Système communicant pour le contrôle et la supervision prédictive de la co-production d'énergie photovoltaïque et éolienne

Mouhamadou Moustapha Ba

▶ **To cite this version:**

Mouhamadou Moustapha Ba. Système communicant pour le contrôle et la supervision prédictive de la co-production d'énergie photovoltaïque et éolienne. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Lorraine, 2019. Français. NNT : 2019LORR0226 . tel-02552438

HAL Id: tel-02552438

https://hal.univ-lorraine.fr/tel-02552438v1

Submitted on 7 Nov 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

UNIVERSITÉ DE LORRAINE

École doctorale IAEM Lorraine

Système communicant pour le contrôle et la supervision prédictive de la co-production d'énergie photovoltaïque et éolienne

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 15 Juillet

2019 pour l'obtention du

Doctorat de **l'Uni**versité de Lorraine

(Mention Électronique et Systèmes Embarqués)

par

Mouhamadou Moustapha BA

Composition du jury

Rapporteurs :	Prof. Thomas HEISER	Université de Strasbourg
	HDR MCF. Moussa BOUKHNIFER	ESTACA Campus Paris-Saclay
Examinatrice :	Prof. Manuela SECHILARIU	Université de Technologie de Compiègne
Directeur de thèse :	Prof. Camel TANOUGAST	Université de Lorraine
Co-directeur de thèse :	HDR MCF. Harry RAMENAH	Université de Lorraine

Laboratoire de Conception Optimisation et Modélisation des Systèmes - LCOMS EA 7306

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ici mes sincères remerciements à toutes les personnes qui m'ont apporté leur soutien.

Je souhaite adresser mes sincères et profonds remerciements à Monsieur Camel TANOUGAST, Professeur à l'Université de Lorraine et Monsieur Harry RAMENAH, HDR MCF à l'Université de Lorraine, pour leur encadrement, leur disponibilité et leurs encouragements face aux difficultés que j'ai rencontrées pendant mon travail. Qu'ils trouvent dans ces quelques lignes ma profonde sympathie et toute ma reconnaissance.

Je tiens à remercier vivement l'entreprise ICOMATEC et son PDG Amadou Bamba DIOP pour la confiance et l'opportunité qu'ils m'ont données pour faire cette thèse.

Je remercie également Monsieur Frédéric LECERF pour son soutien, ses conseils et pour le temps qu'il a bien voulu me consacrer.

Je remercie Monsieur Philippe CASIN, Professeur à l'Université de Lorraine pour ses conseils et son soutien.

Je remercie l'ensemble des membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'accepter de lire et de juger ce mémoire :

Madame Manuela SECHILARIU, Professeure à l'Université de Technologie de Compiègne,

Monsieur Moussa BOUKHNIFER, HDR MCF à ESTACA Campus Paris-Saclay,

Monsieur Thomas HEISER, Professeur à l'Université de Strasbourg.

Je tiens à remercier tous mes collègues particulièrement Christophe KIZIL, Souad MORSLI, Michel KAM, Chen HANG, Fadel ABDALLAH, Mahdi MADANI, Belqassim BOUTEGHRINE, Shahid KHAN.

Mes profonds remerciements à tous mes amis pour leur aide et leur compréhension particulièrement Talla SENE, Mamadou BALDE, Abdou Racine LY, Moustapha Jamil NDAW, Abdoul Kader BA.

Je tiens particulièrement à remercier Ismaila COLY, Maimouna SENE ainsi que tous mes frères et sœurs pour leur soutien indéfectible tout au long de ce travail.

Toutes mes gratitudes s'adressent à mes chers parents qui m'ont soutenu depuis mon jeune âge. Merci à tous les membres de ma famille pour leurs encouragements.

A ma très chère maman Fatoumata COLY.

Que Firdaws soit ta demeure éternelle.

RESUME

La modélisation, la gestion et l'optimisation des systèmes de production d'énergies renouvelables est actuellement un challenge pour mettre en œuvre le concept de ville intelligente. L'objectif de ces travaux de thèse est d'élaborer un système de gestion intelligente et autonome pour le contrôle et la supervision prédictive de la co-production d'énergies renouvelables dans un contexte de capteurs intelligents en réseau dont une des optimisations est également une problématique d'intégration. A partir de mesures expérimentales, nous montrons qu'il est possible d'autogérer de manière optimale la production électrique réelle d'installations d'énergies renouvelables selon une approche combinée ou superposée de modèles prédictifs prédéfinis et dont les mesures expérimentales ont permis de les affiner spécifiquement pour des installations photovoltaïques et micro-éoliennes en zone urbaine et en fonction de mesures réelles de paramètres physiques (température, humidité, etc.). En particulier, ces travaux mettent en œuvre une modélisation prédictive par la fonction Weibull de la production de puissance de systèmes PV polycristallins et amorphes, et d'une micro-éolienne de 2,4 kW en zone urbaine. L'approche de modélisation adoptée est confortée par une analyse statistique des données réelles de mesures selon les tests de Dickey-Fuller (DF), Goldfeld & Quandt (GQ), Durbin Watson (DW) et la méthode d'Engle & Granger. Ils montrent la pertinence et l'originalité des modélisations développées pour la prédiction fiable des productions d'énergies à partir de mesures expérimentales dans les conditions réelles d'utilisation et obtenues depuis la plate-forme GREEN. Outre les aspects modélisations, ces travaux ont également permis de proposer une solution technologique à base de capteurs communicants pour la collecte et l'analyse des paramètres physiques permettant une supervision temps réel en terme de production et de sa prédiction d'installations photovoltaïque et micro-éolienne.

ABSTRACT

The modeling, management and optimization of renewable energy production systems is currently a challenge to develop the smart city concept. The goal of this thesis is to develop an intelligent and autonomous management system for the control and predictive supervision of the co-production of renewable energies based on smart networked sensors where the optimization is one problematic integration. From experimental measurements, we prove that it is possible to optimally self-manage the electricity production of renewable energy installations according to a combined or superposed approach of predictive models where experimental measurements allowed to refine them. Particularly, we show the useful of the proposed approach for the photovoltaic and wind turbine installations in an urban zone according to real physical parameter measurements (temperature, humidity, etc.). More precisely, this work proposes one predictive model based on the Weibull function of the power production of polycristallins and amorphous PV systems, and one 2,4 kW micro-wind system in a specific urban zone. The proposed method is has been reinforced by the statistical analysis of real measured data by using the Dickey-Fuller (DF), Goldfeld & Quandt (GQ), Durbin Watson (DW) tests and the Engle & Granger's method. This work has shown the relevance and originality of the models developed for the reliable prediction of energy production from experimental measurements under real conditions and obtained from the GREEN platform. In addition to modeling aspects, this work has also show that it possible to implement technological solutions based on communicating sensors for the collect of physical parameters under real-time supervision IHM given the real time photovoltaic and micro-wind power productions.

Table des matières

REMERCIEMENTS 2
RESUME 6
ABSTRACT 7
INTRODUCTION GENERALE 24
Chapitre 1 32
Prédiction des systèmes de production d'énergie éolienne et photovoltaïque. 32
1. Introduction 32
2. Le gisement solaire 33
2.1. L'Energie solaire photovoltaïque 34
2.2. Variabilité de l'énergie solaire photovoltaïque 35
2.3. Les différentes technologies photovoltaïques et leur rendement 36
3. Modèles de prédiction d'énergie photovoltaïque 38
3.1. Modèles Physiques 38
3.1.1. Modèle basé sur la prévision numérique du temps 39
3.1.2. Modèle basé sur l'imagerie du ciel 39
3.2. Modèles Statistiques 39
3.2.1. Modèle par Persistance 40
3.2.2. Modèle ARMA 40
3.2.3. Modèle ARIMA 40
3.2.4. Modèle ARMAX 41
3.3. Modèles par intelligence artificielle 41
3.4. Modèles hybrides 42
4. L'Energie éolienne 43
4.1. Le gisement éolien 44
4.2. Courbe de puissance et zones de fonctionnement d'une éolienne 45
4.3. Les différents types d'éolienne 47

4.3.1. Les éoliennes à axe horizontal 47
4.3.2. Les éoliennes à axe vertical 48
4.4. Rendement d'une éolienne 50
4.5. L'éolienne et le réseau 52
4.6. Estimation de la vitesse du vent en milieu urbain 54
4.7. Variation de la vitesse du vent 54
5. Étude et Modélisation des variations de la vitesse du vent 54
5.1. Distribution de Rayleigh 55
5.2. Distribution Gamma 56
5.3. Distribution Normale 56
5.4. Distribution Log-normale 57
5.5. Distribution Weibull 57
5.5.1. Détermination des paramètres de Weibull 58
5.5.1.1. Méthode Graphique 58
5.5.1.2. Méthode Empirique 58
6. Les modèles de prédiction de l'énergie éolienne 59
6.1. Méthodes physiques de prédiction éolienne 61
6.2. Méthodes statistiques 61
6.3. Méthode de persistance 62
6.4. Méthode RNA de type Machine Learning (Réseaux de Neurones Profonds) 63
7. Conclusion 63
Chapitre 2 66
Modèle statistique de prédiction de la production d'énergie PV dans les conditions réelles de fonctionnement 66
1. Introduction 66
2. L'effet photovoltaïque 68
3. Modèle électrique simplifié d'une cellule photovoltaïque 69
3.1. Caractéristique électrique d'une cellule photovoltaïque 77

3.1.1. Tension de circuit ouvert Uv (pour I=0) 78
3.1.2. Courant de court-circuit Icc (pour V=0) 78
3.1.3. Puissance crête Pc 78
4. Étude du système Photovoltaïque 79
4.1. Systèmes PV connectés au réseau 79
4.2. Paramètres caractéristiques des modules PV 82
4.3. Instrument et mesure 85
5. Effet de la température sur la puissance produite des modules PV 85
6. Comparaison mensuelle de la puissance produite 88
7. Modélisation de la température de fonctionnement du module 89
7.1. Corrélation entre la surface arrière du module et les températures de fonctionnement 90
7.2. Vérification des corrélations entre la puissance PV et la température du module 92
7.3. Modèle comparatif et puissance produite expérimentale 94
7.4. Discussion 96
8. Analyse du rayonnement solaire, probabilité et prédiction 96
8.1. Energie produite des modules PV polycristallins 100
8.1.1. Estimation de la production d'énergie des PV polycristallin 102
8.1.2. Facteur de poussière F_{dust} 103
8.1.3. Facteur de désassemblage de module et de câblage F_{mism} 103
8.1.4. Facteur de température F_{temp} 103
8.1.5. Facteur de refroidissement F_{cool} 103
8.1.6. Facteur d'orientation F_{orient} 104
8.1.7. Rendement de l'onduleur 104
8.1.8. Energie produite 105
9. Conclusion 106
Chapitre 3 108
Etude statistique pour la détermination des paramètres influents d'un système PV. 108
1. Introduction 108

2. Méthodologie 111
2.1. Test stationnaire de Dickey-Fuller 113
2.2. Test stationnaire de Dickey-Fuller Augmenté 114
2.3. Régression fallacieuse 114
2.4. Test d'Engle Granger pour la cointégration 115
3. Test de distribution de fréquence de rayonnement solaire 116
4. De la reconnaissance du motif à l'hypothèse stationnaire 118
4.1. Corrélogrammes & Q-Statistiques 120
4.2. Test de Dickey Fuller Augmenté pour le rayonnement solaire 124
4.3. Test de Dickey Fuller Augmenté pour la puissance et la Température 127
4.4. Discussion 128
4.5. Test ADF pour les séries de différence du rayonnement solaire, de la puissance et de la température 128
5. Équation de régression différentielle 131
5.1. Valeurs aberrantes et analyse des résidus de la régression 133
5.2. Hétéroscédasticité et Autocorrélation 135
6. Méthode Goldfeld Quandt (GQ) 137
7. Test de Durbin Watson (DW) d-stat 140
8. Discussion 142
9. Méthode Engle et Granger 142
10. Conclusion 148
Chapitre 4 150
Modèle de Prédiction pour la production d'énergie d'une micro-éolienne dans une zone urbaine . 150
1. Introduction 150
2. Paramètres et emplacement de la micro-éolienne 152
2.1. Emplacement 152
2.2. Théorie entre la vitesse du vent et la puissance 156
2.3. Coefficient de puissance Cp de la micro éolienne 159

2.4. Coefficient de rugosité 161
3. Zone urbaine/zone rurale 162
4. Fonction de Weibull et puissance produite 170
4.1. Puissance produite 170
5. Conclusion 173
Chapitre 5 174
Gestion et Supervision des EnR à base d'un réseau de capteurs sans fil ZigBee. 174
1. Introduction 174
2. Cahier des charges 174
2.1. Spécifications techniques 174
2.2. Analyse des besoins 175
3. Architecture générale du système 177
4. Choix du protocole de la communication sans fil : technologie ZigBee 178
5. La technologie Zigbee 179
6. Outils utilisés et mise en œuvre du système 179
6.1. Choix des composants 180
6.1.1. Carte Arduino Mega 2560 180
6.1.2. Modules XBee 181
6.1.3. Module GSM 183
6.1.4. Capteurs 183
7. Développement et outils logiciels 186
7.1. QLM 186
7.2. Qt Quick 186
8. Conception logicielle de l'IHM 187
8.1. Diagramme de classes 187
8.2. Environnement de programmation de la carte Arduino 189
8.3. Configuration des modules XBee 189
8.4. L'environnement de programmation de l'IHM 191

8.4.1. Développement des firmwares 191
8.4.1.1. Firmware du routeur 192
8.4.1.2. Firmware du coordinateur 193
8.4.1.3. Firmware de l'IHM 201
9. Interface réalisée 202
10. Conclusion 203
Conclusion Générale et Perspectives 204

Liste des figures

Figure 1. Evolution de la population mondiale (Source-Nations Unies-2017). 24
Figure 2. Système de la supervision des équipements de la plate-forme GREEN. 28
Figure 3. Photo des équipements de supervision de la plate-forme GREEN. 28
Figure 4. Scénarii annuels mondiaux du marché solaire photovoltaïque 2018-2022. 35
Figure 5. Principe de fonctionnement d'une éolienne. 44
Figure 6. Distribution globale de la vitesse moyenne du vent à 80m de hauteur du sol (Source: World Wind Energy Association). 45
Figure 7. Courbe de puissance et zone de fonctionnement d'une éolienne. 46
Figure 8. Eolienne à axe horizontal. 48
Figure 9. Eolienne à axe Vertical de type Darrieus. 49
Figure 10. Eolienne à axe vertical de type Savonius. 49
Figure 11. Effet photovoltaïque. 69
Figure 12. Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque. 69
Figure 13. Variation de V en fonction de la température. 72
Figure 14. Variation du paramètre a_1 en fonction de la température. 73
Figure 15. Variation du paramètre a_3 en fonction de la température. 74
Figure 16. Variation du paramètre a_2 en fonction de la température. 74
Figure 17. Variation du courant des 6 modules PV en fonction de la température arrière des PVet de l'ensoleillement. 76
Figure 18. Puissance des 6 modules en fonction de la température arrière pour différents ensoleillements. 76
Figure 19. Caractéristiques du courant en fonction de la tension d'une cellule PV soumise à un éclairement. 77
Figure 20. Caractéristiques de la puissance en fonction de la tension d'une cellule PV soumise à un éclairement. 79
Figure 21. Réseau de 6 modules PV polycristallins de 1.2kWc. 80
Figure 22. Réseau de modules PV de silicium amorphe 1kWc. 81
Figure 23. Photo de la connexion au réseau et de l'instrumentation de mesures des systèmes PV de la plate-forme GREEN. 81
Figure 24. Schéma électrique de l'installation des systèmes PV du laboratoire GREEN. 82
Figure 25. Puissance hebdomadaire produite et enregistrée du système PV polycristallin au cours d'une période estivale de fin d'été (début d'un mois de Septembre) de T° ambiante de 25°C. 86
Figure 26. Puissance produite et mesurée des systèmes PV polycristallins et amorphes au cours d'une semaine d'été ensoleillée (période d'un mois d'Août). 87

Figure 27. Puissance produite par les systèmes PV polycristallins et amorphes au cours d'une semaine d'hiver ensoleillée (période entre Janvier-Février. 88
Figure 28. Puissance moyenne mensuelle des modules PV polycristallins pour les années 2011-2016. 89
Figure 29. Puissance moyenne mensuelle des modules PV amorphes pour les années 2011-2016. 89
Figure 30. Corrélation entre la température estimée Tc et la température mesurée à la surface arrière ($T_{backside}$). 92
Figure 31. Puissance produite du PV polycristallin et température de la surface arrière (année 2013). 93
Figure 32. Puissance produite du PV polycristallin et température de la surface arrière (année 2016). 93
Figure 33. Corrélation de la puissance produite estimée et mesurée. 95
Figure 34. Courbes de probabilité d'occurrence pour des valeurs de k variables. 98
Figure 35. Courbe de Weibull de l'ensoleillement solaire pour le mois d'octobre 2013. 99
Figure 36. Comparaison de la production d'énergie mensuelle en 2013 entre les données de Weibull et les données mesurées. 102
Figure 37. Détermination expérimentale du rendement de l'onduleur PV. 105
Figure 38. Histogramme du rayonnement solaire. 117
Figure 39. Evolution de l'irradiance sur l'année. 119
Figure 40. Evolution de la puissance sur l'année. 119
Figure 41. Graphique des courbes réelles et ajustées et des résidus. 134
Figure 42. Le graphe résiduel de ΔP. 135
Figure 43. Relation entre ΔP et ΔE. 137
Figure 44. Le graphe résiduel de ΔP sans points aberrants. 138
Figure 45.Espace de DW empirique. 141
Figure 46. Résiduel du procédé EG comprenant les données du rayonnement solaire et les termes constants. 146
Figure 47. Résiduelle EG sans hétéroscédasticité suspect. 147
Figure 48. Description de la micro-éolienne Skystream. 152
Figure 49. Description de la station météorologique ISS et de l'anémomètre à 3 coupelles interconnectés à la plate-forme GREEN. 154
Figure 50. Schéma fonctionnel de la micro-éolienne Skystream. 155
Figure 51. Affichage de la puissance produite en temps réel et du nombre de tour par minute (RPM) de la micro-éolienne Skystream. 155
Figure 52. (a) Carte de vent de la France (b) Direction du vent en pourcentage du site d'essai. (c) Direction du vent de la zone expérimentale de la plate-forme GREEN. 156
Figure 53. Masse d'air qui traverse les pales d'une éolienne. 157
Figure 54. Puissance produite en fonction de la vitesse du vent pour une journée expérimentale. 158
Figure 55. Rendement en fonction de la vitesse du vent pour une éolienne : limite de Betz. 160

Figure 56. Coefficient de puissance en fonction de la vitesse du vent pour la micro-éolienne Skystream. 161
Figure 57. Représentation de la vitesse moyenne mensuelle du vent (période de cinq années). 164
Figure 58. Histogramme de la puissance moyenne mensuelle. 165
Figure 59. Courbes de Weibull pour quelques valeurs de k. 167
Figure 60. Probabilité d'occurrence en fonction de la vitesse du vent pour un jour donné. 168
Figure 61. Fonction de Weibull en fonction de la vitesse du vent sur 5 années. 169
Figure 62. Représentation Weibull de la puissance produite sur 5 ans. 171
Figure 63. Illustration graphes des données de mesures par supervision. 176
Figure 64. Diagramme de cas d'utilisation. 176
Figure 65. Architecture générale du système de supervision par un réseau de capteurs sans fil. 177
Figure 66. Topologies de la technologie ZigBee. 179
Figure 67. Microcontrôleur. 180
Figure 68. Module XBee. 181
Figure 69. Shield sans fil Arduino. 182
Figure 70. Module GSM SIM900 183
Figure 71. Architecture de développement en QtQuick. 187
Figure 72. Diagramme de classes du système. 188
Figure 73. Carte XBIB-U-DEV. 189
Figure 74. Interface du logiciel X-CTU. 190
Figure 75. Vérification de la communication module XBee. 190
Figure 76. Définition modules XBee. 191
Figure 77. Diagramme d'états du firmware du routeur. 192
Figure 78. Diagramme d'états du firmware du coordinateur. 193
Figure 79. Organigramme de la tâche 1. 194
Figure 80. Organigramme de la tâche 2. 195
Figure 81. Organigramme tâche 3 196
Figure 82. Organigramme tâche 4 197
Figure 83.Organigramme complet du logiciel développé du côté du récepteur. 198
Figure 84. SMS reçus par l'utilisateur dans les différents cas. 199
Figure 85. Schéma d'alimentation du système. 200
Figure 86. Communication entre les capteurs sans fil et le protocole ZigBee. 201
Figure 87. Interface du logiciel DB Browser for SQLite. 202
Figure 88. Diagramme de fonctionnement du firmware de l'IHM. 202
Figure 89. Interface graphique. 203

Liste des tableaux

Tableau 1. Comparatif des différentes technologies à base de silicium. 37
Tableau 2. Valeurs des paramètres de température de cellule élémentaire PV polycristallin sous éclairement de 1000 W/m². 72
Tableau 3. Valeurs des paramètres mesurées d'un panneau photovoltaïque polycristallin sous un éclairement de 1000 W/m². 75
Tableau 4. Caractéristiques des modules PV polycristallins SCHÜCO. 83
Tableau 5. Paramètres de l'onduleur SMA. 83
Tableau 6. Paramètres des modules PV amorphes UNI-SOLAR. 84
Tableau 7. Paramètres de l'onduleur SMA pour les modules PV amorphes. 84
Tableau 8. Mesures échantillonnées d'une courte durée (10mns) au cours d'une chaude journée d'été sans vent. 90
Tableau 9. Comparaison de la puissance réelle et estimée. 94
Tableau 10. Exemple de calcul de Weibull sur une journée. 100
Tableau 11. Energie calculée de Weibull et Energie enregistrée sur la plate-forme GREEN. 101
Tableau 12. Facteur de refroidissement. 104
Tableau 13. Facteur d'orientation. 104
Tableau 14. Comparaison des méthodes de production d'énergie photovoltaïque pour l'année 2013. 105
Tableau 15. Comparaison des méthodes de production d'énergie photovoltaïque pour l'année 2016. 106
Tableau 16. Test de distribution empirique du rayonnement solaire. 118
Tableau 17. Tableau de vraisemblance. 118
Tableau 18. Série de corrélogrammes de rayonnement solaire. 122
Tableau 19. Corrélogramme de première différence Série Rayonnement Solaire. 122
Tableau 20. Corrélogramme de la différence des séries de puissance. 123
Tableau 21. Corrélogramme des séries de Puissance. 123
Tableau 22. Corrélogramme de la différence de Température. 123
Tableau 23. Corrélogramme des séries de Température. 123
Tableau 24. Test de rayonnement solaire. 125
Tableau 25. Deuxième résultat de l'équation solaire ADF. 125
Tableau 26. Première partie test de la puissance produite. 127
Tableau 27. Première partie test de la température. 127
Tableau 28. Première partie différence Rayonnement solaire E. 129
Tableau 29. Deuxième partie différence Rayonnement solaire E. 129
Tableau 30. Première partie différence de puissance P. 129
Tableau 31. Deuxième partie différence puissance P. 130

Tableau 32. Première partie Différence température..... 130
Tableau 33. Deuxième partie Différence température..... 131
Tableau 34. Les données de différence de régression. 132
Tableau 35. Données de différence de régression sans valeurs aberrantes. 134
Tableau 36. Données de différence de régression finale. 137
Tableau 37. Régression basée sur les 100 premières observations. 139
Tableau 38. Régression basée sur les 100 dernières observations. 140
Tableau 39. Données à long terme pour la régression..... 143
Tableau 40. Données EG ResidCoint. 143
Tableau 41. Valeurs critiques EG..... 144
Tableau 42. Données de régression ECM. 145
Tableau 43. Terme d'erreur de régression sans constante. 146
Tableau 44. Données techniques de la micro-éolienne Skystream..... 153
Tableau 45. Coordonnées GPS de la plate-forme GREEN. 156
Tableau 46. Coefficients de rugosité. 162
Tableau 47. Données expérimentales de la vitesse du vent en fonction de la hauteur. 162
Tableau 48. Vitesse moyenne annuelle du vent. 163
Tableau 49. Puissance moyenne mensuelle..... 165
Tableau 50. Vitesse moyenne à partir des données expérimentales. 170
Tableau 51. Comparaison de la production d'énergie sur cinq ans. 171
Tableau 52. RMSE entre la distribution estimée de Weibull à partir du vent moyen et la distribution de Weibull à partir de la puissance mesurée pour l'année 2014. 172
Tableau 53. Erreurs pour les 5 années de mesures. 173
Tableau 54. Spécifications techniques du système..... 174
Tableau 55. Spécifications du standard de la technologie ZigBee. 178
Tableau 56. Caractéristiques Arduino Méga 2560. 181
Tableau 57. Caractéristiques des capteurs. 185

Liste des acronymes

AC : Alternative Current

ADF : Augmented Dickey Fuller

AM : Air Mass

ARFIMA : Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average

ARMA : Auto Regressive Moving Average

ARMAX : Auto Regressive Moving Average with eXternal inputs

ARIMA : Auto Regressive Integrated Moving Average

ARX : Autoregressive exogenous variable

°C : Degré Celsius

CARESS : Capteurs Architecture Electronique et Sureté des Systèmes

CdTe : Tellurure de cadmium

CIS : Diséléniure de Cuivre et d'Iridium

CO_2 : Dioxyde de carbone

Cp : Coefficient de puissance

DF : Dickey Fuller

DC : Direct Current

DW : Durbin Watson

ECM : Mécanisme de Correction d'Erreurs

EG : Engle Granger

EQM : Erreur Quadratique Moyenne

EnR : Energies Renouvelables

GARCH : Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity

GHz : Giga Hertz

GREEN : Gestion des Ressources Energétiques et Energies Nouvelles

Gtep : Giga tonnes équivalent pétrole

GQ : Goldfeld-Quandt

GW : Giga Watts

GWh : Giga Watt Heure

IA : Intelligence Artificielle

I2C: Inter-Integrated Circuit

ICSP : In Circuit Serial Programming

IHM : Interface Homme Machine

ISS : Integrated Sensor Suite

K : kelvin

kW : kilo Watt

kWc : kilo Watt crête

kWh : kilo Wattheure

LCOMS : Laboratoire de Conception d'Optimisation et de Modélisation des Systèmes

LoRa : Long Range

MCO : Moindres Carrés Ordinaires

MW : Méga Watt

NARX : Nonlinear Autoregressive Exogenous

NWP : Numerical Weather Prediction

PV : Photovoltaïque

PWM : Pulse Width Modulation

QML : Qt Markup Langage

RMSE : Root Mean Square Error

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

RNN : Recurrent Neural Network

RPM : Round Per Minute

SMS : Short Message Service

STC : Standards Conditions

SVM : Support Vector Method

Ta : Température ambiante

TNT : Télévision Numérique Terrestre

TWh : Téra Wattheure

UART : Universal Asynchronous Receiver Transmitter

UE : Union Européenne

ULB : Ultra Large Bande

USB : Universal Serial Bus

VAR : Vecteur Autorégressif

WSN : Wireless Sensor Network

ZED : ZigBee End Device

ZC : ZigBee Coordinateur

ZR : ZigBee Routeur

INTRODUCTION GENERALE

Aujourd'hui, nous estimons la population mondiale à plus de 7,6 milliards d'individus avec actuellement une croissance relativement stable selon un rythme annuel de 1,2 % d'habitants (selon la projection des nations-unies, Figure 1). Si nous considérons la population mondiale durant les années 70 avec près de 4 milliards d'individus, période coïncidant avec le premier choc pétrolier et la crise d'énergie associée, la population mondiale a pratiquement doublé en moins d'un demi-siècle.

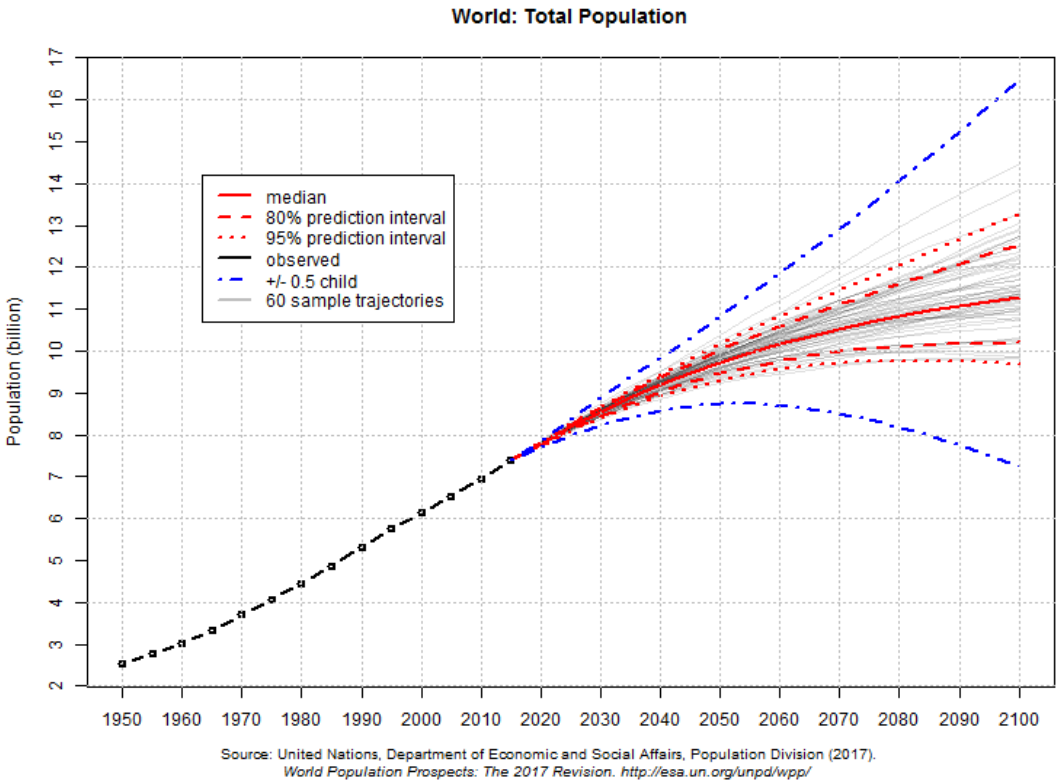


Figure 1. Evolution de la population mondiale (Source-Nations Unies-2017).

Dans notre situation actuelle, cette croissance associée à l'augmentation des prix des hydrocarbures nous incitent à trouver de nouveaux moyens technologiques pour satisfaire nos besoins énergétiques. En effet, les réserves d'énergies fossiles sont limitées et leurs

utilisations a des impacts négatifs sur l'environnement. L'utilisation des ressources naturelles non polluantes telles que les énergies renouvelables dites vertes (solaire et éolien en particuliers) permet de limiter le rejet de CO_2 dans l'atmosphère et donc de lutter contre la dégradation de la couche d'ozone et le réchauffement climatique.
De nos jours, la demande énergétique ne cesse donc de s'accroitre et l'utilisation de ces énergies renouvelables (EnR) augmente considérablement pour devenir une alternative pouvant répondre de manière quasi-permanente aux besoins énergétiques mondiaux tout en assurant une protection de notre environnement terrestre. Parmi les énergies renouvelables, celles d'origine éolienne ou photovoltaïque sont parmi les plus importantes et sont commercialement attrayantes pour produire de l'énergie électrique grâce à la technologie de système de conversion énergétique rentable et prometteuse, mais aussi en raison de leur disponibilité et de leurs avantages. Par conséquent, l'étude, la gestion intelligente et l'optimisation des systèmes de productions d'énergie à partir des sources renouvelables sont primordiales afin d'exploiter au mieux ces ressources et de tirer les meilleures performances des installations de production d'électricité associés. Pour ce faire, des efforts de recherche et de développement dans ce domaine sont encore nécessaires pour améliorer les performances des systèmes~~,~~ (efficacité et fiabilité), notamment en utilisant des techniques permettant de prévoir avec précision la production attendue.

Actuellement, la plupart des recherches importantes évaluant la ressource d'énergie éolienne ou PV sont réalisées dans les régions rurales ou dans des grands parcs de production ; rares sont celles faites dans des environnements urbains. La principale raison est que les systèmes photovoltaïque et éolien s'avèrent être une option importante pour fournir de l'électricité dans des endroits relativement isolés ou difficilement raccordables aux réseaux électriques actuels. En effet, les micro-éoliennes par exemple peuvent répondre aux besoins en électricité des maisons individuelles, des fermes, des petites entreprises et des villages ou des petites collectivités. Ces sites isolés sont choisis selon qu'ils présentent des conditions de vent ou d'ensoleillement très favorables à une production à partir d'installations éolien et ou PV.

Cependant, considérant que plus de la moitié de la population mondiale vit en milieu urbain dont 30% dans les grandes agglomérations (métropoles et mégapoles), et 50% sur les littoraux, l'évaluation du potentiel de production d'énergie renouvelable en milieu urbain est plus que primordiale. La principale difficulté réside alors à localiser les endroits urbains adaptés à accueillir des (micro-)installations de production en fonction de la configuration urbaine dans le sens localisation des « potentiels » vent et ensoleillement et permettant une production rentable et localisée. C'est pourquoi, disposer de modèles de prédiction de production en fonction de paramètres mesurables en zones urbaines est un challenge permettant de dimensionner des micro-installations de production pouvant être ou non raccordées aux réseaux. En effet, ces modèles peuvent jouer un rôle très important dans les projets d'électrification urbaine (mini réseaux, schéma de mix énergétique, etc.).

C'est dans ce contexte, que se sont menés les travaux présentés dans ce manuscrit, dans le cadre d'un travail collaboratif entre la société ICOMATEC (*International Consulting for Management and Technology*), entreprise spécialisée dans la gestion des projets d'envergures et d'innovation, et l'axe CARESS du laboratoire LCOMS de l'université de Lorraine. L'objectif de cette collaboration est de définir un modèle intégrable de prédiction de la production électrique issue des énergies renouvelables à partir d'un réseau de capteurs déployés. Plus précisément, l'objectif de ces travaux de thèse est d'élaborer un système de gestion intelligente et autonome à base d'un réseau de nœuds électroniques intelligents capables de mettre en œuvre des modèles prédictifs de la coproduction électrique à partir d'installations photovoltaïques et éoliennes, et en fonction de mesures réelles de paramètres physiques (température, humidité, etc.) en zones urbaine ou littorale. L'objectif scientifique est de développer et d'intégrer un algorithme adaptatif de prédiction d'électricité issues de productions locales d'installations d'énergies renouvelables, à partir de données multi-physiques urbaines (température, vitesse de vent, pression, ensoleillement, etc.) ; ces données sont collectées en réseau (TNT, LoRa, SigFox, etc.). Ainsi, à partir de mesures réelles issues d'un réseau de capteurs WSN (Wireless Sensor Network), nous cherchons à démontrer qu'il

est possible d'autogérer de manière optimale la production électrique réelle d'installations d'énergies renouvelables selon une approche combinée et superposée de modèles prédictifs prédéfinis. Les mesures expérimentales permettront d'affiner ces modèles, spécifiquement pour une géolocalisation des installations en zone urbaine. Ces travaux prennent également en considération la problématique de la gestion optimisée des communications en réseau des nœuds de type WSN et l'état actuel des technologies de contrôle et de prédiction des systèmes d'énergie éolienne et solaire raccordables au réseau électrique.

Pour ce faire, le LCOMS dispose d'une plate-forme de *Gestion des Ressources Energétiques pour les Energies Nouvelles* (GREEN) conçue pour la modélisation, la gestion et l'optimisation des consommations énergétiques, notamment en zone urbaine. Les Figures 2 et 3 présentent respectivement le synoptique et la photo de la plate-forme GREEN. Toutes les technologies sont supervisées, sous conditions météorologiques réelles. Les données sont enregistrées et traitées pour une analyse prédictive de la production électrique d'installations éoliennes et PV en zone urbaine (cas d'étude spécifique pouvant être répliqué). L'originalité de ces travaux de recherche s'appuyant sur la plate-forme GREEN se trouve dans la réalisation de modèles tenant compte des paramètres influençant la performance de la production d'énergies photovoltaïque et éolienne dans les conditions réelles. Ces modèles peuvent alors être intégrés au sein de systèmes embarqués multi-capteurs connectés en réseau et exploités dans le contexte de la conception des villes et bâtiments intelligents (smart building and city).

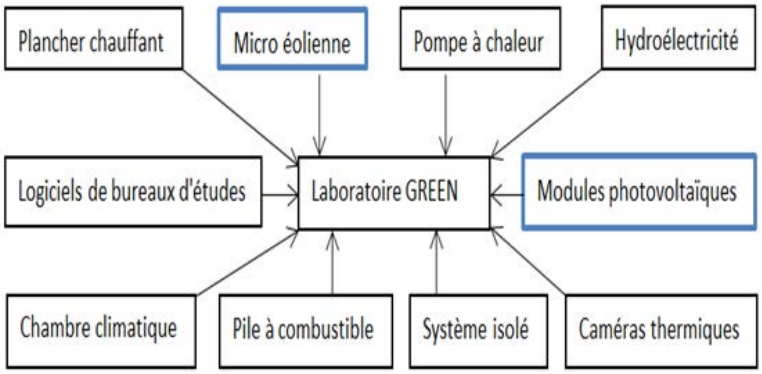


Figure 2. Système de la supervision des équipements de la plate-forme GREEN.

Figure 3. Photo des équipements de supervision de la plate-forme GREEN.

Ce manuscrit est structuré en quatre chapitres et est organisé de la manière suivante :

- Le **premier chapitre** présente un état du potentiel d'énergies renouvelables issues des ressources naturelles « vent et soleil ». Ce chapitre se consacre également au

dimensionnement, au contrôle et à la supervision des systèmes PV-Eolien selon une approche prédictive sur la base de différents modèles existants qui sont également présentés.

- Le **deuxième chapitre** présente une étude détaillée sur les caractéristiques des panneaux photovoltaïques telles que la puissance produite ou le rendement énergétique qui sont évalués à partir des caractéristiques fabricants dans des conditions standards (STC), et qui ne sont généralement pas représentatives des conditions réelles de fonctionnement des modules solaires. Dans ce chapitre, nous montrons une forte corrélation entre la température en fonctionnement (T_c) et la température de la surface arrière mesurée ($T_{backside}$) des modules photovoltaïques polycristallins dans des conditions expérimentales réelles. Ce chapitre montre une meilleur estimation de la production de modules PV dont les méthodes de prédiction déjà utilisées se réfèrent principalement à la température ambiante. Une relation précise est établie pour la puissance produite entre le rayonnement solaire φ (W/m^2) et la température de surface arrière du panneau. La puissance produite calculée est comparée à la puissance produite réelle mesurée avec un coefficient de corrélation élevé. Cette puissance est introduite dans une fonction de densité de probabilité de Weibull pour modéliser le rendement énergétique pouvant être attendue et finalement sa comparaison aux conditions réelles enregistrées. Une bonne concordance est démontrée entre le modèle proposé et les données mesurées sur le rendement énergétique à partir de plusieurs années de mesures de données expérimentales.

- Le **troisième chapitre** approfondit plus en détail une modélisation prédictive plus rigoureuse d'un système PV. Plus précisément, ce chapitre détaille l'application des méthodes statistiques rigoureuses et robustes que sont *Dickey Fuller Augmenté* et *Engle Granger* pour les séries stationnaires afin de déterminer la régression estimée entre les paramètres d'ensoleillement E, température T et puissance électrique P nécessaires à une prédiction de production fiable (recherche de suspicion ou non de faux résultats de mesures) d'un système PV, et obtenues dans les conditions réelles mesurées par les enregistreurs de données de la plate-forme GREEN.

- Le **quatrième chapitre** étudie la performance d'une micro-éolienne dans une zone complexe (ou urbaine) grâce à la prédiction de sa puissance produite. L'objectif est de montrer, après analyse d'une longue période de mesures (cinq années), que la position idéale pour une micro-éolienne peut être déterminée en considérant les données expérimentales dans des conditions réelles. Ainsi, nous montrons dans ce chapitre qu'à partir de données mesurées de la vitesse du vent, la puissance produite obtenue d'une micro-éolienne à un endroit particulier peut être estimée par une fonction de Weibull. Le modèle considéré est testé et validé dans un paysage urbain à Metz (site de la plate-forme GREEN), où un anémomètre est positionné à la même hauteur qu'une micro-éolienne dont les caractéristiques et le dimensionnement sont connus. Les données sont collectées transmises et enregistrées en temps réel grâce à des capteurs à communication sans fil (protocole ZigBee). La vitesse du vent et la puissance produite ont été analysées et interprétées, ce qui conduit à définir un modèle d'estimation fiable du potentiel énergétique éolien en milieu urbain à partir des données expérimentales. Ce chapitre présente également une application d'une modélisation prédictive par régression linéaire en exploitant deux modèles avec des tests de stationnarité et une analyse des résidus.

- Le **cinquième chapitre** propose une solution de déploiement d'un réseau de capteurs communicants permettant la récolte et la supervision des données pour le calcul des modèles prédictifs présentés dans les chapitres précédents. Les données de ces capteurs sont traitées par une unité de gestion et de supervision spécifiquement développée. Ce chapitre détaille et développe la communication sans fil et la collecte des données en temps réel en dimensionnant les ressources par l'intégration des modèles prédictifs, le maintien de la qualité des transmissions, tout en maximisant l'autonomie par la minimisation de la consommation électrique.

Enfin, une **conclusion générale** résume les travaux réalisés et définit les conditions permettant de spécifier les installations de micro-éolienne en zone urbaine comme source de production d'énergie complémentaire, en interactions avec des dispositifs de production

d’énergie photovoltaïque. Des **perspectives** de poursuite de ces travaux sont également présentées.

CHAPITRE 1

PREDICTION DES SYSTEMES DE PRODUCTION D'ENERGIE EOLIENNE ET PHOTOVOLTAÏQUE.

1. Introduction

En 2000, la consommation énergétique mondiale était d'environ une dizaine de Giga tonne équivalent pétrole (Gtep : 1 tep correspond à l'énergie produite par la combustion d'une tonne de pétrole). De très nombreux scénarii énergétiques sont constitués chaque année par des organismes spécialisés dans le domaine énergétique. Ces scénarii pour la demande d'énergie en 2050 vont de 15 à 25 Gtep. Ils se basent sur différents paramètres tels que la croissance économique, l'augmentation de la population mondiale, l'accès progressif à l'électricité de 1,6 milliard de personnes qui en sont encore privés, les besoins croissants des pays en voie de développement, mais aussi la mise en place de politiques d'économies d'énergies afin de protéger l'environnement.

L'utilisation des énergies renouvelables (EnR) appelées aussi énergies vertes est la principale alternative pour l'humanité en matière d'énergie, du fait de sa disponibilité inépuisable à l'échelle humaine et qu'elles n'engendrent pas ou peu de déchets ou d'émissions polluantes. Elles participent à la lutte contre l'effet de serre et les rejets de CO_2 dans l'atmosphère.

Les systèmes d'énergies éolienne et solaire sont considérés comme sources d'énergies prometteuses en raison de leur disponibilité et de leurs avantages. De plus, les systèmes photovoltaïque (PV) et éolien s'avèrent être une option importante pour fournir de l'électricité dans des endroits isolés de la campagne mais aussi dans les villes en les raccordant au réseau électrique. Ces systèmes intégrants ces sources peuvent être classées en 2 catégories. Les installations raccordées au réseau électrique et les systèmes autonomes d'alimentation électrique. Ils sont de plus en plus utilisés dans les applications de production d'énergie en raison des progrès réalisés dans les technologies des énergies renouvelables. Ce chapitre relate l'état actuel des technologies de contrôle et de prédiction des systèmes d'énergies éolienne et

solaire raccordés au réseau. Nous notons que des efforts remarquables de recherche et de développement dans ce domaine sont encore nécessaires pour améliorer les performances de ces systèmes, en établissant des techniques permettant de prévoir avec précision la production tout en cherchant l'amélioration de leur efficacité et fiabilité.

2. Le gisement solaire

Le rayonnement solaire reçu au sol couvre un domaine très étendu de longueurs d'ondes appelé spectre solaire : 5% d'ultra-violet, 40% de lumière visible et 55% d'infra-rouge. On utilise la notion Air Mass (AM) pour caractériser le spectre solaire en terme d'énergie fournie. L'énergie totale transportée par le rayonnement solaire sur une distance soleil-terre est de 1350W/m² (AM0) dans l'espace hors atmosphère terrestre. La rotation et l'inclinaison de la terre font également que le rayonnement solaire disponible en un point donné varie selon la latitude, l'heure et la saison. En outre, les brouillards, les particules atmosphériques, les nuages et divers autres phénomènes météorologiques entraînent des variations horaires et quotidiennes de l'énergie du rayonnement solaire arrivant au niveau du sol. Lorsque le rayonnement solaire traverse l'atmosphère, il subit une atténuation et une modification spectrale à la suite de phénomènes d'absorption et de diffusion. Ainsi, la couche d'ozone absorbe une partie du spectre lumineux, en particulier une partie des ultraviolets dangereux pour la santé. Le rayonnement solaire direct reçu au niveau sol d'inclinaison atteint 1000 W/m² au maximum du fait de l'absorption dans l'atmosphère (AM1). Cette valeur change en fonction de l'inclinaison des rayons lumineux par rapport au sol. Plus l'angle de pénétration θ est faible, plus l'épaisseur atmosphérique que les rayons auront à traverser sera grande, d'où une perte d'énergie conséquente. Pour connaitre le rayonnement global reçu au sol, il faut ajouter à ce dernier le rayonnement diffus. Ce rayonnement concerne tous rayonnements dont les trajectoires entre le soleil et un point d'observation ne sont pas géométriquement rectilignes et qui sont dispersés ou réfléchis par l'atmosphère ou le sol. Au final, on obtient

une référence du spectre global notée AM1.5 d'une puissance de 1000 W/m². La valeur de la masse d'air (AM) est donnée par l'équation ci-dessous:

$$\mathrm{AM} = \frac{1}{sin\theta} \qquad (1)$$

On définit les conditions standards de qualification des modules photovoltaïques en considérant un spectre AM1.5 sous un éclairement de 1000W/m² et une température ambiante de 25° C.

L'électricité photovoltaïque a dans un premier temps été développée pour des applications autonomes de petites puissances, et sans connexion à un réseau électrique (satellites de télécommunication, bornes téléphoniques autoroutières, habitations isolées, etc.). Récemment, avec l'émergence d'installations connectées au réseau de distribution, le photovoltaïque a connu un développement important. L'électricité photovoltaïque étant une source d'énergie intermittente, il a donc fallu adapter des modèles de représentation adéquats afin de mieux l'intégrer aux autres modes de production pour pouvoir gérer l'équilibre entre production et consommation. Pour cela, plusieurs modèles mathématiques et électriques ont été développés pour représenter le comportement non linéaire qui résulte de celui des jonctions semi-conductrices qui sont à la base de la réalisation des cellules PV.

2.1.L'Energie solaire photovoltaïque

Avec la consommation grandissante de combustibles fossiles conduisant à la détérioration de l'environnement qui en résulte, les pays investissent à utiliser les énergies renouvelables telles que l'énergie solaire. Selon les statistiques du Solar Industry Reports [1], en 2016, la production d'électricité à partir du solaire photovoltaïque représentait 1,5 % de la production mondiale d'électricité ; près de 75 GW de panneaux photovoltaïques ont été installés dans le monde. Cela équivaut à l'installation de plus de 31000 panneaux photovoltaïques par heure, et représente une croissance de 48 % par rapport à 2015. Avec cette-tendance, plusieurs scénarii confirment la poursuite de l'expansion du marché solaire mondial (Figure 4). La production

mondiale d'électricité à partir de cellules photovoltaïques augmente donc de façon exponentielle et présente des avantages en tant que source renouvelable (propreté, fiabilité) [2]. Néanmoins, il existe des inconvénients à leur développement que sont leurs faibles rendements, la concurrence avec d'autres sources d'énergies (nucléaire, pétrole, etc.) dans un contexte parfois de politiques peu volontaristes dans de nombreux pays.

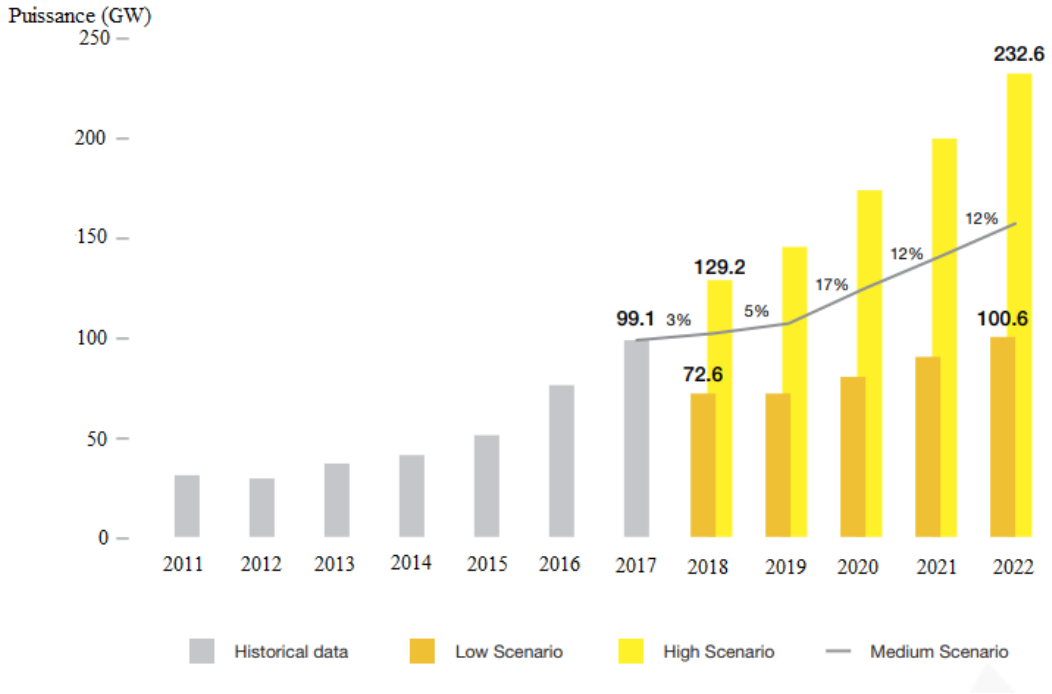


Figure 4. Scénarii annuels mondiaux du marché solaire photovoltaïque 2018-2022.

2.2.Variabilité de l'énergie solaire photovoltaïque

La variabilité de la ressource solaire est essentiellement causée par la rotation de la terre, le déplacement et l'évolution des nuages. La variabilité due à la rotation de la terre est prévisible, alors que celle due au mouvement des nuages ne l'est pas. La composante prévisible est simplement le résultat de la géométrie du système solaire. Pour ce qui est de la composante imprévisible, un petit nuage par exemple passant devant le soleil peut causer une forte

perturbation de la production d'énergie photovoltaïque. Le fait de passer d'une production complète à aucune production dans ce cas, puis revenir à la pleine production en quelques minutes va influer sur le bon fonctionnement du réseau électrique associé à une source solaire. Cet impact préoccupe les gestionnaires de réseau parce que ces changements brusques de la puissance produite des modules PV peuvent causer des problèmes de fréquence ou de tension locale et où la charge peut dépasser la production [3, 4]. La variabilité de la puissance photovoltaïque peut être compensée par l'utilisation d'autres sources de production d'énergie ou par des systèmes de stockage (batteries). Il faut signaler cependant que ces deux solutions s'avèrent onéreuses et risquent d'augmenter considérablement le coût global d'une installation. Hormis le mouvement du soleil et le passage des nuages, il existe d'autres facteurs, tels que la qualité de l'air, la température des modules et des conditions propres au système qui peuvent également entraîner une variabilité de la production, mais leurs effets sont généralement minimes.

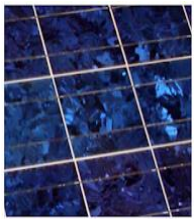
2.3.Les différentes technologies photovoltaïques et leur rendement

Les principales technologies commercialisées à ce jour sont le silicium mono ou poly-cristallin (plus de 80% de la production mondiale), le silicium à couche mince à base de silicium amorphes et les cellules organiques. On trouve également d'autres technologies à cellules à couches minces qui sont fabriquées à partir de matériaux divers (Diséléniure de cuivre et d'iridium (CIS), Tellurure de cadmium (CdTe), etc.) avec un rendement de 7 à 11%. On peut citer parmi les autres types de cellules à couches minces très rares dans le commerce ou encore au stade de la recherche:

- les cellules à l'arséniure de gallium utilisées essentiellement dans les applications spatiales ;
- les cellules multicouches, multi jonctions, hybrides ou tandem qui superposent plusieurs couches minces afin d'exploiter différentes longueurs d'ondes de la lumière permettant d'offrir des rendements plus élevés (dépassant parfois 40% en laboratoire) ;

- les cellules solaires organiques créées à partir de matériaux de synthèse, donc moins coûteuses, mais qui offrent des rendements et une durée de vie faibles.

Tableau 1. Comparatif des différentes technologies à base de silicium.

Technologies	Caractéristiques et rendement	Avantages	Inconvénients
Monocristallin	Formé d'un seul et unique cristal η : 13 à 15%, 20% en laboratoire	-Bon rendement (environ 150 Wc/m²) -Durée de vie +/-30 ans - surface réduite 7m² pour obtenir 1 kWc	-Coût élevé -Rendement faible sous un faible éclairement
Polycristallin 	Formé de plusieurs cristaux η : 12 à 14%, 22% en laboratoire	-Bon rendement (environ 100Wc/m²) -Durée de vie importante +/- 30 ans -Meilleur marché que le monocristallin -Environ 8m² de cellules pour obtenir 1kWc	-Rendement faible sous faible éclairement
Amorphe	Gaz projeté sur une feuille de verre η : 6 à 9 %, 13% en laboratoire	-Fonctionnement avec faible éclairement -Facile à fabriquer	-Rendement faible (environ 60Wc/m²) -Performances diminuent avec le temps +/- 10 ans -Environ 15m² pour obtenir 1kWc

Légende : η = rendement.

3. Modèles de prédiction d'énergie photovoltaïque

Le photovoltaïque a connu un développement important rendu possible grâce aux recherches fondamentales menées dans le domaine des matériaux photovoltaïques, mais aussi par l'amélioration progressive des dispositifs de gestion. Au départ, les recherches menées se basaient essentiellement sur la prédiction de l'ensoleillement. L'énergie photovoltaïque est intermittente et dépend de plusieurs paramètres tels que l'ensoleillement et la température. En outre, une meilleure prévision de la puissance photovoltaïque contribue également à améliorer la sécurité et la stabilité du système, et donc à optimiser le fonctionnement du système d'alimentation [5].

Plusieurs recherches ont été menées pour prédire la production d'énergie photovoltaïque. Les méthodes de prévision peuvent être classées suivant quatre approches: physique, statistique, intelligence artificielle (IA) et hybride. Les approches statistiques sont basées sur une collecte de données issues de mesures d'ensoleillement [6]. Les approches d'IA utilisent des techniques avancées, telles que les réseaux de neurones artificiels (RNA), pour construire des modèles prévisionnels d'ensoleillement qui peuvent également être classées dans la catégorie approche statistique [7]. Les modèles physiques sont basés sur des prévisions météorologiques numériques (NWP) ou des images satellites permettent de prédire l'irradiance solaire et par déduction la production des panneaux photovoltaïques [8, 9]. Enfin, les approches hybrides combinent les trois méthodes citées ci-dessus [10].

3.1.Modèles Physiques

Les modèles physiques utilisent des modèles solaires et photovoltaïques pour générer les prévisions de production PV par une prédiction de l'ensoleillement et de la puissance. Couramment, une méthode physique prédit d'abord les facteurs qui influencent directement la production d'énergie PV comme le rayonnement solaire et la température ambiante, puis utilise le résultat de la prévision comme entrée du modèle physique pour obtenir la puissance produite.

Parmi les méthodes selon l'approche physique, on peut noter une méthode assez connue pour la prévision de la puissance solaire qu'est la méthode de prévision analytique fondée sur des modèles théoriques appropriés [11]. Cette méthode se sert de formules empiriques pour calculer l'ensoleillement reçu à la surface terrestre.

3.1.1. Modèle basé sur la prévision numérique du temps

Dans l'approche physique, on trouve le modèle de prévision numérique du temps utilisé pour prédire l'état de l'atmosphère jusqu'à 15 jours à l'avance. Il existe un consensus général selon lequel ce modèle de prévisions est plus précis que la méthode par imagerie satellitaire du fait, au temps d'attente supérieur à 4 heures pour les obtenir. Ce modèle est utilisé pour prédire la production d'énergie photovoltaïque régionale en Allemagne avec trois jours d'anticipation [12].

3.1.2. Modèle basé sur l'imagerie du ciel

La couverture nuageuse et la profondeur optique des nuages (transparence du milieu) ont une influence déterminante sur l'irradiance solaire au sol. Déterminer les états des nuages est nécessaire pour prédire l'irradiance solaire. Généralement, la méthode par imagerie du ciel est basée sur l'analyse des structures des nuages au cours d'une période donnée. Les approches par imageries satellitaires et du ciel depuis le sol ont été utilisées pour la prévision du rayonnement solaire local.

3.2. Modèles Statistiques

Les approches statistiques ont été largement utilisées dans la prédiction utilisant les séries chronologiques. Généralement, ces approches sont basées sur des données historiques mesurées. Le but est de mettre en place une relation entre les variables utilisées comme entrées pour le modèle statistique et la variable à prédire. L'approche statistique repose principalement sur des données antérieures pour « former » les modèles, avec peu ou pas de dépendance vis-à-vis des modèles solaires et photovoltaïques.

3.2.1. Modèle par Persistance

La persistance, approche naïve, est largement utilisée pour les prévisions météorologiques [13]. Cette méthode de prédiction simple suppose que l'énergie solaire dans le futur X_{t+1} est la dernière mesure X_t et est donc exprimée par la relation suivante:

$$X_{t+1} = X_t \quad (2)$$

La persistance est le modèle de référence le plus populaire en matière de prévision à court terme pour les énergies solaires et éoliennes [14, 15]. Cependant, il faut noter que la précision des prévisions de persistance diminue de manière significative avec l'horizon de prévision [16].

3.2.2. Modèle ARMA

Le modèle par la Moyenne Mobile AutoRégressive (AutoRegressive Moving Average - ARMA) fait partie des modèles de prévision de séries chronologiques les plus utilisées en raison de sa capacité à extraire des propriétés statistiques utiles [17]. Théoriquement, elle est basée sur deux parties que sont la moyenne mobile (MA) et l'autorégressive (AR). Généralement, le modèle est appliqué aux données de séries chronologiques auto-corrélées ce qui en fait un outil populaire et pratique pour prédire la valeur issue d'une série temporelle spécifique. La principale limitation du modèle ARMA est que la série chronologique objective doit être stationnaire, c'est-à-dire que les propriétés statistiques de la série chronologique ne changent pas dans le temps.

