

Méthodologie de Correction de Rayonnement Solaire

Abdelkrim Khireddine * et Khier Benmahammed **

* Faculté des sciences, département d'électronique, Université A/Mira, Béjaïa, Algérie

** Faculté des sciences, département d'électronique, Université de Sétif, Algérie E-mail : abkhir@caramail.com

Résumé – *Le rayonnement solaire arrivant à la surface de la terre n'est pas celui émis par le soleil, à cause des différents phénomènes d'absorption, de diffusion et de filtrage au niveau des différentes couches atmosphériques, ce qui rend le stockage de l'énergie solaire difficile, car elle fluctue énormément au cours du temps [1]. Ainsi, le rayonnement solaire varie à la fois périodiquement et aléatoirement durant l'année. Les variations périodiques se font au rythme des saisons qui sont dues aux variations de la déclinaison, tandis que les fluctuations aléatoires sont surtout causées par les troubles atmosphériques. Dans la plupart des stations météorologiques, les mesures de l'insolation (ou d'ensoleillement) se font en permanence alors que celles de l'irradiation solaire sont plutôt rares. Cependant différentes approches permettent d'estimer correctement le flux d'irradiation solaire à partir des données d'insolation à savoir l'équation d'Angström. Il existe aussi des méthodes qui permettent de décrire ou de reproduire les variations horaires et quotidiennes de l'insolation ou de l'irradiation solaire, ce sont celles qui sont basées sur l'emploi de processus autoregressif [2].*

Abstract – *The solar radiation arriving at the surface of the earth is not that emitted by the sun, because of the various phenomena of absorption, diffusion and filtering at the level of the various atmospheric layers, which returns the storage of difficult solar energy, for it fluctuates enormously in the course of time. Thus, the solar radiation varies at the same time periodically. During the year the periodic variations are done at the rhythm of seasons which are due to the solar variations, while the random fluctuations are especially caused by the disorders atmospheric. Most of the weather stations, measurements of the insolation are done continuously whereas those of the solar irradiation are rather rare. However various approaches make it possible to correctly consider the flow of irradiation solar starting from the data of insolation at knowing the equation of Angström. There are also methods which make it possible to describe or reproduce the time and daily variations of the insolation or the solar irradiation, it is those which are based on the use of autoregressif process.*

Mots clés : Série chronologique - Autocorrélation - Processus autorégressif(AR)

1. INTRODUCTION

Une série chronologique (ou chronique) est une suite d'observations chiffrées et ordonnées dans le temps. Nous nous intéressons essentiellement à des séries scalaires discrètes, c'est-à-dire à des suites de valeurs numériques unidimensionnelles qui mesurent un phénomène (l'ensoleillement dans notre cas). Cette série correspond à des intervalles de temps fixes et réguliers (chaque jour) [2].

La première étape de l'étude d'une série chronologique consiste en sa représentation graphique (de la série d'origine), cette dernière nous permettra de mettre en évidence les composantes suivantes qui sont très importantes pour le choix du modèle à appliquer : La tendance, le facteur saisonnier, les irrégularités et les perturbations. L'étude de la série brute nécessite en premier lieu, la stationnarisation de celle-ci. On dit qu'une série est stationnaire [3] si elle est la réalisation d'un processus stationnaire. Ce qui implique que la série ne comporte pas de tendance de saisonnalité; sa variance est constante, et son autocorrélation ne dépend pas du temps.

Notre travail est consacré à l'ajustement des données d'ensoleillement d'un site de 36,43° Nord et 05.04° Est. Cette modélisation statistique est très intéressante pour plusieurs applications pratiques, comme pour l'étude et la prédiction des performances des systèmes solaires. L'un des plus fréquents problèmes que rencontrent les ingénieurs de système solaire est la nature aléatoire des phénomènes. Si la distribution statistique de ces phénomènes est connue, une quantité large des données peuvent être résumée avec seulement quelques paramètres. Ainsi on peut produire des séquences synthétiques qui ont les mêmes propriétés statistiques que les données réelles [6,7].

