisés pour comparer la précision et l'efficacité des modèles de VaR.

Et dans un autre exemple, la prévision de pointe journalière de la demande d'électricité en Afrique du Sud à l'aide d'un modèle SARIMA (moyenne mobile auto-régulée saisonnière), d'un modèle SARIMA avec erreurs hétéroscédastiques conditionnelles autorégressives généralisées (SARIMA – GARCH) et d'un modèle de régression SARIMA – GARCH (Reg-SARIMA – GARCH) présenté dans l'article de (C. Sigauke et D. Chikobvu. 2011) La méthodologie de modélisation GARCH est introduite pour tenir compte de la possibilité d'une corrélation en série de la volatilité puisque les données de demande de pointe journalière montrent une moyenne et une variance non constantes et une saisonnalité multiple correspondant à la périodicité hebdomadaire et mensuelle.

2. Le modèle de Markov caché

Le modèle de Markov caché a été largement utilisé dans la littérature pour plusieurs fins au cours des dernières décennies. Nous citerons dans cette partie quelques exemples de travaux qui ont exploité les Modèles de Markov Caché dans divers domaines. (Wang Yu et al 2006) par exemple proposent dans leur article de modéliser les mouvements des marchés de l'électricité sous la forme de processus de Markov partiellement observables, dictés par les forces économiques sous-jacentes. Alors que (Edmundo G. de Souza e Silva et al 2010) étudient dans leur article, l'utilité d'un modèle de Markov caché (HMM), pour prédire les fluctuations futures des prix du pétrole brut. (Ingmar Visser 2011) propose quant à lui un tutoriel sur les problèmes clés de la modélisation de Markov cachée, son didacticiel couvre la description conceptuelle du modèle, l'estimation des paramètres par maximum de vraisemblance et se termine par une application à des données réelles illustrant les possibilités. En ce qui concerne (Alessio Farcomeni 2011), il décrit dans son papier une extension du modèle de Markov caché dans lequel le processus manifeste suit conditionnellement un modèle de partition. L'hypothèse d'indépendance locale pour la variable aléatoire manifeste est donc assouplie pour devenir une dépendance arbitraire. Pour (Mosaad Khadr 2015), il a développé plusieurs modèles de Markov cachés homogènes pour prévoir les sécheresses à l'aide de l'Indice de précipitation standardisé à court et à moyen terme.

Dans leur article, (A. Fort et al 2015) utilisent l'approche des modèles de Markov cachés pour surmonter les limites du modèle de Markov traditionnel en estimant les heures supplémentaires de performance de disponibilité du système. Une telle technique peut être utilisée pour améliorer les aspects logistiques liés à la planification optimale de la maintenance d'un système électrique, électronique ou électromécanique. D'autre part (P. Jiang et X. Liu 2015) se sont intéressés dans leur papier à révéler la tendance de la production de déchets dans les mégapoles. Afin de suivre de manière dynamique les fluctuations causées par ces incertitudes, ils proposent une approche d'apprentissage statistique pilotée par un modèle de probabilité qui hybride un débruitage d'ondelettes, un modèle de mélange gaussien et un modèle de Markov caché.

L'article de (Jong Hwan Suh 2015) conçoit et examine une approche automatique permettant de prévoir l'écllosion quotidienne de risques politiques provenant des médias sociaux au niveau des sujets. Il évalue les performances de prévision des caractéristiques thématiques, étudiées parmi les travaux précédents analysant les données des médias sociaux pour la politique, les techniques cachées basées sur un modèle de Markov (HMM), largement utilisées pour la détection des anomalies avec des données chronologiques, et des modèles de détection dans lesquels les caractéristiques du sujet et les techniques de détection sont combinées. Tandis que (Mangi Kang et al 2017) présentent dans leur article une nouvelle méthode d'analyse des sentiments, basée sur des modèles de Markov cachés basés sur du texte (TextHMM), pour la classification de texte qui utilise une séquence de mots dans des textes d'apprentissage au lieu d'un lexique de sentiments prédéfini. (Zhen Chen 2017) propose un modèle de Markov caché avec des observations auto-corrélées (HMM-AO) est développé pour gérer la modélisation de la dégradation des systèmes de fabrication. Contrairement aux modèles de Markov cachés standard (HMM), l'observation actuelle dans le modèle HMM-AO dépend non seulement de l'état du système masqué correspondant, mais également des observations précédentes. (Muhammad Shahzad Afzal et Ahmad W. Al-Dabbagh 2017) traitent quant à eux dans leur article la prévision des informations dans le contrôle de processus industriels en utilisant une approche de modèle de Markov cachée. Alors que (Mengqi Zhang et al 2018) présentent une approche permettant de prédire la tendance des prix du marché basée sur le HMM d'ordre élevé, où la dépendance temporelle à court et à long terme est prise en compte, à la différence du HMM de premier ordre couramment utilisé. (Yongqi Liu et al 2018) ont de leur côté combiné un modèle de Markov caché (HMM) et une régression gaussienne de mélange (GMR) pour la prévision probabiliste mensuelle du débit. Leur HMM a été initialisé à l'aide d'une méthode de clustering K-medoids kernelized, puis l'algorithme Baum – Welch est exécuté pour apprendre les paramètres du modèle.

Le modèle de Markov, est un modèle statistique composé d'un ensemble d'états et de transitions. Les transitions dans le modèle de Markov sont unidirectionnelles: une transition de l'état A à l'état B ne permet pas de passer de l'état B à l'état A. chaque état a des transitions vers tous les autres états, y compris vers lui-même. Toutes les transitions sont associées à leurs probabilités d'être empruntées et ces probabilités peuvent être nulles.

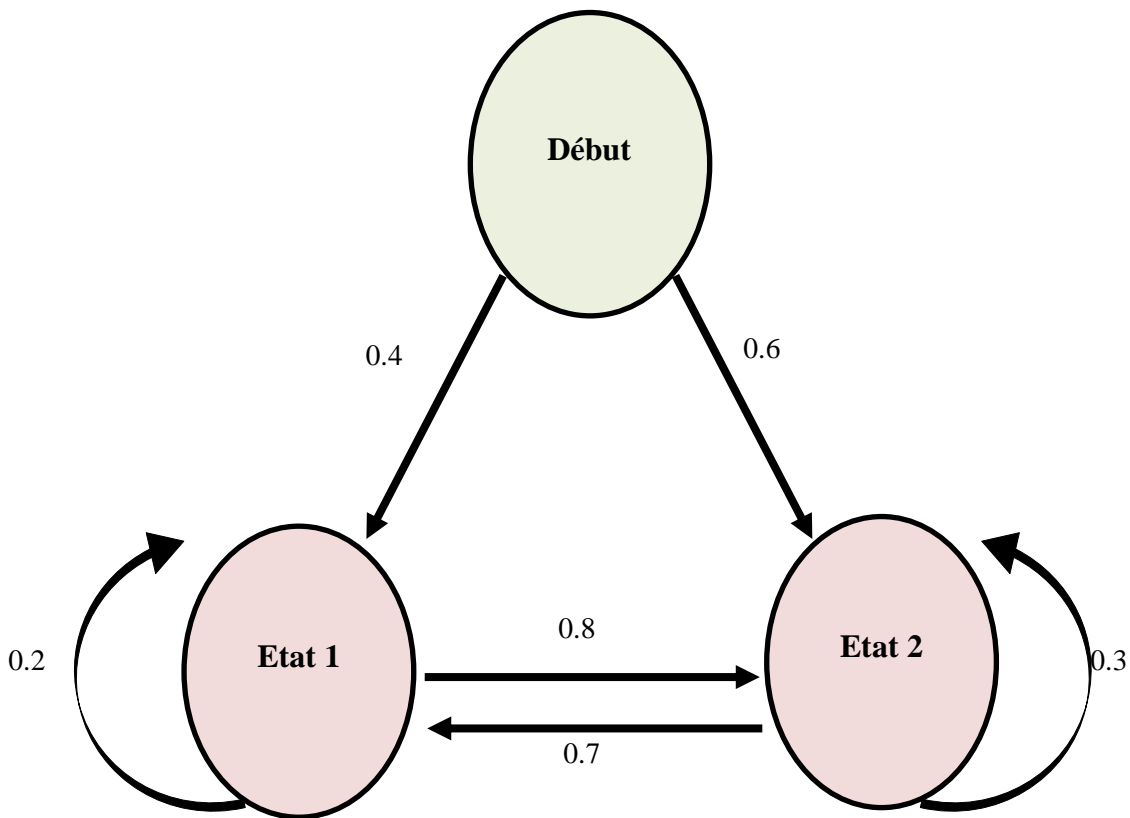


Figure 2.1 : Représentation d'un modèle de Markov simple à 2 états

Considérons la représentation d'un modèle de Markov simple à 2 états présentée dans la figure 2.1. Nous notons la présence d'un état «Début» utilisé pour présenter les probabilités de démarrage dans chacun des états du modèle: nous avons ici 40% de chance (0,4) de commencer dans l'état 1 et 60% de chance (0,6) pour commencer à l'état 2. Par définition, on ne revient jamais à l'état de départ, c'est pourquoi il n'existe jamais de transition vers cet état. On note également que la somme des probabilités des transitions de départ d'un état est toujours 1 (100%). Par exemple, pour l'état 1: $0,8 + 0,2 = 1$ Cette propriété doit toujours être vraie! En effet, si la somme n'était pas égale à 1, cela signifierait qu'il y a une chance de ne pas effectuer de transition, ce qui est impossible dans un modèle de Markov.

En ce qui concerne le Modèle de Markov Caché, il est basé en principe sur un modèle de Markov simple, sauf que nous ne pouvons pas obtenir directement la séquence d'états : les états sont masqués. Chaque Etat caché fait des "observations" qui sont elles-mêmes observables. Nous ne travaillons pas donc sur la séquence d'états, mais sur la séquence d'observations générées par les états

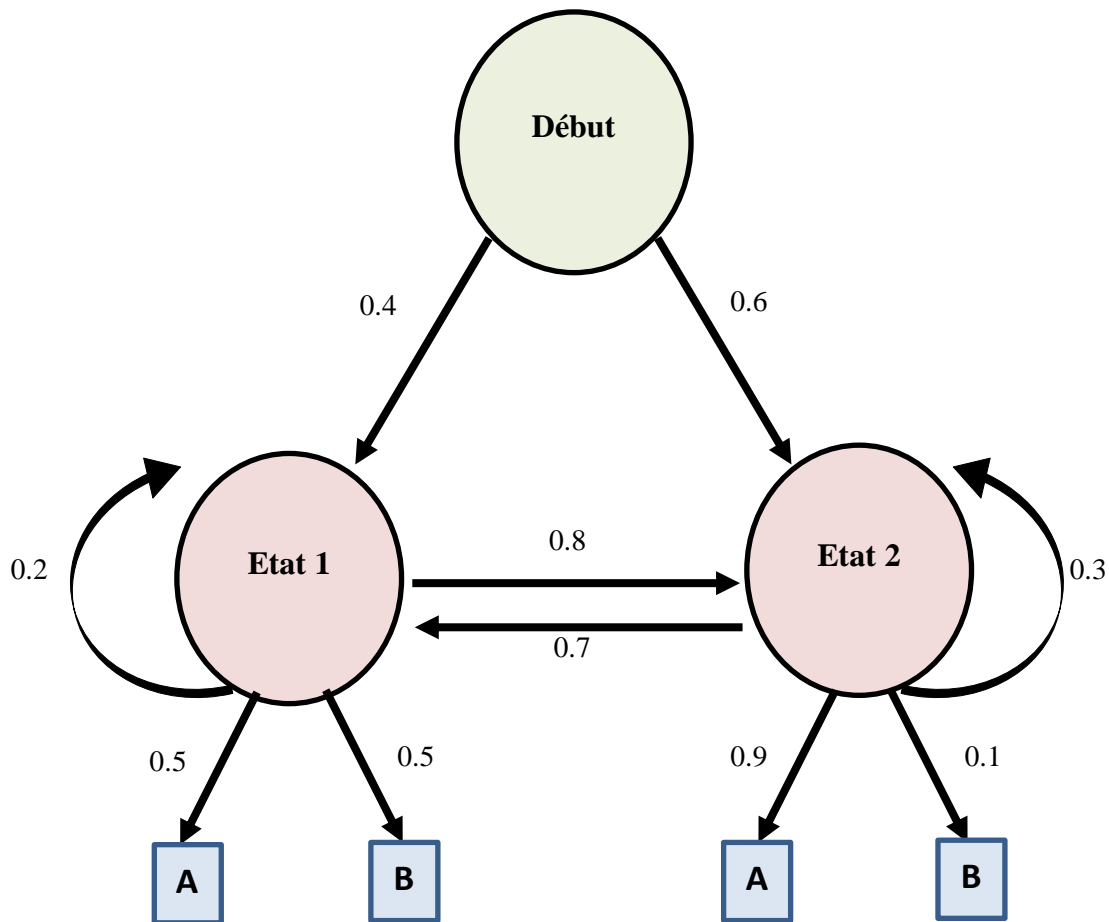


Figure 2.2 : Représentation d'un modèle de Markov Caché à 2 états

La figure 2.2 illustre la représentation d'un modèle de Markov caché à 2 états

Nous retrouvons la représentation du modèle de Markov: l'état "Begin", les deux états "Etat 1" et "Etat 2" et les transitions avec leur probabilité associée. Deux observations ont été ajoutées: "A" et "B". Chaque état peut émettre chacune des observations avec une certaine probabilité que nous appelons "probabilité d'émission". Dans cet exemple, l'état 1 a 50% de chance (0,5) d'émettre un "A" et 50% de la probabilité que l'État ne puisse pas émettre l'observation pertinente. La probabilité d'émettre un "B", alors que l'état 2 a 90% de chance (0,9) d'émettre un "A" et 10% (0.1) pour émettre un "B" à partir d'un état, la somme des probabilités de transmission d'un état doit toujours être égale à 1.

Comme le modèle de Markov, le modèle de Markov caché évolue dans le temps. Mais cette fois, nous ne pouvons pas observer la séquence d'états, nous ne voyons que la séquence d'observations. Notez que cette séquence d'états existe, elle est simplement masquée. "A chaque unité de temps, nous faisons une transition qui nous amène dans un état. Cet état émet ensuite une observation en fonction des probabilités de transmission. L'évolution dans le temps génère donc une séquence d'observations:

Pour une formulation plus mathématique, un modèle de Markov caché (HMM) est une chaîne de Markov de premier ordre, dans laquelle chaque état est associé à une observation de l'ensemble de données via une distribution conditionnelle. En général, les éléments inconnus sont les états, la matrice de transition et les probabilités initiales de la chaîne, mais leurs valeurs

peuvent être calculées à l'aide des distributions conditionnelles et de l'ensemble de données. En général, un HMM est caractérisé par les paramètres suivants.

- a) N : nombre d'états dans le modèle, pour choisir ce nombre, dans notre cas, nous utiliserons le critère d'information bayésien;
- b) M : nombre de symboles d'observation distincts par état
- c) $O = O_1, O_2, \dots, O_M$ La séquence d'observations ;
- d) $A = N \times N$ Matrice de transition de la chaîne de Markov cachée. Par définition de la chaîne de Markov, nous avons:

$$a_{i,j} = P(X_{t+1} = j | X_t = i) \quad i, j = 1, \dots, N \quad (16)$$

$$\sum_{m'}^M a(m, m') = 1 \quad (17)$$

Où X_t est le processus caché qui décrit l'état visité au moment t .

- e) b : un ensemble de N fonctions de densité de probabilité d'émission. Compte tenu de l'observation O au temps t , on a:

$$b_j(o) = p(Y_t = o | X_t = j) \quad j = 1, \dots, N \quad (18)$$

$$\sum_{j=1}^N b(i, j) = 1$$

Où Y_t est le processus observable au moment t .

- f) π distribution d'état initiale $\{\pi_i\}$. Où $\lambda = (A, B, \pi)$ est le HMM global.

2.1. Critère d'information bayésien

Dans la modélisation statistique, un chercheur est souvent confronté au problème de choisir un modèle approprié parmi un ensemble de candidats viables. Une telle détermination peut être facilitée par l'utilisation d'un critère de sélection, qui attribue un score à chaque modèle d'un ensemble candidat sur la base d'un principe statistique sous-jacent.

L'une des réponses apportées par les statisticiens au problème de la sélection de modèles est la minimisation d'un critère pénalisé. Les premiers critères apparaissant dans la littérature sont l'Akaike Information Criterion (AIC, Akaike (1973)), le Bayésien Information Criterion (BIC, Schwarz (1978)), le Minimum Description Length (MDL, Rissanen (1978)) et le C_p de Mallows (Mallows (1974)). Parmi ces critères, AIC et BIC ont été largement diffusés et appliqués.

Nous avons utilisé dans notre cas le critère BIC qui se place dans un contexte bayésien de sélection de modèles. Il est bien connu que le critère BIC est une approximation du calcul de la vraisemblance des données conditionnellement au modèle fixé. Cependant les résultats théoriques utilisés sont souvent peu explicités tout comme les hypothèses nécessaires à leurs applications. Par ailleurs l'interprétation du BIC et la notion de « consistance pour la dimension » ne sont pas toujours claires pour les utilisateurs.

Certains praticiens fréquentistes préfèrent l'utilisation du code BIC aux critères de sélection de modèle justifiés par des principes fréquentistes, tels que le critère d'information d'Akaike (AIC). En tant que critère de sélection de modèle, BIC tend à choisir des modèles plus

parcimonieux que ceux privilégiés par AIC. Dans des configurations d'échantillon de taille petite à modérée, les études de simulation indiquent que BIC surpasse les autres critères de sélection de modèle courants, tels qu'AIC, mesurés par la proportion de fois qu'un critère sélectionne la structure de modèle correcte.

Le Critère d'Information Bayésien est l'un des critères les plus utilisés dans la littérature. Par exemple dans le papier de (Jiawei Wei et Lan Zhou 2010), deux versions modifiées du critère d'information bayésienne sont proposées pour sélectionner le nombre de composantes principales et pour choisir les paramètres de pénalité des splines pénalisées dans un modèle commun de données fonctionnelles appariées. Alors que (Wei Lan et al 2012) proposent une condition de couplage permettant de lier les rendements boursiers pertinents et non pertinents via leur relation de régression conditionnelle. Pour obtenir un critère de sélection BIC qui permet d'identifier les stocks pertinents de manière cohérente.

D'autre part, (Heng Lian 2014) démontre dans son article que le critère de type BIC peut être utilisé dans des modèles additifs présentant des dimensions de fonctions ultra élevées afin de sélectionner de manière cohérente le modèle adéquat. (Jianhua Zhao et al 2015) proposent quant à eux un nouveau critère appelé BIC hiérarchique (HBIC) est proposé, qui pénalise la complexité de la composante en utilisant uniquement la taille de son échantillon local et correspond bien à la structure de données en cluster. Tandis que (Arash Mehrjou et al 2016) proposent un critère de sélection du modèle de mélange obtenu à partir de l'approximation de vraisemblance marginale de Laplace, qu'ils qualifient de plus précis comparé au critère d'information bayésien (BIC), pour les échantillons de petite taille.

Le critère d'information bayésienne (BIC), introduit par Schwarz, est dérivé pour servir d'approximation asymptotique à une transformation de la probabilité bayésienne postérieure d'un modèle candidat. Dans les grands échantillons, le modèle privilégié par BIC correspond idéalement au modèle candidat le plus probable a posteriori ; c'est-à-dire le modèle qui est rendu le plus plausible par les données disponibles. Le calcul de BIC est basé sur le log-vraisemblance empirique et ne nécessite aucune spécification préalable. Ainsi, BIC est attrayant dans de nombreux problèmes de modélisation bayésienne où les priorités sont difficiles à définir avec précision.

Dans une application de sélection de modèle, le modèle choisi est identifié par la valeur minimale du BIC. La sélection de modèle basée sur BIC est avantageuse en ce sens que BIC a la propriété de cohérence.

Le critère d'information bayésien (BIC), également appelé critère de Schwarz, est un critère de sélection de modèle parmi un ensemble fini de modèles permettant de décrire un jeu de données. Le modèle sélectionné est celui avec le BIC le plus bas. Ce critère est basé en partie sur la fonction de vraisemblance. Le critère d'information bayésien est dérivé du critère d'information Akaike proposé par Gideon Schwarz en 1978. Mais, contrairement au critère d'information Akaike, la pénalité pour le BIC dépend de la taille de l'échantillon et non seul le nombre de paramètres. Le critère d'information bayésien est donné par l'équation suivante:

$$BIC = -2 \ln \hat{L} + k \ln(n) \quad (19)$$

Avec $\hat{L} = p(x|\hat{\theta}, \lambda)$

Où:

- x = données observées;
- θ = les paramètres du modèle;
- n = le nombre de points de données dans x , le nombre d'observations;
- K = le nombre de paramètres libres à estimer;
- \hat{L} = la valeur maximisée de la fonction de vraisemblance du modèle λ , pour le calculer, nous utiliserons l'algorithme EM;
- $\hat{\theta}$ = les valeurs de paramètre qui maximisent la fonction de vraisemblance;

2.2. Algorithme de maximisation des attentes (EM)

Les modèles probabilistes, tels que les modèles de Markov cachés ou les réseaux bayésiens, sont couramment utilisés pour modéliser des problèmes probabilistes. Une grande partie de leur popularité peut être attribuée à l'existence de procédures efficaces et robustes pour l'apprentissage des paramètres à partir des observations.

Cependant, les seules données disponibles pour former un modèle probabiliste sont souvent incomplètes. Des valeurs manquantes peuvent apparaître, par exemple, dans les diagnostics médicaux, où les antécédents des patients incluent généralement les résultats d'une batterie de tests limitée.

L'algorithme espérance-maximisation permet l'estimation de paramètres dans des modèles probabilistes avec des données incomplètes.

L'algorithme espérance-maximisation alterne les étapes consistant à deviner une distribution de probabilité par rapport aux réalisations des données manquantes en fonction du modèle actuel (appelé étape E), puis à une nouvelle estimation des paramètres du modèle à l'aide de ces observations (appelée étape M). Le nom «E-step» vient du fait qu'il n'est généralement pas nécessaire de former explicitement la distribution de probabilité sur les observations, mais plutôt de calculer uniquement des statistiques «escomptées» sur ces observations. De même, le nom de «M-step» vient du fait que la ré-estimation du modèle peut être considérée comme une «maximisation» de la vraisemblance logarithmique attendue des données.

L'algorithme EM est une procédure itérative efficace pour calculer l'estimation du maximum de vraisemblance (ML) en présence de données manquantes ou cachées. En estimation ML, nous souhaitons estimer le ou les paramètres du modèle pour lesquels les données observées sont les plus probables. Chaque itération de l'algorithme EM consiste en deux processus: l'étape E et l'étape M. Dans l'attente, ou étape E, les données manquantes sont estimées en fonction des données observées et de l'estimation actuelle des paramètres du modèle. Ceci est réalisé en utilisant l'attente conditionnelle, expliquant le choix de la terminologie. Au cours de l'étape M,

la fonction de vraisemblance est maximisée en supposant que les données manquantes sont connues. L'estimation des données manquantes de l'étape E est utilisée à la place des données manquantes réelles. La convergence est assurée car il est garanti que l'algorithme augmente la probabilité à chaque itération.

Considérant un échantillon $x = (x_1, \dots, x_n)$ des individus dans une loi $f(x_i, \theta)$ fixé par θ , nous cherchons à déterminer θ maximisant la log-vraisemblance donnée par:

$$L(x, \theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \theta) \quad (20)$$

La référence standard sur l'algorithme espérance-maximisation et sa convergence est (Dempster et al 1977) qui présente une approche générale du calcul itératif d'estimations du maximum de vraisemblance lorsque les observations peuvent être considérées comme des données incomplètes. L'algorithme EM a également été utilisé par (C.F. Jeff Wu 1983) qui étudie deux aspects de sa convergence. Le premier consiste à étudier la possibilité de trouver un maximum local ou une valeur stationnaire de la fonction de vraisemblance (données incomplètes) pour l'algorithme EM et le deuxième consiste à étudier la possibilité de convergence de la séquence des estimations de paramètres générées par l'algorithme EM.

Dans des travaux plus récents, (Nima Sammaknejad et al 2019) présentent une analyse des applications de l'algorithme EM pour résoudre le problème des observations manquantes, des applications futures de l'algorithme EM ainsi que certains problèmes non résolus. Tandis que (Hongbo Jia et al 2019) ont proposé dans leur étude une approche basée sur un modèle pour extraire les caractéristiques efficaces des signaux bruyants, ils ont développé un modèle à cinq paramètres pour modéliser le paquet d'ondes dispersives et obtenir le paramètre vecteur de chaque paquet d'onde par l'algorithme de maximisation EM.

3. Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est un modèle informatique inspiré de la manière dont les réseaux de neurones biologiques dans le cerveau humain traitent les informations. Les réseaux de neurones artificiels ont suscité beaucoup d'enthousiasme dans la recherche et l'industrie liées à l'apprentissage automatique, grâce à de nombreux résultats décisifs dans les domaines de la reconnaissance vocale, de la vision par ordinateur et du traitement de texte.

L'unité de base du calcul dans un réseau de neurones est le neurone, souvent appelé nœud ou unité. Il reçoit des entrées d'autres nœuds ou d'une source externe et calcule une sortie. Chaque entrée a un poids associé (w), qui est attribué en fonction de son importance relative par rapport aux autres entrées. Le nœud applique une fonction f à la somme pondérée de ses entrées, comme illustré à la figure 2.2.

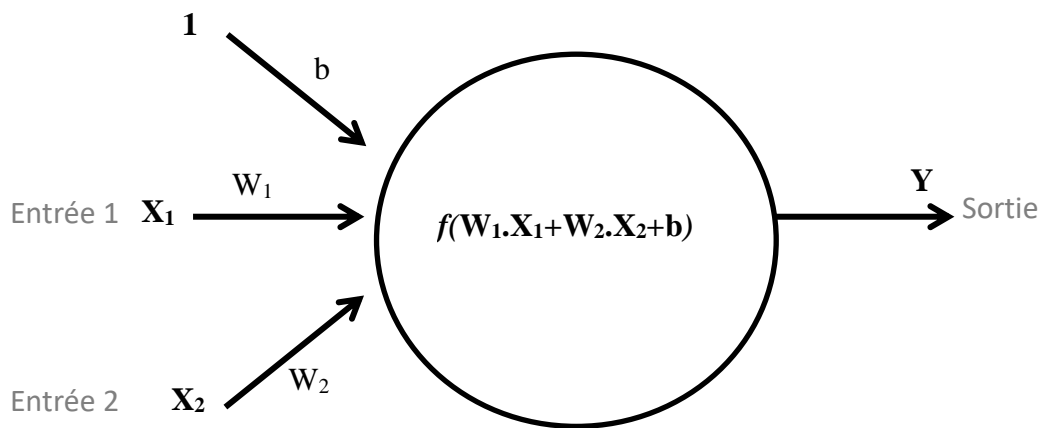


Figure 2.3 : représentation graphique d'un seul neurone artificiel

Le réseau ci-dessus prend les entrées numériques X_1 et X_2 avec w_1 et w_2 les poids associés à ces entrées. De plus, une autre entrée 1 de poids b (appelée Biais) lui est associée.

La sortie Y du neurone est calculée comme indiqué sur la figure 2.3. La fonction f est non linéaire et est appelée fonction d'activation. La fonction d'activation a pour but d'introduire la non-linéarité dans la sortie d'un neurone.

Fondamentalement, il existe 3 couches différentes dans un réseau de neurones:

- Couche d'entrée (toutes les entrées sont introduites dans le modèle via cette couche),
- Couches masquées (plusieurs couches masquées peuvent être utilisées pour traiter les entrées reçues des couches d'entrée),
- Couche de sortie (les données après traitement sont disponibles sur la couche de sortie).

La manière dont ces couches sont posées est représentée dans la figure 2.4.

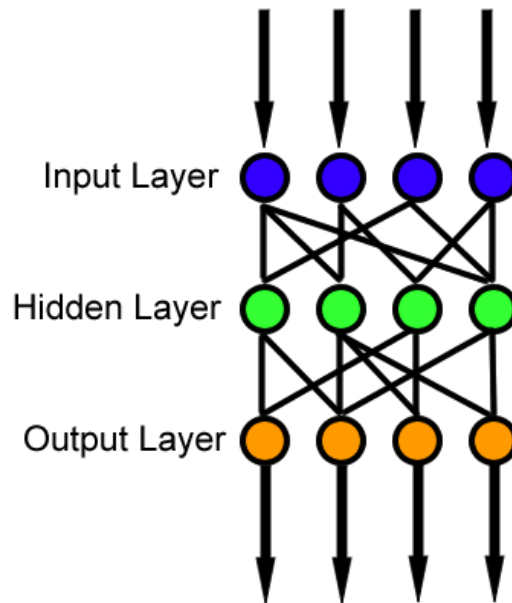


Figure 2.4 : les différentes couches d'un réseau de neurones artificiel

Couche d'entrée

La couche d'entrée communique avec l'environnement externe qui présente un motif au réseau de neurones. Cette entrée est transférée aux couches cachées. La couche d'entrée doit représenter la condition pour laquelle nous formons le réseau de neurones. Chaque neurone en entrée doit représenter une variable indépendante ayant une influence sur la sortie du réseau de neurones.

Couche cachée

La couche cachée est la collection de neurones à laquelle est appliquée la fonction d'activation. Il s'agit d'une couche intermédiaire située entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Son travail consiste à traiter les entrées obtenues par sa couche précédente. C'est donc la couche qui est chargée d'extraire les caractéristiques requises des données d'entrée. De nombreuses recherches ont été effectuées pour évaluer le nombre de neurones dans la couche cachée, mais aucun d'entre eux n'a réussi à trouver le résultat exact. De plus, il peut y avoir plusieurs couches cachées dans un réseau de neurones. Vous devez donc penser que combien de couches cachées doivent être utilisées pour quel type de problème. Supposons que si nous avons des données pouvant être séparées linéairement, il n'est pas nécessaire d'utiliser une couche cachée car la fonction d'activation peut être implémentée dans la couche d'entrée, ce qui peut résoudre le problème. Mais dans le cas de problèmes traitant de décisions complexes, nous pouvons utiliser 3 à 5 couches cachées en fonction du degré de complexité du problème ou du degré de précision requis. Cela ne veut certainement pas dire que si nous continuons à augmenter le nombre de couches, le réseau de neurones donnera une grande précision! Une étape survient lorsque la précision devient constante ou diminue si l'on ajoute une couche supplémentaire! En outre, nous devrions également calculer le nombre de neurones dans chaque réseau. Si le nombre de neurones est inférieur à la complexité des données du problème, il y aura très peu de neurones

dans les couches cachées pour détecter correctement les signaux dans un ensemble de données complexe. Si plus de neurones inutiles sont présents dans le réseau, un sur-ajustement peut survenir. Plusieurs méthodes utilisées jusqu'à présent ne fournissent pas la formule exacte pour calculer le nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones dans chaque couche cachée.

Couche de sortie

La couche de sortie du réseau de neurones collecte et transmet les informations en conséquence, de la manière pour laquelle elle a été conçue. Le motif présenté par la couche en sortie peut être directement retracé vers la couche en entrée. Le nombre de neurones dans la couche de sortie doit être directement lié au type de travail effectué par le réseau de neurones. Pour déterminer le nombre de neurones dans la couche de sortie, considérons d'abord l'utilisation prévue du réseau de neurones.

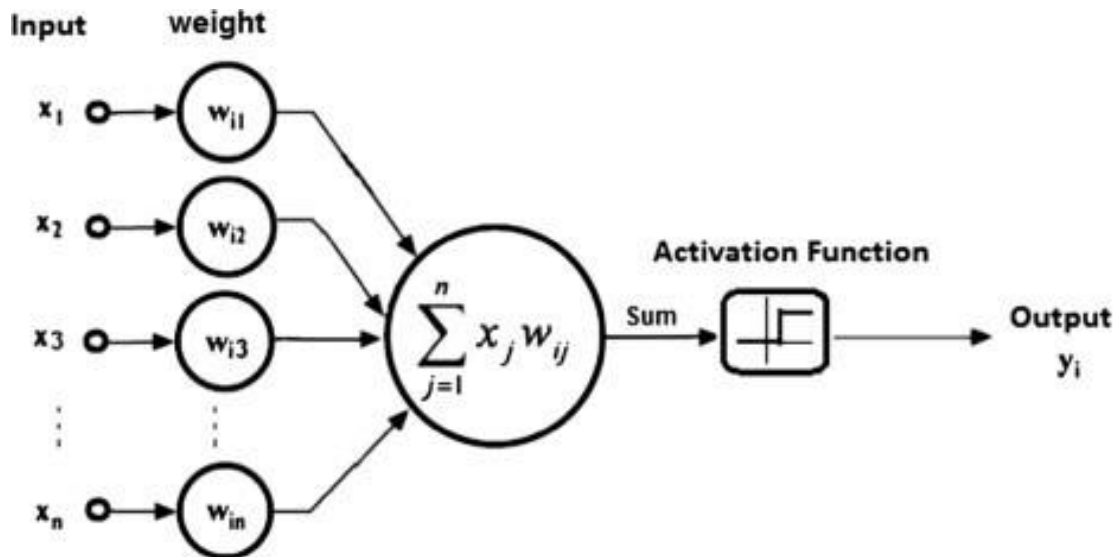


Figure 2.5 : la fonction d'activation pour un réseau de neurones artificiel

Fonction de sommation = $X_1W_{i1} + X_2W_{i2} + \dots + X_nW_{in}$

En intelligence artificielle, les modèles de réseau neuronal sont de simples modèles mathématiques définissant une fonction $f : X \rightarrow Y$ ou distribution définie sur X ou sur X et Y .

Mathématiquement, la fonction d'un réseau de neurones artificiels est définie comme une composition d'autres fonctions $g_i(x)$. Un réseau de neurones artificiel est généralement représenté sous forme de structure de réseau, les flèches représentant les dépendances entre les variables. Dans la plupart des cas, nous utilisons la somme non linéaire pondérée, où $f(x) = K(\sum_i \omega_i g_i(x))$ avec K est la fonction d'activation (obtenue dans notre cas par le DWT).

Le rôle le plus important de la fonction d'activation est de fournir une transition en douceur lors du changement des valeurs d'entrée, de sorte qu'un petit changement d'entrée produise une petite variation de la sortie.

Il sera préférable de se référer à un ensemble de fonctions g_i comme un simple vecteur $g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$. Le modèle mathématique d'un neurone non linéaire est décrit à la figure 2.5.

