

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



جامعة محمد بوضياف - المسيلة
Université Mohamed Boudiaf - M'sila



جامعة محمد بوضياف - المسيلة
Université Mohamed Boudiaf - M'sila

جامعة محمد بوضياف - المسيلة

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

كلية التكنولوجيا

FACULTE DE TECHNOLOGIE

قسم الإلكترونيك

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : GENIE ELECTRIQUE

OPTION : S3ER

THEME

**Prédiction de la vitesse du vent par la technique de
bagging Extreme Learning Machines**

Proposé et dirigé par :

Dr BOUZGOU Hassen

présenté par :

BENHARIRA Riadh

N°D'ordre :

Promotion Juin 2016

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciement

Je tiens à remercier tout premièrement Dieu le tout puissant pour la volonté, la santé et la patience, qu'il m'a donnés durant toutes ces longues années.

Ainsi, je tiens également à exprimer mes vifs remerciements à mon encadreur Dr Hassen BOUZGOU Maitre-Assistant à l'Université Mohamed BOUDIAF - M'sila, qui n'a pas cessé de me donner ses conseils, pour avoir d'abord proposé ce thème et pour m'avoir suivi continuellement tout le long de la réalisation de ce mémoire.

Je tiens à remercier vivement toutes personnes qui m'ont aidée à élaborer et réaliser ce mémoire, Je remercie pareillement M^{me} Nahed ZEMOURI qui m'a aidé beaucoup, ainsi à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à accomplir ce travail.

Mes remerciements vont aussi à tous les enseignants du département d'Electronique qui ont contribués à ma formation.

Mes sincères remerciements à tous les membres du jury qui ont Acceptés de juger mon travail.

En fin, je tiens à exprimer ma reconnaissance à tous.

Sommaire

Sommaire

Table de figure

Table de tableau

Liste des symboles et abréviations

Introduction Générale.....	1
Chapitre 01 : L'énergie éolienne	
1.1. INTRODUCTION A L'ENERGIE EOLIENNE	3
1.1.1.Introduction.....	3
1.1.2.Historique de l'éolien.....	3
1.2. L'ENERGIE EOLIENNE EN QUELQUES CHIFFRES.....	4
1.2.1.Production mondiale d'énergie éolienne	4
1.2.2.Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2015	5
1.2.3.La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde.....	5
1.2.4.La production et l'historique d'énergie éolienne en Algérie	6
1.3. DEFINITION DE L'ENERGIE EOLIENNE.....	7
1.3.1.Descriptif d'une éolienne	9
1.3.2.Principaux Composants d'une Eolienne	10
1.3.3.Principe de fonctionnement d'une éolienne	13
1.3.4.Les différents types d'éoliennes	14
1.3.4.1.Les éoliennes à axe vertical	14
1.3.4.2.Les éoliennes à axe horizontal	15
1.3.5.Classification des turbines éoliennes	17
1.3.6.Taille des Aérogénérateurs	19
1.3.7.Les avantages et les inconvénients d'énergie éolienne.....	19
1.3.7.1.Les avantages d'énergie éolienne.....	19
1.3.7.2.Les inconvénients d'énergie éolienne	21
1.4. ENERGIE CINETIQUE DU VENT – CONVERSION EN ENERGIE MECANIQUE	22
1.4.1.Loi de BETZ	22
1.4.2.Equation dynamique de l'arbre.....	26
1.4.3.Le multiplicateur.....	27
1.5 CONCLUSION.....	28
Chapitre 02 : Les réseaux de neurones et la technique Bagging Extreme Learning Machines	
2.1 INTRODUCTION	29
2.2 LES RESEAUX NEURONES.....	29
2.2.1. Connexionnisme et cognitivisme.....	29
2.2.2. Historique	30

2.2.3.	Introduction aux réseaux de neurones artificiels.....	30
2.2.4.	Structure des réseaux de neurones artificiels	31
2.2.5.	Utilité de réseaux neurones.....	32
2.2.6.	Le neurone formel.....	33
2.2.7.	Caractéristiques d'un réseau de neurones.....	36
2.2.8.	Classes de réseaux de neurones	36
2.2.8.1.	Le perceptron mono-couche (Rosenblatt, 1958)	36
2.2.8.2.	Le Perceptron Multi Couches (M.Minsky and S.Papert, 1969) ..	37
2.2.8.3.	Le réseau de Kohonen (T.Kohonen, 1982).....	37
2.2.8.4.	Le réseau de Hopfield (Hopfield, 1982).....	38
2.2.8.5.	Les ART (Adaptative Resonance Theory).....	39
2.2.9.	Principe de fonctionnement	39
2.2.10.	Apprentissage d'un réseau de neurones	40
2.2.10.1.	La rétro propagation (mode supervisé)	40
2.2.10.2.	Le mode hybride	41
2.2.10.3.	Le renforcement	41
2.2.10.4.	Le mode auto-organisationnel (ou non-supervisé)	42
2.2.11.	Puissance des réseaux de neurones	42
2.2.12.	L'algorithme d'apprentissage	43
2.3	EXTREME LEARNING MACHINES.....	43
2.3.1.	Modèle mathématique	44
2.3.2.	Algorithme	44
2.3.3.	Les caractéristiques principales	45
2.4	TECHNIQUE DE BAGGING OU BOOSTRAP AGGREGATING.....	45
2.4.1.	Principes de fonctionnement	46
2.5	CONCLUSION	49
Chapitre 03: Résultat et discussion		
3.1	INTRODUCTION	50
3.2	PRESENTATION DE LA BASE DE DONNEES.....	50
3.2.1	Caractéristiques des sites	50
3.3	APPLICATION DE L' ELM AVEC LA METHODE HOLD-OUT.....	51
3.3.1	Etape apprentissage et validation sur la base complète.....	52
3.3.2	Etape de test.....	52
3.3.3	Les résultats à partir MATLAB pour les deux sites	53
3.4	AVEC TECHNIQUE BAGGING (BOOTSTRAP)	54
3.4.1	Evaluation d'erreur avec le meilleur bag	55
3.4.2	Construction de plusieurs bags	56
3.4.3	Méthodes de combinaison	56
3.4.3.1	La moyenne simple	56
3.4.3.2.	Technique LSR (The least square regression)	57
3.4.3.3	Technique EB (Error Based)	57
3.4.3.4	DWM (The Differential Weighting Method)	58
3.5	EXEMPLES PRATIQUES	59

3.5.1 Balayage de 100 bags.....	59
3.5.1.1 La moyenne simple	59
3.5.1.2 Technique EB.....	59
3.5.1.3 Technique LSR	60
3.5.1.4 Technique DW	61
3.5.2. Balayage de 200 bags.....	61
3.5.2.1 La moyenne simple	61
3.5.2.2 Technique EB.....	62
3.5.2.3 Technique LSR	63
3.5.2.4 Technique DW	63
3.5.3. Balayage de 300 bags.....	64
3.5.3.1 La moyenne simple	64
3.5.3.2 Technique EB.....	65
3.5.3.3 Technique LSR	65
3.5.3.4 Technique DW	66
3.5.4 Balayage de 350 bags.....	67
3.5.4.1 La moyenne simple	67
3.5.4.2 Technique EB.....	67
3.5.4.3 Technique LSR	68
3.5.4.4 Technique DW	69
3.6 CONCLUSION.....	69
CONCLUSION GENERAL.....	70
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	

Table des figures

Chapitre 01 : L'énergie éolienne

Figure 1. 1 Les formes d'éoliennes à travers l'histoire.....	4
Figure 1. 2 Production d'énergie éolienne dans le monde en 2013	6
Figure 1. 3 La ferme éolienne d'Adrar	7
Figure 1. 4 Conversion de l'énergie cinétique du vent	7
Figure 1. 5 Principaux organes du système de conversion éolien	8
Figure 1. 6 Conversion de l'énergie cinétique du vent	8
Figure 1. 7 Schéma d'une éolienne de type aérogénérateur	10
Figure 1. 8 Tour d'une turbine	11
Figure 1. 9 Rotor d'une turbine	12
Figure 1. 10 Constitution d'une nacelle	12
Figure 1. 11 Eoliennes à axe vertical.....	16
Figure 1. 12 Eoliennes Horizontal.....	16
Figure 1. 13 Principales composantes de l'éolienne à axe horizontal.....	17
Figure 1. 14 Taille des hélices en [m] et puissance en [kW]	19
Figure 1. 15 Coefficient de puissance en fonction rapport de vitesse du vent.....	25
Figure 1. 16 Débit de puissance et les pertes	26
Figure 1. 17 Débit de puissance et les pertes	27
Figure 1. 18 Coefficient de puissance $C_p - \lambda$	27
Figure 1. 19 Schéma de la turbine éolienne	28

Chapitre 02 : Les réseaux de neurones et la technique Bagging Extreme Learning

Machines

Figure 2. 1 Mise en correspondance neurone biologique et neurone artificiel	31
Figure 2. 2 Structure d'un neurone artificiel (Haykin).....	32
Figure 2. 3 Le neurone formel.....	33
Figure 2. 4 Principales fonctions d'activation	35
Figure 2. 5 Le perceptron de Rosenblatt.....	36
Figure 2. 6 Table de vérité de la porte logique XOR.....	37
Figure 2. 7 Le perceptron multicouche	37
Figure 2. 8 Le réseau de Kohonen.....	38
Figure 2. 9 Le réseau de Hopfield.....	38

Figure 2. 10 Propagation de l'influx nerveux dans un réseau de type perceptron	40
Figure 2. 11 Illustration de la structure du réseau de neurones ELM.....	44
Figure 2. 12 Illustration d'un tirage aléatoire avec remise pour la formation d'un échantillon bootstrap.....	47
Figure 2. 13 Illustration du principe de Bagging pour un ensemble d'arbres de décision.....	48
Chapitre 03 : Résultat et discussion	
Figure 3. 1 les courbes de la base de données pour les deux sites.....	51
Figure 3. 2 Les courbe d'erreur de validation Base complète pour les deux sites	52
Figure 3. 3 Courbe comparaison valeurs réels et prédites de la base donnée complète pour le site Colorado.....	54
Figure 3. 4 Courbe comparaison valeurs réels et prédites de la base donnée complète pour le site Connecticut	54
Figure 3. 5 Courbe d'erreur du Bagging pour le site Colorado	55
Figure 3. 6 Courbe d'erreur du Bagging pour le site Connecticut.....	55
Figure 3. 7 Courbe de comparaison entre valeurs réelles et le meilleur bag pour le site Colorado.....	56
Figure 3. 8 Courbe de comparaison entre valeurs réelles et le meilleur bag pour le site Connecticut.....	56
Figure 3. 9 Comparaison entre valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.....	60
Figure 3. 10 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec EB pour les deux sites.....	60
Figure 3. 11 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec LSR pour les deux sites.....	62
Figure 3. 12 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec DW pour les deux sites.....	62
Figure 3. 13 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.....	62
Figure 3. 14 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec EB pour les deux sites.....	63
Figure 3. 15 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec LSR pour les deux sites.....	64
Figure 3. 16 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec DW pour les deux sites.....	64