2. METHODE DE BOX-JENKINS

La technique de BOX-JENKINS consiste à identifier le modèle approprié susceptible de représenter la série, elle se base sur la forme des fonctions d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle de la série étudiée, afin de choisir un modèle ou éventuellement plusieurs modèles qui seront examinés à tour de rôle, on aura donc besoin de critères pour le choix.

2.1. Estimation des paramètres

On définit la fonction d'autocorrélation de Y_t [11, 12] par :

$$r_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad \text{avec : } k=0,1,2,\dots \quad (1)$$

$$g_k = \text{cov}(Y_t, Y_{t-k}), \quad (2)$$

$$g_0 = \text{var}(Y_t). \quad (3)$$

Cette fonction est symétrique par rapport à l'origine 0 ($r_k = r_{-k}$) [3], c'est pourquoi elle n'est représentée que pour $k \geq 0$.

2.2. Fonction d'autocorrélation partielle :

On appelle autocorrélation partielle de retard k le coefficient de corrélation partielle entre Y_t et Y_{t-k} , en éliminant l'influence de : $Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k+1}$. On le note par : $\phi(k, k)$.

Une fois le modèle est identifié, les paramètres ϕ_p du modèle AR d'ordre p (AR(p)) peuvent être estimés, s'il s'agit d'un :

- Modèle AR(1) : $\phi_1 = r_1$, c'est le premier coefficient de la fonction d'autocorrélation.
- Modèle AR(P) : Les ϕ_p dépendent de l'ordre du modèle.

2.3. Adéquation du modèle (vérification)

Une fois les paramètres des modèles sont obtenus, on vérifie s'ils sont acceptables ou à rejeter, ainsi on examine les résidus du modèle :

- ✓ Leur moyenne est-elle nulle ?
- ✓ Leur distribution suit-elle une loi normale ?
- ✓ Les résidus forment-ils un processus bruit blanc : reste-t-il de l'autocorrélation résiduelle ? Pour cela on se base sur l'hypothèse : $H_0 \ll r'_1 = r'_2 = r'_3 = \dots = r'_k = 0 \gg$. Ce test est basé sur l'intervalle de confiance choisi à l'avance.
 - Si les r'_i , $i=1,2,\dots,k$ sont à l'intérieur de l'intervalle de confiance, l'hypothèse H_0 est acceptée.

- Si les r_i , $i=1, 2, \dots, k$, sont à l'extérieur de cet intervalle, on rejette l'hypothèse H_0 .

2.4. Estimation par intervalle

L'estimation par intervalle donne un ensemble de valeurs susceptibles d'être prises par le paramètre inconnu, avec une borne inférieure et une borne supérieure qui sont les limites de l'intervalle appelé intervalle de confiance.

C'est un intervalle d'estimation de la moyenne m de la population, établi symétriquement autour de celle-ci, telle que la probabilité pour que l'intervalle contienne la valeur moyenne de la population représente le seuil de confiance. Le tableau ci-dessous donne les valeurs de W_a (bornes de l'intervalle de confiance) pour quelques risques d'erreurs usuelles :

Tableau 1: Illustration des bornes de l'intervalle de confiance.

Risque a	0.5%	1%	5%	10%
Seuil de confiance	99.5%	99%	95%	90%
W_a	2.81	2.58	1.96	1.645

L'intervalle de confiance (IC) pour une distribution de n échantillons de moyenne m et d'écart-type S est donné par la formule suivante :

$$W = m \pm W_a \frac{S}{\sqrt{n}} . \tag{4}$$

3. FORMULATION

On note par $Y(t,n)$, la durée d'ensoleillement, avec : $t=1,2,\dots, 365$, pour la $n^{\text{ème}}$ année. La variable $Y(t, n)$ fluctue autour de la moyenne $\mu(t)$ avec une variance $\sigma^2(t)$. Donc les fluctuations quotidiennes autour de la moyenne, normalisées par la déviation standard, ont pour expressions :

$$X(t,n) = \frac{Y(t,n) - m(t)}{s(t)} . \quad (t=1,2,\dots,365 ; n=1,2,\dots,N) \tag{5}$$