Les réseaux de neurones artificiels ont connus un vrai succès et particulièrement dans le domaine de la prévision. Le nombre de travaux exploitant les ANN est énorme, mais nous allons nous contenter de quelques exemples à titre indicatif. Dans les travaux de (R. Gholipour Peyvandi et S.Z. Islami rad 2018), les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés pour prédire avec précision la position incidente des rayons gamma dans un scintillateur à tige en plastique en utilisant une technique d'atténuation et un réseau neuronal à multicouches perceptrons (MLP). D'autre part, (Amin Hedayati Moghaddama et al 2016) ont étudié dans leur papier la capacité du réseau neuronal artificiel (RNA) à prévoir l'échange quotidien de stocks du NASDAQ. Plusieurs ANNs feed forward formés par l'algorithme de propagation arrière ont été évalués. La méthodologie utilisée dans cette étude a pris en compte les cours historiques des actions à court terme ainsi que le jour de la semaine. Les cours boursiers quotidiens du NASDAQ du 28 janvier 2015 au 18 juin 2015 sont utilisés pour développer un modèle robuste. Alors que (Manan Mittal et al 2018) ont proposé une approche de réseau neuronal pour la prévision de la performance des modules PV. Ici, les réseaux de neurones feed forward sont utilisés pour prédire les paramètres de la courbe I-V en fonction de l'irradiation et de la température.

(Jaime Buitrago et and Shihab Asfour 2017) ont développé une méthode plus précise de prévision de la charge à court terme utilisant des réseaux neuronaux artificiels autorégressifs non linéaires (RNA) avec une entrée à variables multiples exogènes (NARX). L'implémentation proposée du réseau consiste à ce que le réseau de neurones soit entraîné en boucle ouverte à l'aide des données de charge et météorologiques réelles, puis placé en boucle fermée pour générer une prévision utilisant la charge prévue comme entrée de rétroaction. Contrairement aux méthodes de prévision de charge à court terme existantes utilisant des ANN, la méthode proposée utilise sa propre sortie en tant qu'entrée afin d'améliorer la précision, mettant ainsi en œuvre efficacement une boucle de rétroaction pour la charge, la rendant moins dépendante des données externes. Tandis que (Fermín Rodríguez et al 2018) proposent un réseau de neurones artificiels (RNA) pour prédire la production d'énergie solaire produite par des générateurs photovoltaïques. Les résultats ont été validés en analysant l'erreur quadratique moyenne de la prédiction pour les jours en dehors de la base de données utilisée pour former l'ANN.

4. Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est caractérisée par l'échantillonnage discret de ses ondelettes. L'analyse multi-résolution est effectuée par approximations successives des données initiales dans l'ordre décroissant, puis la taille de l'information est réduite en choisissant un niveau de détail.

L'échelle de transformation en ondelettes discrète décale l'ondelette en fonction de valeurs discrètes. Ces coefficients seront discrétisés comme suit:

$s = s_0^j$ et $\tau = k\tau_0 s_0^j$ avec $s_0 > 1$ et $\tau_0 > 0$ constant et appartenant à \mathbb{Z}

L'équation d'ondelettes prend la forme:

$$\psi(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi\left(\frac{t - ks_0^j \tau_0}{s_0^j}\right) \quad (21)$$

Et la transformée en ondelettes discrète s'écrit:

$$g(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t - ks_0^j \tau_0}{s_0^j}\right) dt \quad (22)$$

Avec:

s_0^j facteur d'échelle

τ_0 facteur de translation

k et j des entiers.

Si on prend $s_0 = 2$ et $\tau_0 = 1$, nous sommes dans le cas dyadique.

Fondamentalement, l'analyse discrète multi-résolutions en ondelettes, généralement basée sur la base en ondelettes orthogonales de Daubechies (db), consiste à introduire le signal à analyser dans un filtre passe-bas (Lp) et un filtre passe-haut (Hp). A ce niveau, deux vecteurs seront obtenus: A1 et D1. Le vecteur A1 est composé d'approximations, elles incluent les basses fréquences du signal, tandis que les éléments du vecteur D1 sont appelés détails et ils incluent les hautes fréquences du signal. La même procédure est répétée avec le vecteur A1 et successivement avec chaque nouveau vecteur Ak obtenu, jusqu'à atteindre le nombre n qui est le nombre de niveaux. L'ensemble de filtres s'appelle une banque de filtres.

Les approximations Ak et les détails Dk satisfaisant les relations:

$$A_{k-1} = A_k - D_k$$

$$S = A_k + \sum_{i \leq k} D_i$$

Avec:

S: le signal original

K: le nombre de décomposition. $1 \leq k \leq n$

La décomposition pour le cas de 3 niveaux, $n = 3$ est présentée dans la figure 2.6.

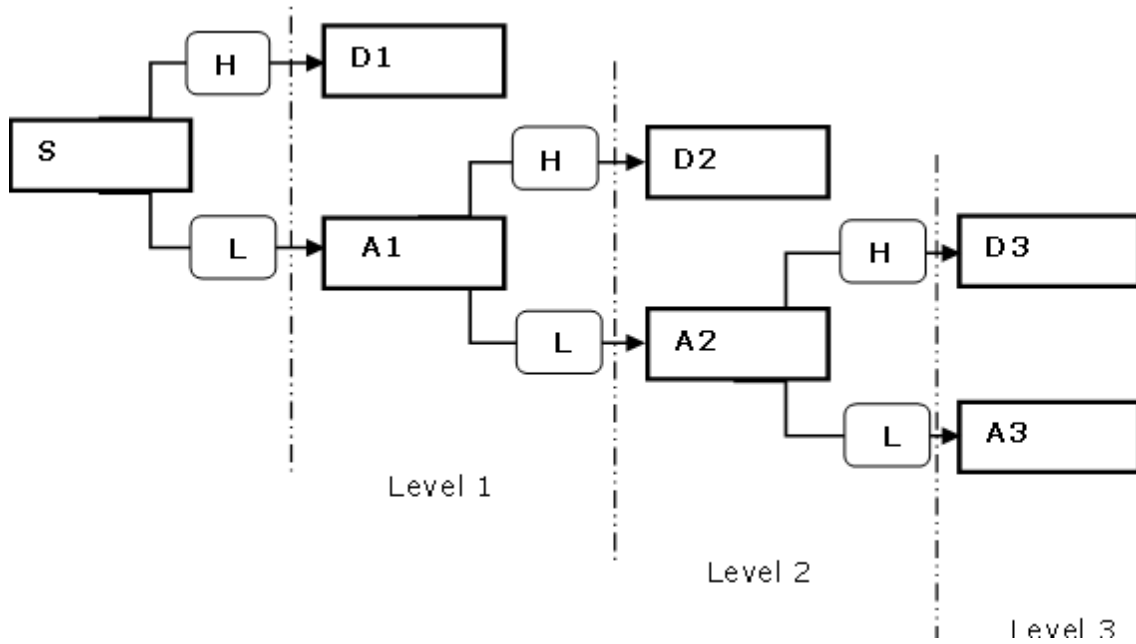


Figure 2.6: Décomposition en ondelettes à trois niveaux

5. Le réseau de neurones en ondelettes

La forme principale des réseaux de neurones en ondelettes consiste simplement en une entrée et une sortie uniques. La couche cachée de neurones est constituée d'ondelettes dont les paramètres d'entrée incluent les coefficients de dilatation et de translation des ondelettes. Les ondelettes de la couche masquée produisent une sortie non nulle lorsque l'entrée se trouve dans une petite zone du domaine d'entrée. Ensuite, la sortie du réseau de neurones en ondelettes est la combinaison pondérée linéaire des fonctions d'activation des ondelettes. Il est défini comme:

$$\psi_{\tau,s}(t) = \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{23}$$

Où τ et s représentent respectivement les paramètres de décalage et d'échelle.

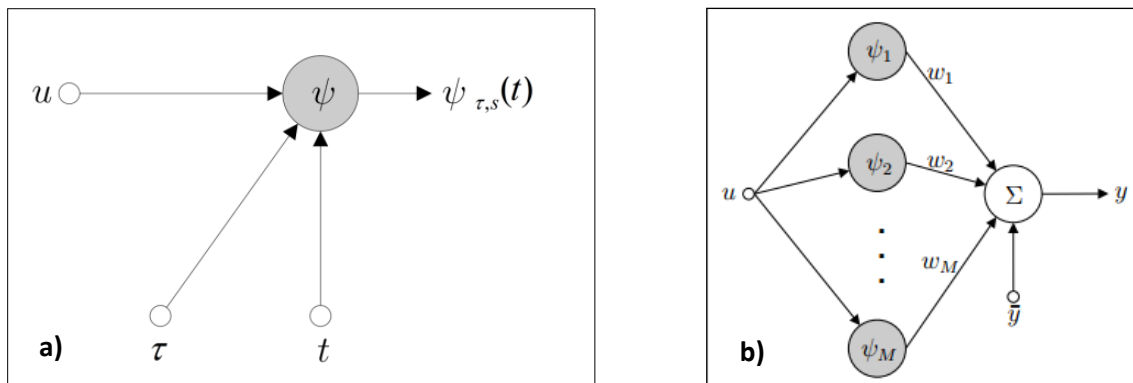


Figure 2.7: a) Un neurone d'ondelettes b) un réseau de neurones d'ondelettes

L'architecture d'un réseau d'ondelettes de base est illustrée à la Figure 2.7. Il n'y a qu'une entrée et une sortie, et la couche cachée est constituée de M ondelettes. Le neurone de sortie est une fonction de sommation. Il génère une somme pondérée des sorties en ondelettes défini par l'équation :

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \omega_i \psi_{\tau_i, s_i}(t) + \bar{y} \quad (24)$$

Pour traiter des fonctions dont la moyenne n'est pas nulle, on ajoute la valeur \bar{y} , considérant que la fonction d'ondelette est de moyenne nulle. La valeur \bar{y} est une substitution pour la fonction de mise à l'échelle $\varphi(t)$, à l'échelle la plus grande, de l'analyse multi-résolution en ondelettes.

Dans un réseau d'ondelettes, tous les paramètres \bar{y} , ω_i , s_i et τ_i peuvent être ajusté par algorithme d'apprentissage.

Le réseau de neurones en ondelettes a été utilisé dans plusieurs travaux, (Sirisha Adamala 2017) a présenté dans son article, des modèles généralisés basés sur le réseau de neurones en ondelettes (WNN) pour estimer l'évapotranspiration de référence (ET_o) correspondant à la méthode de Hargreaves (HG) pour différentes régions agro-écologiques (AER): semi-arides, arides, subhumides, et humide en Inde. L'entrée et la cible des modèles WNN sont les données climatiques (température de l'air minimale et maximale) et ET_o (estimées à l'aide de la méthode FAO-56 de Penman Monteith), respectivement. Les modèles WNN développés ont été comparés aux différents modèles classiques généralisés tels que les réseaux de neurones artificiels (ANN), la régression linéaire (LR), la régression en ondelettes (WR) et la méthode HG pour tester le modèle le mieux performé. Les indices de performance utilisés pour la comparaison comprennent l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE), le rapport de la production moyenne sur les valeurs cibles moyennes de ET_o (Rratio) et le pourcentage relatif (RP).

Pour améliorer la précision et l'utilité de l'évaluation de la menace ciblée dans le combat aérien, (Gaiige Wang et al 2013) proposent une variante des réseaux de neurones à ondelettes, le réseau MFWNN, Cet article propose un algorithme de sélection de fonction mère d'ondelettes avec erreur quadratique moyenne minimale, puis construit le réseau MFWNN.

D'un autre côté, (Yelda Turkan et al 2018) ont proposé une nouvelle approche basée sur un réseau de neurones d'ondelettes (WNN) adaptatif permettant de compresser les données en une combinaison de surfaces à haute et basse résolution et de détecter automatiquement les fissures du béton et autres formes de dommages. Le WNN adaptatif a été conçu pour s'auto-organiser et s'auto-adapter de manière séquentielle afin de construire une représentation optimisée. L'architecture du réseau WNN repose sur un réseau de neurones monocouche constitué de fonctions d'ondelettes du chapeau mexicain.

Tandis que (Nengmou Wang et Hojjat Adeli 2015) quant à eux, ont développé un algorithme de contrôle adaptatif est présenté pour le contrôle de vibration non linéaire de grandes structures soumises à un chargement dynamique. Il est basé sur l'intégration d'un réseau neuronal d'ondelettes auto-construit (SCWNN) développé spécifiquement pour l'identification de systèmes structurels avec une approche de contrôle de mode coulissant flou adaptative. L'algorithme est particulièrement adapté lorsque les propriétés physiques, telles que les raideurs et les taux d'amortissement du système structural, sont inconnues ou partiellement connues, ce qui est le cas lorsque la structure est soumise à un événement dynamique extrême tel qu'un tremblement de terre lorsque les propriétés structurelles changent au cours de l'événement. Et (Vishal Sharma et al 2016) ont proposé un réseau de neurones à ondelettes mixtes (WNN) pour la prévision à court terme de l'irradiation solaire, avec une application initiale dans les régions tropicales de Singapour. Le principal avantage des méthodes basées sur la transformée en ondelettes (WT) est la grande capacité de compression du signal des ondelettes, ce qui les rend idéales pour la modélisation de paramètres environnementaux non stationnaires à fort contenu en informations, tels que le rayonnement solaire à courte échéance.

6. *Théorie du Chaos*

Parmi les nombreux phénomènes naturels qui existent, on trouve ceux dont l'évolution temporelle peut être décrite par des équations différentielles déterminées. Résoudre ceux-ci doit nous permettre de répondre à la question: qu'advient-il du système au fil du temps? Cependant, il existe un certain nombre de systèmes qui ne peuvent pas être modélisés, et même si un modèle mathématique existe, la résolution est souvent difficile, voire impossible. Ainsi, la prévisibilité de l'état futur de ces systèmes est maintenant une quête sans fin.

En ce qui concerne les phénomènes périodiques et quasi-périodiques, une prévision à long terme est possible, ainsi que l'on démontré depuis longtemps les succès impressionnants de l'astronomie, la prévision dans le cas de la production renouvelable et particulièrement dans le cas du photovoltaïque est très limité dans le temps. Des progrès étonnants ont été enregistrés au cours des dernières décennies, suite à l'utilisation et l'augmentation de la puissance des ordinateurs, permettant d'atteindre et d'améliorer la fiabilité des prévisions jusqu'à plusieurs jours d'échéance. Mais toutes les expériences montrent que le succès décroît avec l'échéance des prévisions, et qu'au-delà de la dizaine de jours, les prévisions quotidiennes deviennent aléatoires, en raison de la croissance d'incertitudes.

Face à ces constatations, il est évident de se demander si ce manque de fiabilité est le résultat de l'imperfection des modèles existant, ou bien est-il la conséquence d'une raison plus fondamentale qui limite la possibilité de prévision au-delà d'une certaine période.

Le premier réflexe est d'attribuer ces difficultés à l'extrême complication du milieu atmosphérique ou climatique qui englobe de nombreux facteurs, partant de la température, des précipitations, de l'humidité, jusqu'à la vitesse du vent et bien d'autres encore. Dans ce cas, les obstacles liées à la prévision ne serait ainsi qu'un inconfort passager, voué à disparaître au fur et à mesure que ces données seront accessibles par des techniques modernes et

perfectionnées d'observation, et que les ordinateurs dont nous disposons deviendront plus performants permettant ainsi une résolution de plus en plus précise.

Il existe cependant une autre explication plus pointue du caractère aperiodique et de la prévisibilité limitée de ce type de systèmes, qui est à rechercher dans la « complexité » de la dynamique non-linéaire sous-jacente. La science suggère un phénomène capable d'engendrer une telle complexité : le chaos déterministe.

Car il se trouve que les systèmes dynamiques peuvent être différenciés en trois types, on distingue d'un côté les systèmes aléatoires (aussi appelés systèmes stochastiques), qui évoluent comme leur nom l'indique au hasard dans tout l'espace sans qu'aucune équation ne les régie, sans qu'aucune prévision exacte ne soit possible dans le temps, et d'un autre côté, les systèmes déterministes, régis par des lois mathématiques bien connues, on peut donc prévoir exactement l'évolution de ces systèmes dans le temps. Puis entre les deux existent les systèmes chaotiques qui, quant à eux, ont un comportement infiniment complexe. Ils sont irrésistiblement attirés par une figure géométrique de structure complexe sur laquelle ils semblent errer au hasard, sans jamais la quitter, cette structure est appelée un attracteur.

La naissance de la théorie du chaos a commencé lorsque Henri Poincaré, l'un des célèbres mathématiciens de notre époque et certainement le plus universel, a décidé de relever le défi du roi Oscar en 1889. Dans ce livre 'Science et méthode' Poincaré (1947) un chapitre a été dédié à l'étude du hasard.

La dynamique chaotique est un domaine dont l'étude était initialement limitée aux mathématiques pures, toutefois ce phénomène a littéralement envahi les sciences physiques au cours des dernières décennies. Le météorologiste, (E. Lorenz 1963) a joué dans ce domaine un rôle de pionnier, avec l'un des premiers exemples de ce type de modèle qu'il a proposé, issu d'un problème physique, et donnant naissance à des comportements chaotiques. Des comportements chaotiques ont pu être observés depuis, dans des systèmes très divers étudiés, en astronomie, chimie, dynamique des fluides, biologie, économie, etc. le développement spectaculaire de cette « nouvelle » dynamique a donné naissance à des concepts et à des méthodes permettant de le décrire, de classifier et de modéliser ces comportements d'une façon unifiée.

L'état d'un système physique tel qu'une station photovoltaïque est influencé par plusieurs variables tel que la température, la vitesse du vent, ou l'humidité..., en différents points de l'espace. Ces variables évoluent suivant des lois qui se présentent sous forme d'équations différentielles non linéaires. L'influence de ces variables sur notre système s'écarte sensiblement d'une relation de simple proportionnalité. Cette non-linéarité est en mesure de vouer à l'échec toute tentative de solution quantitative complète des équations.

L'idée de départ de notre travail consiste à détecter la présence du chaos dans la dynamique de notre système. Pour ce faire nous avons choisi d'appliquer deux méthodes afin d'en confronter les résultats. Dans la première méthode, il s'agit de calculer l'exposant de Lyapunov, quant à la deuxième, elle s'appelle le 0-1 test. La phase suivante a été consacrée à la reconstruction de l'espace des phases, dans le but de visualiser l'évolution de l'état du système à travers le temps.

La technique de reconstruction de l'espace de phase la plus connue est le théorème du plongement de Takens, appelé également la méthode des retards. La reconstruction de l'espace des phases permettra de donner une description plus détaillée du système étudié au réseau de neurones et ainsi de prendre en considération la dynamique du système dans le processus de prévision.

Le chaos existe dans plusieurs domaines, c'est un phénomène assez répandu pour que les travaux qui l'étudient couvrent presque toutes les disciplines scientifiques. Et pour citer certains de ces travaux prenant par exemple (Pengjian Shang et al 2005) qui ont appliqué des techniques de modélisation de séries chronologiques non linéaires pour analyser les données de trafic collectées à partir du Beijing Xizhimen. Les résultats ont indiqué que les caractéristiques chaotiques existent dans le système de trafic; Des techniques basées sur la dynamique de l'espace de phase ont été utilisées pour analyser et prévoir la vitesse du trafic. Ou encore l'étude de (Manlio De Domenico et al 2012) qui présente une comparaison entre la théorie du chaos et les techniques de la moyenne mobile intégrée auto-régressive (ARIMA) pour la modélisation du niveau de la mer à l'échelle de temps journalière, hebdomadaire et mensuelle, aux îles Cocos (Keeling) de 1992 à 2001.

(Li Li 2015) de sa part présente dans son article une nouvelle méthode de discrétisation d'un système de contrôle physiologique avec retard et étudie le comportement dynamique du modèle discret. Les propriétés de base du système discret ont été analysées à l'aide du diagramme de spectre des exposants de Lyapunov et de la bifurcation. Les résultats d'analyse montrent que ce système a une dynamique complexe avec des caractéristiques intéressantes qui pourraient nous fournir de nouvelles connaissances dans les domaines de la physiologie.

Citons également que pour contrôler le chaos dans le flux du trafic ferroviaire et offrir des informations précieuses aux régulateurs du système ferroviaire, (Xuelei Meng et al 2015) ont présenté un modèle cellulaire amélioré pour détecter et analyser le chaos dans le flux de trafic.

(B. Samardzic et B.M. Zlatkovic 2017) quant à eux ont étudié un système constitué de plusieurs circuits électriques connectés en cascade. Compte tenu de la structure du système et du fait que les diodes à effet tunnel ont des caractéristiques non linéaires, l'une des propriétés de ce système est la possibilité de l'apparition du chaos. Les conditions nécessaires et les conditions suffisantes pour l'apparition du chaos dans les systèmes connectés en cascade non linéaires ont été fournies et analysées dans ce papier. Les résultats sont confirmés par la simulation de diagrammes de bifurcation et de temps d'échappement. Et pour (Keling Fei et al 2017), ils ont développé une nouvelle méthode pour capturer la dynamique chaotique subtile des signaux épileptiques dans le domaine de la transformation de Fourier fractionnaire, dans l'objectif d'atteindre un bon niveau de fiabilité sur les prévisions des crises d'épilepsie, ce qui est en mesure d'avoir un impact significatif sur le contrôle, les soins précoces et le traitement de ces crises. Tandis que le but de l'article de (Irina Bashkirtseva et al 2018) était de donner un aperçu de la variété des phénomènes stochastiques qui se produisent dans les processus stochastiques complexes en macroéconomie et plus particulièrement de la dynamique du revenu et du stock de capital, en prenant comme exemple le modèle de cycle économique de Kaldor forcés par le bruit aléatoire additif et paramétrique. Pour analyser ces phénomènes, les auteurs proposent une approche

constructive combinant l'étude des particularités du portrait de phase déterministe et la sensibilité stochastique des attracteurs.

6.1. Détection du chaos

6.1.1. Largest Lyapunov Exponent

L'approche la plus populaire pour quantifier la présence du chaos dans les systèmes dynamiques est d'examiner la propriété de sensibilité aux conditions initiales au moyen des exposants de Lyapunov. (Reggie Brown et al 1991) ont proposé une méthode de calcul du spectre de Lyapunov d'un système dynamique à partir d'une série temporelle observée.

L'exposant de Lyapunov mesure la divergence des trajectoires à partir de points initialement très proches indiquant donc la perte prédictibilité au cours du temps. L'exposant de Lyapunov permet de quantifier la sensibilité aux conditions initiales. Par ailleurs, le signe des exposants Lyapunov permet de classifier les attracteurs. Un exposant de Lyapunov négatif indique un resserrement des trajectoires sur l'attracteur c'est-à-dire l'absence de sensibilité aux conditions initiales, alors qu'un exposant de Lyapunov positif indique au contraire la divergence des trajectoires sur l'attracteur et par la suite une sensibilité aux conditions initiales.

$$\lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} \lim_{\delta Z_0 \rightarrow 0} \frac{1}{t} \ln \frac{|\delta Z(t)|}{|\delta Z_0|} \quad (25)$$

Si on prend deux points dans l'espace de phase X_{k1} et X_{k2} avec la distance entre les deux $\|X_{k1} - X_{k2}\| = \delta_0 \ll 1$. On note la distance entre les deux trajectoires, originaires de chacun des points après un temps Δ_k par $\delta_{\Delta k} = \|S_{k1+\Delta k} - S_{k2+\Delta k}\|$. Alors, l'exposant de Lyapunov maximal noté λ est défini comme suit:

$$\delta_{\Delta k} \simeq \delta_0 e^{\lambda \Delta k}, \quad \delta_{\Delta k} \ll 1, \quad \Delta k \gg 1 \quad (26)$$

Si λ est positive, alors on aura une divergence exponentielle des trajectoires voisines et par conséquent du chaos.

Il existe divers algorithmes permettant d'estimer le plus grand exposant de Lyapunov à partir de l'observation d'une série temporelle. En prenant compte de la grande taille de notre échantillon, nous avons choisi de travailler avec l'algorithme de Rosenstein.

6.1.2. « 0-1 test »

L'idée de départ consiste à utiliser le Z1 test pour déterminer la nature de notre système, en d'autre terme, pour distinguer entre la dynamique régulière, c'est-à-dire périodique ou quasi périodique, et la dynamique chaotique dans notre cas d'étude.

Un défi majeur dans les systèmes dynamiques est la compréhension de la dynamique interne d'un système non linéaire, compte tenu uniquement des résultats observés. Le plus souvent, on

observe (dans le travail numérique ou expérimental) une série temporelle régulièrement espacée d'une ou plusieurs variables, et depuis plusieurs décennies, le champ de l'analyse des séries temporelles non linéaires a tenté de produire des moyens de caractériser des séries chronologiques complexes, et surtout de distinguer entre la dynamique chaotique déterministe à faible dimension et le mouvement stochastique. La plupart des outils de diagnostic, tels que l'estimation des exposants de Lyapunov, nécessitent des quantités importantes de données, sans bruit, afin de bien performer. Récemment, (Georg A. Gottwald and Ian Melbourne 2009) ont proposé un test beaucoup plus simple pour la présence d'un chaos déterministe. Leur «test 0-1 pour le chaos» prend comme entrée une série chronologique de mesures et renvoie une seule valeur scalaire généralement dans la plage [0, 1]. Théoriquement, dans le cas d'une quantité infinie de données sans bruit, le test renvoie la valeur 1 en présence d'un chaos déterministe et 0 dans le cas contraire. Ainsi, le test 0-1 pour le chaos a été développé dans une série de travaux pour distinguer entre la dynamique régulière et chaotique dans les systèmes dynamiques déterministes. L'avantage de ce test, c'est qu'il fonctionne directement avec la série temporelle et n'implique aucun prétraitement des données.

L'entrée du test est une série temporelle unidimensionnelle $X(n)$ pour $n=1,2,\dots$. Nous utilisons les données $X(n)$ pour entraîner le système à 2 dimensions:

$$\begin{aligned} p(n+1) &= p(n) + X(n)\cos cn, \\ q(n+1) &= q(n) + X(n)\sin cn, \end{aligned} \tag{27}$$

avec $c \in (0, 2\pi)$ est fixé.

Le déplacement carré moyen (en moyenne dans le temps) est défini par:

$$M(n) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left([p(j+n) - p(j)]^2 + [q(j+n) - q(j)]^2 \right), n = 1, 2, \dots \tag{28}$$

Et son taux de croissance par:

$$K = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\log M(n)}{\log n} \tag{29}$$

Dans des conditions générales, il est possible de démontrer l'existence des limites $M(n)$ et K , et K prend soit la valeur $K = 0$, indiquant une dynamique régulière, soit la valeur $K = 1$, indiquant une dynamique chaotique.

6.2. Reconstruction de l'espace de phase

L'idée de départ de l'analyse quantitative est de visualiser l'évolution dans l'espace des phases : espace multidimensionnel abstrait sous-tendu par l'ensemble des variables décrivant l'évolution du système. Dans cet espace, un état instantané du système est représenté par un point, et lorsque le temps s'écoule, le point en question décrit une courbe, appelée trajectoire des phases. En suivant les trajectoires qui émanent d'états initiaux différents, on obtiendra alors ce qu'on

appelle un « portrait des phases » qui fournira une idée qualitative qui décrit très bien le comportement du système. Dans la majorité des systèmes que nous connaissons, au bout d'un certain temps la trajectoire des phases convergera vers un objet de dimension strictement inférieure à celle de l'espace des phases, auquel on se référera en tant qu'attracteur.

L'espace de phase n'est pas (toujours) comme un espace normal - chaque emplacement dans l'espace de phase correspond à une configuration différente du système. Le comportement du système peut être observé en plaçant un point à l'emplacement représentant la configuration de départ et en observant comment ce point se déplace dans l'espace de phase.

Dans l'espace de phase, un système stable se déplacera de manière prévisible vers un attracteur très simple (qui ressemblera à un seul point dans l'espace de phase si le système s'installe ou à une simple boucle si le système alterne entre différentes configurations).

Un système chaotique se déplacera également de manière prévisible vers son attracteur dans l'espace des phases - mais au lieu de points ou de simples boucles, nous voyons apparaître des «attracteurs étranges» - des formes complexes et belles (appelées fractales) qui tournent et se retournent, minutieusement détaillées à toutes les échelles possibles.

6.2.1. Théoreme de Takens

Supposons que x_t est une série temporelle générée par un processus inconnu, avec $t = 1, \dots, N$. Afin de comprendre la Dynamique du système sous-jacent, on se limite à l'étude de la dynamique sur l'attracteur et à partir de la série initiale x_t on peut également générer différents signaux. A ce titre, on va chercher à reconstruire l'attracteur du système à partir de la série temporelle observée. Pour cela, on forme $(N - m + 1)$ vecteurs à m Dimensions, $\{x_t^m\}_{t=1, \dots, N-m+1}$ appelés m -historiques, dont les composantes sont les valeurs consécutives de la série observée décalées d'un retard ou délai τ fixé :

$$x_t^m = (x_t, x_{t+\tau}, x_{t+2\tau}, \dots, x_{t+(m-1)\tau}) \quad (30)$$

avec $t = 1, \dots, N - m + 1$, où m est la Dimension de plongement, c'est la Dimension de l'espace des phases dans lequel l'attracteur est reconstruit. Le théorème de Takens établit qu'à condition de choisir m assez grand, le comportement des m -historiques imitera celui du système dynamique sous-jacent inconnu. En particulier, si la dynamique du système est chaotique, les m -historiques auront aussi un comportement chaotique. En pratique, si $m \geq 2n + 1$, où n est la dimension inconnue du vecteur d'état, l'attracteur ainsi reconstruit aura les mêmes propriétés topologiques que le système initial.

Si l'espace des phases est représenté en trois dimensions, cette suite de points peut montrer graphiquement l'évolution du système dans le temps. L'ensemble des trajectoires possibles constitue le portrait de phases. Celui-ci peut aider à percevoir l'attracteur du système.

La première étape consiste à choisir la dimension de plongement et le décalage temporel pour la reconstruction de l'espace des phases.

A. Choix du décalage temporel

Pour le choix du décalage temporel τ , différentes méthodes intuitives ont été proposées. Le premier zéro de la fonction d'autocorrélation, par exemple, garantit l'indépendance entre $x(t)$ et $x(t + \tau)$. (MA Hong-guang et HAN Chong-zhao 2006) proposent un algorithme pour sélectionner la dimension d'intégration et le décalage temporel pour la reconstruction de l'espace de phase. Il utilise le zéro de la fonction d'autocorrélation non biaisée de la série temporelle chaotique pour déterminer le délai.

D'autres travaux se sont basés sur la méthode d'information mutuelle pour estimer le temps de retard, par exemple (DJ Albers et George Hripcsak 2012) ont proposé une méthode d'estimation de la corrélation dans le temps via une estimation empirique du biais d'information mutuelle différée pour une série chronologique. Quant à (Andrew M. Fraser et L. Swinney 1986), ils ont démontré que la méthode d'information mutuelle est bien meilleure que la méthode zéro de la fonction d'autocorrélation dans le choix du délai, basée sur une application de données chaotiques tirées d'une expérience sur la réaction de Belousov-Zhahotinskii.

Le premier minimum de l'information mutuelle

Sur une série temporelle, l'information mutuelle est appelée auto-information mutuelles (AMI), elle estime le degré de prédictibilité des échantillons futur de la série temporelle à partir des échantillons précédents. Elle est considérée comme la version non-linéaire de l'auto-corrélation. L'information mutuelle est utilisée pour déterminer le délai τ dans le calcul de l'espace de phase d'une série temporelle. Ceci mesure le degré de prédictibilité de $x(t + \tau)$ à partir de $x(t)$. Dans le processus de reconstruction de l'espace de phase, la méthode de délai comme proposé par (David Ruelle et Floris Takens 1971), consiste à choisir un paramètre τ , qui sépare des valeurs pour qu'elles soient relativement indépendantes entre elles, tout en étant suffisamment corrélées avec la sortie. C'est une sorte de compromis entre redondance et pertinence. L'information mutuelle est donc calculée entre deux variables $x(t)$ et $x(t + \tau)$ pour des valeurs de τ croissantes. Le critère utilisé est de prendre le délai qui correspond au premier minimum local (τ_{\min}) de l'information mutuelle.

B. Choix de la dimension de plongement

L'algorithme des plus proches faux voisins

Pour trouver la dimension de plongement optimale, nous avons utilisé l'algorithme des plus proches faux voisins. Le principe de cet algorithme est que lorsqu'un objet en dimension m est projeté en dimension inférieure, certains points initialement éloignés deviennent voisins. On parle alors de *faux voisins*. Inversement, en partant de la dimension 1, le nombre de faux voisins à chaque passage à la dimension supérieure devrait diminuer, jusqu'à devenir nul lorsque la topologie de l'attracteur est entièrement dévoilée. (Carl Rhodes et Manfred Morari 1997) présentent un aperçu sur L'algorithme des plus proches faux voisins.

Une indépendance plus générale sera néanmoins garantie par le premier minimum de la fonction d'information mutuelle qui représente le degré de dépendance de deux variables au

sens probabiliste. Elle est défini par la somme qui lie densité de probabilité aux distributions marginales :

$$I(X, Y) = \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} p(x, y) \text{Log} \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} dx dy \quad (31)$$

où $p(x, y)$, $p(x)$ et $p(y)$ sont respectivement les densités des lois de (X, Y) , X et Y .

7. Prévisions

Que pouvons-nous dire sur le devenir d'un système chaotique au-delà d'un certain temps ? Puisqu'en raison de la sensibilité aux conditions initiales, la notion de trajectoire perd toute signification.

La clé pour déverrouiller la structure cachée d'un système chaotique consiste à déterminer son ensemble de comportements préféré - connu des mathématiciens comme son attracteur. De ce fait, et bien que nous ne puissions peut-être pas prédire exactement comment un système chaotique se comportera à tout moment, l'attracteur nous permet de limiter les possibilités.

Les mathématiciens utilisent le concept d'«espace de phase» pour décrire les comportements possibles d'un système de manière géométrique. La branche des mathématiques fractales, initiée par le mathématicien franco-américain Benoît Mandelbröt, nous permet de comprendre le comportement préféré de ce système, même si la forme incroyablement complexe de l'attracteur nous empêche de prédire exactement comment le système évoluera à l'intérieur de son attracteur.