Table des figures

Figure 3. 17 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.....	65
Figure 3. 18 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec EB pour les deux sites.....	66
Figure 3. 19 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec LSR pour les deux sites.....	66
Figure 3. 20 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec DW pour les deux sites.....	67
Figure 3. 21 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 350 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.....	68
Figure 3. 22 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 350 Bags avec EB pour les deux sites.....	68
Figure 3. 23 Comparaison de valeurs réelles et prédites pour le balayage de 350 Bags avec LSR pour les deux sites.....	69
Figure 3. 24 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 350 Bags avec DW pour les deux sites.....	70

Liste des tableaux

Chapitre 01 : L'énergie éolienne

Tableau 1. 1 Classification des turbines éoliennes	17
--	----

Chapitre 02 : Les réseaux de neurones et la technique Bagging Extreme Learning

Machines

Tableau 2. 1 Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....	31
Tableau 2. 3 Exemple de différents types d'apprentissages en mode supervisé	41
Tableau 2. 4 Exemple de différents types d'apprentissages en mode non supervisé	42

Chapitre 03 : Résultat et discussion

Tableau 3. 1 Caractéristiques géographiques du site Colorado	50
Tableau 3. 2 Caractéristiques géographiques du site Connecticut	50
Tableau 3. 3 Résultats des valeurs de critères RMSE, MEA	53
Tableau 3. 4 Résultats des valeurs de critères RMSE, MEA pour le meilleur bag	56
Tableau 3. 5 Résultats des valeurs de critères de la technique Moyenne Simple pour balayage de 100 bags pour les deux sites	59
Tableau 3. 6 Résultats des valeurs de critères de la technique EB pour le balayage de 100 bags pour les deux sites.....	61
Tableau 3. 7 Résultats des valeurs de critères de la technique EB pour le balayage de 100 bags pour les deux sites.....	61
Tableau 3. 8 Résultats des valeurs de critères de la technique DW pour le balayage de 100 bags pour les deux sites.....	62
Tableau 3. 9 Résultats des valeurs de critères de la technique moyenne simple pour le balayage de 200 bags pour les deux sites.....	63
Tableau 3. 10 Résultats des valeurs de critères de la technique EB pour le balayage de 200 bags pour les deux sites.....	63
Tableau 3. 11 Résultats des valeurs de critères de LSR pour le balayage de 200 bags pour les deux sites.....	64
Tableau 3. 12 Résultats des valeurs de critères de DW pour le balayage de 200 bags pour les deux sites.....	65
Tableau 3. 13 Résultats des valeurs de critères de la moyenne simple pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.....	65
Tableau 3. 14 Résultats des valeurs de critères d'EB pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.....	66
Tableau 3. 15 Résultats des valeurs de critères de LSR pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.....	67
Tableau 3. 16 Résultats des valeurs de critères de DW pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.....	67
Tableau 3. 17 Résultats des valeurs de critères de moyenne simple pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.....	68

Liste des tableaux

Tableau 3. 18 Résultats des valeurs de critères d'EB pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.....	69
Tableau 3. 19 Résultats des valeurs de critères de LSR pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.....	70
Tableau 3. 20 Résultats des valeurs de critères de DW pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.	70

Notations

Les notations définies ci-dessous sont celles que nous utilisons le plus dans ce manuscrit :

E	Energie cinétique
m	La masse
v	La vitesse
P_{mt}	La puissance de l'air en mouvement
P_m	La puissance de l'air
\dot{m}	Le taux d'écoulement (débit) de la masse par seconde
ρ	La densité de l'air
A_2, A_1	Les sections transversales avant et après le convertisseur
F	La force exercée par le vent
v'	La vitesse du flux v'
C_p	Coefficient de puissance
$\ \cdot\ , \cdot $	Norme et valeur absolue
λ	Rapport de vitesse en bout de pale d'hélice
β	L'angle d'attaque de pale
u	La vitesse tangentielle d'attaque de la pale
Ω_1	La vitesse angulaire du rotor
R	Le rayon du rotor en mètres
Ω_1	La vitesse angulaire du rotor
C_g	Le couple issu du multiplicateur
C_{mec}	Couple mécanique
Ω_{mec}	La vitesse mécanique
$T_{turbine}$	L'inertie de turbine

Liste des notations et abréviations

f	Fonction d'activation
σ	Fonction d'activation
W_1	La matrice des pondérations d'entrée-à-couche cachée
W_2	La matrice des pondérations de la couche de sortie
β	Le poids de sortie
H^{-1}	L'inverse de la matrice
S_{boot}	La moyenne empirique

Abréviations

ELM	Extreme Learning Machines
RNA	Réseaux Neuronaux Artificiels
ART	Adaptative Resonance Theory
MAPE	L'erreur Absolue Moyenne en Pourcentage (The Mean Absolute Percentage Error)
RMSE	l'Erreur Quadratique Moyenne (The Root Mean Squared Error)
LSR	The Least Square Regression
EB	The Error-Based Methods
DWM	The Differential Weighting Method

Introduction Générale

Les énergies renouvelables sont des énergies propres inépuisables et ne dégagent pas les gaz à effet de serre. Parmi ces énergies, on cite l'énergie éolienne qui transforme l'énergie cinétique du vent en énergie rotative. L'outil principal de transformation de cette énergie est l'aérogénérateur.

L'énergie éolienne est une forme indirecte de l'énergie solaire. L'absorption du rayonnement solaire dans l'atmosphère engendre des différences de température et de pression qui mettent les masses d'air en mouvement, et créent le vent.

Depuis plusieurs dizaines d'années, l'énergie éolienne connaît une croissance considérable dans le monde. Cependant, la production de cette énergie est dépendante de l'intensité et la vitesse du vent, fortement volatile, et est donc caractérisée par un haut degré d'incertitude.

Cette méconnaissance de la production future d'énergie à tendance à rendre la gestion du réseau électrique plus difficile. Pour cette raison nous proposons de développer un modèle de calcul basé sur la technique de bagging appliqué à un modèle neuronal à savoir : ELM (Extreme Learning Machines) pour prédire la vitesse du vent.

Les problématiques à qui va répondre ce travail sont les suivants :

Pour quoi prédire la vitesse du vent ?

La prédiction de la vitesse du vent permet le contrôle et la gestion du réseau en connaissant la quantité d'énergie produite, la protection du système des grandes vitesses et la détermination de la possibilité de construire des centrales éoliennes dans un site en connaissant son potentiel.

Quels sont les outils techniques et informatiques utilisables ?

 ELM :

L'apprentissage automatique ou apprentissage statistique (*Machine Learning* en anglais), champ d'étude de l'intelligence artificielle, concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine (au sens large) d'évoluer par un processus systématique, et ainsi de remplir des tâches difficiles ou impossibles à remplir par des moyens algorithmiques plus classiques.

En apprentissage automatique, le terme Extreme Learning Machine fait référence à un type de réseau de neurones. Sa spécificité est de n'avoir qu'une seule couche de nœuds cachés, où les poids des entrées de connexion des nœuds cachés sont affectés au hasard et jamais mis à jour. Ces poids entre les nœuds cachés d'entrée et les sorties sont appris en une seule étape, ce qui revient essentiellement à l'apprentissage d'un modèle linéaire. Le nom "Extreme Learning Machine" (ELM) a été donné à ces modèles par Guang-Bin Huang.

Ces modèles peuvent produire une bonne performance de généralisation et avoir un processus d'apprentissage beaucoup plus rapide que les réseaux formés en utilisant la rétro propagation du gradient et qui vas être adapté à des prédictions en très court terme (en ligne).

Bagging :

Il consiste à sous-échantillonner (ou ré-échantillonner au hasard) le training set et de faire générer à l'algorithme voulu un modèle pour chaque sous-échantillon.

On obtient ainsi un ensemble de modèles dont il convient de moyenner (lorsqu'il s'agit d'une régression) ou de faire voter (pour une classification) les différentes prédictions.

L'utilisation du bagging est adaptée aux algorithmes à fortes variance qui sont ainsi stabilisés (réseaux neuronaux, arbres de décision pour la classification ou la régression...), mais il peut également dégrader les qualités pour des algorithmes plus stables (k plus proches voisins avec k grand, régression linéaire).

On générera par exemple des dizaines de régresseurs au total qu'il va falloir « bagger ». L'avantage principal de ces procédures est que la génération de ces modèles peut être naturellement parallélisée.

Le sujet de ce mémoire, présenté est rédigé en trois chapitres principaux qui se résument dans ce qui suit :

- Dans le premier chapitre, on fait un large aperçu sur l'énergie éolienne.
- Dans le deuxième chapitre, on présente les outils essentiels afin de comprendre les réseaux neurones et spécialement la technique ELM avec la technique Bagging.
- Dans le troisième chapitre, on présente les résultats de simulation par MATLAB de nos modèles de calcul.
- A la fin, on termine ce mémoire par une conclusion général.

Chapitre 01

L'énergie Eolienne

Sommaire

- 1.1. Introduction à l'énergie éolienne
- 1.2. L'énergie éolienne en quelque chiffre
- 1.3. Définition de l'énergie éolienne
- 1.4. Energie cinétique du vent – conversion en énergie mécanique
- 1.5. Conclusion

1.1. INTRODUCTION A L'ENERGIE EOLIENNE

1.1.1. Introduction

Une éolienne est un instrument qui convertit la puissance du vent en énergie électrique, donc le maximum d'énergie émis ne dépend pas seulement de la machine mais aussi des limites de la vitesse du vent. D'autre part, elles convertissent l'énergie éolienne en énergie mécanique. L'électricité produite par les éoliennes est utilisée pour les circuits de charge de batterie, les systèmes de production d'énergie résidentiels, les systèmes de production distribuée, et les grands réseaux de services publics. Les différents éléments des éoliennes sont conçus pour maximiser cette conversion énergétique.

Plusieurs technologies sont utilisées pour capter l'énergie du vent (capteur à axe vertical ou axe horizontal), les structures de ces capteurs sont de plus en plus performantes.

Dans ce chapitre, on s'intéresse essentiellement aux différents types d'éoliennes avec leurs constitutions et leurs principes de fonctionnement et la conversion d'énergie.

1.1.2. Historique de l'éolien

Parmi toutes les énergies renouvelables, à part l'énergie du bois, c'est l'énergie du vent qui a été exploitée en premier par l'homme. Depuis l'antiquité, elle fut utilisée pour la propulsion des voiliers et ensuite les moulins à blé et les constructions permettant le pompage d'eau. Les premières utilisations connues de l'énergie éolienne remontent à 2 000 ans avant J-C environ.

Hammourabi, fondateur de la puissance de Babylone, avait conçu tout un projet d'irrigation de la Mésopotamie utilisant la puissance du vent. La première description écrite de l'utilisation des moulins à vent en Inde date d'environ 400 ans av. J.-C. En Europe, les premiers moulins à vent ont fait leur apparition au début du moyen âge. Utilisés tout d'abord pour moulinier le grain, d'où leur nom de " moulins ", ils furent aussi utilisés aux Pays-Bas pour assécher des lacs ou des terrains inondés.

Dès le XIV^e siècle, les moulins à vent sont visibles partout en Europe et deviennent la principale source d'énergie. Seulement en Hollande et au Danemark, vers le milieu du XIX^e siècle, le nombre des moulins est estimé respectivement à plus de 30000 et dans toute l'Europe à 200000. A l'arrivée de la machine à vapeur, les moulins à vent commencent leur disparition progressive.