3.2.3. Modèle ARIMA

Le modèle de moyenne mobile intégrée autorégressive (Auto-Regressive Integrated Moving Average - ARIMA) est développé pour les processus aléatoires non stationnaires. Le modèle ARIMA est la classe de modèles la plus générale pour la prédiction de séries chronologiques.

Le succès de ce modèle ARIMA est dû à sa capacité exceptionnelle à mieux saisir le cycle périodique comparé à d'autres méthodes [17].

3.2.4. Modèle ARMAX

Théoriquement, les modèles ARMA et ARIMA ne peuvent impliquer le comportement du processus à prédire. Pour prendre en compte les entrées exogènes, le modèle ARMAX (Auto Regressive Moving Average with eXternal inputs) est utilisé et s'est révélé être un excellent outil de prédiction de séries chronologiques [18]. Le modèle ARMAX est en fait une extension du modèle ARIMA et est plus flexible pour une utilisation pratique de la prévision de l'énergie solaire. En effet, il peut inclure des variables externes telles que la température, l'humidité et la vitesse du vent. Le modèle ARMAX est proposé pour la prévision de la puissance photovoltaïque et prend en compte la température et l'humidité en tant qu'intrants exogènes pouvant être facilement évalués à partir d'un observatoire local. Ce modèle permet d'obtenir de meilleures performances de prédiction comparé au modèle ARIMA [19]. Une modification de modèle de prévision piloté par des données à échelle multi-temps basé spatio-temporel et autorégressif avec entrées exogènes a été développée pour la prévision de l'irradiance solaire. Des résultats de simulation utilisant les données solaires réelles de sites photovoltaïques situés en Californie et au Colorado démontrent que ce modèle proposé peut obtenir des résultats satisfaisants pour des durées d'anticipation de 1 à 2 h [20].

3.3. Modèles par intelligence artificielle

Les techniques d'Intelligence Artificielle (IA) sont utilisées dans divers domaines, notamment le contrôle, l'optimisation, et la prédiction. En raison des capacités d'apprentissage et de régression élevées, les techniques d'intelligence artificielle ont été largement utilisées pour la modélisation et la prédiction de l'énergie solaire, en particuliers les techniques basées sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Ainsi, un modèle analytique à perception multicouches est proposé comme modèle de prévision PV [21]. Il s'agit d'un type de réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche

d'entrée vers la couche de sortie. Il est aussi appelé réseau à propagation directe. Sur cette base, des modèles de prévision de l'énergie à court terme ont été utilisés pour prévoir les valeurs temporelles de l'énergie générée par un panneau PV. Des variables, telles que l'angle d'incidence ou la distribution spectrale sont incluses dans certains modèles PV, bien qu'une précision élevée a été obtenue avec des modèles n'intégrant pas ces effets. En fonction de la disponibilité des données, les modèles RNA de PV peuvent être ajustés aux données historiques [22] ou basés sur les spécifications du fabricant [23]. En appliquant le théorème d'approximation universelle, on trouve également des réseaux de neurones à anticipation multicouches produisant une capacité à approcher toute cartographie non linéaire avec un haut degré de précision [24]. Les paramètres de RNA peuvent être aussi optimisés à l'aide de différents algorithmes, tel que l'algorithme de rétro-propagation qui est l'algorithme le plus couramment utilisé et basé sur le calcul d'un gradient. Récemment, un modèle de prévision de la puissance PV basé sur la rétro-propagation du RNA a été proposé et permet de prévoir les puissances produites pendant 24h [25]. D'autres modèles basés sur la logique du floue et RNA sont utilisés pour prédire la production d'énergie en se basant sur une prévision d'ensoleillement avec un temps d'anticipation de 24 heures en utilisant des données météorologiques disponibles [26].

3.4. Modèles hybrides

La plupart des études de prédiction nécessitent souvent que des approches traditionnelles de modélisation. Beaucoup de séries de données temporelles sont extrêmement complexes et ne peuvent pas être forcément bien modélisées par des modèles simples. Pour répondre à cette complexité, des modèles hybrides combinant par exemple les modèles RNA et ARIMA sont utilisés. Les résultats à partir de ces modèles montrent de meilleures prévisions par comparaison au seul modèle ARIMA ou RNA [27, 28].

4. L’Energie éolienne

La modélisation pour l’optimisation des systèmes de productions d’énergie à partir des sources renouvelables est primordiale afin d’avoir les meilleures performances de ces systèmes. Nous intéressons un secteur EnR, éolien. La plupart des recherches évaluant cette ressource d’énergie sont réalisées dans les régions rurales ou dans des grands parcs de production ; rares sont celles faites dans des environnements urbains. Cependant, de nos jours, une nouvelle forme d’éolienne est conçue pour fonctionner dans un environnement urbain. Ce sont les micro-éoliennes qui peuvent répondre aux besoins en électricité des maisons individuelles, des petites entreprises, des zones de quartier ou industrielles. Elles peuvent jouer un rôle très important dans les projets d’électrification urbaine au sein de mini-réseaux ou pour les applications urbaines isolées. Elles peuvent être complémentaires aux systèmes solaires photovoltaïques dans le cadre du mix-énergétique. Faire une étude de l’énergie éolienne dans un site nécessite de définir trois critères que sont la densité du vent, la régularité du vent, et le type de conversion. Le premier critère concerne la topologie du site d’implantation afin que l’on ait un environnement qui favorise une bonne production [29]. Le deuxième critère touche l’intermittence de cette source d’énergie, qui sera en partie traité dans ces travaux de thèse, afin de révéler les rapports qui existent entre le gisement du vent d’un site et la puissance électrique fournie par une installation micro-éolienne. Cette intermittence (variabilité) du gisement éolien est due à court terme au cycle jour-nuit, à moyen terme au cycle des saisons, à sa localisation (configuration urbaine) et enfin "aux caprices" du temps. Elle est donc évaluée comme étant une distribution aléatoire communément appelée « aléa éolien » [30]. Pour le dernier critère, il s’agit uniquement d’une conversion d’énergie mécanique en énergie électrique. La production d’énergie électrique à partir des éoliennes repose sur le principe décrit sur le schéma de fonctionnement illustré dans la Figure 5.

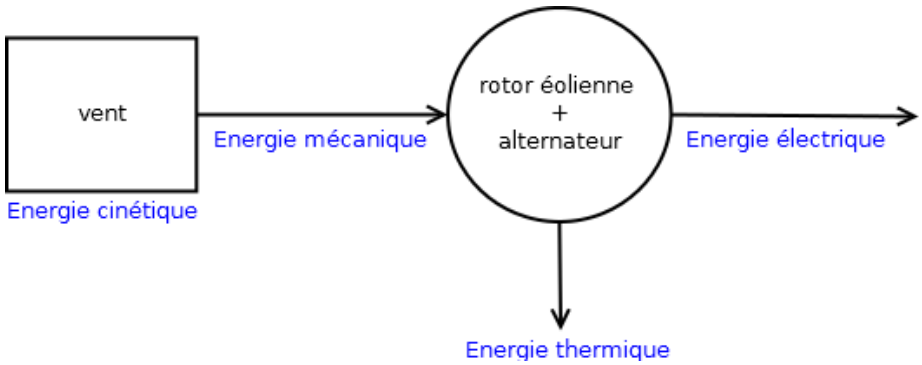


Figure 5. Principe de fonctionnement d'une éolienne.

En réalité, l'intégration de la production éolienne dans les zones urbaines pose de nombreux problèmes. En effet, la puissance générée d'une micro-éolienne est extraite sous une vitesse de vent variable et il est alors difficile de supporter la charge critique sans alimentation électrique ininterrompue. Pour se mettre à l'abri de cet aspect d'intermittence des EnR et de l'éolien en particulier, le fournisseur d'énergie prend des précautions. Il est nécessaire de prévoir d'autres sources d'énergie à faible inertie (courts temps de restitution), notamment l'hydraulique et aussi limiter le taux d'injection de l'énergie éolienne au réseau électrique. Sur ce dernier point, 30% est la limite de puissance à ne pas dépasser. Pour cela faire une bonne prévision de ce qui est possible de produire est capital. En France [30], « l'écart type de l'erreur de prédiction de la production d'électricité éolienne pour le lendemain (J+1) est seulement de 3% ». Ce très bon taux est dû aux diverses recherches menées dans ce secteur notamment par le biais des études statistiques.

4.1.Le gisement éolien

Les différences de pression dans l'atmosphère dues au couplage du rayonnement solaire et de la rotation de la terre, donne naissance à des courants d'air communément appelés «vents». On appelle gisement éolien, toute information relative à la vitesse, la direction, les fluctuations du vent au cours d'une période. Ces courants d'air stockent une quantité d'énergie sous la forme cinétique.

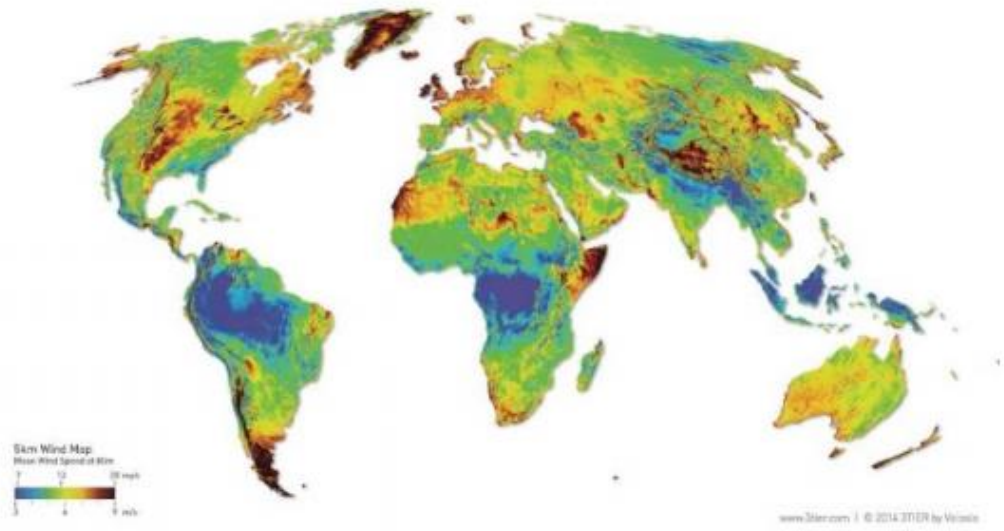


Figure 6. Distribution globale de la vitesse moyenne du vent à 80m de hauteur du sol (Source: World Wind Energy Association).

L'énergie éolienne est actuellement utilisée comme source d'énergie dans plus de 50 pays. Selon The Global Wind Energy Council, à la fin de l'année 2016, la puissance installée des parcs éoliens à l'échelle du globe totalisait plus de 486.8 GWH [31]. Elle devrait atteindre d'après leurs prévisions à une capacité de 817 GW en 2021.

4.2.Courbe de puissance et zones de fonctionnement d'une éolienne

La production d'une éolienne peut être répartie en 4 zones de fonctionnement, qui sont illustrées dans la Figure 7.

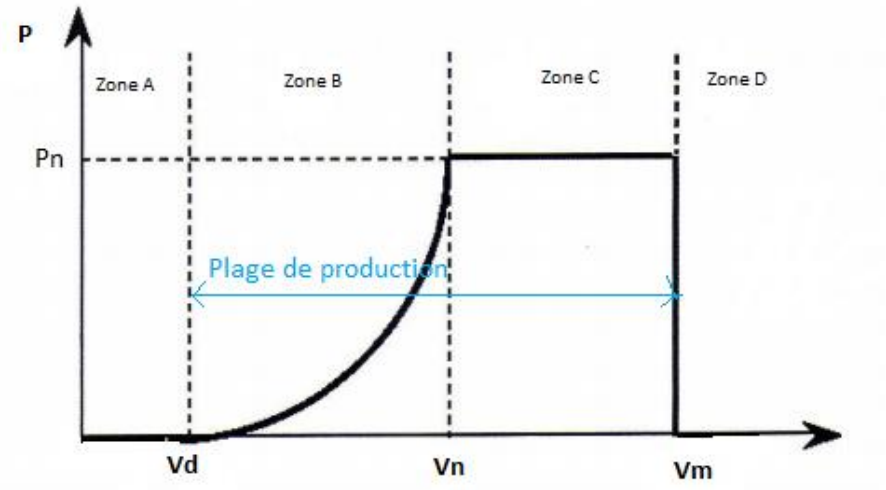


Figure 7. Courbe de puissance et zone de fonctionnement d'une éolienne.

Ces zones correspondent à différentes régions de production de l'éolienne en fonction de la vitesse du vent V.

- Zone A (0 <V<Vd): Pas de production ; cette zone correspond à un vent très faible avec des valeurs inférieures à la vitesse du seuil de démarrage Vd de l'éolienne.
- Zone B (Vd<V<Vn): cette zone est appelée zone de production à vitesse variable correspondant à une production éolienne inférieure à sa production nominale associée à une vitesse de vent Vn.
- Zone C (Vn<V<Vm): zone de production nominale. Dans cette zone, on enregistre des vents forts dans la limite d'une vitesse de vent Vm, le système de commande essaye de réguler en réduisant le rendement aérodynamique de la machine afin que l'on ait une puissance mécanique constante.
- Zone D (Vm<V): zone d'arrêt de sécurité de la machine. Pour des vitesses qui dépassent la vitesse maximale Vm de production, les pâles de l'éolienne se mettent « en drapeau » pour la sécurité de la machine ainsi que l'environnement.

Pour l'étude prédictive d'une micro-éolienne (voir chapitre 4), nous nous focalisons sur la zone B, zone de production à vitesse variable, dans laquelle l'éolienne cherche à capter un maximum de puissance en ajustant sa vitesse de rotation [30].

4.3.Les différents types d'éolienne

Le vent est exploité depuis bien longtemps pour extraire de l'énergie pour les domaines du pompage ou de la forge. Ce n'est qu'à la fin du 19ème siècle, au cours de la révolution industrielle avec les découvertes sur les applications de l'électricité qu'apparait l'aérogénérateur électrique. En France, c'est au cours des années 1920 et 1960 qu'apparaissent les éoliennes à 2 et 3 pâles. Aujourd'hui, le progrès de la recherche dans ce domaine a permis d'avoir des éoliennes plus performantes et plus fiables avec des systèmes de sécurité de freinage. C'est à partir des années 80, que la commercialisation des éoliennes raccordées au réseau a pris son essor dans le monde bien après celles dédiées aux sites isolés.
Il existe une grande diversité d'éoliennes. Elles se différencient par leurs fonctions, leurs tailles ou leurs formes.

4.3.1. Les éoliennes à axe horizontal

Elles sont les plus connues avec un nombre variable de pâles. Fréquemment, on retrouve des modèles à 3 pâles pour des raisons de stabilité de la structure. Pour un fonctionnement efficace, ces éoliennes à axe horizontal doivent s'orienter face au vent par le biais d'une girouette ou de capteurs identifiant le sens du vent. Les pâles tournent grâce à l'énergie cinétique du vent qui entraîne en rotation l'axe, connecté à un générateur dans le but de convertir l'énergie mécanique en énergie électrique.

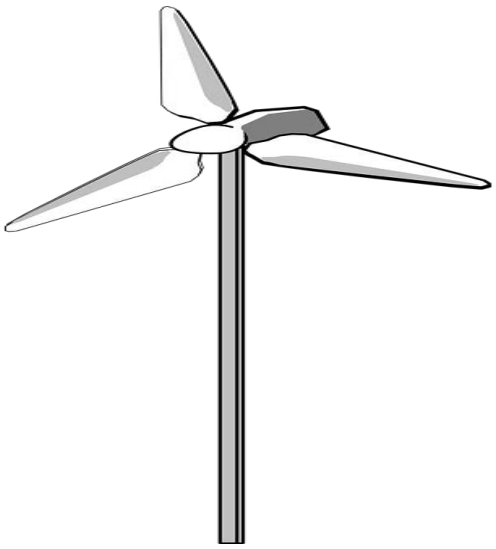


Figure 8. Eolienne à axe horizontal.

4.3.2. Les éoliennes à axe vertical

Elles ont été conçues pour s'adapter au mieux aux contraintes engendrées par les turbulences en milieu urbain. Silencieuses, ces éoliennes peuvent être installées sur des supports fixés sur le toit d'une résidence ou d'un bâtiment commercial, d'une ferme ou d'une usine. Elles peuvent fonctionner avec des vents provenant de toutes les directions, et sont moins soumises aux perturbations que les éoliennes à axe horizontal. Généralement, on distingue 2 types d'éoliennes à axe vertical que sont les éoliennes Savonius et Darrieus. La différence entre ces éoliennes et celles à axe horizontal est leur rendement faible. Néanmoins, elles présentent quelques avantages notamment leur sensibilité au vent. En effet, elles peuvent démarrer avec des vents faibles.

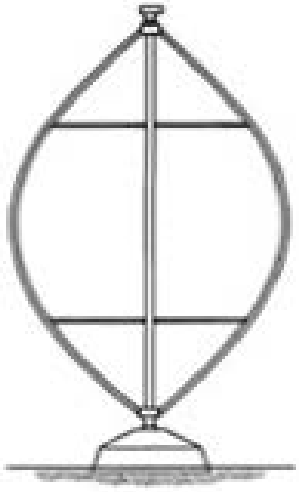


Figure 9. Eolienne à axe Vertical de type Darrieus.

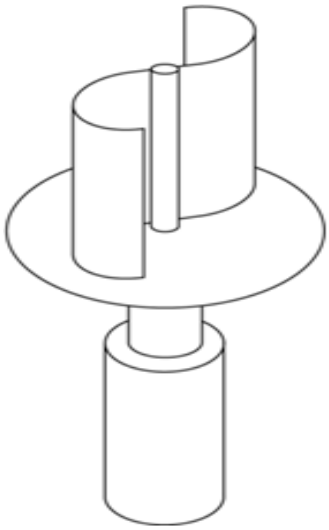


Figure 10. Eolienne à axe vertical de type Savonius.

Il faut noter qu'en terme de coût, les éoliennes à axe horizontal sont actuellement moins chères que les éoliennes à axe vertical. Récemment, certains constructeurs ont développé différents types d'éoliennes pouvant s'adapter aux conditions particulières des zones urbaines. Une étude précise de l'environnement est alors nécessaire en prenant également en compte les

éventuelles contraintes propres aux sites d'installation. Le temps de retour sur investissement et le coût du kilowattheure sont également des éléments importants. En outre, plusieurs facteurs technico-économiques sont primordiaux que sont la vitesse du vent, le rendement énergétique, les caractéristiques du sol, les coûts de maintenance et les tarifs de l'électricité.

4.4.Rendement d'une éolienne

L'utilisation d'une éolienne pour produire de l'électricité nécessite une étude sur son adaptabilité et sur la variabilité du vent du site, mais aussi du type d'application (site isolé ou connecté au réseau) [32]. Le type d'éolienne à installer sur un site dépend de ses caractéristiques (généralement fournies par les constructeurs) et des données de vent disponibles sous forme de grandeurs statistiques, moyennes annuelle mensuelle, journalière et/ou horaire. Chaque éolienne possédant sa propre courbe de puissance [33]. Le modèle utilisé pour décrire leur performance est différent. Ainsi, des modèles quadratiques, cubiques et linéaires ont été proposés pour déterminer la puissance produite par une éolienne [33, 34, 35]. D'autres modèles font une approximation linéaire de la courbe de puissance par une fonction linéaire par morceaux [36], tandis que d'autres [37, 38] estiment la puissance produite par l'éolienne en se basant sur la méthode de calcul du rendement. Dans d'autres études de cas, un modèle ayant une forme similaire que la courbe de puissance d'une éolienne est appliqué en prenant en compte des paramètres de Weibull (fonction d'occurrence permettant dans notre cas d'études de calculer la vitesse la plus probable du vent sur un site), avec k=1 pour la valeur du paramètre de forme tout en tenant compte de la variation instantanée de la vitesse du vent [39]. Les modèles précédents sont souvent utilisés pour la simulation et l'évaluation de systèmes de production d'énergie éolienne dans des applications sur le terrain. Cependant, pour une éolienne spécifique, un modèle doit être développé en fonction de la courbe de performance de la puissance délivrée et donnée par le fabricant. Il faut noter que la majorité des méthodes citées précédemment calculent la puissance produite de l'éolienne en utilisant la vitesse moyenne mensuelle ou annuelle du vent.

L'énergie produite par une éolienne est donnée par l'équation suivante:

$$E = P.\Delta T \quad (3)$$

Avec P la puissance produite de l'éolienne et ΔT son temps de fonctionnement. Souvent, l'énergie du vent est exploitée par le biais de grandes centrales éoliennes pour fournir une énergie propre et économique. Cependant, dans les zones urbaines, les espaces sont limitées, ce qui est une restriction majeure pour l'installation de grandes installations. Une autre option consiste à recourir à la construction de systèmes éoliens intégrés. Actuellement, peu de travaux concernent les installations d'énergie éolienne à proximité des bâtiments (zone urbaine) [40, 41, 42]. Le concept de production d'énergie micro-éolienne sur site est intéressant car l'énergie est ensuite produite à proximité directe de l'endroit où elle est consommée. On peut noter trois catégories de possibilités d'intégration de systèmes de production d'énergie éolienne en milieu urbain [40]:

- Catégorie 1 : en dehors des bâtiments;
- Catégorie 2 : sur des bâtiments existants;
- Catégorie 3 : en intégration complète avec la forme architecturale.

Les deux dernières catégories citées sont souvent appelées «éoliennes intégrées au bâtiment». La plupart des premières installations réelles d'éoliennes en milieu urbain ont été établies dans la catégorie 1 [42]. Il s'agit généralement d'éoliennes classiques à axe horizontal destinées à être montées au sommet de mâts dans des zones urbaines relativement dégagées. La performance de ces systèmes est très spécifique à un site [43] et dans de nombreux cas, la proximité des bâtiments a diminué cette performance [44]. Plusieurs travaux ont étudié la possibilité de tirer profit de l'augmentation de la circulation d'air autour des bâtiments [45, 46, 47], notamment les catégories 2 et 3. La catégorie 2 comprend les éoliennes traditionnelles ou nouvellement développées pouvant être installées sur des bâtiments existants ou sur de nouvelles constructions. C'est le cas des éoliennes gainées sur le toit [48], de l'adaptation moderne à l'éolienne de Sistan [49] et du design Crossflex [42] qui est un nouveau développement d'une forme d'éolienne de type Darrieus. Enfin, la catégorie 3 comprend les formes de bâtiment modifiées pour une intégration complète des éoliennes.

La vitesse moyenne du vent en milieu urbain est le plus souvent inférieure à la vitesse du vent dans les zones rurales. Cependant, elle peut être très élevée à des endroits particuliers comme à proximité des immeubles de grande hauteur. La production d'énergie éolienne en milieu urbain, telle que celle produite par des micro-éoliennes installées sur ou autour des bâtiments, peut être définie comme une micro-génération. Un avantage clé de telles installations est que l'énergie produite peut être consommée directement sur le site et que le propriétaire du bâtiment obtient une source d'énergie supplémentaire gratuite. L'utilisation de l'énergie éolienne dans les bâtiments pour la production décentralisée suscite un intérêt croissant. La puissance générée théoriquement étant fonction de la vitesse du vent, une légère augmentation de la vitesse du vent peut entraîner une grande différence de production. En milieu urbain, la vitesse du vent et sa direction sont imprévisibles, surtout près des bâtiments. Là où la turbulence ne peut être évitée, les éoliennes à axe vertical peuvent plus facilement capter la ressource contenue dans le vent.

4.5.L'éolienne et le réseau

Le développement de systèmes de production d'énergie renouvelable devient encore plus important dans les dernières décennies en raison de la demande croissante en énergie électrique et de l'attention accrue portée à la réduction des émissions de CO_2 [50]. Dans ce cadre, les éoliennes peuvent sont considérées comme une des technologies les plus prometteuses, comme en témoigne la forte pénétration de tels dispositifs de production énergétique dans des pays qui ont commencé à prendre conscience des problèmes écologiques (nord de l'Europe, certains états des USA et en Chine) [51, 52, 53]. Néanmoins, une variation subite de la météo peut provoquer une chute de la puissance disponible, ce qui peut provoquer l'écroulement du réseau électrique. En France, pour veiller à la stabilité du réseau électrique, l'Electricité De France (EDF) a limité la part maximale d'énergie renouvelable (EnR) à 30 % et en fixant donc la limite d'EnR produite [54].

L'énergie éolienne mondiale en 2016 est de 957 TWh, en augmentation de 14% par rapport à 2015 [55]. En fonction de la plage de puissance, les éoliennes peuvent être classées en 3

catégories que sont les systèmes à grande échelle supérieure à 1 MW, les systèmes de taille moyenne avec une puissance comprise entre 100 kW et 1 MW, et les systèmes à petite échelle qui ont une puissance de moins de 100 kW [56]. Les micro-éoliennes représentent une solution viable pour faire face à la demande en énergie des zones urbaines ou rurales [57], car elles peuvent être installées avec un impact environnemental limité. Le système de conversion électromécanique d'une éolienne conventionnelle est généralement constitué de trois parties principales que sont la turbine, la machine électrique fonctionnant en génératrice et la boîte de vitesse mécanique située entre les deux. La boîte de vitesse mécanique est principalement utilisée pour adapter la vitesse de rotation de la machine électrique (plage de fonctionnement d'un alternateur). Cependant, l'adoption d'une boîte de vitesse pour adapter la vitesse mécanique présente plusieurs inconvénients. Premièrement, la taille et le poids du système de conversion global sont augmentés car la nacelle d'éolienne doit pouvoir l'accueillir malgré la fiabilité et le comportement dynamique qui se détériorent. Deuxièmement, la boîte de vitesse génère du bruit et augmente les pertes de conversion, réduisant ainsi le rendement global. De plus, elle nécessite régulièrement un entretien et une lubrification, ce qui entraîne des coûts supplémentaires et peut constituer un facteur de dissuasion important, en particulier pour les installations en mer [58].

La production d'électricité par les éoliennes dépend de la force du vent à un instant donné. Elle est par conséquent variable, mais pas imprévisible. Les sites éoliens sont sélectionnés à partir d'études approfondies permettant de déterminer les caractéristiques de la ressource de vent disponible, notamment sa puissance potentielle ainsi que son orientation à différentes périodes de la journée et de l'année. Cela permet d'établir des prévisions du rendement exploitable. Une information qui pourra ensuite être mise à disposition des gestionnaires du réseau d'électricité. Les prévisions de vent se sont considérablement améliorées ces dernières années, notamment grâce aux perfectionnements réalisés dans le domaine des prédictions météorologiques. Plus ces prévisions sont données en temps réel, plus elles sont précises.

4.6.Estimation de la vitesse du vent en milieu urbain

Plusieurs méthodes sont utilisées pour l'évaluation initiale des ressources éoliennes d'un site spécifique sur la base de données mesurées par des stations météorologiques. Les fonctions mathématiques probabilistes de Weibull et Rayleigh sont les plus utilisées. Il a été démontré que ces fonctions sont efficaces dans les zones ouvertes telles que les zones offshores où les vitesses moyennes sont élevées [59, 60]. Des tentatives ont également été faites pour adapter les modèles de distribution de la vitesse du vent aux applications énergétiques. Par exemple, des travaux ont proposé une approche analytique pour étudier la densité d'énergie éolienne, l'énergie disponible dans le spectre du vent et l'énergie reçue par une turbine en utilisant la distribution de la vitesse du vent de Rayleigh [61]. De plus, ils ont abordé une méthode permettant d'identifier les vents les plus fréquents.

4.7.Variation de la vitesse du vent

Physiquement, il a été démontré que la vitesse du vent augmente au fur et à mesure qu'on s'éloigne de la surface terrestre. Au sol, le vent est fortement freiné par des obstacles et par des accidents de terrain. A une hauteur de 5 kms, le vent ne subit plus d'influence de la surface du sol. Entre les deux, cette variation est appelée cisaillement vertical du vent. Des études ont montré qu'en pratique, ce coefficient de cisaillement varie largement en fonction de la topographie d'un site. Pour déterminer le profil du vent, il est primordial d'effectuer des mesures au moyen d'un mât pour estimer la production énergétique d'une éolienne avec précision.

5. Étude et Modélisation des variations de la vitesse du vent

La prévision de la vitesse du vent en milieu urbain est difficile en raison de la rugosité variable et de la traînée exercée par les obstacles qui réduisent la vitesse près du sol. De plus, la présence de bâtiments adjacents influence le régime des vents autour d'un bâtiment spécifique en milieu urbain. Par conséquent, il est concevable que le manque d'approches

précises pour l'évaluation de la vitesse du vent dans les zones urbaines constitue un obstacle majeur au succès du développement de la production d'énergie à petite échelle. La méthode la plus fiable pour l'évaluation du vent en milieu urbain consiste à mesurer directement la vitesse du vent sur le site (à pleine échelle), idéalement à la position et à la hauteur de l'éolienne proposée. Cependant, mesurer la vitesse du vent sur un site est à la fois long et coûteux, sans parler du fait qu'il ne peut pas fonctionner au stade de la conception du bâtiment. Diverses approches, y compris les souffleries de couche limite atmosphérique et la dynamique des fluides numériques, ont été largement utilisées pour prédire la vitesse du vent en milieu urbain. La vitesse du vent étant une variable aléatoire, il est important d'utiliser les analyses statistiques pour déterminer le potentiel du vent d'un site donné. L'enregistrement chronologique est nécessaire pour faciliter l'étude et, en fonction de ces données recueillies, il est possible d'étudier la distribution du vent. Plusieurs méthodes de distributions sont utilisées dans la littérature et résumées ci-après.

5.1.Distribution de Rayleigh

C'est une loi de probabilité de densité pour un facteur de forme k égal à 2, c'est-à-dire un cas particulier de la distribution de Weibull. Les fabricants d'éolienne fournissent souvent les calculs de performance en utilisant la distribution de Rayleigh. La relation est donnée par l'équation suivante :

$$\mathrm{f(v)} = \frac{2.v}{c^2}.e^{\left[-\left(\frac{v}{c}\right)\right]^2} \qquad (4)$$

Avec la vitesse v>0, on détermine le paramètre d'échelle c par l'équation ci-dessous :

$$\mathrm{c} = \sqrt{\frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{n} v_i^2} \qquad (5)$$

avec n le nombre de la donnée chronologique du vent v_i.

La distribution de Rayleigh a été utilisée parallèlement à la distribution Weibull, surtout dans les cas où il était plus simple d'avoir un seul paramètre, mais elle est moins flexible que celle de Weibull, donc moins performante.

5.2.Distribution Gamma

Pour modéliser la vitesse du vent, cette distribution dépend essentiellement de deux paramètres que sont l'écart type μ de la variable aléatoire v et la valeur moyenne α. Cette distribution s'exprime selon l'équation ci-dessous :

$$\mathrm{f(v)} = \frac{v^{\mu-1}}{\alpha^{\mu}.\Gamma(\mu)} e^{\left[-\frac{v}{\alpha}\right]} \tag{6}$$

avec $(v;\mu,\alpha) > 0$. Γ représente la fonction gamma. Les paramètres μ,α sont obtenus par les relations suivantes :

$$\mu = \left(\frac{v_m}{\delta}\right)^2 \tag{7}$$

$$\alpha = \frac{\delta^2}{v_m} \tag{8}$$

avec v_m et δ représentant respectivement la vitesse moyenne et la variance.

5.3.Distribution Normale

La vitesse du vent représente la variable aléatoire de distribution, et la densité de la probabilité est donnée par l'équation suivante:

$$\mathrm{f(v)} = \frac{1}{\alpha\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{(v-\mu)^2}{2\alpha^2}\right]} \tag{9}$$

avec α l'écart type de la variable aléatoire v, et μ la valeur moyenne.

5.4.Distribution Log-normale

La variable aléatoire de distribution est la vitesse du vent et la densité de probabilité est donnée par la relation suivante:

$$\mathrm{f(v)} = \frac{1}{\alpha v\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{(\ln(v)-\mu)^2}{2\alpha^2}\right]} \qquad (10)$$

$\mu\ et\ \alpha$ sont respectivement l'espérance (la valeur moyenne) et l'écart type de la variable ln(v), avec v>0. Ces deux paramètres peuvent être déterminés par les relations ci-dessous:

$$\mu = \ln(v_m) - \frac{1}{2}\ln\left[1 + \frac{\delta}{v_m^2}\right] \qquad (11)$$

$$\alpha = \sqrt{\ln\left(1 + \left[\frac{\delta}{v_m}\right]^2\right)} \qquad (12)$$

avec v_m la vitesse moyenne et δ la variance.

5.5.Distribution Weibull

C'est l'une des distributions les plus utilisées pour modéliser la vitesse du vent. Elle dépend de deux paramètres. Le paramètre d'échelle c dont la variation donne une idée sur la vitesse moyenne du vent, et le paramètre de forme k qui permet de connaitre la forme et la nature de la distribution du vent. Ces deux paramètres caractérisent la distribution du vent au sens qualitatif et quantitatif. Les fonctions de densité de probabilité f(v) et de distribution F(v) sont données par les équations suivantes:

$$\mathrm{f(v)} = \frac{k}{c}\left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} . e\left[^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k}\right] \qquad (13)$$

$$\mathrm{F(v)} = 1 - e^{\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right]} \qquad (14)$$

Avec k (sans unité) le paramètre forme, c (m/s) le paramètre d'échelle et v la vitesse du vent (m/s). La distribution de Weibull est très pratique parce que ses paramètres sont faciles à déterminer.

5.5.1. Détermination des paramètres de Weibull

Pour modéliser la variation de la vitesse du vent, la plupart des outils de prévision utilisent la distribution de Weibull (RETScreen, WindPro, WasP, etc.). Plusieurs méthodes sont utilisées pour déterminer les paramètres de Weibull dont les plus connues sont les méthodes graphiques et empiriques [62, 63].

5.5.1.1. Méthode Graphique

La méthode graphique est réalisée via la fonction de distribution cumulative. Dans cette méthode de distribution, les données de vitesse du vent sont interpolées par une ligne droite, en utilisant la règle des moindres carrés. L'équation de cette méthode peut être représentée par une double transformation logarithmique [64] comme suit:

$$\ln(-\ln[1 - \mathrm{F(v)}]) = k.\ln(\mathrm{v}) - k.ln(c) \qquad (15)$$

F(v) représente la fonction de distribution cumulative, c le paramètre d'échelle et k le paramètre de forme. En posant x = ln(v) et y = ln (-ln [1-F(v)]), on obtient l'équation d'une droite affine : Y= aX + b avec $\mathrm{k} = a \; et \; c = \exp\left(-\frac{b}{a}\right)$.

5.5.1.2. Méthode Empirique

La méthode empirique est considérée comme un cas particulier de la « méthode du moment », où les paramètres de Weibull k et c sont donnés par les équations suivantes :

$$\mathrm{k} = \left(\frac{\sigma}{V_m}\right)^{-1.086} \qquad (16)$$

$$\mathrm{c} = \frac{V_m}{\left[\left(1+\frac{1}{k}\right)\right.} \qquad (17)$$

V_m est la vitesse moyenne du vent et σ l'écart type. ⌈ représente la fonction gamma donnée par la relation suivante :

$$⌈(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1}.e^{-t}.dt \qquad (18)$$

D'autres méthodes sont aussi utilisées pour déterminer les paramètres de Weibull [38], telles que la méthode d'énergie équivalente, la méthode du moment, la méthode du maximum de vraisemblance et la méthode du facteur d'irrégularité.

6. Les modèles de prédiction de l'énergie éolienne

Plusieurs méthodes de prédiction de l'énergie éolienne ou de la vitesse du vent ont été proposées dans la littérature [65]. Elles sont généralement classées en fonction de deux aspects principaux, à savoir l'horizon temporel de la prévision et la méthodologie utilisée. En ce qui concerne le premier aspect, une catégorisation a été établie selon une prévision à très court terme (quelques minutes à 1 heure), à moyen et long terme (d'une semaine à plus d'un an) [66]. Concernant l'aspect méthodologie, les travaux qui tentent de trouver un modèle de prévision précis pour l'énergie éolienne sont classées principalement en méthodes physiques utilisant une prévision numérique du temps basée sur des processus météorologiques, soit en méthodes statistiques traditionnelles dont la modélisation est basée sur les données de séries chronologiques ou bien en modèles par intelligence artificielle (RNA) ou apprentissage automatique [65, 67].

D'un point de vue modélisation statistique, la prévision de séries chronologiques est un problème courant dans de nombreux domaines de la science et de l'ingénierie, et où différentes approches peuvent être appliquées dans le contexte de la prévision de l'énergie éolienne. L'une de ces approches est la méthodologie Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (modèle ARFIMA) qui est une intégration automatique autorégressive pour l'ajustement d'une classe de modèles de séries chronologiques linéaires avec des dépendances à long terme. Cependant, la plupart de ces modèles supposent des conditions de linéarité et de

stationnarité dans la série chronologique, et ces restrictions ne sont pas toujours satisfaites avec les données relatives à l'énergie éolienne réelle [68, 69]. Les modèles statistiques, dans leur forme la plus pure, tentent de trouver les relations entre une multitude de variables, notamment les résultats de la prévision numérique du temps, et des données de puissance mesurées en ligne, qui utilisent généralement des techniques récursives. On utilise souvent des modèles à boîte noire tels que les moindres carrés récursifs avancés ou les modèles RNA. Les modèles statistiques les plus performants utilisent des modèles à fond gris, dans lesquels certaines connaissances des propriétés de l'énergie éolienne sont utilisées pour ajuster les modèles à un domaine spécifique. Certains modèles statistiques peuvent être exprimés analytiquement et peuvent être utilisés à n'importe quel stade de la modélisation. Il est également courant de trouver des méthodes hybrides basées sur des combinaisons de modèles physiques et statistiques, utilisant différentes stratégies [65], où le modèle statistique fonctionne comme un complément des modèles physiques utilisant les données générées par certaines prévisions météorologiques numériques. Ces dernières années, des techniques plus complexes du domaine de l'intelligence artificielle (IA) ont gagné en popularité. En particulier, dans la communauté d'apprentissage automatique, nous pouvons trouver des propositions utilisant différents modèles, tels que les machines à vecteurs de support (SVM : Support Vector Method) et les modèles RNA. En particulier, les modèles RNA ont montré de bonnes performances, dépassant les différentes autres techniques utilisées actuellement [70]. Néanmoins, la plupart de ces approches sont basées sur des séries chronologiques identifiées, sans prendre en compte les variables exogènes. Ainsi, la prise en compte de ces variables doit améliorer les performances des modèles [71, 72].

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) constituent une classe particulière de modèle RNA qui attire de plus en plus l'attention, car ils peuvent modéliser la dynamique temporelle d'une série de manière naturelle [73]. Le processus de construction des relations entre les variables d'entrée et de sortie est traité par des algorithmes d'apprentissage à usage général. Un RNN est un réseau de neurones qui fonctionne dans le temps. L'aspect non linéaire permet des tâches de modélisation et de prévision pour des séquences aux structures très complexes. Le

principal inconvénient de l'utilisation pratique des RNN est le temps long consacré au processus de modélisation et la grande quantité de données nécessaires au processus de formation ou d'apprentissage.

6.1.Méthodes physiques de prédiction éolienne

Ces modèles sont basés sur des descriptions physiques détaillées des emplacements géographiques des éoliennes. Lors de la modélisation des conditions atmosphériques à un endroit particulier (telles que la température, la pression atmosphérique, etc.), ainsi que de la topographie du terrain. Les données historiques ne sont pas explicitement nécessaires pour trouver les paramètres du modèle [65]. Par ailleurs, la mise au point d'une technique d'amélioration de la résolution spatiale de la vitesse du vent basée sur un système d'analyse microclimatique pour les terrains complexes ont été étudiés [74, 75]. Des auteurs [76] ont utilisé une approche physique, appliquant un filtre de Kalman pour améliorer la prévision produite par un modèle de prévision numérique du temps (NWP). D'autres [77] ont proposé de prédire la puissance éolienne sur la base de champs de flux préalablement calculés à l'aide de la modélisation de la dynamique des fluides. Il est également possible de trouver des systèmes de prévision légèrement plus anciens, issus par exemple de diverses agences ou organismes spécialistes de la météorologie.

6.2.Méthodes statistiques

Ces approches tirent parti de la structure de dépendance des données décrites par les fonctions auto-covariance pour les séries uni-variées et covariances croisées [66] pour les séries chronologiques multiples.

Un exemple de ces méthodes est une méthode hybride [78] qui utilise une technique basée sur la transformation en ondelettes pour décomposer la série d'origine. Ensuite, pour chaque sous-série résultante, la méthode des séries chronologiques améliorées est appliquée pour optimiser les étapes de modélisation de la méthode classique. Une autre proposition [79] conduit à construire un modèle Auto Regressive Integrated Moving Average Models (ARIMA) basée

sur une série de vitesses du vent. Ensuite, ils modélisent les résidus à l'aide d'un modèle appelé Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) qui utilise une variance conditionnelle non constante, modélisée par une relation de régression. Dans [80], un modèle à vecteur autorégressif (VAR) est proposé pour prévoir la température, le rayonnement solaire et la vitesse du vent sur des emplacements aux États-Unis. Récemment, une autre approche [81] compare la capacité prédictive d'un modèle ARIMA uni-varié pour la vitesse du vent à un modèle exogène autorégressif non linéaire en utilisant comme entrée la direction du vent, la température, la pression, le rayonnement solaire, l'humidité relative et la vitesse du vent. Les méthodes statistiques reposent principalement sur l'hypothèse d'une série de processus stochastiques sous-jacents généralement stationnaires, linéaires et homoscédastiques. Cependant, la plupart des séries chronologiques analysées ne respectent pas ces restrictions, car elles présentent des caractéristiques d'hétéroscédasticité et une longue durée de dépendances à terme [67, 68].

6.3.Méthode de persistance

Comme déjà mentionné dans la section 3.2.1, cette technique simple est basée sur l'hypothèse que la vitesse du vent ou l'énergie éolienne qui sera produit dans le futur est la même à l'instant t. C'est-à-dire que si P(t) est l'énergie éolienne mesurée à l'instant t, l'énergie à l'instant $t+\Delta t$ est donnée par $P(t+\Delta t) = P(t)$. Malgré sa simplicité, cette approche est parfois plus précise que d'autres modèles et est couramment utilisée comme référence, mais sa performance décroît rapidement à mesure que l'horizon de prévision augmente. Le modèle dit de persistance est l'une des méthodes les plus simples pour prédire le comportement futur d'une série temporelle. La persistance implique donc que les valeurs futures de la série temporelle sont calculées en partant du principe que les conditions restent inchangées entre l'heure « actuelle » t et l'heure « future » t+n. Pour une série temporelle stationnaire dont la moyenne et la variance ne changent pas, l'application directe du modèle de persistance est facile.

6.4. Méthode RNA de type Machine Learning (Réseaux de Neurones Profonds)

Cette modélisation RNA essaye de trouver des relations sous-jacentes et sans hypothèse structurelle reliant l'énergie éolienne à plusieurs variables météorologiques [82]. Des recherches dans ce domaine [83] présentent un réseau de neurones récurrent qui estime l'énergie éolienne. Un ensemble de réseaux de neurones à anticipation [84, 85] est utilisé pour faire des prédictions pour plusieurs années. Ces réseaux sont alimentés avec des données historiques de vitesse et de direction du vent ainsi que de la température. Le résultat final est une combinaison linéaire des sorties des réseaux. D'autres travaux [86], ont analysé quatre algorithmes d'optimisation permettant de créer un modèle NARX (Nonlinear Autoregressive Exogenous) dont les performances sont évaluées en utilisant la vitesse du vent comme variable d'entrée et la direction, la température ou l'humidité relative comme variable exogène. Les expériences ont permis de conclure que l'ajout seul de la direction du vent comme variable exogène permet d'obtenir de meilleurs résultats que de prendre en compte les autres variables exogènes. D'autres travaux utilisent la décomposition d'une série temporelle de vitesse du vent [86] à l'aide d'une technique appelée «décomposition de modèle empirique d'ensemble rapide» qui génère des fonctions de mode intrinsèque et ces fonctions sont ensuite modélisées. En outre, un modèle ARIMA [87] a été proposé pour transformer des séries de vitesse et de température de vent non stationnaires en séries stationnaires. Les séries transformées sont acheminées vers un réseau neuronal de base radiale pour la prévision de la vitesse du vent.

Il est à noter que l'ensemble de ces méthodes citées précédemment sont aussi appliquées dans le domaine de la prédiction d'énergie PV.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les différentes méthodes prédictives existantes dans le domaine des énergies renouvelables (éolien et PV). Parmi les défis techniques d'une forte

pénétration des énergies renouvelables dans le mix électrique, la prédiction tient une place stratégique sur les filières photovoltaïques et éoliennes pour permettre la mise sur le marché de la production et l'injection dans le réseau électrique. L'avènement des réseaux électriques intelligents augmente ce besoin. Les systèmes de prédictions éoliens et photovoltaïques constituent un domaine de recherche et de développement dynamique, avec de nouveaux modèles et découvertes émergeants. Ces méthodes de prédiction sont de plus en plus utilisées dans le fonctionnement des systèmes électriques au travers des systèmes de supervision. La présence d'énergies renouvelables variables injectées sur le réseau nécessite de plus en plus d'innovations pour permettre un bon fonctionnement du système, en particulier pour des micro-installations en zones urbaines.

L'objectif de cette thèse est d'élaborer un système de gestion intelligente et autonome à base d'un réseau de nœuds électroniques intelligents capables de mettre en œuvre des modèles prédictifs de la co-production électrique à partir d'installations photovoltaïques et éoliennes en zones urbaines. Ce système de gestion s'appuie sur des mesures réelles de paramètres physiques (température, humidité, etc.). A partir de mesures expérimentales, nous cherchons à démontrer qu'il est possible d'autogérer de manière optimale la production électrique réelle d'installations d'énergies renouvelables selon une approche combinée et superposée de modèles prédictifs prédéfinis. Les mesures expérimentales permettent l'optimisation de la géolocalisation des sites potentiels pouvant accueillir des micro-installations éoliennes ou PV. C'est l'objet des chapitres suivants.

CHAPITRE 2

MODELE STATISTIQUE DE PREDICTION DE LA PRODUCTION D'ENERGIE PV DANS LES CONDITIONS REELLES DE FONCTIONNEMENT.

1. Introduction

Les modules solaires photovoltaïques (PV) peuvent être installés de différentes façons sur les toitures, soit en surimposition, soit en intégration ou posés au sol. Les applications photovoltaïques comprennent les systèmes résidentiels, industriels et les centrales électriques à échelle industrielle, pour la production d'électricité avec revente totale de la production. Plus récemment, elles sont intégrées dans des systèmes qui permettent à la fois l'autoconsommation et la revente de l'excédent de la production.

Les caractéristiques des modules PV telles que la puissance produite et le rendement énergétique sont évalués par les fabricants dans des conditions standards (STC), et ces spécifications nominales sont mises à la disposition des clients. Dans les conditions réelles et lorsque le système PV est connecté au réseau, la production d'énergie dépend non seulement des conditions météorologiques, mais aussi des contraintes environnementales subies par les modules. Par exemple, ces contraintes sont l'effet des températures extrêmes en été et en hiver, les dilatations thermiques, les charges mécaniques dues par exemple à la neige ou les poussières, les facteurs dus à la perte de connexion, etc..

Le but de cette étude est de comparer les mesures et la prédiction de la production d'énergie des modules PV en fonction de l'emplacement et des conditions environnementales, principalement l'ensoleillement φ (W/m^2) et la température des modules. Pour cette étude, nous considérons les modules PV de la plate-forme GREEN de type polycristallins et amorphes de même puissance (1kWc).

Lors de la conception d'un système PV, il est nécessaire de prédire sa production énergétique annuelle en fonction des différents paramètres. Pour ce faire, nous proposons un modèle pour estimer la production en fonction de la température de fonctionnement du module dans les conditions environnementales locales, à savoir l'ensoleillement et la température ambiante.
Depuis les années 70, diverses études [88, 89, 90] ont été menées pour étudier uniquement l'effet de la température ambiante sur la prédiction énergétique. Une approche récente [91, 92] incorpore des mesures standards (STC) pour déterminer la production d'énergie en fonction de l'ensoleillement et de la température ambiante mais cette approche présente des faiblesses.
Dans le cadre de cette recherche, nous avons établi une nouvelle approche pour prédire la production énergétique en prenant en compte à la fois la température arrière ($T_{backside}$) des modules PV polycristallins et l'ensoleillement. Cette production énergétique annuelle, à partir de notre modèle, est comparée avec la production annuelle réelle enregistrée sur la plate-forme GREEN des modules PV fonctionnant dans les conditions réelles. Le modèle proposé est celui de Weibull, car il prend en compte les facteurs de vieillissement, d'usure, de fiabilité et est intégrable dans les systèmes embarqués.

Après cette introduction, le paragraphe 2 de ce chapitre, rappelle les principes de l'effet PV, la constitution d'une cellule et le schéma électronique associé. Les différents types de modules PV ont déjà été décrits au chapitre 1. Le paragraphe 3 montre l'effet de la température sur la puissance produite des modules PV. Le paragraphe 4 donne une comparaison de la puissance produite annuelle des PV selon les saisons. Le paragraphe 5 donne une comparaison de la puissance moyenne mensuelle des différentes technologies PV pour la période des années 2012-2016. Le paragraphe 6 étudie l'effet de la température et de l'ensoleillement des modules polycristallins sur la puissance produite. Les résultats obtenus montrent une bonne corrélation entre la prédiction et les mesures expérimentales. Nous avons observé une proportionnalité directe entre la puissance produite et la température de surface arrière des panneaux PV. Cette puissance produite est introduite dans le modèle de Weibull pour déterminer la production

d'énergie qui est comparée aux conditions réelles des données mesurées enregistrées. Cette partie est décrite au paragraphe 7. Le paragraphe 8 conclut ce chapitre.

2. L'effet photovoltaïque

C'est un mécanisme qui permet de convertir l'énergie lumineuse des rayons du soleil en électricité par le biais d'un matériau semi-conducteur. Ce matériau comporte des jonctions semi-conductrices, l'une dopée de type n présentant un excès d'électrons, et l'autre dopé de type p présentant un déficit en électrons. La figure 11 illustre le principe de l'effet photovoltaïque. Lorsque la première partie est mise en contact avec la seconde, les électrons en excès dans le matériau n se diffusent dans le matériau p. La zone initialement dopée n devient chargée positivement, et la zone initialement dopée p chargée négativement. Il se crée entre elles un champ électrique qui tend à repousser les électrons dans la zone n et les trous vers la zone p. Une jonction (p-n) se crée. En ajoutant des contacts métalliques sur les zones n et p, une diode est obtenue. Lorsque la jonction est éclairée, les photons d'énergie égale ou supérieure à la largeur de la bande interdite communiquent leur énergie aux atomes, chacun fait passer un électron de la bande de valence dans la bande de conduction et laisse aussi un trou capable de se mouvoir, engendrant ainsi une paire électron-trou. Si une charge est placée aux bornes de la cellule, les électrons de la zone n rejoignent les trous de la zone p via la connexion extérieure, donnant naissance à la circulation d'un courant électrique et une différence de potentiel (Figure 11)

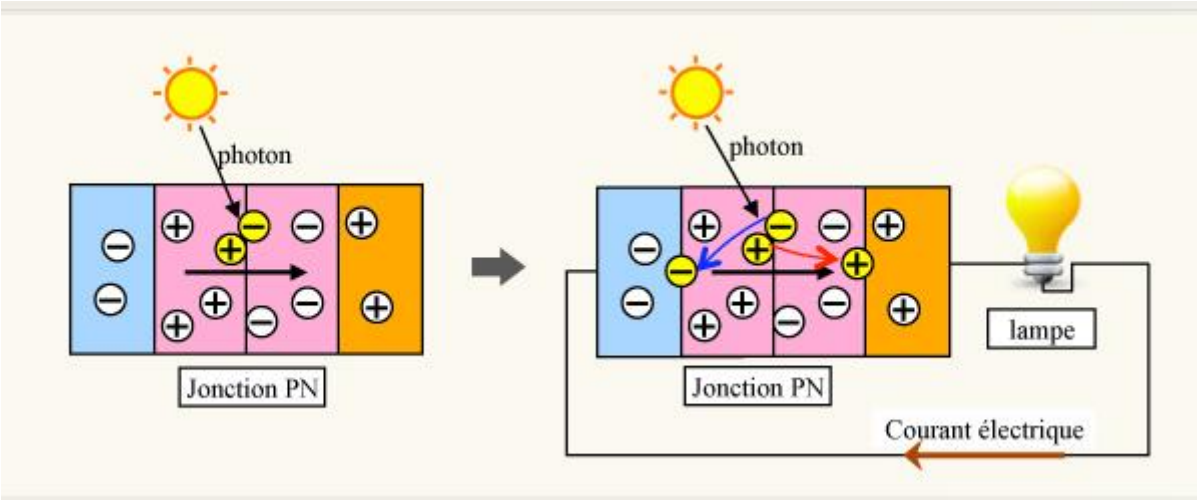


Figure 11. Effet photovoltaïque.

3. Modèle électrique simplifié d'une cellule photovoltaïque

On considère le modèle électrique d'une cellule photovoltaïque selon le schéma de la figure 12 avec des valeurs de résistances Rp ≈ 1MΩ et Rs faible < 1Ω.

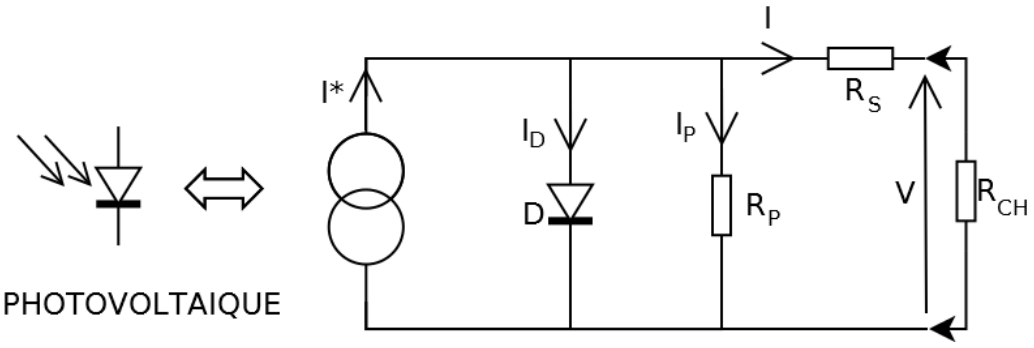


Figure 12. Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.

Dans la Figure 12, le courant d'obscurité I_D traverse la diode modélisant la jonction PN de la cellule PV. En parallèle, nous avons un générateur de courant I* qui correspond au flux

d'électrons généré par le flux de photons de la lumière solaire. En parallèle également à la diode, on trouve une résistance R_P correspondant aux pertes directes à travers la jonction. La résistance R_S (résistance série) correspondant aux pertes joules dans les conducteurs, tandis que la résistance R_{CH} représente la résistance de charge. Lorsqu'on éclaire la jonction PN, on observe l'apparition d'un courant inverse I lors d'une tension en sens direct V. Dans ce modèle électrique, le courant passant dans la résistance de charge R_{CH} est donné par la relation suivante:

$$I = I^* - I_D \tag{19}$$

Le générateur de courant est proportionnel à l'éclairement S^* (W/m²) arrivant sur la cellule. Soit a_1 le coefficient de proportionnalité.

On a : $$I^* = a_1 S^* \tag{20}$$

Le courant d'obscurité I_D est donné par la relation suivante :

$$I_D = a_2 exp[(a_3 V) - 1] \tag{21}$$

Où V est la tension à la borne de la cellule PV. Les paramètres a_1, a_2, a_3 sont fonction de la température T de la cellule et sont donnés par les équations ci-dessous:

$$a_1 = 2{,}5.10^{-7}T + 2.10^{-4} \ \ unité: (\frac{A}{Wm^2}) \tag{22}$$

$$a_2 = 4.10^{-6}T^4 \exp(-a_3) \ \ unité: Ampère\ (A) \tag{23}$$

$$a_3 = \frac{q}{KT} \ \ unité : (A/W) \tag{24}$$

avec K=1,38.10^{-23} (J/K) la constante de Boltzmann, q=1.6 10^{-19} (c), V=0.6V. Le calcul du courant photovoltaïque d'une cellule élémentaire s'obtient selon l'expression suivante:

$$I = a_1 S^* - a_2(\exp(a_3 V) - 1) \ \ (unité: A) \tag{25}$$

La puissance P est donnée par la relation suivante :

$$P = I.V\ (unité: Watt) \tag{26}$$

La détermination de la puissance maximum s'obtient en dérivant l'expression du courant par rapport à V, et en considérant que la dérivée est nulle. On obtient ainsi une expression donnant la tension V_m qui correspond au maximum de puissance possible selon l'expression suivante:

$$\exp(a_3 V_m)\,(1 + a_3) = 1 + \frac{a_1 S^*}{a_2} \tag{27}$$

La valeur de V_m (tension maximale) est obtenue en résolvant l'équation 27 par une méthode numérique. En considérant l'équation 27 dans l'équation 25 du courant I, on obtient l'expression du courant I_m correspondant à la puissance maximum P_m:

$$\exp(a_3 V_3) = \frac{(a_2 + a_1 S^*)}{a_2(1 + a_3 V_m)} \tag{28}$$

d'où

$$I_m = \left[\frac{a_3 V_m}{(1 + a_3 V_m)}\right][a_1 S^* + a_2] \tag{29}$$

Pour le PV, on a généralement $a_2 << a_1 S^*$ .On déduit l'expression de $P_m = I_m V_m$, en fonction des paramètres a_1, a_3 de T et V_m selon l'expression suivante:

$$P_m = \frac{a_1.a_3.S^*(V_m)^2}{(1 + a_3 V_m)} \tag{30}$$

La tension V varie en fonction de la température de l'ordre de -2mV/°K (propriété de la jonction PN d'une diode au silicium comme indiqué dans la Figure 13.

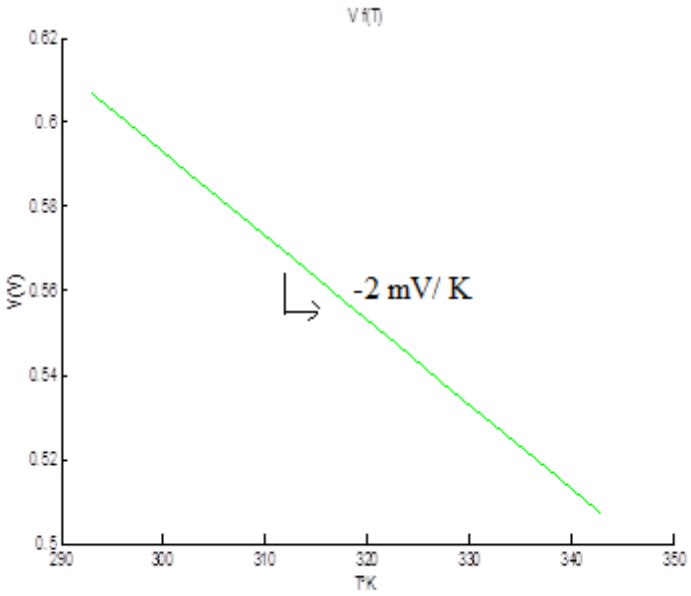


Figure 13. Variation de V en fonction de la température.