Avec : $\mu(t)$ et $\sigma(t)$ peuvent être estimés par :

$$m(t) = \frac{\sum_{n=1}^N Y(t,n)}{N} . \quad (t=1,2,\dots,365). \tag{6}$$

$$s^2(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [Y(t,n) - m(t)]^2 . \quad (t=1,2,\dots,365). \tag{7}$$

et N est le nombre total d'années (dans notre cas $N=11$).

La structure du vecteur de données initiales est transformée en une matrice afin de calculer les moyennes et les écarts-types quotidiens. Le tableau suivant indique la nouvelle répartition des données brutes :

Tableau 2 : Organisation des données brutes.

N t	1	2	3	364	365
1	Y(1,1)	Y(1,2)	Y(1,3)	Y(1,364)	Y(1,365)
.....
11	Y(11,1)	Y(11,2)	Y(11,3)	Y(11,364)	Y(11,365)
m(t).	m(1)	M(2)	m(3)	m(364)	m(365)
s(t).	s(1)	S(2)	s(3)	s(364)	s(365)

4. SIMULATION DE LA SEQUENCE ARTIFICIELLE D'ENSOLEILLEMENT

Lorsqu'on obtient le modèle autorégressif AR(P) convenable pour représenter la série chronologique $Z(t)$, on utilise ce dernier pour simuler une séquence artificielle d'ensoleillement.

La démarche suivie dans le processus de simulation est la suivante :

- i)- Commencer par générer les nombres $Z(1), Z(2), \dots, Z(p)$, aléatoires gaussiens, avec une moyenne nulle et une variance S^2 dépendant de l'ordre du modèle [18]. tels que :

$$S^2 = 1 - f_1^2 \quad \text{Pour le modèle AR(1)} \quad (8)$$

$$S^2 = 1 - f_1^2 - f_2^2 - 2 \frac{f_1 f_2}{1 - f_2} \quad \text{Pour le modèle AR(2)} \quad (9)$$

- ii)- Générer les nombres suivants :

$$Z(t+p) = \sum_{k=1}^p f(k) Z(t-k+p) + e(t+p) \quad (10)$$

avec : t allant de 1 à $(4015-p)$.

$Z(1), \dots, Z(p)$ sont connus.

$e(t)$: est un bruit blanc Gaussien de moyenne 0 et de variance S^2 .

- iii)- Utiliser la relation obtenue par l'interpolation au sens des moindres carrés entre X_c et Z , pour aboutir à une série de données artificielles centrées réduites $X_{cA}(t)$.

$$X_{cA}(t) = A_n \cdot Z^n(t) + A_{n-1} \cdot Z^{n-1}(t) + \dots + A_1 \cdot Z(t) + A_0 \cdot t \quad (11)$$

avec $t=1, \dots, 4015$.

A_n, A_{n-1}, \dots, A_0 : sont les coefficients du polynôme d'interpolation d'ordre n .

- iv)- Utiliser l'équation :

$$W(t) = \hat{s}(t) \cdot Xc_A(t) + \hat{m}(t). \tag{12}$$

avec : $\hat{m}(t)$ et $\hat{s}(t)$ sont respectivement les estimateurs de Fourier de la première et seconde harmonique.

$W(t)$: Représente la série artificielle d'ensoleillement obtenue.

5. RESULTATS DU TEST DE KOLMOGOROV-SMIRNOV

Ce test est basé sur le calcul de l'écart maximal entre les deux fonctions de distribution cumulative. La Figure1 donne ces deux courbes en même temps ainsi que l'écart entre elles.