L'arrivée de l'électricité donne l'idée à Paule La Cour en 1891 d'associer à une turbine éolienne une génératrice. Ainsi, l'énergie en provenance du vent a pût être « redécouverte » et de nouveau utilisée (dans les années 1940 au Danemark).

Au début du siècle dernier, les aérogénérateurs ont fait une apparition massive (6 millions de pièces fabriquées) aux Etats-Unis où ils étaient le seul moyen d'obtenir de l'énergie électrique dans les campagnes isolées. Dans les années 60, fonctionnait dans le monde environ 1 million d'aérogénérateurs.

La crise pétrolière de 1973 a relancé de nouveau la recherche et les réalisations éoliennes dans le monde.

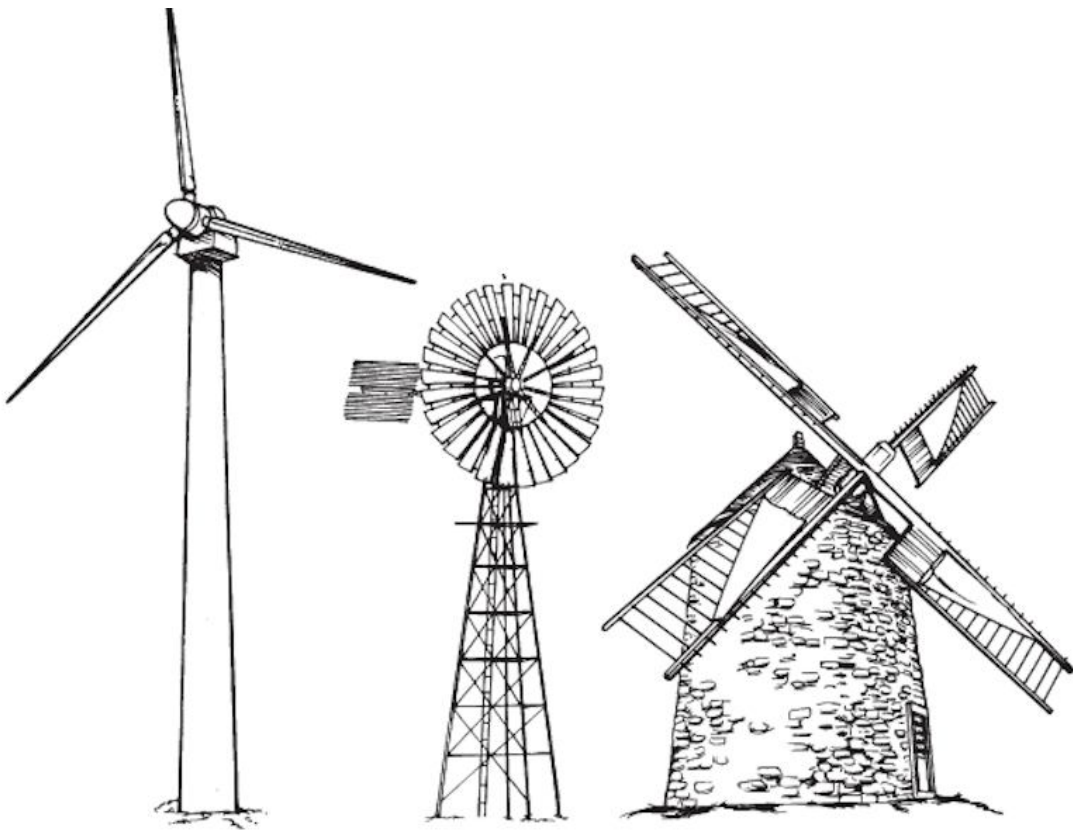


Figure 1. 1 Les formes d'éoliennes à travers l'histoire

1.2. L'ENERGIE EOLIENNE EN QUELQUES CHIFFRES

1.2.1. Production mondiale d'énergie éolienne

La capacité éolienne installée dans le monde est de 318 GW fin 2013, et devrait augmenter de plus de 400% et atteindre 1.107 GW en 2030. La puissance éolienne installée dans le monde devrait être multipliée par 3 pour atteindre 910 GW en 2025 et le marché

mondial de l'éolien devrait plus que doubler au cours de cette période, passant de 21 à 47 milliards €. [1]

1.2.2. Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2015

L'entreprise chinoise Xinjiang Glodwin Science and Technology a été à la tête des producteurs mondiaux d'énergie éolienne en 2015. Le groupe chinois a installé 7.8 Gigawatts de turbines éoliennes, toutes en Chine, un bond lié à l'essor du secteur impulsé par le gouvernement du pays.

Le danois Vestas occupe à la deuxième place, avec 7.3 GW installés, 2.5 qu'en 2014. La compagnie a élargie son marché, avec des projets dans un total de 32 pays.

General Electric est descendu à la troisième position reste la compagnie du secteur la plus puissante des Etats-Unis, qui compte 62% des installations mondiales faites par des groupes américains. GE a installé 5.9 gigawatts, 700 mégawatts plus que l'année précédent.

Le quatrième poste du top 10 est partagé entre l'allemande Siemens et l'espagnole Gamesa, car les deux compagnies ont installé 3.1GW en 2015. Une autre entreprise allemande, Enercon, occupe la sixième position, et reste le leader du pays avec 48% des turbines éoliennes installés.

L'étude a été élaborée par Bloomberg New Energy Finance, qui souligne que c'est la première fois qu'un constructeur chinois occupe ce rang de leader sur ce marché. En 2014, Goldwind était quatrième avec 4,5 GW installés. La totalité de ses commandes ont été enregistrées sur le marché chinois, alors que la Chine a représenté en 2015 la moitié du marché mondial. Quatre fabricants chinois apparaissent d'ailleurs dans la queue du top 10 : Guodian, Ming Yang, Envision et CSIC. [1]

1.2.3. La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde

Les chiffres les plus actuelles concernant la capacité mondiale de production d'énergie éolienne datent de 2013 C'est 318.137 MW , En 2015, la capacité mondiale augmenta de 12,5% et de 10,3% en Europe pour atteindre 318.137 MW fin 2013 (soit +35.467 MW en 2013) et l'équivalent de 227 réacteurs nucléaires EPR ! (source GWEC -conseil Mondial pour l'Energie Eolienne).

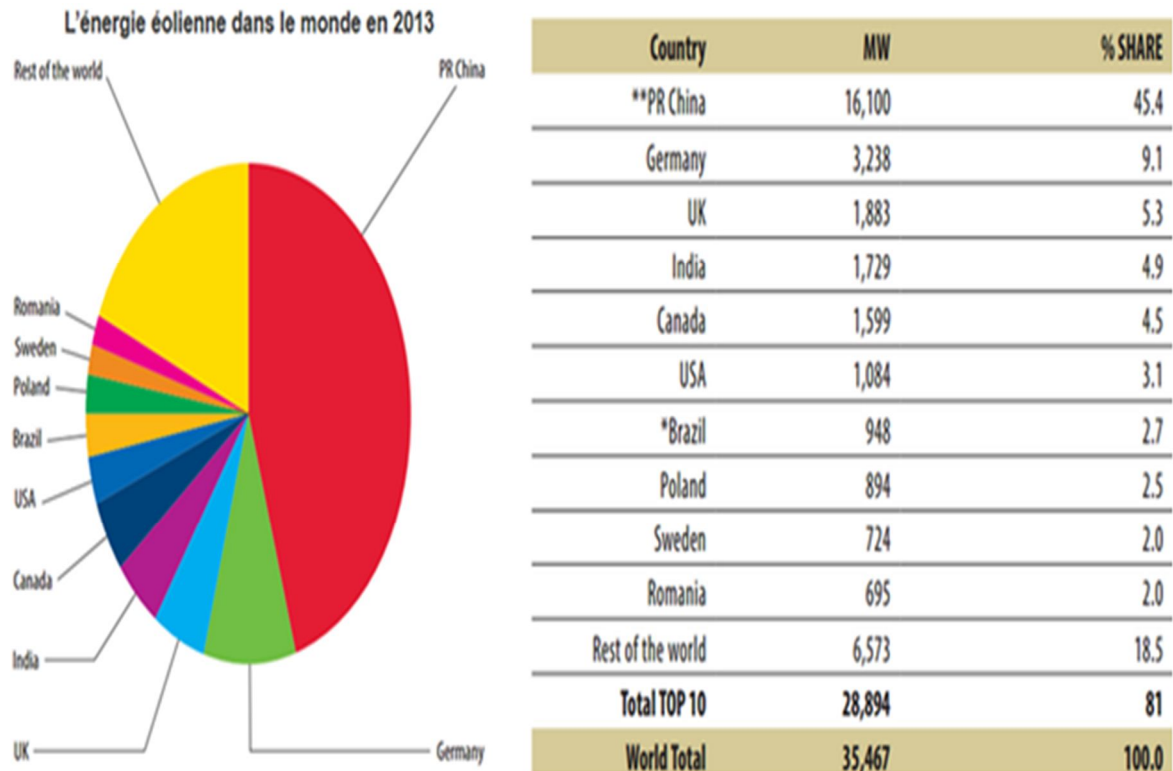


Figure 1. 2 Production d'énergie éolienne dans le monde en 2013 [1]

1.2.4. La production et l'historique d'énergie éolienne en Algérie

En ce qui concerne l'Algérie, la ressource éolienne varie beaucoup d'un endroit à un autre. Ceci est dû à une topographie et un climat diversifiés. Les premiers travaux Algériens sur le potentiel éolien ont été publiés par Said et al, [2] en 1984, suivis par Benssad, en 1985, [3], Hammouche, en 1990 [4], Kasbadji Merzouk en 1994 [5] et F. Youcef Ettoumi en 2002, [6].

Après plus d'une année de retard, l'Algérie a mis en service sa première ferme éolienne en Adrar, qui doit servir de projet pilote pour le plan éolien du gouvernement de 420MW à l'horizon 2024. La ferme éolienne d'Adrar constituée de 12 éoliennes d'une puissance unitaire de 0.85MW chacune (pour une capacité globale de de 10 mégawatts), implantée sur une superficie de 30 hectares dans la zone de Kabertène à 72 km au nord du chef-lieu de la wilaya. Cette nouvelle centrale de production d'électricité fait partie d'un vaste plan de projets de génération de 22 GW, d'énergie renouvelable à l'horizon 2030 dont 1,7 GW en éolien.



Figure 1. 3 La ferme éolienne d'Adrar

1.3. DEFINITION DE L'ENERGIE EOLIENNE

Un aérogénérateur, plus communément appelé éolienne, est un dispositif qui transforme une partie de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique disponible sur un arbre de transmission puis en énergie électrique par l'intermédiaire d'une génératrice.[7] (Fig. 1.4).

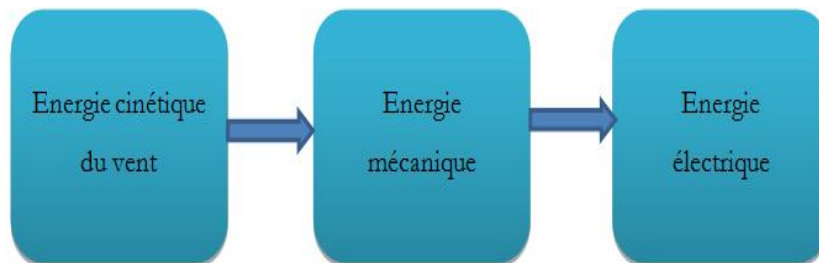


Figure 1. 4 Conversion de l'énergie cinétique du vent

Le SCE (Système de Conversion Eolien) est constitué d'un générateur électrique, entrainé par une turbine éolienne à travers le multiplicateur, d'un système de commande, d'un convertisseur statique, d'un transformateur et enfin d'un réseau électrique.