Le tableau 2 donne les valeurs des paramètres a_1 a_2 et a_3 de température d'une cellule élémentaire photovoltaïque avec sous un éclairement de 1000w/m².

Tableau 2. Valeurs des paramètres de température de cellule élémentaire PV polycristallin sous éclairement de 1000 W/m².

T(K)	a_3 (A/w)	a_2x10^{-9} (A)	a_1x10^{-3}(A/m²)	V (v)	I (A)
293	39.57	0.0002	0.2732	0.60	0.1366
298	38.91	0.0004	0.2745	0.59	0.1373
303	38.27	0.0008	0.2758	0.58	0.1378
308	37.64	0.0016	0.2770	0.57	0.1385
313	37.05	0.0031	0.2783	0.56	0.1391
318	36.46	0.0060	0.2795	0.55	0.1397
323	35.90	0.0112	0.2808	0.54	0.1403
328	35.35	0.0206	0.2820	0.53	0.1410

333	34.82	0.0372	0.2832	0.52	0.1416
338	34.30	0.0661	0.2845	0.51	0.1422
343	33.80	0.1156	0.2857	0.50	0.1427

Nous constatons que le paramètre a_1 augmente de manière proportionnelle par rapport à la température (voir Figure 14), alors que le paramètre a_3 décroit avec l'augmentation de la température (voir Figure 15). Pour le paramètre a_2, on obtient une variation quasi linéaire pour une température T≤300°K, et une augmentation exponentielle pour une température T>300°K (Figure 16).

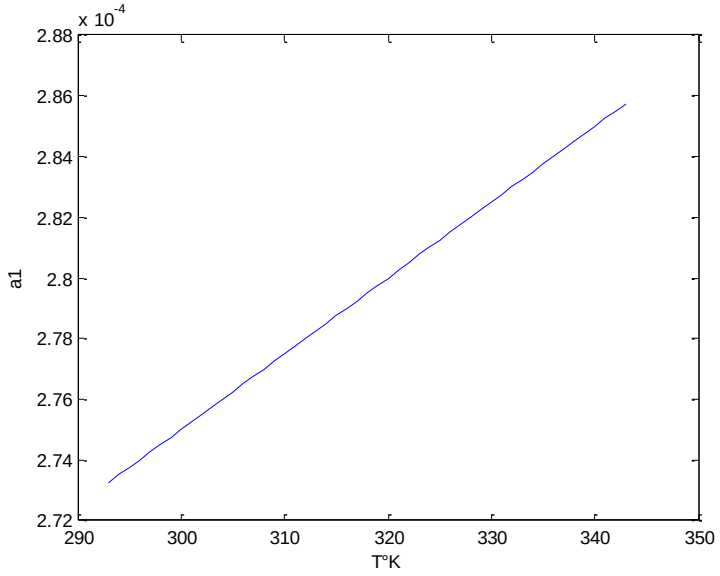


Figure **14**. Variation du paramètre a_1 en fonction de la température.

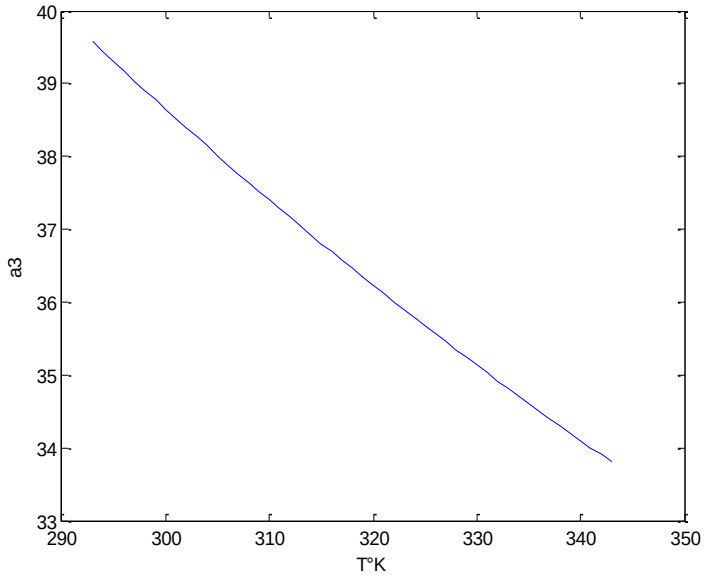


Figure 15. Variation du paramètre a_3 en fonction de la température.

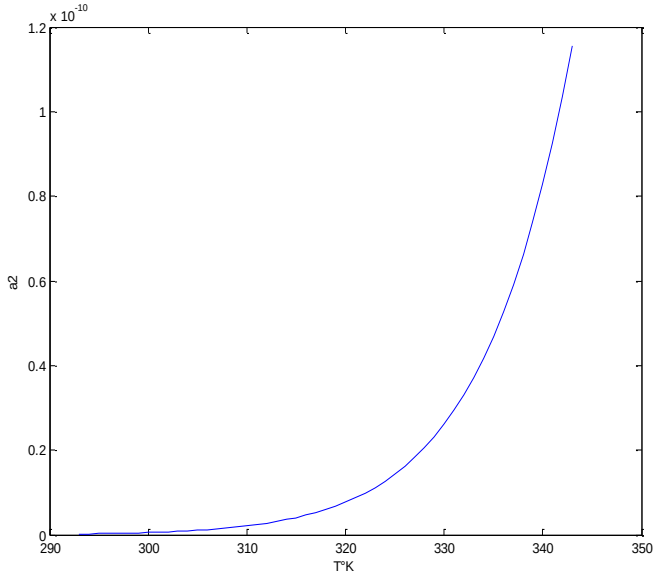


Figure 16. Variation du paramètre a_2 en fonction de la température.

Le tableau 3 donne les valeurs mesurées de température arrière, tension PV, courant maximal et la puissance maximale d'un module PV polycristallin sous un éclairement de 1000 W/m².

Tableau 3. Valeurs des paramètres mesurées d'un panneau photovoltaïque polycristallin sous un éclairement de 1000 W/m².

T(K)	V (v)	I_{mpp} (A)	P_{mpp} (W)
293	162.00	7.30	1182.5
298	158.92	7.34	1164.9
303	155.52	7.37	1147.0
308	152.32	7.41	1128.7
313	149.00	7.45	1110.2
318	146.00	7.48	1091.4
323	142.60	7.52	1072.3
328	138.76	7.56	1053.0
333	136.14	7.60	1033.4
338	132.82	7.63	1013.5
343	129.68	7.66	993.4

D'après le tableau 3, pour un éclairement constant et une température mesurée derrière le module photovoltaïque comprise entre 20°C et 70°C et le courant augmente alors que la tension diminue. Les Figures 17 et 18 montrent respectivement l'évolution du courant et de la puissance en fonction de la température et de l'ensoleillement d'un générateur photovoltaïque de 6 modules polycristallin de type SCHÜCO MPE 205 PS 05 dont chacun est composé de 54 cellules. Le but final est d'étudier théoriquement et expérimentalement la relation entre la variation de la température derrière du panneau PV et sa puissance fournie.

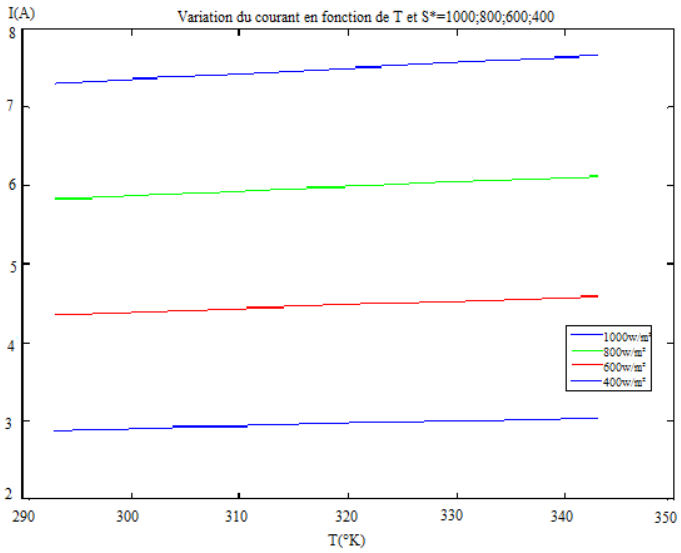


Figure 17. Variation du courant des 6 modules PV en fonction de la température arrière des PV et de l'ensoleillement.

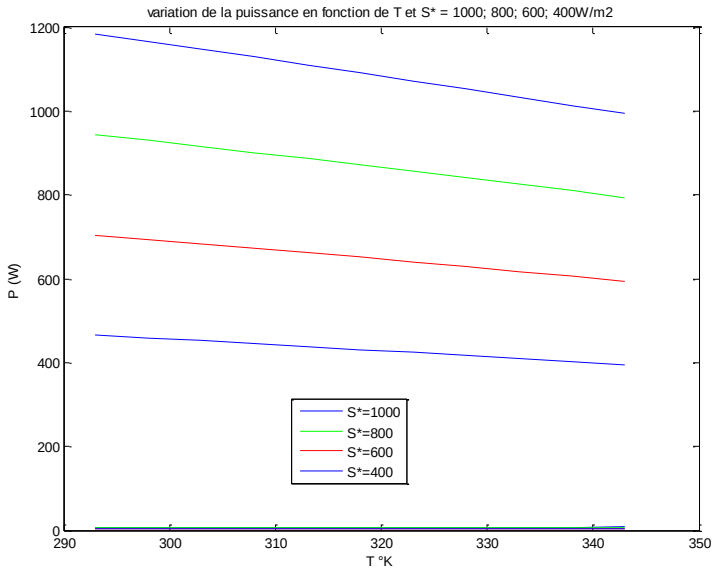


Figure 18. Puissance des 6 modules en fonction de la température arrière pour différents ensoleillements.

Ce modèle permet la reproduction des comportements d'une cellule PV dans les conditions réelles de fonctionnement avec l'ensemble des autres éléments constituant le système. Cependant, ce modèle est limité puisque statique et ne prend pas en compte de la modélisation dynamique de la cellule. Il faut noter qu'il est rare de trouver un modèle dynamique.

3.1.Caractéristique électrique d'une cellule photovoltaïque

Une cellule PV est un composant électronique de type « diode » qui laisse passer le courant électrique dans un sens (avec une chute de tension de l'ordre de 0,6 volt), et qui bloque son passage dans l'autre sens. Généralement, une cellule PV est caractérisée par la tension à circuit ouvert, le courant à court-circuit, le rendement et le facteur de forme. La détermination de ces paramètres permet la comparaison de différentes cellules dans des conditions similaires. La Figure 19 ci-dessous représente la caractéristique I=f(V) d'une cellule soumise à un éclairement constant. Cette fonction I=f(V) n'est pas linéaire. En effet, une cellule PV se comporte comme un générateur et produit donc un courant.

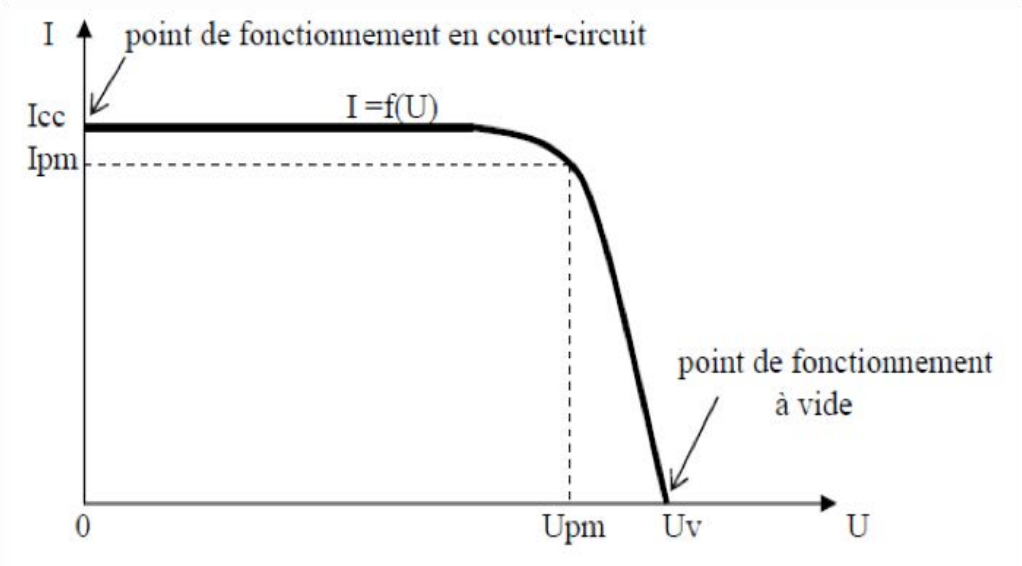


Figure 19. Caractéristiques du courant en fonction de la tension d'une cellule PV soumise à un éclairement.

3.1.1. Tension de circuit ouvert Uv (pour I=0)

Il s'agit de la tension aux bornes de la cellule lorsque celle-ci est en circuit ouvert, c'est-à-dire lorsque le pôle + et le pôle – sont isolés électriquement de tout autre circuit électrique (le courant la traversant est alors nul). La tension Uv est obtenue en branchant un voltmètre aux bornes de la cellule. Elle dépend des matériaux qui constituent la cellule et la jonction.

3.1.2. Courant de court-circuit Icc (pour V=0)

I_{cc} est directement lié à la surface et l'énergie rayonnante reçue par la cellule. La valeur de ce courant est obtenue en branchant un ampèremètre aux bornes de la cellule. I_{cc} correspond à la valeur du courant débité lorsque le module est court-circuité.

3.1.3. Puissance crête Pc

C'est la puissance électrique maximale que peut fournir le module photovoltaïque dans les conditions standards STC (température 25°C et un éclairement de 1000W/m²). La Figure 20 représente les caractéristiques P=f(V) d'une cellule photovoltaïque typique dans les conditions standards (STC).

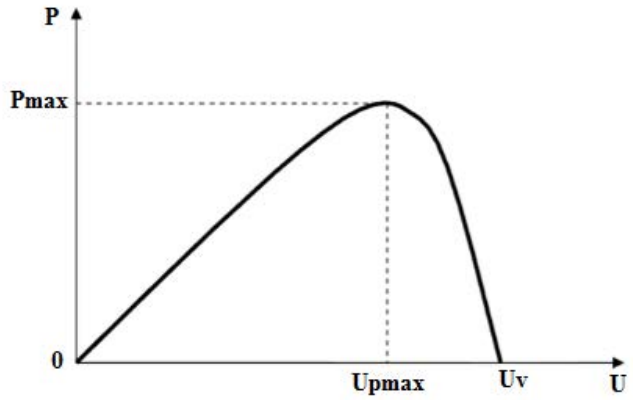


Figure 20. Caractéristiques de la puissance en fonction de la tension d'une cellule PV soumise à un éclairement.

La courbe passe par un maximum de puissance P_{max} correspondant à une tension U_{pmax} et un courant I_{pmax}. Le module est considéré comme un générateur de courant relatif à l'ensoleillement avec une résistance interne R. Le générateur fournit une puissance maximale, et ce point est appelé point de puissance maximale P_{max} caractérisé par I_{pmax} et V_{pmax}. Généralement la variation de la température et de l'ensoleillement a un impact sur les caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque. Ainsi, pour effectuer des optimisations de fonctionnement d'un générateur PV, ce dernier doit être soumis à plusieurs contraintes afin de comprendre son comportement.

4. Étude du système Photovoltaïque

4.1.Systèmes PV connectés au réseau

Les PV de la plate-forme GREEN forme un système PV connecté au réseau. Les modules polycristallins [93], de technologie SCHÜCO, sont connectés selon un schéma de câblage en série et montés sur la façade sud-sud-ouest du bâtiment de la plate-forme, avec une inclinaison à 60° et sous faible ventilation (voir photo de la Figure 21). Chaque module a une puissance crête de 205 Wc. L'ensemble PV correspond à une association série de 6 modules

permettant de disposer d'une puissance totale de 1.2kWc. Cet ensemble est connecté à un onduleur SCHÜCO SB 1100 qui peut fournir une puissance de 1.1 kW. Deux autres modules, respectivement monocristallin et polycristallin sont également installés (côté droit de la photo de la Figure 21), et sont destinés à des mesures en courant continu dans les mêmes conditions réelles expérimentales.

Figure 21. Réseau de 6 modules PV polycristallins de 1.2kWc.

Nous avons également, un ensemble de PV silicium amorphe de SOPREMA (Figure 22) monté en série est situé sur le toit du bâtiment de la plate-forme GREEN. Chaque module a une puissance de 136Wc, sous un angle d'inclinaison de 5°, et l'ensemble est connecté à un onduleur SCHÜCO 1500T. Cet ensemble de modules permet de disposer de la même puissance produite par l'ensemble des modules polycristallins.

Figure 22. Réseau de modules PV de silicium amorphe 1kWc.

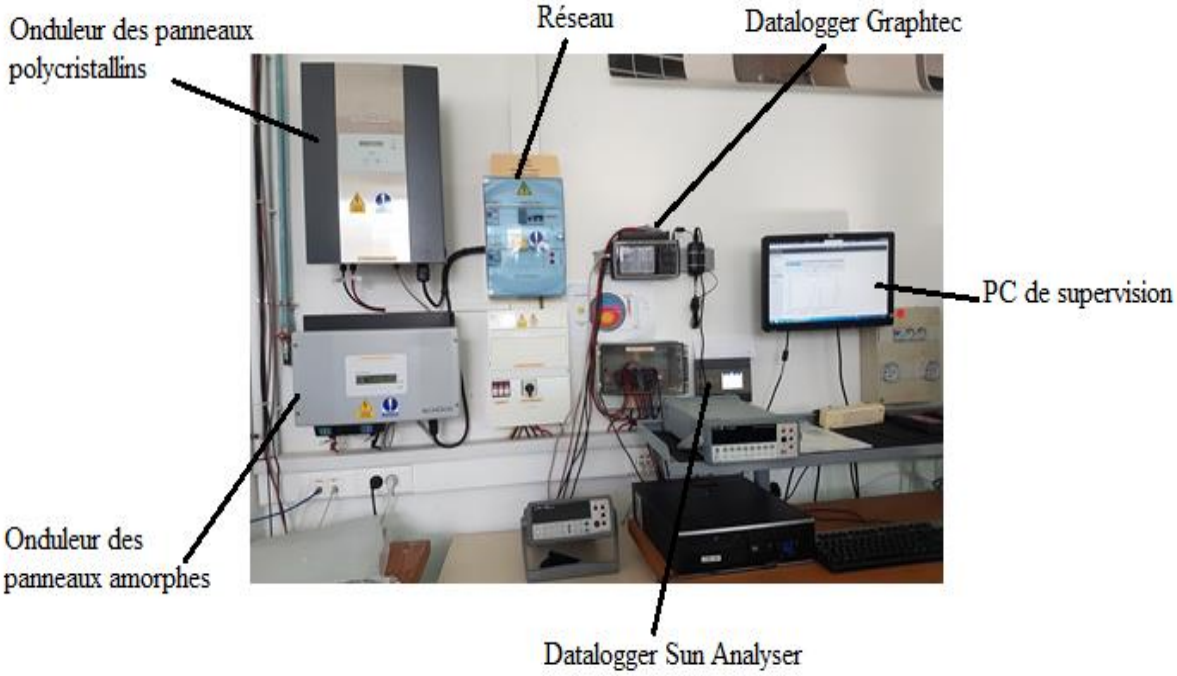


Figure 23. Photo de la connexion au réseau et de l'instrumentation de mesures des systèmes PV de la plate-forme GREEN.

Le schéma électrique complet de l'installation des systèmes PV disponibles (photo en Figure 23) est représenté sur la Figure 24. Les modules polycristallins et amorphes produisent du courant continu. Ce courant est transformé en courant alternatif par les onduleurs et est injecté dans le réseau. Un module « datalogger Sun Analyser » récupère les données du capteur d'ensoleillement et affiche en temps réel l'ensoleillement et l'énergie produite cumulée par les panneaux depuis leur installation. Un module « datalogger Graphtec » récupère les données des autres capteurs (température, humidité, etc.). Ces dataloggers sont reliés à un PC de supervision permettant l'affichage en temps réel, de l'ensoleillement et des puissances produites par les différents panneaux.

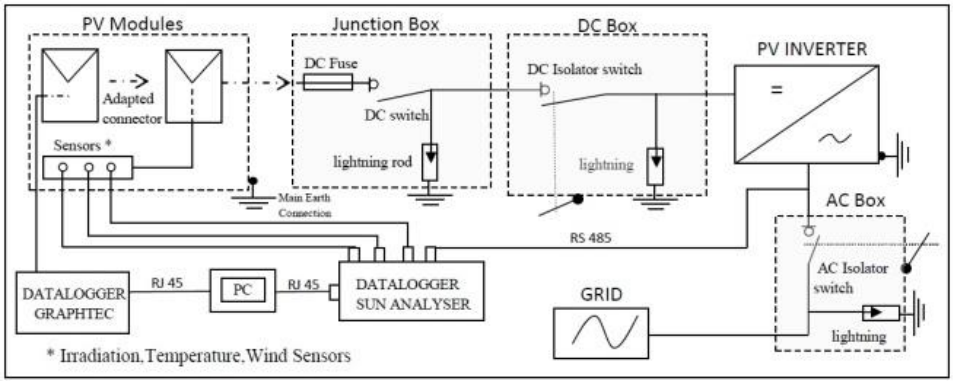


Figure 24. Schéma électrique de l'installation des systèmes PV du laboratoire GREEN.

4.2.Paramètres caractéristiques des modules PV

Les modules PV polycristallins sont de type SCHÜCO MPE 205 PS. Le tableau 4 indique les paramètres caractéristiques de ces modules PV. Ils sont connectés à un onduleur SMA dont les spécifications sont décrites dans le tableau 5. Les modules PV Si-amorphes (a-Si) sont de type PVL 136 UNI-SOLAR. Le tableau 6 donne les paramètres caractéristiques de ces modules. Le tableau 7 donne les caractéristiques de l'onduleur associé à ces modules PV.

Tableau 4. Caractéristiques des modules PV polycristallins SCHÜCO**.**

Module court-circuit aux conditions de référence (RF)	8.40 A
Tension de circuit ouvert du module en RF	32.80V
Température à RF	298K
Point de puissance maximale à RF	205Wc
Irradiance à RF	1000W/m²
Tension maximale du point de puissance RF	26.90V
Courant maximal du point de puissance RF	7.59 A
Coefficient de température Court-circuit	0.04%/°C
Coefficient de température Circuit ouvert	-0.38%/°C
Coefficient de température M Puissance	-0.4%/°C
Nombre de cellules dans le module	54
Surface d'un module	1.495x1.001mm²

Tableau 5. Paramètres de l'onduleur SMA.

Entrée DC	
Max DC Puissance d'entrée	1210 W
Max.DC voltage	400 V
Plage de tension PV, MPPT	139V – 320V
Courant max d'entré	10 A
Nombre de trackers MPP	1
Nombre maximal de string (parallèle), sortie (AC)	2
Sortie AC	
Puissance nominale de sortie AC	1000 W
Max.AC puissance produite	1100 W
Courant maximal	5.6 A
Tension alternative nominale	220-240 V
Fréquence du réseau alternatif (ajustement automatique)/plage Facteur de puissance (cos φ)	1
Connexion AC	1 Phase
Rendement	
Rendement maximale	93%
Euro.ETA	91.60%

Tableau 6. Paramètres des modules PV amorphes UNI-SOLAR.

Caractéristiques PV	
Courant de court-circuit du module	5.1 A
Tension circuit ouvert du module	46.20 V
Température	298 K
Irradiance	1000W/m²
Puissance maximale	136 W_p
Tension de pointe maximale	33 V
Courant maximal de puissance	4.1 A
Coefficient de température CC	0.1%/°C
Coefficient de température de la tension en circuit ouvert	-0.38%/°C
Coefficient de température de puissance maximale	-0.21%/°C
Nombre de cellules	44
Surface d'un module	5.486x1.001mm²

Tableau 7. Paramètres de l'onduleur SMA pour les modules PV amorphes.

Entrée DC	
Max DC Puissance d'entrée	1750 W
Max.DC voltage	600 V
Plage de tension PV, MPPT	125V – 510V
Courant max d'entré	14.3 A
Nombre de trackers MPP	1
Nombre maximal de string (parallèle), sortie (AC)	3
Sortie AC	
Puissance nominale de sortie AC	1650 W
Max.AC puissance produite	1650 W
Courant maximal	8 A
Tension alternative nominale	184-2540 V
Fréquence du réseau alternatif (ajustement automatique) / plage Facteur de puissance (cos φ)	1
Connexion AC	1 Phase
Rendement	
Rendement maximale	95.9%
Euro.ETA	95.30%

4.3.Instrument et mesure

La mesure de l'irradiance solaire est réalisée à l'aide de capteurs d'irradiance au silicium. Ce type de capteur est construit à partir d'une cellule solaire monocristalline connectée à un shunt. Ce capteur a été choisi en raison de sa réponse spectrale comparable aux modules PV standards. La plage du signal de sortie est comprise entre 0 à 1,4V et correspond à une irradiance de 0 à 1400 W/m² avec une incertitude de mesure de ± 5 W/m². En plus de la mesure de l'irradiance, la température et la vitesse du vent sont mesurées. Le capteur de température est posé à l'arrière d'un module PV. C'est une sonde de température PT 100 de classe A fournissant un signal de sortie compris entre 0 et 10V pour une plage de température comprise entre -40°C à 89°C avec une incertitude de mesure de ±2.5°C. La plage de mesure du capteur de vitesse du vent est de 0.9 à 40 m/s. D'autres capteurs de température (thermocouples de type J) sont placés derrière les modules PV et connectés à un enregistreur de données de type Graphtec GL 240. La plage de température d'un thermocouple de type J est comprise entre -100°C et 100°C avec une précision de mesure ± 1,7 °C. Le taux d'humidité est également relevée avec un capteur de type B-530 sur une plage allant de 0 à 100% et avec une précision relative de ± 5%.

5. Effet de la température sur la puissance produite des modules PV

Les performances des PV dépendent de la plage de température de fonctionnement [94, 95]. Plus précisément, l'ensoleillement temporel reçu, la température ambiante ainsi que la température du module sont des facteurs importants qui peuvent réduire l'efficacité et la production d'énergie. Généralement, les performances des modules photovoltaïques décrits dans les fiches techniques des fabricants sont obtenues dans des conditions standards de tests (STC), et ne permettent pas de prédire la production d'énergie dans des conditions réelles [96]. Dans cette étude, des modules PV de silicium amorphe et polycristallin ont été utilisés pour une production de puissance en fonction de la température et de l'irradiance durant une période de 6 années de 2011 à 2016. La Figure 25 donne la puissance produite du système PV

polycristallin fonctionnant à une température (température normale de fonctionnement) ambiante proche de 25 °C au cours de l'été.

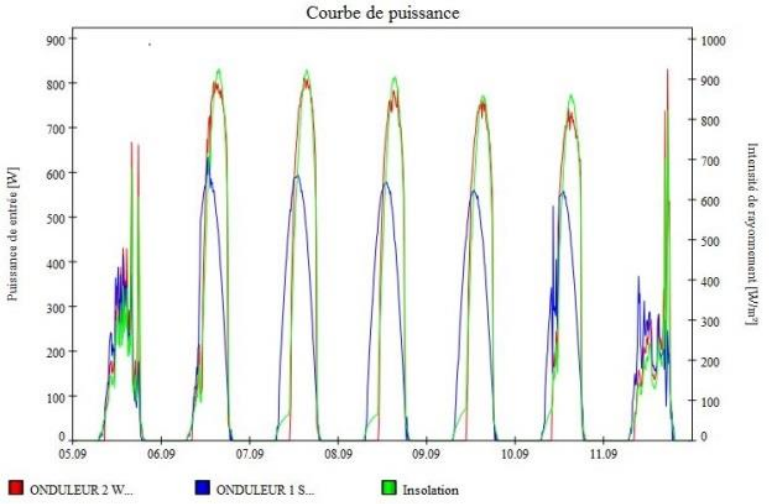


Figure 25. Puissance hebdomadaire produite et enregistrée du système PV polycristallin au cours d'une période estivale de fin d'été (début d'un mois de Septembre) de T° ambiante de 25°C.

La figure 26 donne la production du système PV pour des périodes de grandes températures (mesure au cours de la saison d'été). Comme l'indique la Figure 26, une baisse de la puissance produite pour les modules polycristallins par rapport aux deux premiers jours est observée et correspondant à des journées très ensoleillées et dont la température ambiante était de 35°C. La température des modules mesurée était de 75°C avec une ventilation faible de l'ordre de 1m/s. La courbe rouge de la Figure 26 représente la puissance produite des PV polycristallin, et celle en vert représente l'ensoleillement mesurée provenant d'un capteur installé dans les mêmes conditions que les modules PV polycristallins. Enfin, la courbe bleue représente la puissance fournie par les modules PV amorphes. Il est généralement rapporté par les fabricants que le silicium amorphe est l'un des rares matériaux de cellules solaires qui résiste à la diminution de la puissance produite due à l'augmentation de la température.

Cependant, expérimentalement nous observons également une chute de tension (voir la Figure 26) en conditions réelles d'utilisation pour une température des cellules proche de 40°C.

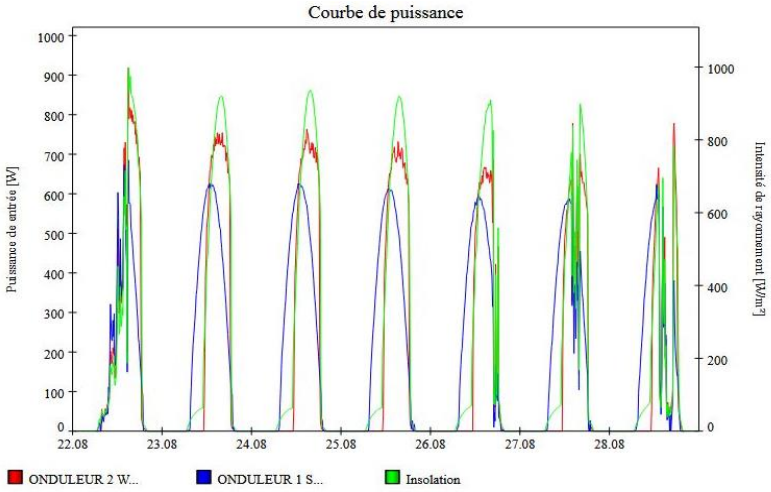


Figure 26. Puissance produite et mesurée des systèmes PV polycristallins et amorphes au cours d'une semaine d'été ensoleillée (période d'un mois d'Août).

La Figure 27 donne la puissance des modules Si-polycristallins au cours d'une semaine d'hiver ensoleillée. La température ambiante était proche de 0°C. On constate une puissance produite des modules polycristallins plus élevée en raison des conditions de refroidissement.

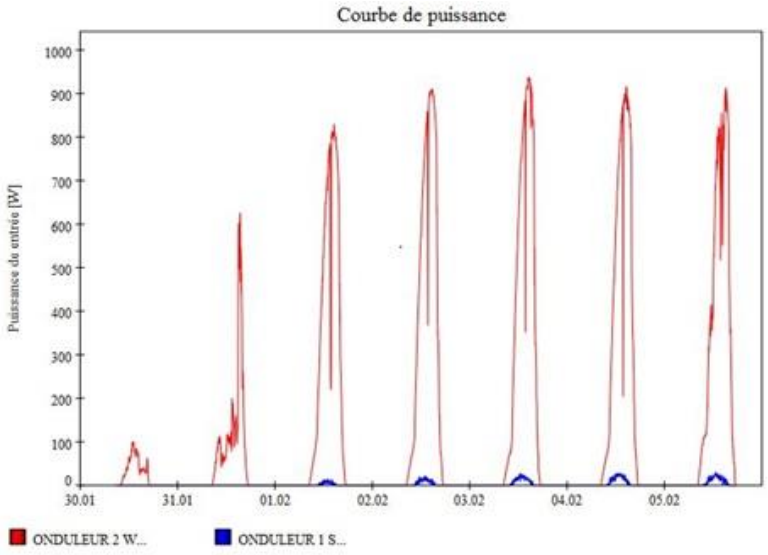


Figure 27. Puissance produite par les systèmes PV polycristallins et amorphes au cours d'une semaine d'hiver ensoleillée (période entre Janvier-Février).

Pour le cas des PV amorphes (installés en position horizontale au niveau du toit), la puissance produite au cours de la même période d'hiver est proche de zéro, en raison de neige recouvrant les panneaux. Ces résultats indiquent l'importance de prendre en compte toutes les conditions météorologiques pour la détermination de la puissance produite du module solaire qui ne peuvent pas être estimées uniquement à partir des performances en conditions STC [97, 98].

6. Comparaison mensuelle de la puissance produite

Les Figures 28 et 29 montrent respectivement la répartition mensuelle de la puissance produite par les PV polycristallins et amorphes au cours des années 2011-2016. La saisonnalité est apparente dans les performances des modules PV. Notre étude expérimentale montre que pour un emplacement de latitude 49° 05 'N et de longitude 6° 13' E, et avec une irradiance de 1080 kWh/m².an, les deux technologies ont une puissance produite mensuelle relativement similaire. Cette configuration d'installation sera prise en compte dans la

détermination finale du modèle de puissance des PV polycristallins où des estimations de valeurs moyennes temporelles de l'irradiance et de la température ambiante sont utilisées dans le modèle prédictif de la température de fonctionnement des modules PV polycristallins.

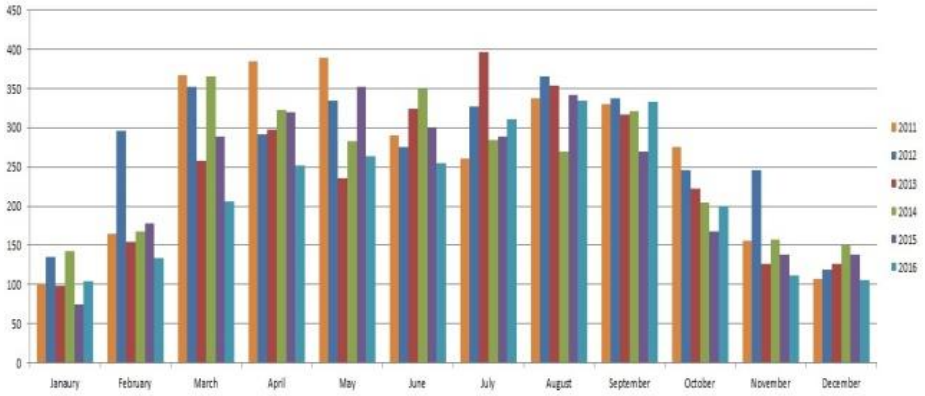


Figure 28. Puissance moyenne mensuelle des modules PV polycristallins pour les années 2011-2016.

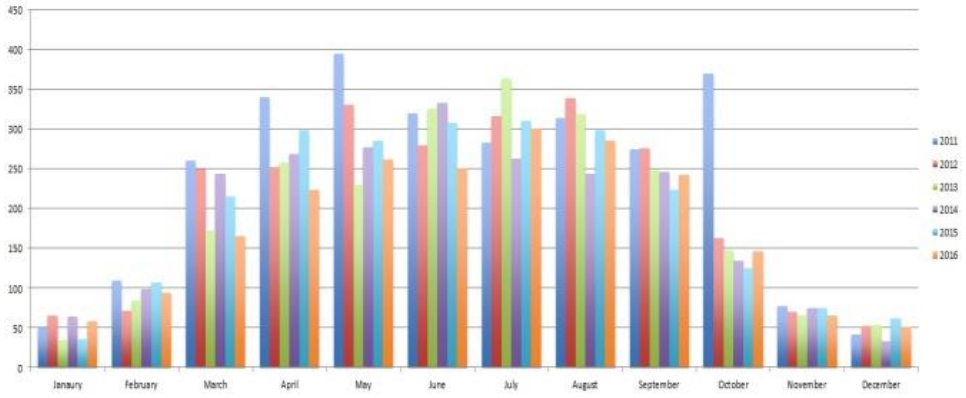


Figure 29. Puissance moyenne mensuelle des modules PV amorphes pour les années 2011-2016.

7. Modélisation de la température de fonctionnement du module

Lors de la conception d'un système photovoltaïque, il est nécessaire de prédire sa production d'énergie annuelle. Pour ce faire, un modèle est nécessaire pour estimer la température de

fonctionnement du module en fonction des conditions environnementales locales, ainsi que de l'irradiance et de la température ambiante.

7.1. Corrélation entre la surface arrière du module et les températures de fonctionnement

Diverses études ont déjà été menées pour étudier l'effet de la température ambiante ou de la température du module sur les performances d'un système PV [88, 89, 90]. Dans notre cas d'étude, nous utilisons la température de cellule opératoire (Tc) pour prédire la puissance produite des modules polycristallins. La température de fonctionnement est liée à la température ambiante (Ta) et à l'ensoleillement (φ) par la relation donnée par l'équation 31.

$$T_c = T_a + k\varphi \qquad (31)$$

Cette équation est valable dans le cas d'aucune charge électrique et sans vent, et où le paramètre dimensionnel k est le coefficient de Ross [99, 100, 101]. Dans cette approche en régime permanent [102], nous supposons que l'intensité de l'ensoleillement entrante affectant les performances des modules PV polycristallins est constante, en raison d'une fréquence de mesures temporelles courtes (toutes les 10 minutes). Les valeurs moyennes de l'irradiance mesurée sont données dans le tableau 8 pour chaque période de mesure.

Tableau 8. Mesures échantillonnées d'une courte durée (10mns) au cours d'une chaude journée d'été sans vent.

Temps (H)	Ensoleillement (W/m²)	Temp. module (°C)	Temp. ambient (°C)	Temp. Cell Estimée (°C)
06:00	0	15.46	12.00	15.64
06:30	7.55	15.85	12.80	16.68
07:00	22.23	16.93	13.20	17.39
07:30	36.20	18.80	14.50	19.12
08:00	47.56	20.16	15.50	20.46
08:30	59.5	21.55	16.50	21.81
09:00	70.76	22.80	18.10	23.83
09:30	101.50	25.45	18.70	25.05

10:00	88.50	25.80	20.00	26.30
10:30	100.85	27.25	20.70	27.32
11:00	168.50	30.40	21.90	29.87
11:30	250.15	33.20	22.20	31.64
12:00	397.00	43.10	22.70	34.78
12;30	149.95	40.40	23.00	30.80
13:00	477.33	40.60	23.60	37.21
13:30	732.75	53.20	24.00	42.14
14:00	835.37	60.33	24.30	44.28
14:30	881.05	60.95	24.30	45.08
15:00	922.87	62.16	24.40	45.92
15:30	901.75	52.70	25.00	46.24
16:00	704.13	57.76	26.00	43.92
16:30	935.50	61.30	25.70	47.63
17:00	907.53	60.70	25.20	46.57
17:30	512.00	52.70	25.50	39.99

Le coefficient de Ross k [103] est une relation linéaire avec différence de température entre la cellule et la surface arrière du module (ΔT) pour un niveau d'éclairement de 1000 W/m². Dans le cas de modules PV fabriqués une surface arrière thermiquement isolée, cette différence de température peut être supposée nulle. Une telle hypothèse a été confirmée par le laboratoire de recherche du fabricant SCHUCO en considérant une température uniforme dans toutes les couches du module en raison de l'épaisseur relativement faible de la cellule active, et de la faible capacité thermique du matériau cellulaire par rapport aux autres couches. La couche de protection du module PV est mince et présente une faible résistance thermique. Nous proposons une estimation empirique de la température du module photovoltaïque, en considérant la température de la cellule Tc [104] en fonction de la température ambiante (T_a) et de l'ensoleillement φ (W/m²) selon l'équation 32.

$$T_C = 30{,}006 + 0{,}0175(\varphi - 300) + 1{,}14(T_a - 20) \qquad (32)$$

Expérimentalement, nous avons corrélé la mesure de la température de la surface arrière du module PV et à celle de la température ambiante selon l'équation 32. Ceci est représenté

graphiquement sur la Figure 30 où nous obtenons un coefficient de corrélation élevé. Cette corrélation de la température des cellules PV avec la température de surface arrière du module($T_{backside}$) peut donc s'exprimer selon l'équation 33.

$$T_c = 30{,}006 + 0{,}0175(\varphi - 300) + 1{,}14(T_{backside} - 20) \qquad (33)$$

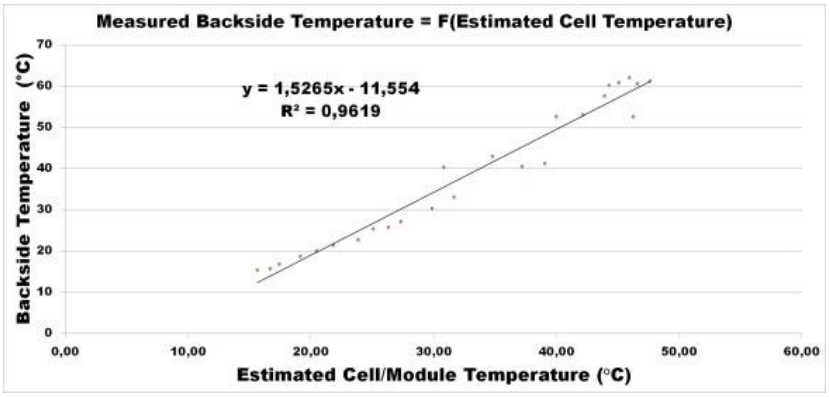


Figure 30. Corrélation entre la température estimée Tc et la température mesurée à la surface arrière ($T_{backside}$).

7.2. Vérification des corrélations entre la puissance PV et la température du module

Les corrélations de la température de la cellule PV (Tc), de la température de surface arrière ($T_{backside}$) et de l'irradiance solaire (φ) sont étudiées pour les modules polycristallins. Les valeurs moyennes quotidiennes et mensuelles de la température $T_{backside}$ ont été déterminées à partir de mesures effectuées depuis 2011. Les Figures 31 et 32 montrent respectivement les performances de la puissance produite mesurée du PV polycristallin et la température de surface arrière du module. Nous observons une forte corrélation sur la base de calcul du coefficient de détermination R^2 jugeant la bonne qualité de la régression linéaire des mesures pour les années 2013 et 2016.

Année 2013: $$P_{2013} = 9.7946T_a + 85.75 \;\; R^2 = 0.817 \quad (34)$$

Année 2016: $$P_{2016} = 8.8827T_a + 43.814 \;\; R^2 = 0.821 \quad (35)$$

R^2 est à peu près égal à 82% pour chaque année.

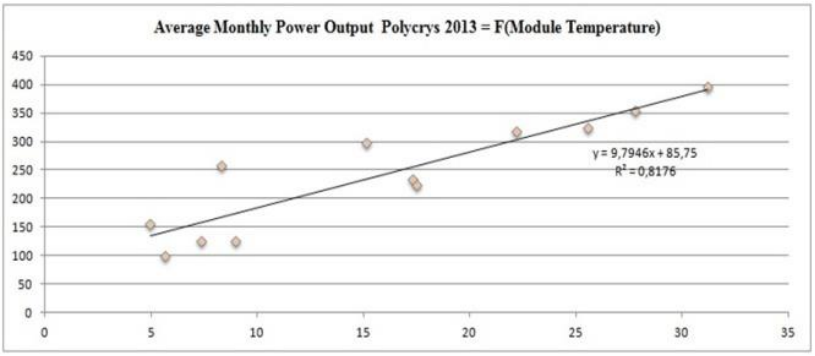


Figure 31. Puissance produite du PV polycristallin et température de la surface arrière (année 2013).

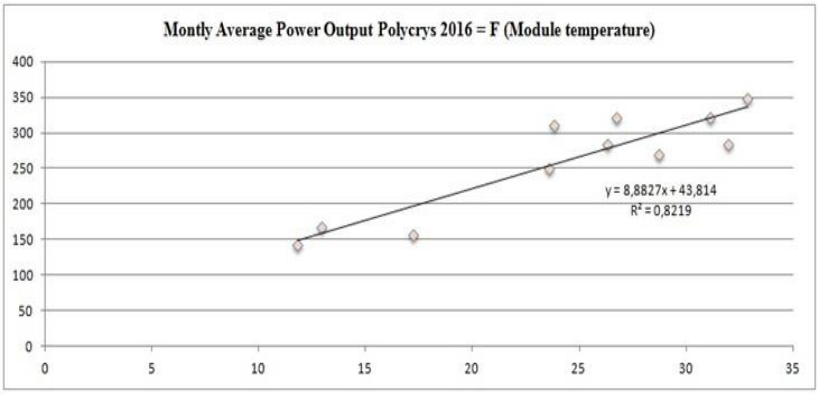


Figure 32. Puissance produite du PV polycristallin et température de la surface arrière (année 2016).

Il est à noter que la température des cellules est proche de celle des conditions STC. La température de surface arrière mesurée dans le tableau 8 est donnée par la relation suivante:

$$T_{backside} = 0.00457\varphi + 20.657 \;\; R^2 = 0.93 \quad (36)$$

La température estimée à partir de l'équation 33 est donnée par:

$$T_c = 0.0292\varphi + 21{,}389\ R^2 = 0.92 \quad (37)$$

Les valeurs élevées obtenues du coefficient de corrélation, laissent supposer une bonne prédiction du PV polycristallin.

7.3.Modèle comparatif et puissance produite expérimentale

Nous considérons un modèle empirique exprimant la production d'énergie photovoltaïque en fonction de l'irradiance φ, de la température ambiante T_a et de la surface nette (hors cadres des modules) du système PV (A) selon l'équation 38.

$$P_{output}(W) = A(0{,}128\varphi - 0{,}239.10^{-3}T_a) \quad (38)$$

Ce modèle peut également être adopté en substituant la température ambiante par la température arrière ($T_{backside}$) selon l'équation 39.

$$P_{output}(W)A(0{,}128\varphi - 0{,}239.10^{-3}T_{backside}) \quad (39)$$

Le tableau 9 donne la puissance produite mesurée des modules polycristallins pour l'année 2016.

Tableau 9. Comparaison de la puissance réelle et estimée.

Temps (H)	Temperature Back Surface (°C)	Puissance estimée (W)	Puissance mesurée (W)
06:00	15.46	0.00	0.00
06:30	15.85	9.66	0.00
07:00	16.93	28.45	0.00
07:30	18.80	46.33	0.00
08:00	20.16	60.87	0.00
08:30	21.55	76.15	0.00
09:00	22.80	90.57	100.00
09:30	25.45	129.91	105.21
10:00	25.80	113.27	110.48
10:30	27.25	129.08	149.43
11:00	30.40	215.67	197.73

11:30	33.20	320.18	211.22
12:00	37.10	508.15	530.04
12:30	40.40	191.93	250.00
13:00	40.60	610.97	650.39
13:30	53.20	937.91	803.70
14:00	60.33	1069.26	890.91
14:30	60.95	1127.73	915.38
15:00	62.16	1181.26	858.81
15:30	52.70	1154.23	920.22
16:00	57.76	901.27	860.58
16:30	61.30	1197.30	915.36
17:00	60.70	1161.62	816.80
17:30	52.70	655.35	410.17

La Figure 33 donne la représentation graphique de la puissance produite estimée en fonction de la puissance produite mesurée. L'équation de régression obtenue avec le coefficient de détermination R² correspondant est donnée par l'expression suivante:

$$P_{estimée} = 1.2161 P_{mesurée} + 5.2345 \; R^2 = 0.96 \qquad (40)$$

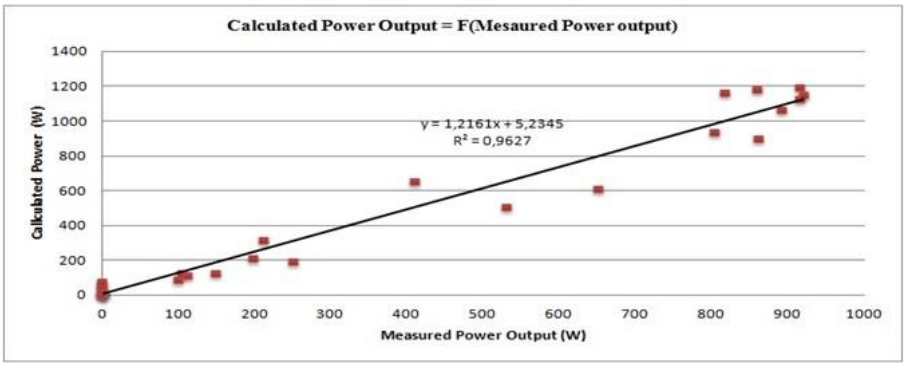


Figure 33. Corrélation de la puissance produite estimée et mesurée.

La valeur élevée du coefficient de corrélation confirme notre modèle de puissance produite exprimé par l'équation 39, où la température de fonctionnement du module est la température du module de surface arrière.

7.4.Discussion

Les valeurs STC indiquées par les fabricants pour les modules PV ne correspondent pas à celles observées dans les mesures en conditions réelles. Il est important d'étudier en détails la température du module d'un système PV fonctionnant dans des conditions réelles, et de déterminer la dépendance de l'énergie produite avec la température du module. Divers auteurs ont modélisé l'efficacité du module PV [105] en fonction de la température de fonctionnement. Nous avons examiné la puissance produite mensuelle en fonction de la température de surface arrière du PV. Le modèle que nous avons adopté suppose que la température de la surface arrière correspond à la température de la cellule et se limite à considérer que les paramètres de température ambiante et de rayonnement solaire. Contrairement à la littérature, notre modèle ne prend pas en compte la perte de chaleur et de la vitesse du vent. Les résultats obtenus avec notre modèle, montrent un coefficient de corrélation élevé entre la température de la cellule et la température de la surface arrière pour la puissance produite. En conséquence, nous pouvons considérer une proportionnalité directe entre la puissance produite et la température de la surface arrière du panneau.

8. Analyse du rayonnement solaire, probabilité et prédiction

Avant de dimensionner et d'installer un système de production d'énergie solaire, il est nécessaire de prévoir à la fois la demande et l'énergie solaire disponible, ainsi que leur variabilité respectives. Idéalement, les données requises pour prédire l'ensoleillement sur un site doivent être enregistrées préalablement sur plusieurs années de mesures. Ces données réelles étant rarement disponibles dans le cas général, des données statistiques doivent être estimées à partir des bases météorologiques disponibles très probablement à partir d'un atlas solaire ou d'une base de données. Ces données comportent une erreur systématique et une incertitude, ainsi qu'une variabilité climatique naturelle.

Notre approche consiste d'abord à exploiter des mesures expérimentales pour déterminer la production d'énergie en fonction de l'irradiance φ (W/m²), et à prédire ensuite la production

d'énergie par la probabilité d'occurrence de l'ensoleillement. Les ressources solaires photovoltaïques peuvent être modélisées de manière probabiliste où une fonction de densité de probabilité de la production solaire peut être estimée. Depuis de nombreuses années, la fonction de Weibull a largement été utilisée dans l'analyse de la vitesse du vent [106, 107, 108, 109] depuis de nombreuses années. En s'inspirant de ces travaux antérieurs, nous avons étendu les travaux de l'analyse du vent au système PV. Cette approche permet de comprendre la variabilité du rayonnement solaire de notre site sur une longue période. A partir de données mesurées et enregistrées durant les années 2011 à 2016 sur la plate-forme GREEN, nous avons calculé les moyennes quotidiennes puis mensuelles, et avons fait des calculs sur l'année 2013 pour prédire l'énergie annuelle. L'expression générale de la fonction de distribution de probabilité de Weibull (pdf) est donnée par l'équation 41 et dépend de trois paramètres que sont les paramètres de forme, d'échelle et de position.

$$F(T) = \frac{k}{\eta}\left(\frac{T-\gamma}{\eta}\right)^{k-1} . \exp\left(-\left(\left(\frac{T-\gamma}{\eta}\right)^{k}\right)\right) \quad (41)$$

et où:

$F(T) \geq 0$, $T \geq 0$ or k, $\gamma > 0$, $\eta > 0$,

$-\infty < \gamma < \infty$

Et:

• k est le paramètre de forme,

• η est le paramètre d'échelle,

• γ est le paramètre de position.

Il est fréquent qu'on fasse abstraction du paramètre de position et dans ce cas sa valeur peut être négligeable. L'équation pdf se réduit alors à celle de la distribution de Weibull à deux paramètres donnée par l'équation 42.

$$F(T) = \frac{k}{\eta}\left(\frac{T}{\eta}\right)^{k-1} . \exp\left(-\left(\frac{T}{\eta}\right)^{k}\right) \quad (42)$$

La Figure 34 montre la forme de la probabilité d'occurrence pour différentes valeurs de k proches de 2. Ces courbes donnent souvent un très bon ajustement aux données expérimentales avec la valeur correcte de k.

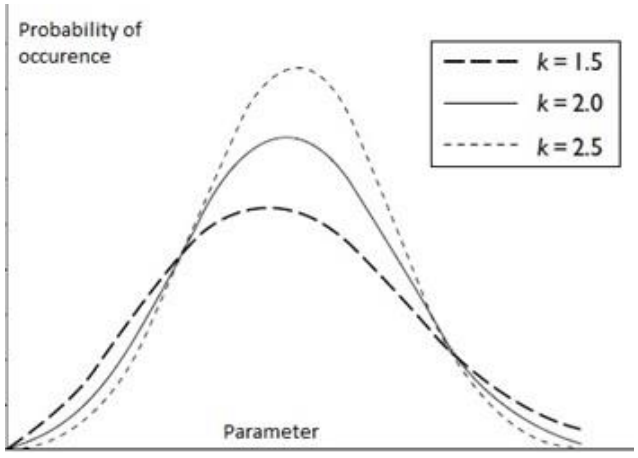


Figure 34. Courbes de probabilité d'occurrence pour des valeurs de k variables.

La fonction de densité de probabilité de Weibull est utilisée pour déterminer la distribution de l'irradiance de notre site sur une période mensuelle ou annuelle et est exprimée par l'équation 43.

$$F(\varphi) = \frac{df}{d\varphi} = \frac{k}{A}\left(\frac{\varphi}{A}\right)^{k-1} . \exp\left(-\left(\frac{\varphi}{A}\right)^{k}\right) \qquad (43)$$

• η = A = paramètre d'échelle de Weibull en (W/m²) correspond à l'irradiance moyenne.

• k est le paramètre de forme (sans unité).

• T = φ = irradiance (W/m²).

Pour la plate-forme GREEN, k est connu et est environ égal à 2. L'équation résultante est donnée par l'équation 44.

$$F(\varphi) = \frac{df}{d\varphi} = \frac{k}{A}\left(\frac{\varphi}{A}\right).\exp\left(-\left(\frac{\varphi}{A}\right)^2\right) \quad (44)$$

La Figure 35 montre le résultat expérimental de la distribution de densité de probabilité calculée à partir de la fonction de Weibull, pour le mois d'octobre 2013 et pour les modules polycristallins de la plate-forme GREEN. La forme de la courbe est similaire à celle de la Figure 34 pour un k = 2. L'aire sous la courbe est toujours égale à 1.

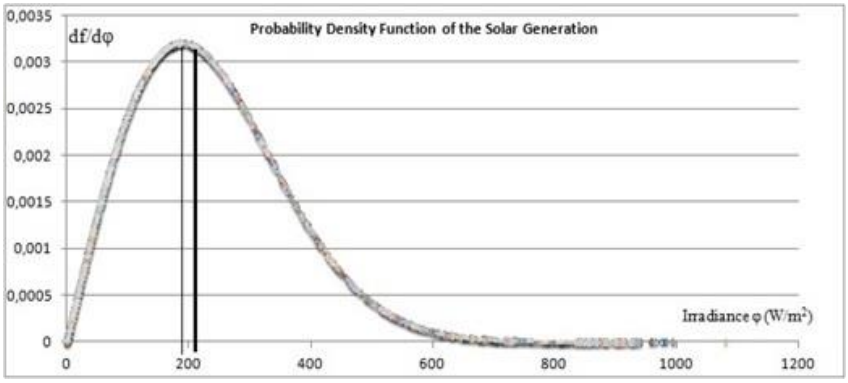


Figure 35. Courbe de Weibull de l'ensoleillement solaire pour le mois d'octobre 2013.

Sur la Figure 35, la ligne verticale de couleur noire montre que pour le mois d'Octobre de l'année 2013, la valeur 220 W/m² représentant la médiane de la distribution et correspond à l'ensoleillement le plus probable sur le site. La ligne de couleur grise indiquant 190W/m² correspond à l'ensoleillement la plus courante pour ce mois. Pour notre site, nous avons calculé la fonction de Weibull et déterminé l'ensoleillement mensuel pour l'année 2014. Pendant la saison estivale, l'ensoleillement se situe entre 300 et 700W/m², et entre 110 et 250 W/m² pour les autres saisons. Les données d'ensoleillement représentatives de Weibull sont ensuite utilisées pour estimer la production d'énergie.

8.1.Energie produite des modules PV polycristallins

La production d'énergie est estimée mensuellement sur les données d'ensoleillement représentatives de Weibull à partir de l'expression (45).

$$E_{Weibull}(kWh) = \sum_i^n P_{ioutput}(\frac{df}{d\varphi})_i . T_i \quad (45)$$

Ti est le nombre d'heures d'ensoleillement quotidien, n le nombre de jours du mois et $P_{ioutput}$ est la puissance produite exprimée par l'équation 39. Expérimentalement, l'ensoleillement est enregistré toutes les 10 minutes puis moyennée sur 1 heure. La quatrième colonne du tableau 10 donne un exemple de calcul de la fonction de Weibull calculée à partir de l'équation (45), et la dernière colonne est le produit de la fonction de Weibull par la puissance produite générée. La puissance produite est calculée en utilisant le modèle analytique décrit dans le paragraphe 6.3. Pour illustrer notre démarche, nous avons appliqué notre approche estimative sur les données de mesure obtenues au cours de l'année 2013. Il en résulte une estimation de la production d'énergie photovoltaïque ($E_{weibull}$ en kWh) dont les valeurs sont comparées à la production réelle (énergie mesurée) dans le tableau 11. D'après le tableau 11, on observe que les énergies mensuelles représentatives de Weibull sont proches de celles enregistrées compte tenu des incertitudes de mesures sur la plate-forme GREEN.

Tableau 10. Exemple de calcul de Weibull sur une journée.