Dans notre approche, la reconstruction de l'espace de phase nous a permis de fournir une description complète et suffisante du système au réseau de neurones pour la prédiction. Nous avons comparé ensuite les résultats de la prédiction avec ceux d'une prévision sans reconstruction de l'espace de phase pour souligner l'avantage d'une telle analyse. Nous avons introduit ensuite la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour simplifier la base de données construite à partir de la reconstruction de l'espace de phase avant de le transmettre au réseau en vue d'effectuer la prédiction avec davantage de précision. Pour développer ce travail, nous avons utilisé Matlab 2015a de MathWorks, la société de logiciels américaine spécialisée dans le logiciel de calcul mathématique. Nous avons également exploité la boîte à outils Wavelet pour créer le fichier DWT de transformation d'ondelettes discrètes, ainsi que le réseau de neurones Toolbox dans l'objectif d'utiliser les valeurs passées de notre série chronologique pour prévoir celles à l'avenir à l'aide d'un réseau multicouche.

III. Le calcul des erreurs

Dans le processus de prévision, déterminer quelle méthode fournirait les prévisions les plus précises pour une classe donnée de séries chronologiques ou en d'autres termes déterminer la performance d'une méthode revient à calculer son erreur. Diverses mesures de précision ont été utilisées dans la littérature et leurs propriétés ont été discutées et comparés dans une certaine

mesure. A titre d'exemple, deux études ont été menées dans le travail de (Armstrong 1992) pour examiner les opinions d'experts sur les critères utilisés pour sélectionner les techniques de prévision. Alors que l'étude de (Yokuma 1995) a évalué les mesures permettant de comparer les erreurs dans les séries chronologiques. Cette étude a jugé les mesures d'erreur relatives à la fiabilité, à la validité de construction, à la sensibilité aux petits changements, à la protection contre les valeurs aberrantes et à leur relation avec la prise de décision.

1. L'erreur quadratique moyenne (MSE)

En statistique, la notion d'erreur quadratique moyenne est un critère important qui est utilisé pour mesurer la performance d'un estimateur. L'erreur quadratique moyenne, abrégée MSE, est assez importante pour relayer les concepts de précision, de biais et de précision lors de l'estimation statistique.

La mesure de l'erreur quadratique moyenne nécessite une cible de prédiction ou d'estimation ainsi qu'un prédicteur ou un estimateur qui est censé être la fonction des données fournies. MSE est défini comme la moyenne des carrés des "erreurs".

Ici, l'erreur est dite être la différence entre l'attribut à estimer et l'estimateur. L'erreur quadratique moyenne peut être appelée une fonction de risque qui correspond à la valeur attendue de la perte d'erreur quadratique. Cette différence ou perte pourrait être développée en raison du caractère aléatoire ou parce que l'estimateur ne décrit pas les informations qui pourraient fournir une estimation plus précise.

L'erreur quadratique moyenne peut être référée au deuxième moment de l'erreur mesurée autour de l'origine. Il intègre à la fois la variance et le biais de l'estimateur. Si un estimateur est sans biais, son erreur quadratique moyenne est alors identique à la variance de l'estimateur. L'unité de MSE est la même que l'unité de mesure pour la quantité en cours d'estimation.

Supposons que \hat{X}_i soit le vecteur dénotant les valeurs de n nombre de prédictions. De plus, X_i sera un vecteur représentant n nombre de valeurs vraies.

La formule de l'erreur quadratique moyenne est donnée ci-dessous:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2 \quad (32)$$

En langage plus général, si θ est un paramètre inconnu et $\hat{\theta}$ l'estimateur correspondant, la formule de l'erreur quadratique moyenne de l'estimateur donné est la suivante:

$$MSE(\hat{\theta}) = E [(\hat{\theta} - \theta)^2] \quad (33)$$

Les caractéristiques de base de l'erreur quadratique moyenne sont illustrées ci-dessous:

1) Lorsque la valeur de MSE est égale à zéro, cela signifie qu'il existe une précision parfaite trouvée par l'estimateur $\hat{\theta}$ du paramètre θ . Cette condition est idéale et n'est généralement pas possible.

- 2) Un estimateur sans biais ayant la plus petite variance parmi tous les estimateurs sans biais donnés est considéré comme la meilleure prédiction car il tend à minimiser la variance. C'est le meilleur estimateur non biaisé et est connu sous le nom d'estimateur non biaisé de variance (abrégé MVUE).
- 3) Les valeurs de la MSE pourraient être utilisées pour effectuer des comparaisons entre deux ou plusieurs modèles statistiques. On peut mesurer dans quelle mesure un ensemble de données donné est bien illustré.
- 4) Dans de nombreuses méthodes de régression par étapes, la MSE est utilisée pour déterminer le nombre de prédicteurs à inclure dans un modèle à partir d'un ensemble donné d'observations.
- 5) L'analyse de variance, c'est-à-dire une analyse de la variance, estime l'erreur quadratique moyenne dans le cadre d'une analyse statistique.

2. L'erreur de pourcentage absolu moyen (MAPE)

L'erreur en pourcentage absolu moyen (MAPE) est une mesure statistique de la précision d'un système de prévision. Il mesure cette précision sous forme de pourcentage et peut être calculé comme le pourcentage d'erreur absolu moyen pour chaque période moins les valeurs réelles divisé par les valeurs réelles. Où A_t est la valeur réelle et F_t est la valeur prévue, donnée par:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (34)$$

L'erreur en pourcentage absolu moyen (MAPE) est la mesure la plus courante de l'erreur de prévision. MAPE fonctionne mieux lorsque les données ne sont pas extrêmes (y compris les zéros). Avec des zéros ou des quasi-zéros, l'erreur MAPE peut donner une image d'erreur déformée. L'erreur sur un élément proche de zéro peut être infiniment élevée, ce qui entraîne une distorsion du taux d'erreur global lorsqu'elle est moyennée. L'erreur MAPE correspond au pourcentage d'erreur absolu moyen pour chaque période ou prévision moins les résultats réels divisés par les résultats.

MAPE est une mesure d'erreur non mise à l'échelle, utilisée comme un facteur de mérite pour déterminer si une méthode d'exploration de données fonctionne correctement ou non. Plus la valeur du MAPE est basse, meilleures sont les performances de la méthode d'exploration de données.

Moyenne ou moyenne des erreurs en pourcentage absolues des prévisions, également connue sous le nom de déviation absolue en pourcentage absolu (MAPD). Il s'agit d'une mesure de la précision d'une méthode de construction de valeurs de séries chronologiques ajustées dans les statistiques, en particulier dans l'estimation des tendances. Cette mesure est facile à comprendre car elle fournit l'erreur en termes de pourcentages.

3. L'écart de la racine carrée (RMSE)

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est une mesure fréquemment utilisée de la différence entre les valeurs prédites par un modèle et les valeurs réellement observées à partir de l'environnement modélisé. Ces différences individuelles sont également appelées résidus et la RMSE permet de les regrouper en une seule mesure du pouvoir prédictif.

Le RMSE d'une prédiction de modèle par rapport à la variable estimée X_{model} est défini comme la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{\text{obs},i} - X_{\text{model},i})^2}{n}} \quad (35)$$

où X_{obs} correspond aux valeurs observées et X_{model} à des valeurs modélisées au moment / à l'endroit i .

Le RMSE est une mesure de l'erreur "moyenne", pondérée en fonction du carré de l'erreur. Il répond à la question "Quelle est l'ampleur moyenne des erreurs de prévision?", Mais n'indique pas la direction des erreurs. Comme il s'agit d'une quantité au carré, le RMSE est plus influencé par les grandes erreurs que par les petites. Sa plage va de 0 à l'infini, 0 étant un score parfait.

4. L'indice de Theil (TIC)

L'indice de Theil s'obtient en divisant le RMSE des prévisions par le RMSE des prévisions produites par un procédé naïf. La valeur critique pour ce coefficient est donc de 1. Si l'indice se situe entre zéro et un ($0 < U < 1$), la prévision émise est meilleure que celle que l'on peut qualifier de naïve. Si cet indicateur est égal à 1, le RMSE de la prévision naïve est équivalent à celui de la prévision (pas de différence entre la qualité des prévisions). Si l'indicateur est supérieur à 1, l'erreur quadratique moyenne des prévisions naïves est moindre que celle des prévisions de l'institut considéré. Dans ce dernier cas, la méthode utilisée devrait être revue puisqu'une méthode triviale aboutirait à de meilleurs résultats.

L'indice de Theil T est défini comme

$$Theil = \sqrt{\frac{\sum_1^n \frac{(\hat{Y}_{t+1} - Y_{t+1})^2}{Y_t}}{\sum_1^n \frac{(Y_{t+1} - Y_t)}{Y_t}}} \quad (36)$$

où Y_t est la valeur réelle d'un point pour une période donnée t , n est le nombre de points de données, et \hat{Y}_t la valeur prévue.

Moins couramment utilisé que l'indice de Gini, l'indice de Theil présente néanmoins des atouts pratiques incontestables. Son principal intérêt est de pouvoir se décomposer à l'infini en partitionnant la population puis en re-décomposant chacun des groupes en différents sous-groupes, cela afin d'analyser l'évolution des inégalités dans et entre différentes sous-populations. Cependant son expression mathématique, qui utilise la forme logarithmique, limite son usage à des valeurs non nulles.

L'indice de Theil est une statistique principalement utilisée pour mesurer les inégalités économiques et d'autres phénomènes économiques, bien qu'il ait également été utilisé pour mesurer la ségrégation raciale.

L'indice de Theil T est identique à la redondance en théorie de l'information qui est l'entropie maximale possible des données moins l'entropie observée. C'est un cas particulier de l'indice d'entropie généralisée. Cela peut être considéré comme une mesure de la redondance, du manque de diversité, de l'isolement, de la ségrégation, des inégalités, du caractère non aléatoire et de la compressibilité. Il a été proposé par l'économétricien Henri Theil de l'Université Erasmus de Rotterdam.

Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation de l'ensemble des méthodes utilisées au cours de cette thèse. Nous y avons présenté dans un premier temps la méthode utilisée pour la modélisation du partage des ressources dans le mix électrique. Suivie des techniques proposées pour la prévision de la demande électrique ainsi que la production PV. Plusieurs méthodes de calcul de l'erreur ont été également présentées dans ce chapitre, afin d'évaluer la performance des méthodes proposées. Le chapitre suivant sera consacré aux résultats obtenus en utilisant ces méthodes

Chapitre III

RESULTATS ET DISCUSSION

L'étude et la discussion des résultats obtenu au cours de nos travaux a fait l'objet du troisième chapitre. Nous y présenterons le modèle proposé du mix énergétique, les prévisions réalisées avec les différentes méthodes proposées ainsi que le calcul des erreurs pour chaque cas.

Introduction

Ce chapitre sera consacré aux différents résultats obtenus durant ce travail de thèse. D'une part nous présenterons la modélisation du partage des ressources dans le mix électrique en utilisant le problème du Sac à Dos. Et d'autre part, nous présenterons les prévisions de la demande et de la production renouvelable, en utilisant plusieurs techniques, nous étudierons également les erreurs de prévision relatives à chaque cas, afin de déterminer la performance de chacune de ces méthodes. Les données utilisées pour valider nos modèles concernent la consommation électrique de la Faculté des Sciences et Technique et la production photovoltaïque d'une station installée dans le même établissement dans le cadre du projet « propre.ma ».

I. Modélisation du mix électrique

Nous considérons un ensemble d'utilisateurs desservis par un service public ou une compagnie d'électricité. Chaque utilisateur dispose d'un ensemble d'appareils. La gestion de l'énergie consiste à décider de la quantité que chaque utilisateur doit pouvoir consommer. La société décide de la capacité dont elle a besoin pour disposer d'un jour à l'avance et, lorsque la production d'énergie renouvelable est atteinte, combien d'énergie d'équilibrage doit être achetée pour répondre à la demande. Les sources d'énergie considérées sont:

- Energies renouvelables: $Pr(t)$
- Approvisionnement d'un jour à l'avance: $Pd(t)$
- Énergie d'équilibrage instantanée: $Pb(t)$

Le partage de l'énergie peut donc être considéré comme un problème de sac à dos multidimensionnel dans sa version stochastique.

Nous utiliserons dans ce cas le problème multidimensionnel du sac à dos (MKP). Le but du MKP est de trouver un sous-ensemble d'objets qui maximise le profit total tout en satisfaisant certaines contraintes de ressources.

- Modèle de l'utilisateur:

Chaque utilisateur a un appareil qui fonctionne avec une probabilité $pi(t)$, qui atteint l'utilité $U_i(q_i(t))$ lors de la consommation de $q_i(t)$, q_{min} et q_{max} étant les consommations minimale et maximale de l'appareil.

$$\begin{aligned} q_{\min_i}(t) \leq q_i(t) \leq q_{\max_i}(t) \\ \sum_i q_i(t) \leq Q_i \end{aligned} \quad (37)$$

- Modèle de la compagnie d'électricité

$$Pb(t) = D(t) - Pr(t) - Pd(t) \quad (38)$$

Les utilisateurs sont numérotés par l'indice i , variant de 1 à n . Le nombre q_i représente la consommation de chaque appareil. La capacité de notre sac sera notée Q qui représente la consommation maximale.

$$D(t) = \sum_{i, Xi=1} q_i(t) = \sum_i \delta_i q_i(t) \quad (39)$$

$\delta_i = 1$ avec la probabilité $p_i(t)$ et $\delta_i = 0$ avec la probabilité $1 - p_i(t)$
 $p_i(t)$ étant la probabilité que l'utilisateur utilise l'appareil.

La fonction objectif ou la fonction d'utilité:

$$U_i(q_i) = \sum_i \delta_i u_i(q_i) \quad (40)$$

Notre objectif ici est de minimiser la grandeur d'équilibrage instantanée $P_b(t)$, qui coute généralement très cher sans pour autant affecter la qualité ou la sécurité de l'approvisionnement des utilisateurs en énergie. Raison pour laquelle nous devons prévoir la demande $D(t)$ et la production renouvelable $P_r(t)$ afin d'avoir un approvisionnement $P_d(t)$ suffisant et de faire tendre ainsi la quantité de l'énergie d'équilibrage instantanée vers zéro.

II. Prévision de la consommation

1. Site et données étudiés

Dans cette partie nous étudierons la consommation électrique de la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal. La Faculté des Sciences et Techniques de Béni Mellal est un établissement d'Enseignement Supérieur public scientifique et technique. Elle a été créée en 1994. Avec un effectif de 3818 étudiants, 183 enseignants chercheurs, 58 cadres administratifs et techniques et agents de service. Sa surface construite est de 34170 m² avec 6 amphithéâtres, 25 salles de travaux dirigés, 38 salles de travaux pratiques et 7 salles d'informatique. La faculté dispose également d'un centre de recherche qui regroupe 22 laboratoires de recherche.

2. Modèle de Markov Caché

→ Soit S toutes les sorties ou observations possibles avec $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{t-1}\}$ observations de la demande.

La demande du lendemain est considérée comme le paramètre cible et l'inconnu recherché à prédire, à partir de la séquence précédente.

→ Soit E l'ensemble des états possibles $E = \{E_1, E_2, \dots, E_m\}$

→ La matrice de distribution de probabilité de transition entre états $A = \{a_{ij}, 1 \leq i, j \leq N\}$
 avec $a_{ij} = P(\text{l'état } j \text{ à } t-1 / \text{l'état } i \text{ à } t)$.

→ La matrice de distribution de probabilité des symboles d'observation $B = \{b_{ij}, 1 \leq i \leq N\}$
 avec $b_{ij} = P(\text{observation } j \text{ à } t / \text{l'état } i \text{ à } t)$.

→ La distribution de probabilité de la matrice d'état initiale $I = \{I_i, 1 \leq i \leq N\}$, $I_i = P\{q = S_i\}$ qui définit la probabilité que l'état caché I soit l'état initial.

2.1. Statistiques descriptives

Pour toutes les valeurs observées, la moyenne et l'écart type sont calculés. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 3.1.

Tableau 3.1 : Moyenne et écart type des données de consommation

| Observations | Obs. Avec données manquantes | Obs. Sans données manquantes | Minimum (kWh) | Maximum (kWh) | moyenne | Ecart type |
|--------------|------------------------------|------------------------------|---------------|---------------|----------|------------|
| 365 | 0 | 365 | 905,588 | 5677,932 | 2347,629 | 861,790 |

Pour représenter la distribution des données, nous avons construit un histogramme, comme le montre la figure 3.1, et pour chacun de ses intervalles, nous avons calculé la fréquence et la densité dans le tableau 3.2.

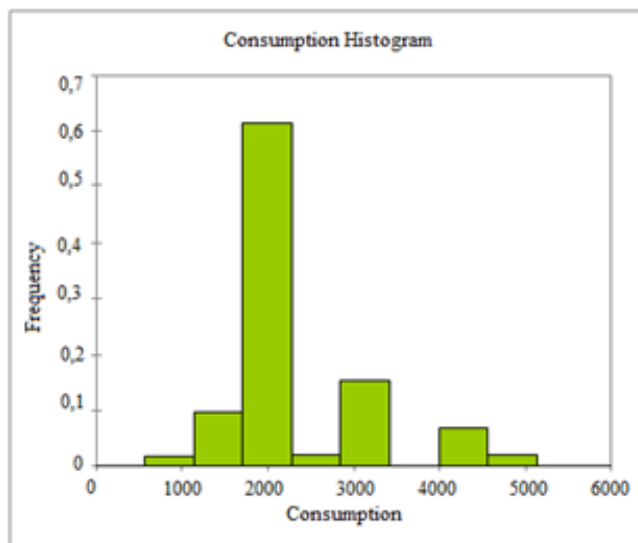


Figure 3.1: Histogramme de la consommation pour 2013

Tableau 3.2 : fréquence et densité pour les intervalles de consommation

| Borne inférieure | Borne supérieur | Effectif | Fréquence |
|------------------|-----------------|----------|-----------|
| 0 | 570 | 0 | 0,000 |
| 570 | 1140 | 7 | 0,019 |
| 1140 | 1710 | 36 | 0,099 |
| 1710 | 2280 | 224 | 0,614 |
| 2280 | 2850 | 8 | 0,022 |
| 2850 | 3420 | 56 | 0,153 |
| 3420 | 3990 | 0 | 0,000 |
| 3990 | 4560 | 25 | 0,068 |
| 4560 | 5130 | 8 | 0,022 |
| 5130 | 5700 | 1 | 0,003 |

Selon l'histogramme de la figure 3.1, il est observé que la plupart des valeurs se situent entre 1710 Kwh et 2280 Kwh.

Initialement, nous considérons une distribution gaussienne tridimensionnelle comme fonction de densité de probabilité d'observation:

$$b_j(S) = \sum C_{jm} \phi[S, \mu_{jm} U_{jm}] \quad , 1 \leq j \leq N \quad (41)$$

avec:

- S le vecteur d'observation modélisé.
- C_{jm} Coefficient de mélange pour le $m^{\text{ème}}$ mélange j
- μ_{jm} vecteur moyen pour le m-ième état de composant du mélange j
- U_{jm} la matrice de covariance pour le m-ème composant du mélange à l'état j
- Φ Densité gaussienne, où $\sum_{m=1}^M C_{jm} = 1$

Chaque observation est générée par la fonction de densité de probabilité associée à un état à un instant donné.

➤ La probabilité de transition d'un état m à m' est:

$$a(m, m') = P(S_t = m' / S_{t-1} = m) \quad (42)$$

Avec

$$\sum_{m'=1}^M a(m, m') = 1$$

➤ La probabilité que le modèle soit en m au moment initial est:

$$I(m) = P(S_0 = m) \quad (43)$$

avec

$$\sum_{m=1}^M I(m) = 1$$

➤ La probabilité que le modèle émet lors de l'observation j à l'état i :

$$b(i, j) = P(y_t = j / s_t = i) \quad (44)$$

avec

$$\sum_{j=1}^N b(i, j) = 1$$

La moyenne pondérée du mélange gaussien sera la prévision de l'observation de la demande du lendemain:

$$S_{t+x} = \sum_{j=1}^N Ax(i, j) E(b_{ij}) \quad (45)$$

avec:

- $E(b_{ij})$: l'espérance de la fonction de densité de probabilité
- $Ax(i, j)$: matrice de probabilité de distribution de transition d'état à partir de l'état i à j pour x étapes.

2.2. Prévission

Le choix du nombre d'états adéquat est un élément primordial dans cette méthode. Un nombre d'états trop élevé garanti d'une part des capacités d'approximation plus élevées, mais peut causer également un risque plus élevé de sur-ajustement et de calcul en plus d'une difficulté d'approximation. Pour sélectionner la taille du modèle, nous avons utilisé le critère d'information bayésien, les résultats obtenu sont présentés dans la figure 3.2 et le tableau 3.3.

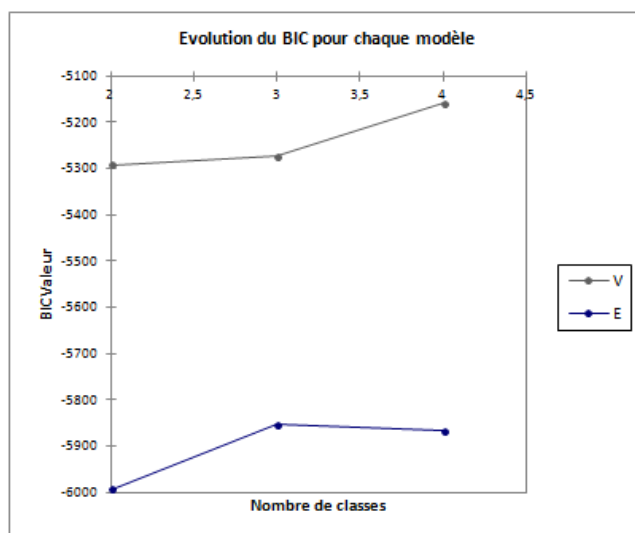


Figure 3.2: L'évolution du critère BIC

Tableau 3.3 : les résultats pour les modèles de critère BIC

| Model/Nb d'états | 2 | 3 | 4 |
|------------------|-----------|-----------|-----------|
| V | -5292,144 | -5272,838 | -5159,139 |
| E | -5992,501 | -5852,630 | -5864,430 |

Le modèle V signifie ici que nous travaillons avec une variance variable, tandis que le modèle E signifie que les variances sont égales pour tous les états.

Selon le Critère d'Information Bayésien BIC, le meilleur modèle de mélange est le V (variance variable) à 4 composantes. L'algorithme EM a convergé en 68 itérations. Par conséquent, le nombre optimal d'états est de 4. Ainsi, le trajet de transition des états cachés pendant toute la période est présenté à la figure 3.3.

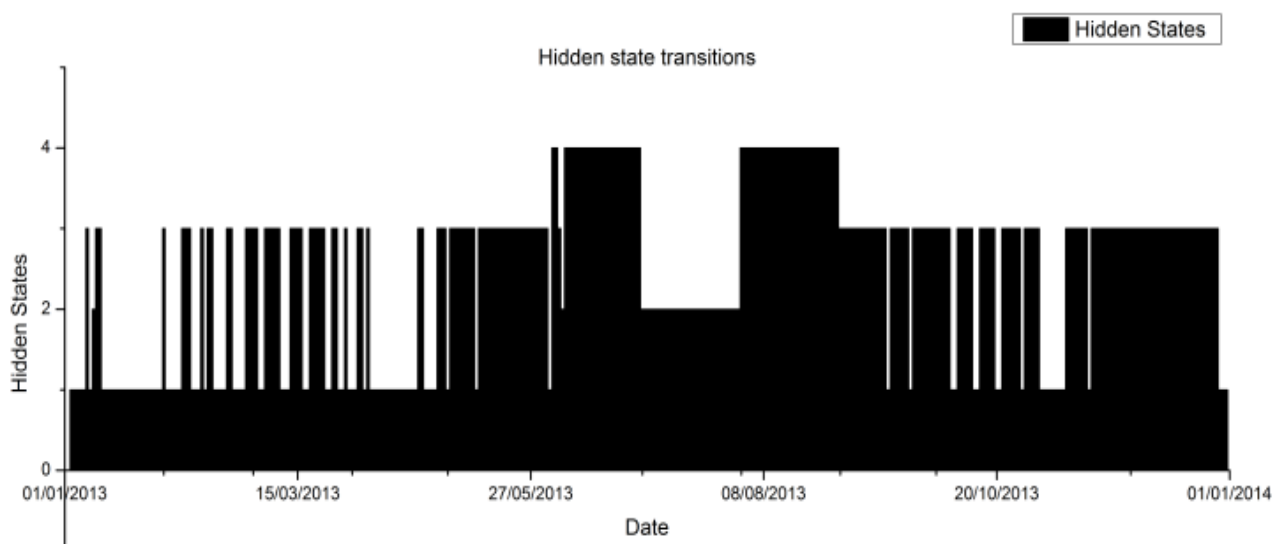


Figure 3.3: Transition des états cachés

En appliquant l'ensemble des équations du modèle à nos données historiques, nous obtenons la courbe de prédiction de la figure 3.4.

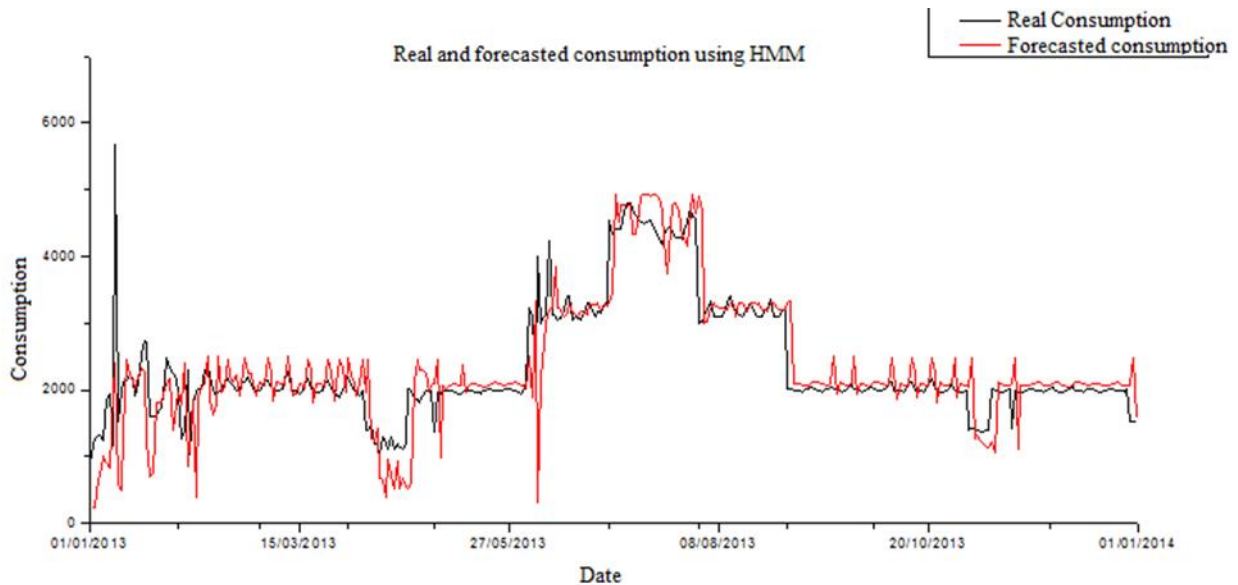


Figure 3.4: Consommation prévue et réelle utilisant le HMM pour 2013

Nous remarquons que la courbe de consommation électrique prévue suit parfaitement la courbe réelle, à quelques points près. Nous voyons que ces points sont caractérisés par une consommation excessive.

On en déduit donc que le modèle est assez correct compte tenu des paramètres choisis, mais demeure insuffisant; il est nécessaire de développer des algorithmes d'apprentissage permettant d'ajuster automatiquement les paramètres du modèle pour une meilleure correspondance entre les résultats réels et attendus. L'ensemble des paramètres de probabilités $\lambda = \{A, B, \Pi\}$ est formé pour s'ajuster au modèle au stade de la formation. Les paramètres sont mis à jour afin d'obtenir la meilleure adaptation au modèle spécifique.

2.3. Test hors échantillon

Lors du test d'un modèle sur des données historiques, il est utile de réserver une période de données historiques à des fins de test. Les données historiques initiales sur lesquelles le modèle est testé et optimisé sont appelées données dans l'échantillon. L'ensemble de données qui a été réservé est appelé données hors échantillon. Cette configuration est un élément important du processus d'évaluation car elle permet de tester le modèle sur des données qui n'ont pas fait partie de l'ensemble de paramétrage. En conséquence, le modèle n'aura aucunement été influencé par les données hors échantillon et nous serons en mesure de déterminer l'efficacité du système pour les nouvelles données.

Nous avons réservé sept mois de 2014 à cet effet et, après avoir appliqué le modèle aux données hors échantillon, nous avons obtenu la courbe de la figure 3.5.

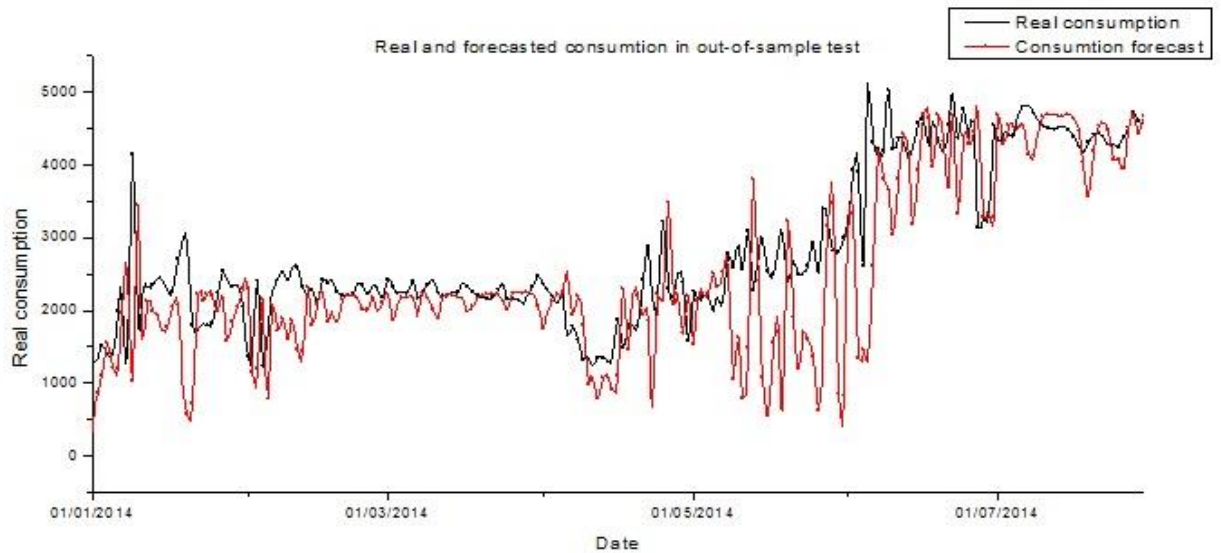


Figure 3.5: Consommation prévue et réelle dans le test hors échantillon en utilisant le HMM pour 2013

Nous notons que la courbe de consommation d'énergie électrique obtenue suit également la consommation réelle dans le test hors échantillon.

2.4. Fiabilité des prévisions:

L'analyse d'erreur de prévision dépend de leur étendue. Ceci permet de comparer la prédiction à une série statistique observée. Ce calcul, apparemment simple, soulève en fait deux problèmes: quelles réalisations dois-je choisir? Quels outils statistiques devraient être utilisés pour quantifier les erreurs? Par exemple, si nous calculons l'erreur en pourcentage absolu moyen (MAPE). Cette erreur exprime la précision en pourcentage. L'équation pour calculer l'erreur MAPE est la suivante:

$$\sum \frac{|y_t - y'_t|}{n} \times 100 \quad \text{avec } (y_t \neq 0) \quad (46)$$

Le pourcentage d'erreur absolu moyen prévu dans notre cas est de 12,69%. La courbe de l'erreur MAE est présentée à la figure 3.6.

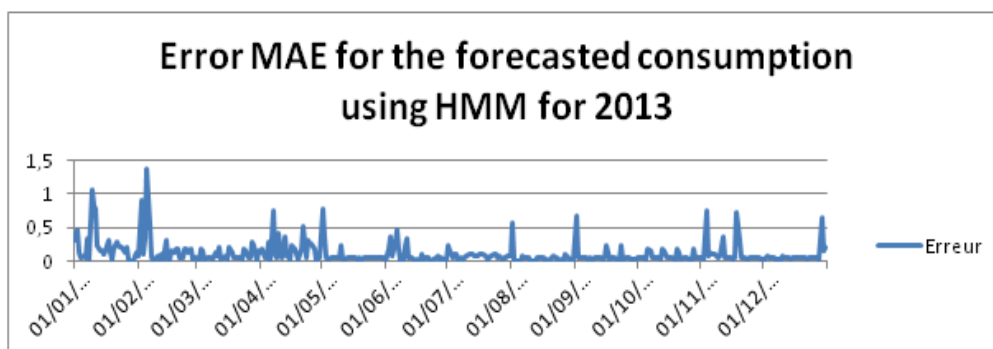


Figure 3.6: Erreur MAE pour la consommation prévue en utilisant le HMM pour 2013

D'autres erreurs ont été calculées afin de mieux juger de la performance de la méthode. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.4.

Tableau 3.4 : Calcul des erreurs pour le Modèle de Markov Caché

| MSE | MAPE | RMSE | Rvalue | TIC |
|------------|---------|----------|--------|------------|
| 2,3678e+05 | 12,6957 | 486,5988 | 0,9621 | 4,0738e-06 |

3. Réseaux de neurones à ondelettes

Dans cette partie nous étudierons la consommation électrique de la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal. La configuration choisie pour la consommation électrique est un réseau multicouche avec une seule couche cachée de 16 neurones. Rappelons qu'il n'existe jusqu'à maintenant aucune méthode permettant de sélectionner le nombre de neurone dans la couche caché, raison pour laquelle nous avons tester plusieurs configurations pour choisir celle qui donne les meilleurs résultats.

La réponse est illustrée à la figure 3.7, qui montre également les objectifs et les résultats de la formation, les objectifs et les résultats de la validation, les objectifs et les résultats du test, ainsi que les erreurs. Il indique également les points choisis pour la formation, les tests et la validation.