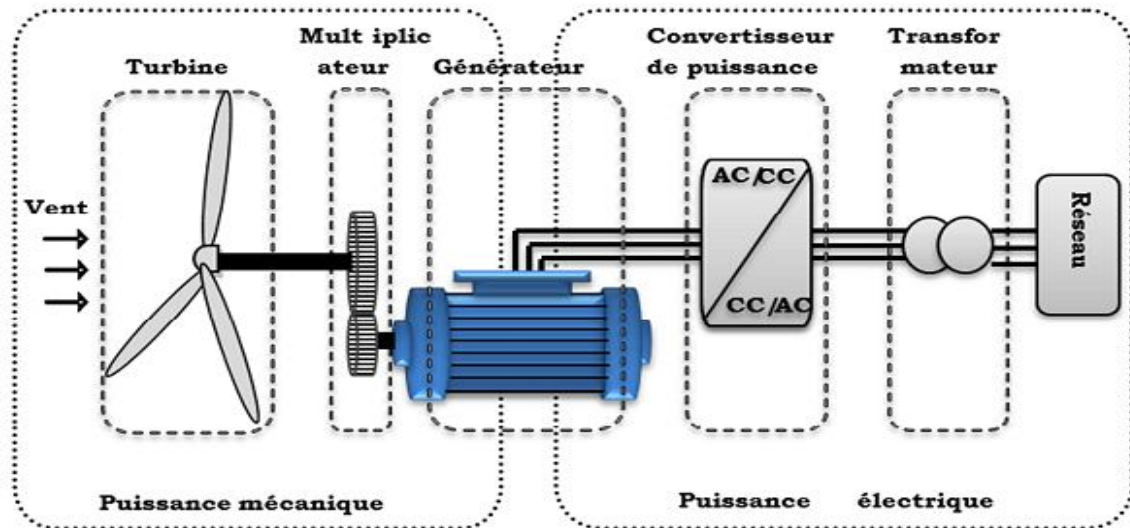


Figure 1. 5 Principaux organes du système de conversion éolien [7]

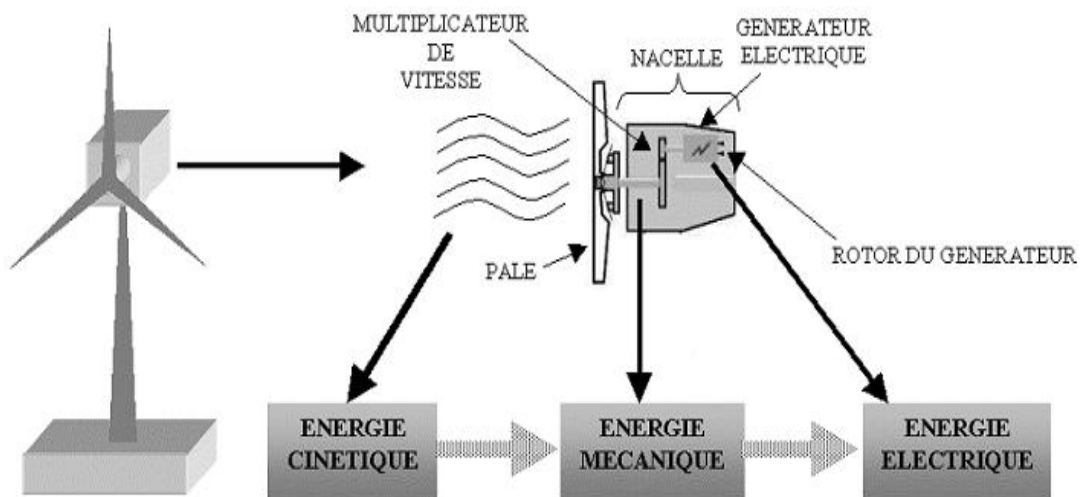


Figure 1. 6 Conversion de l'énergie cinétique du vent [7]

L'énergie éolienne est une énergie "renouvelable" non dégradée, géographiquement disponible, et surtout en corrélation saisonnière (l'énergie électrique est largement plus demandée en hiver et c'est souvent à cette période que la moyenne des vitesses des vents est la plus élevée). De plus, c'est une énergie qui ne produit aucun rejet atmosphérique ni déchet radioactif. Elle est toutefois aléatoire dans le temps et son captage reste assez complexe, nécessitant des mâts et des pales de grandes dimensions (jusqu'à 60m pour des éoliennes de plusieurs mégawatts) dans des zones géographiquement dégagées pour éviter les phénomènes de turbulences.[8]

L'énergie éolienne fait partie des nouveaux moyens de production d'électricité décentralisée proposant une alternative viable à l'énergie nucléaire sans pour autant prétendre la remplacer (l'ordre de grandeur de la quantité d'énergie produite étant largement plus faible).

Les installations peuvent être réalisées sur terre mais également de plus en plus en mer où la présence du vent est plus régulière. De plus, les éoliennes sont ainsi moins visibles et occasionnent moins de nuisances sonores.

1.3.1. Descriptif d'une éolienne

Une éolienne permet de transformer l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. L'hélice d'une éolienne entre en rotation par la force du vent et permet ainsi la production d'énergie mécanique ou électrique [9].

Pour convertir l'énergie éolienne en énergie électrique le générateur va utiliser le phénomène d'induction. En effet ce dernier est composé de deux parties, une partie mobile le rotor et une partie fixe, le stator, permettant de créer un champ magnétique et de générer un courant électrique. L'éolienne est également équipée d'une girouette permettant l'orientation des pales en fonction de la direction du vent. Elle doit être également fixée solidement au sol.

S'agissant du mât, il doit être dimensionné précisément en fonction de la machine, des fondations Plusieurs systèmes existent : haubané, treillis, autoporteur...etc.

Pour qu'une éolienne produise...Quelques notions importantes doivent être pris avant l'installation. L'éolienne doit être adaptée au site et à ses besoins, Il faut vérifier le vent, on considère qu'un site est exploitable lorsque l'on dispose d'une vitesse minimale de vent de 4m/s, à une hauteur du sol de 10m. La donnée 'vent' est essentielle à l'installation d'une éolienne, cependant le coût d'une étude précise, à l'aide d'un anémomètre peut se révéler élevé. Il faut que cela reste cohérent avec le prix global de votre projet. L'observation du site (la présence de moulins, d'éoliennes altitude, vents dominants, végétation...) et l'intuition peuvent se révéler de bons indicateurs du potentiel éolien dans un premier temps.

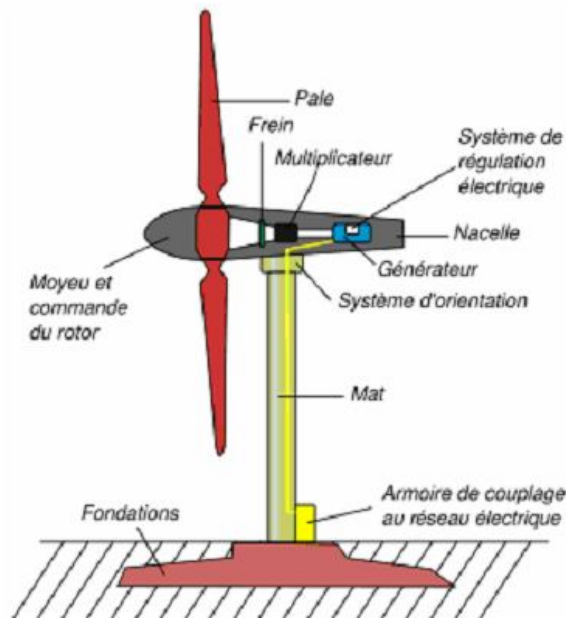


Figure 1. 7 Schéma d'une éolienne de type aérogénérateur [9]

Ce potentiel conditionnera le choix d'une machine de puissance nominale adaptée. Un autre critère important reste l'évaluation de ses besoins en électricité au regard de ces consommations journalières et annuelles. Cette étape permettra également de réfléchir plus largement à maîtriser ses consommations électriques.

Pratiquement, les éoliennes doivent résister à des tempêtes aussi violentes. Les principaux avantages de l'énergie éolienne sont l'autonomie en électricité, la possibilité de produire de jour comme de nuit et un impact environnemental réduit par des précautions simples vis à vis de la population et du paysage. L'énergie produite peut être soit stockée dans des batteries, soit injectée aux normes dans le réseau. Cette dernière solution étant économiquement et techniquement beaucoup plus pertinente [9].

1.3.2. Principaux Composants d'une Eolienne

Il existe plusieurs configurations possibles d'aérogénérateurs qui peuvent avoir des différences importantes. Néanmoins, une éolienne "classique" est généralement constituée de:

- **le mât**, généralement en métal, supporte l'ensemble des équipements permettant de produire l'électricité (nacelle + rotor). Il est fixé sur une fondation implantée dans le sol, une lourde semelle en béton qui assure l'ancrage et la stabilité de l'éolienne. Le mât des éoliennes atteint aujourd'hui 80m de haut pour les plus puissantes (exceptionnellement jusqu'à 100 m). C'est parce que le vent souffle plus fort à quelques dizaines de mètres de hauteur, où il n'est

pas perturbé par l'effet des obstacles : relief, arbres, maisons... Et la puissance fournie par une éolienne est proportionnelle au cube de la vitesse du vent [10].



Figure 1. 8 Tour d'une turbine

La tour doit être suffisamment solide pour supporter non seulement la nacelle et le rotor, mais aussi les charges puissantes provoquées par le vent : d'une part la puissance exercée par le vent directement sur la tour, et d'autre part la puissance transmise par le rotor [10].

- **un rotor**, composé de plusieurs pales (en général 3) et du nez de l'éolienne. Les pales sont aujourd'hui faites de matériaux composites à la fois légers et assurant une rigidité et une résistance suffisante : polyester renforcé de fibre de verre et/ou fibre de carbone. Leur longueur atteinte actuellement entre 30 et 55 mètres, soit un diamètre du rotor compris entre 60 et 110 mètres. La puissance d'une éolienne est proportionnelle à la surface balayée par ses pales (un cercle), donc au carré de son diamètre rotor [10].



Figure 1. 9 Rotor d'une turbine

Le rotor est relié à la nacelle par le moyeu, il transforme l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique [10].

- **une nacelle**, montée au sommet du mât et abritant les composants mécaniques et pneumatiques et certains composants électriques et électroniques nécessaires au fonctionnement de la machine [10]. Le transport de l'électricité produite dans la nacelle jusqu'au sol est assuré par des câbles électriques descendant à l'intérieur du mât de l'éolienne.