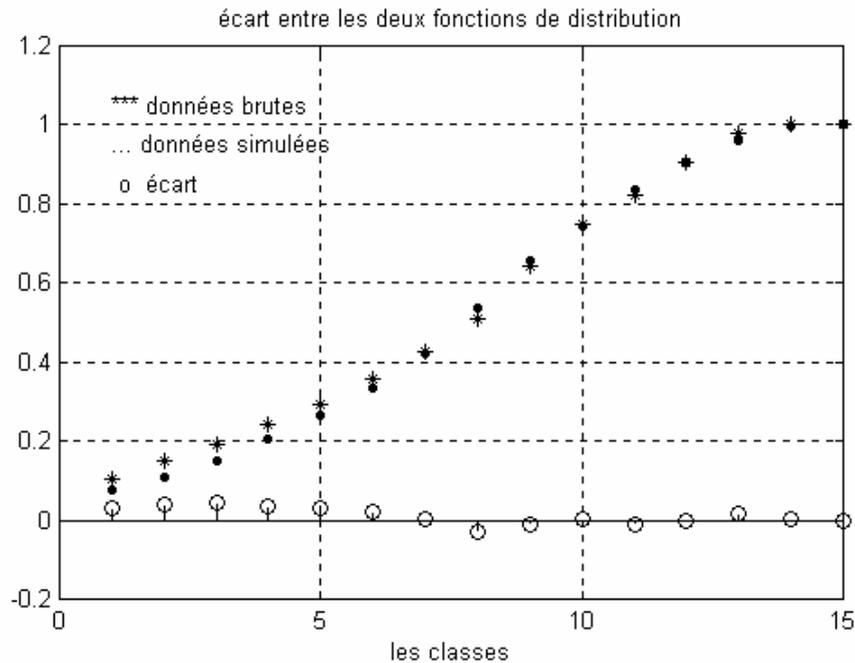


Fig. 1: Représentation de l'écart entre les deux fonctions de distribution.

Après avoir obtenu la série d'ensoleillement artificielle $W(t)$, on passe à l'étape de vérification, c'est-à-dire la comparaison de $W(t)$ avec la série originale ; pour cela on calcule la fonction de répartition cumulative des données brutes $F_1(X)$ et celle des données simulées $F_2(X)$. Ces deux fonctions s'obtiennent en utilisant la formule ci-dessous :

$$F_i(X_j) = \frac{\text{nombre de valeurs de } X \leq X_j}{\text{nombre total de valeurs de } X} \quad . \quad i=1,2. \tag{10}$$

Avec : $X_j=1,2,\dots,15$ représente la durée d'ensoleillement.
 et le nombre total de valeurs de $X = 4015$.

Ce test se base sur le calcul de l'écart maximal D entre ces deux fonctions de distribution cumulative.

$$D = \max |F_1(X_j) - F_2(X_j)|. \tag{11}$$

Ce test sera utilisé à un niveau de confiance de 99%, à l'aide de la table de **Kolmogorov- Smirnov** donnée dans la littérature. On vérifie ainsi, si la condition sur l'écart

D est satisfaite ou non; autrement, on répond à la question si la série artificielle est similaire à la série brute.

On remarque que la ressemblance de ces deux courbes (Figure 1) est très visible. De ce fait l'écart maximal D ne dépasse pas la valeur 0.049 ; qui est très loin de la valeur critique obtenue à partir de la table de **Kolmogorov-Smirnov** [6] donnant l'écart maximal à ne pas dépasser pour un niveau de confiance de 99%, (c'est-à-dire 0.4042). Donc ce test est satisfaisant et confirme la grande ressemblance entre ces deux séries [8,9].

La seconde étape consiste à de comparer la plupart des caractéristiques statistiques des deux séries ; pour cela, on calcule la moyenne et l'écart-type de la série artificielle, ainsi que ses coefficients d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle(Fig.2et Fig.3).