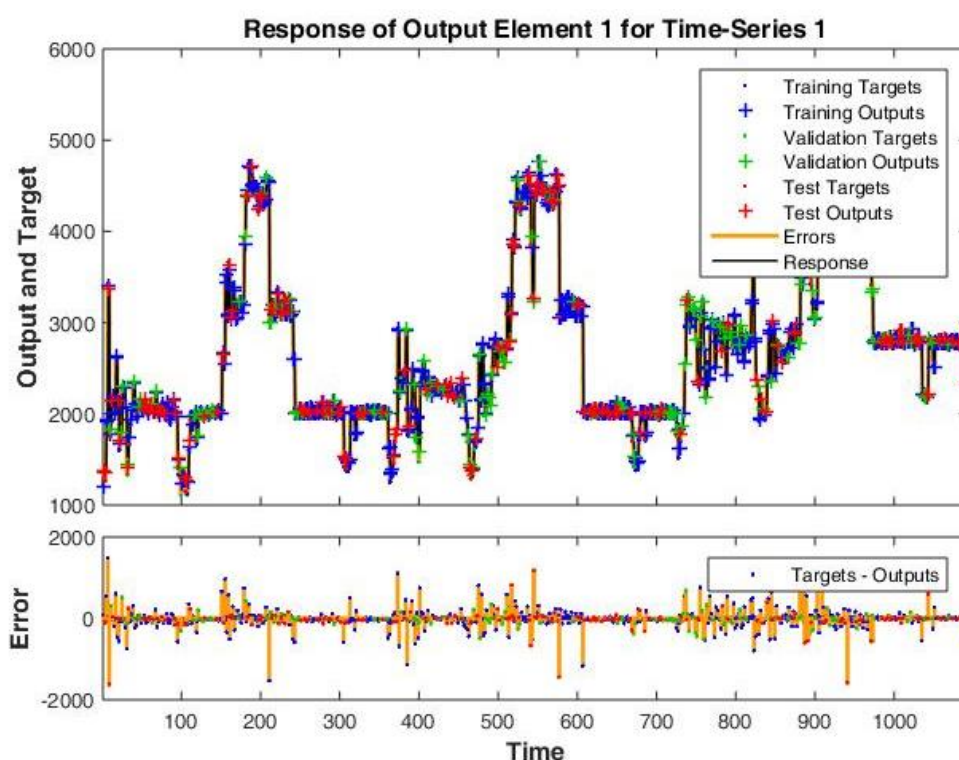


Figure 3.7: La réponse pour le cas de consommation en utilisant le WRNN

La répartition des erreurs de réseau pour toutes les étapes est présentée à la figure 3.8. Les données d'apprentissage sont représentées par la couleur bleue, les données de validation par la couleur verte et le rouge représente les données de test. L'erreur zéro est représentée par une ligne jaune. L'histogramme compte également la fréquence d'occurrence d'une erreur dans un ensemble de largeurs de bande. Nous avons ici un réseau de neurones performant, car il présente

un pic à zéro, qui diminue rapidement lorsque le nombre d'erreurs de plus grande ampleur diminue et que la majorité des erreurs sont commises dans des petites classes d'erreur.

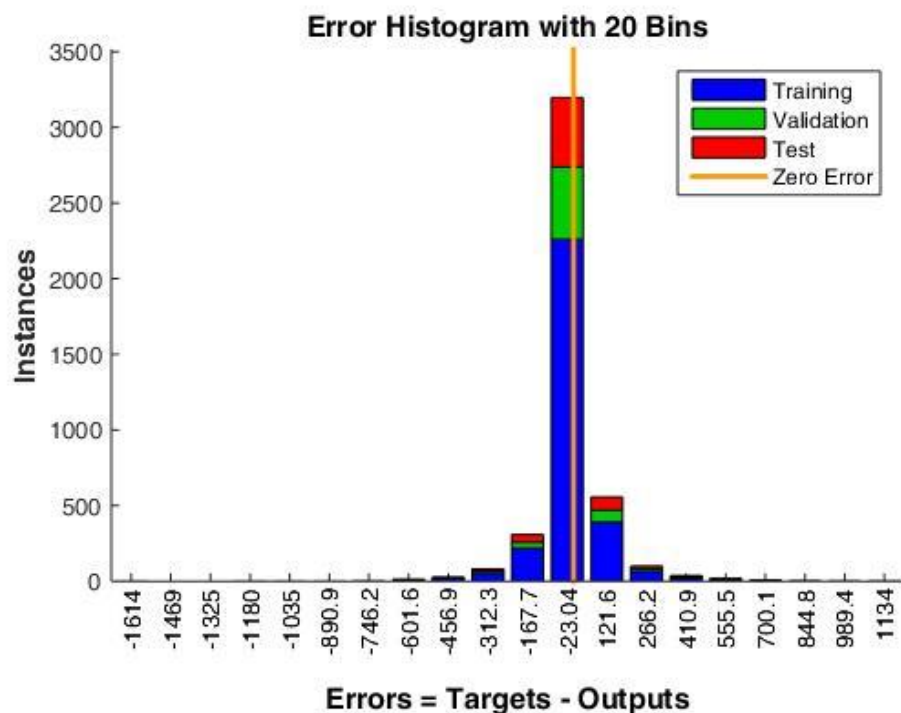


Figure 3.8: Histogramme d'erreur pour le cas de prévision de la consommation

Le graphique suivant de la figure 3.9 affiche la fonction d'erreur d'autocorrélation. Il montre comment les erreurs de prédiction sont liées dans le temps. Dans le cas d'un modèle de prédiction parfaite, il ne devrait y avoir qu'une seule valeur non nulle de la fonction d'autocorrélation avec décalage d'origine. (Ceci est l'erreur quadratique moyenne.) Cela signifierait que les erreurs de prédiction étaient complètement décorrélées entre elles (bruit blanc).

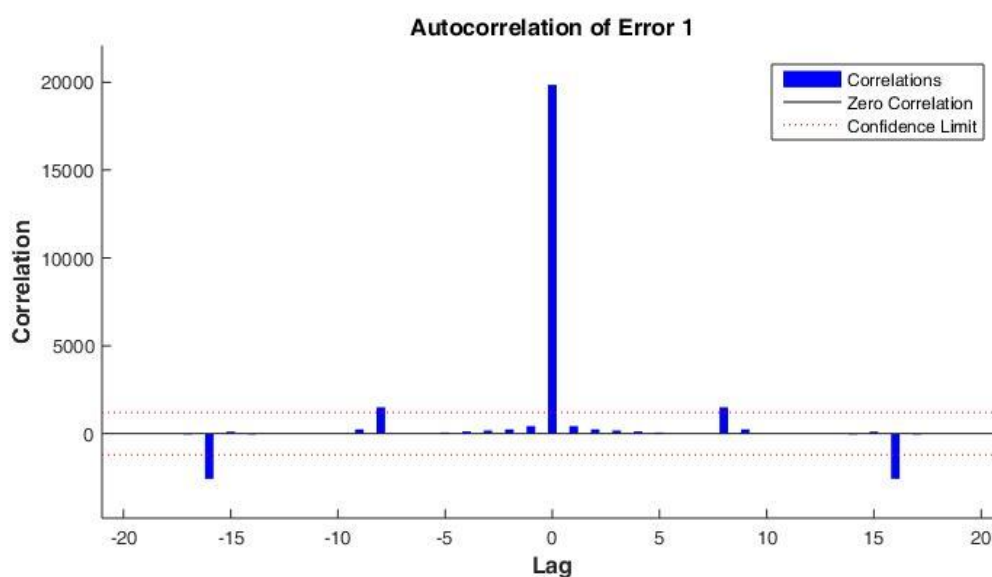


Figure 3.9: L'autocorrélation d'erreur dans le cas de la prévision de la consommation

L'état d'apprentissage de la figure 3.10 montre l'évolution d'autres indicateurs d'entraînement, tels que le nombre de contrôles de validation, l'ampleur du gradient, etc.

Comme indiqué sur la figure, après l'époque 5, les erreurs sont répétées 6 fois et le test s'arrête à la période 11. Cette erreur commence à se répéter à partir de l'époque 6, ce qui indique un ajustement excessif des données. Par conséquent, l'époque 5 est choisie comme base et ses poids sont choisis comme poids définitifs. De plus, le contrôle de validation est égal à 6, du fait que les erreurs sont répétées 6 fois avant l'arrêt du processus.

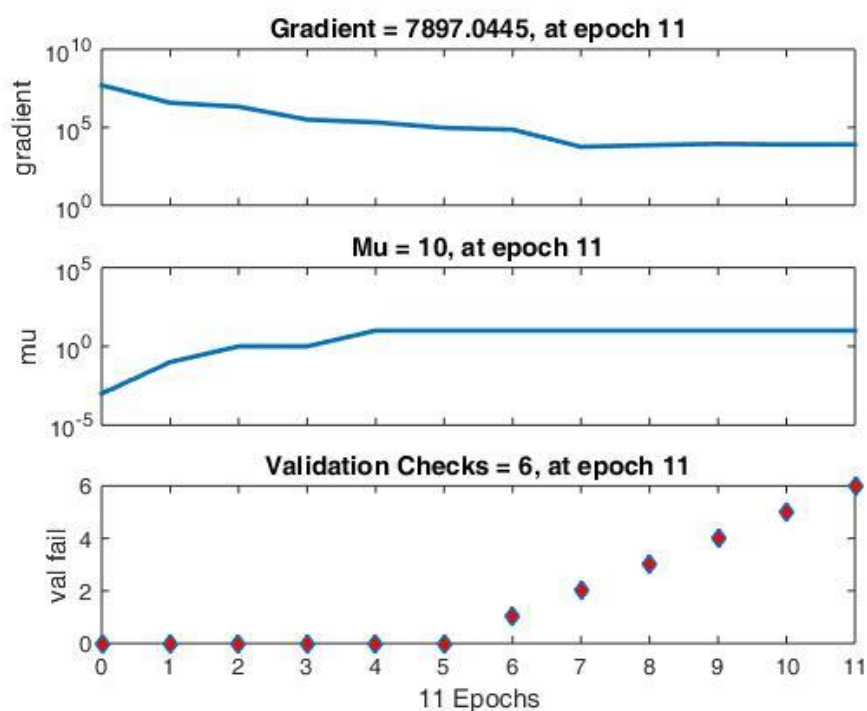


Figure 3.10: L'état de l'apprentissage pour le cas de la prévision de la consommation

La figure 3.11 illustre les performances de validation et l'erreur quadratique moyenne du réseau.

L'erreur quadratique moyenne commence à une valeur élevée puis diminue. La figure comprend trois courbes relatives aux trois étapes différentes: la formation, la validation et le test. Comme nous l'avons vu depuis le graphique ci-dessus, il n'y a pas de différence significative entre les courbes de train et de test, elles sont plus ou moins similaires et, finalement, les deux convergent vers une valeur plus petite. Cela indique qu'il n'y a pas de problème majeur ou de sur-ajustement.

Comme le montre la figure 3.11, la meilleure performance de validation a été achevée après 5 répétitions d'erreur, le processus est arrêté à la 11ème époque. Nous retrouvons ici les mêmes résultats à la figure 3.10.

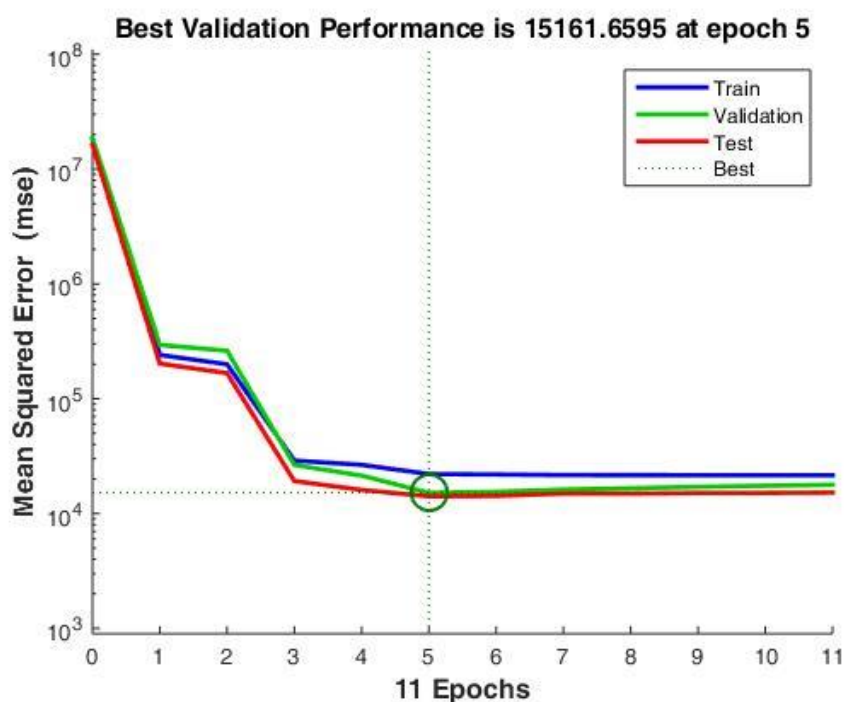


Figure 3.11: La performance des phases de l'apprentissage, la validation et le test pour le cas de consommation

Dans ce qui suit, nous avons construit un graphique de régression pour mettre en évidence la relation entre les sorties du réseau et les cibles. Si la formation est parfaite, les sorties du réseau et les cibles seront exactement superposées.

La figure 3.12 montre les données de formation, de validation et de test individuellement. La ligne en trait plein dans chaque graphique représente la ligne de régression linéaire la mieux ajustée entre les sorties et les cibles, tandis que la ligne en pointillé représente le résultat parfait, à savoir lorsque les sorties sont égales aux cibles.

Pour cet exemple, comme le montre la figure 3.12, les données d'apprentissage montrent un bon ajustement, car les lignes pointillées et continues sont très proches. Les résultats de validation et de test montrent également une valeur R proche de 1. La valeur R indique la relation entre les sorties et les cibles. Dans le cas parfait, les sorties et les cibles seraient exactement similaires, soit $R = 1$, ce qui est très rare dans la pratique. Notre résultat indiquait une valeur R supérieure à 0,99, ce qui peut être décrit comme un très bon résultat, même si le diagramme de dispersion indique que quelques points de données ont de mauvais ajustements.

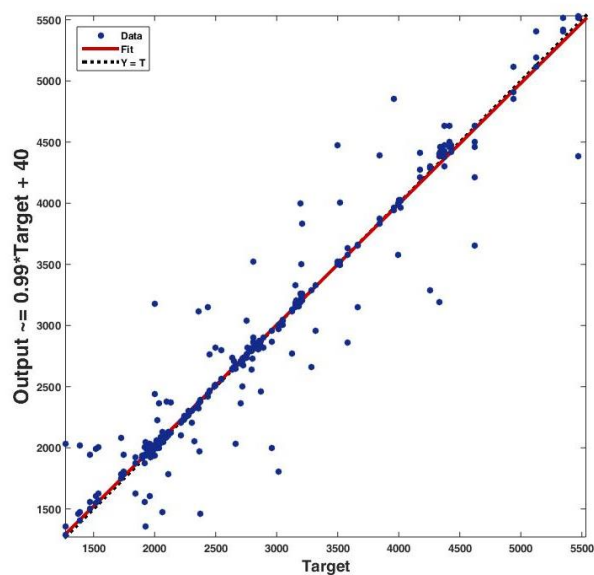


Figure 3.12: Le graphique de régression pour le cas de la consommation

Enfin, la prévision obtenue pour le cas de la consommation est montrée à la figure 3.13, et nous remarquons que la prévision de la courbe de consommation électrique suit parfaitement la forme de la courbe réelle, sauf dans quelques rares points avec une consommation excessive.

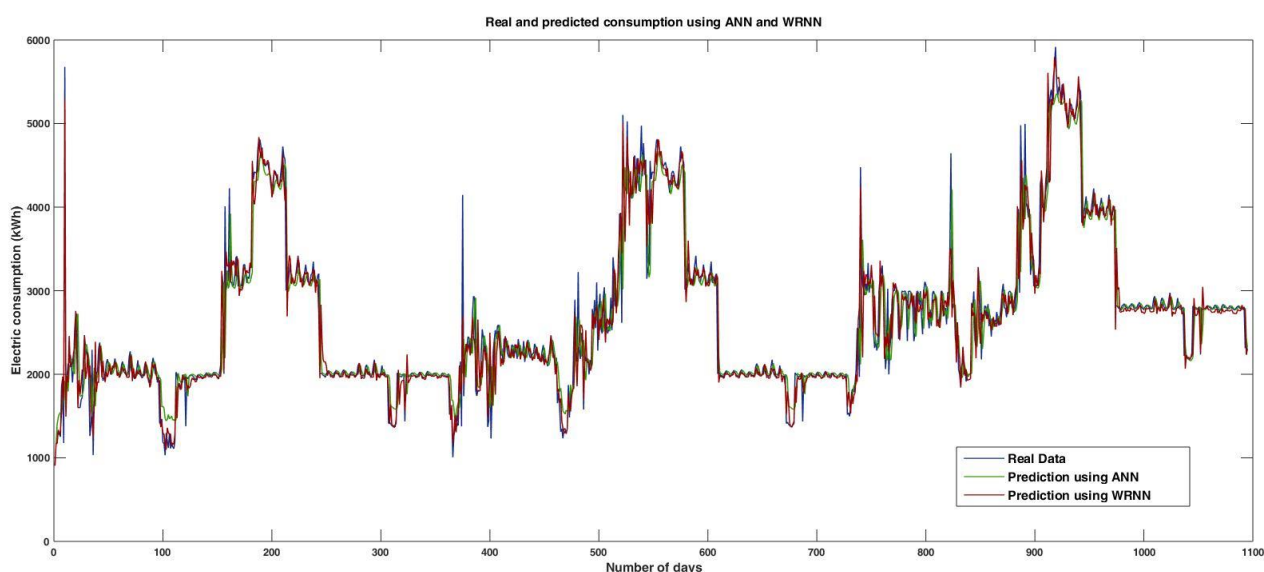


Figure 3.13: La consommation réelle et prévue en utilisant les WRNN

Tableau 3.5: Calcul des erreurs avec différents critères pour le cas de la consommation

| | ANN | WRNN |
|---------------|------------|----------|
| MSE | 1,0523e+05 | 4,98E+04 |
| MAPE | 6,7848 | 4,7444 |
| RMSE | 324,3954 | 219,3932 |
| Rvalue | 0,9870 | 0,9877 |
| TIC | 1,2106e-06 | 7,91E-07 |

4. Réseaux de neurones à ondelettes avec reconstruction de l'espace des phases

4.1. Détection du chaos

Exposant de Lyapunov

L'algorithme de calcul du plus grand exposant de Lyapunov s'est écoulé au bout de 16.011046 secondes.

Nous avons trouvé une valeur de $7.1418e-04$ qui est positive. Nous en déduisons donc que dans notre cas, nous avons un système chaotique. La figure 3.14 montre les exposants de Lyapunov pour différents k_s . On remarque que le graphique de ces exposants possède une tendance croissante.

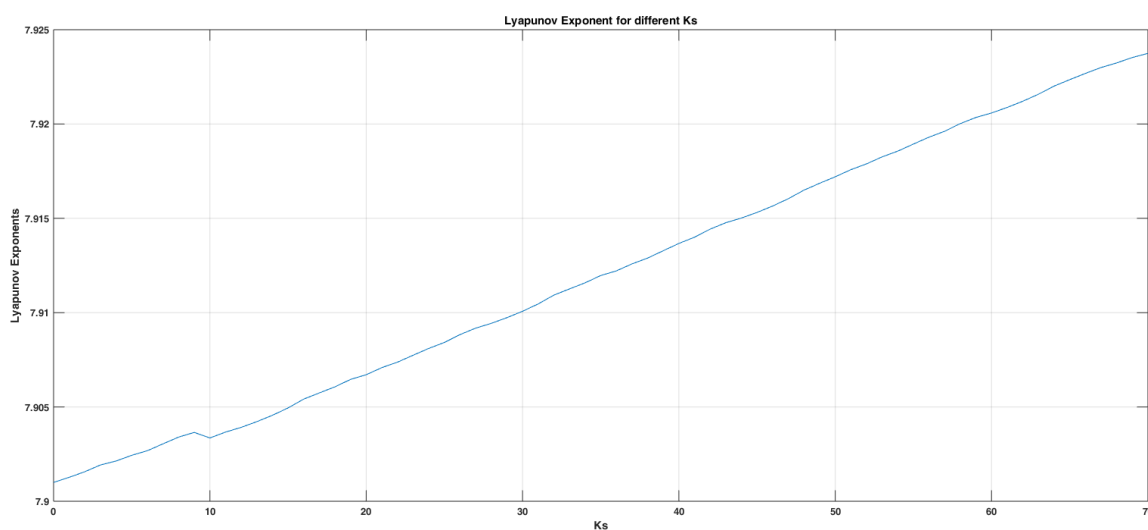


Figure 3.14: Exposant de Lyapunov pour différent k_s

0-1 test

Pour le cas de la consommation, nous avons effectué le 0-1 test et nous avons trouvé $k=0,9792$, ce qui est proche de 1. Nous en déduisons que nous sommes dans le cas d'un système chaotique.

Tout d'abord, les comportements chaotiques sont étudiés dans la carte logistique en utilisant les nouvelles coordonnées des variables de traduction $p(n)$ et $q(n)$, qui sont illustrées dans la figure 3.15.

Nous notons un mouvement brownien asymptotique pour la dynamique chaotique sous-jacente. Pour $\mu = 3,97$ (ce qui correspond à une dynamique chaotique), le système présente une dynamique chaotique.

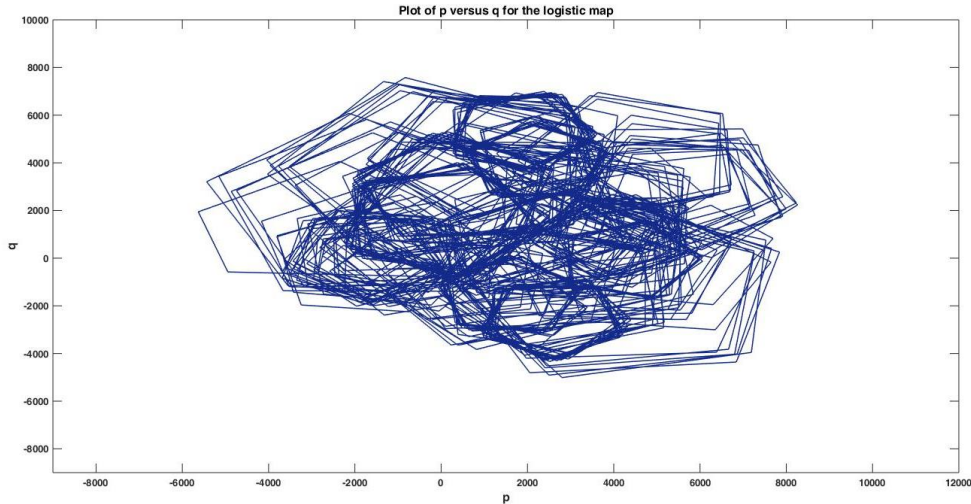


Figure 3.15: Les variables de translation p versus q

Pour analyser le comportement diffusif (ou non diffusif) de p_c et q_c nous calculons le déplacement carré moyen $M_c(n)$.

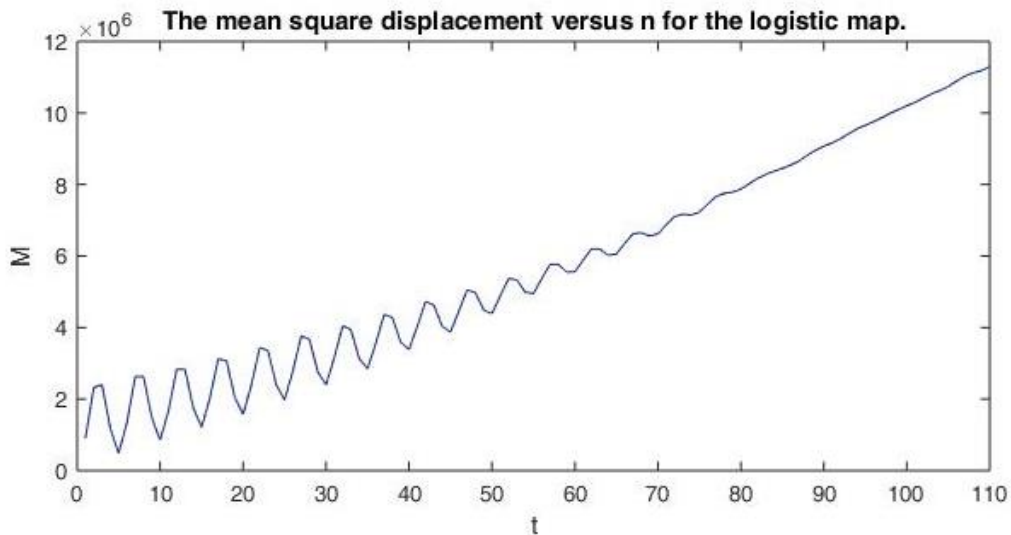


Figure 3.16 : Le déplacement carré moyen par rapport à n pour la carte logistique

La figure 3.16 montre les déplacements carrés moyens $M_c(n)$ pour la carte logistique $x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n)$ avec $\mu = 3,97$ (qui correspond à un comportement chaotique) avec une valeur arbitraire de $c = 0,9$. La soustraction du terme oscillatoire $V_{osc}(c, n)$ régularise distinctement le comportement linéaire de $M_c(n)$. Cela nous permet de mieux déterminer le déplacement carré moyen et le taux de croissance asymptotique K_c , qui est présenté dans ce qui suit.

Nous remarquons que la plupart des valeurs de K_c sont très proche de 1. Ainsi, la série chronologique de la consommation électrique montre un comportement chaotique. Différentes valeurs de c sont choisies pour caractériser la consommation électrique. Les taux de croissance obtenus sont présentés dans la figure 3.17.

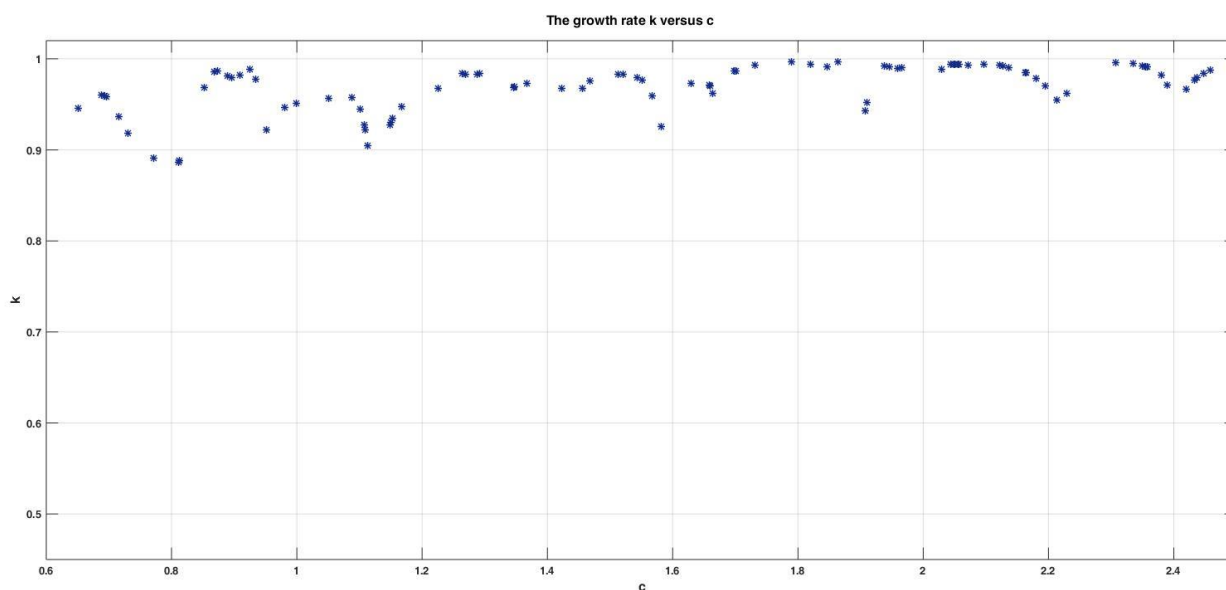


Figure 3.17 : Le taux de croissance asymptotique K_c versus c

4.2. Décalage temporel

4.2.1. Le premier zéro de la fonction d'autocorrélation

Le premier zéro de la fonction d'autocorrélation pour notre cas de la consommation électrique est obtenu avec un décalage $\tau = 88$ jours, comme le montre la figure 3.18.

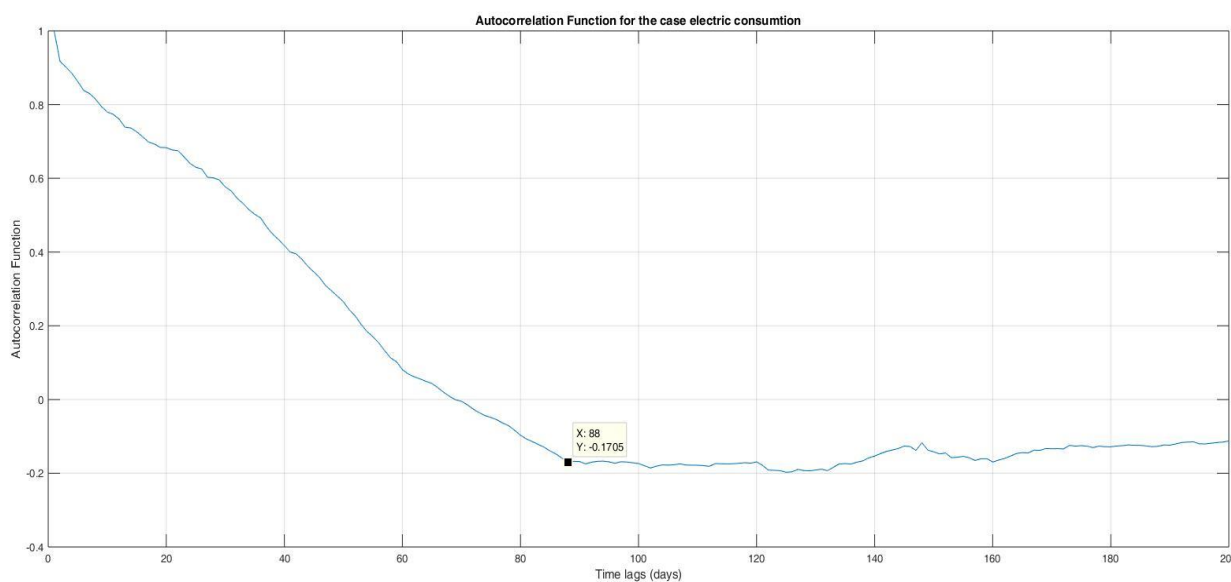


Figure 3.18 : Fonction d'autocorrélation pour le cas de la consommation électrique

Nous remarquons que le décalage obtenu avec cette méthode est trop grand, pour cette raison nous allons utiliser la méthode de l'information mutuelle.

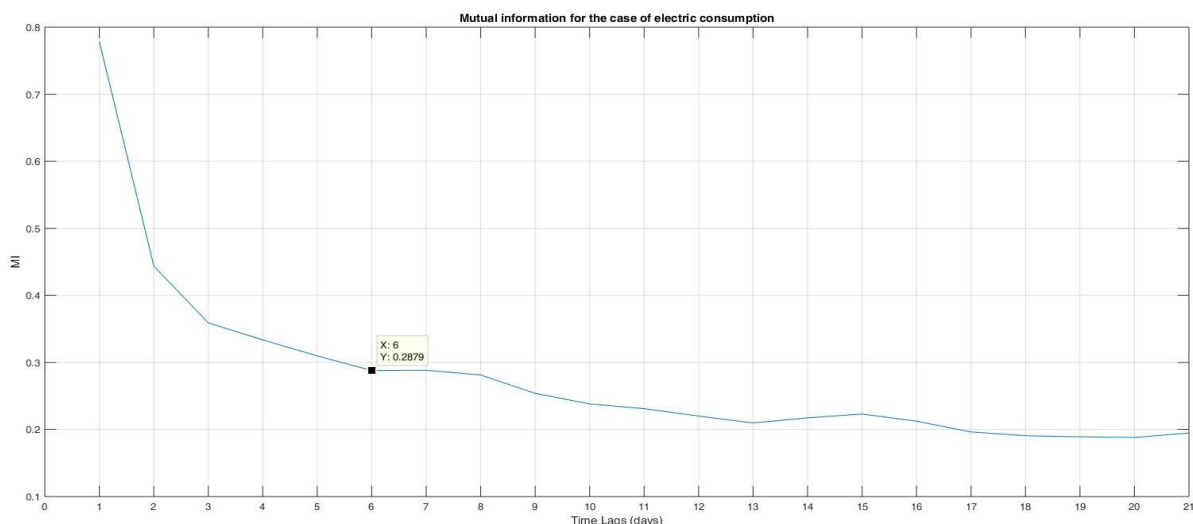


Figure 3.19 : Information mutuelle pour le cas de la consommation

La figure 3.19 montre que la fonction d'information mutuelle est minimale pour la première fois $\tau = 6$ jours. Le décalage temporel optimal est donc de 6 jours.

4.3. Dimension de plongement minimale

La figure 3.20 montre la dimension de plongement. Les bonnes valeurs sont celles avec un pourcentage de faux voisins proche de zéro. Le résultat révèle que le pourcentage de faux voisins est minimal dans un espace de dimension égale à 6 qui est la dimension de plongement optimale.

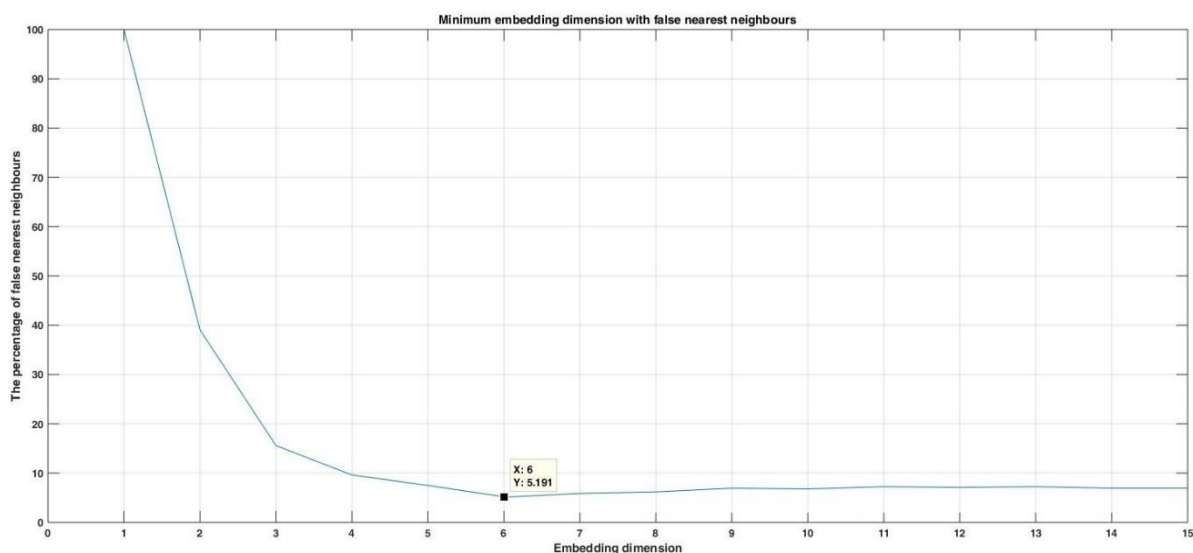


Figure 3.20: Dimension de plongement minimale avec l'algorithme de faux voisins les plus proches

4.4. Reconstruction de l'espace des phases

La figure 3.21 montre le portrait de phase en trois dimensions de l'attracteur reconstruit pour la série de la consommation électrique quotidienne.