Temps (H)	Ensoleillement (W/m²)	Puissance générée (W)	df/dφ	P.df/dφ
06:00	10.55	51.909722	0.0002598	0.01344209
07:00	28.60	60.083333	0.0006959	0.04181327
08:00	65.25	65.659722	0.0015220	0.09993456
09:00	127.55	72.722222	0.0025669	0.18667074
10:00	139.35	75.541666	0.0026979	0.20380417
11:00	167.80	82.222222	0.0029179	0.23991752
12:00	376.70	65.659722	0.0016187	0.10628926
13:00	617.50	44.054912	0.0001399	0.00919149
14:00	317.35	85.860251	0.0022624	0.14855311
15:00	786.15	61.884617	9.716E-06	0.00063797
16:00	682.45	65.659722	5.48E-05	0.00359907

17:00	139.15	89.244421	0.000269	0.17701052

Tableau 11. Energie calculée de Weibull et Energie enregistrée sur la plate-forme GREEN.

Année 2013		
Mois	**Energie Weibull (kWh)**	**Energie mesurée (kWh)**
Janvier	42.660	29.290
Février	38.173	38.240
Mars	104.101	117.540
Avril	124.112	112.090
Mai	120.789	113.870
Juin	121.862	124.290
Juillet	114.657	98.890
Août	118.385	102.460
Septembre	107.881	97.940
Octobre	79.872	53.630
Novembre	25.010	22.960
Décembre	12.926	09.230
Total(KWh)	1010.48	920.34

La Figure 36 représente l'histogramme des valeurs du tableau 11 où on visualise une similitude des valeurs entre l'énergie déduite du modèle de Weibull et celle mesurée dans les conditions réelles.

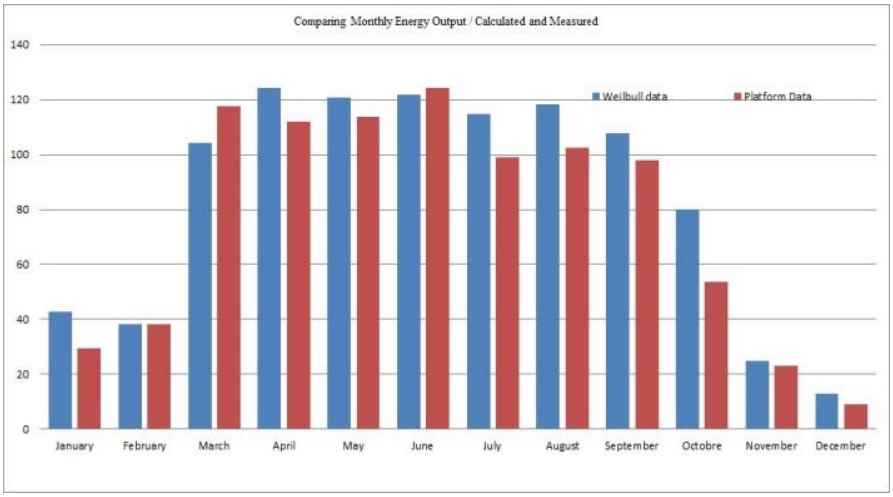


Figure 36. Comparaison de la production d'énergie mensuelle en 2013 entre les données de Weibull et les données mesurées.

8.1.1. Estimation de la production d'énergie des PV polycristallin

La puissance totale des modules polycristallins connectés au réseau de la plate-forme GREEN est de 1.2 kWc. L'équation globale pour estimer l'électricité produite d'un système photovoltaïque est donnée par l'équation 46.

$$E_{PV}(kWh) = H_i . P_0 . F_{dust} . F_{cool} . F_{mism} . F_{temp} . \eta \qquad (46)$$

où Hi est le rayonnement solaire moyen annuel sur les panneaux inclinés, P_0 est la puissance du système, et η est l'efficacité de l'onduleur.

Les systèmes photovoltaïques produisent de l'énergie proportionnellement à l'intensité du rayonnement solaire reçu. La production d'énergie peut donc varier considérablement selon le rayonnement de la journée. D'autres facteurs, comme la température extérieure influant sur la puissance produite, sont étudiés dans les paragraphes suivants. Bien que ces facteurs sont généralement ignorés par les fabricants, ils sont essentiels pour déterminer la production globale du système PV dans des conditions réelles.

8.1.2. Facteur de poussière F_{dust}

Les PV sont généralement installés à l'extérieur, la saleté et la poussière peuvent s'accumuler sur les surfaces empêchant une collecte efficiente des rayons du soleil et entrainant une baisse de la production. Bien que les panneaux photovoltaïques puissent être auto-nettoyés pendant la saison des pluies, il est plus réaliste d'estimer la réduction de la production d'énergie pendant l'été et donc de prendre en compte l'effet de la température et des poussières accumulées. Le facteur annuel dû à l'accumulation de poussière est égal à $F_{dust} = 0.93$.

8.1.3. Facteur de désassemblage de module et de câblage F_{mism}

La puissance produite de l'ensemble des PV reliés est toujours inférieure à la somme de la puissance produite des modules individuels. Cette différence est due à une petite incohérence dans les performances d'un module à l'autre et est appelée asymétrie. Elle cause généralement une perte de 2% de la puissance du système. Un facteur de réduction raisonnable pour ces pertes est $F_{mism} = 0.95$.

8.1.4. Facteur de température F_{temp}

La puissance produite du module diminue lorsque la température du module augmente. Pour les modules polycristallins, nous avons montré que le facteur de réduction de température est $F_{temp} = 0.80$.

8.1.5. Facteur de refroidissement F_{cool}

Lorsque les modules PV sont utilisés avec des systèmes de refroidissement, cette réfrigération peut entraîner une augmentation significative de l'efficacité des cellules solaires. Les différentes valeurs des conditions de refroidissement sont indiquées dans le tableau 12.

Tableau 12. Facteur de refroidissement.

Coefficient de refroidissement	F_{cool}
Pas de rafraichissement des modules	0.70
Faible rafraichissement des modules	0.75
Haute rafraichissement des modules	0.80

Pour le système PV installé au sein de la plate-forme GREEN, le facteur de refroidissement est égal à $F_{cool} = 0.75$.

8.1.6. Facteur d'orientation F_{orient}

Le tableau 13 indique le facteur d'orientation pour différentes inclinaisons et directions d'une installation PV. L'orientation de l'installation du système PV de la plate-forme GREEN est donnée dans le paragraphe 4. Son facteur d'orientation est $F_{orient} = 0.88$.

Tableau 13. Facteur d'orientation.

Orientation	Angle (°)			
	0°	30°	60°	90°
Est	0.93	0.90	0.78	0.55
Sud-Est	0.93	0.96	0.88	0.66
Sud	0.93	1.00	0.91	0.68
Sud-Ouest	0.93	0.96	0.88	0.66

8.1.7. Rendement de l'onduleur

Le rendement de l'onduleur est calculé à partir de l'équation 47.

$$\eta_{onduleur} = \frac{P_{AC}(W)}{P_{DC}(W)} x100 \quad (47)$$

P_{AC} est la puissance produite de l'onduleur. La courbe de rendement annuel de l'onduleur SCHÜCO de la plate-forme GREEN est calculée et illustrée sur la Figure 37 (de l'ordre de

93%). Cette valeur est en phase avec un climat à faible ensoleillement tel que nous l'avons en Europe occidentale.

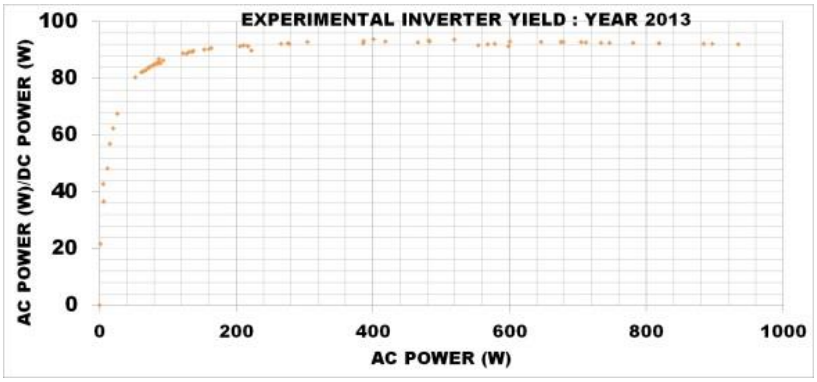


Figure 37. Détermination expérimentale du rendement de l'onduleur PV.

8.1.8. Energie produite

Le rayonnement solaire Hi pour la région de Metz est de 1080 kWh/m² par an. En substituant les divers facteurs affectant la production du système dans l'équation 46, nous obtenons une production d'énergie égale à 849.143 kWh pour l'année 2013. Le tableau 14 donne une comparaison en la production PV mesurée et celle mesurée.

Tableau 14. Comparaison des méthodes de production d'énergie photovoltaïque pour l'année 2013.

Méthodes	**kWh**
Modèle Weibull	1010.408
Données mesurées sur la Plate-forme GREEN	920.430
Données estimées sur la Plate-forme GREEN	849.143

Nous avons fait la même comparaison pour l'année 2016, dont les valeurs sont données dans le tableau 15 ci-dessous.

Tableau 15. Comparaison des méthodes de production d'énergie photovoltaïque pour l'année 2016.

Méthodes	kWh
Modèle Weibull	894.212
Données mesurées sur la Plate-forme GREEN	789.067
Données estimées sur la Plate-forme GREEN	849.143

9. Conclusion

Diverses études ont été menées pour étudier l'effet de l'orientation et de l'inclinaison sur la performance d'un système PV. L'un des paramètres le plus important pour améliorer l'efficacité du processus de conversion d'énergie photovoltaïque est la température de fonctionnement du module. La plupart des modèles PV montrent une tendance à l'augmentation ou à la diminution de l'efficacité solaire photovoltaïque due à l'intensité d'ensoleillement, et donc à la température du module PV.

Dans ce chapitre, nous avons considéré la température de la cellule comme la température de surface arrière du module. Ensuite, nous avons montré la proportionnalité existante entre la puissance produite et cette température. Les puissances mensuelles estimées sont comparées aux valeurs mesurées et présentent une faible variation. Nous notons qu'une basse température est idéale pour le fonctionnement du dispositif des PV, et que nous considérons constant lors de notre application de prédiction par la méthode de Weibull. Le modèle considéré permet de fournir une bonne prédiction en comparaison entre les énergies mesurées et estimées. Les comparaisons entre les énergies mensuelles estimées à partir de mesures temps réel, et les données calculées à partir de la modélisation de Weibull sont concordantes, montrant ainsi que la température n'affecte pas l'énergie produite dans une zone à climat tempéré (refroidissement naturel des panneaux). Le chapitre suivant permettra d'établir la relation réelle entre les trois paramètres que sont la Puissance (P), l'Ensoleillement (E), et la Température (T) grâce à une étude statistique rigoureuse à partir des données obtenues depuis la plate-forme GREEN sur une période de plusieurs années.

CHAPITRE 3

ETUDE STATISTIQUE POUR LA DETERMINATION DES PARAMETRES INFLUENTS D'UN SYSTEME PV.

1. Introduction

Une méthode de prévision de la production PV est nécessaire pour les gestionnaires de réseau et réduirait les coûts tout en permettant une plus grande intégration de l'énergie renouvelable variable dans le réseau. L'estimation précise de la puissance photovoltaïque (PV) repose sur les conditions climatiques. Une grande variation de la puissance est constatée en raison de plusieurs facteurs tels que le rayonnement solaire, la température, la vitesse du vent et l'humidité. Généralement, les caractéristiques nominales des PV, telles que la puissance produite ou le rendement énergétique des modules récents, sont évaluées par les fabricants dans des conditions standards (STC). Installés sur site, ces caractéristiques peuvent varier. En effet, on ne trouve pas de corrélation directe entre les données fournies par le fabricant et les données mesurées en condition réelle. Depuis la fin des années 70, l'équation explicite la plus simple pour la température de fonctionnement en régime permanent d'un module solaire, ainsi que les liens avec la température ambiante et le flux de rayonnement solaire incident, ont été étudiés [110]. Il est difficile d'évaluer efficacement l'impact de la variabilité de la production du PV [111, 112] sur la stabilité du réseau électrique sans une compréhension claire des facteurs qui influencent cette variabilité. Il est donc nécessaire d'identifier les différents facteurs pouvant intervenir pour la prévision de production où certains facteurs peuvent être interdépendants. De nombreuses études menées à ce jour ont montré que la température est le paramètre le plus influent dans la production photovoltaïque, bien que cette dernière dépende largement du rayonnement solaire [113, 114, 115]. Des études comparatives de différents modèles ont été utilisées pour prédire la température du module PV suivant un modèle mathématique [116] ou suivant des modèles empiriques [112,

117, 118]. Pour l'estimation de la température du module PV, d'autres modèles basés sur la physique de l'état solide du PV ou thermique de rayonnement et de convection [119, 120, 121] ont été proposées. Des résultats expérimentaux ont validé l'effet de la température sur le modèle électrique des PV dans des conditions réelles [122]. Au cours des dernières années, de nombreuses techniques statistiques [123, 124, 125, 126] ont également été proposées pour prédire la production d'énergie du système PV. D'autres études ont montré comment améliorer les intervalles de confiance des données PV de la variance de l'estimateur [127], ou réaliser une modélisation de la prévision solaire à travers un réseau de neurones artificiel comme une alternative aux approches conventionnelles [128, 129, 130]. En outre, une nouvelle contribution en terme d'algorithme de détection d'erreurs [131] a été proposée en utilisant une analyse statistique des données et des seuils théoriques mesurés en temps réel à long terme.

La régression entre les séries de données non stationnaires peut conduire à conclure sur l'existence d'une relation entre deux variables même s'il n'y a pas de relation linéaire significative entre elles. L'objectif de ce chapitre est de montrer que si les variables explicatives du PV sont non stationnaires, alors une étude de la première différence des données doit être menée. Un avantage d'une analyse de la première différence est qu'elle peut présenter des séries chronologiques non stationnaires permettant néanmoins d'exprimer l'équation d'un système PV en prenant en compte la temporalité relationnelle entre les variables explicatives du PV dans une zone modérée.

Nous avons comparé les mesures et la prédiction de la production d'énergie [132] dans des conditions extérieures réelles en fonction de l'emplacement et des conditions environnementales qui est principalement l'irradiance solaire φ (W/m^2). Un modèle statistique doit ensuite être appliqué sur les données collectées pour validation dans le site considéré à climat tempéré. Un modèle mathématique [133] utilisant des données satellitaires a également été proposé pour déterminer la performance du PV à l'échelle continentale.

Statistiquement, nous avons étudié une analyse de relation linéaire de séries de données temporelles et étudié principalement la variable dépendante de la production de puissance P

sur les variables explicatives telles que l'irradiance solaire E et la température T. Maintenant, nous déterminons le caractère stationnaire ou non de chaque série temporelle de l'irradiance solaire et de la température afin de justifier la méthode statistique à utiliser. Tester la stationnarité d'une série, c'est comprendre la fonction d'autocorrélation et sa signification statistique. Pour cela, Dickey Fuller (DF) a développé le test « Augmented Dickey Fuller » (ADF) [134,135] qui est un test de racine unitaire pour la stationnarité. Dans ces travaux, ce test ADF est utilisé pour déterminer la méthode d'estimation de la régression entre les variables du PV que sont P, E et T. Pour ce test, nous montrons que ces variables ne sont pas stationnaires et qu'une régression ordinaire des moindres carrés (MCO) n'est possible qu'au niveau de la première différence pour chaque variable incluant une constante dans la régression. Les premiers résultats de l'étude montrent que la température au premier niveau de différence et la constante ne sont pas très significatives car les coefficients des moindres carrés sont bien estimés. Puis, vient l'analyse des résidus. En effet, l'analyse des résidus est un outil de diagnostic puissant qui aide à évaluer si certaines des hypothèses sous-jacentes de la régression ne sont pas respectées. Idéalement, tous les résidus devraient être infimes et non structurés signifiant que l'analyse de régression permet de justifier la variation de la partie essentielle de la variable dépendante. Pour cette partie d'étude des résidus, nous appliquons d'abord le test de Goldfeld-Quandt (GQ) lorsque la variance hétéroscédastique est liée aux variables du modèle de régression, puis le test de Durbin Watson (DW) pour détecter l'autocorrélation dans les résidus. Dans la présente étude, le test GQ est bien vérifié mais le test DW est encore douteux et pas très concluant. Des valeurs aberrantes sont suspectées dans le modèle. Par conséquent, une procédure plus adaptée telle que la méthode Engle & Granger (EG) est utilisée pour déterminer un modèle le plus approprié. Dans ce chapitre, nous discutons et mettons en évidence l'équation de régression proposée avec les résidus et l'introduction à la méthode d'Engle & Granger (EG). Si le résidu est stationnaire, nous pouvons alors estimer un modèle à correction d'erreur (MCE) qui intègre les variables en variation et en niveau. Notre modèle est formulé sur la base de l'approche statistique du PV dans des conditions réelles qui est plus réaliste que les modèles d'approche régulière.

Ce chapitre est organisé comme suit. Le paragraphe 2 donne une introduction à la méthodologie expliquant le test stationnaire ADF et les tests Engle Granger pour la co-intégration. Le paragraphe 3, décrit la distribution de l'irradiance solaire pour cette zone particulière. L'objectif est de prédéterminer si une distribution de fréquence telle que la distribution de Weibull est possible. Le paragraphe 4, utilise des outils informels tels que les corrélogrammes et des Q-statistiques pour tester si les variables telles que l'irradiance solaire E, la puissance produite P et la température T sont ou non stationnaires. Le test Augmented Dickey Fuller (ADF) est appliqué à chaque variable et les résultats sont présentés et analysés sous forme de tableau dit tableau ADF. Si une série temporelle a une racine unitaire, alors les premières différences de ces séries chronologiques sont supposées devenir stationnaires. Ainsi, dans ce paragraphe, nous appliquons le test ADF à la première série de différences transformant des séries temporelles non stationnaires en des séries stationnaires. Nous proposons alors un modèle de régression d'équations aux différences probables. Le paragraphe 5, donne l'équation de régression des moindres carrées afin d'identifier les valeurs aberrantes avant d'analyser les résidus de la régression utilisée dans le test de Goldfeld-Quandt (GQ), puis le test statistique spécifique de Durbin Watson dit (DW-d).
Dans le paragraphe 6, nous appliquons le mécanisme de correction d'erreur EG qui concilie la causalité (variance) court terme à la causalité long terme. Une relation finale sans hétéroscédasticité est proposée. Ce chapitre se clôture par une conclusion et des perspectives.

2. Méthodologie

Considérons une variable dépendante Y et un certain nombre de variables explicatives telles que X'$_s$ (X_1, X_2, ..., X_k). X_k étant la $k^{ième}$ variable explicative. Ces variables (k+1) indiqueront l'$i^{ème}$ observation sur la variable explicative X_k. Afin de déterminer la relation linéaire entre les variables, par exemple $Y = a_0 + a_1X_1 + ... + a_jX_j + ... + a_kX_k$, la technique de régression linéaire des moindres carrés est utilisée. Cette technique fournit une estimation pour chaque coefficient de a, donnant une mesure de la qualité de l'ajustement linéaire du coefficient de

corrélation R, et fournit des intervalles de confiance pour les prédictions. L'interprétation de R dans un modèle de régression multiple est incertaine et cette technique ne peut être utilisée que lorsque les observations d'une variable explicative sont indépendantes les unes des autres. Cependant, dans cette étude, cette hypothèse d'indépendance n'est pas nécessairement vérifiée, en raison des séries temporelles car il existe une relation entre les séries y(t) et y(t-1), y(t-2) et ainsi de suite. Il peut donc y avoir un phénomène d'autocorrélation pour les variables X_k.

Dans ce contexte, il est alors nécessaire de vérifier si les séries sont stationnaires. Effectuer une régression entre des séries non stationnaires conduit à ce que l'on appelle des résultats parasites ou une régression pour la détermination du coefficient de détermination R^2 ainsi que pour les coefficients de régression [133]. Cela peut conduire à conclure à l'existence d'une relation entre deux variables, alors qu'en réalité il n'y a pas de relation linéaire entre elles. Les régressions impliquant des données de séries temporelles incluent la possibilité d'obtenir des résultats faux ou douteux [133] dans le sens où les résultats superficiels semblent être bons mais suspects en fait avec un examen plus approfondi. Si les variables sont non stationnaires, ce qui est le cas de cette étude, alors les premières différences (ordres à déterminer) doivent être étudiées. Si ces premières différences sont stationnaires, la technique de régression multiple est utilisée pour déterminer les relations linéaires entre ces premières différences. Un avantage de la transformation de la première différence est qu'elle peut rendre stationnaire une série temporelle non stationnaire.

Une combinaison linéaire de variables à un niveau non stationnaire peut devenir stationnaire, ce qui est donné par l'équation standard connue sous le nom de méthode d'Engel Granger (EG) [136,137]. La mise en évidence d'une telle relation devrait permettre d'améliorer l'estimation de la relation linéaire entre les variables en différence qui devrait aussi conduire à l'équation finale, d'abord en tenant compte des relations temporelles entre les variables, puis en introduisant des variables explicatives.

2.1.Test stationnaire de Dickey-Fuller

Le principe de DF [122] en test stationnaire est basé sur une « hypothèse nulle » (inexistence d'une racine unitaire dans un modèle autorégressif). Le test de racine unitaire est expliqué dans l'annexe A. Dickey-Fuller ont montré que sous l'hypothèse nulle, si $\pi=0$ alors la valeur t estimée du coefficient de X_{t-1} suit la statistique tau (τ). Cette statistique ou test tau est connu sous le nom de test DF qui calcule des valeurs de tau critiques et peut être obtenu sous forme de tableau. Le test DF est généralement estimé par trois modèles avec leurs équations correspondantes sous trois hypothèses nulles différentes. Cependant, nous devons considérer une seule équation de marche aléatoire pour le modèle, car les autres sont principalement utilisées par les économistes dans le domaine financier.

Modèle : X_t est une marche aléatoire, où il n'y a pas de composante constante ou de décalage et sans tendance :

$$X_t = \rho X_{t-1} + u_t \;\; \Delta X_t = \pi X_{t-1} + u_t \qquad (48)$$

Dans chaque cas, l'hypothèse nulle est donnée pour $\pi=0$. C'est-à-dire, qu'il y a une racine unitaire et que la série temporelle est non stationnaire. L'hypothèse alternative est que π est inférieur à zéro alors la série temporelle est stationnaire.

Dans ce chapitre, la notation suivante pour différentes hypothèses sera utilisée :

-Hypothèse H_0 : $\pi=0$ qui implique $\rho=1$, la série est non-stationnaire.

-Hypothèse H_1 : $\pi<0$ qui implique $\rho<1$ la série stationnaire.

Il est extrêmement important de noter que les valeurs critiques du test τ pour tester l'hypothèse que $\pi=0$ sont différentes pour chacune des trois caractéristiques précédentes du test DF. La procédure d'estimation de τ sera expliquée à partir de données expérimentales. Cependant, si la valeur absolue calculée de τ statistique est inférieure aux valeurs τ critiques de DF, l'hypothèse que $\pi=0$ est alors rejetée. Dans ce cas, la série temporelle est alors stationnaire. Si le τ calculé est inférieur à la valeur τ critique, l'hypothèse nulle n'est pas rejetée. Dans ce cas, la série temporelle est alors non stationnaire.

Lors du test DF, les erreurs issues de bruit blanc u_t ne sont pas corrélées. Dans le cas de l'hypothèse contraire, où les u_t sont corrélés, Dickey-Fuller ont développé un test, connu sous le nom de test Augmented Dickey-Fuller (ADF), qui est expliqué dans le paragraphe suivant.

2.2.Test stationnaire de Dickey-Fuller Augmenté

Pour résoudre les problèmes d'autocorrélation, on utilise le test Augmented Dickey-Fuller (ADF), qui est également un test de racine unitaire pour la stationnarité. Ce test est effectué en en considérant l'équation ci-dessus intégrant les valeurs décalées de la variable dépendante X_t :

Model (1)': $X_t = \rho X_{t-1} + \sum_{j=1}^{p} \Psi_j \Delta X_{t-j} + u_t$ soit $\Delta X_t = \pi X_{t-1} + \sum_{j=1}^{p} \Psi_j \Delta X_{t-j} + u_t$ (49)

Où $\Delta X_{t-1} = (X_{t-1} - X_{t-2}), \Delta X_{t-2} = (X_{t-2} - X_{t-3})$, etc.

Le nombre de termes différentiels à inclure est déterminé de manière empirique. L'objectif est d'inclure un nombre suffisant de termes pour que l'erreur ne soit pas corrélée en série. Dans l'ADF, il faut toujours tester si π=0 et si le test ADF suit la même distribution asymptotique que la statistique DF, dans ce cas, on peut donc utiliser les mêmes valeurs critiques.

2.3.Régression fallacieuse

Considérons un modèle de marche aléatoire donné par l'équation 50a:

$$Z_t = Z_{t-1} + v_t \ et \ X_t = X_{t-1} + u_t \quad (50a)$$

avec le même nombre d'observations générées à partir de v_t et u_t, et en supposant également que les valeurs initiales de Z et X sont nulles. Il est également supposé que u_t et v_t sont mutuellement non corrélés. Supposons que Z_t est régressé sur X_t, car les deux processus sont non corrélés, le R^2 de la régression de Z sur X devrait être proche de zéro. Par conséquent, il n'existe aucune relation entre les deux variables. Cependant, il peut

arriver que la valeur R^2 soit significative, sans qu'il y ait de relation linéaire entre les variables. C'est le phénomène de régression fallacieuse.

Pour éviter les problèmes de régression fallacieuse pouvant découler [138] de la régression d'une série temporelle non stationnaire sur une ou plusieurs séries temporelles non stationnaires, nous devons transformer les séries temporelles non stationnaires en séries stationnaires. Si une combinaison linéaire de variables non stationnaires est stationnaire, on dit que les variables sont cointégrées [138]. Leurs fluctuations sont concomitantes. Mais le modèle de régression n'est pas approprié pour mettre en évidence les relations linéaires entre les variables non stationnaires, d'autres procédures telles qu'Engle & Granger (EG) [139] doivent être utilisées. C'est l'objet du paragraphe suivant.

2.4.Test d'Engle Granger pour la cointégration

Une combinaison linéaire de variables non stationnaires peut être stationnaire. Les variables sont ensuite cointégrées et leurs variations sont liées. Mais le modèle de régression des moindres carrées n'est pas approprié pour mettre en évidence les relations linéaires entre les variables non stationnaires. Régresser une série non stationnaire sur une série non stationnaire n'a aucun sens puisque la non-stationnarité passe alors dans les résidus de la régression. Mais, régresser une série non stationnaire sur une autre série non stationnaire ne peut être une bonne idée que s'il existe une combinaison linéaire de ces deux séries qui est elle-même stationnaire. On dit alors que les séries sont cointégrées. EG ont mis en place des tests de cointégration en trois étapes. Il s'agit du problème de la régression fallacieuse, comme indiqué précédemment.

Première étape : il faut s'assurer que les premières différences des séries Z_t et X_t correspondantes sont des séries stationnaires.

Deuxième étape : soit v_t le résidu de la régression de Z_t par rapport à X_t donné comme suit:

$$Z_t = aX_t + b + y_t \quad (50b)$$

Si v_t est stationnaire, les séries Z_t et X_t sont cointégrées, et la relation est généralement appelée équilibre à long terme. En pratique, il n'est pas possible de faire un test stationnaire sur la série Z_t inconnue. Cependant, le test peut être appliqué aux séries suivantes :

$$\hat{v}_t = Z_t - \hat{a}X_t \quad (51)$$

où $\hat{a}$ et $\hat{b}$ sont déterminés en faisant régresser Z_t par rapport à X_t. Les valeurs critiques des tests DF et ADF sont ensuite modifiées.

Troisième étape : modèle de correction d'erreurs (ECM)

$$\Delta Z_t = \gamma \hat{v}_{t-1} + \beta \Delta X_{t-1} + \delta + \varepsilon_t \ \ et \ \Delta Z_t = \gamma\left(Z_{t-1} - \hat{a}X_{t-1} - \hat{b}\right) + \beta \Delta X_{t-1} + \delta + \varepsilon_t \ (52)$$

Les trois variables de cette équation ΔZ_t, $\hat{v}_{t-1}$ et ΔX_{t-1} sont stationnaires, et toutes les estimations de cette équation sont données par la méthode des moindres carrés. Si γ est une valeur négative, v_{t-1} est flexible. Ainsi, lorsque v_{t-1} est une valeur positive, la valeur de Z_t a une valeur supérieure à celle à laquelle il convient de donner la relation à long terme : $Z_{t-1} > aX_{t-1}+b$. Comme γ a une valeur négative, l'effet v_{t-1} sur ΔZ_t donne une valeur négative et donc $Z_t < Z_{t-1}$ tend à équilibrer la relation à long terme.

3. Test de distribution de fréquence de rayonnement solaire

Pour ce qui est le cas de notre modélisation, huit années de données sur l'irradiance solaire ont été enregistrées sur la plate-forme GREEN. En raison de similitudes entre les données, seules celles d'une année sont utilisées pour cette étude statistique. Si on utilisait l'ensemble des données échantillonnées toutes les 10 minutes sur 8 années, alors un temps de traitement considérable est nécessaire.

Ces données d'irradiance à long terme servent à calculer la fonction de densité de probabilité de fonction pour différentes heures pour un jour type du mois. La distribution

de fréquence de l'ensoleillement solaire de la série d'étude est présentée sous forme d'histogramme (voir Figure 38). L'histogramme divise la plage de la série (la distance entre les valeurs maximale et minimale) en un certain nombre d'intervalles, et affiche le nombre d'observations qui surviennent dans chaque intervalle. L'examen visuel ne semble pas identifier de forme fonctionnelle appropriée d'une courbe de distribution de Weibull pouvant se superposer au motif de l'histogramme. En effet, cet histogramme ne présente pas une distribution normale. Nous procédons donc à un test statistique comme indiqué dans le tableau 16.

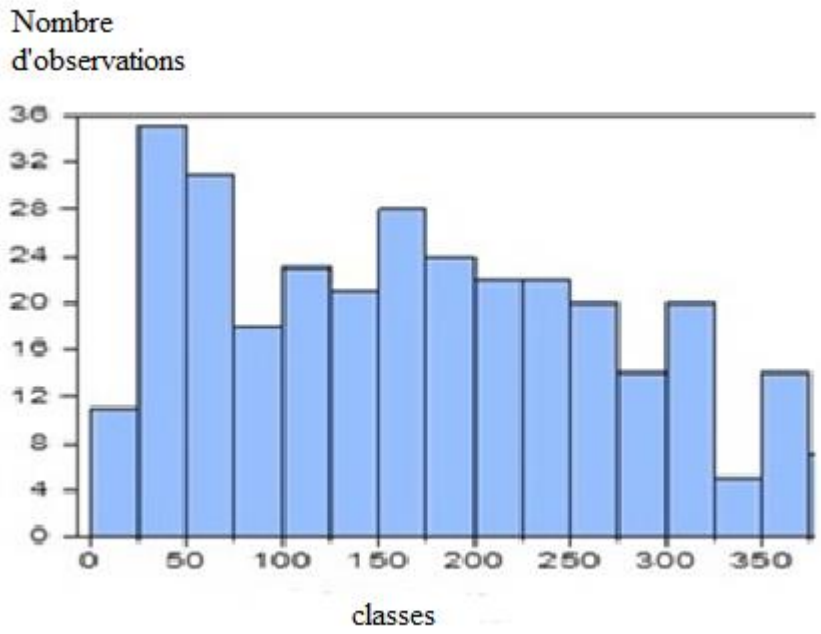


Figure 38. Histogramme du rayonnement solaire.

Le cadre de test des hypothèses statistiques est le suivant : l'hypothèse nulle H_0 est la distribution de Weibull, tandis que H_1 est la non distribution de Weibull. Le test statistique est basé sur le rapport de vraisemblance qui donne le nombre de récurrence où les données sont plus susceptibles d'être utilisées dans un modèle que dans l'autre.

Tableau 16. Test de distribution empirique du rayonnement solaire.

Hypothesis Weibull – Sample : 363 – Observation : 363			
Method	Value	Adj.Value	Probability
Cramer-von Mises	0.159053	0.160722	(0.01 , 0.025)
Watson	0.157972	0.159630	(0.01 , 0.025)
Anderson-Darling	1.250903	1.264034	< 0.01

Ce rapport de vraisemblance est ensuite utilisé pour déterminer la probabilité nommée *p*-valeur, ou comparé à une valeur critique pour décider de rejeter ou non l'hypothèse nulle. La *p*-valeur étant inférieure au niveau de signification requis, l'hypothèse nulle est rejetée au niveau d'importance indiqué. Mais en même temps, la valeur de z-statistique est très grande comparée aux valeurs critiques du test. Par conséquent, l'hypothèse nulle d'une distribution de Weibull ne peut être retenue et semble très improbable.

Tableau 17. Tableau de vraisemblance.

Parameter	Value	Std.Error	z-statistic
M	0.000000	-	NA
S	234.2153	8.624198	27.15477
A	1.500020	0.062977	23.81856
Log likelihood	-2267.794	Mean dependent var	211.5373
No.of coefficients	2	S.D dependent var	141.4750

4. De la reconnaissance du motif à l'hypothèse stationnaire

Les Figure 39 et 40 représentent chacune plus de 363 observations de l'évolution du rayonnement solaire (E) et de la puissance (P) pour démontrer l'application du test ADF sur les variables (E, P). Avant de passer au modèle ADF, nous représentons le graphique de la série d'études afin de procéder à un examen visuel de toute tendance pouvant être importante pour notre hypothèse future. Dans les paragraphes suivants, nous vérifions probablement si les séries sont stationnaires.

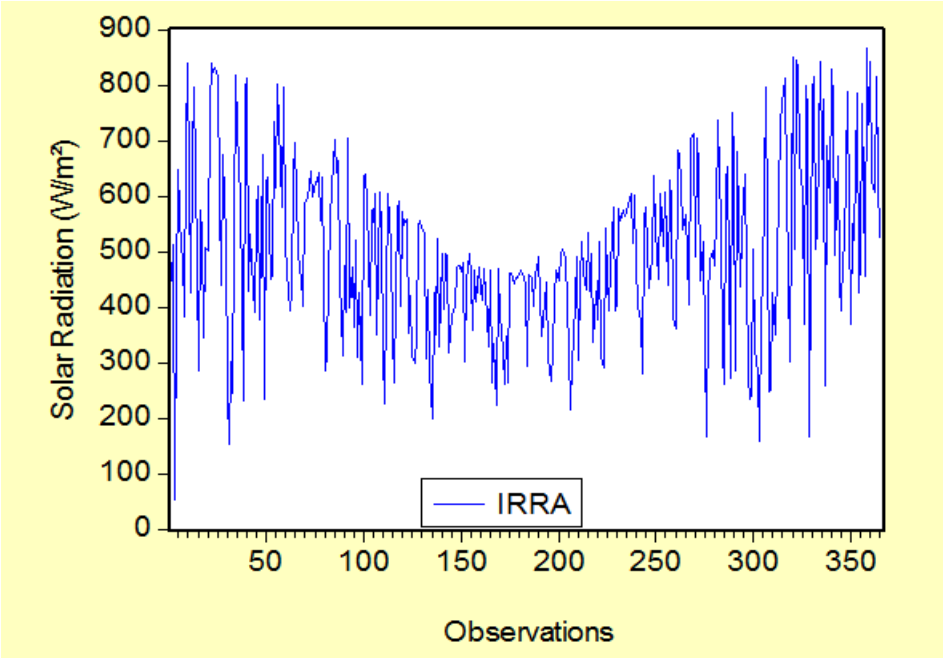


Figure 39. Evolution de l'irradiance sur l'année.

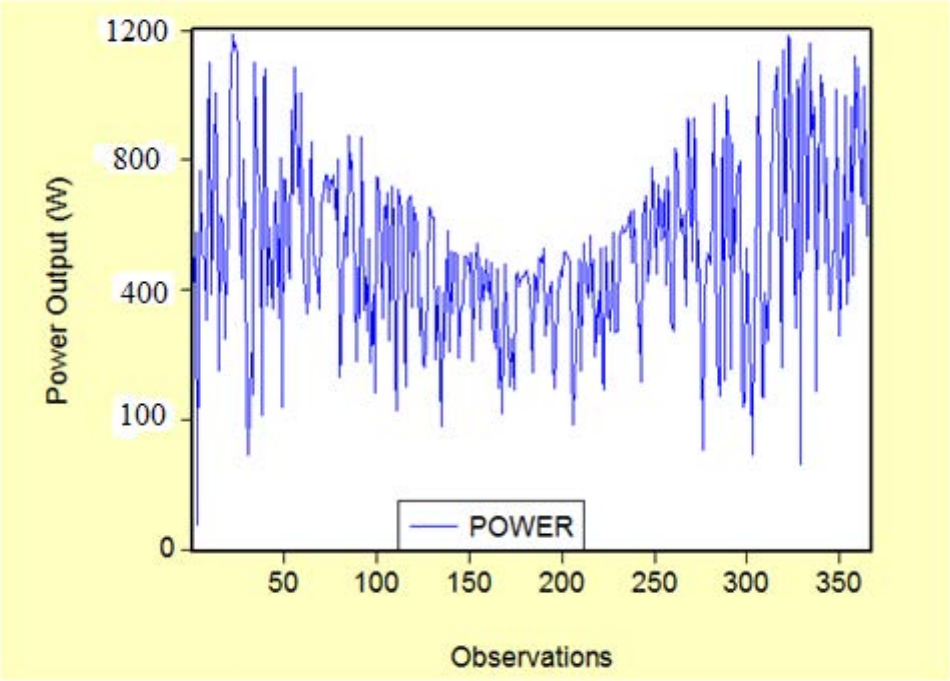


Figure 40. Evolution de la puissance sur l'année.

4.1.Corrélogrammes & Q-Statistiques

Dans cette partie, les deux hypothèses H_0 et H_1 sont considérées.

Nous utiliserons des corrélogrammes ou des statistiques de la boîte de Ljung pour vérifier si la variable est stationnaire ou non. Les tableaux 18 à 22 montrent des Figures de corrélogrammes d'une série chronologique. Les fonctions d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle caractérisent le modèle de dépendance temporelle dans la série et n'ont de sens que pour les données de série temporelle. Ceci est appliqué aux données de rayonnement solaire et est présenté dans le tableau 18. La première colonne est la colonne d'autocorrélation représentée par des pointes entre les lignes verticales. L'autocorrélation d'une série Z avec un décalage k est estimée selon l'équation suivante :

$$\tau_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{T}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{T}(Z_t - \bar{Z})} \tag{53}$$

où $\overline{Z}$ est la moyenne d'échantillon de Z. Il s'agit du coefficient de corrélation pour les valeurs de la série k à part. Si τ_1 est différent de zéro, cela signifie que la série est corrélée en série de premier ordre. Si τ_k s'éteint plus ou moins géométriquement avec un retard croissant k, alors la série obéit à un processus autorégressif d'ordre inférieur (AR). Si τ_k tombe à zéro après un petit nombre de décalages, c'est un signe que la série obéit à un processus de moyenne mobile d'ordre faible.

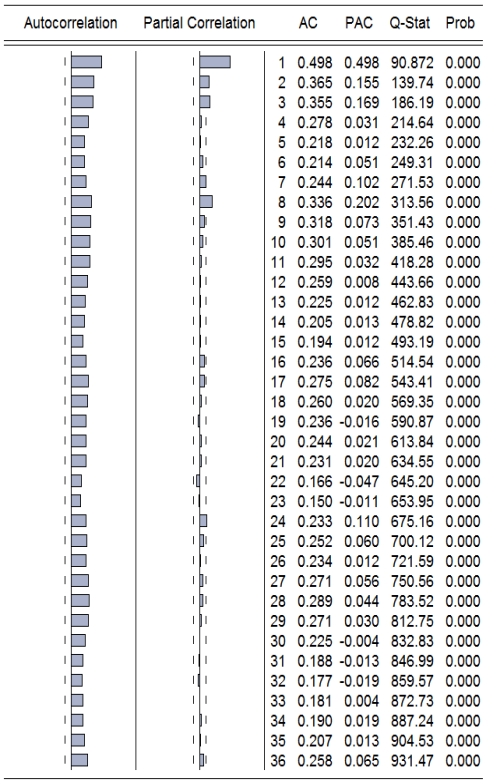
Sous Eviews (logiciel utilisé pour cette étude), les résultats des fonctions d'autocorrélation simple (colonne AC) et partielle (PAC) sont fournis avec des corrélogrammes respectifs. Les bornes de l'intervalle de confiance sont stylisées par des traits verticaux. Chaque terme qui sort de cet intervalle est donc significativement différent de 0 au seuil de 5%, nous pensons que le processus n'est pas un bruit blanc et sans doute même un processus non stationnaire. Il s'agit par exemple d'un signe parmi d'autres. Dans la colonne AC du tableau 18, les valeurs estimées au décalage k, généralement notées $\hat{\rho}_k$, diminuent progressivement. Cela signifie que les données sont probablement non stationnaires et sont décalées de 1 à 36.

L'autocorrélation partielle au décalage k est le coefficient de régression sur Z_{t-k} lorsque Z_t est régressé sur une constante et $Z_{t-1}, \dots, Z_{t-k}$. Il s'agit d'une corrélation partielle, car elle mesure la corrélation de Z valeurs séparées de k périodes après la suppression de la corrélation des décalages intermédiaires. Lorsque le schéma d'autocorrélation est celui qui peut être saisi par une auto-régression d'ordre inférieur à k, l'autocorrélation partielle au décalage k sera proche de zéro, comme indiqué dans la colonne PAC (autocorrélation partielle) du tableau 18. Enfin, la dernière valeur de la colonne Q-stat (statistique Q) du tableau 16 est significative à tous les décalages, indiquant une corrélation série significative dans les résidus. La dernière valeur de la colonne Q-stat, 931.47 est une valeur élevée et la probabilité (p-valeur) correspondante est égale à zéro (inférieure à 5%) ce qui signifie que l'hypothèse nulle H_0 est rejetée.
Nous notons que l'équation pour Q-stat est donnée comme suit :

$$Q = T(T+2)\sum_{k=1}^{m}\frac{\widehat{\rho}_k^2}{T-K}, \tag{54}$$

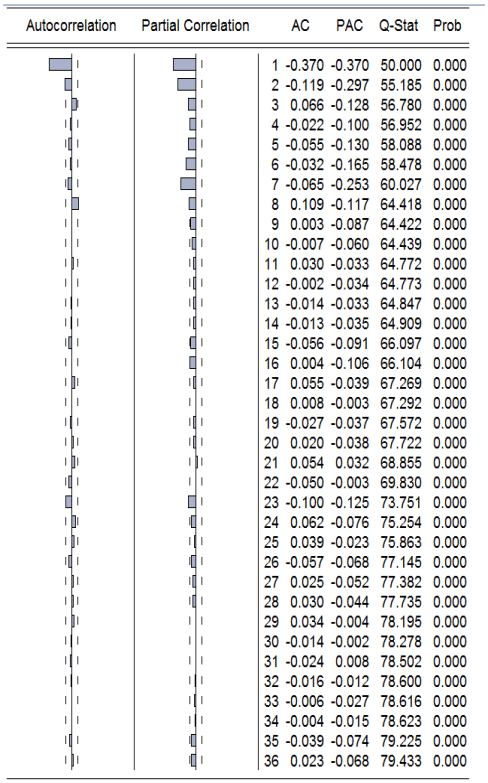
où T est le nombre total d'observations et m la longueur du décalage.

Tableau 18. Série de corrélogrammes de rayonnement solaire.



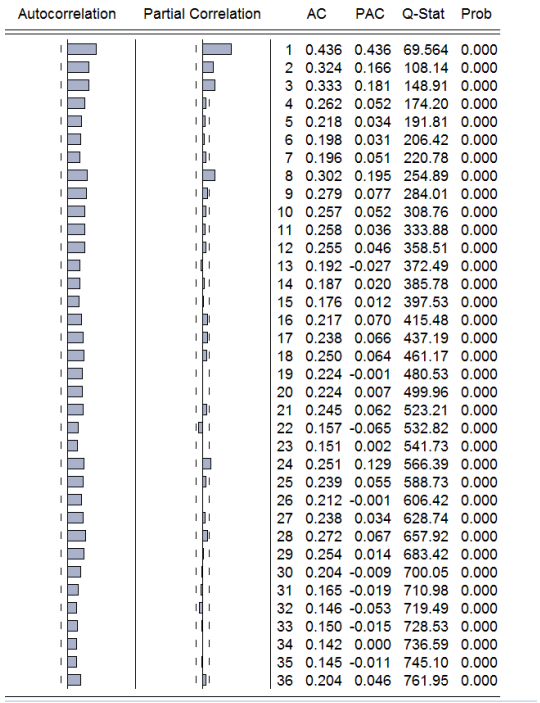
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.498	0.498	90.872	0.000
		2	0.365	0.155	139.74	0.000
		3	0.355	0.169	186.19	0.000
		4	0.278	0.031	214.64	0.000
		5	0.218	0.012	232.26	0.000
		6	0.214	0.051	249.31	0.000
		7	0.244	0.102	271.53	0.000
		8	0.336	0.202	313.56	0.000
		9	0.318	0.073	351.43	0.000
		10	0.301	0.051	385.46	0.000
		11	0.295	0.032	418.28	0.000
		12	0.259	0.008	443.66	0.000
		13	0.225	0.012	462.83	0.000
		14	0.205	0.013	478.82	0.000
		15	0.194	0.012	493.19	0.000
		16	0.236	0.066	514.54	0.000
		17	0.275	0.082	543.41	0.000
		18	0.260	0.020	569.35	0.000
		19	0.236	-0.016	590.87	0.000
		20	0.244	0.021	613.84	0.000
		21	0.231	0.020	634.55	0.000
		22	0.166	-0.047	645.20	0.000
		23	0.150	-0.011	653.95	0.000
		24	0.233	0.110	675.16	0.000
		25	0.252	0.060	700.12	0.000
		26	0.234	0.012	721.59	0.000
		27	0.271	0.056	750.56	0.000
		28	0.289	0.044	783.52	0.000
		29	0.271	0.030	812.75	0.000
		30	0.225	-0.004	832.83	0.000
		31	0.188	-0.013	846.99	0.000
		32	0.177	-0.019	859.57	0.000
		33	0.181	0.004	872.73	0.000
		34	0.190	0.019	887.24	0.000
		35	0.207	0.013	904.53	0.000
		36	0.258	0.065	931.47	0.000

Tableau 19. Corrélogramme de première différence Série Rayonnement Solaire.



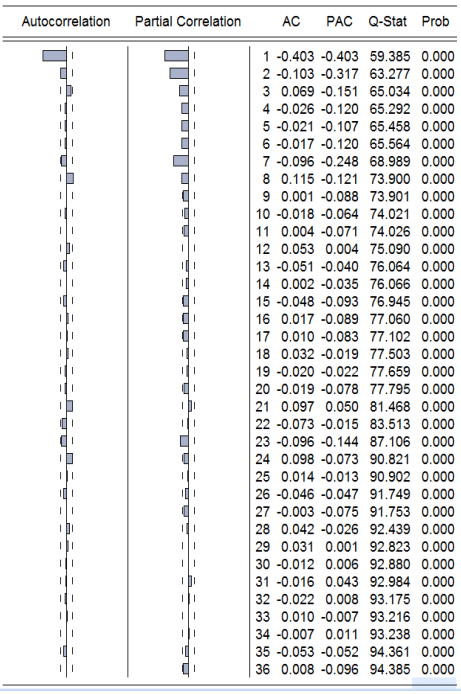
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.370	-0.370	50.000	0.000
		2	-0.119	-0.297	55.185	0.000
		3	0.066	-0.128	56.780	0.000
		4	-0.022	-0.100	56.952	0.000
		5	-0.055	-0.130	58.088	0.000
		6	-0.032	-0.165	58.478	0.000
		7	-0.065	-0.253	60.027	0.000
		8	0.109	-0.117	64.418	0.000
		9	0.003	-0.087	64.422	0.000
		10	-0.007	-0.060	64.439	0.000
		11	0.030	-0.033	64.772	0.000
		12	-0.002	-0.034	64.773	0.000
		13	-0.014	-0.033	64.847	0.000
		14	-0.013	-0.035	64.909	0.000
		15	-0.056	-0.091	66.097	0.000
		16	0.004	-0.106	66.104	0.000
		17	0.055	-0.039	67.269	0.000
		18	0.008	-0.003	67.292	0.000
		19	-0.027	-0.037	67.572	0.000
		20	0.020	-0.038	67.722	0.000
		21	0.054	0.032	68.855	0.000
		22	-0.050	-0.003	69.830	0.000
		23	-0.100	-0.125	73.751	0.000
		24	0.062	-0.076	75.254	0.000
		25	0.039	-0.023	75.863	0.000
		26	-0.057	-0.068	77.145	0.000
		27	0.025	-0.052	77.382	0.000
		28	0.030	-0.044	77.735	0.000
		29	0.034	-0.004	78.195	0.000
		30	-0.014	-0.002	78.278	0.000
		31	-0.024	0.008	78.502	0.000
		32	-0.016	-0.012	78.600	0.000
		33	-0.006	-0.027	78.616	0.000
		34	-0.004	-0.015	78.623	0.000
		35	-0.039	-0.074	79.225	0.000
		36	0.023	-0.068	79.433	0.000

Tableau 21. Corrélogramme des séries de Puissance.



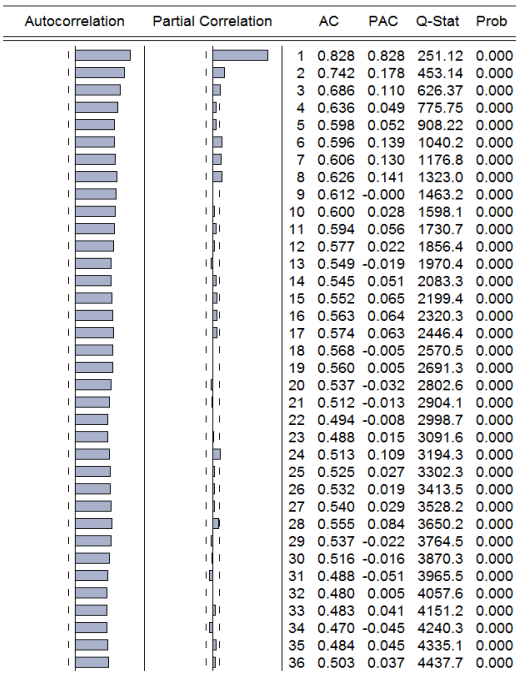
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.436	0.436	69.564	0.000
		2	0.324	0.166	108.14	0.000
		3	0.333	0.181	148.91	0.000
		4	0.262	0.052	174.20	0.000
		5	0.218	0.034	191.81	0.000
		6	0.198	0.031	206.42	0.000
		7	0.196	0.051	220.78	0.000
		8	0.302	0.195	254.89	0.000
		9	0.279	0.077	284.01	0.000
		10	0.257	0.052	308.76	0.000
		11	0.258	0.036	333.88	0.000
		12	0.255	0.046	358.51	0.000
		13	0.192	-0.027	372.49	0.000
		14	0.187	0.020	385.78	0.000
		15	0.176	0.012	397.53	0.000
		16	0.217	0.070	415.48	0.000
		17	0.238	0.066	437.19	0.000
		18	0.250	0.064	461.17	0.000
		19	0.224	-0.001	480.53	0.000
		20	0.224	0.007	499.96	0.000
		21	0.245	0.062	523.21	0.000
		22	0.157	-0.065	532.82	0.000
		23	0.151	0.002	541.73	0.000
		24	0.251	0.129	566.39	0.000
		25	0.239	0.055	588.73	0.000
		26	0.212	-0.001	606.42	0.000
		27	0.238	0.034	628.74	0.000
		28	0.272	0.067	657.92	0.000
		29	0.254	0.014	683.42	0.000
		30	0.204	-0.009	700.05	0.000
		31	0.165	-0.019	710.98	0.000
		32	0.146	-0.053	719.49	0.000
		33	0.150	-0.015	728.53	0.000
		34	0.142	0.000	736.59	0.000
		35	0.145	-0.011	745.10	0.000
		36	0.204	0.046	761.95	0.000

Tableau 20. Corrélogramme de la différence des séries de puissance.



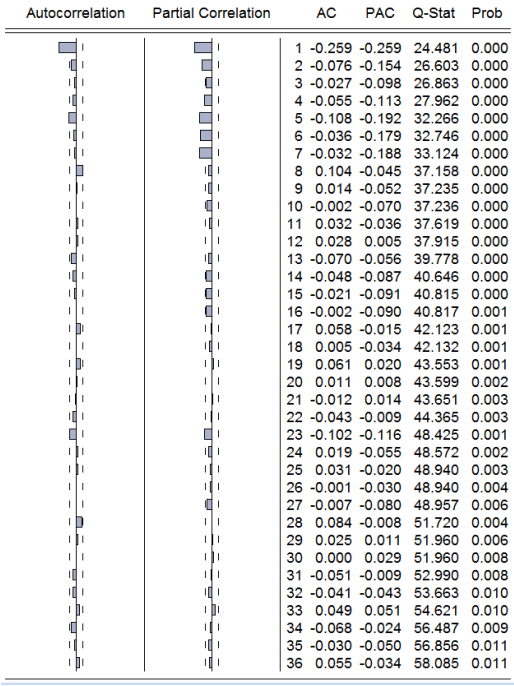
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.403	-0.403	59.385	0.000
		2	-0.103	-0.317	63.277	0.000
		3	0.069	-0.151	65.034	0.000
		4	-0.026	-0.120	65.292	0.000
		5	-0.021	-0.107	65.458	0.000
		6	-0.017	-0.120	65.564	0.000
		7	-0.096	-0.248	68.989	0.000
		8	0.115	-0.121	73.900	0.000
		9	0.001	-0.088	73.901	0.000
		10	-0.018	-0.064	74.021	0.000
		11	0.004	-0.071	74.026	0.000
		12	0.053	0.004	75.090	0.000
		13	-0.051	-0.040	76.064	0.000
		14	0.002	-0.035	76.066	0.000
		15	-0.048	-0.093	76.945	0.000
		16	0.017	-0.089	77.060	0.000
		17	0.010	-0.083	77.102	0.000
		18	0.032	-0.019	77.503	0.000
		19	-0.020	-0.022	77.659	0.000
		20	-0.019	-0.078	77.795	0.000
		21	0.097	0.050	81.468	0.000
		22	-0.073	-0.015	83.513	0.000
		23	-0.096	-0.144	87.106	0.000
		24	0.098	-0.073	90.821	0.000
		25	0.014	-0.013	90.902	0.000
		26	-0.046	-0.047	91.749	0.000
		27	-0.003	-0.075	91.753	0.000
		28	0.042	-0.026	92.439	0.000
		29	0.031	0.001	92.823	0.000
		30	-0.012	0.006	92.880	0.000
		31	-0.016	0.043	92.984	0.000
		32	-0.022	0.008	93.175	0.000
		33	0.010	-0.007	93.216	0.000
		34	-0.007	0.011	93.238	0.000
		35	-0.053	-0.052	94.361	0.000
		36	0.008	-0.096	94.385	0.000

Tableau 23. Corrélogramme des séries de Température.



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.828	0.828	251.12	0.000
		2	0.742	0.178	453.14	0.000
		3	0.686	0.110	626.37	0.000
		4	0.636	0.049	775.75	0.000
		5	0.598	0.052	908.22	0.000
		6	0.596	0.139	1040.2	0.000
		7	0.606	0.130	1176.8	0.000
		8	0.626	0.141	1323.0	0.000
		9	0.612	-0.000	1463.2	0.000
		10	0.600	0.028	1598.1	0.000
		11	0.594	0.056	1730.7	0.000
		12	0.577	0.022	1856.4	0.000
		13	0.549	-0.019	1970.4	0.000
		14	0.545	0.051	2083.3	0.000
		15	0.552	0.065	2199.4	0.000
		16	0.563	0.064	2320.3	0.000
		17	0.574	0.063	2446.4	0.000
		18	0.568	-0.005	2570.5	0.000
		19	0.560	0.005	2691.3	0.000
		20	0.537	-0.032	2802.6	0.000
		21	0.512	-0.013	2904.1	0.000
		22	0.494	-0.008	2998.7	0.000
		23	0.488	0.015	3091.6	0.000
		24	0.513	0.109	3194.3	0.000
		25	0.525	0.027	3302.3	0.000
		26	0.532	0.019	3413.5	0.000
		27	0.540	0.029	3528.2	0.000
		28	0.555	0.084	3650.2	0.000
		29	0.537	-0.022	3764.5	0.000
		30	0.516	-0.016	3870.3	0.000
		31	0.488	-0.051	3965.5	0.000
		32	0.480	0.005	4057.6	0.000
		33	0.483	0.041	4151.2	0.000
		34	0.470	-0.045	4240.3	0.000
		35	0.484	0.045	4335.1	0.000
		36	0.503	0.037	4437.7	0.000

Tableau 22. Corrélogramme de la différence de Température.



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.259	-0.259	24.481	0.000
		2	-0.076	-0.154	26.603	0.000
		3	-0.027	-0.098	26.863	0.000
		4	-0.055	-0.113	27.962	0.000
		5	-0.108	-0.192	32.266	0.000
		6	-0.036	-0.179	32.746	0.000
		7	-0.032	-0.188	33.124	0.000
		8	0.104	-0.045	37.158	0.000
		9	0.014	-0.052	37.235	0.000
		10	-0.002	-0.070	37.236	0.000
		11	0.032	-0.036	37.619	0.000
		12	0.028	0.005	37.915	0.000
		13	-0.070	-0.056	39.778	0.000
		14	-0.048	-0.087	40.646	0.000
		15	-0.021	-0.091	40.815	0.000
		16	-0.002	-0.090	40.817	0.001
		17	0.058	-0.015	42.123	0.001
		18	0.005	-0.034	42.132	0.001
		19	0.061	0.020	43.553	0.001
		20	0.011	0.008	43.599	0.002
		21	-0.012	0.014	43.651	0.003
		22	-0.043	-0.009	44.365	0.003
		23	-0.102	-0.116	48.425	0.001
		24	0.019	-0.055	48.572	0.002
		25	0.031	-0.020	48.940	0.003
		26	-0.001	-0.030	48.940	0.004
		27	-0.007	-0.080	48.957	0.006
		28	0.084	-0.008	51.720	0.004
		29	0.025	0.011	51.960	0.006
		30	0.000	0.029	51.960	0.008
		31	-0.051	-0.009	52.990	0.008
		32	-0.041	-0.043	53.663	0.010
		33	0.049	0.051	54.621	0.010
		34	-0.068	-0.024	56.487	0.009
		35	-0.030	-0.050	56.856	0.011
		36	0.055	-0.034	58.085	0.011

Le test de stationnarité de la série de rayonnement solaire semble être une donnée non stationnaire. Il est donc impossible d'utiliser les techniques de régression courantes comme la méthode des moindres carrés. Toutefois, la technique ADF peut être appliquée. La décroissance linéaire lente des coefficients AC dans le tableau 18 peut être observée, ce qui indique la nécessité de passer à l'étape de différence. Un avantage de la transformation à la première différence est qu'elle peut rendre une série temporelle non stationnaire en stationnaire. Le corrélogramme de la première différence de rayonnement solaire est donné dans le tableau 19. Les autocorrélations à différents décalages se situent autour de zéro, correspondant à l'image du corrélogramme d'une série temporelle stationnaire.