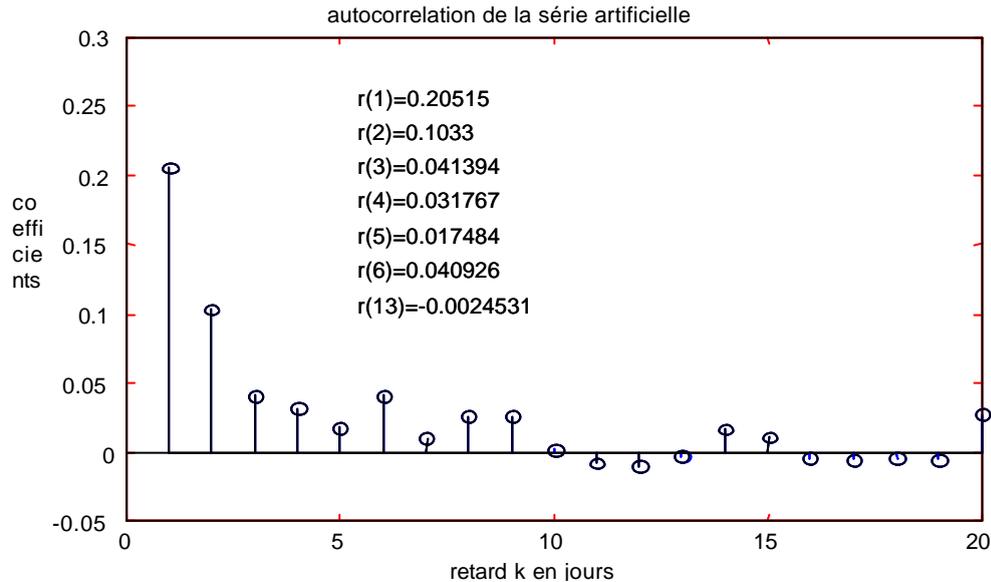


Fig. 2: Autocorrelation de la série artificielle

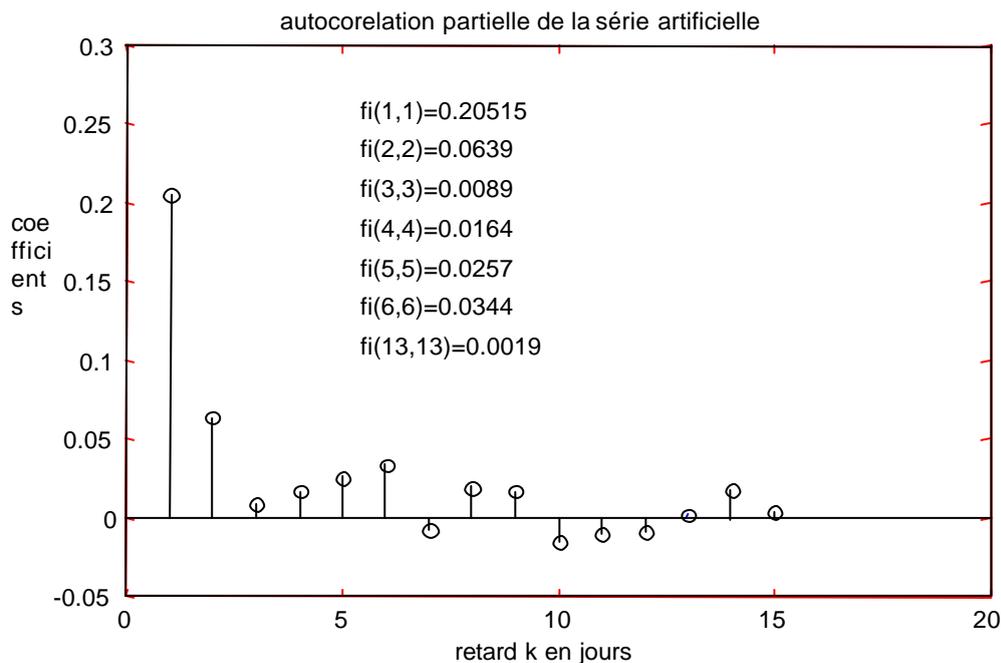


Fig. 3: Autocorrelation partielle de la série artificielle

Les résultats sont indiqués au Tableau 3 ci-dessous, de même que le tracé des corellogrammes :