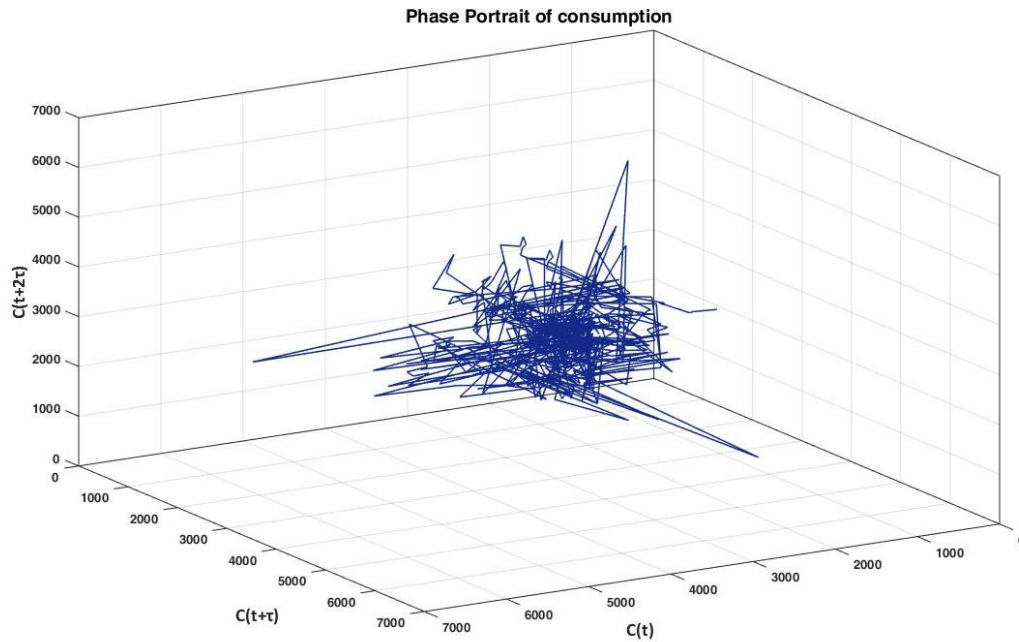


Figure 3.21: Portrait de phase pour le cas de la consommation électrique

La courbe résultante après reconstruction de l'espace de phase montre la coexistence d'un désordre à l'état pur (les points sont dispersés aléatoirement sur la forme obtenue) et d'un ordre insoupçonné (la courbe décrit une forme précise malgré son étrangeté). Ces trajectoires sont serrées, sans jamais vraiment se rejoindre, sans jamais se croiser. Cependant, ils restent dans un espace fini dans un cube. Il semble que notre système se comporte en fait comme s'il était guidé par un modèle sous-jacent invisible, un ordre, une contrainte cachée, un "espace de phase" vers lequel convergent toutes ses trajectoires.

4.5. Résultats de la prévision

Afin de prévoir l'évolution de la consommation électrique, nous avons utilisé différentes méthodes. Au début, afin de valoriser l'apport de la technique de reconstruction de l'espace des phases dans la prévision, nous nous sommes focalisés uniquement sur les réseaux de neurones, la figure 3.22 présente donc les résultats de la prévision en utilisant les réseaux de neurones artificiels avant et après la reconstruction de l'espace des phases. Ensuite nous avons refait les prévisions, mais cette fois en utilisant la transformée en ondelettes pour améliorer davantage les performances de l'algorithme de prévision. Ainsi nous avons comparé dans la figure 3.23 la prévision obtenue en utilisant les ANN après reconstruction de l'espace des phases et les prévisions obtenues en utilisant les WRNN après reconstruction de l'espace des phases.

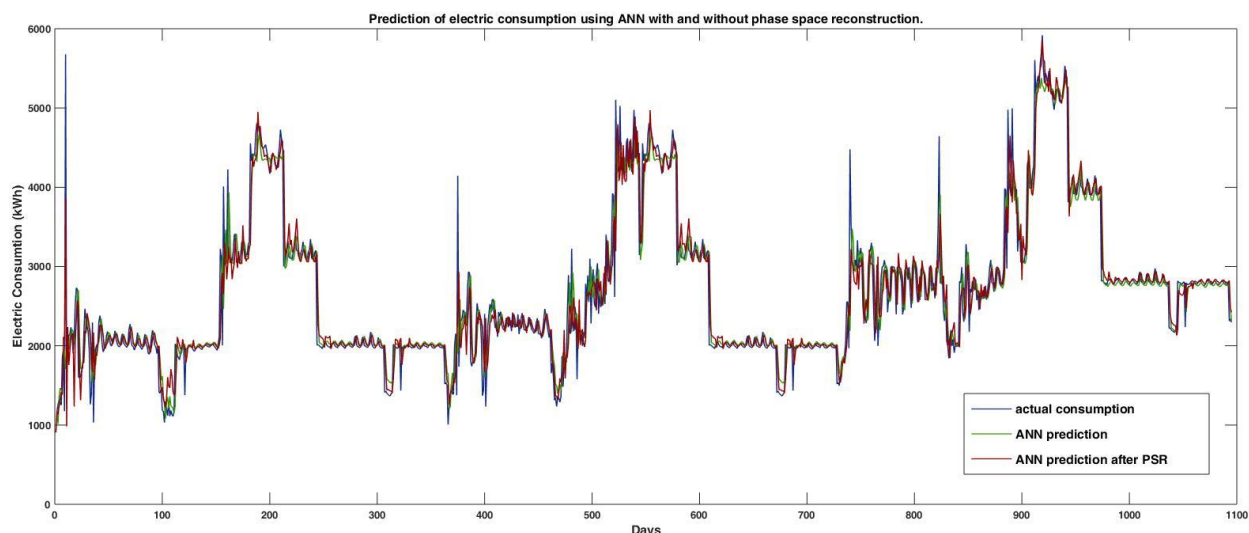


Figure 3.22 : Prédiction de la consommation électrique en utilisant les ANN avant et après la reconstruction de l'espace des phases

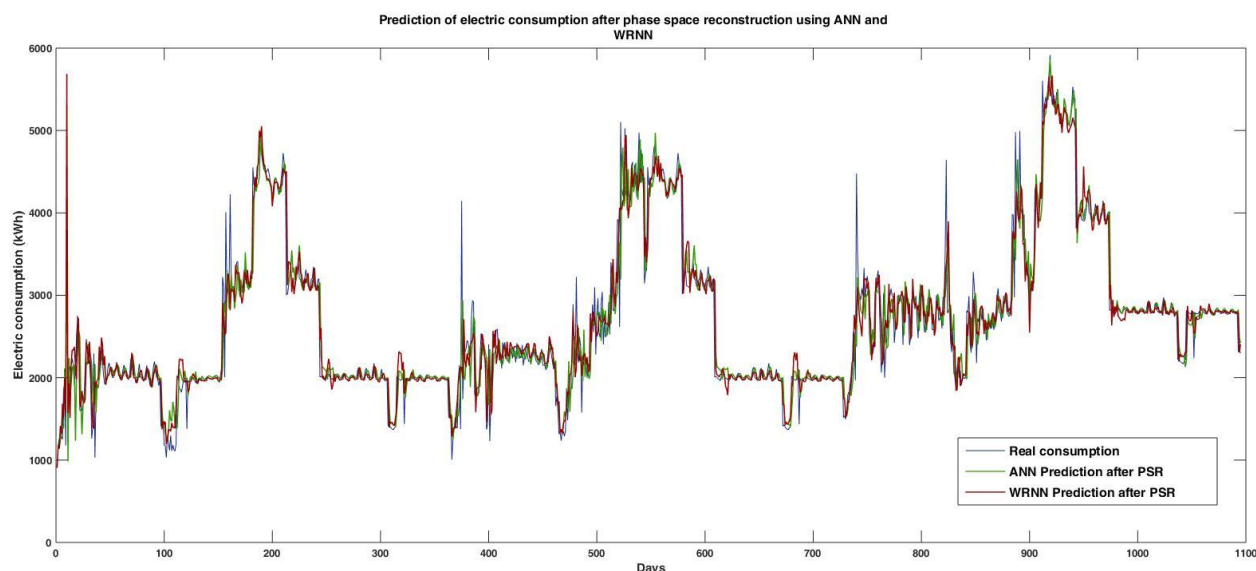


Figure 3.23 : Prédiction de la consommation électrique après la reconstruction de l'espace des phases en utilisant les ANN et les WRNN

Les prévisions obtenues sont comparées aux mesures réelles de la consommation électrique. Nous pouvons affirmer que la prédiction avec le WRNN après la reconstruction de l'espace de phase est la méthode la plus efficace en raison de sa réactivité aux pics et aux fluctuations. Le calcul des erreurs présenté dans la partie suivante confirme l'efficacité de notre méthode.

4.6. Fiabilité de la prévision

Pour toutes ces méthodes, l'erreur quadratique moyenne (MSE) l'erreur de pourcentage absolu moyen (MAPE), de l'écart de la racine carrée (RMSE) et de l'indice de Theil (TIC) ont été calculées au cours des trois phases du processus de prévision, à savoir l'apprentissage, la validation et le test. En outre, nous avons calculé les coefficients de régression pour chacune des méthodes et dans chaque phase du processus, le tableau 3.5 présente les résultats obtenus.

Nous trouvons que l'erreur dans le cas des prédictions réalisées avec les ANN après la reconstruction de l'espace des phases est inférieure à celle des prédictions effectuées uniquement avec l'ANN, nous notons encore une diminution de l'erreur après l'utilisation de la transformée en ondelettes discrètes

Tableau 3.6 : Calcul des erreurs pour les méthodes de prévision utilisées

| | ANN | ANN/PSR | WRNN/PSR |
|---------------|------------|----------|----------|
| MSE | 1,0523e+05 | 4,53E+04 | 4,47E+04 |
| MAPE | 6,7848 | 4,6918 | 4,5937 |
| RMSE | 324,3954 | 212,762 | 211,3477 |
| Rvalue | 0,9870 | 0,9944 | 0,9945 |
| TIC | 1,2106e-06 | 7,89E-07 | 7,34E-07 |

III. Prévision de la production photovoltaïque

1. Site et données étudiés

Dans cette section, nous étudierons la production de la station photovoltaïque de la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal.

Le système PV considéré dans cette partie est installé sur le toit du bâtiment du centre de recherche de la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal. Les modules sont orientés vers le Sud, aucun bâtiment à proximité n'est pas susceptible de projeter des ombres sur les panneaux PV. Les panneaux photovoltaïques fixes ont été montés sur le toit Sud du bâtiment avec une inclinaison de 30 °, ce qui représente le meilleur compromis entre rayonnement solaire maximal et surface disponible. Les modules étudiés sont en silicium amorphe et la surface totale est d'environ 1570 m². Les onduleurs sont connectés au circuit triphasé 220V en parallèle avec le réseau électrique du fournisseur national; par conséquent, la production d'énergie photovoltaïque peut être utilisée directement par l'université. La sortie est surveillée sur les systèmes onduleurs photovoltaïques en effectuant une acquisition de données et elle est contrôlée par un programme de mesure et d'analyse.

2. Modèle de Markov Caché

→ Soit S toutes les sorties ou observations possibles avec $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{t-1}\}$ les observations de la production photovoltaïque.

→ La production de PV du jour suivant est considérée comme le paramètre cible et l'inconnu recherché pour prédire, à partir de la séquence précédente.

→ Soit E l'ensemble des états possibles $E = \{E_1, E_2, \dots, E_m\}$

→ La matrice de distribution de probabilité de transition entre états $A = \{a_{ij}, 1 \leq i, j \leq N\}$ avec $a_{ij} = (l'état j \text{ à } t - 1 / l'état i \text{ à } t)$.

→ La matrice de distribution de probabilité des symboles d'observation $B = \{b_{ij}, 1 \leq i \leq N\}$ avec $b_{ij} = P(\text{observation } j \text{ at } t / \text{state } i \text{ at } t)$.

→ La distribution de probabilité de la matrice d'état initiale $I = \{I_i, 1 \leq i \leq N\}$, $I_i = P\{q = Si\}$ qui définit la probabilité que l'état caché I soit l'état initial.

2.1. Statistiques descriptives

La moyenne et l'écart type sont calculés pour toutes les observations, dans le tableau 3.7. Nous avons également tracé un histogramme pour représenter la distribution des données, comme le montre la figure 3.24, et pour chacun de ses intervalles, la fréquence et la densité ont été calculé dans le tableau 3.8.

Tableau 3.7 : La moyenne et l'écart type pour les données de production PV

| Observations | Obs. avec données manquantes | Obs. Sans données manquantes | Minimum (kWh) | Maximum (kWh) | Mean | Standard deviation |
|--------------|------------------------------|------------------------------|---------------|---------------|-------|--------------------|
| 273 | 0 | 273 | 1,666 | 12,574 | 9,193 | 2,671 |

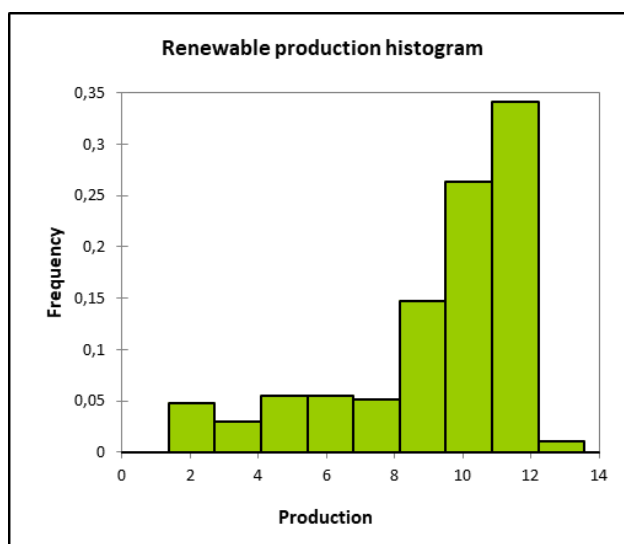


Figure 3.24: Histogramme de la production photovoltaïque

Tableau 3.8 : Fréquence et densité pour les intervalles de production PV

| Limite inférieure | Limite supérieure | Effectif | Fréquence |
|-------------------|-------------------|----------|-----------|
| 0 | 1,3574 | 0 | 0,000 |
| 1,3574 | 2,7148 | 13 | 0,048 |
| 2,7148 | 4,0722 | 8 | 0,029 |
| 4,0722 | 5,4296 | 15 | 0,055 |
| 5,4296 | 6,787 | 15 | 0,055 |
| 6,787 | 8,1444 | 14 | 0,051 |
| 8,1444 | 9,5018 | 40 | 0,147 |
| 9,5018 | 10,8592 | 72 | 0,264 |
| 10,8592 | 12,2166 | 93 | 0,341 |
| 12,2166 | 13,574 | 3 | 0,011 |

Selon l'histogramme de la figure 3.24, on peut observer que la plupart des valeurs se situent entre 1,666 Kwh et 12,574 Kwh. Initialement, nous considérons une distribution gaussienne tridimensionnelle comme fonction de densité de probabilité d'observation:

$$b_j(S) = \sum C_{jm} \phi[S, \mu_{jm} U_{jm}] \quad , 1 \leq j \leq N \quad (47)$$

avec:

- S le vecteur d'observation modélisé.
- C_{jm} Coefficient de mélange pour le $m^{\text{ième}}$ mélange à l'état j
- μ_{jm} vecteur moyen pour le $m^{\text{ième}}$ état de composant du mélange j
- U_{jm} la matrice de covariance pour le $m^{\text{ième}}$ composant du mélange à l'état j
- Φ Densité gaussienne, où $\sum_{m=1}^M C_{jm} = 1$

Chaque observation est générée par la fonction de densité de probabilité associée à un état à un instant donné.

➤ La probabilité de transition d'un état m à m' est:

$$a(m, m') = P(S_t = m' / S_{t-1} = m) \quad (48)$$

avec
$$\sum_{m'=1}^M a(m, m') = 1$$

➤ La probabilité que le modèle soit en m au moment initial est:

$$I(m) = P(S_0 = m) \quad (49)$$

avec
$$\sum_{m=1}^M I(m) = 1$$

PV

➤ La probabilité que le modèle émet lors de l'observation j à l'état i :

$$b(i, j) = P(y_t = j / s_t = i) \quad (50)$$

avec
$$\sum_{j=1}^N b(i, j) = 1$$

La moyenne pondérée du mélange gaussien sera la prévision de l'observation de la production de PV du lendemain:

$$S_{t+x} = \sum_{j=1}^N Ax(i, j) E(b_{ij}) \quad (51)$$

avec:

- $E(b_{ij})$: L'espérance de la fonction de densité de probabilité
- $Ax(i, j)$: Matrice de probabilité de distribution de la transition d'état de l'état i à j pour le pas x.

2.2. Prévision

Il est important de sélectionner le nombre d'états. L'augmentation du nombre d'états donne lieu à un modèle offrant non seulement des capacités d'approximation plus élevées, mais également un risque plus élevé de sur-ajustement. De plus, les modèles comportant trop d'états sont également plus différents à interpréter. Dans notre cas, nous avons utilisé le critère d'information bayésien afin de sélectionner la taille du modèle. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 3.25 ainsi que le tableau 3.9.

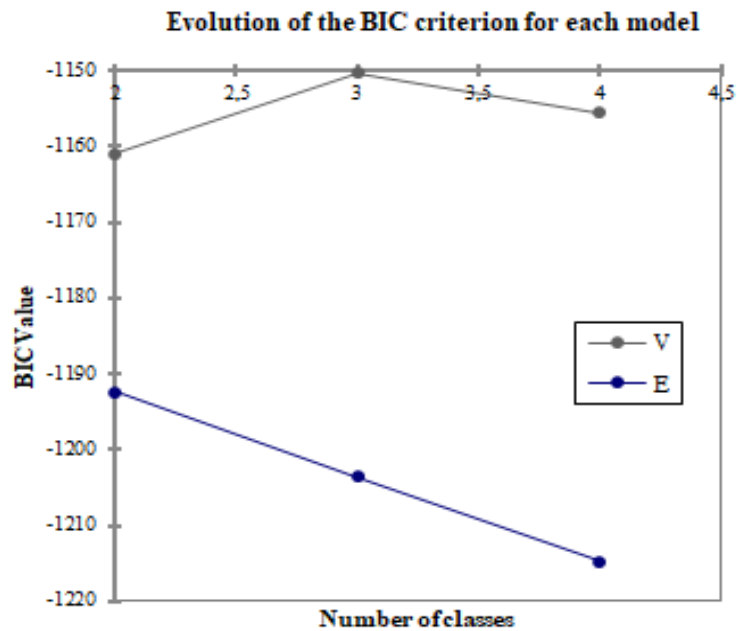


Figure 3.25: l'Evolution du critère BIC pour le cas de la production

Tableau 3.9 : Les résultats pour les modèles du critère BIC

| Modèle/Nb of states | 2 | 3 | 4 |
|---------------------|-----------|-----------|-----------|
| V | -1160,935 | -1150,384 | -1155,536 |
| E | -1192,375 | -1203,586 | -1214,798 |

Le modèle V fait référence à une variance variable, tandis que le modèle E signifie que les variances sont égales pour l'ensemble des états. Selon le BIC, le meilleur modèle de mélange dans ce cas est le V (Variance Variable) à 3 composants. L'algorithme EM a convergé en 287 itérations. Par conséquent, le nombre optimal des états est de 3.

Le chemin de transition des états cachés pendant toute la période est présenté dans la figure 3.26, qui illustre la séquence des états de la génération PV dans le temps.

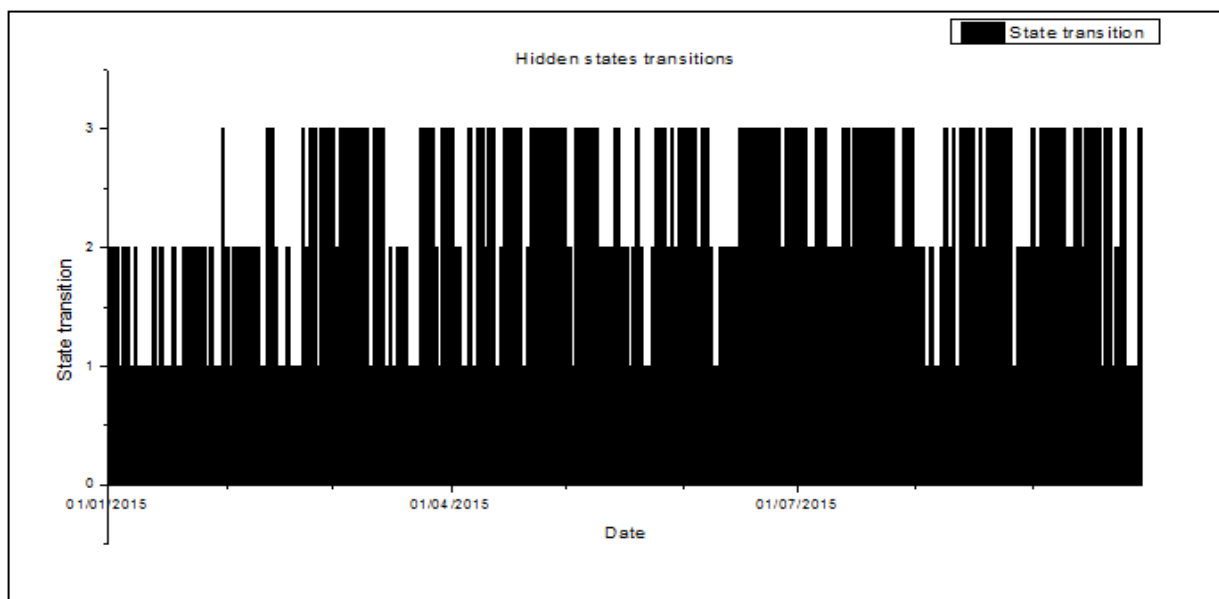


Figure 3.26: Transition des états cachés

En se basant sur l'ensemble des équations du modèle sur nos données historiques de production PV, nous obtenons la courbe de prédiction présentée dans la figure 3.27. Nous remarquons que la courbe de production photovoltaïque prévue correspond assez bien à la courbe réelle, à quelques points près, puisque même en ayant une allure semblable à la courbe réelle, la courbe de prévision présente des défauts d'amplitude dans la plupart des points

On en déduit donc que le modèle insuffisant pour réaliser des prévisions précises, compte tenu des paramètres choisis. Il est donc nécessaire de développer des algorithmes d'apprentissage permettant d'ajuster automatiquement les paramètres du modèle pour une meilleure correspondance entre les résultats réels et attendus.

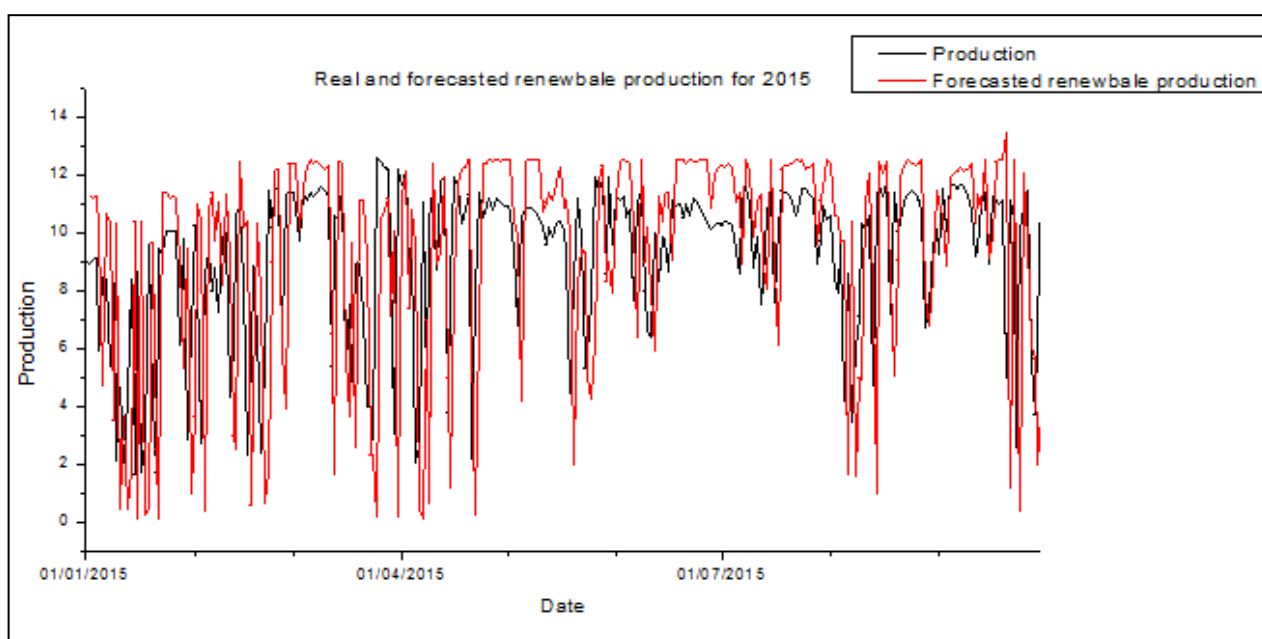


Figure 3.27: Production de PV réel et prévue en utilisant du HMM

2.3. Test hors échantillon

Pour le cas de la production photovoltaïque aussi, nous avons réservé une partie des données d'historique à des fins de test. Ces données ne font pas partie des données utilisées pour développer le modèle.

Nous avons réservé sept mois de 2015 à cet effet et, après avoir appliqué le modèle aux données, nous avons obtenu la courbe de la figure 3.28.

Nous notons que la courbe obtenue présente une mauvaise performance, ce qui appuie notre précédente déduction, et qui affirme que ce modèle est insuffisant pour prédire ce type de données.

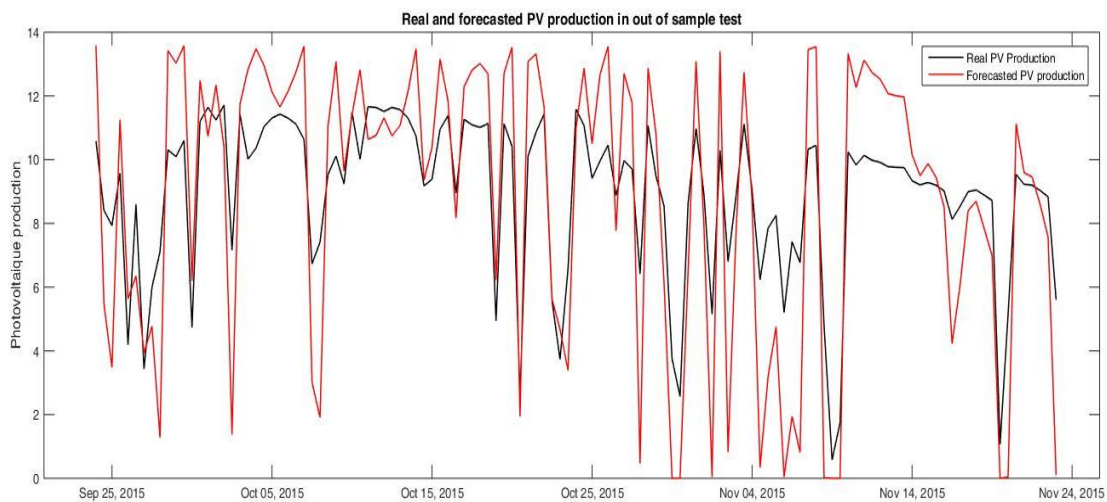


Figure 3.28 : Test hors échantillon de la prévision de la production PV

2.4. Fiabilité de la prévision

Pour le calcul de l'erreur en pourcentage absolu moyen (MAPE). Cette erreur exprime la précision en pourcentage. L'équation pour calculer l'erreur MAPE est la suivante:

$$M = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100 \quad (52)$$

Avec A_t est la valeur réelle et F_t est la valeur prévue.

Le pourcentage d'erreur absolu moyen prévu dans notre cas est 42.73%. La courbe d'erreur MAE est présentée à la figure 3.29.

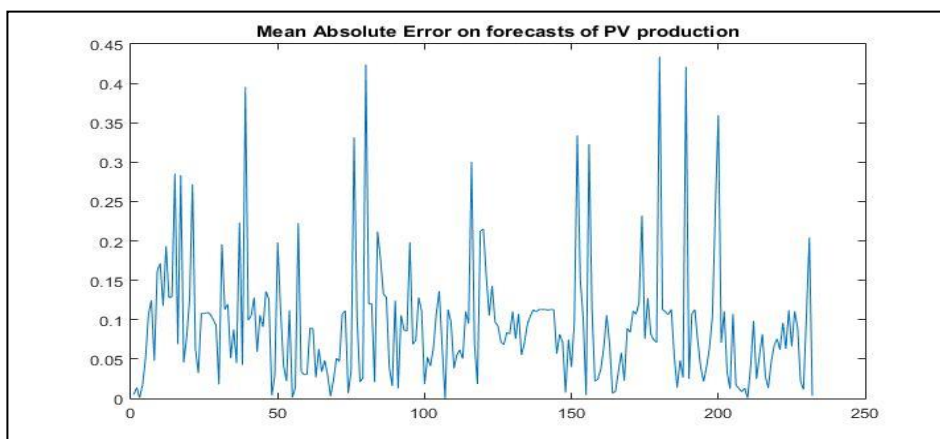


Figure 3.29: Erreur MAE pour la production photovoltaïque prévue à l'aide du HMM

Le calcul d'autres types d'erreurs a été réalisé dans l'objectif de mieux évaluer la performance de la méthode. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.10.

Tableau 3.10 : Calcul des erreurs pour le HMM pour le cas de la production

| MSE | MAPE | RMSE | Rvalue | TIC |
|---------|---------|--------|--------|--------|
| 13.7992 | 42,7311 | 3,7147 | 0,8494 | 0,0024 |

3. Réseaux de neurones à ondelettes

Avec la même procédure que dans le cas de la consommation, nous allons trouver la prévision pour la production photovoltaïque. Tout d'abord, nous allons décomposer notre série chronologique en approximations et en détails, en utilisant l'analyse discrète multi-ondelettes. Ensuite, ces approximations et détails constitueront l'entrée du réseau de neurones avec lequel nous effectuerons les prévisions. Il n'existe jusqu'à maintenant aucune méthode permettant de sélectionner le nombre de neurone dans la couche caché, raison pour laquelle nous avons tester plusieurs configurations pour choisir celle qui donne les meilleurs résultats. Ainsi, la configuration choisie pour la production de PV est un réseau multicouche avec une seule couche cachée de 10 neurones. Il n'existe jusqu'à maintenant aucune méthode permettant de sélectionner le nombre de neurone dans la couche caché, raison pour laquelle nous avons tester plusieurs configurations pour choisir celle qui donne les meilleurs résultats.

La réponse pour le cas de la production PV est montrée à la figure 3.30, qui montre également les objectifs et les résultats de la formation, les objectifs et les résultats de la validation, les objectifs et les résultats du test, ainsi que les erreurs. Les points temporels sélectionnés pour la formation, les tests et la validation peuvent également être distingués et, comme nous l'avons déjà indiqué, les données ont été divisées de manière aléatoire en trois ensembles.

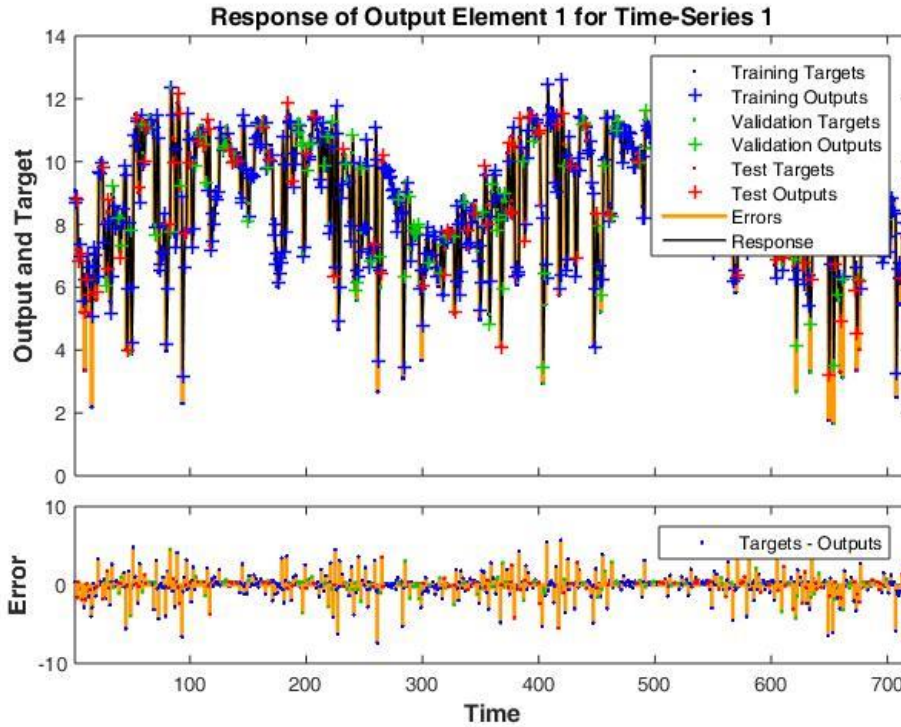


Figure 3.30: la réponse de la sortie dans le cas de la prévision de la production photovoltaïque

La distribution des erreurs de réseau est illustrée à la figure 3.31. Nous remarquons qu'elle indique un pic à zéro, qui diminue rapidement lorsque le nombre d'erreurs de plus grande amplitude diminue. Nous notons également que la majorité des erreurs sont commises dans des petites classes d'erreur.