Nous avons répété la procédure pour les données de puissance et de température. Les tableaux 20 et 22 montrent chaque corrélogramme des séries de puissance et de température avec le corrélogramme correspondant de la première série de différences donnée dans les tableaux 21 et 23. Ces corrélogrammes montrent des similitudes avec les séries de rayonnement solaire. L'hypothèse nulle est donc rejetée et toutes les séries sont non stationnaires au niveau, sauf pour la première série de différences. Les tests (DF) permettent de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'un chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique. L'ADF est discuté dans le paragraphe suivant pour déterminer la forme fonctionnelle du modèle de régression.

4.2.Test de Dickey Fuller Augmenté pour le rayonnement solaire

Pour résoudre le problème de l'autocorrélation, la méthode de Dickey–Fuller (ADF) augmenté est appliquée pour tester l'hypothèse nulle de la présence d'une racine unitaire dans une série chronologique. L'essai est appliqué aux séries de rayonnement solaire (E), de puissance produite (P) et de température (T), avec les hypothèses H_0 et H_1.

Les résultats du test ADF sont divisés en deux tableaux distincts. La première partie affiche le résultat du test de la racine unitaire et fournit des informations sur la forme du test (le type de test, les variables exogènes et la longueur du décalage utilisé). Elle contient aussi le résultat du test et les valeurs critiques associées telles que la probabilité p-valeur. La deuxième partie du résultat montre l'équation de test intermédiaire calculée

pour déterminer la statistique ADF. Dans ce paragraphe, le test de racine unitaire est appliqué au rayonnement solaire et les résultats sont expliqués. Dans les paragraphes suivants, la même procédure est ensuite appliquée aux séries de puissance et de température. La première partie du test de l'ADF est donnée dans le tableau 24, où l'estimation non exogène du test n'inclut pas de tendance constante et linéaire dans la régression du test et de la variable E qui est décalée d'une période, comme l'indique le corrélogramme du tableau 18. La valeur absolue de statistique ADF dans le tableau 24 est -0.778035 et la p-valeur unilatérale associée est 0.3786 pour un nombre d'observations spécifié dans le tableau 25. En outre, les valeurs critiques aux niveaux de 1%, 5% et 10% sont également rapportées. Nous remarquons ici que la valeur absolue de t-statistique est inférieure aux valeurs critiques, et qu'une valeur supérieure à la p-valeur associée n'est pas significative mais supérieure à 5%, de sorte que nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle aux tailles de test conventionnelles.

La deuxième partie du résultat est affichée dans le tableau 25 et montre l'équation de test intermédiaire qui a été utilisée pour calculer la statistique ADF sur 363 observations. La variable dépendante est D (E) qui est régressée à la première différence.

Tableau 24. Test de rayonnement solaire.

Null Hypothesis: E has a unit root Exogenous: None Lag length: 8 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.778035	0.3786
Test critical values 1% level 5% level 10% level	 -2.571511 -1.941721 -1.616099	

Tableau 25. Deuxième résultat de l'équation solaire ADF.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(E) Method: Least Squares Sample (adjusted): 363 Included observations : 354 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
E(-1)	-0.021473	0.027599	-0.778035	0.4371
D(E(-1))	-0.632395	0.058947	-10.72823	0.0000
D(E(-2))	-0.525921	0.064797	-8.116418	0.0000
D(E(-3))	-0.354483	0.067566	-5.246454	0.0000

D(E(-4))	-0.328680	0.067350	-4.880199	0.0000
D(E(-5))	-0.366181	0.066697	-5.490251	0.0000
D(E(-6))	-0.374641	0.066079	-5.669598	0.0000
D(E(-7))	-0.337516	0.062371	-5.411434	0.0000
D(E(-8))	-0.124641	0.054153	-2.301633	0.0220
R-squared	0.335576		Mean dependent var	-0.290650
Adjusted R-squared	0.320169		S.D. dependent var	142.5432
S.E. of regression	117.5296		Akaike info criterion	12.39635
Sum squared resid	4765554		Schwarz criterion	12.49472
Log likelihood	-2185.154		Hannan-Quinn criter.	12.43549
Durbin-Watson stat	2.028671			

Dans le tableau 25, la colonne intitulée « coefficient » décrit les coefficients ou estimations, et ne doit pas être considérée comme étant déterministe. C'est une sorte d'indication sur la précision variable. La variable D (E) est retardée jusqu'à 8, et est définie comme D(E(-1)),… D(E(-8)) avec les valeurs de coefficient correspondantes ainsi que l'erreur standard (Std error), t-statistique et p-valeurs (probabilité). La valeur statistique absolue t associée à E(-1), soit 0.778035, est définie comme le rapport coefficient à erreur standard:

$$\frac{Coefficient\ value}{Std.Error\ value} = \frac{\hat{m}}{\hat{\sigma}_m} = \frac{-0.021473}{0.027599} = -0.778035$$

La valeur t-statistique de la valeur du coefficient doit être comparée aux valeurs critiques des tableaux par Dickey-Fuller. Cette valeur est inférieure à celle indiquée dans le tableau 15, c'est à dire 2.58, 1.95, 1.61 pour les seuils correspondant respectivement à 1%, 5% et 10%. Cette comparaison indique que la série de rayonnement solaire n'est pas stationnaire. Dans ce test, nous avons ignoré la valeur de probabilité du tableau 25, car le coefficient de E (-1) n'est pas distribué. C'est-à-dire, qu'il ne suit pas la distribution « Student ». La valeur t-statistique et la valeur de probabilité correspondante du premier terme décalé étant très significatives, nous pouvons considérer que nous n'avons pas commis d'erreurs lors d'une analyse antérieure en considérant cette variable. Dans les paragraphes suivants, seuls les résultats de la première partie du test ADF correspondant à la puissance et aux données de température sont présentés. Les secondes parties présentent des caractéristiques similaires à la première différence décalée à différents niveaux, par rapport à la seconde partie du test ADF à rayonnement solaire.

4.3. Test de Dickey Fuller Augmenté pour la puissance et la Température

Le test ADF est appliqué à la puissance variable (P) et à la température (T). Les premières parties sont données dans les tableaux 26 et 27. L'examen de ces tableaux révèle que la valeur p observée pour chaque cas donné est respectivement 0.3459 et 0.6907. Ces valeurs ne sont pas significatives car il s'agit de valeurs très élevées comparées à la valeur correspondant à 5%. De plus, la valeur t-stat de la puissance variable (P) égale à -0.853089 est également supérieure à toutes les valeurs critiques. La valeur t du coefficient de température est 0.026823, et est supérieure à la valeur de τ critique même à 10% de -1,616101. Ainsi, la prise en compte d'une éventuelle autocorrélation dans le terme d'erreurs montre que les séries de puissance et de température sont non stationnaires. Cependant, pour les deux variables dépendantes D(P) et D(T), en première différence et décalée d'une période montre des valeurs de caractéristiques significatives d'une série stationnaire.

Tableau 26. Première partie test de la puissance produite.

Null Hypothesis: P has a unit root Exogenous: None Lag length: 8 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.853089	0.3459
Test critical values: 1% level 5% level 10% level	 -2.571511 -1.941721 -1.616099	

Tableau 27. Première partie test de la température.

Null Hypothesis: T has a unit root Exogenous: None Lag length: 7 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	0.026823	0.6907
Test critical values: 1% level 5% level 10% level	 -2.571492 -1.941719 -1.616101	

4.4.Discussion

Nous pouvons déduire de chaque test ADF que les variables rayonnement solaire (E), puissance (P) et température (T) se comportent de la même manière. Chaque valeur absolue de t-statistique correspondante est inférieure aux valeurs critiques absolues. Chaque série a une racine unitaire et est donc une série non stationnaire. L'hypothèse nulle n'est pas rejetée. Le test ADF construit une correction paramétrique pour la corrélation d'ordre supérieur en supposant que la série suit un processus d'auto-régression AR(p), en ajoutant p termes de différence décalés de la variable dépendante D(X), X = E, P, T. La correction paramétrique est basée sur le critère d'Akaike Schwarz (détermination du nombre de périodes décalées p) qui permet d'apporter des corrections aux problèmes d'autocorrélation des résidus ou d'hétéroscédasticité. En effet, le nombre de périodes ou retards doit être choisi pour éliminer l'autocorrélation des erreurs. Le tes d'Akaike Schwarz permet de déterminer la bonne valeur de p. Les p-valeurs correspondantes de la colonne de probabilité semblent significatives et la valeur de probabilité zéro indique fortement la présence d'une corrélation en série pour les termes différentiels. Le paragraphe suivant concerne le test ADF appliqué aux séries de différences.

4.5.Test ADF pour les séries de différence du rayonnement solaire, de la puissance et de la température

Pour éviter le problème de régression fallacieuse pouvant résulter de la régression d'une série temporelle non stationnaire sur une ou plusieurs séries temporelles non stationnaires, nous devons transformer les séries temporelles non stationnaires en séries stationnaires. Si une série temporelle a une racine unitaire, les premières différences de cette série temporelle peuvent être stationnaires. Par conséquent, la solution ici est de prendre les premières différences de la série chronologique. L'opérateur « D » est utilisé pour spécifier les différences de séries. Pour spécifier la première différenciation, nous incluons simplement le nom de la série entre parenthèses après « D » avec le décalage correspondant. Le nombre de termes de différence décalés à inclure est souvent déterminé de manière empirique (méthode d'Akaike Schwarz). L'idée est d'inclure suffisamment de termes pour que le terme d'erreurs de bruit blanc ne soit pas corrélé en série. Les différents tableaux suivants résument le test ADF respectivement D(E), D(P) et D(T).

Tableau 28. Première partie différence Rayonnement solaire E.

Null Hypothesis: D(E) has a unit root Exogenous: None Lag length: 7 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.22837	0.0000
Test critical values: 1% level 5% level 10% level	 -2.571511 -1.941721 -1.616099	 0

Tableau 29. Deuxième partie différence Rayonnement solaire E.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(E,2) Method: Least Squares Sample (adjusted): 363 Included observations: 354 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.(p)
D(E(-1))	-4.145076	0.338972	-12.22837	0.0000
D(E(-1),2)	2.492967	0.311017	8.015532	0.0000
D(E(-2),2)	1.949729	0.275106	7.087194	0.0000
D(E(-3),2)	1.579856	0.234643	6.733011	0.0000
D(E(-4),2)	1.237359	0.192906	6.414317	0.0000
D(E(-5),2)	0.859116	0.149072	5.763101	0.0000
D(E(-6),2)	0.474450	0.101222	4.687212	0.0000
D(E(-7),2)	0.129271	0.053794	2.403044	0.0168
R-squared	0.758759		Mean dependent var	-0.900650
Adjusted R-squared	0.753878		S.D. dependent var	236.7688
S.E. of regression	117.4625		Akaike info criterion	12.39246
Sum squared resid	4773916.		Schwarz criterion	12.47990
Log likelihood	-2185.465		Hannan-Quinn criter.	12.42725
Durbin-Watson stat	2.029534			

Tableau 30. Première partie différence de puissance P.

Null Hypothesis: D(P) has a unit root Exogenous: None Lag length: 7 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.94094	0.0000
Test critical values: 1% level 5% level 10% level	 -2.571511 -1.941721 -1.616099	

Tableau 31. Deuxième partie différence puissance P.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(P,2) Method: Least Squares Sample (adjusted): 363 Included observations : 354 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.(p)
D(P(-1))	-4.180569	0.350104	-11.94094	0.0000
D(P(-1),2)	2.485848	0.322996	7.696217	0.0000
D(P(-2),2)	1.913624	0.287170	6.663734	0.0000
D(P(-3),2)	1.520943	0.245454	6.196456	0.0000
D(P(-4),2)	1.173274	0.200966	5.838171	0.0000
D(P(-5),2)	0.825676	0.153610	5.375135	0.0000
D(P(-6),2)	0.473497	0.102714	4.609866	0.0000
D(P(-7),2)	0.130279	0.053457	2.437092	0.0153
R-squared	0.771759		Mean dependent var	-0.776130
Adjusted R-squared	0.767142		S.D. dependent var	244.2301
S.E. of regression	117.8542		Akaike info criterion	12.39911
Sum squared resid	4805807.		Schwarz criterion	12.48656
Log likelihood	-2186.643		Hannan-Quinn criter.	12.43390
Durbin-Watson stat	2.030333			

Tableau 32. Première partie Différence température.

Null Hypothesis: D(T) has a unit root Exogenous: None Lag length: 6 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,65040	0,0000
Test critical values: 1% level 5% level 10% level	-2,571492 -1,941719 -1,616101	

Tableau 33. Deuxième partie Différence température.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(T,2) Method: Least Squares Sample (adjusted): 363 Included observations: 355 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.(p)
D(T(-1))	-3.008537	0.237822	-12.65040	0.0000
D(T(-1),2)	1.586498	0.212953	7.449987	0.0000
D(T(-2),2)	1.277163	0.184085	6.937888	0.0000
D(T(-3),2)	1.034846	0.154899	6.680788	0.0000
D(T(-4),2)	0.775918	0.124396	6.237495	0.0000
D(T(-5),2)	0.461461	0.090939	5.074374	0.0000
D(T(-6),2)	0.196362	0.053325	3.682370	0.0003
D(T(-7),2)	-3.008537	0.237822	-12.65040	0.0000
R-squared	0.685290		Mean dependent var	-0.021634
Adjusted R-squared	0.679864		S.D. dependent var	10.50881
S.E. of regression	5.945947		Akaike info criterion	6.422818
Sum squared resid	12303.29		Schwarz criterion	6.499170
Log likelihood	-1133.050		Hannan-Quinn criter.	6.453193
Durbin-Watson stat	2.019151			

Pour chaque variable dépendante, les valeurs t-statistiques absolues correspondantes de chaque tableau partiel sont significatives, ainsi que chaque valeur de probabilité correspondante inférieure à 5% (en fait toutes égales à 0). De plus, ces valeurs de t-statistiques sont supérieures aux valeurs critiques de l'ADF, comme indiqué dans chaque tableau de la première partie. Les séries chronologiques des variables P, E, T ne sont pas des séries stationnaires. Cependant, la première différence donne des séries stationnaires. On peut donc utiliser le test de régression entre les 3 variables en différence. Ceci est discuté dans le paragraphe suivant.

5. Équation de régression différentielle

Nous avons estimé la régression car chaque variable est stationnaire en différence. Le tableau 34 représente la différence de régression lorsque les variables explicatives ΔE et ΔT sont utilisés, incluant la constante C. La variable dépendante est pour 363 échantillons et 362 observations incluses après ajustements. On déduit d'abord du tableau 34

l'équation de régression attendue en fonction du coefficient explicatif correspondant comme suit.

$$\Delta P = 0.969\,\Delta E + 0.500\,\Delta T - 0.010 \tag{55}$$

Tableau 34. Les données de différence de régression.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample (adjusted): 363 Included observations: 362 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.(p)
DELTA E	0.969868	0.027980	34.66231	0.0000
DELTA T	0.500517	0.603774	0.828980	0.4077
C	-0.010523	1.778432	-0.005917	0.9953
R-squared	0.945447		Mean dependent var	0.284254
Adjusted R-squared	0.945143		S.D. dependent var	144.4618
S.E. of regression	33.83531		Akaike info criterion	9.889140
Sum squared resid	410993.4		Schwarz criterion	9.921391
Log likelihood	-1786.934		Hannan-Quinn criter.	9.901961
F-statistic	3110.855		Durbin-Watson stat	2.799248
Prob(F-Statistic)	0.000000			

Il est courant d'utiliser les valeurs p du coefficient pour décider d'inclure ou non des variables dans le modèle final. Cependant, la valeur de la probabilité p correspondante de ΔT et le terme constant C ne sont pas statistiquement significatifs car leurs valeurs p correspondantes (0.4077, 0.9953) sont supérieures au seuil de signification habituel de 1%, 5%, 10% et peuvent être supprimées. Alors que la valeur t-statistique de ΔE est très significative ainsi que la probabilité correspondante inférieure à 5%, on s'attend à une bonne régression entre P et ΔE.

La régression globale ajustée telle que mesurée par la valeur de R^2 est supérieure à 94%, ce qui indique un ajustement très serré. Évidemment, nous allons nous concentrer sur le R^2, ce qui suggère que l'irradiance solaire à elle seule peut expliquer près de 95% de la variation de la production d'énergie et n'aura qu'un impact de 1% sur la puissance variable P. La valeur p donnée juste en dessous de la statistique F dans le tableau 34, notée Prob (statistique), est d'un niveau de signification marginale du test F. Si la valeur

p est inférieure au seuil de signification de 5%, l'hypothèse selon laquelle tous les coefficients des pentes sont égaux à zéro est rejetée.

Par exemple, dans le tableau 34, la valeur de p est nulle pour E. Notez que le test F est un test conjoint tel que, même si toutes les valeurs de t-statistiques sont non significatives, la valeur F-statistique peut être très significative. Ainsi, nous pouvons proposer l'équation d'estimation apparente en utilisant les moindres carrés donnés par l'équation 56.

$$\Delta P = 0.969\, \Delta E \tag{56}$$

L'équation de régression proposée n'est toujours pas satisfaisante car d'autres données du tableau semblent indiquer une différence entre la valeur prédite (basée sur l'équation de régression) et la valeur observée réelle. Ceci est discuté dans le paragraphe suivant.

5.1.Valeurs aberrantes et analyse des résidus de la régression

Il se peut que la valeur d'une observation diffère grandement des autres valeurs de la même variable ou anormalement différente de la distribution d'une variable. On dira qu'il s'agit d'un « outlier » (valeur aberrante). Ils peuvent représenter des informations importantes sur la relation entre les variables. Une régression robuste pourrait être une bonne stratégie car il s'agit d'un compromis entre exclure entièrement ces points de l'analyse, ou inclure tous les points de données et les traiter de manière égale dans la régression par la méthode des moindres carrés ordinaires. En régression linéaire, une valeur aberrante est une observation avec un résidu important.

La Figure 41 représente le graphique des résidus où la courbe bleue correspond aux résidus de la régression fournie par un tableau des résidus. Les deux lignes pointillées de couleur noire représentent l'intervalle de confiance. Les courbes verte et rouge sont respectivement les courbes réelles ou réelles et ajustées de la puissance délivrée par rapport au nombre d'observations. Nous voyons que la régression semble aller plutôt bien du point de vue de la prévision de l'évolution de la production de la puissance. Cependant, le graphique des résidus montre que 4 valeurs aberrantes apparaissent et auront des conséquences sur le modèle de régression. Les 4 valeurs aberrantes apparaissent entre les points d'observations 220 et 221 avec une amplitude de 100 et deux autres entre 357 et 358 ayant une amplitude de 170.

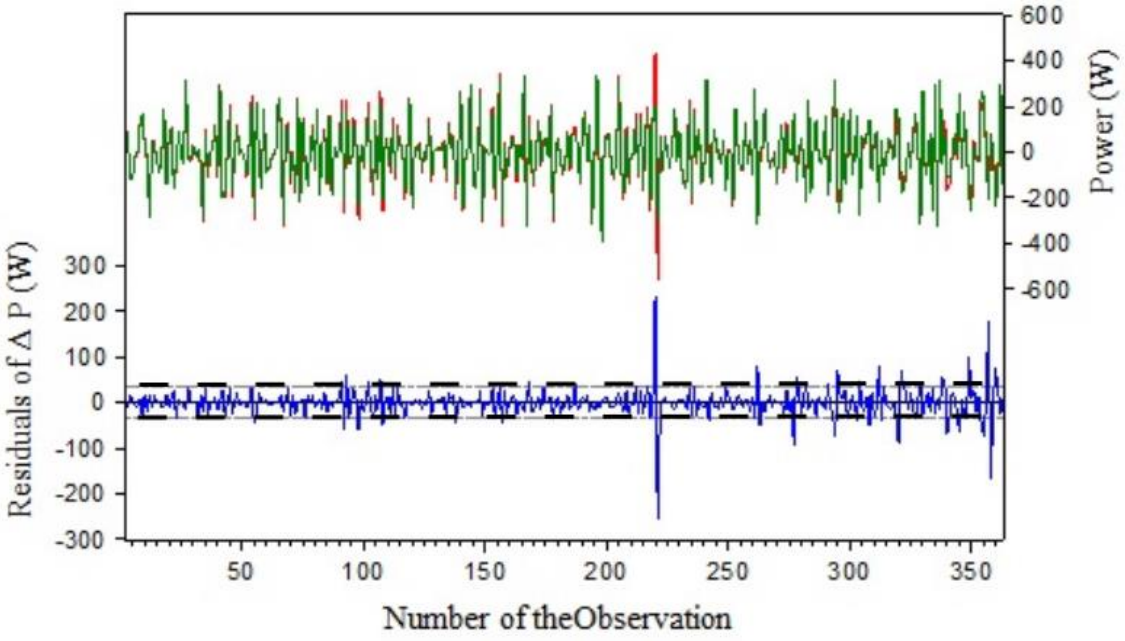


Figure 41. Graphique des courbes réelles et ajustées et des résidus.

Compte tenu de l'existence de valeurs aberrantes, nous réestimons la régression sans ces 4 points, comme indiqué dans le tableau 35, avec la courbe résiduelle correspondante de ΔP, illustrée à la Figure 42.

Tableau 35. Données de différence de régression sans valeurs aberrantes.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample (adjusted): 359 Included observations: 358 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.024771	1.338098	0.018512	0.9852
DELTA E	0.996329	0.021519	46.29970	0.0000
DELTA T	-0.389609	0.461854	-0.843577	0.3995
R-squared	0.967559		Mean dependent Var	0.949972
Adjusted R-squared	0.967376		S.D dependent Var	140.1690
S.E. of regression	25.31743		Akaike Info criterion	9.309208
Sum squared resid	227545.1		Schwarz criterion	9.341726
Log likelihood	-1663.348		Hannan-Quinn crit.	9.322140
F-statistic	5293.958		Durbin-Watson stat	2.732836
Prob(F-Statistic)	0.000000			

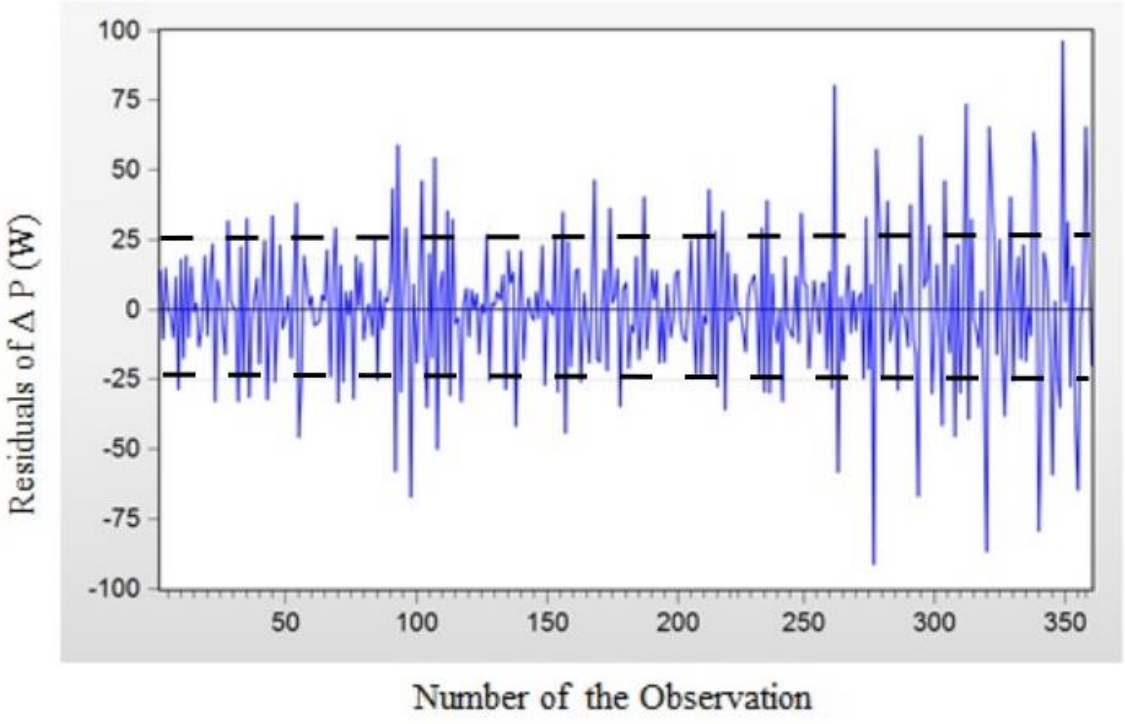


Figure 42. Le graphe résiduel de ΔP.

D'après le graphe résiduel de ΔP de la Figure 42, on peut voir qu'il n'y a aucun résidu parasite. Cependant, on peut soupçonner un problème d'hétéroscédasticité, c'est-à-dire, une variance des valeurs résiduelles évoluant avec le niveau des variables. Ceci est discuté dans le paragraphe suivant.

5.2.Hétéroscédasticité et Autocorrélation

Lors de l'utilisation de techniques statistiques telles que la méthode des moindres carrés ordinaire (MCO), plusieurs hypothèses sont généralement formulées. Dans un modèle de régression linéaire dans lequel les erreurs ont une espérance nulle, les séries sont non corrélées tout en ayant des variances égales. Ainsi, le meilleur estimateur linéaire non biaisé (Best Linear Unbiaisal Estimator-BLUE) des coefficients est donné par l'estimateur MCO. Si la variance du terme d'erreurs εi n'est pas la même pour toutes les observations i=1,...,n, alors les perturbations sont dites hétéroscédastiques. L'hétéroscédasticité a tendance à produire des valeurs de p plus petites qu'elles ne devraient l'être. Cet effet est dû au fait que l'hétéroscédasticité augmente la variance des estimations du coefficient. La procédure MCO ne détecte pas cette augmentation. En conséquence, la méthode des

moindres carrés ordinaire calcule les valeurs t et F en utilisant une quantité de variance sous-estimée. Ce problème peut conduire à conclure qu'un terme du modèle est statistiquement significatif alors qu'il ne l'est pas car les coefficients sont biaisés. Dans notre cas, comme le test t de chaque coefficient examine les termes individuellement, le test t de ΔE du tableau 35 est supérieur à celui du tableau 34. La valeur F étant très significative dans le tableau 35. Le test F global est donc significatif, et la valeur du coefficient de détermination R^2 a été améliorée de sorte que la corrélation entre le modèle et la variable dépendante est statistiquement significative. Nous avons ainsi identifié la seule variable explicative significative qui est ΔE avec perturbation hétéroscédastique. Par conséquent, le type d'hétéroscédasticité doit être identifié. Dans le paragraphe suivant, nous proposons des études plus approfondies afin de proposer une équation de régression plus proche des conditions expérimentales réelles.

Le graphique correspondant de la première différence de puissance ΔP par rapport à la première différence d'éclairement énergétique solaire E est illustré en Figure 43. Cependant, certaines valeurs dispersées ne correspondent pas à la droite de régression bien que le terme constant ait été supprimé. De plus, ΔP ne passe pas par zéro, ce qui montre qu'une analyse plus approfondie doit être menée. Avant l'étude approfondie, on présente sur le tableau 36 les données par rapport une régression entre ΔP et ΔE.

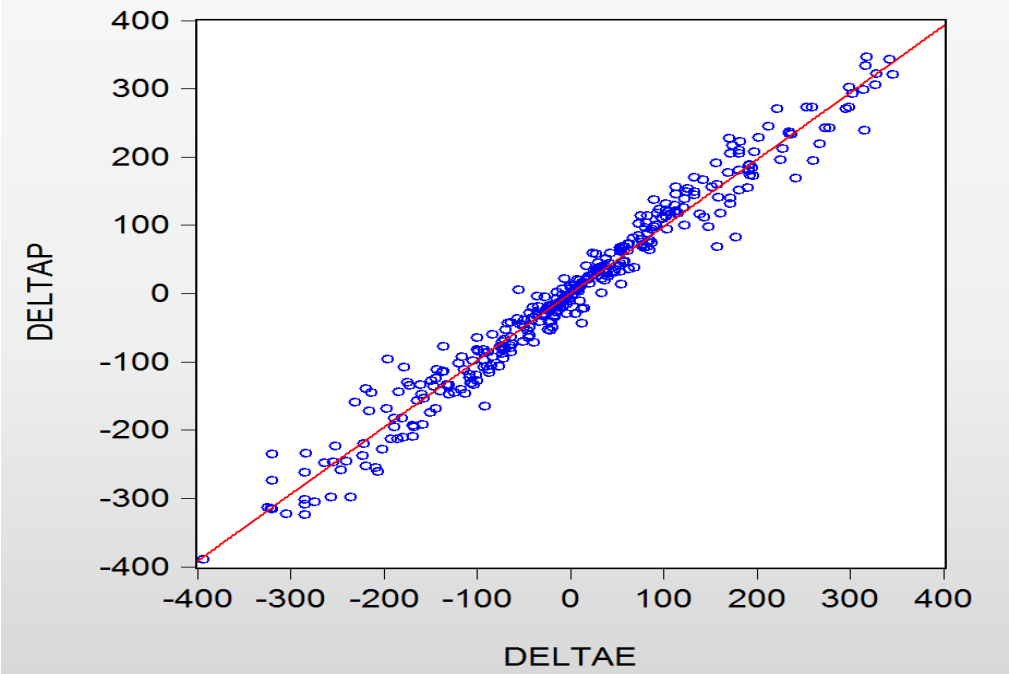


Figure 43. Relation entre ΔP et ΔE.

Tableau 36. Données de différence de régression finale.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample (adjusted): 359 Included observations: 358 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DELTA G	0.980052	0.009507	103.0827	0.0000
S.E of regression	25.27172		Akaike Info criterion	9.300038
Sum squared resid	228001.5		Schwarz criterion	9.310878
Log Likelihood	-1663.707		Hannan-Quinn crit.	9.304349
F-statistic	10595.79		Durbin-Watson stat	2.722380
Prob(F-Statistic)	0.0000		Mean dependent Var	0.949972

6. Méthode Goldfeld Quandt (GQ)

La courbe bleue de la Figure 44 est le résidu de ΔP sans valeur aberrante qui oscille dans une plage de valeurs acceptables. Cette plage est également connue comme l'intervalle de confiance et est représentée par les lignes noires en pointillés. La méthode GQ montre que le terme d'erreur ne peut pas satisfaire les hypothèses de la méthode des

moindres carrées ordinaire et peut être lui-même hétéroscédastique. Le problème est détectable sur le tableau 36 par rapport à la valeur de Durbin Watson qui est supérieure à 2.

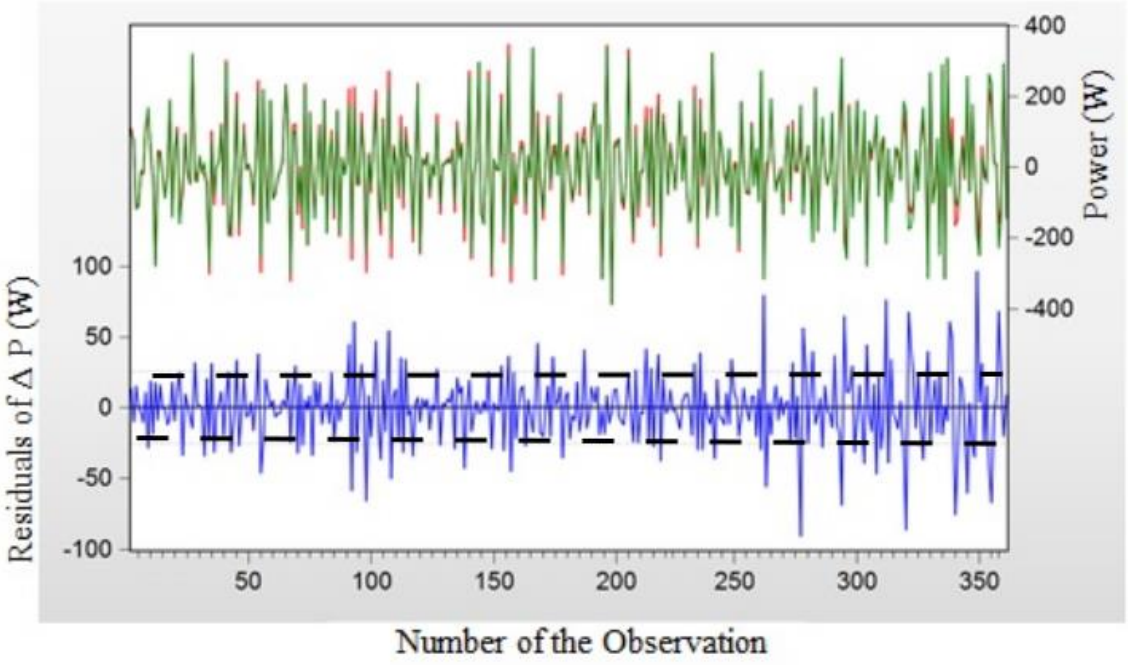


Figure 44. Le graphe résiduel de ΔP sans points aberrants.

Le test de GolfFeld Quandt est valable si l'une des variables est la cause de l'hétéroscédasticité et que le nombre d'observations est important. Il se compose de trois étapes :

Etape 1 : Ordonner les observations en fonction des valeurs croissantes ou décroissantes de la variable à expliquer ou bien de la variable explicative soupçonnée d'être la source de l'hétéroscédasticité. Nous avons effectué cette ordonnance sous Eviews.

Etape 2 : Omettre C observations centrales, c'est-à-dire nous avons choisi arbitrairement C observations situées au centre de l'échantillon. Ces C observations sont exclues de l'analyse. La valeur de C doit être approximativement égale au quart du nombre d'observations totales (soit 1/3 et 1/5 des données). Dans notre cas, la valeur de C est de l'ordre de 99.

Etape 3 : Régressions sur les deux sous-échantillons et estimations séparées des MCO sur les deux sous-échantillons.

Les deux premières étapes sont réalisées dans Eviews et l'étape 3 est donnée comme suit :

Première échantillon : $\Delta P_j = 0{,}9787\Delta E + e_j$

Deuxième échantillon : $\Delta P_j = 0{,}9804\Delta E + e_j$

Le MCO du premier échantillon est noté MSR_{min} (Mean Square Residual) et celui du deuxième est noté MSR_{max}. On détermine le rapport :

$$F = \frac{MSRmax}{MSRmin} \qquad (57)$$

Suivant les valeurs de MSR_{min} du tableau 37 et MSR_{max} du tableau 38, nous déterminons la valeur de F, soit F= 1.17. La valeur de F suit la loi de Fisher et notre valeur de F est inférieure à la valeur de référence de F à 5% (3,18). L'hypothèse hétéroscédastique est rejetée.

Tableau 37. Régression basée sur les 100 premières observations.

Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample: 260 359 Included observations: 100				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DELTA E	0.978710	0.015881	61.62793	0.0000
S.E of regression	29.54568		Akaike Info criterion	9.619702
Sum squared resid	86421.76		Schwarz criterion	9.645753
Log Likelihood	-479.9851		Hannan-Quinn crit.	9.630245
Durbin-Watson stat	1.754791		S.D dependent var	72.19141
Mean dependent var	169.8802			

Tableau 38. Régression basée sur les 100 dernières observations.

Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample: 260 359 Included observations : 100				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DELTA E	0.980428	0.017402	56.33851	0.0000
S.E of regression	31.99997		Akaike Info criterion	9.779297
Sum squared resid	101375.8		Schwarz criterion	9.805349
Log Likelihood	-487.9648		Hannan-Quinn crit.	9.789840
Durbin-Watson stat	1.901483		S.D dependent var	75.58948
Mean dependent var	-166.9105			

Ces résultats permettent de rejeter l'hypothèse d'hétéroscédasticité. Cependant, nous soupçonnons une autocorrélation des erreurs d'ordre 1 dans le tableau 36 type DW spécifique et ceci est expliqué dans le paragraphe suivant.

7. Test de Durbin Watson (DW) d-stat

Le graphique résiduel est affiché sur la Figure 44, correspondant aux courbes définies dans la Figure 41. Le résultat obtenu indique qu'aucune valeur aberrante n'est flagrante pour les résidus, mais ne précise pas la valeur statistique DW. Les tableaux DW classiques ne sont pas applicables quand un terme constant n'existe pas dans la régression.

Le test DW est un test que les résidus d'une régression linéaire multiple ou la régression sont indépendantes et permet de détecter une autocorrélation du premier ordre selon l'équation suivante :

$$u_t = \rho u_{t-1} + \eta_t \tag{58}$$

avec η_t qui suit une loi normale.

La plupart des problèmes de régression impliquant des données de séries chronologiques présentent des autocorrélations positives. Les hypothèses généralement considérées dans le test DW sont :

H_0: ρ =0 et H_1: ρ ≠ 0

La statistique du test de DW est donnée par :

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{T}(u_t - u_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^{T}(u_t^2)} \quad (59)$$

$u_t = y_t - \hat{y}_{t-1}$, où y et $\hat{y}$ sont respectivement les valeurs observées et prédites de la variable de réponse pour chaque t de par sa construction, cette statistique varie entre 0 et 4. La valeur de d devient plus petite à mesure que les séries de corrélations augmentent. Les valeurs critiques supérieures et inférieures respectivement d_2 et d_1 ont été tabulées pour différentes valeurs du nombre de variables explicatives et T. Si un test négatif pour l'autocorrélation est souhaité, la statistique 4-d est utilisée. En effet, afin de tester l'hypothèse H_0, Durbin & Watson ont tabulé des valeurs critiques DW au seuil de 5% en fonction de la taille de l'échantillon et du nombre de variables explicatives. La lecture de la table permet de déterminer deux valeurs d_1 et d_2 comprises entre 0 et 2 qui délimitent l'espace entre 0 et 4 selon la Figure 45 suivante.

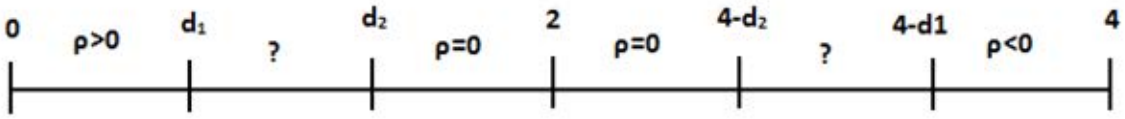


Figure 45.Espace de DW empirique.

Selon la position de DW empirique dans cet espace, nous pouvons conclure :

d_2 < DW <4-d_2 on accepte l'hypothèse H_0: ρ =0

0 < DW <4-d_1 on rejette l'hypothèse

4-d_1 < DW <4 on rejette l'hypothèse

d_1 < DW <d_2 ou 4-d_2 < DW <4-d_1 zone d'indétermination ou zone de doute. Dans cette zone, nous ne pouvons pas conclure dans un sens comme dans l'autre.

A 5% d_1= 1.664 et d_2= 1.779

La statistique DW à partir du tableau 36 est 2.72 et est comprise entre 2.336 et 4. Par conséquent, une autocorrélation négative est attendue. Cependant, une méthode plus rigoureuse, comme la méthode Cochrane Orcutt [133] pourrait être appliquée, mais cela dépasse le cadre de cette étude.

8. Discussion

La régression d'une série non stationnaire sur une autre série non stationnaire peut provoquer une régression fallacieuse et non souhaitable. Dans notre cas, nous avons deux variables P et E qui ont une racine unitaire et donc non stationnaire. Ils sont stationnaires suivant une première différence. Néanmoins, le modèle de régression n'est pas approprié pour mettre en évidence les relations linéaires entre les variables non stationnaires en supposant que P soit régressé sur E comme suit :

$$\mathrm{P}_t = \gamma E_t + C + e_t \qquad (60)$$

où e_t a une racine de l'unité et est stationnaire, comme expliqué dans le paragraphe précédent. Il est alors proposé d'estimer la régression de l'équation 60 et d'obtenir les résidus. Cependant, il y a une précaution à prendre. Étant donné que l'estimation de e_t est en fonction du paramètre de cointégration γ, les valeurs de signification critique de l'ADF ne sont pas tout à fait appropriées. D'autres valeurs sont alors utilisées et déterminées à l'aide de la méthode méthodes Engle et Granger. Ceci est discuté dans le paragraphe suivant.

9. Méthode Engle et Granger

Les grandes lignes de la méthode Engle & Granger (EG) [124] sont expliquées au paragraphe 2.4. La méthode EG montre qu'une combinaison linéaire de deux séries ou plus peut être stationnaire. Dans ce cas on dit que les séries sont cointégrées. Une telle combinaison linéaire définit une équation de cointégration avec un vecteur de cointégration de pondérations caractérisant la relation à long terme entre les variables. Par conséquent, à partir de l'équation 58, on en déduit la relation suivante :

$$e_t = P_t - \gamma E_t - C \qquad (61)$$

Le tableau 39 montre le résultat de la régression à partir de Eviews entre les variables de niveau, c'est-à-dire la relation à long terme. La variable dépendante est P et les variables explicatives sont le rayonnement solaire E et un terme constant C.

Tableau 39. Données à long terme pour la régression.

Dependent Variable: P Method: Least Squares Sample: 363 Included observations: 363				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
E	0.939829	0.010494	89.55454	0.0000
C	16.67559	2.669565	6.246557	0.0000
R-squared	0.956926		Adjusted R-squared	0.956807
S.E of regression	28.24849		Akaike Info criterion	9.525451
Sum squared resid	228069.7		Schwarz criterion	9.546908
Log Likelihood	-1726.869		Hannan-Quinn crit.	9.533980
F-statistic	8020.015		Durbin-Watson stat	1.494379
Prob(F-Statistic)	0.000000		Mean dependent var	215.4845
			S.D dependent var	135.9218

Lorsque la variable dépendante P_t est régressée sur E_t, la régression suivante est obtenue :

$$P_t = 0.9398E_t + 16.6755 + e_t \quad (62)$$

Nous nous concentrons donc sur la stationnarité ou non du résidu suivant le tableau 41. Le résidu est noté « ResidCoint ».

Tableau 40. Données EG ResidCoint.

Dependent Variable: D(ResidCoint) Method: Least Squares Sample (adjusted): 363 Included observations: 362 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ResidCoint(-1))	-0.747317	0.050917	-14.67710	0.0000
R-squared	0.373717		Mean dependent var	0.0181680
Adjusted R-squared	0.373717		S.D. dependent var	34.53230

S.E of regression	0.373717		Akaike info criterion	9.4564721
Sum squared resid	27.32818		Schwarz criterion	9.4672335
Log Likelihood	269605.4		Hannan-Quinn criter.	9..4607460
Durbin-Watson stat	2.045377			

Tableau 41. Valeurs critiques EG.

Null Hypothesis: ResidCoint has a unit root Exogenous: None Lag length: 0 (Automatic-based on SIC, maxlag = 16)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.67710	0.0000
Test critical values: 1% level 5% level 10% level	 -2.571336 -1.941701 -1.616113	

Étant donné que la valeur t calculée (-14677) est très importante, et bien plus négative que –2.5713, [132, 136, 137] on en déduit que les résidus de la régression de P sur E sont stationnaires. Par conséquent, l'équation 63 est une équation de cointégration et est appelée la causalité, il peut y avoir un déséquilibre. Par conséquent, le terme d'erreurs dans l'équation 50 du paragraphe 2.4 doit être traité comme l'erreur d'équilibre et ce terme d'erreurs est utilisé pour relier le comportement à court terme de P, E, C à sa valeur à long terme. Le mécanisme de correction d'erreurs (ECM), qui est la troisième étape du test comme décrit dans le paragraphe 2.4, est appliqué. L'équation similaire (équation 61) est donnée comme suit :

$$\Delta P_t = \alpha_0 + \alpha \Delta E_t + \beta e_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (63)$$

Δ désigne le premier opérateur de différence. ε_t est un terme d'erreurs aléatoire, et

$$e_{t-1} = (P_{t-1} - \gamma E_{t-1} - C) \qquad (64)$$

est la valeur retardée de l'erreur de la régression de cointégration de l'équation 62.

L'équation de l'ECM (équation 63), indique que ΔP dépend de ΔE et aussi sur le terme d'erreurs d'équilibre e_{t-1}. Si ce dernier est non nul, le modèle est hors équilibre. Supposons que ΔE est égal à zéro et e_{t-1} est positif, cela signifie que ΔP_{t-1} est trop élevé pour être en équilibre. Puisque le signe attendu de β devrait être négatif, le terme β e_{t-1} est donc

négatif, et par conséquent ΔP_t sera négatif pour rétablir l'équilibre. Autrement dit, si P_t est au-dessus de sa valeur d'équilibre, il entamera à corriger l'erreur d'équilibre sur la période suivante. De même si e_{t-1} est négative, c'est à dire que P est en dessous de sa valeur d'équilibre, βe_{t-1} sera positif, ce qui fera que ΔPt sera positif, conduisant une augmentation de Pt pendant la période t. Ainsi, la valeur absolue de β décide de la manière dont l'équilibre est rétabli. D'après l'équation 64, les résultats correspondants sous Eviews sont donnés dans le tableau 42. Le coefficient β nous indique à quel taux est corrigé le déséquilibre de la période précédente du système. Lorsque β est important et de signe négatif, il certifie qu'il existe une relation d'équilibre à long terme entre les variables.

Tableau 42. Données de régression ECM.

Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample: 363 Included observations: 362 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ResidCoint(-1))	-0.725527	0.051027	-14.21850	0.00000
DELTA E	0.969314	0.010166	95.35067	0.00000
C	0.013603	1.423750	0.009554	0.99244
R-squared	0.965033		Mean dependent var	0.284254
Adjusted R-squared	0.964836		S.D. dependent var	144.4618
S.E of regression	27.08863		Akaike Info criterion	9.444358
Sum squared resid	263432		Schwarz criterion	9.476610
Log Likelihood	-1706.429		Hannan-Quinn crit.	9.457179
F-statistic	4953.946			
Prob(F-Statistic)	0.000000			

La valeur du coefficient β de ResidCoint (-1) ou encore (e_{t-1}) = -0.7255 valide la relation de long terme entre P et E. Ainsi, à partir du tableau 42, nous pouvons en déduire que le modèle est valable par rapport à la valeur très élevée de R^2 ainsi que la valeur statistique de Fisher ($F_{statistic}$). Les deux variables explicatives, à savoir, la première différence d'irradiance solaire stationnaire ΔE, et le ResidCont décalé d'une période (e_{t-1}) sont très significatifs, alors que le terme constant $C=\alpha_0$ est non significatif de par sa valeur p-valeur 99.24% > 5%. Ainsi, nous présentons sur la Figure 46 le graphe des résidus ΔP.

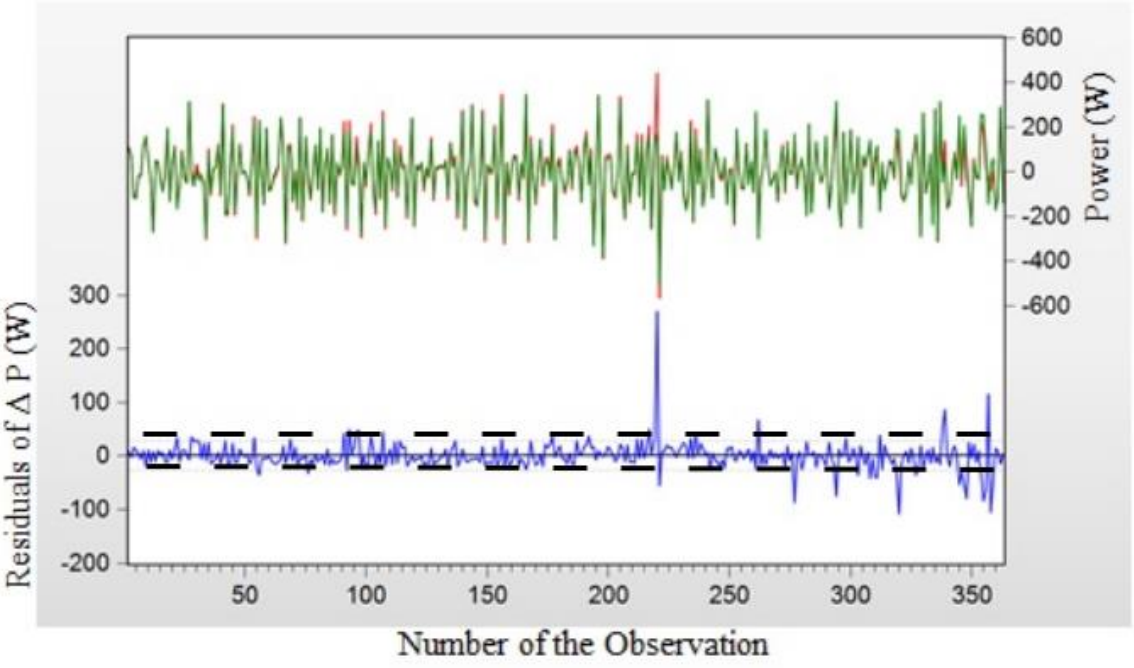


Figure 46. Résiduel du procédé EG comprenant les données du rayonnement solaire et les termes constants.

Les courbes de la Figure 46 ont les mêmes définitions que celles de la Figure 44, deux valeurs aberrantes sont identifiées respectivement aux positions 320 et 357. Par conséquent, nous avons appliqué le test EG pour la régression de différence où la variable dépendante est ΔP.

Les résultats sont donnés dans le tableau 43 pour le coefficient du terme d'erreur d'équilibre et le court terme d'exécution (coefficient de ΔG).

Tableau 43. Terme d'erreur de régression sans constante.

Dependent Variable: DELTA P Method: Least Squares Sample: 363 Included observations: 362 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ResidCoint(-1))	-0.601050	0.049178	-12.22193	0.0000
DELTA E	0.966657	0.008066	119.8493	0.0000
R-squared	0.977102		Mean dependent var	0.949972
Adjusted R-squared	0.977037		S.D. dependent var	140.1690

S.E of regression	21,24035		Akaike Info criterion	8.955253
Sum squared resid	160610,3		Schwarz criterion	8.976932
Log Likelihood	- 1600.990		Hannan-Quinn crit.	8.963875
F-statistic	7578.573			
Durbin-Watson stat	2.062846			

La valeur de R^2 est très importante et la statistique DW est proche de 2, il n'y a plus d'hétéroscédasticité ou d'autocorrélation des résidus tels que représenté sur la Figure 47.

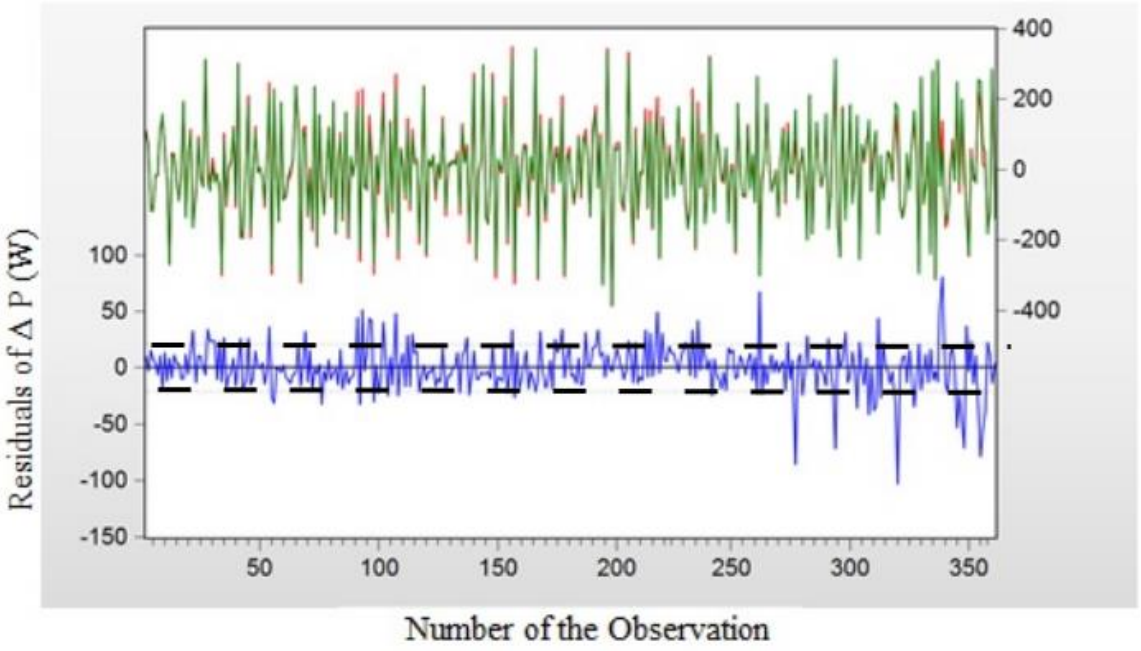


Figure 47. Résiduelle EG sans hétéroscédasticité suspect.

Ainsi, la relation entre les différentes variables est donnée par l'équation suivante :

$$\Delta P = 0.966\Delta E - 0.601(P_{t-1} - 0.939E_{t-1} - 16.67) \quad (65)$$

L'équation 65 peut s'écrire sous la forme $\Delta P = 0.966\Delta E + \beta e_{t-1}$.

où $\Delta P = P_t - P_{t-1}$ et $\Delta E = (E_t - E_{t-1})$.

La relation finale de P_t peut alors s'écrire :

$$P_{t-1} = 0.966E_t - 0.402E_{t-1} + 1.601P_{t-1} + 10.019 \quad (66)$$

Cette équation est une équation complète faisant apparaitre les différences des variables P

et E, et des décalages de période.

10. Conclusion

Il est difficile d'évaluer efficacement l'impact de la variabilité de la production PV sur la stabilité du réseau électrique sans une compréhension claire des facteurs qui influencent cette variabilité. De nombreux facteurs peuvent devenir redondants et leur valeur dans le cadre de prévision, peut varier selon les horizons de prévision et les erreurs de mesures. L'un des objectifs de ce chapitre est d'appliquer une méthode d'analyse statistique robuste de traitement des données de séries chronologiques, et d'identifier les plus importants paramètres climatiques et environnementaux qui influent sur la variabilité de la production photovoltaïque. Diverses techniques pour estimer une relation linéaire entre les variables PV ont été proposées dans la littérature. Ainsi, les techniques de régression des moindres carrés conduisent à des résultats pas très concluants, car ces techniques sont fondées sur l'hypothèse que les variables impliquées sont stationnaires. Grâce à la technique de cointégration, une relation linéaire est obtenue en incluant non seulement la variable P(t) et la variable E(t), mais aussi leurs variables décalées $P(t-_1)$ et $E(t-_1)$. Il existe donc un lien temporel entre les variables par rapport à des de petits échantillons, c'est-à-dire des données moyennes journalières sur une année. Pour cela, la méthode EG nécessite des tests si les variables sont intégrées au même ordre. Cela se fait à l'aide du test de racine unitaire ADF. Nous avons ensuite utilisé le modèle de correction d'erreur (ECM) pour vérifier si les résidus de la relation de long terme entre P et E sont stationnaires. Toutes ces conditions sont remplies et les deux variables dans le cadre de cointégration sont prises en compte.

L'avantage de la méthode Engle & Granger sur les autres techniques est sa facilité de mise en œuvre. Cependant, ses résultats dépendent de la façon dont l'équation d'équilibre à long terme est utilisée. Dans certains cas, il pourrait être délicat d'identifier quelle variable est la variable dépendante. Cette étude a été menée au niveau de la plate-forme GREEN dans une région tempérée et où la température n'apparait pas dans la relation finale PV (P=f(E,T,…)). Cependant, ce modèle ne peut pas être facilement adopté pour toutes les régions parce que les deux méthodologies employées dépendent des

caractéristiques du site. La production du PV est fortement tributaire de nombreux facteurs météorologiques et environnementaux locaux.

CHAPITRE 4

MODELE DE PREDICTION POUR LA PRODUCTION D'ENERGIE D'UNE MICRO-EOLIENNE DANS UNE ZONE URBAINE

1. Introduction

Les micros-éoliennes sont conçues spécifiquement pour fonctionner dans un environnement urbain et peuvent répondre aux besoins en électricité de maisons individuelles, de quartiers résidentiels, de petites entreprises, de villages ou de petites collectivités. Les micro-éoliennes peuvent jouer un rôle très important dans l'électrification urbaine dans les mini-réseaux et dans les applications hors réseau pour les zones urbaines ou rurales isolées, et même être un complément des systèmes solaires photovoltaïques (mix énergétique). D'ailleurs, les architectes intègrent maintenant les éoliennes dans leurs nouvelles conceptions de construction. De plus, les pays de l'Union Européenne (UE) ont développé des stratégies pour promouvoir les énergies renouvelables. En France, le projet de loi sur la transition énergétique encourage les ménages à utiliser la micro-génération comme moyen d'énergies renouvelables par un appui d'aides financières. L'énergie éolienne en milieu urbain nécessite une évaluation préliminaire des ressources, comme les caractéristiques du vent, la topographie du terrain (classe de rugosité, obstacles proches, etc.). Ces paramètres liés spécifiquement à l'emplacement choisi sont essentiels pour la prévision de la production d'énergie et l'estimation pour réduire le temps de retour sur investissement. La plupart des travaux de recherche concernant l'étude de ces paramètres ont utilisé des modèles numériques pour prédire cette production. Certains chercheurs ont utilisé la dynamique des fluides pour modéliser numériquement le comportement des éoliennes installées dans les environnements urbains et soumises aux effets particuliers du vent dans ces endroits. D'autres recherches ont également été menées afin d'intégrer directement des turbines dans des nouvelles constructions de bâtiments [140-146]. Les problèmes spécifiques de technologie et de conception dans l'utilisation de l'énergie éolienne dans les bâtiments ont également été décrits [147]. En considérant les lieux où ces technologies sont susceptibles d'être installées, on sait peu de choses sur la ressource éolienne dans ces environnements urbains, en raison des paysages très hétérogènes. En effet, les éoliennes urbaines sont

soumises aux conditions spécifiques du site [148]. Plus précisément, les mouvements de vent subissent des changements importants dans les zones urbaines par rapport aux zones rurales en raison de l'effet de la présence des bâtiments (écoulements plutôt turbulents que laminaires). Ces travaux démontrent l'importance de la position de la micro-éolienne et de sa hauteur par rapport aux bâtiments environnants où de petits changements d'emplacement peuvent avoir des effets dramatiques sur la puissance générée. En conséquence, ces installations semblent moins performantes que les installations dans les champs ou les environnements ruraux. Une autre approche est basée sur une appréciation et une quantification de la façon dont la turbulence affecte la productivité d'une éolienne [149]. Cependant, une telle analyse nécessite une grande puissance de calculs, et la validation des résultats est très difficile à réaliser en raison de l'exigence de la modélisation de l'intensité de la turbulence. Des algorithmes génétiques pour l'évaluation et l'optimisation des performances des parcs éoliens ont été appliqués pour l'implantation des éoliennes [150,151]. De plus, un algorithme simulant la puissance produite de l'éolienne en fonction de la vitesse moyenne du vent, de la charge électrique et de la courbe de puissance a été développé [152]. Des données numériques sur la vitesse du vent pour estimer les rendements énergétiques ainsi qu'une analyse du temps de retour sur investissement selon divers scénarii applicables aux dispositifs ont été examinées [152]. Les fonctions de distribution du vent et les modèles d'évaluation de la puissance ont été utilisées pour l'optimisation des configurations de parcs éoliens [153].