Tableau 3: Comparaison des caractéristiques statistiques des deux séries.

séries caractéristiques	Série brute	Série artificielle
Moyenne	7.1491	7.1850
Ecart type	3.8458	4.0124
r(1)	0.2192	0.2051
r(2)	0.1431	0.1033
r(3)	0.0777	0.0414
$\phi(1,1)$	0.2192	0.2051
$\phi(2,2)$	0.0999	0.0640
$\phi(3,3)$	0.0292	0.0090

Les résultats ci-dessus indiquent que les caractéristiques de la série artificielle sont proches de celles de la série brute.

La dernière étape consiste à comparer les moyennes mensuelles de chaque série, dont les résultats sont portés au Tableau 4 suivant :

Tableau 4: Comparaison des moyennes mensuelles des deux séries.

mois série	Janv.	Fev	Mar s	Avr.	Mai	Juin	Juill.	Août	Sept	Oct.	Nov.	Déc
Brute	4.85	5.64	6.01	7.11	8.27	9.49	10.5	9.97	7.79	6.28	5.26	4.46
Artificielle	4.81	5.09	5.91	7.50	8.74	9.34	9.50	9.25	8.12	6.64	5.81	4.42

La figure 4 donne l'allure de ces moyennes, pour les deux séries ainsi que l'écart entre elles.

Les résultats ci-dessus montrent une grande ressemblance entre les moyennes mensuelles des deux séries, ce qui renforce en plus la première conclusion, donc cette série artificielle est une vraie image des données d'ensoleillement[10].

6. CONCLUSION

Le choix de l'approche de FOURIER pour l'estimation de $\hat{m}(t)$ et $\hat{s}(t)$, et le choix des coefficients de corrélation constants durant l'année, nous a permis d'obtenir le modèle de simulation satisfaisant pour la série concernée.

Le résultat de cette analyse a deux objectifs majeurs, le premier est de tester l'aptitude de ce modèle pour générer une séquence synthétique avec caractéristiques statistiques exactes

(moyenne, variance, coefficients d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle) ; le second est de tester le degré de dépendance statistique entre la durée d'ensoleillement d'une date donnée et celle de lendemain. On confirme ainsi, la capacité de ce modèle en prévision à court terme . Cependant, la durée d'ensoleillement est bien insuffisante pour optimiser le choix d'un système présentant des seuils de puissance, des rendements variables[11].

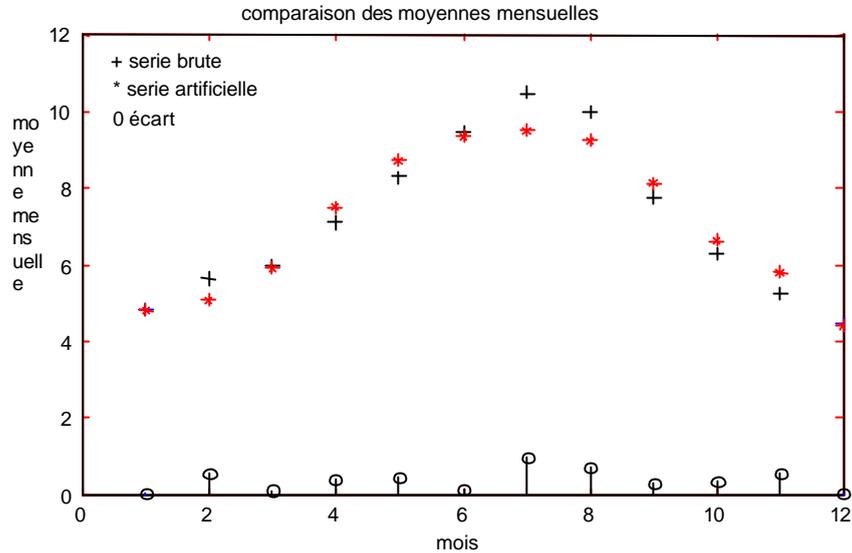


Fig. 4: Comparaison des moyennes mensuelles des deux séries.