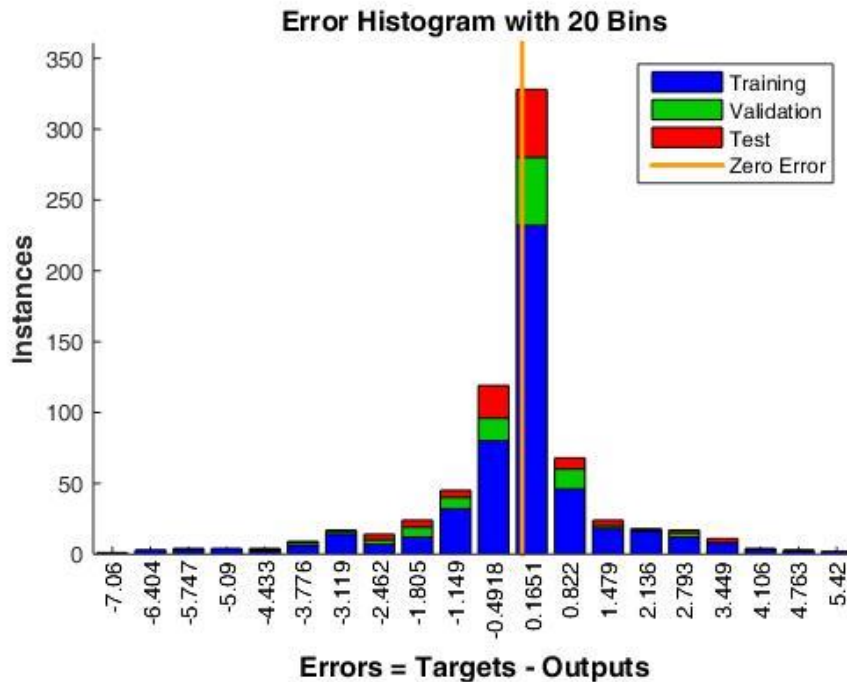


Figure 3.31: Histogramme d'erreur de 20 classes pour la production PV

Le graphique suivant à la figure 3.32 décrit la manière dont les erreurs de prédiction sont liées dans le temps.

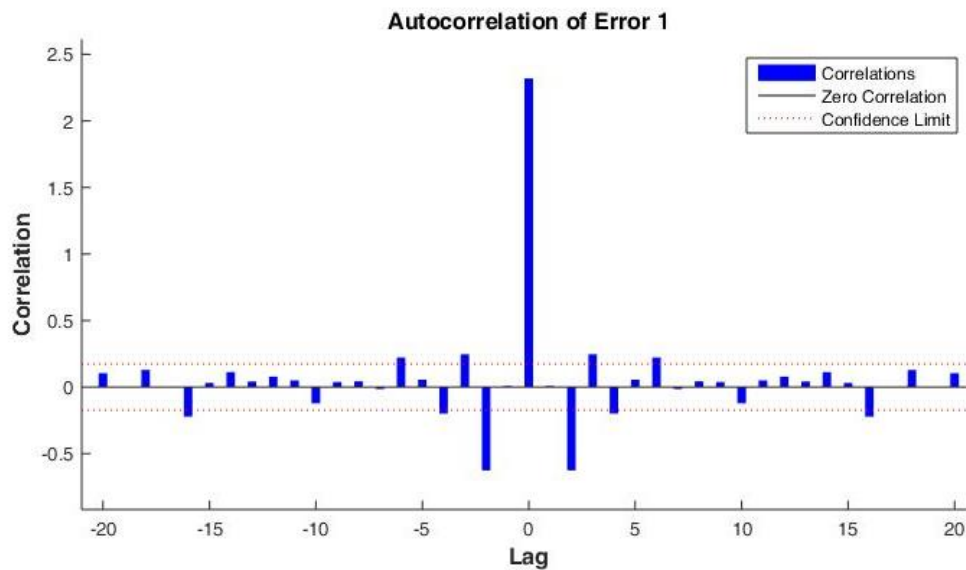


Figure 3.32: l'autocorrélation d'erreur dans le cas de la prévision de la production photovoltaïque

L'état d'apprentissage de la figure 3.33 montre l'évolution des autres variables d'entraînement dans le cas de la production photovoltaïques.

Nous notons qu'après la période 6, les erreurs sont répétées 6 fois avant que le test s'arrête à la période 12. Cette erreur commence à se répéter à partir de la période 7, ce qui indique un ajustement excessif des données. Par conséquent, la période 6 est choisie comme base et ses poids sont choisis comme poids définitifs.

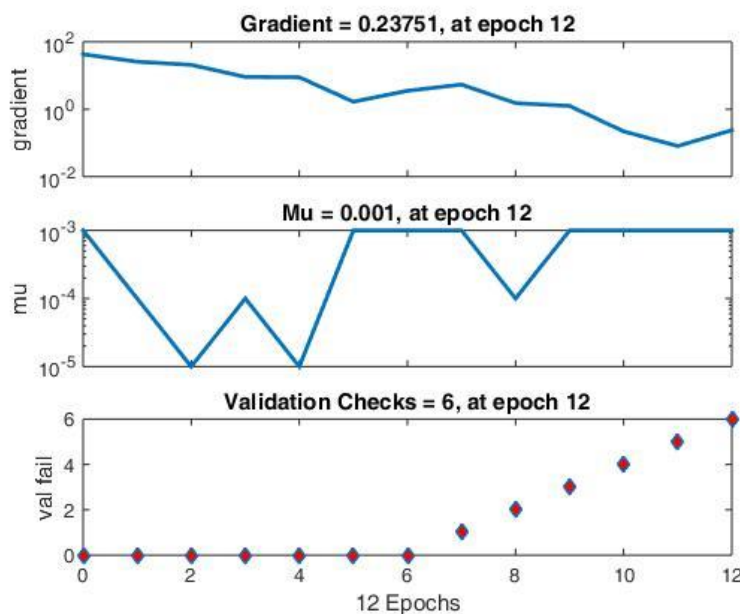


Figure 3.33: L'état de l'apprentissage pour le cas de la prévision de la production PV

La figure 3.34 montre les performances de l'apprentissage, de la validation et du test dans le cas de la production photovoltaïque.

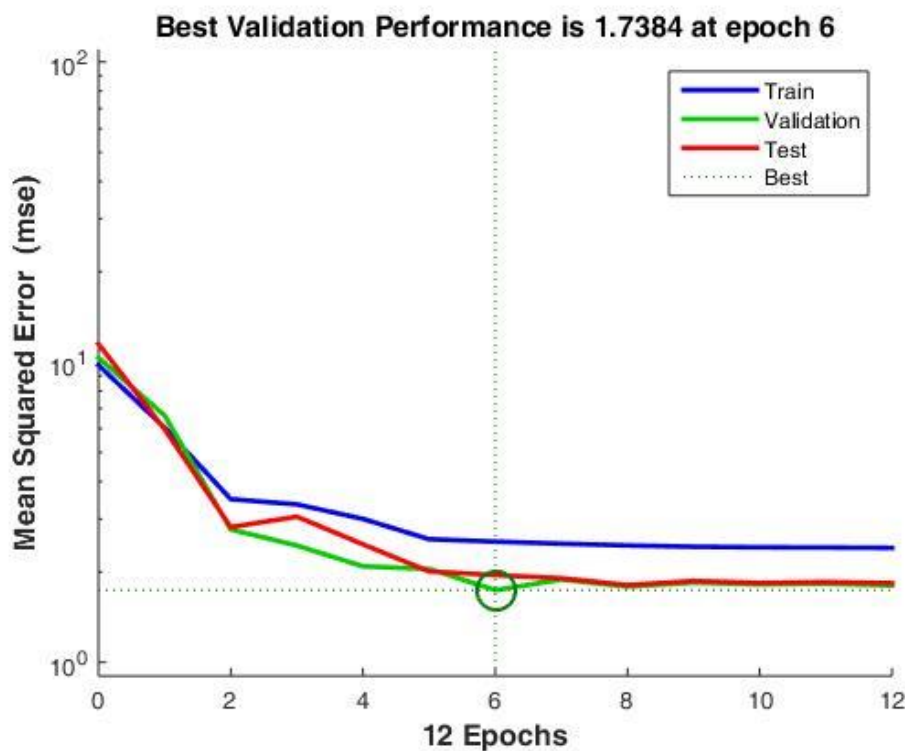


Figure 3.34: La performance de la formation, la validation et les tests pour le cas de la production PV

Nous notons sur cette courbe que l'erreur quadratique moyenne décroît après chaque époque jusqu'à atteindre un minimum et devenir constante. Les courbes de d'apprentissage et de test qui sont presque identiques, convergent finalement vers une valeur inférieure, ce qui signifie qu'il y a eu un sur-ajustement.

La meilleure performance de validation est obtenue à l'époque 6, puis après 6 erreurs répétées, le processus est arrêté au temps 12, ce qui confirme les résultats de la figure 3.33.

Le graphique de régression pour le cas de production PV est présenté à la figure 3.35; les données sur l'apprentissage, le test et la validation indiquent un ajustement médiocre. La valeur R est comprise entre 0,7 et 0,9.

Dans le cas de la production photovoltaïque, les résultats de la régression ne sont pas aussi bons que ceux de la consommation, ils peuvent être qualifiés d'insuffisants, en raison de la mauvaise adéquation à la cible.

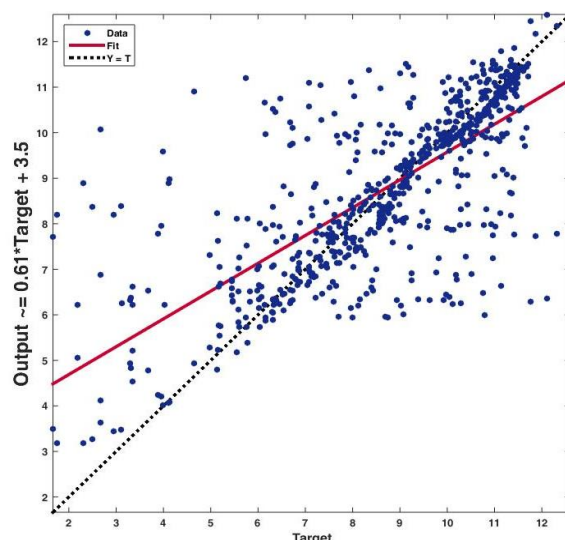


Figure 3.35: Le graphique de régression pour le cas de la production PV

Enfin, la prévision obtenue pour le cas de la production photovoltaïque est illustrée à la figure 3.36 et nous observons que la prévision de la courbe de production photovoltaïque, même si elle imite la même tendance que la courbe réelle, présente des défauts d'amplitude presque en tout point caractérisé par une très grande variation. Nous en concluons que le modèle est insuffisant pour prévoir l'énergie photovoltaïque. Cela est dû aux importantes fluctuations de la production photovoltaïque. Plusieurs facteurs peuvent influencer sur la production photovoltaïque et provoquer cette fluctuation, parmi lesquels on cite par exemple l'exposition des panneaux ou encore les conditions météorologiques comme l'ensoleillement; la couverture nuageuse ... L'intégration de ces facteurs dans le processus de prévision peut grandement améliorer nos prévisions. Cependant, les fortes incertitudes qui limitent les prévisions météorologiques, en particulier à l'échelle locale, se traduiront également par une diminution de la précision des prévisions de la production photovoltaïque.

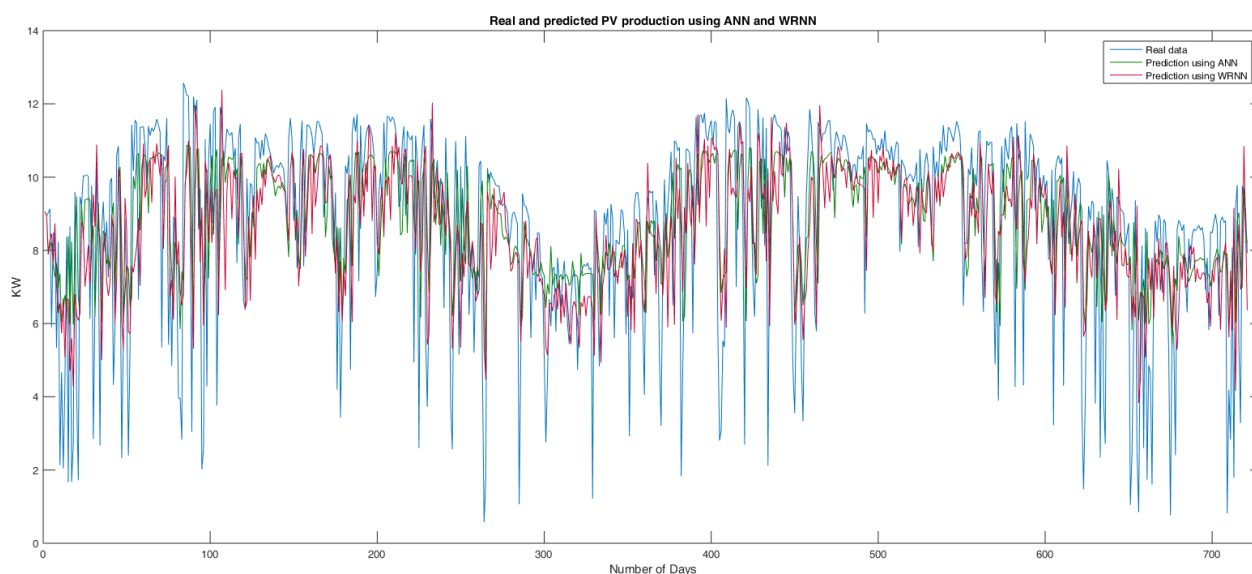


Figure 3.36: La production PV réelle et prévue avec les WRNN

Tableau 3.11: Calcul des erreurs avec les différents critères utilisés pour le cas de la production de PV

| | ANN | WRNN |
|---------------|---------|------------|
| MSE | 5.3762 | 4.9688 |
| Mape | 37.0245 | 34.3953 |
| RMSE | 2.3187 | 2.2291 |
| Rvalue | 0.9359 | 0.9407 |
| TIC | 0.0010 | 9.8617e-04 |

4. Réseaux de neurones à ondelettes avec reconstruction de l'espace des phases

4.1. Détection du Chaos

Exposant de Lyapunov

L'algorithme de calcul du plus grand exposant de Lyapunov s'est écoulé au bout de 11,267240 secondes.

Nous avons trouvé une valeur de 0.2981 qui est positive. Nous en déduisons donc que dans notre cas, nous avons un système chaotique. La figure 3.37 montre les exposants de Lyapunov pour différents k_s . On remarque que le graphique de ces exposants a une partie lisse (ou assez horizontale) et qui prouve que les paramètres ont été sélectionnés correctement.

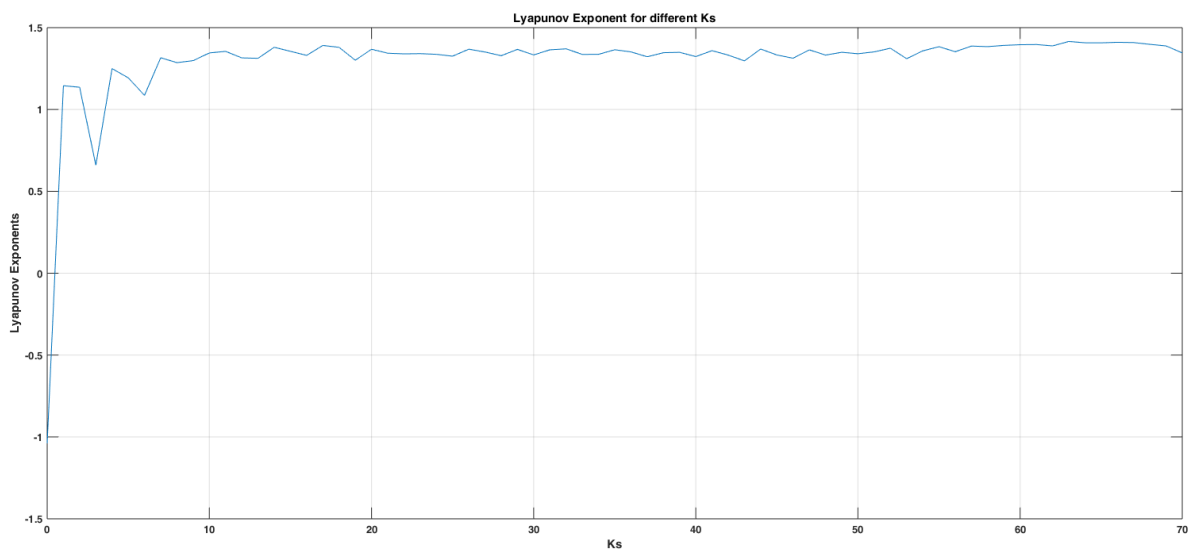


Figure 3.37: Exposant de Lyapunov pour différent k_s

0-1 test:

Pour le cas de la production photovoltaïque, nous avons trouvé $k = 0,99789$, une valeur très proche de 1. Nous en déduisons que nous sommes dans le cas du système chaotique.

Premièrement, les comportements chaotiques sont étudiés dans la carte logistique en utilisant les nouvelles coordonnées des variables de traduction $p(n)$ et $q(n)$, illustrées à la figure 3.38.

Nous notons un mouvement brownien asymptotique pour la dynamique chaotique sous-jacente. Pour $\mu = 3,97$ (ce qui correspond à une dynamique chaotique).

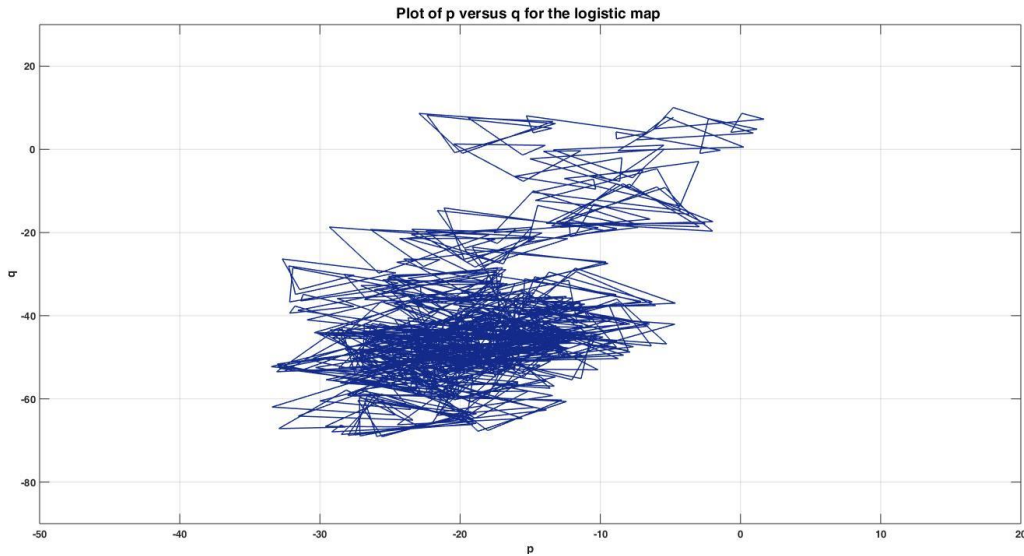


Figure 3.38: les variables de translation p versus q

Pour analyser le comportement diffusif (ou non diffusif) de p_c et q_c , nous calculons le déplacement carré moyen $M_c(n)$.

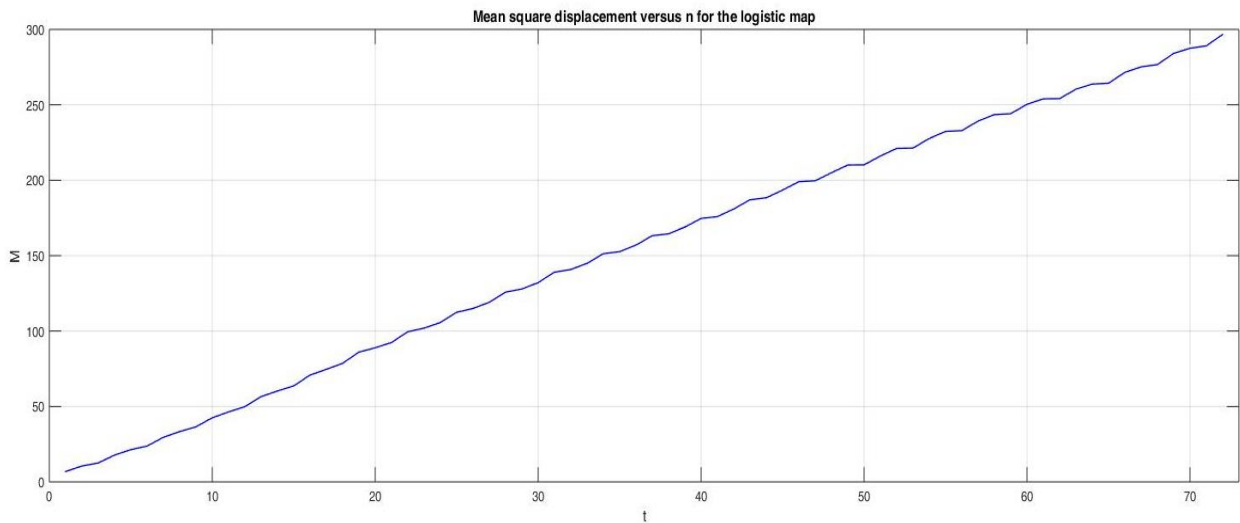


Figure 3.39: Le déplacement carré moyen par rapport à n pour la carte logistique

La figure 3.39 montre les déplacements carrés moyens $M_c(n)$ pour la carte logistique $x_{n+1} = \mu x_n(1-x_n)$ avec $\mu = 3,97$ (qui correspond à un comportement chaotique) avec une valeur arbitraire de $c = 0,9$. La soustraction du terme oscillatoire $V_{osc}(c,n)$ régularise distinctement le comportement linéaire de $M_c(n)$. Cela nous permet de mieux déterminer le déplacement carré moyen et le taux de croissance asymptotique K_c , qui est présenté dans la figure 3.40.

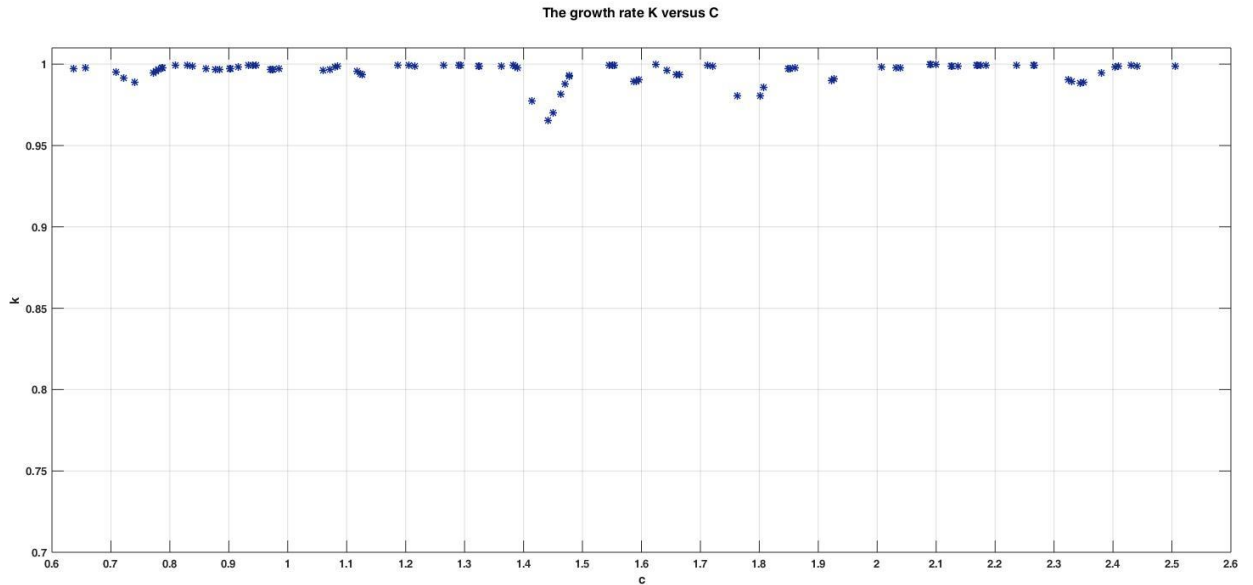


Figure 3.40: Le taux de croissance asymptotique K_c versus c

Nous remarquons que la plupart des valeurs de K_c sont très proche de 1. Ainsi, la série chronologique de PV montre un comportement chaotique. Différentes valeurs de c sont choisies pour caractériser le système PV.

4.2. Décalage temporel:

Le premier zéro de la fonction d'autocorrélation

Pour la production photovoltaïque dans notre cas, nous voyons à la figure 3.41, que le premier zéro de la fonction d'autocorrélation est obtenu avec un décalage temporel. $\tau = 77$ jours.

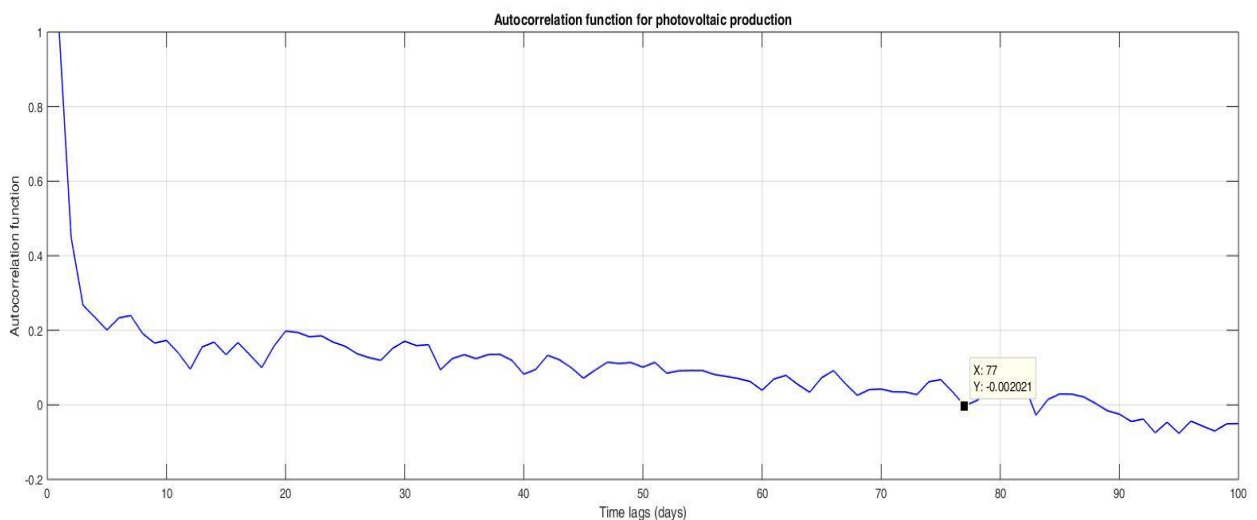


Figure 3.41: Fonction d'autocorrélation pour la production de PV

Cette valeur est trop grande si nous prenons en considération la taille de notre échantillon, pour cette raison nous avons utilisé la méthode de l'information mutuelle.

Le premier minimum d'information mutuelle:

La figure 3.42 présente la courbe de l'information mutuelle pour le cas de la production photovoltaïque. Le premier minimum de l'information mutuelle est obtenu $\tau = 3$ jours. Le décalage temporel optimal dans notre cas est donc de 3 jours.

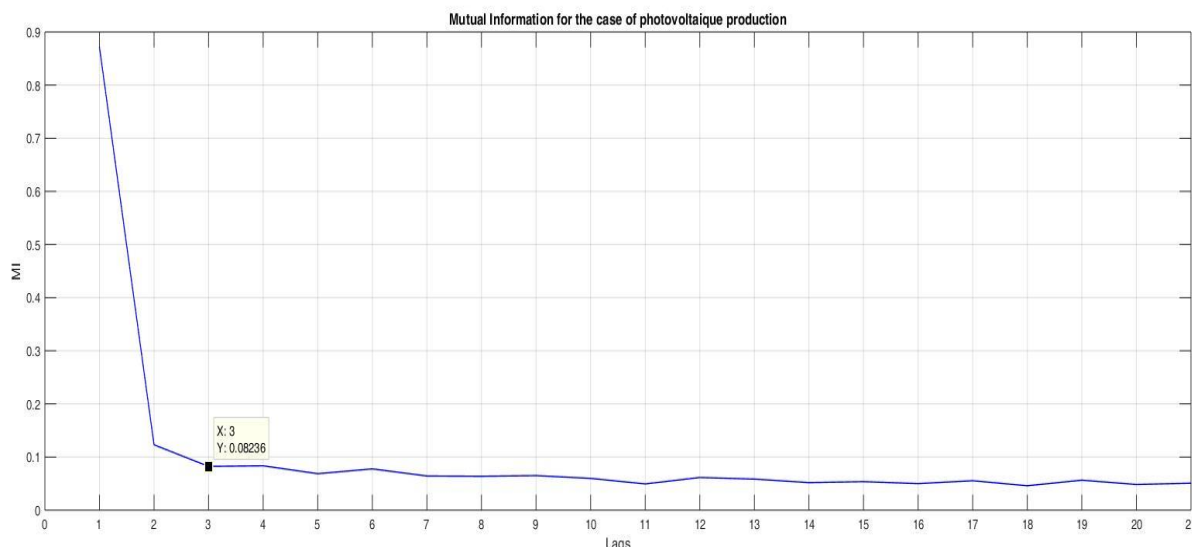


Figure 3.42: Information mutuelle pour le cas de la production PV

4.3. Dimension de plongement minimale

La figure 3.43 montre la dimension de plongement en utilisant l'algorithme des plus proches faux voisins. Les bonnes valeurs sont celles avec un pourcentage de faux voisins proche de zéro. Le résultat révèle que le pourcentage de faux voisins est inférieur à 20% dans un espace de dimension égale à 4, qui sera notre dimension de plongement optimale

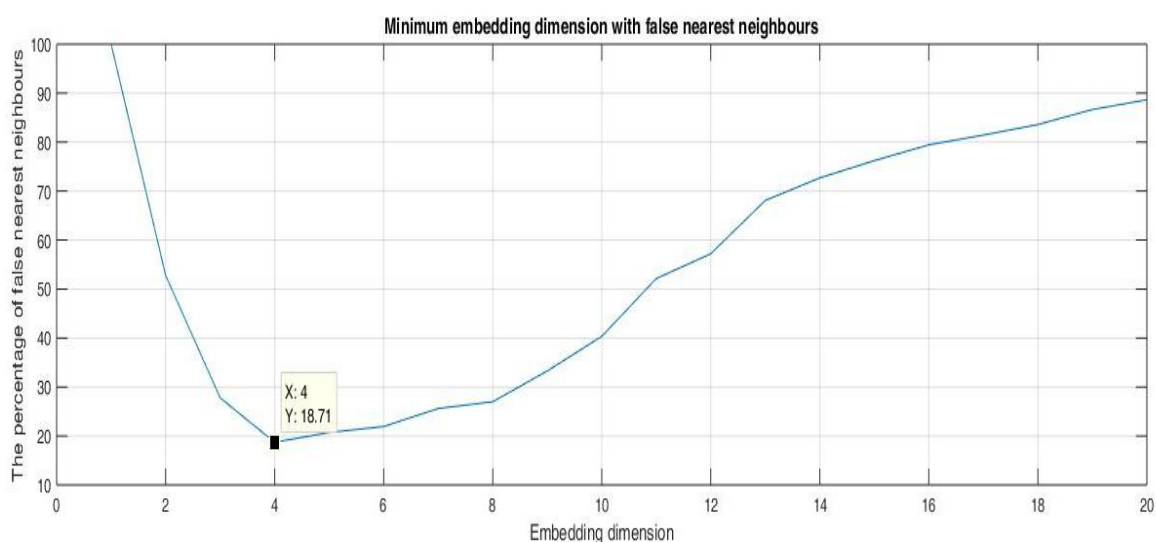


Figure 3.43: Dimension de plongement minimale avec l'algorithme de faux voisins les plus proches

4.4. Reconstruction de l'espace des phases

La figure 3.44 montre le portrait de phase en trois dimensions de l'attracteur reconstruit pour la série de la production photovoltaïque quotidienne.

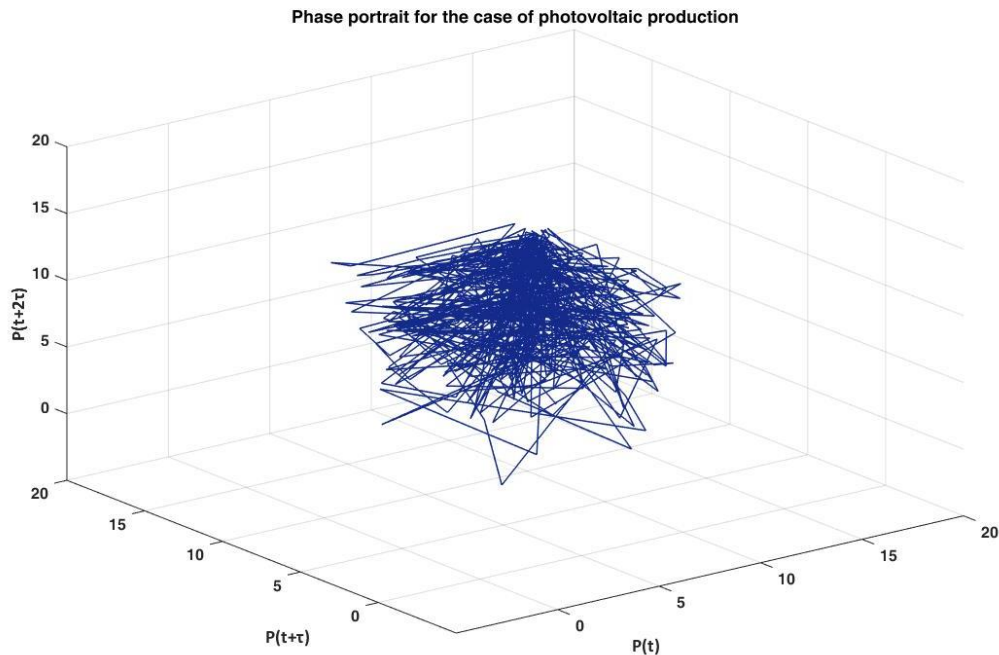


Figure 3.44: Portrait de phase pour le cas de la production photovoltaïque

La forme de courbe résultante indique à la fois la présence d'un désordre à l'état pur et celle d'un ordre insoupçonné ; les points sont dispersés aléatoirement sur une forme précise malgré son étrangeté. La courbe obtenue est formé de trajectoires serrées, qui errent aléatoirement sur une portion limitée de l'espace, sans jamais vraiment se rejoindre, ni se croiser. La forme obtenue est en fait l'"espace de phase" vers lequel convergent toutes les trajectoires du système.