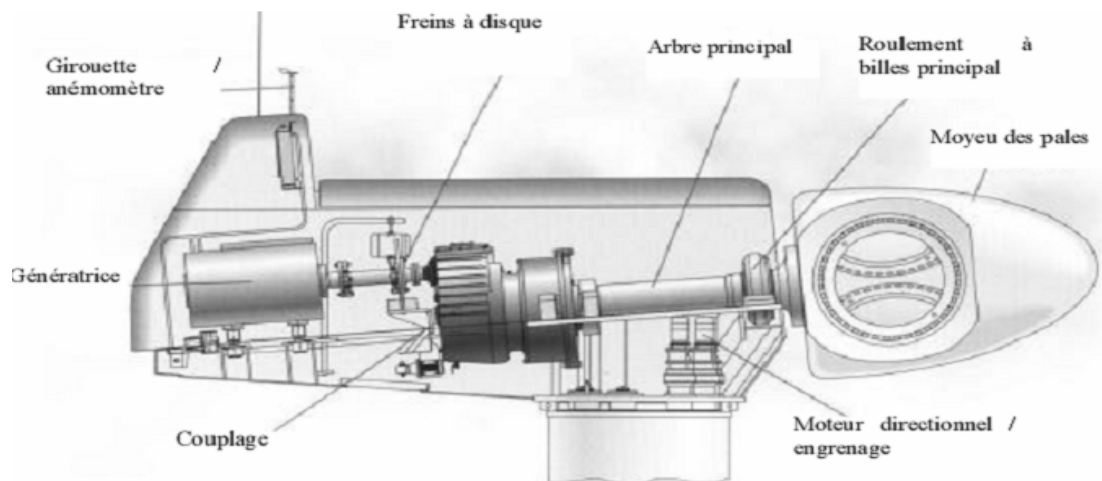


Figure 1. 10 Constitution d'une nacelle [10]

Les différents composants d'une nacelle sont [9]:

- Le multiplicateur de vitesse : il sert à élever la vitesse de rotation entre l'arbre primaire et l'arbre secondaire qui entraîne la génératrice électrique.
- L'arbre secondaire comporte généralement un frein mécanique qui permet d'immobiliser le rotor au cours des opérations de maintenance et d'éviter l'emballement de la machine.
- La génératrice : c'est elle qui convertit l'énergie mécanique en énergie électrique.
- Un contrôleur électronique chargé de surveiller le fonctionnement de l'éolienne. Il s'agit en fait d'un ordinateur qui peut gérer le démarrage de la machine lorsque la vitesse du vent est suffisante (de l'ordre de 5 m/s), gérer le pas des pales, le freinage de la machine, l'orientation de l'ensemble « rotor plus nacelle » face au vent de manière à maximiser la récupération d'énergie. Pour mener à bien ces différentes tâches, le contrôleur utilise les données fournies par un anémomètre (vitesse du vent) et une girouette (direction du vent), habituellement situés à l'arrière de la nacelle.

Enfin, le contrôleur assure également la gestion des différentes pannes éventuelles pouvant survenir.

- Divers dispositifs de refroidissement (génératrice, multiplicateur) par ventilateurs, radiateurs d'eau ou d'huile.
- Grâce à un système de supervision et contrôle d'une éolienne peut être arrêtée automatiquement et très rapidement en cas de nécessité. La sécurité du fonctionnement des éoliennes est ainsi assurée en continu.
- dans le cas des éoliennes produisant de l'électricité, un poste de livraison situé à proximité du parc éolien permet de relier ce parc au réseau électrique pour injecter l'intégralité de l'énergie produite [9].

1.3.3. Principe de fonctionnement d'une éolienne

Sous l'effet du vent, le rotor tourne. Dans la nacelle, l'arbre principal entraîne un alternateur qui produit l'électricité. La vitesse de rotation du rotor (de 12 à 15 tours/minute) doit être augmentée par un multiplicateur de vitesse jusqu'à environ 1500 tours/minute, vitesse nécessaire au bon fonctionnement de l'alternateur. Des convertisseurs électroniques de puissance ajustent la fréquence du courant produit par l'éolienne à celle du réseau électrique auquel elle est raccordée (50 Hz en Algérie), tout en permettant au rotor de l'éolienne de tourner à vitesse variable en fonction du vent. La tension de l'électricité produite par l'alternateur, de l'ordre de 600 à 1000 volts, est ensuite élevée à travers un transformateur de puissance, situé dans la nacelle ou à l'intérieur du mât, jusqu'à un niveau de 20 ou 30 KV. Ce niveau de tension permet de véhiculer l'électricité produite par chacune des éoliennes d'une centrale éolienne jusqu'au point de raccordement au réseau électrique public. La tension de l'électricité produite par la centrale peut alors être de nouveau transformée, en fonction du niveau de tension de raccordement de la centrale au réseau public. Pour les centrales éoliennes de 10 à 15 MW de capacité, le niveau de tension de raccordement est, généralement de 20 KV. Pour les centrales de capacité plus importante, le niveau de tension de raccordement peut aller de 60 à 90 KV, voire même 225 KV.

Pour pouvoir démarrer, une éolienne a besoin d'une vitesse de vent minimale, de l'ordre de 10 à 15 km/h. Et au-delà de 90 km/h, les turbines s'arrêtent de tourner. Tout d'abord, la probabilité d'occurrence des vents d'une vitesse supérieure à 90 km/h est généralement faible (inférieure à 1 %), et si les éoliennes fonctionnaient dans ces conditions, elles subiraient des

efforts importants qui entraîneraient une usure prématurée de leurs équipements. Compte tenu du faible gain relatif sur la production que représente un fonctionnement par vent fort, les ingénieurs préfèrent, dans ces conditions, stopper les machines et attendre le retour de vents plus modérés et plus réguliers. Si les éoliennes ne fonctionnent pas au-delà d'une vitesse de vent de 90 km/h, leurs fondations n'en sont pas moins conçues pour résister à des vents beaucoup plus importants... La puissance d'une éolienne classique est de 1 à 1,5 MW, mais les éoliennes de la nouvelle génération atteignent 2 à 3 MW et des modèles de 5 MW sont d'ores et déjà testés par les constructeurs. Sous l'effet du vent, le rotor tourne, dans la nacelle, l'arbre principal entraîne un alternateur qui produit l'électricité. La vitesse de rotation du rotor (de 12 à 15 tours/minute) doit être augmentée par un multiplicateur de vitesse jusqu'à environ 1500 tours/minute, vitesse nécessaire au bon fonctionnement de l'alternateur. Des convertisseurs électroniques de puissance ajustent la fréquence du courant produit par l'éolienne à celle du réseau électrique auquel elle est raccordée (50 Hz en Europe et en Algérie), tout en permettant au rotor de l'éolienne de tourner à vitesse variable en fonction du vent. La tension de l'électricité produite par l'alternateur, de l'ordre de 600 à 1000 volts, est ensuite élevée à travers un transformateur de puissance, situé dans la nacelle ou à l'intérieur du mât, jusqu'à un niveau de 20 ou 30 KV. Ce niveau de tension permet de véhiculer l'électricité produite par chacune des éoliennes d'une centrale éolienne jusqu'au point de raccordement au réseau électrique public (en France, le réseau EDF). La tension de l'électricité produite par la centrale peut alors être de nouveau transformée, en fonction du niveau de tension de raccordement de la centrale au réseau public. Pour les centrales éoliennes de 10 à 15 MW de capacité, le niveau de tension de raccordement est, généralement de 20 KV. Pour les centrales de capacité plus importante, le niveau de tension de raccordement peut aller de 60 à 90 KV, voire même 225 KV.

1.3.4. Les différents types d'éoliennes

1.3.4.1. Les éoliennes à axe vertical

Les éoliennes à axe vertical ont été les premières structures développées pour produire de l'électricité paradoxalement en contradiction avec le traditionnel moulin à vent à axe horizontal. Elles possèdent l'avantage d'avoir les organes de commande et le générateur au niveau du sol donc facilement accessibles et il s'agit d'une turbine à axe vertical de forme cylindrique qui peut facilement être installée sur le toit d'une maison moderne et dont les avantages sont : faible impact visuel, pratiquement pas de bruit et très grande tolérance aux vents forts.

Il existe des systèmes grâce auxquels les ailes se décalent plus ou moins pour augmenter l'étendue des vitesses d'action. Si la vitesse du vent est basse, les ailes sont complètement déployées, si la vitesse est trop forte, les ailes sont complètement fermées et l'éolienne forme un cylindre.

Même si quelques grands projets industriels ont été réalisés, les éoliennes à axe vertical restent toutefois marginales et peu utilisées voire actuellement abandonnées.

Les avantages théoriques d'une machine à axe vertical sont les suivantes :

- Elle vous permet de placer la génératrice, le multiplicateur, etc. à terre, et vous n'avez pas besoin de munir la machine d'une tour.
- Un mécanisme d'orientation n'est pas nécessaire pour orienter le rotor dans la direction du vent.

Les inconvénients principaux sont les suivants :

- L'efficacité globale des éoliennes à axe vertical n'est pas impressionnante.
- L'éolienne ne démarre pas automatiquement. Cependant, ceci ne constitue qu'un inconvénient mineur dans le cas d'une éolienne raccordée au réseau, étant donné qu'il est alors possible d'utiliser la génératrice comme un moteur absorbant du courant du réseau pour démarrer l'éolienne).



Figure 1. 11 Eoliennes à axe vertical

1.3.4.2. Les éoliennes à axe horizontal

Les éoliennes à axe horizontal sont basées sur la technologie ancestrale des moulins à vent. Elles sont constituées de plusieurs pales profilées aéro-dynamiquement à la manière des ailes d'avion. Dans ce cas, la portance n'est pas utilisée pour maintenir un avion en vol mais

pour générer un couple moteur entraînant la rotation. Le nombre de pales utilisé pour la production d'électricité varie classiquement entre 1 et 3, le rotor tripale étant le plus utilisé car il constitue un compromis entre le coefficient de puissance, le coût et la vitesse de rotation du capteur éolien. Ce type d'éolienne a pris le dessus sur celles à axe vertical car elles représentent un coût moins important, elles sont moins exposées aux contraintes mécaniques et la position du récepteur à plusieurs dizaines de mètres du sol privilégie l'efficacité.



Figure 1. 12 Eoliennes Horizontal

Les différents composants d'une éolienne à axe horizontal sont :

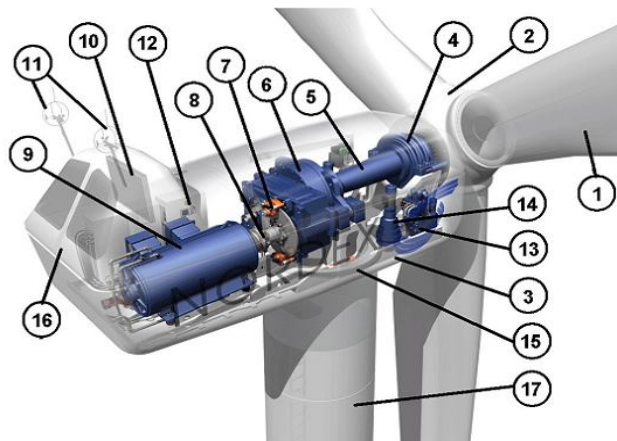


Figure 1. 13 Principales composantes de l'éolienne à axe horizontal

- 1-Pales en composite fibre de verre. Pas fixe, profil de type stall (décrochage aérodynamique). Freins aérodynamiques d'extrémité pivotants.
- 2- Moyeu du rotor en fonte.