L'objectif de ce chapitre est d'étudier la performance d'une micro-éolienne dans une zone urbaine et de montrer qu'avec une longue période de mesures, la position idéale pour l'éolienne peut être déterminée. L'originalité de notre étude est que le modèle issu des éoliennes implantées dans ces zones urbaines peut fournir une prévision de la production d'énergie et l'estimation du temps de retour sur investissement. Contrairement aux travaux antérieurs, ce chapitre se concentre sur la décision relative à l'installation afin que les performances optimales puissent être atteintes en tenant compte de la hauteur du moyeu une micro-éolienne par rapport à la proximité des bâtiments. Notre prédiction de la production énergétique des micro-éoliennes dans l'environnement urbain est basée sur l'évaluation du coefficient de rugosité et de la distribution de Weibull. Ce chapitre présente une méthodologie pour évaluer la puissance produite réelle d'une micro-éolienne

basée sur des résultats expérimentaux obtenus au cours d'une période de cinq années (mesures sur site de 2012 à 2016) afin de déterminer la position idéale en milieu urbain.

2. Paramètres et emplacement de la micro-éolienne

2.1.Emplacement

La plate-forme GREEN est équipée d'une micro-éolienne Skystream à trois pâles à axe horizontal, d'une puissance de 2.4 kW et d'une hauteur de 12 m. L'installation d'une micro-éolienne domestique en France est généralement soumise à un permis et la hauteur ne doit pas dépasser 11 m. Les pâles sont construites à base de composite, renforcée de fibres de verre moulée par compression. La forme des pâles arrondie aide à capter plus efficacement l'énergie du vent et à réduire le bruit. La forme a également été étudiée pour permettre l'orientation automatique suivant la direction du vent. Le Skystream étudié est installé dans notre zone urbaine au voisinage de la plate-forme GREEN et est représenté sur la Figure 48.

Figure 48. Description de la micro-éolienne Skystream.

L'électricité produite par cette micro-éolienne est injectée directement sur le réseau électrique grâce à un convertisseur DC/DC couplé à un onduleur DC/AC. Ce dernier surveille en permanence l'éolienne et la connexion électrique pour s'assurer que l'énergie

générée soit synchronisée avec la fréquence et la tension du système électrique du réseau. Le tableau 44 indique les données techniques de Skystream. L'onduleur puise environ 5-7 Watts pour faire fonctionner le système de surveillance. Par conséquent, l'éolienne ne produira pas d'électricité lorsque le réseau électrique du bâtiment est hors connexion.

Tableau 44. Données techniques de la micro-éolienne Skystream.

Capacité	2.4kW
Diamètre du rotor	3.72m
Surface balayée	10.87m²
Vitesse nominale	50-325t/min
Vitesse minimale de démarrage	3.5m/s
Hauteur	12m
Production mensuelle	400kWh/mois avec Vmoy de 20km/h

La vitesse du vent est mesurée par un anémomètre de type hélice avec un rotor à 3 coupelles qui est installé à la même hauteur que la micro-éolienne. L'anémomètre fait partie d'une station météorologique (ISS : Integrated Sensor Suite, Figure 49) et dispose d'une interface sans fil permettant une communication directe entre la station installée au voisinage de la micro-éolienne et un ordinateur de collecte des données installé dans la plate-forme GREEN. Celui-ci affiche les données de la station météo en temps réel et effectue une sauvegarde automatique.

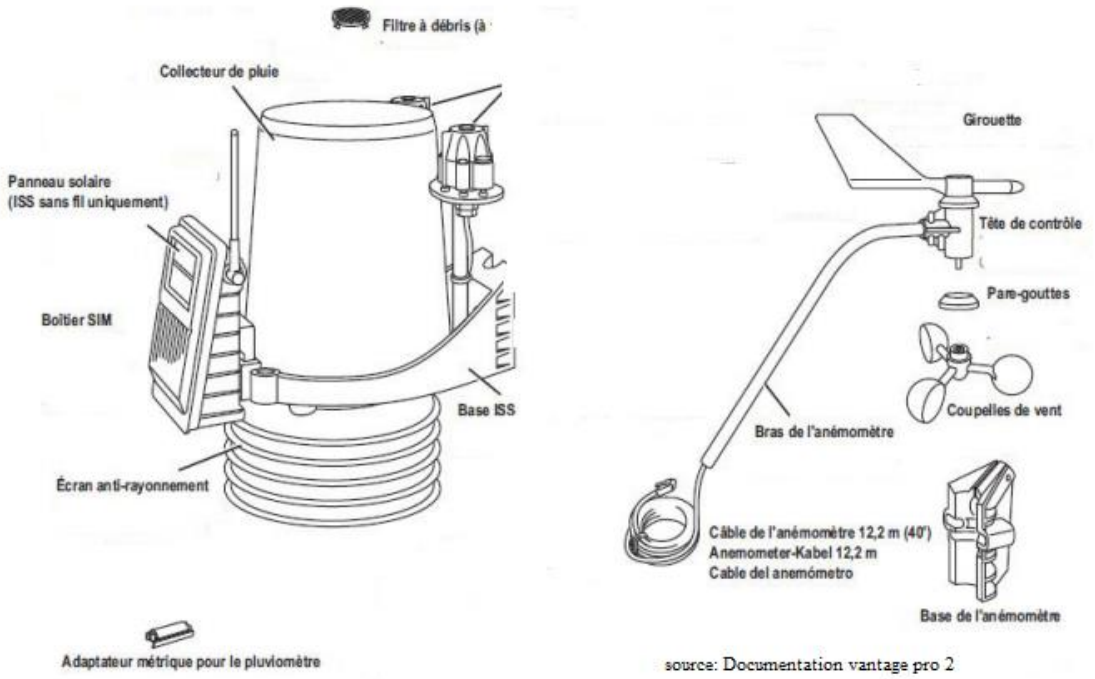


Figure 49. Description de la station météorologique ISS et de l'anémomètre à 3 coupelles interconnectés à la plate-forme GREEN.

La Figure 50 présente le schéma de principe du système sans fil de la micro-éolienne Skystream, tandis que la Figure 51 représente l'interface montrant la puissance produite en temps réel et le nombre de tours par minute. L'utilisation d'une liaison sans fil vers un ordinateur d'acquisition de la plate-forme GREEN permet de faire la transmission des données acquises. En effet, la micro-éolienne dispose d'une connexion radio sans fil intégrée de 2.4 GHz au protocole ZigBee qui envoie les données par un émetteur XBee à l'ordinateur sur interfacé à un récepteur XBee. L'anémomètre mesure la vitesse du vent toutes les minutes.

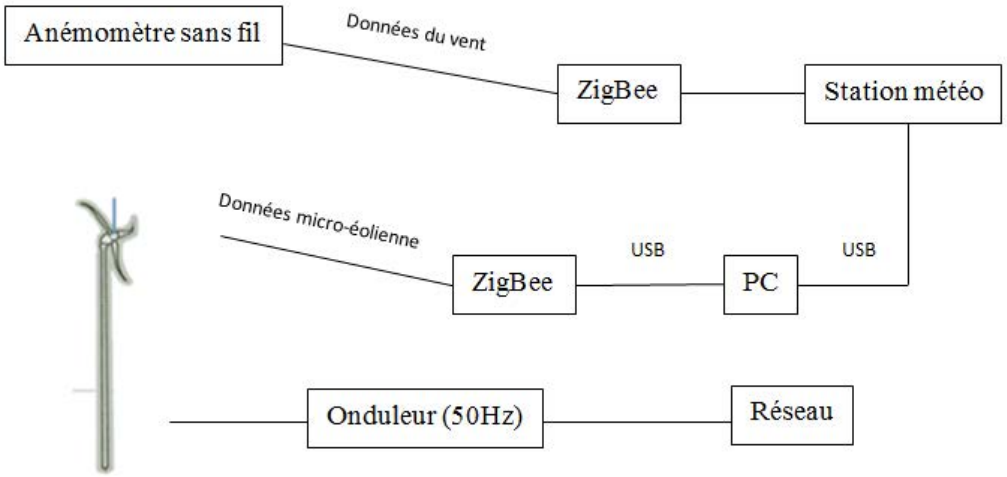


Figure 50. Schéma fonctionnel de la micro-éolienne Skystream.

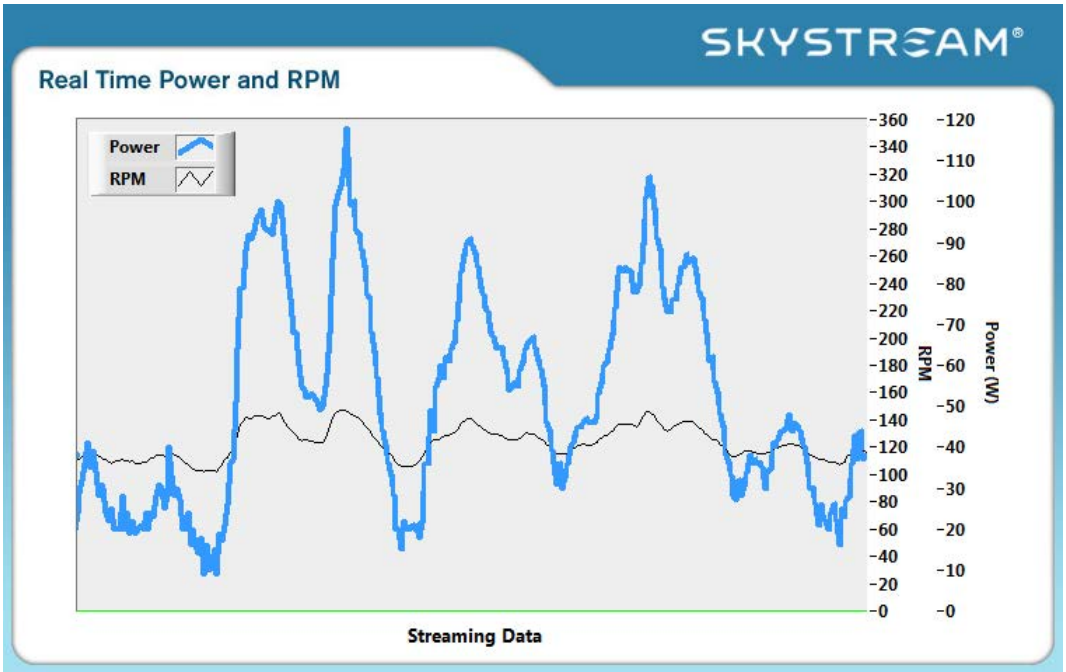


Figure 51. Affichage de la puissance produite en temps réel et du nombre de tour par minute (RPM) de la micro-éolienne Skystream.

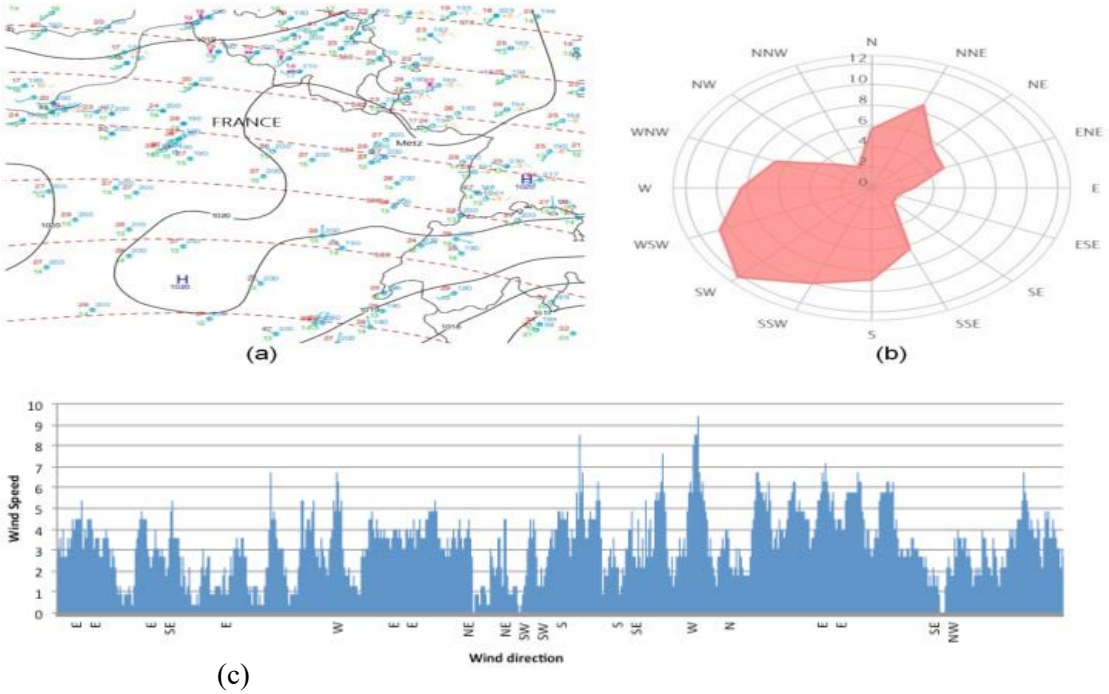


Figure 52. (a) Carte de vent de la France (b) Direction du vent en pourcentage du site d'essai. (c) Direction du vent de la zone expérimentale de la plate-forme GREEN.

La Figure 52 donne la carte météorologique de la région où se situe la plate-forme. Plus précisément, la Figure 52(a) fournit une carte spécifiant les courbes isobariques et la vitesse du vent, la température et la nébulosité. La Figure 52(b) donne la direction du vent. La Figure 52(c) détaille la direction réelle du vent mesuré de la micro-éolienne qui concorde avec la prévision du vent local, où le champ de vent maximal est orienté Est-Sud-Est d'une valeur de 5.5 m/s.

Tableau 45. Coordonnées GPS de la plate-forme GREEN.

Lieu	Latitude	Longitude	Hauteur
Metz	49°05'N	06°13'E	182 m au-dessus de la mer

2.2.Théorie entre la vitesse du vent et la puissance

Une micro-éolienne est caractérisée par sa puissance produite en kilowatts (kW), pour une vitesse de vent donnée V en m/s. L'éolienne convertit l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique, laquelle est transformée en énergie électrique. La puissance mécanique générée par la micro-éolienne est donnée par l'équation 68 [154].

Physiquement, le vent est défini comme une masse d'air en mouvement. L'énergie cinétique est donnée par la relation suivante :

$$\mathrm{E} = \frac{1}{2}MV^2 \qquad (67)$$

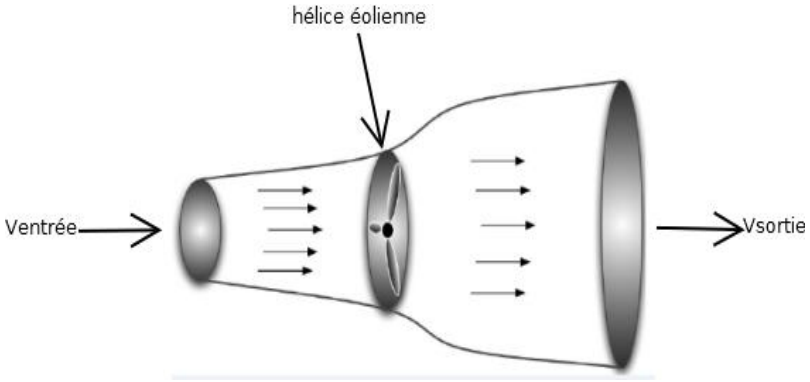


Figure 53. Masse d'air qui traverse les pales d'une éolienne.

La puissance présente dans le vent durant le temps Δt en fonction de l'énergie est donnée par l'expression suivante :

$$P_{vent} = \frac{E}{\Delta t} \qquad (68)$$

La masse de l'air M qui passe au cours d'une durée Δt à travers une surface S (en m²) balayée par les pâles de l'éolienne et est exprimée comme suit :

$$\frac{\mathrm{M}}{\Delta t} = S.\rho.V = S.\rho.\left[\frac{V_{entrée} + V_{sortie}}{2}\right] \qquad (69)$$

Selon la deuxième loi de Newton, la puissance captée est définie par :

$$\mathrm{P}_{captée} = \frac{E_{entrée} - E_{sortie}}{\Delta t} \qquad (70a)$$

Par ailleurs, $\frac{E_{entrée}}{\Delta t} = \frac{1}{2}S.\rho.\left[\frac{V_{entrée}+V_{sortie}}{2}\right].V_{entrée}^2$ et $\frac{E_{sortie}}{\Delta t} = \frac{1}{2}S.\rho.\left[\frac{V_{entrée}+V_{sortie}}{2}\right].V_{sortie}^2$

Nous déduisons que :

$$P_{captée} = \frac{1}{2}\rho.S.\left[\frac{V_{entrée} + V_{sortie}}{2}\right].[V_{entrée}^2 - V_{sortie}^2] \qquad (70b)$$

En développant la formule de $P_{captée}$ ci-dessus, on obtient :

$$P_{captée} = \frac{1}{2}S\rho V_{entrée}^3 \cdot \frac{1}{2}\left[1 + \frac{V_{sortie}}{V_{entrée}}\right].\left[1 - \frac{V_{sortie}^2}{V_{entrée}^2}\right] \qquad (70c)$$

En posant $C_p = \frac{1}{2}\left[1 + \frac{V_{sortie}}{Ventrée}\right].\left[1 - \frac{V_{sortie}^2}{V_{entrèe}^2}\right]$ appelé coefficient de puissance, on obtient la formule simplifiée de la puissance captée par une éolienne :

$$P_{captée} = \frac{1}{2}\rho C_p S V_{entrée}^3 \qquad (70d)$$

avec C_p le coefficient de puissance caractérisant l'aptitude de conversion de l'énergie de la micro-éolienne. V est la vitesse du vent (en m/s), ρ (1,22 kg/m^3) la densité de l'air instantanée du site de la micro éolienne, et S est la surface balayée des pâles du rotor (en m²). La Figure 54 montre la courbe de puissance mesurée ($P_{captée}$) pour la micro-éolienne Skystream du site expérimental de la plate-forme GREEN au cours d'une journée expérimentale. On peut noter que la vitesse minimale de démarrage du micro-éolien est inférieure à la valeur indiquée dans les spécifications techniques mentionnées dans le tableau 44.

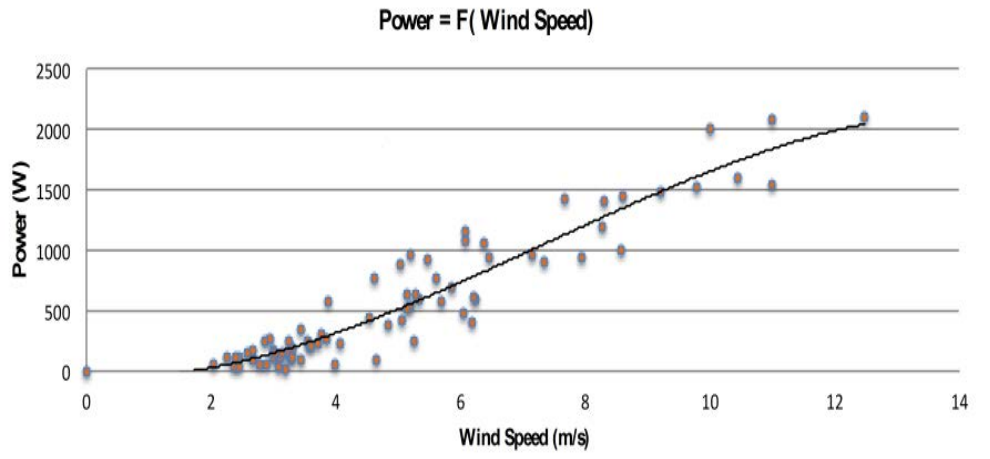


Figure 54. Puissance produite en fonction de la vitesse du vent pour une journée expérimentale.

2.3.Coefficient de puissance Cp de la micro éolienne

La puissance produite est donnée par l'équation (70d). À partir de cette équation, on peut conclure que chaque paramètre a un effet sur la puissance produite. L'efficacité de la puissance maximale théorique de toute éolienne est de 0.59 (c'est-à-dire que maximum 59 % de l'énergie transportée par le vent peut être récupérée par une éolienne). Cette puissance maximale C_P est également appelé la limite de Betz [155] qui peut être démontrée de la manière suivante :

Soient ρ la masse volumique de l'aire, g l'accélération de la pesanteur, S la surface du capteur éolien, la vitesse de l'air *v*, p la pression, Dm le débit massique d'air (constante ρsv), F la force exercée par l'air sur le capteur et P la puissance développée pas la force exercée. L'écoulement d'air est supposé parfait et stationnaire. On considère la pression atmosphérique p_o. La vitesse du vent est considérée la même entre 2 points éloignés s_1 et s_2. En appliquent le théorème de Bernoulli aux deux points, on obtient :

$$\frac{p_0}{\rho} + \frac{v_1^2}{2} = \frac{p_1}{\rho} + \frac{v^2}{2} \qquad (71a)$$

$$\frac{p_0}{\rho} + \frac{v_2^2}{2} = \frac{p_2}{\rho} + \frac{v^2}{2} \qquad (71b)$$

On en déduit, $$p_1 - p_2 = \frac{\rho}{2}(v_1^2 - v_2^2) \qquad (71c)$$

La force F exercée par le vent sur l'éolienne donne :

$$F = (p_1 - p_2).S = \frac{\rho}{2}(v_1^2 - v_2^2).S = \rho.S.\frac{(v_1+v_2)}{2}(v_1 - v_2) \qquad (71d)$$

F s'exprime également par la loi de Newton, d'où l'égalité suivante :

$$F = ma = m.\frac{dv}{dt} = \rho s v(v_1 - v_2) \qquad (71e)$$

En appliquant l'égalité des expressions (71d) et (71e) on obtient l'expression de la vitesse de l'air (71f) : $$v = \frac{(v_1+v_2)}{2} \qquad (71f)$$

La puissance développée par cette force sur les pâles de l'éolienne est donnée par l'expression suivante :

$$P = F.v = \frac{\rho}{2}(v_1^2 - v_2^2).S.v \quad (72)$$

En exprimant cette puissance en fonction du rapport $x = \frac{v_2}{v_1}$, du rendement r et de la puissance incidente P_0 du vent non perturbé, on obtient :

$$P_0 = \frac{1}{2}\rho S v_1^3 \quad (73)$$

$$v = v_1 \frac{1+x}{2} \quad (74)$$

$$r = \frac{P}{P_0} = \frac{1}{2}(1 - x^2)(1 + x) \quad (75)$$

En traçant le rendement de l'éolienne r en fonction de x, on obtient la courbe présentée dans la Figure 55.

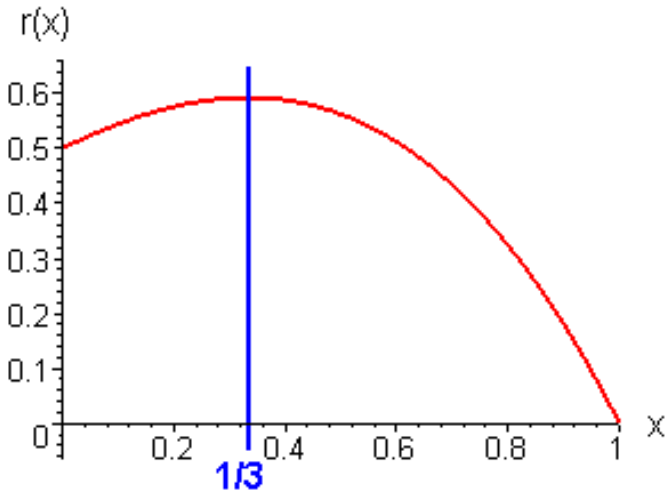


Figure 55. Rendement en fonction de la vitesse du vent pour une éolienne : limite de Betz.

On observe que le maximum est atteint pour x=1/3 avec r=0.59, et correspond à la limite de Betz. Les éoliennes ne peuvent pas fonctionner au-delà de cette limite maximale. La valeur C_P est spécifique à chaque type d'éolienne. Pour le site expérimental GREEN, nous avons déterminé le coefficient de puissance à partir des mesures expérimentales comme représentées dans la Figure 56. Pour notre micro-éolienne, nous obtenons une valeur $C_P = 0.34$.

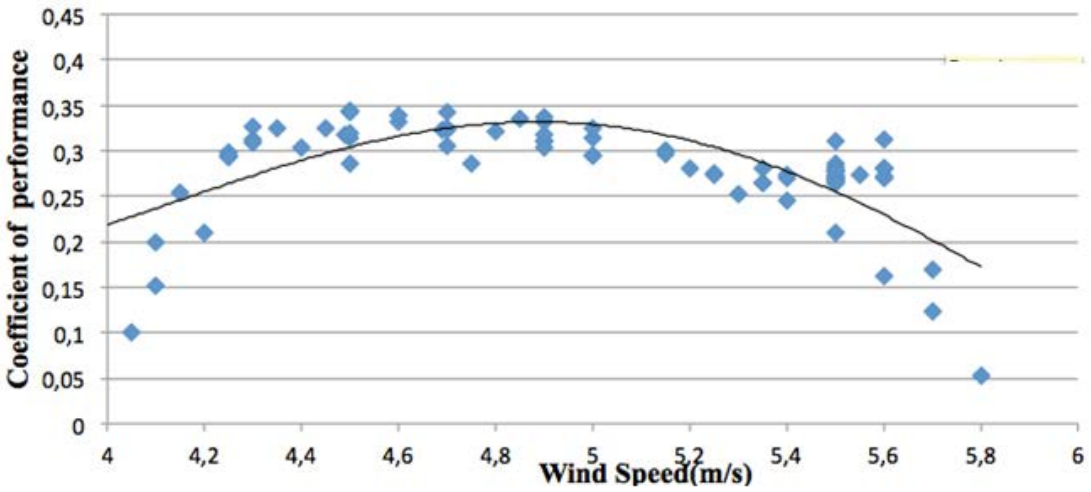


Figure 56. Coefficient de puissance en fonction de la vitesse du vent pour la micro-éolienne Skystream.

2.4.Coefficient de rugosité

Le coefficient de rugosité dépend de la variabilité de la vitesse et de la direction du vent sur le site, et est fonction du type de terrain (rugosité, hauteur des obstacles, etc.). Plusieurs chercheurs ont étudié les profils de vitesse du vent et différentes expressions ont été établies pour estimer l'augmentation de cette vitesse avec la hauteur [156]. La hauteur d'installation de l'éolienne a un effet important sur l'énergie disponible du système. Il est possible de prendre en compte l'ajustement du profil du vent en hauteur à l'aide d'une équation d'ajustement. Dans cette étude, nous avons supposé que le changement de vitesse est limité, et nous avons considéré la relation d'exposant de la loi de puissance [157] donnée par l'équation suivante :

$$\frac{V_0(h_0)}{V_1(h_1)} = \left(\frac{h_0}{h_1}\right)^{\alpha} \qquad (76)$$

où V_0 (h_0) (m/s) et V_1 (h_1) (m/s) sont les vitesses du vent moyennes et mesurées, respectivement à la hauteur de référence h_0 (m) et h_1 (m). Le coefficient de rugosité α peut ainsi être déterminé par l'expression suivante :

$$\alpha = \frac{\ln V_0(h0) - \ln V_1(h1)}{\ln(h0) - \ln(h1)} \qquad (77)$$

Le tableau 46 indique quelques coefficients de rugosité pour différents types de topographie.

Tableau 46. Coefficients de rugosité.

Coefficient de rugosité α	Description
0.1	Parfaitement lisse
0.2	Prairie
0.3	Arbres ou colline, bâtiments autour
0.4	Près des arbres ou des bâtiments
0.5	très proche des arbres ou des bâtiments
0.6	entouré de grands arbres ou de bâtiments

Le coefficient de rugosité pour le site expérimental GREEN est déterminé en utilisant la hauteur de référence (h_1) et les données de vitesse moyenne du vent correspondantes (V_1) de l'aéroport militaire Frescaty où est située la station météo de la ville de Metz, et qui est distant de 5 km de la plate-forme. Les autres valeurs sont mesurées à partir du site et sont données dans le tableau 47.

Tableau 47. Données expérimentales de la vitesse du vent en fonction de la hauteur.

Hauteur (m)	Vitesse (m/s)
h_1=192	V_1= 5
h_0=12	V_0=1.7

Le coefficient de rugosité est calculé à partir de l'équation 76. Nous obtenons une valeur de rugosité $\alpha = 0.389 \approx 0.4$. Comme indiqué dans le tableau 47, la micro-éolienne étudiée est située proche d'arbres et de bâtiments (Figure 48).

3. Zone urbaine/zone rurale

La puissance produite d'une micro-éolienne est fortement influencée par la vitesse moyenne du vent à laquelle elle est soumise. Dans les zones urbaines, l'effet des

bâtiments, arbres de grandes tailles, peut non seulement réduire la vitesse moyenne du vent, mais peut également augmenter l'écart-type des fluctuations du vent. Le site expérimental indiqué dans le paragraphe 2 est un cas urbain. Dans le tableau 48, nous déterminons la vitesse moyenne mensuelle sur une période de cinq ans (2012 à 2016) ainsi que l'écart-type (σ) correspondant. La Figure 57 représente la vitesse moyenne mensuelle sur les cinq années. L'illustration de l'histogramme montre une bonne similarité mensuelle sur plusieurs années.

Tableau 48. Vitesse moyenne annuelle du vent.

Mois/Année	**2012**	**2013**	**2014**	**2015**	**2016**
Janvier	2.10	1.83	1.93	2.17	2.01
Février	1.40	1.42	1.32	1.87	1.90
Mars	1.42	1.20	1.47	2.08	2.07
Avril	2.05	2.19	1.38	1.61	1.63
Mai	1.56	1.24	1.75	1.49	1.32
Juin	1.33	1.35	1.44	1.54	1.08
Juillet	1.41	1.49	1.17	1.62	1.07
Août	1.30	1.05	1.24	1.40	1.03
Septembre	1.29	1.31	1.01	1.60	0.87
Octobre	1.40	1.55	0.92	1.00	1.30
Novembre	1.03	1.87	1.09	2.02	1.65
Décembre	2.44	1.96	2.20	1.59	0.79
Vmoy (m/s)	1.56	1.54	1.41	1.67	1.39
σ (m/s)	0.4137	0.3494	0.3826	0.3254	0.4568

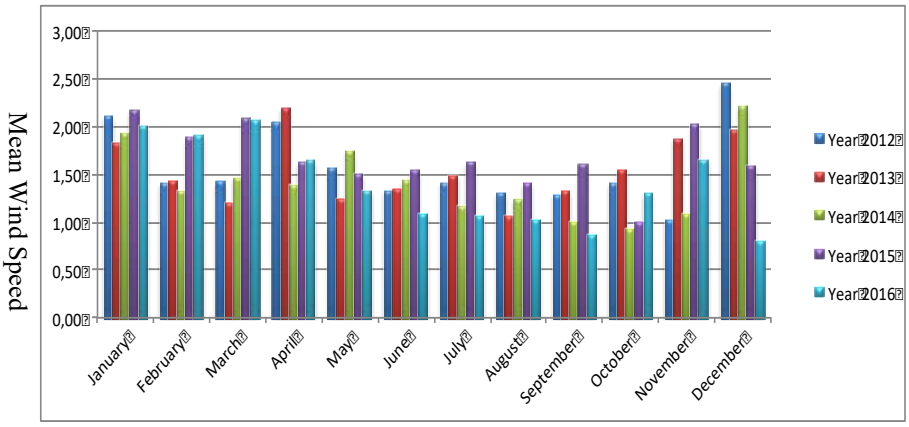


Figure 57. Représentation de la vitesse moyenne mensuelle du vent (période de cinq années).

L'écart type σ est déterminé en utilisant l'équation 78 [155]:

$$\sigma = \left[\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{n}(V-\bar{V})^2\right]^{\frac{1}{2}} \tag{78}$$

$\bar{V}$ est la vitesse moyenne du vent (m/s), N est le nombre de données de vitesse du vent. Les valeurs calculées de l'écart-type sur les cinq années sont les suivantes :

$$\sigma_{2012} = 0.4137 \ \ m/s$$

$$\sigma_{2013} = 0.3494 \ \ m/s$$

$$\sigma_{2014} = 0.3826 \ \ m/s$$

$$\sigma_{2015} = 0.3254 \ \ m/s$$

$$\sigma_{2016} = 0.4568 \ \ m/s$$

En principe, l'écart-type de la vitesse moyenne du vent dans les zones rurales est susceptible d'être constant. Les écarts-types pour les années 2012 et 2016 reflètent davantage une zone plus rurale qu'une zone urbaine pour le site expérimental de la plate-forme GREEN. L'écart-type moyen sur les cinq années est 0.3855. L'environnement urbain n'influence pas seulement la vitesse moyenne du vent, il affecte également l'écart-

type, et par conséquent la puissance moyenne produite. Dans le tableau 49, nous avons mesuré et déterminé la puissance moyenne mensuelle pour les cinq années expérimentales.

Tableau 49. Puissance moyenne mensuelle.

Année	**2012**	**2013**	**2014**	**2015**	**2016**
Mois	**Puissance (W)**				
Janvier	84.83	74.89	61.56	95.27	80.24
Février	48.84	44.21	35.67	53.90	50.91
Mars	45.64	24.44	42.87	37.81	71.20
Avril	90.94	82.13	80.23	95.81	92.67
Mai	31.15	22.71	34.66	30.73	21.78
Juin	30.95	23.75	46.34	27.98	18.56
Juillet	40.22	05.63	40.29	27.16	16.45
Août	28.15	20.22	42.53	28.32	15.34
Septembre	30.19	25.13	32.31	20.38	10.12
Octobre	58.8	21.32	40.77	22.18	55.67
Novembre	65.18	72.19	16.24	50.98	76.23
Décembre	187.13	110.28	125.97	166.60	67.78

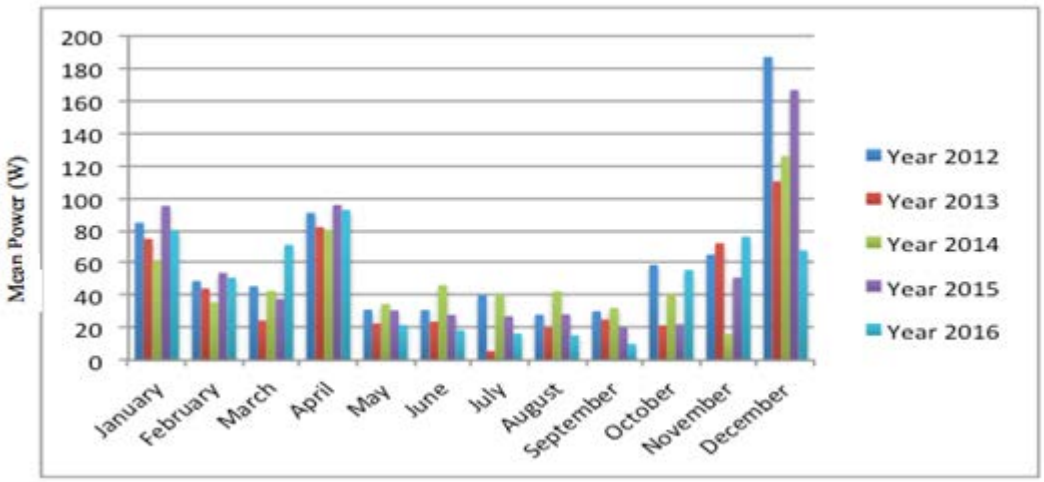


Figure 58. Histogramme de la puissance moyenne mensuelle.

La Figure 58 donne la comparaison de la puissance produite sur cinq ans. Nous pouvons voir une similitude étroite entre la puissance produite mensuelle pour différentes années confirmant un profil de zone rurale pour une installation urbaine. La puissance moyenne produite par une éolienne en fonction des vitesses moyennes du vent est déterminée par une distribution de densité de probabilité. La fonction de Weibull est couramment utilisée pour ajuster la distribution de probabilité de la vitesse de vent mesurée. Ce point est relaté dans le paragraphe suivant.

La distribution la plus couramment utilisée fournissant moins d'erreurs dans le calcul des densités est la fonction de distribution de probabilité (pdf) de Weibull à trois paramètres [158, 159] donnée par l'équation 79 :

$$F(T) = \frac{k}{\eta}\left(\frac{T-\gamma}{\eta}\right)^{k-1} . exp - \left(\frac{T-\gamma}{\eta}\right)^{k} \quad (79)$$

où F (T) ≥ 0, T ≥ 0 , k> 0, η> 0, - ∞<γ<∞

• k est le paramètre de forme, également connu sous le nom de pente de Weibull ;

• η est le paramètre d'échelle ;

• γ est le paramètre d'emplacement.

Fréquemment, le paramètre d'emplacement n'est pas utilisé et est considéré comme nul. Donc l'équation pdf se réduit à celle de la distribution de Weibull à deux paramètres donnée par l'équation 80 suivante :

$$\mathrm{F(T)} = \frac{k}{\eta}\left(\frac{T}{\eta}\right)^{k-1} . exp - \left(\frac{T}{\eta}\right)^{k} \quad (80)$$

Généralement, lorsque le climat est favorable et que l'éolienne continue à fonctionner, le paramètre d'emplacement doit être déterminé. Fréquemment, ce paramètre n'est pas utilisé lorsque les bases de données du climat ont des valeurs mesurées très faibles ou nulles. Dans notre étude de cas, la mesure montre que la vitesse du vent est trop basse ou nulle pendant au moins 850 h/an, sous la vitesse minimale nécessaire pour le démarrage

de l'éolienne (inférieure à 3.5 m/s, voir tableau 44). Par conséquent, dans notre modélisation, le paramètre d'emplacement est considéré égal à zéro, et donc l'équation pdf se réduit à celle des deux paramètres de distribution de Weibull donnée par l'équation 81.

$$\mathrm{F(V)} = \frac{k}{A}\left(\frac{V}{A}\right)^{k-1} . \exp\left(-\left(\frac{V}{A}\right)^{k}\right) \qquad (81)$$

• où: η = A = paramètre d'échelle de Weibull en (m/s) ;

• k est le paramètre de forme sans unité ;

• T = V = vitesse du vent (m/s).

La Figure 59 est une représentation de la pdf pour différentes valeurs de k avec η constant.

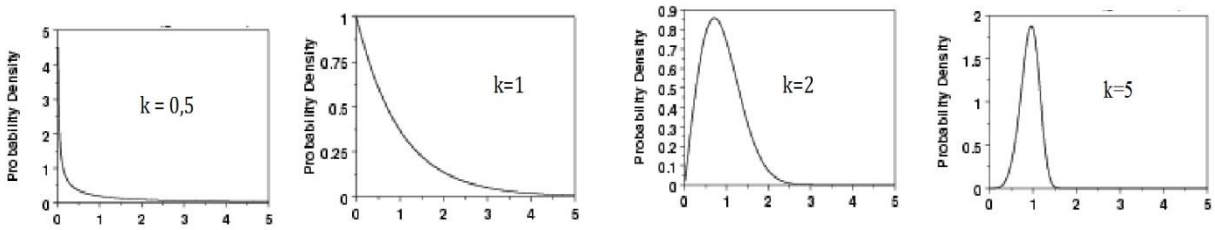


Figure 59. Courbes de Weibull pour quelques valeurs de k.

Il existe plusieurs méthodes pour estimer les paramètres de Weibull A et k, en fonction des statistiques de vent disponibles. Nous avons utilisé la méthode de la vitesse moyenne du vent et de l'écart-type (σ) comme suggéré dans [160]. Ainsi, la valeur calculée de k spécifiant les conditions de la plate-forme GREEN peut être obtenue en utilisant la vitesse moyenne du vent et l'écart-type selon l'équation (82).

$$\mathrm{k} = \left(\frac{\sigma}{V}\right)^{-1.0983} \qquad (82)$$

Ainsi, compte tenu de la vitesse moyenne du vent mesurée (tableau 48) et de l'écart type moyen au cours de l'année 2015, la valeur calculée de k est de 2.37. L'équation résultante est transformée selon l'équation (83).

$$F(V) = \frac{2.37}{A}\left(\frac{V}{A}\right)^{1.37} . \exp\left(-\left(\frac{V}{A}\right)^{2.37}\right) \quad (83)$$

La Figure 60 donne un exemple expérimental de la distribution de densité de probabilité calculée à partir de la fonction de Weibull, pour un jour particulier. La vitesse du vent V_m est proche de 2,5 m/s et la probabilité d'occurrence est supérieure à 25%.

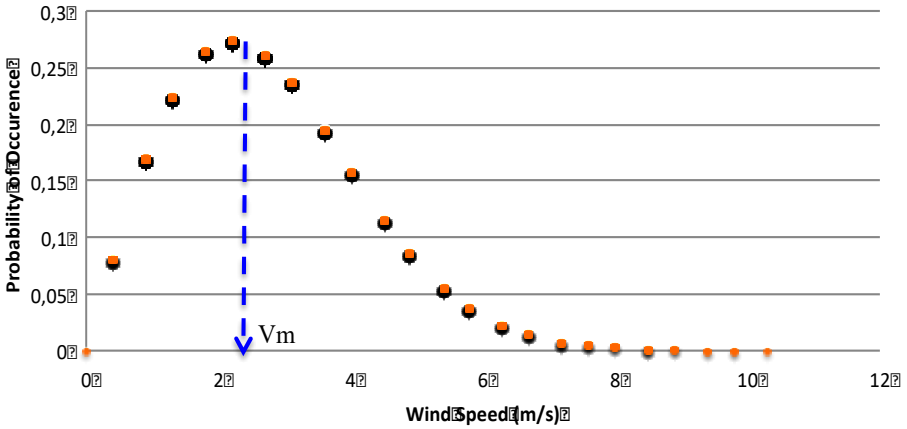


Figure 60. Probabilité d'occurrence en fonction de la vitesse du vent pour un jour donné.

En utilisant la méthode statistique de Weibull pour l'évaluation des probabilités locales de vent sur cinq années consécutives (2012 à 2016), les résultats obtenus sont représentés sur les Figures 61 (a), (b), (c), (d) et (e). Les formes des courbes sont similaires à la courbe de valeur k=2 de la Figure 59. La comparaison entre la fonction de distribution de probabilité calculée à partir de la fonction de Weibull et la distribution de la vitesse du vent basée sur les données, on déduit que la vitesse du vent correspondante sur 5 années se situe entre 1,3 et 1,4 m/s. La vitesse moyenne sur chaque période de la Figure 57 est relativement constant et est définie comme la surface totale sous la courbe F (V) - V intégrée entre les jours sans vent (V=0 m/s) à un jour très venteux (V = $\propto$ m/s) divisé par le nombre total d'heures dans l'année (quasi-constant pour chaque année), tel que déduit sur la Figure 57. La vitesse moyenne annuelle [161] est donc la vitesse moyenne pondérée et est donnée par l'équation 84 :

$$V_{mean} = \frac{1}{H}\int_0^{\infty} F(V).VdV \quad (84)$$

H est le nombre d'heures de fonctionnement de l'éolienne (H = 3600 h) par an pour notre site d'étude. L'expression intégrale de V_{mean} de l'équation 84 peut être approchée de la fonction Gamma exprimée par l'équation 85 :

$$V_{mean} = A * \Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right) \tag{85}$$

Où Γ est la fonction Gamma définie par l'équation 86 :

$$\Gamma(X) = \int_0^{\infty} \exp(-t)\, t^{X-1} dt \tag{86}$$

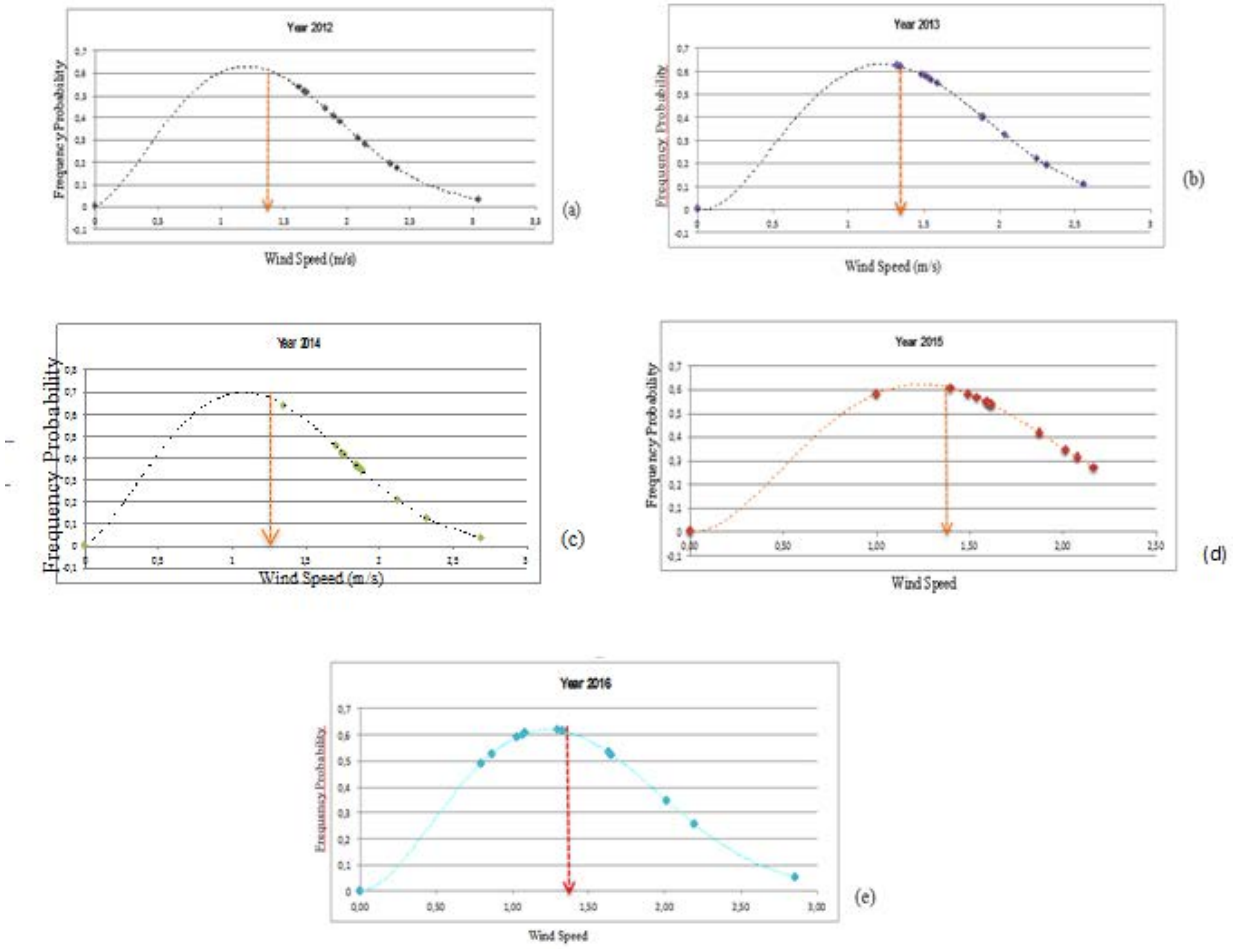


Figure 61. Fonction de Weibull en fonction de la vitesse du vent sur 5 années.

Le tableau 50 indique les résultats sur les cinq années de données expérimentales.

Tableau 50. Vitesse moyenne à partir des données expérimentales.

Année	k	A (m/s)	Vmoy (m/s)
2012	2.237	2.03	3.59
2013	2.37	1.54	2.72
2014	2.37	1.41	2.50
2015	2.37	1.67	2.81
2016	2.37	1.48	2.62

4. Fonction de Weibull et puissance produite

4.1.Puissance produite

La puissance produite est proportionnelle à divers paramètres, comme indiqué au paragraphe 2.2. Le principal paramètre est la vitesse du vent où la puissance produite est proportionnelle au cube de la vitesse. Nous tenons compte de tous ces paramètres qui interviennent sur la puissance produite, et nous nous focalisons sur la façon de trouver la vitesse moyenne annuelle du vent en utilisant la distribution de probabilité de Weibull. A partir de cette vitesse annuelle moyenne du vent, nous pouvons déterminer la puissance produite attendue. La puissance produite du vent est donnée par l'équation 87 [162] :

$$P_{out} = \frac{1}{2}\rho S C_P V_{rmc}^3 \tag{87}$$

où V_{rmc} est la vitesse moyenne cubique donnée par l'équation 88:

$$V_{rmc}^3 = A^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right) \tag{88}$$

soit:

$$P_{out} = \frac{1}{2}\rho S C_p A^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right) \tag{89}$$

La production d'énergie calculée mensuellement en utilisant les données de Weibull, $E_{Weibull}$ (kWh) est donnée par l'équation 90 :

$$\mathrm{E}_{Weibull}(kWh) = \sum_{i}^{n} P_{i\,out} F_i\,(V) T_i \qquad (90)$$

où Ti est le nombre d'heures d'exploitation de l'éolienne et n le nombre de jours dans un mois donné. La Figure 62 montre la relation entre la fonction de Weibull et la puissance produite moyenne sur des données mesurées sur 5 années. La production annuelle la plus probable pour ce site se situe entre 45W et 70W pour une durée de fonctionnement de 5300 heures par an. La production estimée par an se situe entre 240 kWh et 371 kWh.

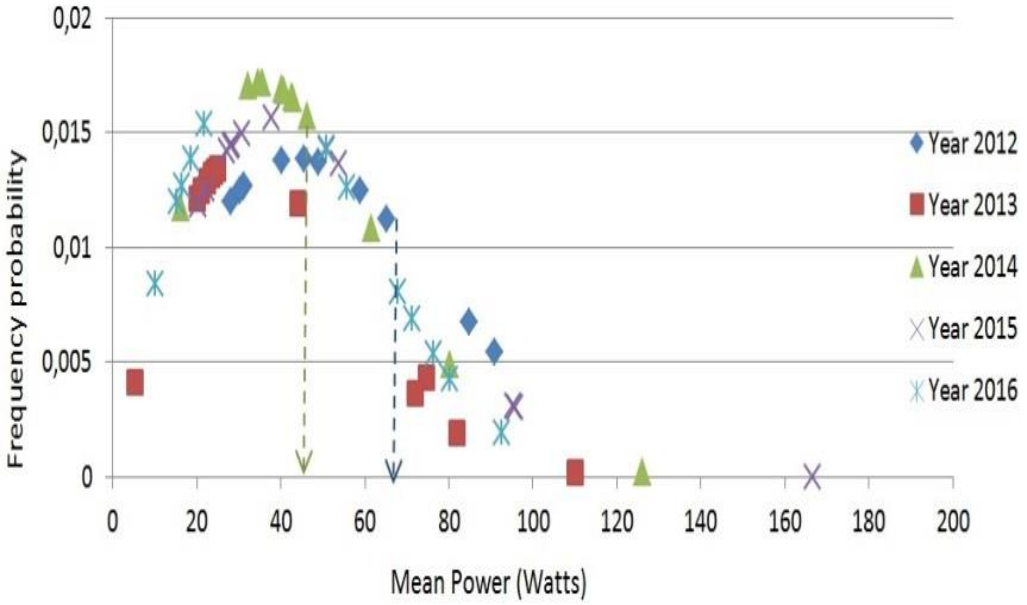


Figure 62. Représentation Weibull de la puissance produite sur 5 ans.

Le tableau 51 donne les cinq années de l'énergie estimée à partir de la fonction de Weibull ainsi que celle mesurée. L'énergie mesurée est obtenue grâce aux enregistreurs de données. Nous en déduisons que l'énergie produite représentative de Weibull est proche de l'énergie enregistrée sur la plate-forme.

Tableau 51. Comparaison de la production d'énergie sur cinq ans.

Année	k	A (m/s)	Energie Weibull (kWh)	Energie Mesurée (kWh)
2012	2.37	2.03	372.77	279.83
2013	2.37	1.54	329.92	346.94

2014	2.37	1.41	311.36	297.14
2015	2.37	1.67	348.12	361.16
2016	2.37	1.48	314.16	295.17

L'erreur quadratique moyenne (EQM) entre la distribution estimée de Weibull du vent moyen et la distribution de Weibull de la puissance mesurée est donnée dans le tableau 52. Nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour 2014 correspondant à l'année intermédiaire entre 2012 et 2016.

Tableau 52. RMSE entre la distribution estimée de Weibull à partir du vent moyen et la distribution de Weibull à partir de la puissance mesurée pour l'année 2014.

Année 2014	
Valeur Weibull calculée (Vent moyen)	**Valeur distribution de Weibull (Puissance mesurée)**
0.011298623	0.010804687
0.004238991	0.017170769
0.015103792	0.016451596
0.015541434	0.004873715
0.01298169	0.017166417
0.015252974	0.01570894
0.01595703	0.016850009
0.015916188	0.016511819
0.015616483	0.017044723
0.015136846	0.016786236
0.015863296	0.011709857
0.008607664	0.00017463
RMSE	0.005737967

Les résultats des mesures et du calcul de puissance montrent une forte corrélation avec une valeur RMSE faible d'environ 0.5%, obtenue à partir du modèle de Weibull et les données d'énergie mesurées en utilisant l'équation 89 [163] :

$$\text{Erreur}(\%) = \left|\frac{E(Weibull) - E(Mesured)}{E(Mesured)}\right| \quad (89)$$

Le tableau 53 donne les erreurs pour les cinq années entre 2012 et 2016. Nous observons à partir de ce tableau que pour l'année 2012, nous avons obtenu un taux d'erreur plus élevé en raison d'une perte de communication sans fil ZigBee conduisant à un manque de données au cours de l'acquisition. Il manque également des mesures étalées sur quelques jours entre le 20 et le 31 décembre 2016 en raison du même problème technique.

Tableau 53. Erreurs pour les 5 années de mesures.

Année	**Erreur (%)**
2012	0.2493
2013	0.0516
2014	0.0457
2015	0.0434
2016	0.0551

5. Conclusion

Dans notre approche, nous avons utilisé l'évaluation qualitative de la vitesse du vent et la fonction de densité de probabilité de Weibull pour décrire la distribution de fréquence de la vitesse du vent mesurée. La vitesse moyenne au cube est utile pour estimer rapidement le potentiel énergétique annuel du site. Ainsi, en considérant la modélisation proposée avec des conditions réelles uniquement en fonction des statistiques de vitesse et de direction du vent, nous pouvons estimer le potentiel de production d'énergie pour une installation spécifique de micro-éolienne sur un site urbain particulier. L'originalité de notre étude s'appuyant sur des données expérimentales acquises sur de nombreuses années est de fournir la prévision de la production d'énergie. Ainsi, l'estimation du temps de retour sur investissement peut être déterminée. Cependant, l'étude menée au niveau de la micro-éolienne de notre plate-forme n'est pas suffisante et l'on doit pouvoir obtenir des résultats plus précis en appliquant les méthodes statistiques innovantes comme celles décrites dans le chapitre 3 consacrées au cas de prédiction d'un système PV.

CHAPITRE 5

GESTION ET SUPERVISION DES ENR A BASE D'UN RESEAU DE CAPTEURS SANS FIL ZIGBEE

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un système de communication sans fil mis en place pour obtenir en temps réel les informations provenant de différents capteurs. L'objectif de ce chapitre est de développer un système d'acquisition et de supervision de données en temps réel provenant de points de mesure (capteurs). Nous allons présenter les solutions logicielles et matérielles utilisées, l'environnement de programmation, ainsi que des notions de base sur les outils en expliquant leur fonctionnement, avant de présenter l'architecture globale du système et l'implémentation de l'architecture logicielle.

2. Cahier des charges

2.1.Spécifications techniques

Le tableau suivant donne les spécifications techniques du système que l'on souhaite développer pour répondre au cahier des charges. Ces spécifications nous permettent de définir les tâches que doit réaliser le système.

Tableau 54. Spécifications techniques du système.

Spécification	Description
1	Le réseau se compose de 2 nœuds (émetteurs de données) et un récepteur
2	Les nœuds doivent pouvoir envoyer les données vers le récepteur
3	Chaque nœud doit s'interfacer avec des capteurs pour la collection des données
4	Le récepteur doit identifier l'ID du nœud connecté

5	Le récepteur doit pouvoir recevoir les données provenant des nœuds
5	Les nœuds doivent pouvoir enregistrer les données dans leurs mémoires internes, ou dans une mémoire externe
6	Le receveur doit envoyer les données vers un ordinateur (ou tablette) via une connexion USB.
7	Une IHM doit être déployée dans l'ordinateur (ou tablette), pour le traitement des données provenant du récepteur
8	L'IHM doit pouvoir lire, traiter et afficher les données provenant du receveur
9	L'IHM doit contenir un tableau de bord pour l'affichage des données en temps réel
10	L'IHM doit pouvoir calculer et afficher les prédictions des énergies produites
11	Un message d'alerte doit être envoyé en cas de disfonctionnement du récepteur ou des nœuds
12	Une carte GSM doit être interfacée avec le receveur pour l'envoi d'alerte sous forme de message SMS.

2.2.Analyse des besoins

Pour concevoir notre système de communication sans fil, nous avons analysé nos besoins en fonctionnalités du système par un diagramme de cas d'utilisation, et dans le but de développer une phase de conception logicielle en utilisant un diagramme de classes. Le système de supervision doit disposer d'une IHM permettant à l'utilisateur de :

- Visualiser les données en temps réel ;
- Enregistrer les données reçues dans une base de données ;
- Exporter les données dans un fichier CSV ;
- Visualiser les données à l'aide de graphes.

La figure 63 donne une illustration du modèle de visualisation en temps réel des grandes physiques à qu'on souhaite mesurer.

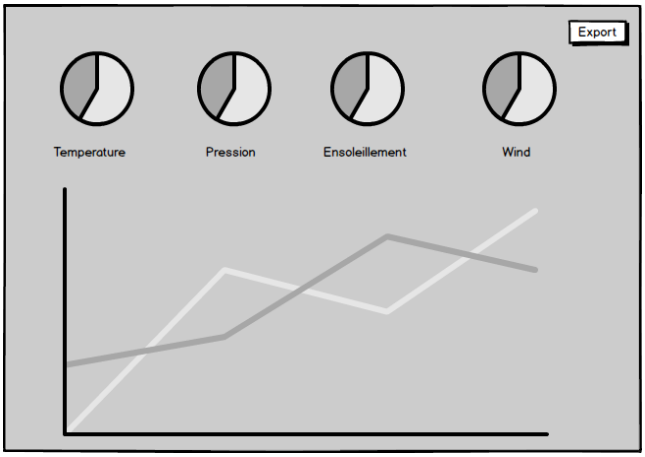


Figure 63. Illustration graphes des données de mesures par supervision.