4.5. Résultats de la prévision

Dans le but de prévoir l'évolution de la production photovoltaïque, nous avons utilisé plusieurs méthodes. Au début, nous avons utilisé uniquement les réseaux de neurones avec et sans reconstruction de l'espace des phases, et ce afin de valoriser l'apport de cette technique dans la prévision, la figure 3.45 présente donc les résultats de la prévision en utilisant les réseaux de neurones artificiels avant et après la reconstruction de l'espace des phases. Ensuite nous avons refait les prévisions, mais cette fois en introduisant la transformée en ondelettes pour rehausser les performances de l'algorithme de prévision. Ainsi nous avons comparé dans la figure 3.46 la prévision obtenue en utilisant les ANN après reconstruction de l'espace des phases et les prévisions obtenues en utilisant les WRNN après reconstruction de l'espace des phases.

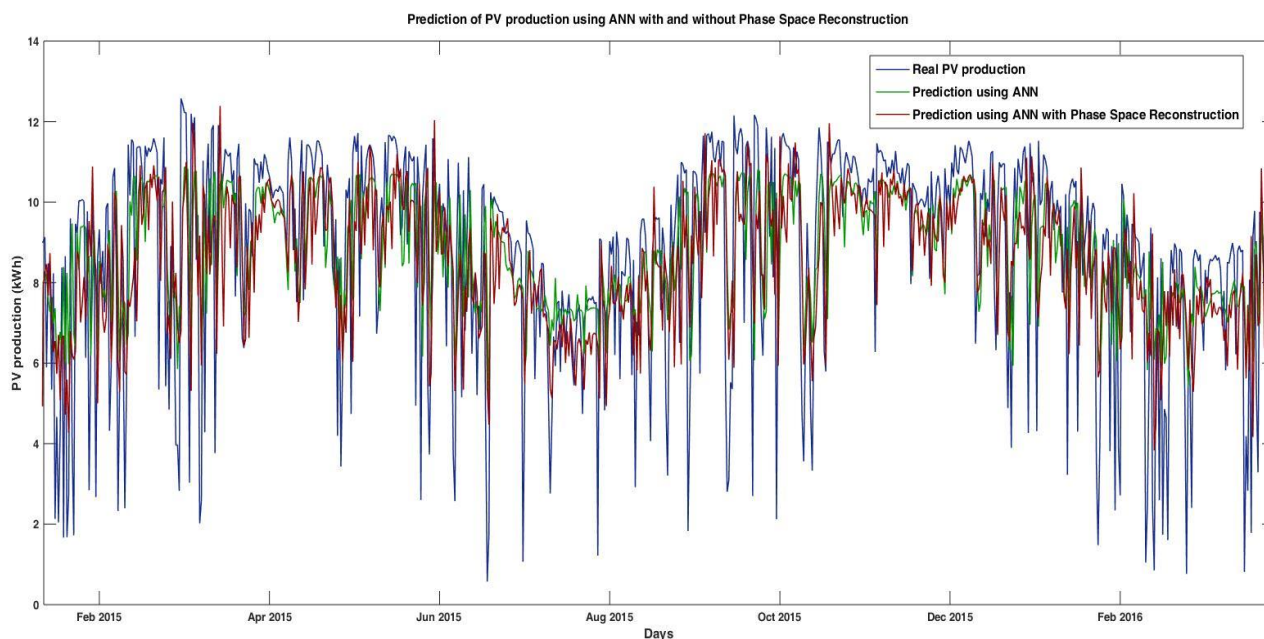


Figure 3.45: Prédiction de la production PV en utilisant les ANN avec et sans reconstruction de l'espace de phase

La figure 3.45 montre uniquement les prévisions faites par les ANN, ainsi que celles faites avec les ANN après la reconstruction de l'espace de phase par rapport aux observations réelles de la production photovoltaïque. Nous notons que la prévision après la reconstruction de l'espace de phase est plus efficace en raison de sa réactivité aux pics et aux fluctuations. Le calcul des erreurs présenté dans le tableau 3.12 confirme cette conclusion.

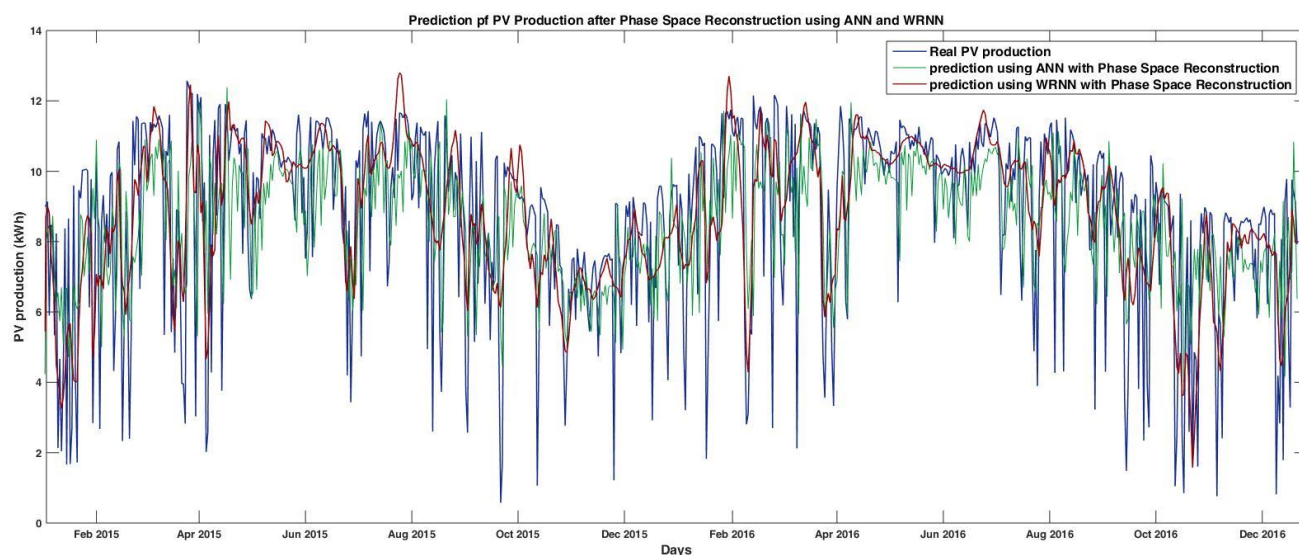


Figure 3.46: Prédiction de la production PV après la reconstruction de l'espace de phase en utilisant les ANN et WRNN

Les prévisions obtenues sont comparées aux observations réelles de la production photovoltaïque. Nous notons que la prédiction avec le WRNN après la reconstruction de

l'espace de phase est plus efficace en raison de sa réactivité aux pics et aux fluctuations. Le calcul des erreurs présenté dans ce qui suit, confirme l'efficacité de notre méthode.

4.6. Fiabilité de la prévision :

Afin d'évaluer la fiabilité de nos prévisions nous avons calculé l'erreur en utilisant plusieurs méthodes, à savoir l'erreur quadratique moyenne (MSE) l'erreur de pourcentage absolu moyen (MAPE), de l'écart de la racine carrée (RMSE) et de l'indice de Theil (TIC). Nous avons constaté que l'erreur dans le cas des prédictions réalisées avec les ANN après la reconstruction de l'espace des phases est inférieure à celle des prédictions effectuées uniquement avec l'ANN, nous notons encore une diminution de l'erreur après les utilisations de la transformée en ondelettes discrètes.

Tableau 3.12 : Calcul des erreurs avec les différentes méthodes utilisées

| | ANN | ANN/PSR | WRNN/PSR |
|---------------|---------|---------|------------|
| MSE | 5,3762 | 5,1935 | 3,8159 |
| MAPE | 37,0245 | 34,6727 | 28,9281 |
| RMSE | 2,3187 | 2,2789 | 1,9534 |
| Rvalue | 0,9359 | 0,9381 | 0,9545 |
| TIC | 0,0010 | 0,0010 | 8,6409e-04 |

IV. Synthèse des résultats et discussion

Durant ce travail de thèse nous avons à priori modélisé le partage des ressources énergétique dans un Smart-Grid en utilisant le problème du sac à dos. A travers cette modélisation, nous avons conclu que pour minimiser le cout de l'approvisionnement, nous devons minimiser l'énergie d'équilibrage instantanée. Cependant, afin de garantir la qualité de l'approvisionnement pour l'utilisateur, nous devons impérativement prévoir les deux grandeurs variables voire intermittentes de notre modèle, à savoir la demande et la production renouvelable. Pour ce faire, nous avons utilisé un certain nombre de méthodes dont nous synthétisons les résultats dans ce qui suit.

1. Cas de la consommation

Dans le cas de la consommation électrique, et en se référant au tableau 3.13, nous remarquons une nette amélioration des prévisions par l'utilisation des ANN comparé aux HMM, les erreurs MSE, MAPE RMSE et le TIC ont diminué, tandis que le coefficient de détermination a augmenté. L'introduction de la transformée en ondelettes discrète a davantage amélioré la prévision, on constate encore une diminution des erreurs MSE, MAPE RMSE et le TIC et une augmentation du coefficient R. et finalement, l'introduction de la reconstruction de l'espace des phases a encore améliorer les résultats. Les figures 3.47, 3.48, 3.49, 3.50 et 3.51 confirment graphiquement ces conclusions.

Tableau 3.13 : Récapitulatif des erreurs pour les différentes méthodes utilisées pour le cas de la consommation électrique

| | HMM | ANN | WRNN | ANN/PSR | WRNN/PSR |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|
| MSE | 2,37E+05 | 1,05E+05 | 4,98E+04 | 4,53E+04 | 4,47E+04 |
| MAPE | 12,6957 | 6,7848 | 4,7444 | 4,6918 | 4,5937 |
| RMSE | 486,5988 | 324,3954 | 219,3932 | 212,762 | 211,3477 |
| Rvalue | 0,9621 | 0,987 | 0,9877 | 0,9944 | 0,9945 |
| TIC | 4,07E-06 | 1,21E-06 | 7,91E-07 | 7,89E-07 | 7,34E-07 |

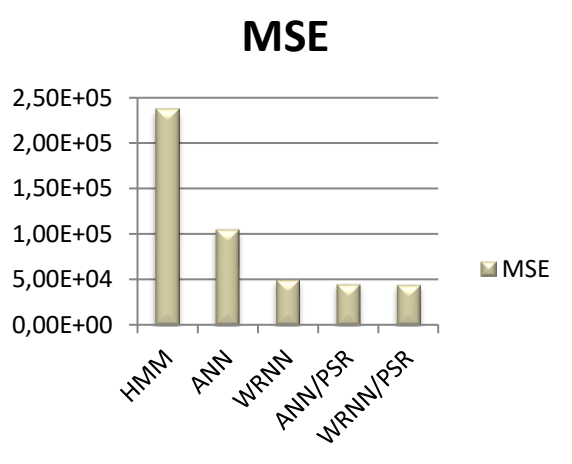


Figure 3.47: MSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation

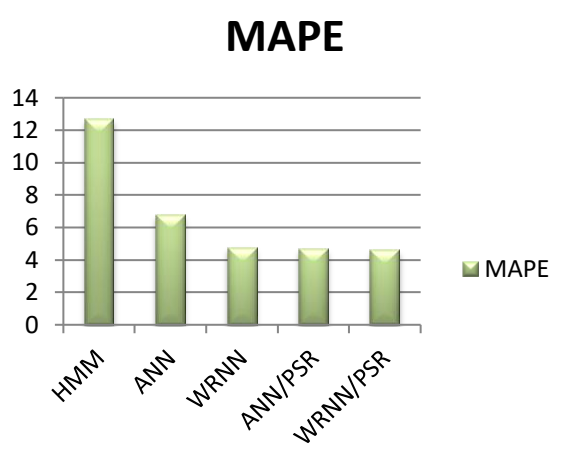


Figure 3.48: MAPE pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation

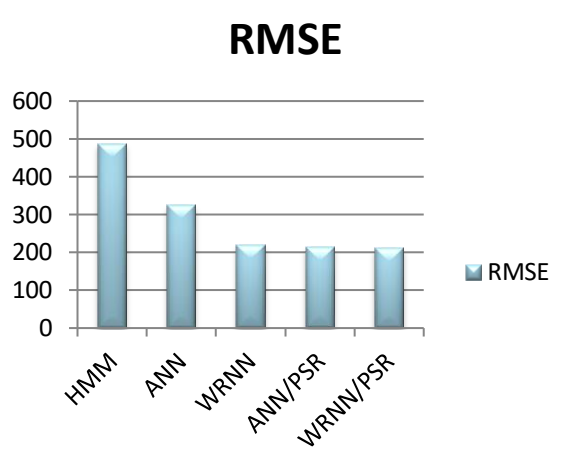


Figure 3.49: RMSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation

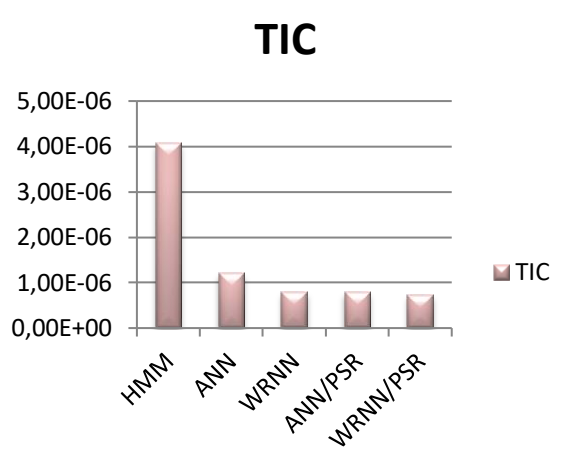


Figure 3.50: TIC pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation

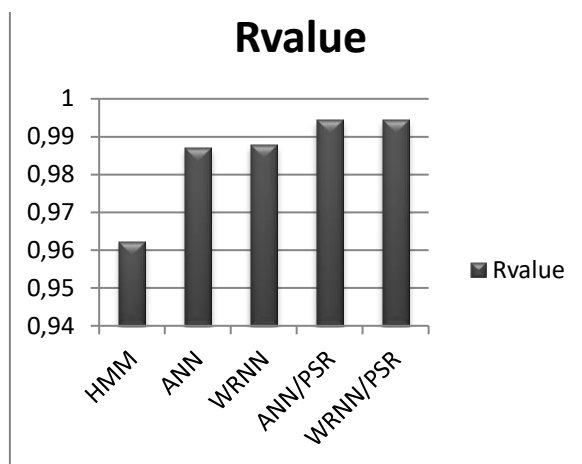


Figure 3.51: Coefficient R pour les méthodes utilisées dans le cas de la consommation

2. Cas de la production photovoltaïque

Dans le cas de production photovoltaïque, les résultats récapitulés au tableau 3.14 indiquent une baisse des erreurs MSE, MAPE, RMSE et TIC avec une augmentation du coefficient R en passant du modèles HMM aux ANN et en introduisant la transformée en ondelettes discrète. Les résultats s'améliorent d'avantage avec l'utilisation de la reconstruction de l'espace des phases. Le modèle de prévision qui enregistre les meilleurs résultats est le WRNN avec reconstruction de l'espace des phases avec des erreurs MSE, MAPE, RMSE et TIC minimales et un coefficient R proche de 1. Les différentes erreurs ainsi que le coefficient R pour le cas de la production PV sont illustrés dans les figures 3.52, 3.53, 3.54, 3.55, et 3.56

Tableau 3.14 : Récapitulatif des erreurs pour les différentes méthodes utilisées pour le cas de la production PV

| | HMM | ANN | WRNN | ANN/PSR | WRNN/PSR |
|---------------|---------|---------|----------|---------|----------|
| MSE | 13,7992 | 5,3762 | 4,9688 | 5,1935 | 3,8159 |
| MAPE | 42,7311 | 37,0245 | 34,3953 | 34,6727 | 28,9281 |
| RMSE | 3,7147 | 2,3187 | 2,2291 | 2,2789 | 1,9534 |
| Rvalue | 0,8494 | 0,9359 | 0,9407 | 0,9381 | 0,9545 |
| TIC | 0,0024 | 0,001 | 9,86E-04 | 0,001 | 8,64E-04 |

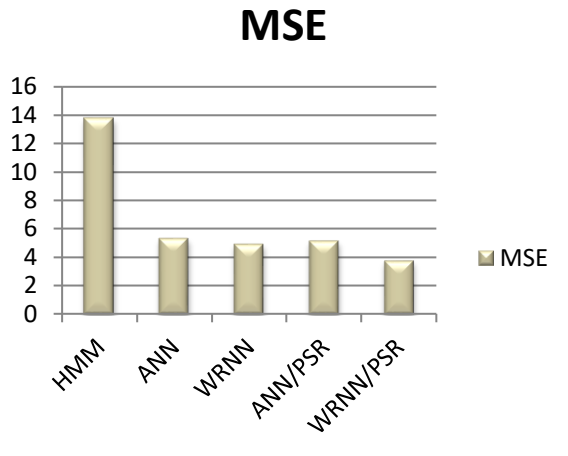


Figure 3.52: MSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la Production PV

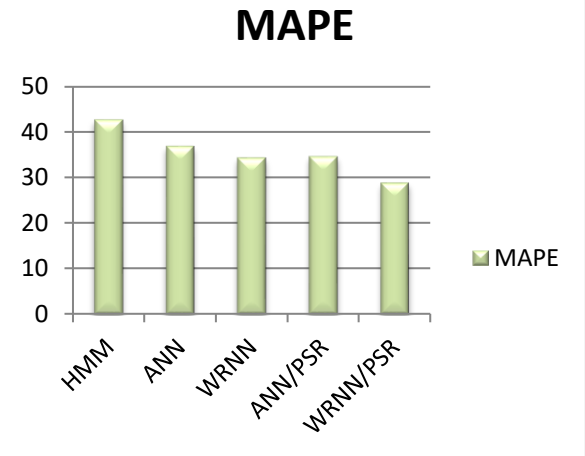


Figure 3.53: MAPE pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV

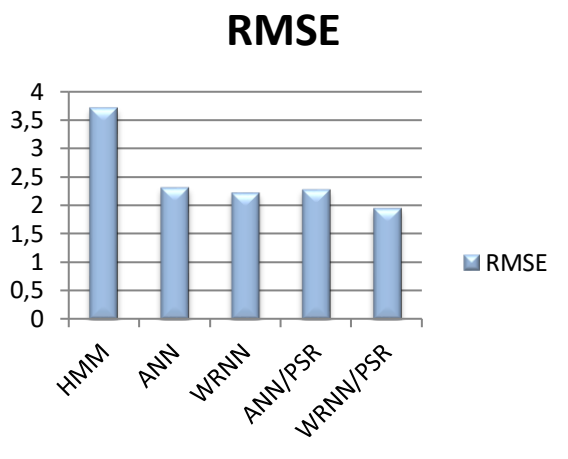


Figure 3.54: RMSE pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV

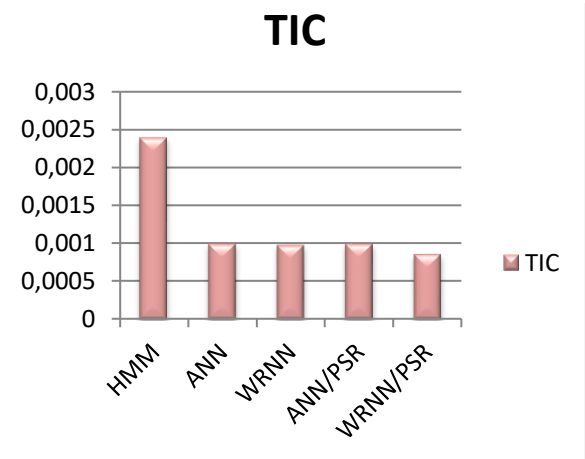


Figure 3.55: TIC pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV

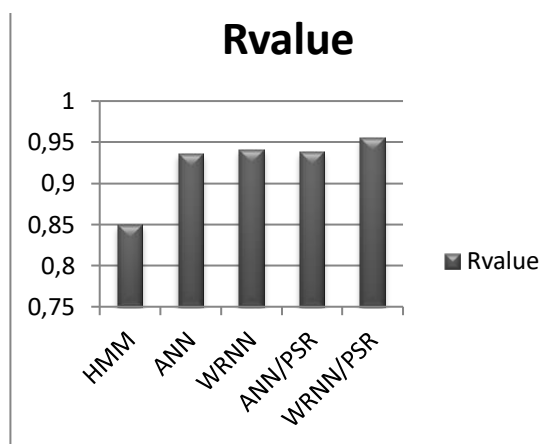


Figure 3.56: Coefficient R pour les méthodes utilisées dans le cas de la production PV

Conclusion

Ce chapitre a été dédié à la présentation des résultats obtenus durant ce travail de thèse. Dans la première partie, nous avons modélisé le partage des ressources dans le mix électrique pour un Smart Grid. A la lumière de cette modélisation, et en vue de minimiser le coût de l’approvisionnement en électricité sans pour autant diminuer sa qualité, nous avons consacré le reste de cette thèse à prédire les deux grandeurs variables et pertinentes du modèle : la demande et la production renouvelable. Nous avons utilisé plusieurs méthodes de prévision, et en calculant les erreurs relatives à chacune d’elles, nous avons comparé ces méthodes pour déterminer la plus performantes d’entre elles. Les données étudiées dans ce chapitre concernent la demande de la Faculté des Sciences et Technique de Béni Mellal et la production de la station photovoltaïque installée sur le toit du centre de recherche du dit établissement dans le cadre du projet Propre.ma. La méthode WRNN avec reconstruction de l’espace des phases est celle qui a enregistré les meilleurs résultats dans les deux cas de la demande et de la production PV, avec les valeurs minimales des MSE, MAPE, RMSE et TIC ainsi que la valeur maximale du coefficient R.

Conclusion et perspectives

Les travaux menés au cours de cette thèse ont eu pour vocation la proposition d'un modèle de gestion du mix électrique dans le contexte des Smart-Grids. Le modèle que nous avons proposé visait principalement à minimiser le coût de l'approvisionnement, sans pour autant atteindre la qualité de l'approvisionnement pour l'utilisateur, ainsi nous devons impérativement prévoir les deux grandeurs à caractère intermittent de notre modèle, à savoir la demande électrique et la production renouvelable. Pour ce faire, nous avons proposé un certain nombre de méthodes de prévision dont nous avons calculé également les erreurs en utilisant plusieurs critères afin de déterminer la performance de chacune d'elles.

Le premier chapitre de ce manuscrit a permis de situer notre étude, à travers la présentation de quelques notions générales sur les Smart-Grids en ce qui concerne leurs technologies, caractéristiques et composantes. Un aperçu général sur le secteur de l'énergie au Maroc a été également présenté dans ce chapitre, en donnant une idée générale sur le potentiel du Maroc en matière d'énergie, ainsi que certains développements pertinents qu'a connu le secteur.

Le second chapitre s'est intéressé au recensement de l'ensemble des méthodes utilisées durant ce travail. Ainsi, Sont présentés dans ce chapitre le problème du Sac à Dos utilisé pour la modélisation du partage des ressources dans le mix électrique dans le contexte du Smart Grid ainsi que l'ensemble des techniques de prévision proposées à savoir les HMM, les ANN, les WRNN, et les WRNN/PSR en plus des types d'erreurs calculées pour déterminer la fiabilité des prévisions réalisées notamment les MSE, MAPE RMSE, et TIC.

L'étude et la discussion des résultats obtenu au cours de nos travaux a fait l'objet du troisième chapitre. Nous y avons présenté le modèle proposé du mix électrique en utilisant le problème du Sac à Dos, les prévisions réalisées avec les différentes méthodes (HMM, ANN, WRNN et WRNN/PSR) ainsi que le calcul des erreurs MSE, MAPE RMSE, et TIC pour chaque cas.

La méthode WRNN avec reconstruction de l'espace des phases est celle qui a enregistré les meilleurs résultats dans les deux cas de la demande et de la production PV, avec les plus petites valeurs des erreurs MSE, MAPE, RMSE et TIC ainsi que la valeur maximale du coefficient R. Les données utilisées dans ce chapitre concernent la demande de la Faculté des Sciences et Technique de Béni Mellal et la production de la station photovoltaïque installée sur le toit du centre de recherche du dit établissement dans le cadre du projet Propre.ma.

Ce travail nous a permis, entre autres, de mettre le doigt sur le rôle essentiel de la prévision dans la gestion d'un système aussi complexe que le réseau électrique intelligent, ainsi que sur sa difficulté quand il s'agit d'un système chaotique. La prévision joue un rôle central dans la gestion moderne. C'est un outil important et nécessaire à la planification et celle-ci constitue la pierre angulaire pour des opérations efficaces.

Une tentative systématique d'exploration du futur par inférence à partir de faits connus aide à intégrer l'ensemble de la planification de la gestion de manière à ce que des plans globaux

unifiés puissent être élaborés en vue de la combinaison des plans divisionnaires et départementaux. Ceci permet à toute entreprise d'engager ses ressources avec la plus grande assurance pour réaliser des bénéfices à long terme. En aidant à identifier les modèles de demande futurs.

La prévision implique l'acte de faire une analyse détaillée de l'avenir et la planification est impossible sans prévoir l'avenir aussi précisément que possible ou d'en faire des hypothèses intelligentes. Dans certains domaines, des prévisions précises sur les événements et les tendances futures sont nécessaires au succès et à la croissance des systèmes, le Smart Grid est l'un d'eux.

Cette recherche doctorale donne naissance à certaines voies de recherche future, qu'il serait intéressant d'exploiter. Nous chercherons dans un premier temps à traquer ce caractère chaotique qui limite la prévisibilité de notre système, afin d'en découvrir l'origine. Définir l'influence de chaque sous-système sur la chaotité du réseau électrique intelligent, nous permettra de mieux cibler notre étude et par suite de mieux maîtriser le phénomène. D'autre part, nous chercherons dans nos travaux futurs, à proposer un modèle déterministe tout en laissant un espace à l'imprévisible, à se pencher sur cette marge ténue qui sépare le zéro mathématique du presque rien, l'exactitude absolue de la meilleure approximation. Cette marge qui se glisse entre un modèle mathématique et le système physique qu'il est censé représenter. Sans omettre le fait que, de toute évidence recourir à une approche probabiliste dans notre cas s'avère désormais nécessaire, et ce en incluant la notion « d'événements » qui pourrait être classés dans un nombre limité de possibilités.

Bibliographie

-A-

Aasim, S. N. S., Abheejeet Mohapatra (2019). "Repeated wavelet transform based ARIMA model for very short-term wind speed forecasting." Renewable Energy.

Adamala, S. (2017). "Temperature based generalized wavelet-neural network models to estimate evapotranspiration in India." INFORMATION PROCESSING IN AGRICULTURE **5**(2018): 149-155.

Afzal Muhammad Shahzad, A. W. A.-D. (2017). "Forecasting in Industrial Process Control: A Hidden Markov Model Approach " IFAC PapersOnLine **50-1**(2017): 14770-14775.

Alaa Alhamwi, D. K., Stefan Weitemeyer, Thomas Vogt (2015). "Moroccan National Energy Strategy reviewed from a meteorological perspective." Energy Strategy Reviews **6**(2015): 39-47.

Armstrong, J. S., & Collopy, F. (1992). "Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons." International Journal of Forecasting **08**(1): 69-80.

- B -

Bashkirtseva Irina, L. R., Tatyana Ryazanova (2018). "Stochastic sensitivity analysis of the variability of dynamics and transition to chaos in the business cycles model." Commun Nonlinear Sci Numer Simulat **54**(2018): 174-184.

Boliang Lin , S. L., Ruixi Lin, JianpingWu, JiaxiWang and Chang Liu (2017). "Modeling the 0-1 Knapsack Problem in Cargo Flow Adjustment." symmetry **9**(118).

Boubaker, K. (2012). "A review on renewable energy conceptual perspectives in North Africa using a polynomial optimization scheme." Renewable and Sustainable Energy Reviews **16**(2012): 4298-4302.

Boharb, A. A., R. Saidur, T. Kousksou, A. Jamil, Y. Mourad, A. Benbassou (2016). "Auditing and analysis of energy consumption of an industrial site in Morocco." Energy **101**(2016): 332-342.

Brown Reggie, P. B., Henry D.I. Abarbanel (1991). "Computing the Lyapunov spectrum of a dynamical system from an observed time series." Physical Review A **43**(6): 2787-2806.

Buitrago Jaime, S. A. (2017). "Short-Term Forecasting of Electric Loads Using Nonlinear Autoregressive Artificial Neural Networks with Exogenous Vector Inputs." energies **10**(40).

- C -

Caniou, Y., E. C., G.Charrier, A. Chis, F. Desprez, and E.Maisonave (2008). "Ocean-AtmosphereModelization over the Grid." IEE Computer Society.

Cantoni Roberto, K. R. (2019). "Kingdom of the Sun: a critical, multiscale analysis of Morocco's solar energy strategy." Energy Research & Social Science **51**(2019): 20-31.

Choi Tsan-Ming, Y. Y., Kin-Fan Au (2011). "A hybrid SARIMA wavelet transform method for sales forecasting." Decision Support Systems **51**(2011): 130-140.

-D-

De Arce Rafael, R. M., Eva Medinaa, Gonzalo Escribano (2012). "A simulation of the economic impact of renewable energy development in Morocco." Energy Policy **46**(2012): 335-345.

De Domenico Manlio, M. A. G., Oleg Makarynsky, Dina Makarynska, Hakimeh Asadi (2012). "Chaos and reproduction in sea level." Applied Mathematical Modelling **37**(2013): 3687-3697.

Domingos S. de O. Santos Júnior, J. F. L. d. O., Paulo S.G. de Mattos Neto (2019). "An intelligent hybridization of ARIMA with machine learning models for time series forecasting." Knowledge-Based Systems.

-E-

Edmundo G. de Souza e Silva, L. F. L. L., Edmundo A. de Souza e Silva (2010). "Forecasting oil price trends using wavelets and hidden Markov models." Energy Economics **32**(2010): 1507-1519.

Elamin Niematallah, M. F. (2018). "Modeling and Forecasting Hourly Electricity Demand by SARIMAX with Interactions." Energy.

Engle, R. F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation." Econometrica **50**(4): 987-1008.

Erdogdu, E. (2007). "Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modelling: A case study of Turkey." Energy Policy **35**(2007): 1129-1146.

- F -

Fang Tingting, R. L. (2016). "Evaluation of a multiple linear regression model and SARIMA model in forecasting heat demand for district heating system." Applied Energy **179**(2016): 544-552.

Farcomeni, A. (2011). "Hidden Markov partition models." Statistics and Probability Letters **81**: 1766-1770.

Faruqui Ahmad, S. S. (2010). "Household response to dynamic pricing of electricity: a survey of 15 experiments." Journal of Regulatory Economics **38**(2010): 193-225.

Fellaou S., T. B. (2017). "Evaluation of energy efficiency opportunities of a typical Moroccan cement plant: Part I." Applied Thermal Engineering.

Fraser Andrew M., H. L. S. (1986). "Independent coordinates for strange attractors from mutual information." PHYSICAL REVIEW A **33**(2).

Fort A., M. M., V. Vignoli (2015). "Hidden Markov Models approach used for life parameters estimations." Reliability Engineering and System Safety **136**: 85-91.

- G -

GaigeWang, L. G., HongDuan (2013). "Wavelet Neural Network Using Multiple Wavelet Functions in Target Threat Assessment." Hindawi Publishing Corporation The Scientific World Journal **2013**.

Gholipour R. Peyvandi, S. Z. I. r. (2018). "Precise prediction of radiation interaction position in plastic rod scintillators using a fast and simple technique: Artificial neural network." Nuclear Engineering and Technology **50**(2018): 1154-1159.

Gutierrez, R. G.-S., A. Nafid (2006). "Electricity consumption in Morocco: Stochastic Gompertz diffusion analysis with exogenous factors." Applied Energy **83**(2006): 1139-1151.

- H -

Hamdaoui S., M. M., A. Allouhi, R. El Alaiji, T. Kousksou, A. El Bouardi (2018). "Energy demand and environmental impact of various construction scenarios of an office building in Morocco." Journal of Cleaner Production.

Hedayati Moghaddam Amin, M. H. M., Morteza Esfandyari (2016). "Stock market index prediction using artificial neural network." Journal of Economics, Finance and Administrative Science **21**(2016): 89-93.

Heping Liu, J. S. (2013). "Applying ARMA–GARCH approaches to forecasting short-term electricity prices." Energy Economics **37**(2013): 152-166.

Herwartz, H. (2017). "Stock return prediction under GARCH — An empirical assessment." International Journal of Forecasting **33**(2017): 569-580.

Hikichi Suzana E., E. G. S., Luiz A. Beijo (2017). "Forecasting number of ISO 14001 certifications in the Americas using ARIMA models." Journal of Cleaner Production **147**(2017): 242-253.

Hongbo Jia, Z. Z., Hongwei Liu, Fuhong Dai, Yanju Liu, Jinsong Leng (2019). "An approach based on expectation-maximization algorithm for parameter estimation of Lamb wave signals." Mechanical Systems and Signal Processing **120**(2019): 341-355.

- J -

Jay Simon, A. A., Eva Regnier (2016). "An application of the multiple knapsack problem: The self sufficient marine." European Journal of Operational Research: 1-9.

Ji Wu, C. K. C. (2011). "Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN." Solar Energy **85**(2011): 808-817.

Jianhua Zhao, L. J., Lei Shi (2015). "Mixture model selection via hierarchical BIC." Computational Statistics and Data Analysis **88**(2015): 139-153.

Jiang P. , X. L. (2015). "Hidden Markov model for municipal waste generation forecasting under uncertainties." European Journal of Operational Research.

Jiawei Wei, L. Z. (2010). "Model selection using modified AIC and BIC in joint modeling of paired functional data." Statistics and Probability Letters **80**(2010): 1918-1924.

Jui-Cheng Hung , M.-C. L., Hung-Chun Liu (2008). "Estimation of value-at-risk for energy commodities via fat-tailed GARCH models." Energy Economics **30**(2008): 1173-1191.

- K -

Klepsch J., C. K., T. Wei (2017). "Prediction of functional ARMA processes with an application to traffic data." Econometrics and Statistics **1**(2017): 128-149.

Kharbach Mohammed, T. C. (2017). "CO2 Emissions in Moroccan Road Transport sector: Divisia, Cointegration, and EKC analyses." Sustainable Cities and Society.

Khadr, M. (2015). "Forecasting of meteorological drought using Hidden Markov Model (case study: The upper Blue Nile river basin, Ethiopia)." Ain Shams Engineering Journal **7**(2016): 47-56.

Keling Fei , W. W., Qiaoli Yang , Shusen Tang (2017). "Keling Fei , Wei Wang , Qiaoli Yang , Shusen Tang." Neurocomputing.

Kousksou T., A. A., M. Belattar, A. Jamil, T. ElRhafiki, Y. Zeraouli (2015). "Morocco's strategy for energy security and low-carbon growth." Energy **84**(2015): 98-105.