- 3- Structure de la turbine en fonte ductile ou en acier soudé galvanisé à chaud.
- 4- Paliers du rotor à double rangée de billes.
- 5- Arbre du rotor en acier de haute résistance.
- 6- Multiplicateur de vitesse à 3 étages (1 train épicycloïdal et 2 trains parallèles).
- 7- Frein à disque sur l'arbre rapide avec témoin d'usure.
- 8- Accouplement avec la génératrice de type flexible.
- 9- Génératrice (800/200 kW) asynchrone refroidie à l'eau.
- 10- Radiateur de refroidissement intégré au système multiplicateur - génératrice.
- 11- Système de mesure du vent (anémomètre et girouette) transmettant les signaux au système de contrôle de la turbine.
- 12- Système de contrôle surveillant et pilotant la turbine.
- 13- Système hydraulique pour les freins d'extrémité de pale et le système d'orientation.
- 14- Entraînement d'orientation de la tourelle à deux trains d'engrenages planétaires entraînés par des moteurs alimentés à fréquence variable.
- 15- Paliers du système d'orientation équipés d'un frein à disque.
- 16- Capot de la nacelle en structure acier recouverte de composite fibre de verre.
- 17- Tour en acier tubulaire (plusieurs hauteurs possibles).

1.3.5. Classification des turbines éoliennes

Les solutions techniques permettant de recueillir l'énergie du vent sont très variées. Le tableau 1 présente une classification des turbines éoliennes :

ECHELLE	DIMÈTRE DE L'HÉLICE	PUISSANCE DELIVRÉE
Petite	Moins de 12 m	Moins de 40 KW
Moyen	12 m à 45 m	De 40 KW à 1 MW
Grand	46 m et plus	1 MW et plus

Tableau 1. 1 Classification des turbines éoliennes [11]

Les raisons pour choisir une grande éolienne :

1. Le principe des économies d'échelle vaut évidemment également pour les éoliennes. Ainsi, une grande éolienne produit normalement de l'électricité à un moindre coût qu'une petite. La raison pour cela est que les coûts de fondations, de construction, de raccordement au réseau et d'autres composants de l'éolienne (le système contrôle-commande) sont plus ou moins les mêmes, quel que soit la taille de l'éolienne.

2. Les grandes éoliennes sont particulièrement appropriées à l'installation en mer. Le coût des fondations n'augmente pas proportionnellement avec la taille de l'éolienne, et les coûts d'entretien sont dans une large mesure indépendants de la taille.

3. Dans les zones où il est difficile de trouver des sites pour plus qu'une seule éolienne, une grande éolienne avec une tour haute tire mieux partie de la ressource éolienne qu'une petite.

Les raisons pour choisir une éolienne plus petite :

1. Il arrive que le réseau électrique local soit trop faible pour supporter la production électrique d'une grande éolienne. C'est souvent le cas dans les parties les plus extérieures du réseau où la densité de la population et les besoins en électricité est très basse.

2. La production d'électricité est moins fluctuante dans un parc éolien composé de plusieurs petites éoliennes, étant donné que les variations du vent sont aléatoires, ayant donc tendance à s'annuler. Et en plus, le choix d'éoliennes plutôt petites peut se révéler avantageux dans un réseau électrique faible.

3. Les coûts liés à l'usage de très grandes grues et à la construction de chemins suffisamment robustes pour supporter le transport des composants de l'éolienne constituent un autre facteur qui, dans certains endroits, rend plus économique le choix de petites éoliennes.

4. Avec plusieurs éoliennes d'une moindre puissance, on assure la répartition du risque en cas de défaillance temporaire d'une éolienne (p.ex. par suite d'une foudre). Des considérations esthétiques du paysage peuvent parfois dicter le choix d'éoliennes plus petites. Cependant, il faut savoir, que la vitesse de rotation d'un grand rotor est en général beaucoup moins rapide que celles d'un petit, ce qui a pour résultat qu'une seule grande éolienne attire souvent moins l'attention que plusieurs petites. On distingue aussi le "grand éolien", qui

concerne les machines de plus de 250 KW, de l'éolien de moyenne puissance (entre 36 KW et 250 KW) et du petit éolien (inférieur à 36 KW).

1.3.6. Taille des Aéro-générateurs

Les constructeurs et chercheurs ne finissent pas de mettre au point des éoliennes de plus en plus puissantes donc plus grandes, ce que représente (la figure 1.14) :

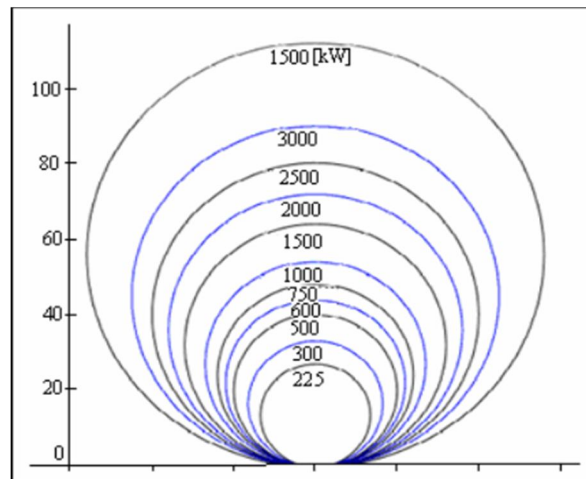


Figure 1. 14 Taille des hélices en [m] et puissance en [kW] [11]

1.3.7. Les avantages et les inconvénients d'énergie éolienne

1.3.7.1. Les avantages d'énergie éolienne

L'énergie éolienne est avant tout une énergie qui respecte l'environnement :

- L'impact néfaste de certaines activités de l'homme sur la nature est aujourd'hui reconnu par de nombreux spécialistes. Certaines sources d'énergie, contribuent notamment à un changement global du climat, aux pluies acides ou à la pollution de notre planète en général. La concentration de CO₂ a augmenté de 25% depuis l'ère préindustrielle et on augure qu'elle doublera pour 2050 . Ceci a déjà provoqué une augmentation de la température de 0,3 à 0,6° C depuis 1900 et les scientifiques prévoient que la température moyenne augmentera de 1 à 3,5°C d'ici l'an 2100, ce qui constituerait le taux de réchauffement le plus grand des 10000 dernières années . Toutes les conséquences de ce réchauffement ne sont pas prévisibles, mais on peut par exemple avancer qu'il provoquera une augmentation du niveau de la mer de 15 à 95 cm d'ici l'an 2100 . « L'exploitation d'énergie éolienne ne produit pas directement de CO₂ ».
- L'énergie éolienne, propre, fiable, économique, et écologique, c'est une énergie qui respecte l'environnement.

- Bien que, on pouvait pas envisager de remplacer totalement les sources traditionnelles d'énergie, l'énergie éolienne peut toutefois proposer une alternative intéressante et renouvelable. Elle s'inscrit parfaitement dans l'effort global de réductions des émissions de CO₂.
- L'énergie éolienne est une énergie renouvelable propre, gratuit, et inépuisable.
- Chaque mégawattheure d'électricité produit par l'énergie éolienne aide à réduire de 0,8 à 0,9 tonne les émissions de CO₂ rejetées chaque année par la production d'électricité d'origine thermique.
- Parmi toutes les sources de production d'électricité, celle d'origine éolienne subit de très loin le plus fort taux de croissance.
- L'énergie éolienne n'est pas non plus une énergie à risque comme l'énergie nucléaire et ne produit pas de déchets toxiques ou radioactifs.
- L'exploitation de l'énergie éolienne n'est pas un procédé continu puisque les éoliennes en fonctionnement peuvent facilement être arrêtées, contrairement aux procédés continus de la plupart des centrales thermiques et des centrales nucléaires. Ceux-ci fournissent de l'énergie même lorsqu'on n'en a pas besoin, entraînant ainsi d'importantes pertes et par conséquent un mauvais rendement énergétique.
- Les parcs éoliens se démontent très facilement et ne laissent pas de trace.
- C'est une source d'énergie locale qui répond aux besoins locaux en énergie. Ainsi les pertes en lignes dues aux longs transports d'énergie sont moindres. Cette source d'énergie peut de plus stimuler l'économie locale, notamment dans les zones rurales.
- La durée de vie des éoliennes modernes est maintenant de 20 à 25 ans, ce qui est comparable à de nombreuses autres technologies de production d'énergie conventionnelles.
- C'est l'énergie la moins chère entre les énergies renouvelables, le coût de l'éolienne à diminuer presque 90% depuis le début des années 80. Le coût de l'énergie éolienne continue de diminuer grâce aux percées technologiques, à l'accroissement du niveau de production et à l'utilisation de grandes turbines.

- Cette source d'énergie est également très intéressante pour les pays en voie de développement. Elle répond au besoin urgent d'énergie qu'ont ces pays pour se développer. L'installation d'un parc ou d'une turbine éolienne est relativement simple. Le coût d'investissement nécessaire est faible par rapport à des énergies plus traditionnelles, ce type d'énergie est facilement intégré dans un système électrique existant déjà.
- L'énergie éolienne se révèle une excellente ressource d'appoint à d'autres énergies, notamment durant les pics de consommation, en hiver par exemple.

1.3.7.2. Les inconvénients d'énergie éolienne

Même s'ils ne sont pas nombreux, l'éolien a quelques désavantages :

- L'impact visuel : Ça reste néanmoins un thème subjectif. Des images de synthèse sont élaborées pour montrer l'impact visuel. Dans la plus grande majorité des cas, les enquêtes réalisées montrent une réelle acceptation des populations voisines ou visitant un site éolien.
- Les bruits mécaniques ou aérodynamiques ont été réduits par l'utilisation de nouveaux profils, extrémités de pale, mécanismes de transmission etc. et ne sont plus une gêne, même proche des machines (50-60 dB équivalent à une conversation). Une distance d'environ huit fois le diamètre permet de ne plus distinguer aucun bruit lié à cette activité (< 40 dB). De plus, il faut souligner que le bruit naturel du vent, pour des vitesses supérieures à 8 m/s, a tendance à masquer le bruit rayonné par l'éolienne.
- Les éoliennes peuvent nuire à la migration des oiseaux en étant un obstacle mortel. En effet, les pales en rotation sont difficilement visibles par mauvais temps ou la nuit. Les oiseaux peuvent alors entrer en collision avec celles-ci. Plus le parc éolien est dense plus ce risque est grand. Des lumières sur les pales peuvent réduire ce danger. Cependant, aucune étude sérieuse ne semble actuellement avoir démontré la réalité du danger pour les oiseaux.
- La source d'énergie éolienne étant stochastique, la puissance électrique produite par les aérogénérateurs n'est pas constante. La qualité de la puissance produite n'est donc pas toujours très bonne. Jusqu'à présent, le pourcentage de ce type d'énergie dans le réseau était faible, mais avec le développement de l'éolien, notamment dans les régions à fort potentiel de vent, ce pourcentage n'est plus négligeable. Ainsi, l'influence de la qualité de

la puissance produite par les aérogénérateurs augmente et par suit, les contraintes des gérants du réseau électrique sont de plus en plus strictes.

- Les systèmes éoliens coûtent généralement plus cher à l'achat que les systèmes utilisant des sources d'énergie classiques, comme les groupes électrogènes à essence, mais à long terme, ils constituent une source d'énergie économique et ils demandent peu d'entretien.