La méthode suivie, bien qu'elle est complexe par sa démarche, nous a permis de trouver le modèle le plus approprié pour la description de la série des données à partir d'élément simple d'analyse des corrélations temporelles, puis simuler une séquence artificielle d'ensoleillement qui possède toutes les informations et caractéristiques statistiques essentielles du climat, et qui sera très utile dans les systèmes de simulation de l'énergie solaire.

Pour le comportement aléatoire de l'irradiation solaire, il suffirait d'utiliser l'équation d'Angström pour traduire les données d'ensoleillement en données d'irradiation solaire et d'employer une méthode élaborée par LIU et JORDAN[12] pour transformer les données d'irradiation solaire obtenues pour un capteur horizontal en données reçues sur un plan incliné. De telles transformations permettraient alors l'application de nos résultats à l'optimisation des systèmes photovoltaïques.

La durée d'ensoleillement est bien insuffisante pour optimiser le choix d'un système présentant des seuils de puissance, des rendements variables, ...de plus le fonctionnement de la centrale électrosolaire est déterminé par deux types de contraintes extérieures :

- En amont : par les conditions météorologiques et composantes d'irradiation (directe et diffusée)
- En aval : par la courbe de la charge.

Ces contraintes et les rendements internes de la centrale conduisent à son dimensionnement.

REFERENCES

- [1] Ch.Perrin de Brichambrant et Ch.Vauge, "Le gisement solaire. Evaluation de la ressource énergétique", Technique et Documentation Lavoisier Paris 1982.

- [2] F. Bonn et G. Rochon, “Précis de la télédétection. principes et méthodes”, volume1, Presse de l’Université de Quebec-AUPELF 1996.
- [3] R. Bernard, G. Menguy et M. Schwartz, “Le rayonnement solaire, Conversion thermique et application”, Technique et Documentation Lavoisier Paris 1983.
- [4] R. Lestienne, “Analyse statistique des processus météorologiques appliquée à l’énergie solaire”, Edition du CNRS, Paris 1979.
- [5] F. de Coulon, “Théorie et traitement des signaux”, Traité d’électricité, d’électronique et d’électrotechnique .Dunod 1984.
- [6] G. Chauvat et J. Ph.Reau, “Statistiques descriptives”, Armand Colin 1985
- [7] G. E.P Box and G. M.Jenkins, “Time serie analysis :forecasting and control”, Holden Day, San Francisco. California 1976.
- [8] P. J. Brockwell and R. A. David, “Introduction to time serie and forecasting”, Springer-Verlag . New York USA 1998.
- [9] R. Festa, S. Jain and C. Ratto, “Stochastic modelling of daily global irradiation”, (Renewable Energy), dipartimento di fisica, University of Geneoa 1992.
- [10] M. Koyanagi, Y. Baba, K.Hata, A. G.Lewis, M. Fuse and R. Bruce, “The charge pumping technique for grain boundary trap evaluation in polysilicon”, IEEE transaction on electron devices, vol 13, N°3, March 1992.
- [11] A. Khireddine et K. Benmahammed, “Application of intelligent matching to automatic speech recognition”, ISH99 (International Symposium on High Voltage),.IEE conference publication, UK, 23-27 august 99.
- [12] R. Chellapa and A. Sawchuk, “Digital image processing and analysis”, Volume 1, IEEE Computer Society, 1985.