Kriechbaumer Thomas, A. A., David Parsons , Monica Rivas Casado (2014). "An improved wavelet-ARIMA approach for forecasting metal prices." Resources Policy **39**(2014): 32-41.

- L -

Li, L. (2015). "Bifurcation and chaos in a discrete physiological control system." Applied Mathematics and Computation **252**(2015): 397-404.

Lian, H. (2014). "Semiparametric Bayesian information criterion for model selection in ultra-high dimensional additive models." Journal of Multivariate Analysis **123**(2014): 304-310.

Lorenz, E. N. (1963). "Deterministic Nonperiodic Flow." Journal of the Atmospheric Sciences **20**: 130-141.

- M -

MA Hong-guang, H. C.-z. (2006). "Selection of Embedding Dimension and Delay Time in Phase Space Reconstruction." Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China: 111-114.

Mangi Kang, J. A., Kichun Lee (2017). "Opinion mining using ensemble text hidden Markov models for text classification." Expert Systems With Applications.

Marcia Baptista, S. S., Ivo. P. de Medeiros, Cairo Nascimento Jr., Helmut Prendinger, Elsa M.P. Henriquesa (2018). "Forecasting Fault Events for Predictive Maintenance using Data-driven Techniques and ARMA Modeling." Computers & Industrial Engineering.

Silvano Martello, D. P., Paolo Toth (2000). "New trends in exact algorithms for the 0-1 knapsack problem." European Journal of Operational Research **123**(2000): 325-332.

Melbourne, G. A. G. a. I. (2009). "On the Implementation of the 0-1 Test for Chaos." **8**(1): 129-145.

Mehrjou Arash, R. H., Babak Nadjari Araabi (2016). "Improved Bayesian Information Criterion for Mixture Model Selection." Pattern Recognition Letters.

Moore, S. (2016). "Evaluating the energy security of electricity interdependence: Perspectives from Morocco." Energy Research & Social Science.

- O -

Ourahou, M. W. A., B. EL Hassouni , A. Haddi (2018). "Review on smart grid control and reliability in presence of renewable energies: Challenges and prospects." Mathematics and Computers in Simulation.

- P, Q -

Poincaré, H. (1947). Le hasard. Science Et méthode. B. d. p. Scientifique. Paris: 64-95.

Poudineh Rahmatallah, A. S., Bassam Fattouh (2018). "Advancing renewable energy in resource-rich economies of the MENA." Renewable Energy **123**(2018): 135-149.

Presley K. Wesseh Jr, B. L. (2016). "Can African countries efficiently build their economies on renewable energy?" Renewable and Sustainable Energy Reviews **54**(2016): 161-173.

Qi liu, G. Z., Shahzad Ali, Xiaopeng Wang, Guodong Wang (2019). "SPI-based drought simulation and prediction using ARMA-GARCH model." Applied Mathematics and Computation **355**(2019): 96-107.

- R -

Rodríguez Fermín, A. F., Ainhoa Galarza, Luis Fontan (2018). "Predicting solar energy generation through artificial neural networks using weather forecasts for microgrid control." Renewable Energy **126**(2018): 855-964.

Rhodes Carl, M. M. (1997). "The false nearest neighbors algorithm: An overview." Computers chem. Engng **21**: 1149-1154.

Rubin, A. P. D. N. M. L. D. B. (1977). "Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm." Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological) **39**(1): 1-38.

- S -

Samardzic, B. M. Z. (2017). "Analysis of spatial chaos appearance in cascade connected nonlinear electrical circuits." Chaos, Solitons and Fractals **95**(2017): 14-20.

Sammaknejad Nima, Y. Z., Biao Huang (2019). "A review of the Expectation Maximization algorithm in data-driven process identification." Journal of Process Control **73**(2019): 123-136.

Shang Pengjian, X. L., Santi Kamae (2005). "Chaotic analysis of traffic time series." Chaos, Solitons and Fractals **25**(2005): 121-128.

Sharma Vishal, D. Y., Wilfred Walsh, Thomas Reindl (2016). "Short term solar irradiance forecasting using a mixed wavelet neural network." Renewable Energy **90**(2016): 481-492.

Shuojing Xu, H. K. C., Tiantian Zhang (2019). "Forecasting the demand of the aviation industry using hybrid time series SARIMA-SVR approach." Transportation Research Part E **122**(2019): 169-180.

Suh, J. H. (2015). "Forecasting the daily outbreak of topic-level political risk from social media using hidden Markovmodel-based techniques." Technological Forecasting & Social Change **94**(2015): 115-132.

Supersberger Nikolaus, L. F. (2011). "Integration of renewable energies and nuclear power into North African Energy Systems: An analysis of energy import and export effects." Energy Policy **39**(2011): 4458-4465.

- T -

TAKENS, D. R. a. F. (1971). "On the Nature of Turbulence." Communications in Mathematical Physics **20**: 167-192.

Yelda Turkan, J. H., Simon Laflamme, Nisha Puri (2018). "Adaptive wavelet neural network for terrestrial laser scanner-based crack detection." Automation in Construction **94**(2018): 191-202.

- V, W, X -

Visser, I. (2011). "Seven things to remember about hidden Markov models: A tutorial on Markovian models for time series." Journal of Mathematical Psychology **55**(2011): 403-415.

Wang Yu, G. B. S. (2006). "Modeling electricity markets with hidden Markov model." Electric Power Systems Research **76**(2006): 445-451.

Wang Nengmou, H. A. (2015). "Self-constructing wavelet neural network algorithm for nonlinear control of large structures." Engineering Applications of Artificial Intelligence **41**(2015): 249-258.

W, C. F. J. (1983). "On the Convergence Properties of the EM Algorithm." The Annals of Statistics **11**(1): 95-103.

Wei Lan, H. W., Chih-Ling Tsai (2012). "A Bayesian information criterion for portfolio selection." Computational Statistics and Data Analysis **56**(2012): 88-99.

Xuele Meng, W. X., Limin Jia, Jie Xu (2015). "Train flowchaos analysis based on an improved cellular automata model." Chaos, Solitons and Fractals **81**(2015): 43-51.

- Y -

Yi Man, Y. H., Jingzheng Ren (2019). "Forecasting COD load in municipal sewage based on ARMA and VAR algorithms." Resources, Conservation & Recycling **144**(2019): 56-64.

Yokuma, J. T., & Armstrong, J. S. (1995). "Beyond accuracy: Comparison of criteria used to select forecasting methods " International Journal of Forecasting **11**(4): 591-597.

Yongqi Liu, L. Y., Hui Qin, Xiaofeng Hong, Jiajun Ye, Xingli Yin (2018). "Monthly streamflow forecasting based on hidden Markov model and Gaussian Mixture Regression." Journal of Hydrology **561**(2018): 146-159.

- Z -

Zhen Chen, Y. L., Tangbin Xia, Ershun Pan (2017). "Hidden Markov model with auto-correlated observations for remaining useful life prediction and optimal maintenance policy." Reliability Engineering and System Safety: 1-14.

Zarhloule, Y. A. L., L. Ben abidate, D. Khattach, S. Bouri, A. Boukdir et H. Ben dhia (2001). "La prospection geothermique de surface au Maroc: hydrodynamisme, anomalies thermiques et indices de surface." Journal of African Earth Sciences **32**(4): 851-867.

Zhang Mengqi, X. J., Zehua Fang, Yue Zeng, Ke Xu (2018). "High-order Hidden Markov Model for trend prediction in financial time series." Physica A.

ANNEXES

- **Annexe I** : Données statistiques
- **Annexe II** : Géolocalisation de la Station PV
- **Annexe III** : Programmes Matlab

ANNEXE I

Données statistiques

Consommation d'électricité (KWh par habitant) (Figure 1.2)

| Année | Consommation d'électricité (KWh par habitant) |
|-------|---|
| 1971 | 125,22 |
| 1972 | 138,90 |
| 1973 | 152,15 |
| 1974 | 157,72 |
| 1975 | 163,17 |
| 1976 | 178,69 |
| 1977 | 192,31 |
| 1978 | 205,85 |
| 1979 | 222,28 |
| 1980 | 236,52 |
| 1981 | 248,35 |
| 1982 | 261,79 |
| 1983 | 280,05 |
| 1984 | 282,52 |
| 1985 | 294,04 |
| 1986 | 306,64 |
| 1987 | 310,54 |
| 1988 | 340,08 |
| 1989 | 334,71 |
| 1990 | 358,13 |
| 1991 | 370,41 |
| 1992 | 400,87 |
| 1993 | 400,84 |
| 1994 | 420,07 |
| 1995 | 429,84 |
| 1996 | 432,58 |
| 1997 | 450,01 |
| 1998 | 478,75 |
| 1999 | 452,40 |
| 2000 | 125,22 |
| 2001 | 138,90 |
| 2002 | 152,15 |
| 2003 | 157,72 |
| 2004 | 163,17 |
| 2005 | 178,69 |
| 2006 | 192,31 |

| | |
|------|--------|
| 2007 | 205,85 |
| 2008 | 222,28 |
| 2009 | 236,52 |
| 2010 | 248,35 |
| 2011 | 261,79 |
| 2012 | 280,05 |
| 2013 | 282,52 |
| 2014 | 294,04 |
| 2015 | 306,64 |
| 2016 | 310,54 |
| 2017 | 340,08 |

L'évolution du Taux d'Electrification Rural au Maroc depuis 1995 (Figure 1.3)

| Année | L'évolution du Taux d'Electrification |
|--------------|--|
| 1995 | 18% |
| 1996 | 22% |
| 1997 | 27% |
| 1998 | 32% |
| 1999 | 39% |
| 2000 | 45% |
| 2001 | 50% |
| 2002 | 55% |
| 2003 | 62% |
| 2004 | 72% |
| 2005 | 81% |
| 2006 | 88% |
| 2007 | 93% |
| 2008 | 95% |
| 2009 | 96,50% |
| 2010 | 96,80% |
| 2011 | 97,40% |
| 2012 | 98,06% |
| 2013 | 98,51% |
| 2014 | 98,95% |
| 2015 | 99,15% |
| 2016 | 99,40% |
| 2017 | 99,53% |
| 2018 | 99,62% |

**Importations nettes d'énergie (en % de la consommation d'énergie au Maroc)
(Figure 1.4)**

| Années | Valeurs % |
|---------------|------------------|
| 1971 | 61,28 |

| | |
|------|-------|
| 1972 | 61,67 |
| 1973 | 64,96 |
| 1974 | 67,02 |
| 1975 | 67,58 |
| 1976 | 69,01 |
| 1977 | 70,34 |
| 1978 | 71,6 |
| 1979 | 73,07 |
| 1980 | 73,83 |
| 1981 | 74,47 |
| 1982 | 75,59 |
| 1983 | 76,1 |
| 1984 | 75,88 |
| 1985 | 76,19 |
| 1986 | 76,41 |
| 1987 | 77,96 |
| 1988 | 78,54 |
| 1989 | 81,04 |
| 1990 | 80,98 |
| 1991 | 80,94 |
| 1992 | 82,07 |
| 1993 | 82,89 |
| 1994 | 83,25 |
| 1995 | 83,16 |
| 1996 | 83,4 |
| 1997 | 84,17 |
| 1998 | 85,14 |
| 1999 | 87,32 |
| 2000 | 87,73 |
| 2001 | 88,27 |
| 2002 | 88,38 |
| 2003 | 87,8 |
| 2004 | 81,9 |
| 2005 | 84,38 |
| 2006 | 85,57 |
| 2007 | 86,87 |
| 2008 | 88,32 |
| 2009 | 88,54 |
| 2010 | 88,76 |
| 2011 | 90,48 |
| 2012 | 90,94 |
| 2013 | 90,25 |
| 2014 | 90,72 |

| | |
|------|-------|
| 2015 | 91,53 |
| 2016 | 91,98 |
| 2017 | 92,43 |
| 2018 | 92,88 |

**Production d'électricité à partir de charbon (% de la production totale) au Maroc
(Figure 1.5)**

| Années | Valeurs |
|---------------|----------------|
| 1971 | 13,41 |
| 1972 | 25,48 |
| 1973 | 27,51 |
| 1974 | 28,78 |
| 1975 | 34,11 |
| 1976 | 31,99 |
| 1977 | 29,01 |
| 1978 | 27,73 |
| 1979 | 18,8 |
| 1980 | 19,48 |
| 1981 | 20,88 |
| 1982 | 18,23 |
| 1983 | 20,4 |
| 1984 | 18,19 |
| 1985 | 15,58 |
| 1986 | 27,07 |
| 1987 | 34,35 |
| 1988 | 29,19 |
| 1989 | 21,92 |
| 1990 | 22,97 |
| 1991 | 19,73 |
| 1992 | 17,16 |
| 1993 | 25,58 |
| 1994 | 25,61 |
| 1995 | 49,35 |
| 1996 | 47,37 |
| 1997 | 47,11 |
| 1998 | 57,62 |
| 1999 | 53,57 |
| 2000 | 68,28 |
| 2001 | 77,36 |
| 2002 | 75,6 |
| 2003 | 70,88 |
| 2004 | 70,71 |

| | |
|------|-------|
| 2005 | 66 |
| 2006 | 64,95 |
| 2007 | 62,61 |
| 2008 | 56,72 |
| 2009 | 51,37 |
| 2010 | 45,9 |
| 2011 | 46,7 |
| 2012 | 43,37 |
| 2013 | 43,39 |
| 2014 | 55,03 |
| 2015 | 48,37 |
| 2016 | 48,58 |
| 2017 | 48,79 |
| 2018 | 49 |

**Production d'électricité à partir de gaz naturel (% de la production totale) au Maroc
(Figure 1.6)**

| Années | Valeurs |
|---------------|----------------|
| 2004 | 0,71 |
| 2005 | 10,38 |
| 2006 | 12,65 |
| 2007 | 14,19 |
| 2008 | 13,94 |
| 2009 | 14,44 |
| 2010 | 12,52 |
| 2011 | 16,2 |
| 2012 | 22,69 |
| 2013 | 21 |
| 2014 | 19,48 |
| 2015 | 23,44 |
| 2016 | 25,07 |
| 2017 | 26,7 |
| 2018 | 28,33 |

**Production d'électricité renouvelable (% de la production totale d'électricité)
(Figure 1.7)**

| Année | Production d'électricité renouvelable |
|--------------|--|
| 1990 | 12,67 |
| 1991 | 13,32 |
| 1992 | 9,92 |
| 1993 | 4,47 |

| | |
|------|-------|
| 1994 | 7,32 |
| 1995 | 5,05 |
| 1996 | 15,61 |
| 1997 | 15,32 |
| 1998 | 13,70 |
| 1999 | 6,40 |
| 2000 | 6,08 |
| 2001 | 7,16 |
| 2002 | 6,85 |
| 2003 | 10,01 |
| 2004 | 10,21 |
| 2005 | 6,14 |
| 2006 | 5,95 |
| 2007 | 6,00 |
| 2008 | 5,97 |
| 2009 | 13,99 |
| 2010 | 17,43 |
| 2011 | 10,79 |
| 2012 | 8,63 |
| 2013 | 14,65 |
| 2014 | 12,39 |
| 2015 | 14,31 |
| 2016 | 26,00 |
| 2017 | 34,00 |
| 2018 | 35,00 |

**Production d'électricité hydroélectrique (% de la production) totale au Maroc
(Figure 1.8)**

| Années | Valeurs |
|---------------|----------------|
| 1971 | 66,38 |
| 1972 | 61,06 |
| 1973 | 41,46 |
| 1974 | 43,58 |
| 1975 | 31,08 |
| 1976 | 27,67 |
| 1977 | 34,07 |
| 1978 | 32,27 |
| 1979 | 32,79 |
| 1980 | 28,87 |
| 1981 | 17,88 |
| 1982 | 9,31 |
| 1983 | 7,19 |
| 1984 | 5,29 |

| | |
|------|-------|
| 1985 | 6,62 |
| 1986 | 8,28 |
| 1987 | 10,31 |
| 1988 | 10,42 |
| 1989 | 12,82 |
| 1990 | 12,67 |
| 1991 | 13,32 |
| 1992 | 9,92 |
| 1993 | 4,47 |
| 1994 | 7,32 |
| 1995 | 5,05 |
| 1996 | 15,61 |
| 1997 | 15,32 |
| 1998 | 13,7 |
| 1999 | 6,4 |
| 2000 | 5,58 |
| 2001 | 5,79 |
| 2002 | 5,58 |
| 2003 | 8,78 |
| 2004 | 9,08 |
| 2005 | 5,08 |
| 2006 | 5,02 |
| 2007 | 4,6 |
| 2008 | 4,52 |
| 2009 | 12,14 |
| 2010 | 14,65 |
| 2011 | 8,02 |
| 2012 | 5,97 |
| 2013 | 9,31 |
| 2014 | 5,69 |
| 2015 | 4,26 |
| 2016 | 2,83 |
| 2017 | 1,39 |

Émissions de CO2 (tonnes métriques par habitant) (Figure 1.10)

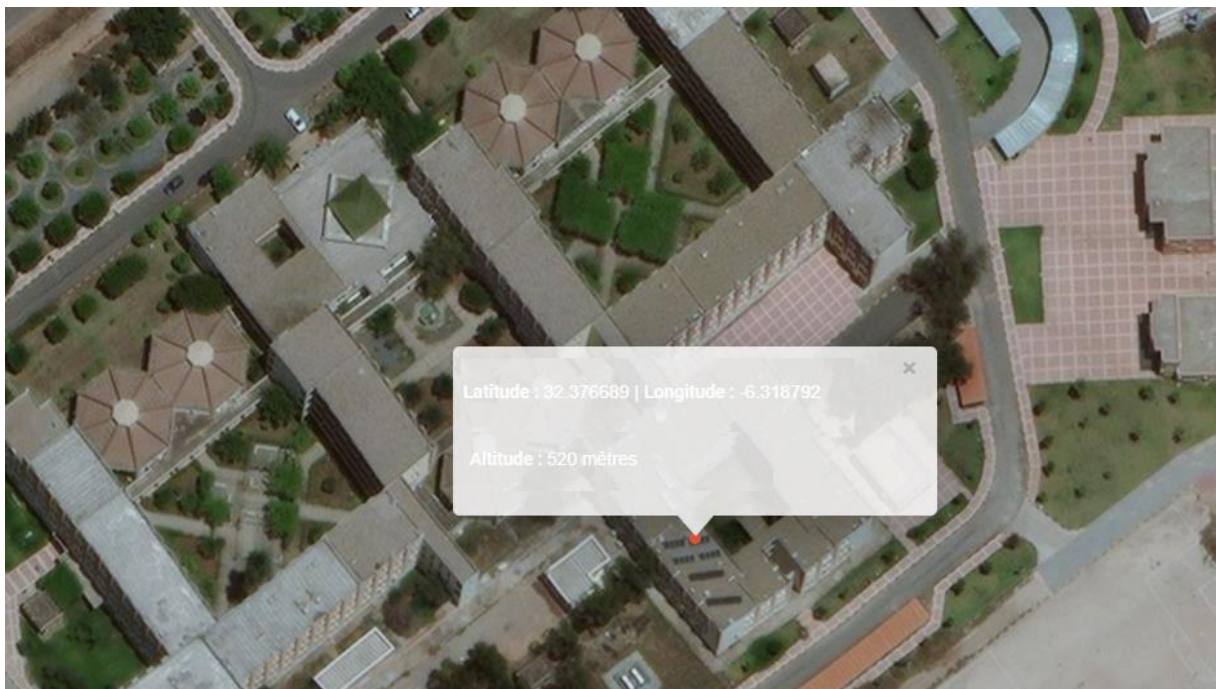
| Indicator Name | Émissions de CO2 |
|-----------------------|-------------------------|
| 1960 | 0,30 |
| 1961 | 0,30 |
| 1962 | 0,24 |
| 1963 | 0,29 |
| 1964 | 0,32 |
| 1965 | 0,30 |

| | |
|------|------|
| 1966 | 0,37 |
| 1967 | 0,36 |
| 1968 | 0,37 |
| 1969 | 0,37 |
| 1970 | 0,46 |
| 1971 | 0,50 |
| 1972 | 0,48 |
| 1973 | 0,57 |
| 1974 | 0,64 |
| 1975 | 0,62 |
| 1976 | 0,63 |
| 1977 | 0,68 |
| 1978 | 0,69 |
| 1979 | 0,82 |
| 1980 | 0,80 |
| 1981 | 0,77 |
| 1982 | 0,81 |
| 1983 | 0,83 |
| 1984 | 0,81 |
| 1985 | 0,79 |
| 1986 | 0,82 |
| 1987 | 0,86 |
| 1988 | 0,88 |
| 1989 | 0,94 |
| 1990 | 0,95 |
| 1991 | 0,99 |
| 1992 | 1,01 |
| 1993 | 1,08 |
| 1994 | 1,11 |
| 1995 | 1,12 |
| 1996 | 1,14 |
| 1997 | 1,15 |
| 1998 | 1,14 |
| 1999 | 1,16 |
| 2000 | 1,18 |
| 2001 | 1,29 |
| 2002 | 1,30 |
| 2003 | 1,26 |
| 2004 | 1,44 |
| 2005 | 1,50 |
| 2006 | 1,54 |
| 2007 | 1,61 |
| 2008 | 1,67 |
| 2009 | 1,64 |
| 2010 | 1,73 |

| | |
|------|------|
| 2011 | 1,76 |
| 2012 | 1,88 |
| 2013 | 1,75 |
| 2014 | 1,74 |
| 2015 | 1,77 |
| 2016 | 1,63 |
| 2017 | 1,86 |
| 2018 | 1,89 |

ANNEXE II

Géolocalisation de la station PV





Coordonnées GPS du marqueur

| | | |
|-----------|--|---------------|
| Latitude | 32.376648 | (Décimal) |
| Longitude | -6.3187490000000025 | (Décimal) |
| Latitude | N 32° 22' 35.9328" (+32° 22' 35.9328") | (Sexagésimal) |
| Longitude | W 6° 19' 7.4964" (-6° 19' 7.4964") | (Sexagésimal) |

Emplacement de la station PV

Latitude : 32.376648

Longitude : -6.318749

Altitude : 520

ANNEXE III

Programmes Matlab

0-1test

```
function kmedian=Ztest(x)

s=size(x); if s(2)==1; x=x'; end;
N=length(x); j=[1:N];
t=[1:round(N/10)];
M=zeros(1,round(N/10));
c=pi/5+rand(1,100)*3*pi/5;
for its=1:100
    p=cumsum(x.*cos(j*c(its)));q=cumsum(x.*sin(j*c(its)));
    for n=1:round(N/10);
        M(n)=mean( (p(n+1:N)-p(1:N-n)).^2 + (q(n+1:N)-q(1:N-n)).^2 )- ...
            mean(x)^2*(1-cos(n*c(its)))/(1-cos(c(its)));
    end
    kcorr(its)=corr(t',M');
end

plot(c,kcorr,'*');xlabel('c');ylabel('k');
plot(t,M);xlabel('t');ylabel('M')
plot(p,q);xlabel('p');ylabel('q')

if (max(x)-min(x) )/mean(abs(diff(x))) > 10 | ...
    median(kcorr(c<mean(c))) - median(kcorr(c>mean(c))) > 0.5
    disp('Data is oversampled')
end

kmedian=median(kcorr);
```

FNN

```
function [FNN] = knn(x,tao,mmax,rtol,atol)
N=length(x);
Ra=std(x,1);

for m=1:mmax
    M=N-m*tao;
    Y=psr(x,m,tao,M);
    FNN(m,1)=0;
    for n=1:M
        y0=ones(M,1)*Y(n,:);
        distance=sqrt(sum((Y-y0).^2,2));
        [neardis nearpos]=sort(distance);

        D=abs(x(n+m*tao)-x(nearpos(2)+m*tao));
        R=sqrt(D.^2+neardis(2).^2);
        if D/neardis(2) > rtol || R/Ra > atol
            FNN(m,1)=FNN(m,1)+1;
        end
    end
end
```

```

end
FNN=(FNN./FNN(1,1))*100;
plot(1:length(FNN),FNN)
grid on;
title('Minimum embedding dimension with false nearest neighbours')
xlabel('Embedding dimension')
ylabel('The percentage of false nearest neighbours')

function Y=psr(x,m,tao,npoint)
N=length(x);
if nargin == 4
    M=npoint;
else
    M=N-(m-1)*tao;
end

Y=zeros(M,m);

for i=1:m
    Y(:,i)=x((1:M)+(i-1)*tao)';
end

```

Exposant de Lyapunov

```

function [LLE lambda]=lyapunov(y,tau,m)

tic
if m==0;

%EM apres elimination.
EEMmm=EMmm(1+(maxm-1):end,:);
[rEEMmm cEEMmm]=size(EEMmm);

mopt=[];

for k=1:cEEMmm
fnn1=[];
fnn2=[];
    Dmm=dist(EEMmm(:,1:k)');

    for i=1:rEEMmm-maxm-k

        d11mm = min(Dmm(i,1:i-1));
        d12mm=min(Dmm(i,i+1:end));
        Rm=min([d11mm;d12mm]);
        l=find(Dmm(i,1:end)== Rm);
        if Rm>0
            if l+maxm+k-1<nyr
                fnn1=[fnn1;abs(y(i+maxm+k-1,1)-y(l+maxm+k-1,1))/Rm];
                fnn2=[fnn2;abs(y(i+maxm+k-1,1)-y(l+maxm+k-1,1))/sigmay];
            end
        end
    end
end
Ind1=find(fnn1>RT);
Ind2=find(fnn2>AT);
if length(Ind1)/length(fnn1)<.1 && length(Ind2)/length(fnn1)<.1;
mopt=k; break

```

```

    end
end

m=mopt;

is1=isempty(mopt);
if is1==1

% Information mutuelle
pnts=100;
for im=0:10
    z=lagmatrix(y,im);
    d=2;
    n=length(z(im+1:end));

    endp1=ceil(pnts/10);
    endp2=ceil(pnts/10);

    minz=min(z(im+1:end));maxz=max(z(im+1:end));grz=(maxz-minz)/(pnts-endp1);
    miny=min(y(im+1:end));maxy=max(y(im+1:end));gry=(maxy-miny)/(pnts-endp1);

    h1z=(4/(3*n))^(1/5)*std(z(im+1:end));
    h1y=(4/(3*n))^(1/5)*std(y(im+1:end));

    for k=1:pnts
        zi(k,1)=minz+grz*(k-endp2);
        yi(k,1)=miny+gry*(k-endp2);

        fz(k,1)=(1/((2*pi)^0.5*n*h1z))*sum(exp(-((zi(k,1)-...
            z(im+1:end)).^2)/(2*h1z^2)));
        fy(k,1)=(1/((2*pi)^0.5*n*h1y))*sum(exp(-((yi(k,1)-...
            y(im+1:end)).^2)/(2*h1y^2)));

        pz(k,1)=(1/((2*pi)^0.5*n*h1z))*sum(exp(-((zi(k,1)-...
            z(im+1:end)).^2)/(2*h1z^2)))*grz;
        py(k,1)=(1/((2*pi)^0.5*n*h1y))*sum(exp(-((yi(k,1)-...
            y(im+1:end)).^2)/(2*h1y^2)))*gry;

    end

    [gz gy]=meshgrid(zi,yi);
    sigma=((n*var(z(im+1:end))+n*var(y(im+1:end)))/(n+n))^0.5;
    h=sigma*(4/(d+2))^(1/(d+4))*(n^(-1/(d+4)));

    for i=1:pnts
        for j=1:pnts

            fzy(i,j)=(1/(2*pi*n*h^2))*sum(exp(-((gz(i,j)-z(im+1:end)).^2+...
                (gy(i,j)-y(im+1:end)).^2)/(2*h^2)));
            pzy(i,j)=(1/(2*pi*n*h^2))*sum(exp(-((gz(i,j)-z(im+1:end)).^2+...
                (gy(i,j)-y(im+1:end)).^2)/(2*h^2)))*grz*gry;
            llzy(i,j)=pzy(i,j)*log(pzy(i,j)/(pz(i)*py(j)));
        end
    end

    Hz=- (pz'*log(pz));
    Hy=- (py'*log(py));

```

```

MIzy=(sum(sum(I1zy)));
RMIzy1(im+1,1)=2*MIzy/(Hz+Hy);
RMIzy2(im+1,1)=MIzy/(Hz*Hy)^0.5;
RMIzy3(im+1,1)=MIzy/min(Hz,Hy);
end

MIInd=find(RMIzy1(2:end)<exp(-1)*RMIzy1(1,1));
if MIInd(1,1)>1
tauMI=MIInd(1,1)-1;
else
tauMI=1;
end

tau=tauMI;

end
end

%retard pour y
yreg=y(:);
maxlag=m;
[nyr,nyc]=size(yreg);
yLreg=lagmatrix(y,1:maxlag);
yreg=yreg(maxlag+1:end,1);
yLreg=yLreg(maxlag+1:end,:);
[ryLreg cyLreg]=size(yLreg);
% Régresseurs 3 degrés

X1=yLreg;

num1=0;
num2=0;
X2ij=[];
X3ijk=[];
for i=1:cyLreg
for j=i:cyLreg
X2ij=[X2ij yLreg(:,i).*yLreg(:,j)];
Indexij(num1+1,1)=i;
Indexij(num1+1,2)=j;
num1=num1+1;
for k=j:cyLreg
X3ijk=[ X3ijk yLreg(:,i).*yLreg(:,j).*yLreg(:,k)];
Indexijk(num2+1,1)=i;
Indexijk(num2+1,2)=j;
Indexijk(num2+1,3)=k;
num2=num2+1;

end
end
end

X=[ones(ryLreg,1) X1 X2ij X3ijk];

beta =inv (X'*X)*X'*yreg;
e=yreg-X*beta;
myreg=yreg-mean(yreg);
R2=1-e'*e/(myreg'*myreg);
if R2<0
R2=1;
end

```

```

%Embedding matrix.(time delay)
EM(1:nyr,1:m)=nan;
for lead=0:m-1
EM(1+lead*tau:nyr,lead+1)=y(1:nyr-lead*tau);
end

%EM apres elimination.
EEM=EM(1+(m-1)*tau:nyr,:);
[rEEM cEEM]=size(EEM);

dd=pdist(EEM,'ch');
dd=squareform(dd);

mad=std(y);
dd=dd+eye(rEEM)*10*mad;

for k=0:70
for n=1:rEEM-k

    l1=find(0.05*(1/R2)*mad<dd(n,1:end-k)<0.1*(1/R2)*mad)';

    u=dd(l1+k,n+k);
    LL(n,1) = log(mean(u));

end
L(k+1,1)=nanmean(LL);
K(k+1,1)=k;

end

lambda=diff(L)./diff(K);

plot(K,L,'-');
title(['Lyapunov Exponent'])

Lmax=max(L);
L0=L(1);
Lm=L0+0.9*(Lmax-L0);
Ldiff=abs(L-Lm);

Tl=find(Ldiff==min(Ldiff));

x=K(1:Tl);

[betar]=regress(L(1:Tl), [ones(Tl,1) x]);

for iii=1:100
beta = nlinfit(K(1:Tl),L(1:Tl),@nonlin1,[betar;randn(1,1)]);
LLE1(iii,1)=beta(2,1);
end
LLE=mean(LLE1);

toc
function yhat = nonlin1(beta,x)
b1 = beta(1);
b2 = beta(2);
b3 = beta(3);
yhat =b1+b2*x+b3*x./exp(b2*x);

```

AMI

```
function [v,lag]=ami(x,y,lag)

if nargin==0
    error('You should provide a time series.');
```

```
end

if nargin<2
    y=x;
end

x=x(:);
y=y(:);
n=length(x);
if n~=length(y)
    error('x and y should be same length.');
```

```
end

if nargin<3
    lag=0;
    if nargin<2
        lag=0:min(n/2-1,20);
    end
else
    lag=round(lag);
end

x=x-min(x);
x=x*(1-eps)/max(x);
y=y-min(y);
y=y*(1-eps)/max(y);

v=zeros(size(lag));
lastbins=nan;
for ii=1:length(lag)

    abslag=abs(lag(ii));

    % number of bins
    bins=floor(1+log2(n-abslag)+0.5);
    if bins~=lastbins
        binx=floor(x*bins)+1;
        biny=floor(y*bins)+1;
    end
    lastbins=bins;

    Pxy=zeros(bins);

    for jj=1:n-abslag
        kk=jj+abslag;
        if lag(ii)<0
            temp=jj;jj=kk;kk=temp;
        end
        Pxy(binx(kk),biny(jj))=Pxy(binx(kk),biny(jj))+1;
    end
    Pxy=Pxy/(n-abslag);
    Pxy=Pxy+eps;
    Px=sum(Pxy,2);
```

```

Py=sum(Pxy,1);

q=Pxy./(Px*Py);

q=Pxy.*log2(q);

v(ii)=sum(q(:))/log2(bins);
end

```

Trajectoire en 3D

```

for ind=1:1:length(P)

sel=1:ind;
plot3(P1(sel),P2(sel),P3(sel), 'LineWidth',1,'LineStyle','-','...
'Color',[0.0784313753247261 0.168627455830574 0.549019634723663])
hold on
plot3(P1(ind),P2(ind),P3(ind),'ro', 'LineWidth',1,'LineStyle','-','...
'Color',[0.0784313753247261 0.168627455830574 0.549019634723663])
hold off

box on
grid on
xlabel('x')
ylabel('y')
zlabel('z')
title('trajectoire en 3D');
xlim([0,16]);ylim([0,16]);zlim([0,16]);
view(18,22)

drawnow
end

```

Calcul des Erreurs

```

function Result=CalculErr(Reference,Test)

[row_R,col_R,dim_R]=size(Reference);
[row_T,col_T,dim_T]=size(Test);
if row_R~=row_T || col_R~=col_T || dim_R~=dim_T
error('Erreur dans la dimension')
end
meanmat=@(a)(mean(mean(a)));
summat=@(a)(sum(sum(a)));
minmat=@(a)(min(min(a)));
maxmat=@(a)(max(max(a)));
Result.MSE = meanmat((Reference-Test).^2);
Result.Mape=meanmat(abs(Test-Reference)./Reference)*100;
Result.RMSE=sqrt(meanmat((Test-Reference).^2));
Result.NRMSE=Result.RMSE/(maxmat(Reference)-minmat(Reference));
Result.Rvalue=1-abs(summat((Test-Reference).^2)/summat(Reference.^2));
Result.TIC=sqrt((1./size(Reference))*sum((Reference-
Test).^2))/(sqrt(1./size(Reference))*
sum((Reference).^2)+sqrt((1./size(Reference))*sum((Test).^2)));

```