1.4. ENERGIE CINETIQUE DU VENT – CONVERSION EN ENERGIE MECANIQUE

L'éolienne est un système complet permettant de convertir l'énergie (mécanique) du vent en énergie électrique. Trois facteurs déterminent le rapport entre l'énergie du vent et l'énergie mécanique récupérée par le rotor : la densité de l'air, la surface balayée par le rotor et la vitesse du vent. La densité de l'air et la vitesse du vent sont des paramètres climatologiques qui dépendent du site [12].

1.4.1. Loi de BETZ

Les pales d'une éolienne tire l'écoulement d'énergie à partir de l'air mobile, qui convertit cette dernière en énergie de rotation et la fournit par l'intermédiaire d'une unité mécanique d'entraînement au rotor d'un générateur électrique. L'énergie cinétique en air d'un objet de la masse m se déplaçant avec la vitesse v est égale à [13], [14] :

$$E = \frac{1}{2} m \cdot v^2 \quad (1. 1)$$

La puissance de l'air en mouvement, si nous supposons la vitesse constante du vent, est la suivante :

$$P_{mt} = \frac{dE}{dt} = \frac{1}{2} \dot{m} \cdot v^2 \quad (1. 2)$$

Où : \dot{m} - le taux de écoulement (débit) de la masse par seconde.

Lorsque l'air passe à travers une zone A , telle que la surface balayée par les pales du rotor, la puissance dans l'air peut être estimé par :

$$P_{mt} = \frac{1}{2} \rho \cdot A \cdot v^3 \quad (1. 3)$$

Où : ρ - la densité de l'air. Elle varie avec la pression de l'air et la température.

L'équation ci-dessus estime combien de puissance se trouve dans le vent, mais quelle quantité de cette puissance peut être obtenue à partir du flux d'air avec un convertisseur de puissance. L'énergie mécanique qui est obtenu du convertisseur à partir du flux d'air sera égale à la différence des puissances du flux d'air avant et après le convertisseur :

$$P_m = \frac{1}{2} \rho \cdot A_1 \cdot v_1^3 - \frac{1}{2} \rho \cdot A_2 \cdot v_2^3 = \frac{1}{2} \rho \cdot (A_1 v_1^3 - A_2 \cdot v_2^3) \quad (1.4)$$

Où : A_2 et A_1 - les sections transversales avant et après le convertisseur

v_1 et v_2 : la vitesse du vent avant et après le convertisseur.

Comme le flux d'air passe par le convertisseur, la vitesse du vent doit diminuer derrière le convertisseur de d'énergie éolienne et le flux massif reste invariable. Par conséquent.

$$\rho \cdot v_1 \cdot A_1 = \rho \cdot v_2 \cdot A_2 \quad (1.5)$$

Ainsi,

$$P_m = \frac{1}{2} \rho \cdot A_1 \cdot v_1 \cdot (v_1^2 - v_2^2) \quad (1.6)$$

On peut remarquer que la puissance mécanique maximale se produit lorsque v_2^2 est nulle. Si v_2^2 est égale à zéro, l'air a été porté à un arrêt complet par le convertisseur, qui n'est pas physiquement possible. Si la vitesse de sortie derrière le convertisseur est zéro, alors la vitesse d'apport doit être zéro, que implique qu'il n'y a pas de débit par le convertisseur. Par conséquent, la puissance mécanique débitée du flux d'air doit être exprimé d'une autre équation. En utilisant la loi de la conservation des impulsions, la force exercée par le vent sur le convertisseur est :

$$F = m \cdot (v_1 - v_2) \quad (1.7)$$

La transmission mécanique extraite est :

$$P_m = F \cdot v' = m \cdot (v_1 - v_2) \cdot v' \quad (1.8)$$

En comparant l'équation 1.4 et 1.8 on peut obtenir la relation pour la vitesse du flux v' :

$$v' = \frac{1}{2} (v_1 - v_2); \quad (1.9)$$

Ainsi la vitesse du flux d'air à travers le convertisseur est égale à la moyenne de v_1 et de v_2 .

La puissance mécanique du convertisseur peut alors être exprimé en tant que:

$$P_m = \frac{1}{2} \rho \cdot A \cdot (v_1^2 - v_2^2) \cdot (v_1 + v_2) \quad (1.10)$$

Si l'on compare cette puissance mécanique de sortie avec la puissance dans le flux d'air qui circule à travers la même surface transversale de la section A, le rapport entre la puissance mécanique débitée par le convertisseur et la puissance contenue dans le flux d'air qui traverse la même zone est appelée le "coefficient de puissance" C_p et peut être représentée comme suit:

$$C_p = \frac{P_m}{P_{mt}} = \frac{\frac{1}{4} \rho A (v_1^2 - v_2^2) (v_1 + v_2)}{\frac{1}{2} \rho A v_1^3} \quad (1.11)$$

Le coefficient de puissance peut également être exprimé en termes de rapport de vitesse v_1/v_2 :

$$C_p = \frac{P_m}{P_{mt}} = \frac{1}{2} \left| 1 - \left(\frac{v_2}{v_1} \right)^2 \right| \left| 1 - \frac{v_2}{v_1} \right| \quad (1.12)$$

Si on trace l'équation (1,12) on remarque que la valeur maximale idéale du coefficient de puissance C_p , donc la puissance maximale qui peut être récupérée avec une turbine éolienne se produit quand $\frac{v_2}{v_1} = \frac{1}{3}$, donc le C_p devient : $C_p = \frac{16}{27} = 0.593$

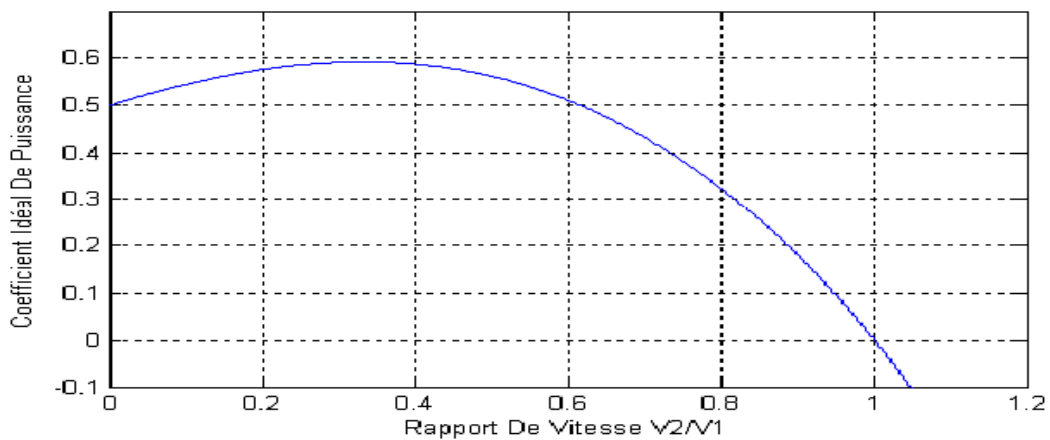


Figure 1.15 Coefficient de puissance en fonction du rapport de vitesse du vent [13]

Ceci a été dérivé la première fois par A. Betz, c'est pourquoi on l'appelle le " facteur de Betz " ou " limite de Betz ". Cette valeur est la valeur théorique maximale du coefficient de puissance, donc, l'efficacité théorique maximale qu'un convertisseur d'énergie éolienne peut avoir est 59,3%. Il est bien de mentionner que cette valeur du coefficient de puissance a été obtenue pour un idéal convertisseur de flux sans frottement.

Dans des cas réels, l'éolienne aura toujours un plus petit coefficient maximum de puissance que le facteur de Betz; à cause des pertes aérodynamiques qui dépendent de la conception du rotor et de la construction (nombre de pales, poids, rigidité, etc..). Le coefficient de puissance et l'efficacité d'un système d'éoliennes sont différents. L'efficacité d'une éolienne inclut la perte dans la transmission mécanique, la production d'électricité, les pertes du convertisseur, etc., où le coefficient de puissance est l'efficacité de convertir la puissance du vent en puissance mécanique dans l'arbre du rotor. La figure 1.16 montre un diagramme avec les pertes d'un système de la turbine éolienne.

Le coefficient de puissance est généralement donné comme fonction du rapport de vitesse en bout de pale d'hélice λ et l'angle d'attaque de pale β . L'angle d'attaque est l'angle entre le plan de la rotation et l'accord du plan latitudinal de la pale. Le rapport de vitesse en bout d'une éolienne est défini comme :

$$\lambda = \frac{u}{v_1} = \frac{\Omega_1 \cdot R}{v_1} \quad (1. 13)$$

Où :

u : la vitesse tangentielle d'attaque de la pale ;

Ω_1 : la vitesse angulaire du rotor ;

R : le rayon du rotor en mètres ;

v_1 : la vitesse du vent.

La caractéristique du coefficient de puissance par rapport au rapport de la vitesse en extrémité est présentée par la figure 1.17. Cette caractéristique est un élément principal dans la caractérisation des convertisseurs d'énergie éolienne.

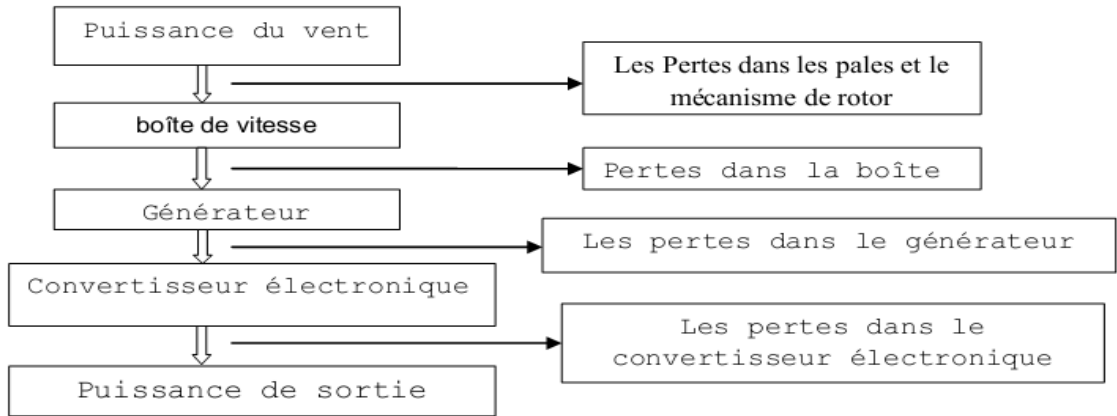


Figure 1. 17 Débit de puissance et les pertes [15]

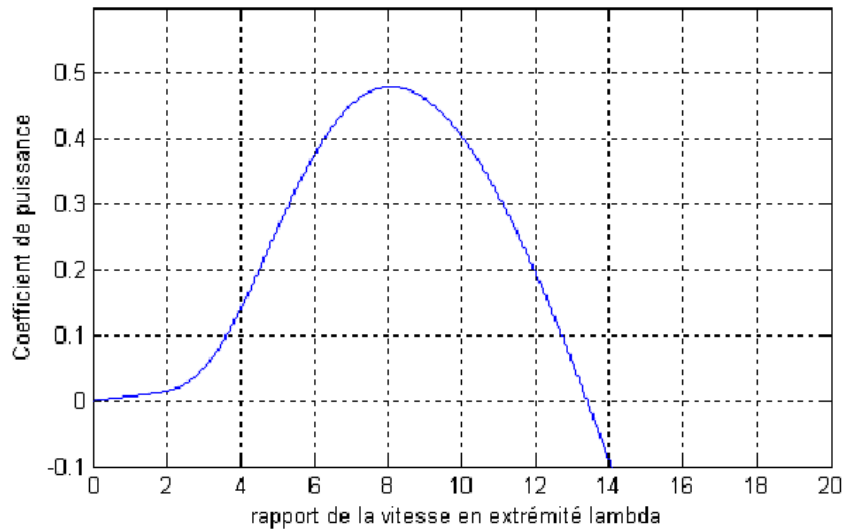


Figure 1. 18 Coefficient de puissance $C_p - \lambda$ [13]