Avant d'entamer la phase de conception logicielle en utilisant le diagramme de classe, nous modélisons d'abord les fonctionnalités du système par un diagramme de cas d'utilisation illustré selon la Figure 64. Ce diagramme permet à l'utilisateur d'avoir la possibilité de lire les données d'un nœud de capteurs qui sont ensuite affichées sur un écran de visualisation (formats graphe et Gauge), et exporter ces données par un enregistrement dans une base de données.

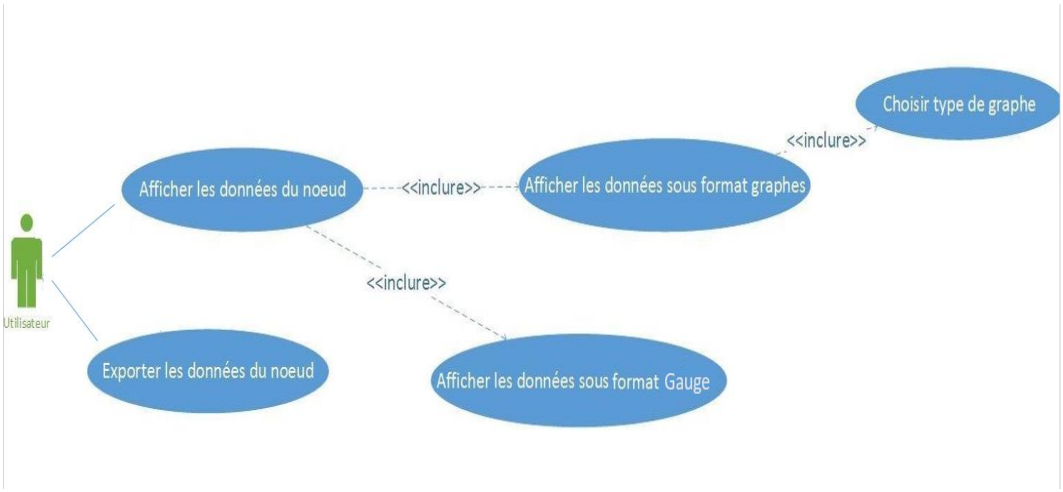


Figure 64. Diagramme de cas d'utilisation.

3. Architecture générale du système

Pour la supervision éolienne et PV, nous proposons la mise en place d'un système communicant (selon la configuration de la Figure 65) constitué de deux nœuds émetteurs liés aux capteurs, d'un récepteur, d'un ordinateur contenant une Interface Homme Machine (IHM) de supervision pour le traitement et la visualisation des données en temps réel.

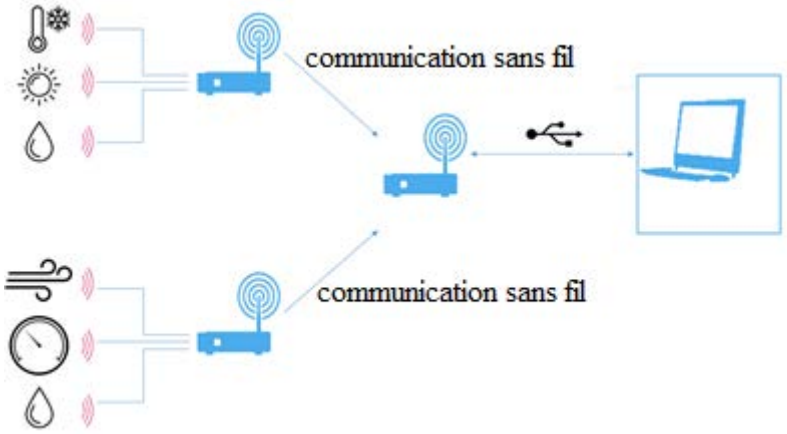


Figure 65. Architecture générale du système de supervision par un réseau de capteurs sans fil.

Pour la simplification de notre étude, nous limitons les descriptions de notre système à deux nœuds de capteurs, étant entendu que dans la réalité, une multitude de nœuds sont déployées pour disposer d'un système de supervision complet.

Pour concevoir notre système, nous avons configuré des nœuds de modules de communications sans fil et avons développé une IHM. Pour cela, plusieurs tâches ont été effectuées pour la mise en œuvre de notre système. Tout d'abord, un paramétrage de modules de communications sans fil (émetteur, récepteur, choix de canal, puissance et vitesse de transmission du signal, etc.) a été réalisé afin d'assurer les fonctionnalités du système ci-dessous :

- Envoyer les données des nœuds vers le récepteur ;
- Lire, traiter et afficher les données provenant des émetteurs ;
- Exporter les résultats dans un fichier.

4. Choix du protocole de la communication sans fil : technologie ZigBee

Plusieurs recherches ont été faites sur les réseaux sans fil à courte portée et basse consommation d'énergie depuis leur apparition. Pour mieux comprendre les spécificités de chaque moyen de communication sans fil, nous nous appuyons sur des études comparatives pour distinguer les points forts et les points faibles [164]. Plus précisément, il existe des études évaluant les performances relatives des réseaux sans fil les plus utilisés tels que la communication Bluetooth, ULB (Ultra Large Bande), ZigBee et Wi-Fi. Ces études concernent les caractéristiques et comportements selon diverses mesures que sont le délai de transmission, l'efficacité du codage canal, la complexité du fonctionnement ainsi que la consommation d'énergie. Il en résulte que la technologie ZigBee, basée sur la norme IEEE802.15.4, est plus performante et plus adaptée dans les applications industrielles qui ne nécessitent pas de transmettre de gros flots d'information. La technologie ZigBee est un moyen de communication sans fil dont les composants peuvent être rendus autonomes grâce à une très faible consommation, et donc une longue durée de vie de la batterie associée. Les résultats montrent que la technologie ZigBee étant limité en débit (250 Kbit/s), le délai de transmission est plus long par rapport aux autres technologies. Cependant, ses principaux avantages sont la faible consommation et sa très grande immunité aux interférences électromagnétiques. Son architecture maillée est également un grand atout. De plus, les couches hautes du réseau assurent deux types de routage en utilisant soit un maillage, soit une arborescence qui le rend plus rapide pour le développement d'applications. Considérant la réutilisation des fonctionnalités, les bibliothèques et profils existants facilitent la construction de dispositifs dont la technologie ZigBee se sert fréquemment.

Tableau 55. Spécifications du standard de la technologie ZigBee.

Paramètres	Spécifications
débit de données	250 kbps
Nombre de canal	16
Fréquence de fonctionnement	2.4GHz
Espacement des canaux	5 MHz
Spectre	Etalement de spectre à séquence directe DSSS
Chip rate	2 Mega chip par seconde
Modulation	OQPSK

5. La technologie Zigbee

Le standard ZigBee définit 3 types de nœuds (Figure 66):

- le Coordinateur ZigBee (ZC) qui gère l'ensemble du réseau ;
- le Routeur ZigBee (ZR) qui a des capacités de routage ;
- le dispositif terminal noté ZigBee End Device (ZED).

Comme le montre la Figure 66, la couche réseau de la technologie ZigBee supporte trois types de topologies (étoile, arbre et maillée). Dans une topologie en étoile (Figure 66 (1)), le réseau est contrôlé par un seul dispositif ZC qui est chargé d'initier et de maintenir tous les autres dispositifs (qui sont des ZED). Tous les dispositifs communiquent directement avec le ZC. Dans une topologie en arbre (Figure 66 (2)), ou maillée (Figure 66 (3)) le ZC est responsable du démarrage du réseau mais les communications peuvent passer par des ZR intermédiaires.

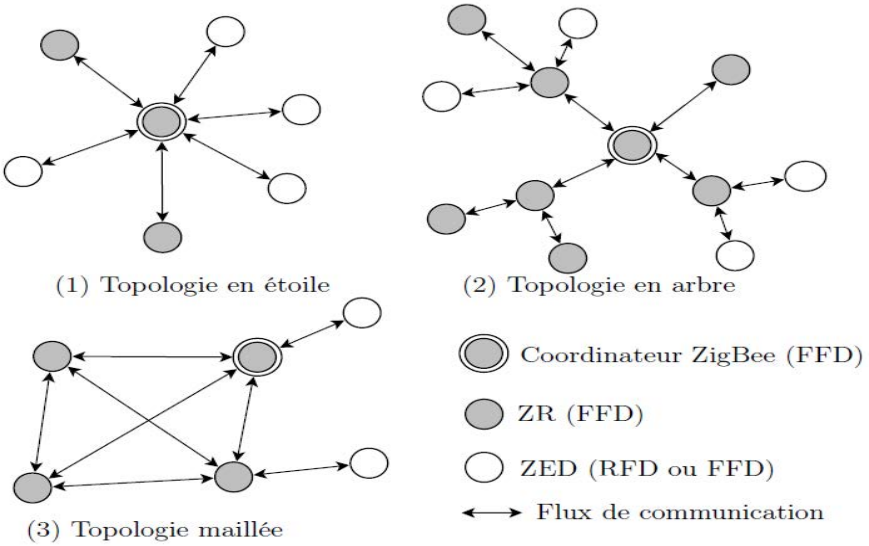


Figure 66. Topologies de la technologie ZigBee.

6. Outils utilisés et mise en œuvre du système

Nous allons exposer le logiciel, les composants, les langages et l'environnement de programmation avant de présenter l'architecture globale du système réalisé.

6.1.Choix des composants

Après avoir identifié les éléments principaux du système, nous avons réalisé une étude détaillée pour déterminer : le choix des composants, assurer l'implémentation de toutes les fonctionnalités déterminées dans la phase d'analyse et de conception ; l'application logiciel pour créer l'IHM assurant la gestion des interactions avec le système.

6.1.1. Carte Arduino Mega 2560

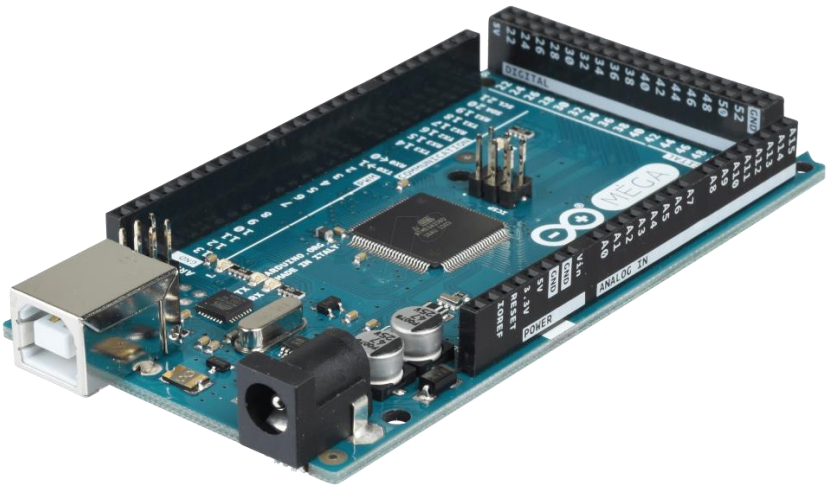


Figure 67. Microcontrôleur.

Pour réaliser les différents éléments de notre système, nous avons choisi la technologie microcontrôleurs. Notre choix s'est porté sur l'Arduino Méga 2560. C'est une carte basée sur un ATmega2560, qui répond au cahier des charges vue sa multifonctionnalité. Elle possède 54 broches d'entrées/sorties numériques dont 15 peuvent être utilisées en tant que sorties PWM (Pulse Width Modulation), 16 entrées analogiques, 4 UART (ports séries matériels), un oscillateur à cristal de 16 MHz, une connexion USB, un connecteur d'alimentation courant, un connecteur ICSP (In Circuit Serial Programming) et un bouton de réinitialisation (reset). Elle se connecte facilement à un ordinateur par liaison USB ou s'alimente avec un adaptateur externe (adaptateur secteur pouvant fournir typiquement de 3 à 12V sous 500mA) ou une batterie. Le tableau suivant détaille les spécifications de la carte Arduino Méga 2560.

Tableau 56. Caractéristiques Arduino Méga 2560.

Microcontrôleur	ATméga 2560
Tension de fonctionnement	5V
Tension d'alimentation (recommandée)	7-12V
Tension d'alimentation (limites)	6-20V
Broches E/S numériques	54 dont 14 disposent d'une sortie PWM
Broches d'entrées analogiques	16 utilisables en broche E/S numériques
Intensité max disponible par broche E/S (5V)	40mA
Intensité max disponible pour la sortie 3.3V	50mA
Intensité max disponible pour la sortie 5V	Fonction de l'alimentation utilisée
Mémoire Programme Flash	256KB
Mémoire SRAM (mémoire volatile)	8KB
Mémoire EEPROM (mémoire non volatile)	4KB
Vitesse d'horloge	16MHz

6.1.2. Modules XBee

Figure 68. Module XBee.

Dans la famille des modules de technologie répondant au protocole Zigbee, nous avons choisi les modules XBee illustré par la Figure 68. Ils utilisent des fréquences radio pour communiquer sur de longues distances (de 100 m à plus de 1500 m. Ces modules sont faciles à utiliser et à configurer. Ils se présentent sous la forme de circuits équipés de leur

propre antenne et disposent d'une sortie sur connecteur pour les applications nécessitant des antennes de plus grand gain. Ces modules XBee offrent la connectivité IEEE 802.15.4 dans la bande 2,4 GHz ISM. Ces modules existent également une version "pro" dans laquelle la puissance produite est supérieure à 63 mW au lieu de 1 mW et permet donc une plus grande portée de communication (1600m). Chaque module XBee a sa propre adresse MAC codée sur 64 bits. Un module XBee peut être branché sur une carte de capteur en tant que module de communication, ou bien être directement branché sur un convertisseur série USB pour servir de passerelle à un ordinateur (PC, MAC, etc). Pour interfacer un module XBee et une carte Arduino Méga 2560, nous avons utilisé le « Shield sans fil Arduino » présenté dans la Figure 69.

Figure 69. Shield sans fil Arduino.

6.1.3. Module GSM

Figure 70. Module GSM SIM900

Le module GSM SIM est un module sans fil ultra-compact et fiable. C'est un module GSM/GPRS quadri bande complet du type SMT. Il est conçu avec un processeur permettant de bénéficier de solutions de petites dimensions et économiques. Il est doté d'une interface standard et offre des performances GSM/GPRS 850/1800/1900Mhz pour la voix, les SMS, les données avec une faible consommation d'énergie. L'utilisation de ce module permet d'envoyer des SMS pour avertir l'utilisateur en cas de perte d'alimentation (coupure de courant) ou de données (déconnexion ZigBee).

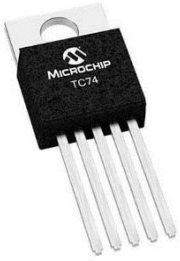
6.1.4. Capteurs

Pour collecter les données de l'environnement extérieur (Température, Humidité, Ensoleillement, etc.) nous avons utilisés des capteurs interconnectés liés aux nœuds (points de mesure). Le critère de choix est d'avoir des capteurs avec une interface I2C (Inter Integrated Circuit) pour faciliter leur configuration en nœuds de type « maître » où seule la vitesse de bus supérieur est définie et où deux fils avec des résistances de rappel

sont nécessaires pour connecter un grand nombre de nœuds. L'interface I2C est également utilisée pour interconnecter le microcontrôleur par l'intermédiaire de des broches d'E/S à usage général. En effet, ce microcontrôleur doit générer les conditions de démarrage et d'arrêt du système ainsi que l'exécution des fonctions de lecture et d'écriture.

Le protocole I2C sera implémenté et géré de manière logicielle par le microcontrôleur au travers d'entrée-sorties numériques standards. Le tableau 57 ci-dessous représente la liste des capteurs utilisés avec leurs caractéristiques pour réaliser notre système de nœuds interconnectés.

Tableau 57. Caractéristiques des capteurs.

Mesure	Série	Spécifications
Température	TC74-TO-220 Microchip 	-Détection numérique de la température -La sortie sous forme de mot numérique 8 bits -Interface de port série simple SMBus / I2C -Détection de la température à l'état solide : Précision ± 2 ° C (de + 25 ° C à + 85 ° C) Précision ± 3 ° C (de + 0 ° C à + 125 ° C) - Tension d'alimentation de 2,7V à 5,5V - Faible consommation : 200 µA courant de fonctionnement 5 µA courant en mode veille
Humidité	HYT 271 	- Plage d'humidité en fonctionnement : 0 % RH à 100 % RH -Plage de température en fonctionnement : -40 °C à +125 °C - Tension d'alimentation : 2.7 V à 5.5 V - Interface numérique : I²C
Pression	BMP180 	- Plage de détection de pression : 300-1100 hPa - Plage opérationnelle : -40 à +85°C - Interface numérique I2C
Ensoleillement	TSL2561 	- Plage de luminosité détectée : 0.1 – 40 000+ Lux -Mesurer séparément infrarouge, spectre complet ou la lumière visible par l'homme - Interface numérique I2C - Courant en fonctionnement : 0.5 mA - Courant en mode veille : moins de 15 uA

Anémomètre		-Vitesse de l'air : 250 km/h -Mesurer la vitesse du vent et la direction -3 coupelles

7. Développement et outils logiciels

Concernant le choix du développement logiciel, nous avons procédé par une étude comparative entre les plate-formes de développement Qt framwork et Net Framework. Nous avons retenu un développement avec une solution logicielle Qt, parce qu'elle permet un développement multi-plates-formes : C++, Java (QtJambi), Python (PyQt) ou en Perl (PerlQt). Les applications développées dans ces langages sont être exécutables sous environnement Windows, Linux et Mac OS.

Concernant le choix du langage de programmation pour créer l'IHM, nous avons choisi le langage QML (Qt Markup Langage) pour la partie conception du système **C++** pour la partie développement logicielle.

7.1.QLM

QML est un langage déclaratif qui permet aux interfaces d'utilisateurs d'être décrites en fonction de leurs composants visuels et de leur interaction. Il s'agit d'un langage hautement lisible qui a été conçu pour permettre aux composants d'être interconnectés de manière dynamique, et permet à ceux-ci d'être facilement réutilisés et personnalisés dans l'interface utilisateur. En utilisant le module Qt Quick qui est un framework libre, nous avons facilement créé des interfaces utilisateur animées fluides dans QML, et nous avons pu connecter ces interfaces utilisateur à toutes les bibliothèques C ++.

7.2.Qt Quick

Qt Quick est un Framework libre développé et maintenu par Digia faisant partie de la bibliothèque Qt. Il fournit la possibilité de créer des interfaces utilisateur personnalisables

et dynamiques avec des effets de transition fluides de manière déclarative. Ce type d'interface dynamique est de plus en plus commun, notamment sur les smartphones.

8. Conception logicielle de l'IHM

8.1.Diagramme de classes

Nous utilisons le langage de programmation C++ pour sa multifonctionnalité. L'utilisation de sa bibliothèque Qt facilite la réalisation du diagramme de classes permettant la conception de l'IHM. Nous avons suivi l'architecture Model-View de QtQuick sur la base de QML comme langage de programmation pour notre conception. Pour cela, nous utilisons une architecture standard de développement (voir Figure 71) afin d'utiliser les bibliothèques citées précédemment et de réaliser notre programme IHM.

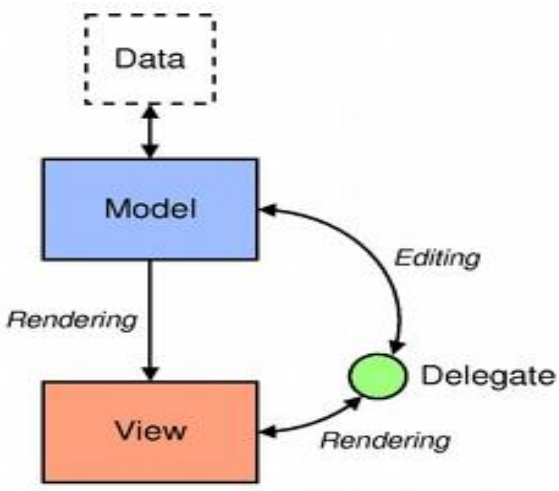


Figure 71. Architecture de développement en QtQuick.

L'architecture adoptée repose sur 2 niveaux et une transition. Nous avons donc :

- Un bloc « **Model** » qui contient les données et la structure des données. Il existe plusieurs types QML pour créer le type de ce modèle.
- Un bloc « **View** » qui est un conteneur pour afficher les données. Le bloc permet d'afficher les données dans une liste ou une grille.

- Une transition « **Delegate** » qui indique les conditions où les données apparaissent dans le bloc « View ». Cette transition « Delegate » reçoit chaque donnée du bloc « Model » pour les encapsuler afin que ces données soient accessibles au bloc « View ».

A partir de cette architecture de développement (Figure 71), nous obtenons le diagramme de classes de notre système décrit dans la Figure 72.

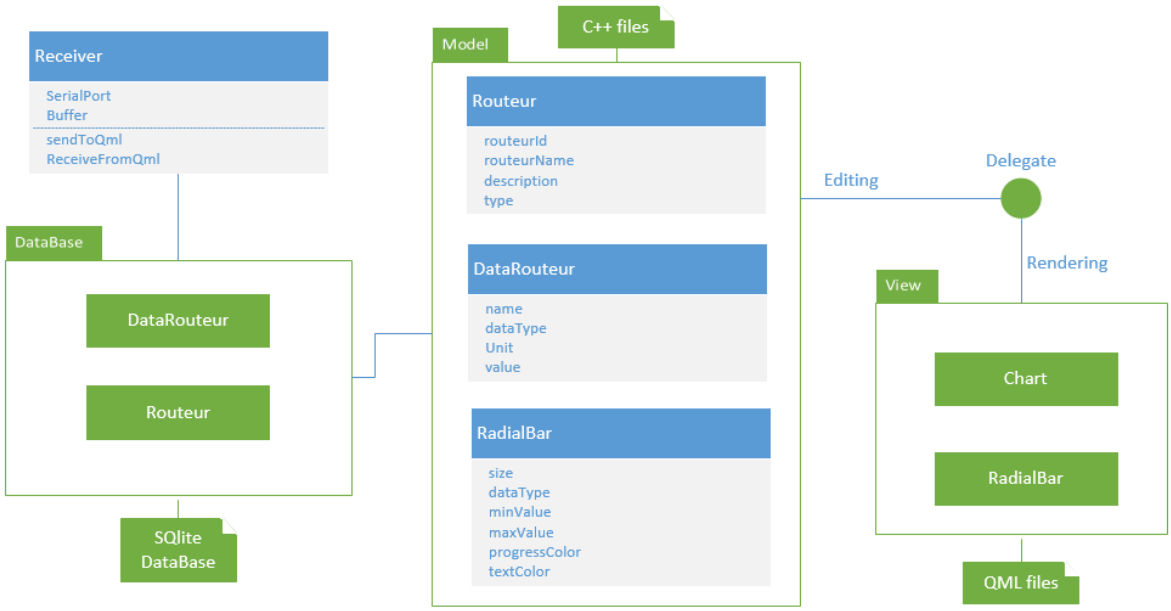


Figure 72. Diagramme de classes du système.

Ce diagramme de classes (Figure 72) est composé de plusieurs classes. La classe Receive (receveur) permet simultanément de lire les données à partir du port série, de les enregistrer dans une base de données (SQlite) et les envoyer au bloc « View » (QML files) pour la visualisation en temps réel. Les classes *Routeur* (nœud avec description et identité), *Datarouteur* (grandeurs physiques mesurées avec leurs unités) et *Radialbar* (type de graphe) représentent la partie du blob « Model » et permettent la liaison entre la base de données et le bloc « View ». La fonction « Delegate » permet de mettre en forme les données provenant du receveur pour le bloc « View » sous format graphique. En guise d'exemple, si l'utilisateur clique sur le bouton Export, un signal est envoyé vers le bloc

« Model » qui récupère les données dans la base de données et les exporte sous format csv (Comma Separated Values) pour affichage par le bloc « View ».

8.2.Environnement de programmation de la carte Arduino

L'environnement de développement intégré (IDE) de l'Arduino méga 2560 est une application multi plate-formes (Windows, macOS, Linux) écrite en langage de programmation Java, et supporte les langages C et C ++ en utilisant des règles spéciales de structuration de code. L'IDE Arduino propose une bibliothèque de logiciels qui fournit de nombreuses procédures d'entrée et de sortie communes. Le code hexadécimal crée est chargé dans la carte Arduino méga 2560 et permet à notre système d'avoir deux fonctions de base pour démarrer et exécuter en boucle un programme principal.

8.3.Configuration des modules XBee

Pour la configuration des modules XBee, nous avons utilisé la carte XBIB-U-DEV (Figure 73) et le logiciel X-CTU.

Figure 73. Carte XBIB-U-DEV.

A partir de cet environnement logiciel, on définit les paramètres de communication (illustration Figure 74).

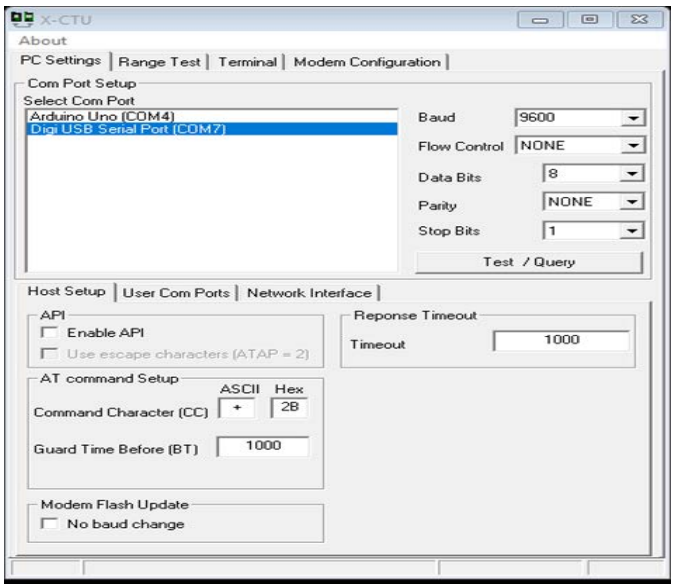


Figure 74. Interface du logiciel X-CTU.

Le type de module ainsi que le numéro de série du module XBee utilisé est vérifié afin de confirmer une bonne communication (illustration Figure 75).

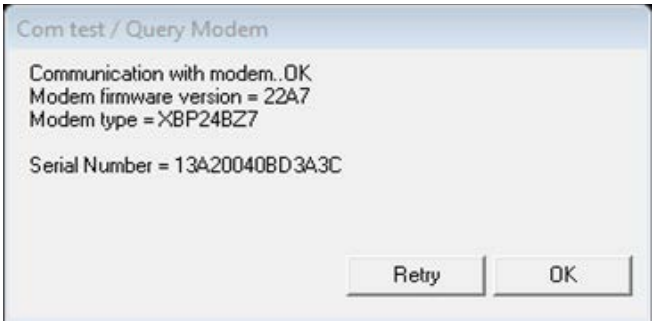


Figure 75. Vérification de la communication module XBee.

Ensuite, on définit les modules XBee soit en rôle routeur soit en rôle coordinateur (illustration Figure 76).

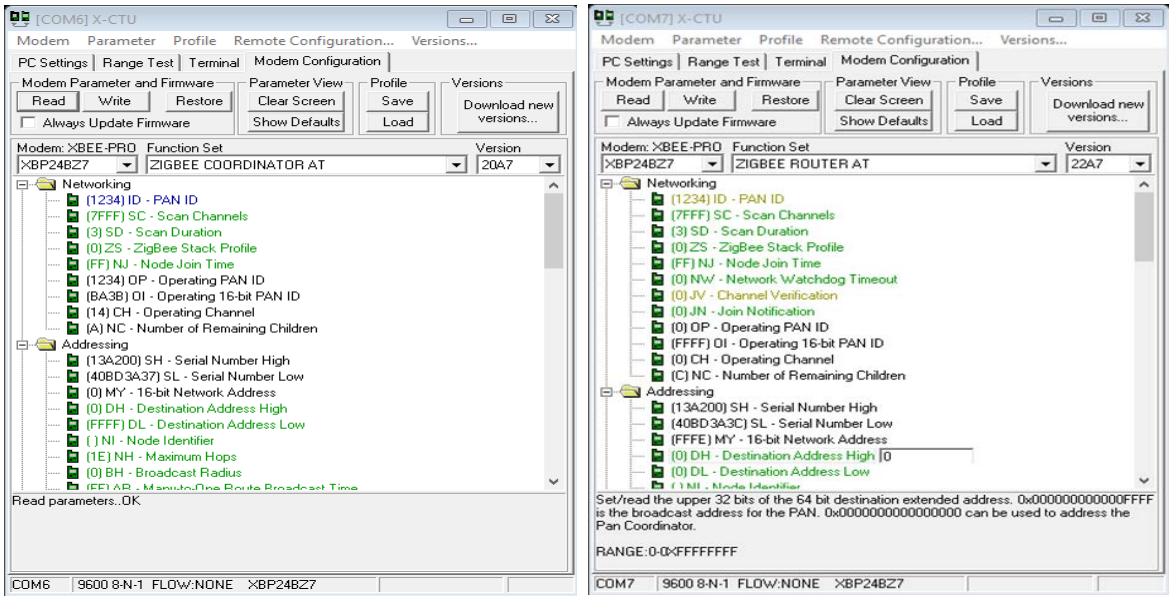


Figure 76. Définition modules XBee.

8.4.L'environnement de programmation de l'IHM

L'environnement de création de l'IHM est Qt Creator. Qt Creator est un environnement de développement intégré multi plate-forme faisant partie du Framework Qt. Il est donc orienté pour la programmation en C++. Il est intégré directement dans l'interface du débogueur, un outil de création d'interfaces graphiques, ainsi que la documentation Qt. L'éditeur de texte intégré permet l'auto-complétion ainsi que la coloration syntaxique afin d'utiliser le compilateur de Visual Studio sous Windows.

8.4.1. Développement des firmwares

Lors de la mise en œuvre du système, nous avons développé trois firmwares:

- Un firmware du routeur (Arduino),
- Un firmware du coordinateur (Arduino),
- Un firmware de l'IHM (C++, QML).

Les firmwares sont développés dans les sous sections suivantes.

8.4.1.1.Firmware du routeur

Le système contient deux routeurs. Un premier pour la collection des données provenant de l'éolienne. Un second pour la collecte les données provenant du système photovoltaïque. Le diagramme d'états suivant illustre le dynamisme du firmware du routeur que nous avons développé.

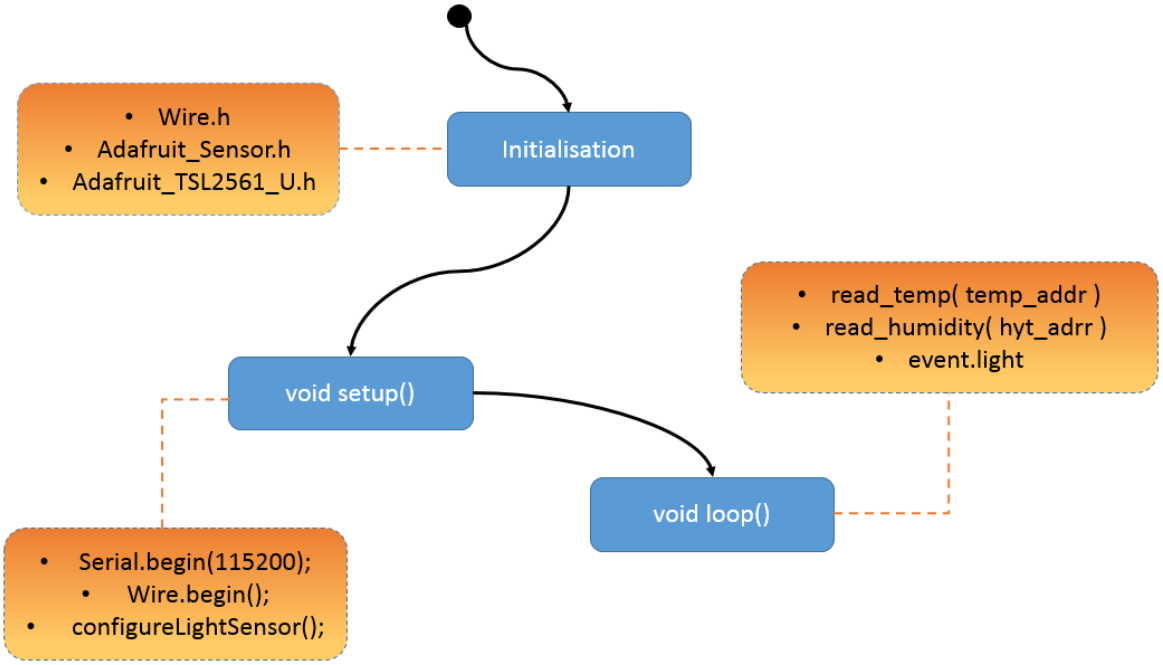


Figure 77. Diagramme d'états du firmware du routeur.

Ce diagramme d'états repose sur les 3 états ci-dessous :

- Etat initialisation :
  - Déclaration de la bibliothèque Wire.h nécessaire pour l'utilisation de l'interface I2C de l'Arduino.
  - Déclaration des bibliothèques pour le fonctionnement du capteur d'ensoleillement.
  - Déclaration des adresses I2C de chaque capteur.
- Etat void setup () :
  - Lancer la communication ZigBee et configurer le baud rate (vitesse).
  - Lancer la réception par liaison I2C.

- Configurer le capteur d'ensoleillement (le seul capteur qui nécessite une configuration).

- Etat void loop() :
  - Lire les données provenant des capteurs par liaison I2C et les envoyer par liaison ZigBee vers le coordinateur.

8.4.1.2.Firmware du coordinateur

Le coordinateur représente la passerelle entre les routeurs et l'IHM de visualisation. Il reçoit les données des deux routeurs via ZigBee et les envoie à l'ordinateur via la liaison UART. Le diagramme d'état suivant illustre le dynamisme du firmware du coordinateur.

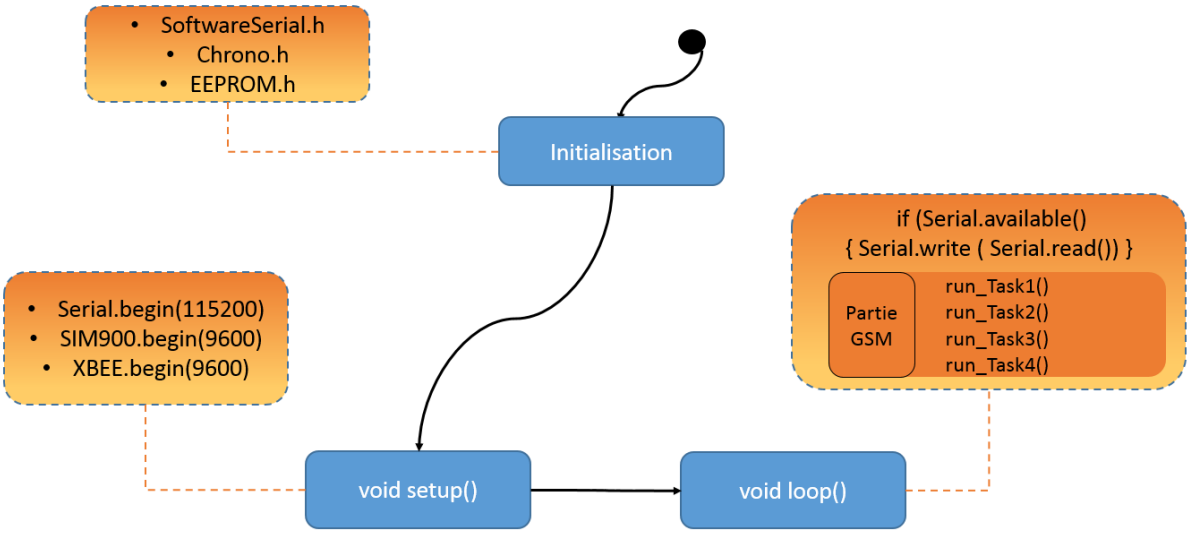


Figure 78. Diagramme d'états du firmware du coordinateur.

- **Etat initialisation** :
  - Déclaration des bibliothèques SoftwareSerial.h - Chrono.h - EEPROM.h.
- **Etat void setup () :**
  - Lancer la communication zigbee et configurer le baud rate.
  - Lancer la communication GSM.
- **Etat void loop () :**

- Si une donnée arrive dans le buffer du port zigbee, elle est envoyée vers le PC via port UART.
- La partie traitement GSM contient quatre tâches qui sont détaillées ci-après.

Tâche 1 : Cette tâche gère l'écriture du dernier échantillon de données reçues à partir du module XBee et se produit à une fréquence régulière régie par la constante prédéfinie Task_1_Time. L'organigramme de cette tâche est illustré en Figure 79.

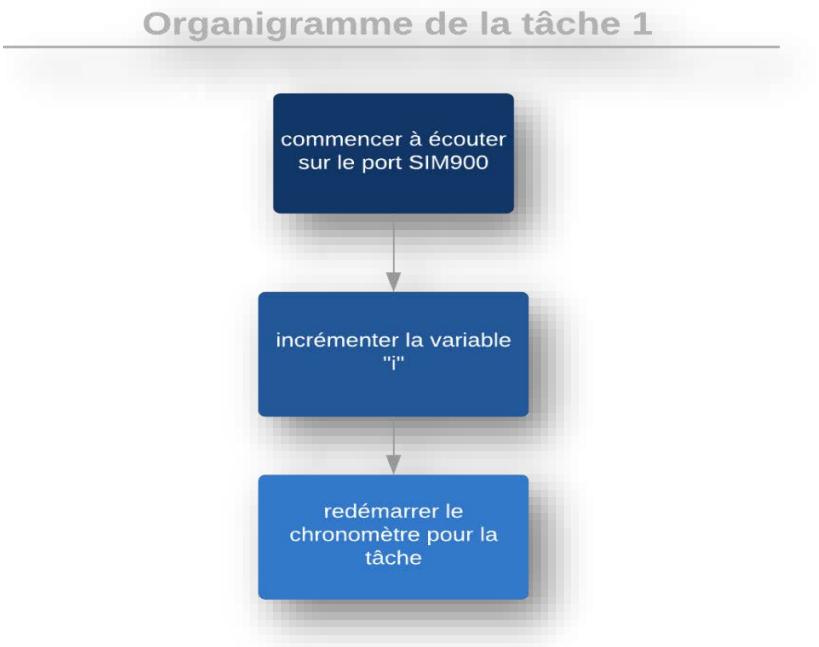


Figure 79. Organigramme de la tâche 1.

Tâche 2 : Cette tâche permet d'interroger le module GSM pour décoder les données reçues et les écrire sur la mémoire EEPROM de l'Arduino. L'organigramme de tâche est illustré en Figure 80.

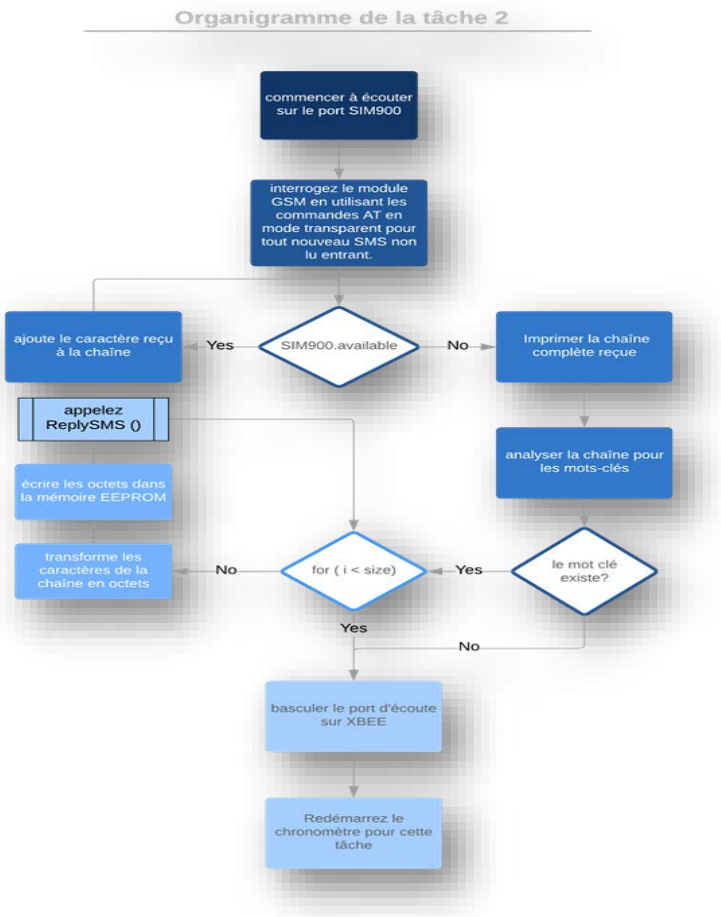


Figure 80. Organigramme de la tâche 2.

1. Change le port d'écoute pour la communication série entrante.
2. Interrogez le module GSM en utilisant des commandes AT en mode transparent pour tout nouveau SMS non lu entrant.
3. Lit le résultat dans une chaîne.
4. Imprime le résultat de la requête sur le moniteur série
5. Analyse la chaîne des mots clés.
6. Si la valeur est vraie, écrit la chaîne dans la mémoire EEPROM Arduino incorporée et appelle la fonction Répondre à sms.

Tâche 3 : Elle exécute la fonction de contrôle de l'alimentation à intervalles fixes. L'organigramme de cette tâche est illustré en Figure 81.

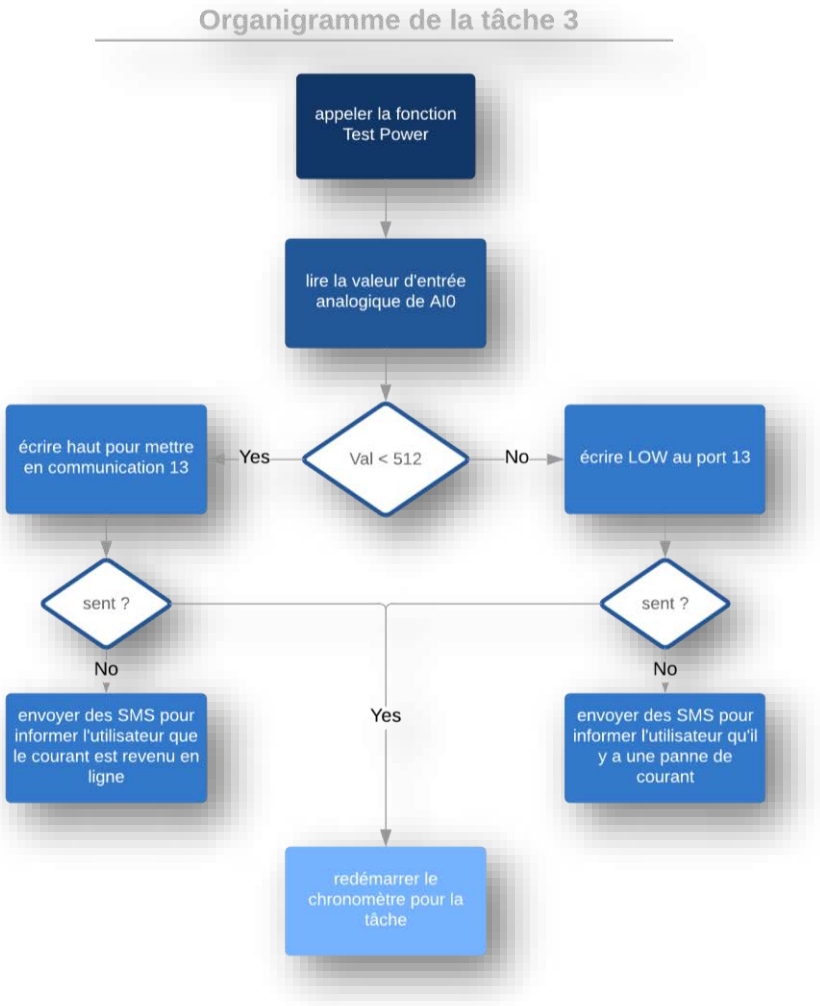


Figure 81. Organigramme tâche 3

Tache 4 : Cette tâche permet d'enclencher le système d'alerte. Elle exécute les fonctions suivantes :

1. Prélève des échantillons des données reçues à intervalles fixes
2. Surveille les données et informe l'utilisateur en cas d'absence de données

L'organigramme de cette tâche est illustré en Figure 82.

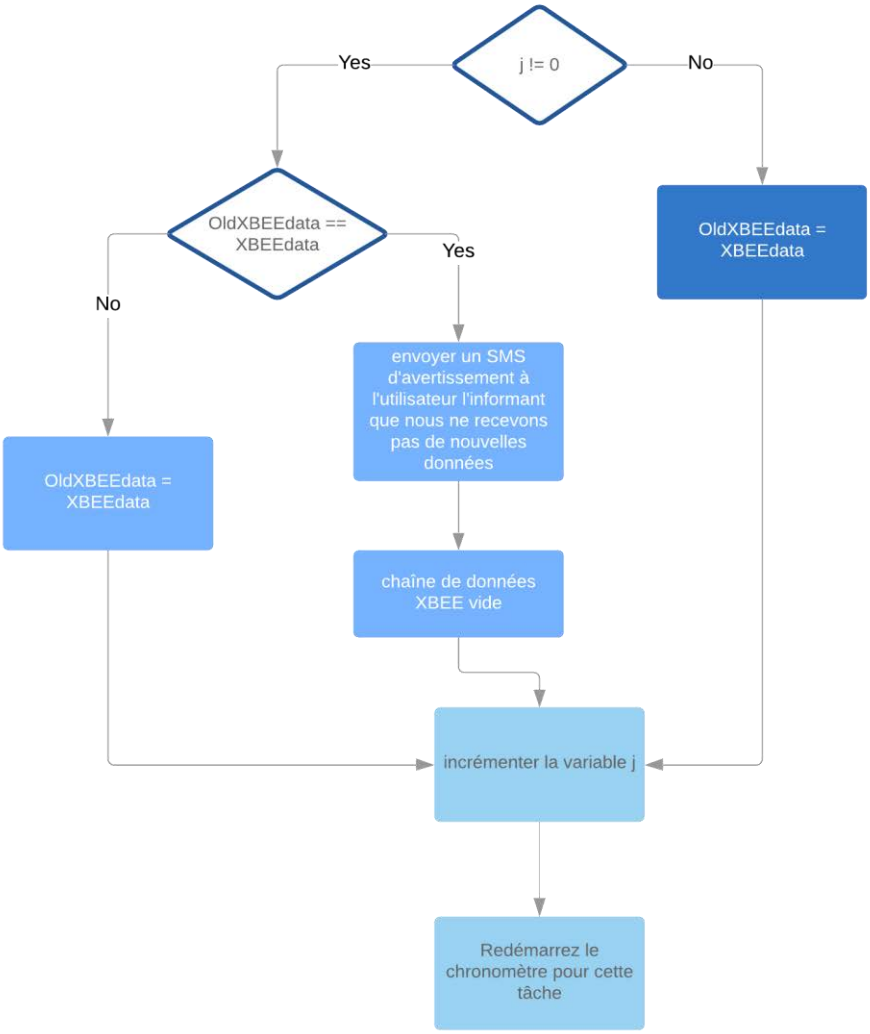


Figure 82. Organigramme tâche 4

L'organigramme complet du système est illustré par la Figure 83.

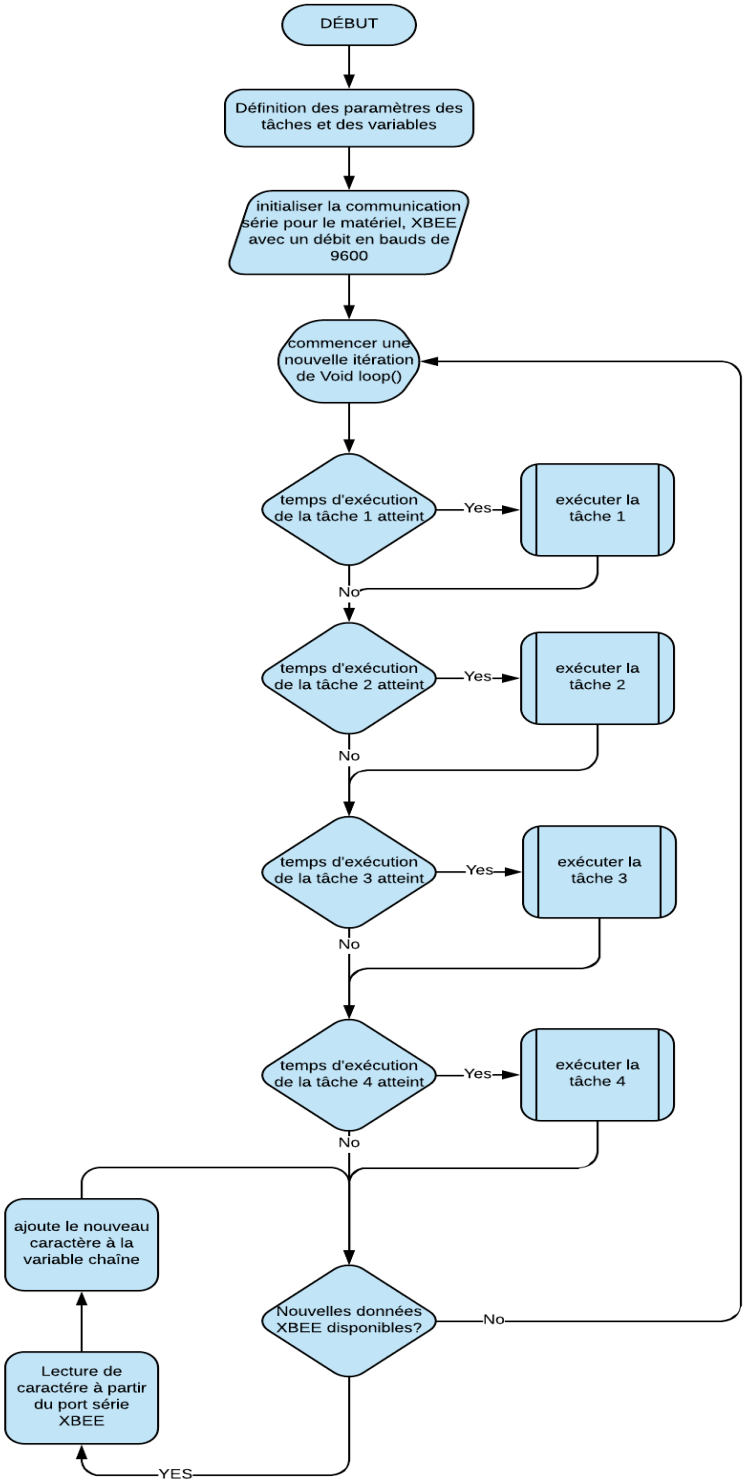


Figure 83.Organigramme complet du logiciel développé du côté du récepteur.

Nous avons notre système et suivant son état de fonctionnement, il doit exécuter des taches programmées. Dans un premier cas, où il n'y a rien à signaler (pas de coupure de l'alimentation secteur ni rupture d'envoi de données au cas où un module n'est plus connecté), alors le module GSM n'envoie rien à l'opérateur.

Dans le cas où le système n'est plus alimenté, l'opérateur recevra un SMS qui avertira l'utilisateur par l'envoi du message « Coupure de courant ». Dans le cas où il y a un problème sur l'envoi des données, l'opérateur recevra un SMS « Pas de Data ». L'opérateur pourra donc agir en fonction du problème rencontré. Une fois le problème résolu, un SMS « Alimentation ok » est envoyé à l'utilisateur. Dans le cas d'une perte de données, l'utilisateur recevra uns SMS lui notifiant « Données récupérées » comme indiqué sur la Figure 84.

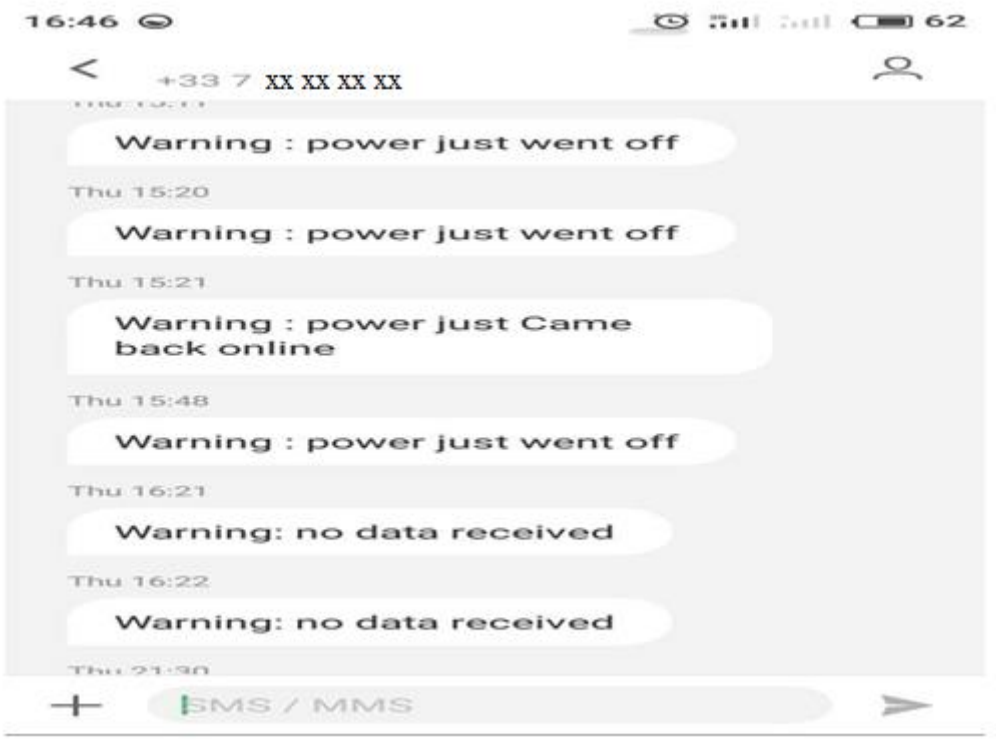


Figure 84. SMS reçus par l'utilisateur dans les différents cas.

Le système conçu peut est être alimenté soit par le secteur soit par une batterie 12 V pour assurer son autonomie. Les alimentions sont commandées par des relais comme représenté sur la Figure 85.

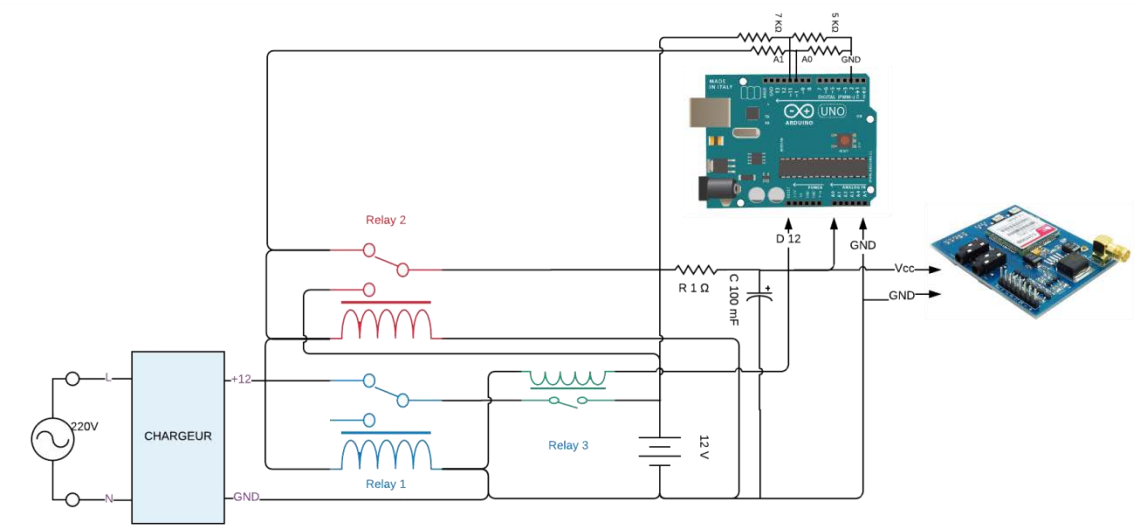
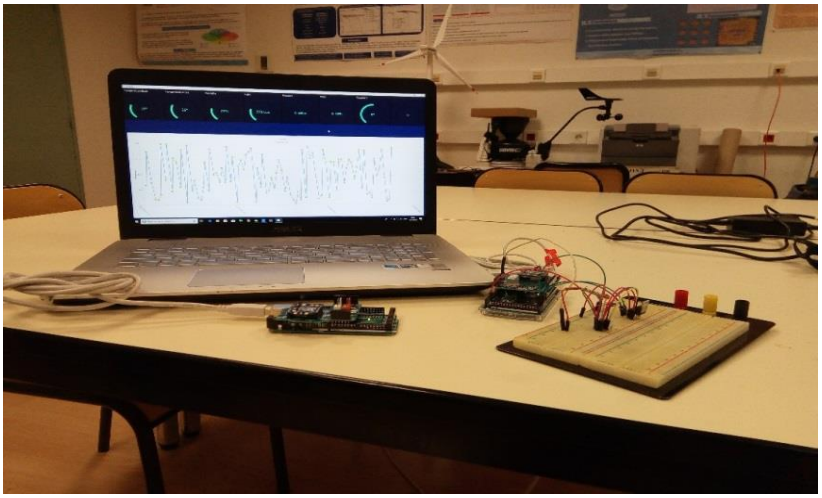


Figure 85. Schéma d'alimentation du système.

La figure 86 donne des photos du système développé.



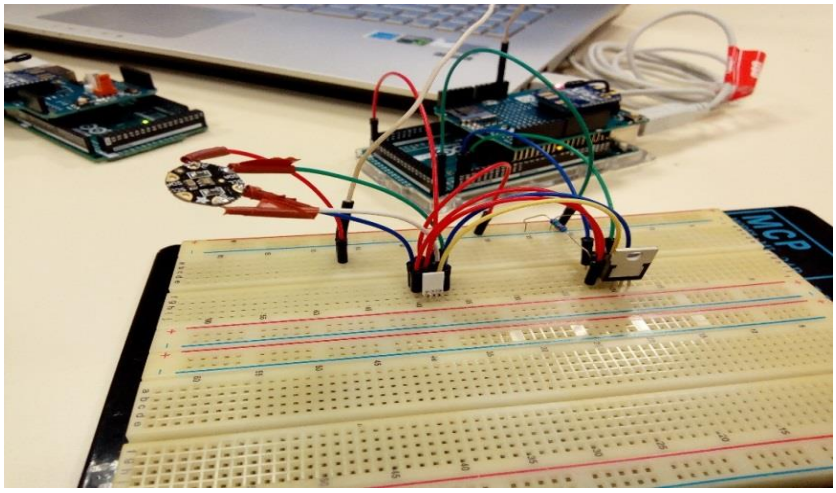


Figure 86. Communication entre les capteurs sans fil et le protocole ZigBee.

8.4.1.3.Firmware de l'IHM

Dans l'interface graphique, les données sont affiches en temps réel sous forme de graphe (ChartView) et de barre de progression radial (BarRadView). Le firmware IHM contient des tâches de traitement et affichage des données). Ce firmware est lié à une base de données SQLite, dont les données sont enregistrées et exploitées par l'utilisateur. Cette base de données est accessible manuellement en utilisant un logiciel open source **DB Browser for SQLite** (Figure 87).

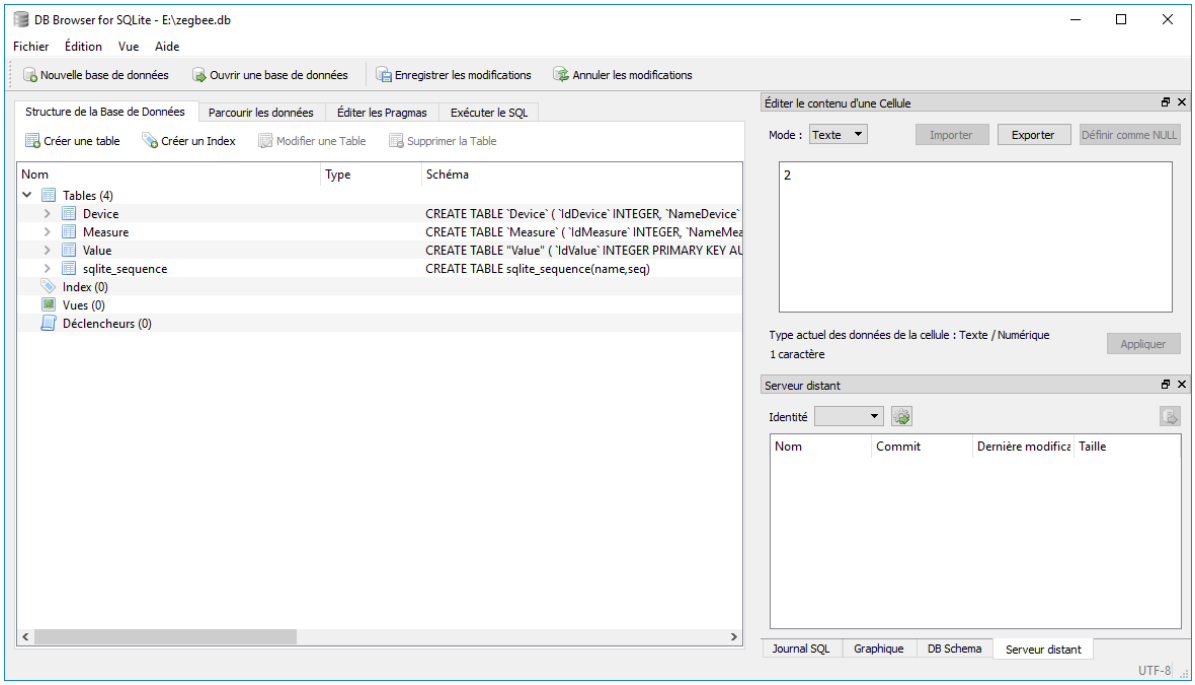


Figure 87. Interface du logiciel DB Browser for SQLite.

Le diagramme suivant illustre le dynamisme du firmware de l'IHM.

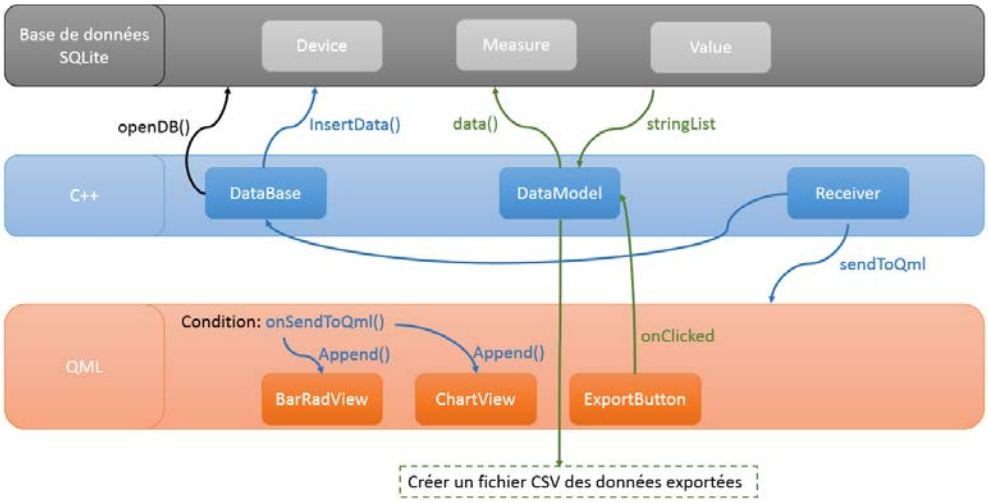


Figure 88. Diagramme de fonctionnement du firmware de l'IHM.

L'IHM développé repose sur les fonctions suivantes :

- **openDB()** : ouvrir la base des données SQLite et donner l'accès d'écriture dans son fichier.
- **Receiver** est une classe dans laquelle est instancié la classe QSerialPort, donc une fois il y a une donnée dans le buffer UART, cette donnée est envoyée vers la classe DataBase qui l'enregistre dans le fichier SQLite, et envoyée aussi vers le fichier QML pour la visualisation en temps réel.
- Quand l'utilisateur appuie sur le bouton « **Export »,** un signal est envoyé vers la classe « **DataModel** » qui exporte les données du fichier SQLite à base de la fonction **data (index (row, column), Qt:UserRole)** puis crée un fichier exploitable CSV contenant ces données.

9. Interface réalisée

Avec l'interface graphique réalisée (Figure 89), l'utilisateur a la possiblité de:

- Visualiser les données de chaque mesure en temps réel.
- Exporter les données sauvegardées dans un fichier sous format CSV.

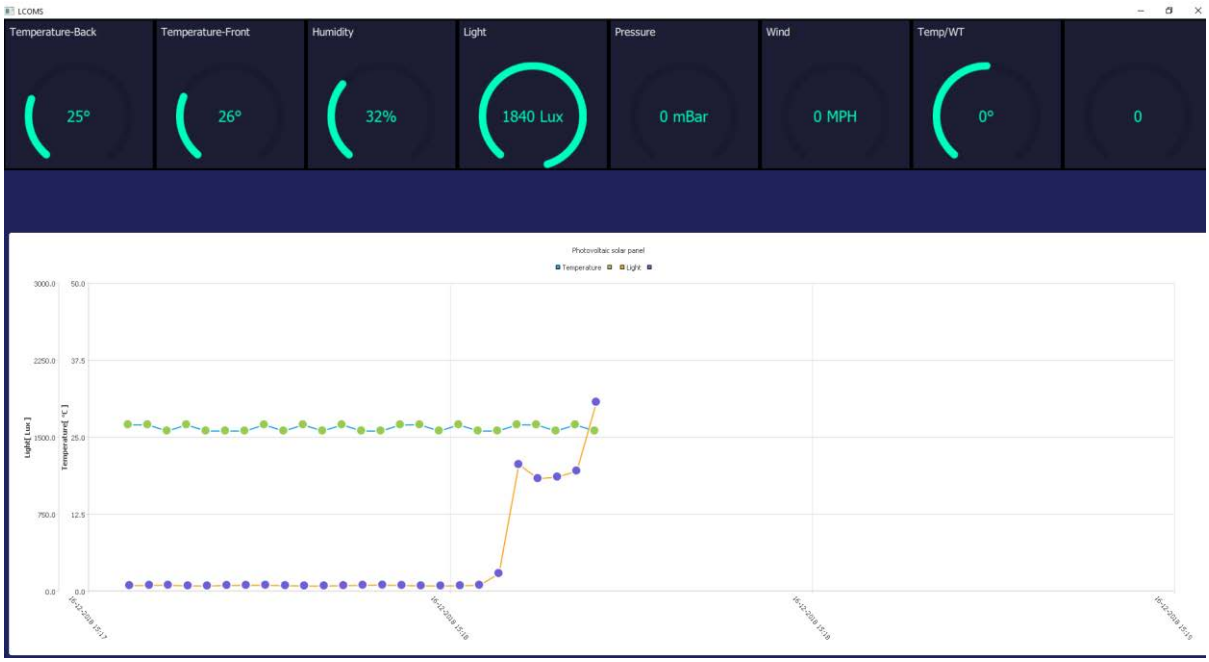


Figure 89. Interface graphique.

10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un système de communication sans fil mis en place pour obtenir en temps réel les informations provenant de différents capteurs afin de réaliser des modèles de prévisions fiables. Une surveillance à distance du système conçu sur la base d'un réseau de communication sans fil au protocole ZigBee et d'un module GSM afin de contrôler et de superviser la coproduction d'énergies photovoltaïque et éolienne. Ce système de capteurs en réseau est la base du développement d'un système intelligent de gestion de l'énergie permettant d'anticiper les pertes de données éventuelles dues à des coupures de courant ou d'un dysfonctionnement des communications des données issues des capteurs.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

La tendance actuelle mondiale concerne l'efficacité énergétique et le développement durable à travers le monde. Les pays développés sont déjà sur la bonne voie pour sortir de l'ère des combustibles fossiles en impliquant principalement les domaines des technologies des énergies renouvelables. Le développement des productions locales d'énergies renouvelables est donc un enjeu important pour les réseaux d'électricité. Les technologies de gestion de l'intermittence de la production d'énergie deviennent essentielles. Couplées à l'utilisation du stockage décentralisé, elles permettent de satisfaire les besoins et de réduire les coûts d'énergie en utilisant les surplus stockés en période de pointe. Elles permettent également d'éviter de devoir s'équiper de nouveaux moyens de production d'énergie décentralisée et renforcent l'indépendance énergétique. La demande de prédiction est donc importante pour l'intégration des centrales photovoltaïques et éoliennes dans le réseau électrique. Une prédiction fiable de la production aide les gestionnaires de réseau à optimiser l'adéquation entre la consommation et la production d'électricité et / ou à réduire les coûts supplémentaires en élaborant une stratégie appropriée. C'est pourquoi, il est important de développer une instrumentation à base de capteurs interconnectés permettant une gestion prédictive et intelligente du potentiel d'EnR.

Ces travaux de thèse proposent de développer un système de gestion intelligente et autonome à base d'un réseau de nœuds électroniques intelligents capables de mettre en œuvre des modèles prédictifs de co-production électrique à partir d'installations photovoltaïques et éoliennes, en fonction de mesures réelles des paramètres physiques (température, ensoleillement, etc.), en particulier en milieu urbain.

Plusieurs études ont été menées pour déterminer l'influence de l'orientation et l'inclinaison sur la production d'électricité issue d'énergie photonique à partir d'une installation photovoltaïque. Le paramètre le plus important est la température de fonctionnement de la cellule ou du module. Les modèles ont montré l'influence de la température pendant la conversion électrique de l'irradiance et de la chaleur par conduction et convection. Dans ces travaux de thèse, on a démontré que la température arrière d'un module est un paramètre

pertinent pour modéliser la puissance produite et d'estimer l'énergie annuelle. Les résultats d'estimation obtenus sont conformes avec les données mesurées expérimentalement enregistrées et produits sur la plate-forme GREEN dans les conditions réelles d'exploitation. Cette étude préliminaire a permis de valider la faisabilité de prédiction de la production d'énergie électrique en temps réel à partir d'énergie photonique image de l'ensoleillement mesurée en zone urbaine. Pour ce faire, nous avons appliqué le modèle de Weibull pour l'estimation de la production d'énergie photovoltaïque à petite échelle dans des conditions réelles en subissant les contraintes environnementales d'un emplacement spécifique. Nous avons étudié deux types de PV les plus populaires : le silicium cristallin (c-Si) et le silicium amorphe (a-Si) dans des conditions extérieures réelles. Nous avons mesuré et calculé la production de puissance mensuelle et annuelle et comparé les performances de chaque système. Nous avons exploité les mesures expérimentales pour, d'une part, déterminer la production d'énergie en fonction principalement de l'irradiance (W/m^2) et d'autre part, estimer la prédiction de la production d'énergie par la probabilité d'occurrence de l'éclairement. En utilisant des méthodes statistiques habituellement usitées en économétrie, afin de pousser notre étude sur la production énergétique du PV, nous avons montré que celle-ci dépendait uniquement de l'ensoleillement. Cette analyse au système photovoltaïque et cette méthode nous a permis de comprendre le comportement du rayonnement solaire sur le site pendant une longue période. Ainsi, cette prédiction permet de proposer un système de supervision et d'optimisation selon le dimensionnement d'une installation de production photovoltaïque.

Dans ces travaux, nous avons également établi les conditions permettant de spécifier l'installation d'une micro-éolienne en zone urbaine comme source de production d'énergie complémentaire et en interactions avec des dispositifs de production d'énergie photovoltaïque. Ainsi, partant de mesures des paramètres du vent, de ses variations journalières, mensuelles et annuelles, une étude statistique des mesures a permis la détermination des paramètres d'une modélisation Weibull nécessaires à l'estimation du potentialité énergétique éolienne pour un site expérimental. Il en résulte, que la détermination du cube de la vitesse efficace (Vrmc) du vent d'un site urbain donnée permet d'estimer le potentiel de production énergétique d'une installation micro-éolienne sur un site. Pour cela des mesures sur une longue période sont nécessaires, pour la qualité de l'évaluation de la

vitesse du vent, paramètre principal pour une estimation fiable du potentiel de production électrique d'une micro-éolienne. Dans notre cas d'étude, les valeurs de la puissance énergétique sur plusieurs années consécutives (2012 à 2016) ont été déterminées par une modélisation adaptée de Weibull et comparées à des mesures dans les conditions réelles. Les paramètres de la fonction de distribution de Weibull ont été extraits à partir des données disponibles. La densité de puissance du vent de la zone test (plate-forme GREEN) a été étudiée par rapport à la fonction de Weibull et on a montré une bonne approximation pour l'estimation de la densité de puissance. En effet, la bonne similitude a été établie validant la pertinence de l'approche proposée si l'on considère notamment les erreurs relatives faibles entre les mesures réelles et celles obtenues par une estimation selon l'approche proposée. Ainsi, nous avons démontré, grâce à une longue période de mesures sur site, que la position idéale pour l'éolienne peut être déterminée en tenant compte des données expérimentales dans les conditions réelles, plus précisément, à partir de données bien mesurées (vitesse du vent, puissance produite) et en utilisant la fonction de Weibull. Le modèle considéré est testé et validé dans un lieu de paysage urbain dans la ville de Metz où un anémomètre a été positionné à proximité de notre micro-éolienne d'étude. Les données techniques, y compris la vitesse du vent et la puissance produite, ont été analysées et rapportées, permettant de fournir une estimation fiable du potentiel d'énergie éolienne dans ce lieu urbain après cinq ans de données expérimentales. Nous avons bien sûr confirmé que la production d'une éolienne est fortement influencée par la vitesse moyenne du vent à laquelle elle est soumise. Dans les zones urbaines, l'effet des bâtiments, grands arbres, peut non seulement réduire la vitesse moyenne du vent, mais aussi augmenter l'écart-type. La fonction de Weibull qui a été employée presque unanimement par les chercheurs impliqués dans l'analyse de la vitesse du vent pendant de nombreuses années a été vérifiée dans notre cas pour une micro-éolienne en zone urbaine.

En terme de perspectives, à court terme, nos travaux concernant la prédiction de production PV est fortement tributaire de nombreux facteurs météorologiques et environnementaux locaux. Notre étude a été menée dans une région tempérée et où le paramètre ensoleillement est le facteur principal dans la prédiction. Cette étude doit être complétée dans le cas de régions autres que tempérées. C'est pourquoi des travaux de poursuite sont actuellement en

cours avec l'université de la Réunion pour réaliser une analyse PV dans le Sud-Ouest de l'Océan Indien visant à améliorer le modèle PV proposé dans ces travaux.

A moyen terme, ces travaux de thèse trouvent leur utilité dans le contexte du développement du bâtiment intelligent jusqu'à la Ville intelligente (Smart city). En effet, l'évaluation de la ressource énergétique renouvelable d'une localité est primordiale avant même la réalisation jusqu'à la gestion du système de production. Elle permet de choisir les meilleurs systèmes à mettre en place (photovoltaïque, éolien, etc.) et aussi de piloter les différents équipements. Pour le gestionnaire de réseau, l'incertitude de la météo et leur variation rapide créent des aléas sur la gestion du réseau. Or il est obligatoire de réguler précisément la production d'électricité pour l'accorder à une consommation instantanée variable selon les cycles journalier, hebdomadaire et saisonnier. Par conséquent, la prévision de la production des énergies renouvelables est donc très importante pour les gestionnaires de réseaux. Pour cela des mesures continuelles restent à réaliser. Ainsi, affiner les informations fournies en temps réel permettra au gestionnaire de réseau d'anticiper à la fois les conditions climatiques locales et les comportements des producteurs décentralisées notamment d'EnR. Ce qui permettra alors d'ajuster les autres productions conventionnelles et ainsi disposer d'un réseau sûr et fiable. En se projetant en 2030 et comme le prévoient certains scénarios avec les énergies renouvelables prépondérantes, avec une baisse notable de l'électricité nucléaire, il sera également nécessaire d'être en mesure de gérer simultanément des variations de consommation horaires, quotidiennes, hebdomadaires et saisonnières et des variations fortes des productions micro-réseaux d'énergies renouvelables. Il faut donc disposer d'un outil de prédiction et d'aide à la décision aussi bien efficace qu'intelligent pour une exploitation efficiente. L'objectif de cette future étude, qui a actuellement démarré en collaboration avec l'entreprise TDF, est de développer une instrumentation intelligente et auto-organisée de réseaux de capteurs interconnectés (selon une approche Internet des objets - IOT et au protocole LoRa). La supervision pouvant être déployée géographiquement. La finalité en termes d'innovation est de proposer un pilote au niveau du site du technopôle pouvant démontrer la faisabilité d'une instrumentation réseau interfaçable à tout réseau de diffusion.

Références

[1] http://www.solarpowereurope.org/wp-content/uploads/2018/09/Global-Market-Outlook-2018-2022.pdf

[2] L. Albrecht, The future role of photovoltaics: a learning curve versus portfolio perspective , Energy Policy, 35 (2007), pp. 2296-2304

[3] Skartveit, A., Olseth, J.A., 1992. The Probability Density of Autocorrelation of Short-term Globaland beam irradiance. Solar Energy 46 (9), 477–488

[4] Bing, J., Krishnani, P., Bartholomy, O., Hoff, T., Perez, R., 2012. Solar Monitoring, Forecasting, and Variability Assessment at SMUD. Proc. World Renewable Energy Forum, Denver, CO.

[5]. Mohamed, A.; Eltawil, M.A.; Zhengming, Z. Grid-Connected photovoltaic power systems: Technical and potential problems—A review. Renew. Sustain. Energy Rev. 2010, 14, 112–129.

[6] P. Bacher, H. Madsen, and H. A. Nielsen, "Online short-term solar power forecasting," Solar Energy, vol. 83, no. 10, pp. 1772–1783, Oct. 2009.

[7] A. Sfetsos and A. H. Coonick, "Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques," Solar Energy, vol. 68, no. 2, pp. 169–178, Feb. 2000.

[8] R. Perez, E. Lorenz, S. Pelland, M. Beauharnois, G. Van Knowe, K. Hemker Jr, et al., "Comparison of numerical weather prediction solar irradiance forecasts in the US, Canada and Europe," Solar Energy, vol. 94, no. 0, pp. 305–326, Aug. 2013.

[9] E. Geraldi, F. Romano, and E. Ricciardelli, "An advanced model for the estimation of the surface solar irradiance under all atmospheric conditions using MSG/SEVIRI data," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 50, no. 8, pp. 2934–2953, Aug. 2012

[10] S. I. Nanou, A. G. Papakonstantinou, and S. A. Papathanassiou, "A generic model of two-stage grid-connected PV systems with primary frequency response and inertia emulation, " Electric Power Systems Research, vol. 127, no. 0, pp. 186–196, Oct. 2015.

[11] Malik K, Bhatti BA, Kamran F. An approach to predict output of PV panels using weather corrected global irradiance. IEEE International Conference on Intelligent Systems Engineering (ICISE) 2016; 111-117.

[12] E. Lorenz, J. Hurka, D. Heinemann, and H. G. Beyer, “Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems,” IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 2, no. 1, pp. 2–10, Mar. 2009

[13] S. D. Campbell and F. X. Diebold, “Weather forecasting for weather derivatives,” Journal of the American Statistical Association, vol. 100, no. 469, pp. 6–16, Mar. 2005.

[14] R. Perez, S. Kivalov, J. Schlemmer, K. Hemker Jr, D. Renne, and T. E. ´ Hoff, “Validation of short and medium term operational solar radiation forecasts in the US,” Solar Energy, vol. 84, no. 12, pp. 2161–2172, Dec. 2010.

[15] H. Madsen, P. Pinson, G. Kariniotakis, H. A. Nielsen, and T. Nielsen, “Standardizing the performance evaluation of short-term wind power prediction models,” Wind Energy, vol. 29, no. 6, pp. 475–489, Dec. 2005.

[16] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, Time Series Analysis: Forecasting and Control, 4th ed. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2008.

[17] R. Huang, T. Huang, R. Gadh, and N. Li, “Solar generation prediction using the ARMA model in a laboratory-level micro-grid,” in Smart Grid 2012 IEEE Third International Conference Communications (SmartGridComm) on, 2012, pp. 528–533.

[18] A. Pankratz, Forecasting with Dynamic Regression Models. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1991.

[19] Y. Li, Y. Su, and L. Shu, “An ARMAX model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system,” Renewable Energy, vol. 66, no. 0, pp. 78–89, Jun. 2014.

[20] Y. Chen, A. A. Thatte, and L. Xie, “Multitime-scale data-driven spatiotemporal forecast of photovoltaic generation,” IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 6, no. 1, pp. 104–112, 2015.

[21] Monteiro C, Fernandez-Jimenez LA, Ramirez-Rosado IJ, Muñoz-Jimenez A, Lara-Santillan PM. Short-term forecasting models for photovoltaic plants: Analytical versus soft-computing techniques. Mathematical problems in engineering 2013.

[22] Pelland S, Galanis G, Kallos G. “Solar and photovoltaic forecasting through post-processing of the Global Environmental Multiscale numerical weather prediction model”. Prog Photovolt Res Appl 2011 (in press).

[23] Lorenz E, Scheidsteger T, Hurka J, Heinemann D, Kurz C. “Regional PV power prediction for improved grid integration”. Prog Photovoltaics Res Appl. 2011;19(7):757-71.

[24] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, “Multilayer feedforward networks are universal approximators,” Neural Networks, vol. 2, no. 5, pp. 359–366, Jan. 1989

[25] J. Liu, W. Fang, X. Zhang, and C. Yang, “An improved photovoltaic power forecasting model with the assistance of aerosol index data,” IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 6, no. 2, pp. 434–442, Apr. 2015

[26] A. Yona, T. Senjyu, T. Funabashi, and K. Chul-Hwan, “Determination method of insolation prediction with fuzzy and applying neural network for long-term ahead PV power output correction,” IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 4, no. 2, pp. 527–533, 2013.

[27] Li K, Su H. Forecasting building energy consumption with hybrid genetic algorithm-hierarchical adaptive network-based fuzzy inference system. Energy and Buildings, n° 42(11), p2070-2076, 2010.

[28] Ömer Faruk D. A hybrid neural network and ARIMA model for water quality time series prediction. Engineering Applications of Artificial Intelligence, n° 6; 23(4), p 586-594, 2010.

[29] H. Ramenah, C. Tanougast, Reliably model of micro wind power energy output under real conditions in France suburban area, www.elsevier.com/locate/renene, 2016.

[30] B. GUY, M. Bernard, Production d’électricité éolienne : de la caractérisation du gisement éolien aux technologies d’aérogénérateurs, Encyclopédie de l’énergie / article 088, janvier 2016.

[31] https://gwec.net/

[32] Pierre Haessing, Caractérisation de l’incertitude de production éolienne, 2011.

[33] Yang HX, Lu L, Burnett JHX (2002). Investigation on wind power potential on Hong Kong islands an analysis of wind power and wind turbine characteristics. Renewable Energy, 27: 1-12.

[34] Chedid R and Rahman S (1998). A decision support technique for the design of hybrid solar wind power systems. IEEE Transactions on Energy Conversion, 13 (1): 76-83.

[35] Eftichios K, Dionissia K, Antonis P, Kostas K (2006). Methodology for optimal sizing of standalone photovoltaic/wind generator systems using genetic algorithms. Solar Energy, 80: 107288.

[36] Lysen EH (1983). Introduction to Wind Energy, second ed. SWD 82-1.

[37] Bueno C and Carta JA (2005). Technical–economic analysis of wind-powered pumped hydrostorage systems. Part I: model development. Solar Energy, 78: 382-95.

[38] Bernal-Agustin JL and Dufo-Lopez R (2010). Techno-economical optimization of the production of hydrogen from PV-Wind systems connected to the electrical grid. Renewable Energy, 35:747-58.

[39] Orhan E and Banu YE (2010). Size optimization of a PV/wind hybrid energy conversion system with battery storage using simulated annealing. Applied Energy, 87: 592-8.

[40] Campbell, N.S., Stankovic, S., 2001. Wind Energy for the Built Environment–Project WEB. A report for Joule III Contract No JOR3-CT98-01270 2001.

[41] Beller, C., 2009. Urban Wind Energy – State of the Art 2009. Riso DTU National Laboratory of Sustainable Energy. Riso-R-1668(EN).

[42] Sharpe, T., Proven, G., 2010. Crossflex: concept and early development of a true building integrated wind turbine. Energy Build. 42 (12), 2365–2375.

[43] Peacock, A.D., Jenkins, D., Ahadzi, M., Berry, A., Turan, S., 2008. Micro wind turbines in the UK domestic sector. Energy Build. 40 (7), 1324–1333.

[44] Mithraratne, N., 2009. Roof-top wind turbines for microgeneration in urban houses in New Zealand. Energy Build. 41 (10), 1013–1018.

[45] Mertens, S., 2006. Wind Energy in the Built Environment. Multi-science. Brentwood, Essex, UK.

[46] Lu, L., Ip, K.Y., 2009. Investigation on the feasibility and enhancement methods of wind power utilization in high- rise buildings of Hong Kong. Renew. Sustain. Energy Rev. 13 (2), 450–461.

[47] Balduzzi, F., Bianchini, A., Ferrari, L., 2012a. Microeolic turbines in the built environment: influence of the installation site on the potential energy yield. Renew. Energy 45, 163–174.

[48] Grant, A., Johnstone, C., Kelly, N., 2008. Urban wind energy conversion: the potential of ducted turbines. Renew. Energy 33 (6), 157–1163.

[49] Müller, G., Jentsch, M.F., Stoddart, E., 2009. Vertical axis resistance type wind turbines for use in buildings. Renew. Energy 34 (5), 1407–1412.

[50] Chong, W.T., Naghavi, M.S., Poh, S.C., Mahlia, T.M.I., Pan, K.C., 2011. Techno-economic analysis of a wind–solar hybrid renewable energy system with rainwater collection feature for urban high-rise application. Appl. Energy 88 (11), 4067–4077.

[51] Wu, Y.K.; Tsai, C.Z.; Li, Y.H. Design of wind power generators: Summary and comparison. In Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI), Chiba, Japan, 13–17 April 2018; pp. 1314–1317.

[52] Cuesta, A.B.; Gomez-Gil, F.J.; Fraile, J.V.M.; Rodríguez, J.A.; Calvo, J.R.; Vara, J.P. Feasibility of a Simple Small Wind Turbine with Variable-Speed Regulation Made of Commercial Components. Energies 2013, 6, 3373–3391.

[53] Blaabjerg, F.; Liserre, M.; Ma, K. Power Electronics Converters for Wind Turbine Systems. IEEE Trans. Ind. Appl. 2012, 48, 708–719.

[54] https://www.rte-france.com/sites/default/files/panorama_enr20161231.pdf

[55] Blaabjerg, F.; Ma, K. Wind Energy Systems. Proc. IEEE 2017, 105, 2116–2131.

[56] Potgieter, J.H.J.; Kamper, M.J. Double PM-Rotor, Toothed, Toroidal-Winding Wind Generator: A Comparison with Conventional Winding Direct-Drive PM Wind Generators over a Wide Power Range. IEEE Trans. Ind. Appl. 2016, 52, 2881–2891.

[57] Artal-Sevil, J.S.; Dufo, R.; Domínguez, J.A.; Bernal-Agustín, J.L. Small wind turbines in smart grids.Transformation of electrical machines in permanent magnet synchronous generators. In Proceedings of the 2018 Thirteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), Monte-Carlo, Monaco, 10–12 April 2018; pp. 1–8.

[58] Zeinali, R.; Ertan, H.B.; [29] Yamali, C.; Tarvirdilu-Asl, R. Magnetically geared direct drive wind generator thermal analysis. In Proceedings of the 2017 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM) & 2017 International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics (ACEMP), Brasov, Romania, 25–27 May 2017; pp. 462–469.

[59] Jamil, M., Parsa, S., Majidi, M., 1995. Wind power statistics and an evaluation of wind energy density. Renew. Energy 6 (5–6), 623–628.

[60] Adaramola, M.S., Agelin-Chaab, M., Paul, S.S., 2014. Assessment of wind power generation along the coast of Ghana. Energy Convers. Manag. 77, 61–69.

[61] Mathew, S., Pandey, K.P., Kumar, V.A., 2002. Analysis of wind regimes for energy estimation. Renew. Energy 25 (3), 381–399.

[62] Weisser D (2003). A wind energy analysis of Grenada: an estimation using the Weibull density function. Renew Energy, 28: 1803-12.

[63] Aynur U, Figen B (2009a). Evaluation of wind energy potential and electricity generation at six locations in Turkey. Applied Energy, 86 :1864-72.

[64] Ndiaye PA (1988). Etude et modélisation du potentiel éolien sur le site de Dakar. Application à la conception d'aérogénérateurs optimisés sur ce site. Université Cheikh Anta Diop, Thèse de Docteur Ingénieur, 141p.

[65] Seyit A.AkdağaAliDinlerb1 A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications Volume 50, Issue 7, July 2009, Pages 1761-1766.

[66] Chang, W.-Y. A Literature Review of Wind Forecasting Methods. J. Power Energy Eng. 2014, 2, 161–168.

[67] Lei, M.; Shiyan, L.; Chuanwen, J.; Hongling, L.; Yan, Z. A review on the forecasting of wind speed and generated power. Renew. Sustain. Energy Rev. 2009, 13, 915–920.

[68] Jung, J.; Broadwater, R.P. Current status and future advances for wind speed and power forecasting. Renew. Sustain. Energy Rev. 2014, 31, 762–777.

[69] Fortuna, L.; Nunnari, S.; Guariso, G. Fractal order evidences in wind speed time series. In Proceedings of the 2014 International Conference on Fractional Differentiation and Its Applications (ICFDA), Catania, Italy, 23–25 June 2014; pp. 1–6.

[70] Fazelpour, F.; Tarashkar, N.; Rosen, M.A. Short-term wind speed forecasting using artificial neural networks for Tehran, Iran. Int. J. Energy Environ. Eng. 2016, 7, 377–390.

[71] Kadhem, A.A.; Wahab, N.I.A.; Aris, I.; Jasni, J.; Abdalla, A.N. Advanced wind speed prediction model based on a combination of Weibull distribution and an artificial neural network. Energies 2017, 10, 1744.

[72] Zheng, D.; Shi, M.; Wang, Y.; Eseye, A.T.; Zhang, J. Day-ahead wind power forecasting using a two-stage hybrid modeling approach based on scada and meteorological information, and evaluating the impact of input-data dependency on forecasting accuracy. Energies 2017, 10, 1988.

[73] Hallas, M.; Dorffner, G. A Comparative Study on Feedforward and Recurrent Neural Networks in Time Series Prediction Using Gradient Descent Learning, 1998. Avaliable online: http://www.smartquant.com/ references/Neural Networks/neural22.pdf (accessed on 1 February 2018).

[74] Al-Deen, S.; Yamaguchi, A.; Ishihara, T. A physical approach to wind speed prediction for wind energy forecasting. In Proceedings of the Fourth International Symposium on Computational Wind Engineering, Yokohama, Japan, 16–19 July 2006.

[75] Ishihara, T.; Yamaguchi, A.; Fujino, Y. A Nonlinear Model MASCOT: Development and Application. In Proceedings of the European Wind Energy Conference, Madrid, Spain, 16–19 June 2003.

[76] Cassola, F.; Burlando, M. Wind speed and wind energy forecast through Kalman filtering of Numerical Weather Prediction model output. Appl. Energy 2012, 99, 154–166.

[77] Li, L.; Liu, Y.-Q.; Yang, Y.-P.; Han, S.; Wang, Y.-M. A physical approach of the short-term wind power prediction based on CFD pre-calculated flow fields. J. Hydrodyn. 2013, 25, 56–61.

[78] Liu, H.; Tian, H.-Q.; Chen, C.; Li, Y.-F. A hybrid statistical method to predict wind speed and wind power. Renew. Energy 2010, 35, 1857–1861.

[79] Wang, M.-D.; Qiu, Q.-R.; Cui, B.-W. Short-Term wind speed forecasting combined time series method and ARCH model. In Proceedings of the 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xian, China, 15–17 July 2012.

[80], Liu, Y.; Roberts, M.C.; Sioshansi, R. A vector autoregressive weather model for electricity supply and demand modeling. J. Mod. Power Syst. Clean Energy 2014, 1–14, doi:10.1007/s40565-017-0365-1.

[81] Cadenas, E.; Rivera, W.; Campos-Amezcua, R.; Heard, C. Wind speed prediction using a univariate ARIMA model and a multivariate NARX model. Energies 2016, 9, 109.

[82] Foley, A.M.; Leahy, P.G.; Marvuglia, A.; McKeogh, E.J. Current methods and advances in forecasting of wind power generation. Renew. Energy 2012, 37, 1–8.

[83] Olaofe, Z.O.; Folly, K.A. Wind power estimation using recurrent neural network technique. In Proceedings of the IEEE Power and Energy Society Conference and Exposition in Africa: Intelligent Grid Integration of Renewable Energy Resources (PowerAfrica), Johannesburg, South Africa, 9–13 July 2012; pp. 1–7.

[84] Cadenas-Barrera, J.L.; Meng, J.; Castillo-Guerra, E.; Chang, L. A neural network approach to multi-stepahead, short-term wind speed forecasting. In Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), Miami, FL, USA, 4–7 December 2013.

[85] Kishore, G.R.; Prema, V.; Rao, K.U. Multivariate wind power forecast using artificial neural network. In Proceedings of the IEEE Global Humanitarian Technology Conference, South Asia Satellite (GHTC-SAS), Trivandrum, India, 26–27 September 2014.

[86] Sun, W.; Liu, M.; Liang, Y. Wind speed forecasting based on FEEMD and LSSVM optimized by the Bat algorithm. Energies 2015, 8, 6585–6607.

[87] Chang, G.W.; Lu, H.J.; Hsu, L.Y.; Chen, Y.Y. A hybrid model for forecasting wind speed and wind power generation. In Proceedings of the 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), Boston, MA, USA, 17–21 July 2016; pp. 1–5.

[88] Jones, A.D; Underwood, C.P, A thermal model for photovoltaic systems. Solar Energy, Vol.70,349-359, 2011.

[89] Furushima, H;Newata,Y;Sadatomi,M; Prediction of photovoltaic power output considering weather effects.ASES conference SOLAR 2006-Renewable Energy Key to climate Recovery. July 7-13, Denver,Colorado, 2006.

[90] Schott T. Operation temperatures of PV modules. In: Proceedings of the sixth E.C. photovoltaic solar energy conference, London, UK, April 15–19;. p. 392–6, 1985.

[91] Skoplaki.E; Palyvos.J.A, On the temperature dependance of photovoltaic module electrical performance, A review of efficiency/power correlations.Solar Energy 83, 614,2009.

[92] CLEFS CEA, 2004. Influence of temperature on photovoltaic module efficiency, 50/51, p.119, winter 2005.

[93] Ramenah.H.,Tanougast.C., Cicero.L Toward a prediction of the photovoltaic based power production from Experimental Thermal modeling ,Transportation Electrification Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific), IEEE Conference, 2014.

[94] Akhmad, K., et al Outdoor performance of a-Si and p-Si modules. Solar Energy Materials and Solar Cells 46, 209–218, 1997.

[95] Elibol.E et al Outdoor performance analysis of different PV panel types Renewable and Sustainable Energy Reviews,V 67, p 651–661, January 2017.

[96] Perraki.V, Tsolkas.G, Temperature Dependence on the Photovoltaic Properties of Selected Thin-Film Modules. International Journal of Renewable and Sustainable Energy. Vol. 2, No. 4, 2013, pp. 140-146, 2013.

[97] Sanusi,Y.K,Fajinmi.G,Badatunde,E.B, Effect of ambient temperature on the performance of a photovoltaic solar system in a tropical area. Pacific journal of Science and Technology,Vol.12, 176-180, 2011

[98] Al-Sabounchi,A.M, .Effect of ambient temperature on the demanded energy of solar cells at different inclinations. Renewable Energy 14, 149-155, 1998.

[99] Ross RG. Interface design considerations for terrestrial solar cell modules. In: Proceedings of the 12th IEEE photovoltaic specialists conference, Baton Rouge,LA, November 15–18; p. 801–6, 1976.

[100] D.L. King, W.E. Boyson, J.A. Kratochvill Photovoltaic Array Performance Model SANDIA report, Sand 2004-3535,p18, dec.2004

[101] E. A. de la Breteque, Solar Energy 83, 1425 (2009).

[102] Klaus Jäger &al Solar Energy Fundamentals, Technology, and Systems, Delft University of Technology, p332, 2014

[103] Sanusi,Y.K;Fajinmi,G.RBadatunde,E.B. Effect of ambient temperature on the performance of a photovoltaic solar system in a tropical area. Pacific journal of Science and Technology,Vol.12, 176-180, 2011.

[104] Lasnier F, Ang TG. Photovoltaic engineering handbook. New York: Adam Hilger; p.258, 1990.

[105] Swapnil Dubey et al. Temperature Dependent Photovoltaic (PV) Efficiency and Its Effect on PV Production in the World A Review Energy Procedia 33, p311,2013.

[106] Naci Celik, Energy output estimation for small scale wind power generators using Weibull representative wind data. Journal of wind engineering and industrial aerodynamics, 91,693, 2003.

[107] Caliao N,D,Zahedi, A Statistical modeling of radiation and wind speed for PV/Wind hydrid system. Renewable Energy,822, 2003.

[108] Ramenah.H, Tanougast.C, Reliably model of micro wind power energy output under real conditions in France suburban area. Renewable Energy 91, p1-10, 2016.

[109] Biswas S & al. A simplified statistical technique for wind turbine energy output estimation.,Wind.Eng.19 (3),147,1990.

[110] Ross RGJ (1976) Interface design considerations for terrestrial solar cell modules. Proceedings of the 12th IEEE Photovoltaic Specialists Conference, Baton Rouge LA, USA, 15–18: 801–806.

[111] Skoplaki E, Palyvos JA (2009) Operating temperature of photovoltaic modules: A survey of pertinent correlations. Renew Energ 34: 23–29.

[112] Skoplaki E, Palyvos JA (2009) On the temperature dependence of photovoltaic module electrical performance: A review of efficiency/power correlations. Sol Energy 83: 614–624.

[113] Peled A, Appelbaum J (2017) Enhancing the power output of PV modules by considering the view factor to sky effect and rearranging the interconnections of solar cells. Prog Photovolt Res Appl 25: 810–818.

[114] Ramenah H, Tanougast C, Cicero L (2014) Toward a prediction of the photovoltaic based power production from Experimental Thermal modeling. Transportation Electrification Asia-Pacific. IEEE, 1–4.

[115] Skoplaki E, Boudouvis AG, Palyvos JA (2008) A simple correlation for the operating temperature of photovoltaic modules of arbitrary mounting. Sol Energ Mat Sol C 92 : 139–1402.

[116]. Jakhrani AQ, Othman AK, Rigitand ARH, et al. (2011) Comparison of solar photovoltaic module temperature models. World Appl Sci J 14: 1–8.

[117] Radziemska E (2003), The effect of temperature on the power drop in crystalline silicon solar cells. Renew Energ 28: 1–12.

[118] Singh P, Ravindra NM (2012) Temperature dependence of solar cell performance-an analysis. Sol Energ Mat Sol C 101 : 36–45.

[119] Krauter S, Araújo RG, Schroer S, et al. (1999) Combined photovoltaic and solar thermal systems for facade integration and building insulation. Sol Energy 67: 239–248.

[120] Trinuruk P, Sorapipatana C, Chenvidhya D (2009) Estimating operating cell temperature of BIPV modules in Thailand. Renew Energ 34: 2515–2523.

[121] Savvakis N, Tsoutsos T (2015) Performance assessment of a thin film photovoltaic system under actual Mediterranean climate conditions in the island of Crete. Energy 90: 1435–1455.

[122] Rosell JI, Ibáñez M (2006) Modelling power output in photovoltaic modules for outdoor operating conditions. Energ Convers Manage 47: 2424–2430.

[123] Pashiardis S, Kalogirou SA, Pelengaris A (2017) Statistical analysis for the characterization of solar energy utilization and inter-comparison of solar radiation at two sites in Cyprus. Appl Energ 190: 1138–1158.

[124] Raza MQ, Nadarajah M, Ekanayake C (2016) On recent advances in PV output power forecast. Sol Energy 136: 125–144.

[125] De Giorgi MG, Congedo PM, Malvoni M (2014) Photovoltaic power forecasting using statistical methods: impact of weather data. Iet Sci Meas Technol 8: 90–97.

[126] Boland J (2008) Time series modeling of solar radiation. Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface. Springer Berlin Heidelberg, 283–312.

[127] Steland A (2017) Fusing photovoltaic data for improved confidence intervals. AIMS Energy 5: 125–148.

[128] Kemmoku Y, Orita S, Nakagawa S, et al. (1999) Daily insolation forecasting using multi-stage neural network. Sol Energy 66: 193–199.

[129] Mellit A, Menghanem M, Bendekhis M (2005) Artificial neural network model for prediction solar irradiance data: application for sizing stand-alone photovoltaic power system. Power Engineering Society General Meeting. IEEE 1: 40–44.

[130] Sfetsos A, Coonick AH (2000) Univariate and Multivariate forecasting of hourly solar irradiance with artificial intelligence techniques. Sol Energy 68: 169–178.

[131] Adel Mellit, Alessandro MP (2010) A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste Italy. Sol Energy 84: 807–821.

[132] Mahmoud D, Violeta H (2016) Fault detection algorithm for grid connected photovoltaic plants. Sol Energy 137: 236–245.

[133] Ba M, Ramenah H, Tanougast C; "Forseeing energy photovoltaic output determination by a statistical model using real module temperature in the North East of France." Renewable Energy, doi,org/10.1016/j,renene,2017.10.051, octobre 2017.

[134] Huld T, Amillo AMG (2015) Estimating PV module performance over large geographical regions: The role of irradiance, air temperature, wind speed and solar spectrum. Energies 8: 5159–5181.

[135] Dickey D, Fuller W (1979) Distribution of the estimates for the autoregressive time series with a unit root. J Am Stat Assoc 74: 427–431.

[136] Gujarati DN (2004) Basic of Econometric, Fourth Edition. The McGraw-Hill Econometrics, Fourth Companies.

[137] Engle RF, Granger CWJ (1987) Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. Essays in econometrics. Harvard University Press, 251–276.

[138] Casin P (2009) Econométrie méthodes et applications avec Eviews: Editeur Technip. Available from: https://www.eyrolles.com/Entreprise/Livre/econometrie-9782710809272.

[139]. Applied Economic Time Series (1995) Wiley Series in Probability and Statistics: 420.

[140] D.H.W.Li,K.L.Cheung,W.W.H.Chan,C.C.K.Cheng,T.C.H.Wong,Analysis of wind energy potential for micro wind turbine in Hong Kong, Build. Serv. Eng. Res. Technol. 35 (3) (2014), 268-279.

[141] L. Lu, K. Sun, Wind power evaluation and utilization over a reference high-rise building in urban area, Energ Build. 68 (2014) 339-350.

[142] Q.S. Li, F.B. Chen, Y.G. Li, et al., Implementing wind turbines in at all building for power generation: A study of wind loads and wind speed amplifications, J. Wind Eng. Ind. Aerod 116 (2013) 70-82.

[143] N. Mithraratne, Roof-top wind turbines for microgeneration in urban houses in New Zealand, Energ Build. 41 (2009) 1013-1018.

[144] L. Lu, K.Y. Ip, Investigation on the feasibility and enhancement methods of wind power utilization in high - rise buildings of Hong Kong, Renew. Sustain. Energy Rev. 13 (2009) 450-461.

[145] L. Lu, K.Y. Ip, Investigation on the feasibility and enhancement methods of wind power utilization in high-rise buildings of Hong Kong, Renew. Sust.Energ. Rev. 13 (2007) 450-461.

[146] A.S. Bahaj, L. Myers, P.A.B. James, Urban energy generation: Influence of micro-wind turbine output on electricity consumption in buildings, Energ Build. 39 (2006) 154-165.

[147] Sanders Mertens, Wind Energy in Urban Areas, Renew. Energy focus (ReFocus) (March-April 2002) 22-24. wwww.re-focus.net.

[148] D. Ayhan, Salam, A technical review of building-mounted wind power systems and a sample simulation model, Renew. Sustain. Energy Rev. 16 (2012) 1040-1049.

[149] A. Fleury, F. Arteiro, D. Brasil, P. Gomes, A. Franceschi, Integration of wind power plants into the electric system - The Brazilian experience, in: Sixth IEEE/PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition, 2012, 1-6.

[150] G. Mosetti, C. Poloni, B. Diviacco, Optimization of wind turbine positioning in large wind farms by means of a genetic algorithm, Wind Eng. Ind. Aerodyn. 51 (1994) 105-116.

[151] S.A. Grady, M.Y. Hussaini, Placement of wind turbines using genetic algorithms, Renew. Energy 30 (2005) 259-270.

[152] A.S. Bahaj, L. Myers, P.A.B. James, Urban energy generation: Influence of micro-wind turbine output on electricity consumption in buildings, Energy Build. 39 (2007), 154-165.

[153] C. Wan, J. Wang, G. Yang, X. Li, X. Zhang, Optimal Micro-Siting of Wind Turbines by Genetic Algorithms Based on Improved Wind and Turbine Models, in: 48th IEEE Conf. On Decision and Control and 28th Chinese Control Conference Shanghai, 2009.

[154] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, E. Bossanyi, Wind Energy Handbook, John Wiley Sons, New-York, 2001.

[155] https://fr.wikipedia.org/wiki/Limite_de_Betz

[156] C.G. Justus, A. Mikhail, Height variation of wind speed and wind distributions statistics, Geophys. Res. Lett. 3 (Issue 5) (1976) 261-264.

[157] Y.Oner,S.Ozcira,N.Bekiroglu,I.Senol,A comparative analysis of wind power density prediction methods for anakkale, Intepe region, Turkey, Renew. Sust. Energy Rev. 23 (2013) 491-502.

[158] K. Conradsen, L.B. Nielsen, Review of Weibull statistics for estimation of wind speed distributions, Am. meteorological Soc. 23 (8) (1984) 1173-1183.

[159] A.N. Celik, A Statistical Analysis of Wind power Density Based on The Weibull and Rayleigh Models at the southern Region of Turkey, Renew. Energy 29 (2003) 593-604.

[160] M.R. Elkinton, A.L. Rogers, J.G. McGowan, An investigation of wind-shear models and experimental data trends for different terrains, Wind Eng. 30 (2006) 341-350.

[161] M.M. Hussein, M. Mousa, M. Abdel-Akher, M. Orabi, M.E. Ahmed, Studying of the Available Wind and Photovoltaic Energy Resources in Egypt, in: Proc. Of the 14th International Middle East Power Systems Conference, 2010.

[162] R. Patel Mukund, Ph.D., P.E. U.S. Merchant Marine Academy, Kings Point, New York,Wind and Solar Power Systems, Book, CRC Press LLC, 1999 (chapter 4).

[163] A.N. Celik, A Statistical Analysis of Wind power Density Based on The Weibull and Rayleigh Models at the southern Region of Turkey, Renew. Energy 29 (2003) 593-604.

[164] https://archipel.uqam.ca/9084/1/M14565.pdf

Annexe A

Test stationnaire ou non stationnaire

Le test de racine unitaire

La régression linéaire est le type de régression le plus classique d'analyse prédictive couramment utilisé et les moindres carrés ordinaires (MCO) sont utilisés pour estimer les coefficients du modèle de régression. Cependant, la série des MCO repose sur le fait que le processus stochastique est stationnaire et, lorsque le processus stochastique n'est pas stationnaire, les MCO peuvent produire des estimations erronées. On applique ensuite le test de racine unitaire dont l'hypothèse nulle est l'existence d'une racine unitaire et si l'hypothèse est rejetée, on utilise le MCO. Les racines unitaires peuvent entraîner des résultats imprévisibles dans une analyse des séries chronologiques. Soit X_t une série temporelle donnée par :

$$X_t = \rho X_{t-1} + u_t \qquad (1)$$

Où ρ est un coefficient et $0 \leq \rho \leq 1$, u_t est le terme d'erreurs de bruit blanc. Si ρ est égal à 1, alors nous sommes confrontés à un problème de racine unitaire c'est-à-dire une situation de non-stationnarité et X_t est une marche aléatoire. En fait, l'expression racine unitaire est due à ρ=1 et l'équation est donnée par la relation suivante :

$$X_t - X_{t-1} = u_t \qquad (2)$$

Si, cependant, $|\rho| \leq 1$, alors la série temporelle X_t est stationnaire. Par exemple, si dans l'équation on suppose que la valeur initiale de X est zéro, $|\rho| \leq 1$, et ut est un bruit blanc et distribué normalement avec une moyenne nulle et une variance unitaire, alors il s'ensuit que $E(X_t) = 0$ et var $(X_t) = 1/(1 - \rho^2)$. Selon la définition de la stationnarité faible, $E(X_t)$ et var (X_t) sont des constantes et X_t est stationnaire.

Pour des raisons théoriques, l'équation (1) peut s'écrire avec une soustraction de X_{t-1} des deux côtés et on obtient la relation suivante :

$$X_t - X_{t-1} = \rho X_{t-1} + u_t = (\rho - 1)X_{t-1} + u_t \quad (3)$$

L'expression ci-dessus peut alors s'écrire comme suit :

$$\Delta X_t = \pi X_{t-1} + u_t \qquad (4)$$

où $\pi = (\rho - 1)$ et Δ est le premier opérateur de différence. Cependant, au lieu d'estimer Eq.1, il est habituel d'estimer Eq.2a et tester ce que nous appelons l'hypothèse nulle pour $\pi = 0$, $\rho = 1$, c'est-à-dire que nous avons une racine unitaire, ce qui signifie que la série à l'étude est non fixe. On peut noter que, si une série chronologique a une racine unitaire, les premières différences de cette série chronologique peuvent être stationnaires. De plus, on peut noter que si $\pi = 0$, alors l'équation (2) peut s'écrire :

$$\Delta X_t = (X_t - X_{t-1}) = u_t$$

u_t est un terme d'erreur de bruit blanc. Il est stationnaire ce qui signifie que les premières différences d'une série temporelle de marche aléatoire sont stationnaires.

Dans cette étude, la valeur calculée du coefficient de régression de pente estimée noté $\overset{\cup}{\rho}$ est déterminée par les premières différences de X_t et leur régression sur X_{t-1}. Si elle est égale à zéro, X_t est non stationnaire, mais si elle est négative, X_t est stationnaire.

Cependant, nous devons déterminer le test pour savoir si le coefficient estimé de X_{t-1} de l'équation 1 est nul ou non. Le test statistique t de « Student » est le processus habituel, mais malheureusement, sous l'hypothèse nulle qui est $\pi = 0$ ($\rho = 1$), la valeur t du coefficient estimé de X_{t-1} ne suit pas la distribution t même dans de grands échantillons et n'a pas une distribution normale asymptotique. Dickey et Fuller ont montré comment surmonter ce problème.

Annexe B

Définitions utiles

Standard Error

Le « Std. error » (écart type) indique les écarts types estimées des estimations de coefficients. Les écarts types mesurent la fiabilité statistique des estimations de coefficients, plus les écart-

types sont importantes, plus le bruit statistique dans les estimations est important. Si les erreurs sont normalement distribuées, il y a environ 2 chances sur 3 que le véritable coefficient de régression se situe à l'intérieur d'un écart type du coefficient rapporté, et 95 chances sur 100 qu'il se situe à l'intérieur de deux écarts types.

- t-statistique (ou z-statistique)

La statistique t, qui est calculée comme étant le rapport d'un coefficient estimé de l'écart type, est utilisé pour tester l'hypothèse selon laquelle un coefficient est égal à zéro. Pour interpréter la t-statistique, il faut examiner la probabilité d'observer la statistique t étant donné que le coefficient est égal à zéro.

- Probabilité

La dernière colonne des tableaux ADF montre la probabilité de tirer une statistique t (ou une statistique z) aussi élevée que celle effectivement observée, en supposant que les erreurs sont normalement réparties ou que les coefficients estimés sont normalement distribués. Cette probabilité est également connue sous le nom de p-value. Avec une valeur p, l'hypothèse peut être rejetée ou acceptée.

-R Square

La statistique R^2 mesure le succès de la régression dans la prédiction des valeurs de la variable dépendante dans l'échantillon. Dans les paramètres standards, R^2 peut être interprété comme la fraction de la variance de la variable dépendante expliquée par les variables explicatives. La statistique sera égale à 1 si la régression est parfaitement ajustée, et à 0 si elle n'est pas meilleure que la moyenne simple de la variable dépendante.

$R^2 = 1 - \frac{\widehat{\varepsilon'}\ \hat{\varepsilon}}{(z-\bar{z})'(z-\bar{z})}$, $\bar{z}$ est la moyenne de la variable dépendante et $\hat{\varepsilon}$ est l'estimateur.

-Vraisemblance

Les tests du rapport de vraisemblance peuvent être effectués en examinant la différence entre les valeurs de vraisemblance logarithmiques des versions restreintes et non restreints d'une équation.

$$l = \frac{T}{2}\left[1 + log(2\pi) + log\left(\frac{\hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon}}{T}\right)\right]$$

-Durbin-Watson

La statistique Durbin-Watson mesure la corrélation en série dans les résidus. Elle donnée par la relation suivante :

$$\mathrm{DW} = \frac{\sum_{t=2}^{T}(\hat{\varepsilon}_t - \hat{\varepsilon}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{T}(\hat{\varepsilon}_t)^2}$$

En règle générale, si le DW est <2, il existe des preuves de corrélation positive en série. Si la DW est très proche de 1, elle indique la présence d'une corrélation en série dans les résidus.

-Critère d'information d'Akaike

Le critère d'information d'Akaike (AIC) est donné par la relation ci-dessous :

$\mathrm{AIC} = \frac{-2l}{T+\frac{(k\log T)}{T}}$ avec l correspondant le maximum de vraisemblance.

-Critère de Schwarz

Le critère de Schwarz (SC) est une alternative à l'AIC.

-Moyenne et écart type de la variable dépendante

La moyenne et l'écart-type de z est donnée par la formule standard ci-dessous :

$$S_z = \sqrt{\sum_{t=1}^{T}(z_t - \bar{z}_{t-1})^2/(T-1)}$$

-F-Statistique

La statistique F indiquée dans le résultat de régression est issue d'un test de l'hypothèse selon laquelle tous les coefficients de pentes (à l'exclusion de la constante, ou de l'interception) d'une régression nulle. Pour les modèles moindres carrés ordinaires, la statistique F est donnée par la relation suivante :

$$F = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(T-k)}$$

Sous l'hypothèse nulle avec des erreurs normalement distribuées, cette statistique a une distribution F avec k-1 degrés de liberté du numérateur et dénominateur T-k degrés de liberté.

Annexe C

Publications

[P-01] Ba M, Ramenah, H; Tanougast, Camel; "Forseeing energy photovoltaic output determination by a statistical model using real module temperature in the North East of France." Renewable Energy, doi.org/10.1016/j.renene.2017.10.051, October 2017. (WoS)

[P-02] H. Ramenah, P. Casin, M. Ba, M. Benne, C. Tanougast, "Accurate Determination of Parameters Relationship for Photovoltaic Power Output by Augmented Dickey Fuller Test and Engle Granger Method ", AIMS-Energy, janvier 2018. Research Article, 6(1), pp 19–48. DOI: 10.3934/energy.2018.1.19. (WoS)

[P-03] Ba, M ;Ramenah, H; Tanougast, Camel; "Small Wind Power Energy Output Prediction in a Complex Zone upon Five Years Experimental Data." Journal of Fundamentals of Renewable Energy and Applications, Vol.7, 2-9, February 2017. DOI: 10.4172/2090-4541.1000226.

Conférences

[CI-04] Ba, M; Ramenah, H ; Tanougast, C. Madani, M «Power Energy Output prediction of small wind urban for decision making », CodiT'17, IEEE, DOI: 10.1109/CODIT.2017.8102746, Barcelone-Espagne, April 2017.

[CI-05] Ba, M; Ramenah, H ; Tanougast, C ; Adjallah, K « Temperature effects on Photovoltaic Energy Output Under Real Conditions: Weibull Model ». 1st International Conference on Engineering, Applied Sciences and System Modeling (ICEASSM 2017), Ghana, May 2018.

[CI-06] Ba, M; Ramenah, H ; Tanougast, C; « The Power output determination through Weibull principle ». International Research Conference on Sustainable Energy. Newcastle GB, 26-28 July 2017.

[CI-07] Ba, M; Ramenah, H ; Tanougast, C; « Weibull Analysis to Control PV Energy Output Process ». Conference Advanced Energy Materials (AEM) 2017, Surrey Guildford GB, 11-13 September 2017.

[CI-08] Lahousine, O; Ramenah, H ; Ba M; Tanougast C; El Ganaoui, M « Thermal performance analysis with state space model of solar active walls embedded PCMs ». Conference Advanced Energy Materials (AEM), 2017, Surrey Guildford GB, 11-13 September 2017.