1.4.2. Equation dynamique de l'arbre

La masse de la turbine éolienne est reportée sur l'arbre de la turbine sous la forme d'une inertie $J_{turbine}$ et comprend la masse des pales et la masse du rotor de la turbine.

$$J = \frac{J_{turbine}}{j^2} + J_g \quad (1. 14)$$

L'équation fondamentale de la dynamique permet de déterminer l'évolution de la vitesse mécanique à partir du couple mécanique total (C_{mec}) appliqué au rotor :

$$J \frac{d\Omega_{mec}}{dt} = C_{mec} \quad (1. 15)$$

Où J est l'inertie totale qui apparaît sur le rotor de la génératrice. Ce couple mécanique

prend en compte, le couple électromagnétique C_{mec} produit par la génératrice, le couple des frottements visqueux C_{vis} , et le couple issu du multiplicateur C_g .

$$C_{mec} = C_g - C_{em} - C_{vis} \quad (1.16)$$

Le couple résistant due aux frottements est modélisé par un coefficient de frottements visqueux f :

$$C_{vis} = f \cdot \Omega_{mec} \quad (1.17)$$

1.4.3. Le multiplicateur

Le multiplicateur adapte la vitesse (lente) de la turbine à la vitesse de la génératrice figure (1.19). Ce multiplicateur est modélisé mathématiquement par les équations suivantes :

$$C_g = \frac{C_{aer}}{G} \quad (1.18)$$

$$\Omega_{turbine} = \frac{\Omega_{mec}}{G} \quad (1.19)$$

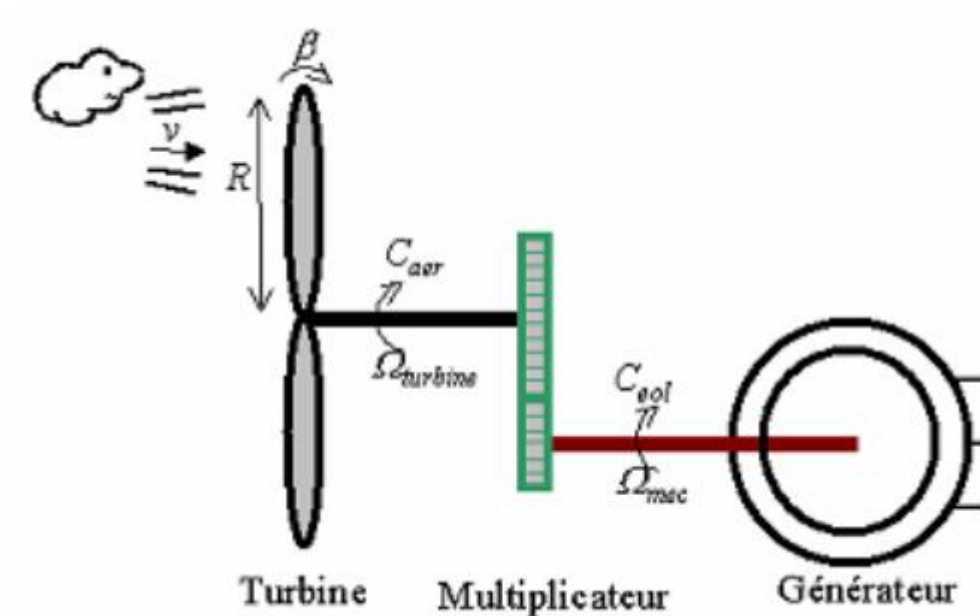


Figure 1. 19 Schéma de la turbine éolienne [16]

1.5. CONCLUSION

Une description de l'énergie éolienne a été présentée dans ce chapitre. Dans ce contexte, quelques notions principales de la technologie éolienne ont été données comme : les méthodes de description du gisement éolien ; les exemples d'architectures d'éoliennes (à axe horizontal, vertical), et les caractéristiques technologiques des éoliennes à axe horizontal ; le rappel des notions élémentaires nécessaires à la compréhension de la chaîne de conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique a été également donné dans ce chapitre.

Chapitre 02

Les réseaux de neurones et la technique de Bagging Extreme Learning Machine

Sommaire

- 2.1. Introduction
- 2.2. Les réseaux Neurones
- 2.3. Extreme Learning Machines
- 2.4. Technique de Bagging ou Bootstrap Aggregating
- 2.5. Conclusion

2.1 INTRODUCTION

Un réseau de neurones artificiels est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques.

Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste, en particulier bayésien. Ils sont placés d'une part, dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de créer des classifications rapides (réseaux de Kohonen en particulier), et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle auxquelles ils fournissent un mécanisme perceptif indépendant des idées propres de l'implémenteur, et fournissant des informations d'entrée au raisonnement logique formel

En modélisation des circuits biologiques, ils permettent de tester quelques hypothèses fonctionnelles issues de la neurophysiologie, ou encore les conséquences de ces hypothèses pour les comparer au réel.

En apprentissage automatique, le terme Extreme Learning machine fait référence à un type de réseau de neurones. Sa spécificité est de n'avoir qu'une seule couche de nœuds cachés, où les poids des entrées de connexion de nœuds cachés sont répartis au hasard et jamais mis à jour. Ces poids entre les nœuds cachés d'entrée et les sorties sont appris en une seule étape, ce qui revient essentiellement à l'apprentissage d'un modèle linéaire. Le nom "Extreme Learning Machine" (ELM) a été donné à ces modèles par Guang-Bin Huang, mais le principe était déjà connu.

2.2 LES RESEAUX NEURONES

Les réseaux de neurones sont une abstraction biologique destinée à modéliser des comportements naturels.

2.2.1. Connexionnisme et Cognitivism

A l'origine du concept même de réseau neuronal, on trouve une notion fondamentale : le connexionnisme. Le connexionnisme, basé sur l'étude biologique du cerveau, considère la cognition (à savoir l'ensemble des mécanismes intervenants dans l'acquisition, la mémorisation, le rappel et l'utilisation de données) comme résultante de l'interaction globale de parties élémentaires.

S'opposant à cette notion, le cognitivisme (ou symbolisme formel), basé au contraire sur les seuls principes d'évolutions du cerveau, envisage que celui-ci, à l'instar d'un ordinateur, manipule des symboles élémentaires par le biais d'opérations logiques. Le cognitivisme est à l'origine des systèmes experts entre autres.

2.2.2. Historique

Les réseaux de neurones sont une métaphore biologique issue des recherches en cybernétique [16]. La supériorité du cerveau par rapport à un calculateur étant connue depuis longtemps (notamment sa tolérance par rapport aux erreurs, aux données imprécises ou incomplètes et enfin sa capacité à s'adapter à de nouvelles situations), l'imitation du vivant fut considérée comme une piste sérieuse dès le début des années 1950, lorsque on chercha de nouvelles méthodes de calcul non conventionnelles.

On doit les premiers travaux sur les réseaux de neurones ainsi que la première modélisation du neurone formel à W.S. Mc Culloch et W. Pitts [17]. Ceux-ci démontrent dès 1943 qu'en théorie, un réseau de neurones peut résoudre des problèmes logiques, arithmétiques et symboliques complexes. Toutefois, le premier vrai modèle de réseau de neurones n'apparaît qu'en 1958 : Le perceptron de Rosenblatt [18] est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience. La communauté scientifique commence alors à s'intéresser très sérieusement aux réseaux de neurones, en se basant sur les travaux et les études précédentes de D. Hebb sur l'apprentissage et les mémoires associatives [19]. Cependant, les limites du perceptron à traiter des problèmes complexes, et notamment l'impossibilité à résoudre des problèmes non linéaires font qu'il faudra attendre 1982 pour que HopField et son réseau multicouche et rebouclé [20] donne aux réseaux de neurones la légitimité qu'on lui connaît aujourd'hui.

2.2.3. Introduction aux réseaux de neurones artificiels

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (en couches, complets. . .), c'est-à-dire leur architecture, son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques

2.2.4. Structure des réseaux de neurones artificiels

McCulloch et Pitts en 1943 ont implémenté un système de réseaux neuronaux artificiels (RNA), qui est analogue aux neurones biologiques fondée sur une structure complexe (tableau 2.1). Le système des RNA est considéré comme un arrangement d'éléments de structure identique appelés neurones interconnectés par analogie avec cellules du système nerveux humain. Il est composé également d'une succession de couches connectées de manière à ce que chaque neurone tienne son entrée de la sortie du neurone précédant. Chaque neurone dans ce cas fonctionne indépendamment par rapport aux autres afin que l'ensemble forme un système compact. L'information est emmagasinée de façon répartie dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques. Le neurone formel calcule régulièrement un résultat qu'il transmet ensuite aux neurones suivant, chaque calcul est associé à un poids qui définit la force de la connexion (Hagan et al. 1996).

Neurone artificiel	Neurone biologique
Poids de connexion	Synapses
Signal de sortie	Axones
Signal d'entrée	Dendrite
Fonction d'activation	Soma

Tableau 2. 1 Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel

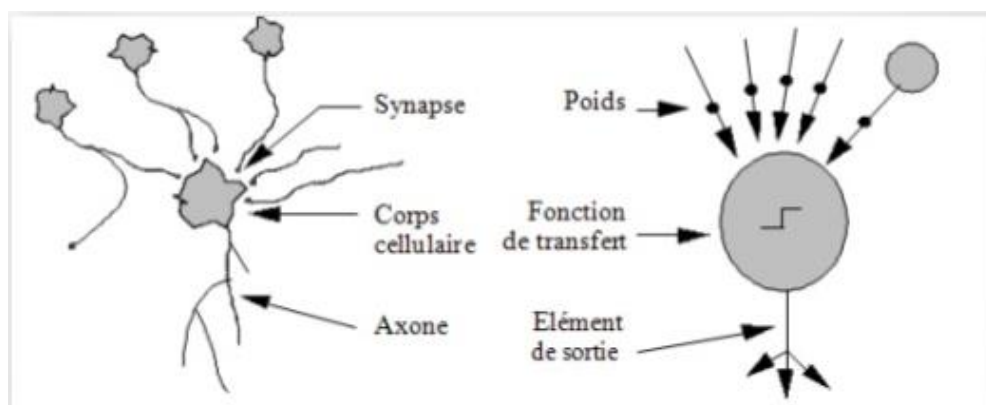


Figure 2. 1 Mise en correspondance neurone biologique et neurone artificiel

Mathématiquement, tel qu'illustré par la figure 2.2, chaque neurone reçoit des entrées sous forme vectorielle puis il calcule une somme pondérée de ses entrées pour que le résultat passe ensuite par la fonction d'activation afin de créer une sortie.

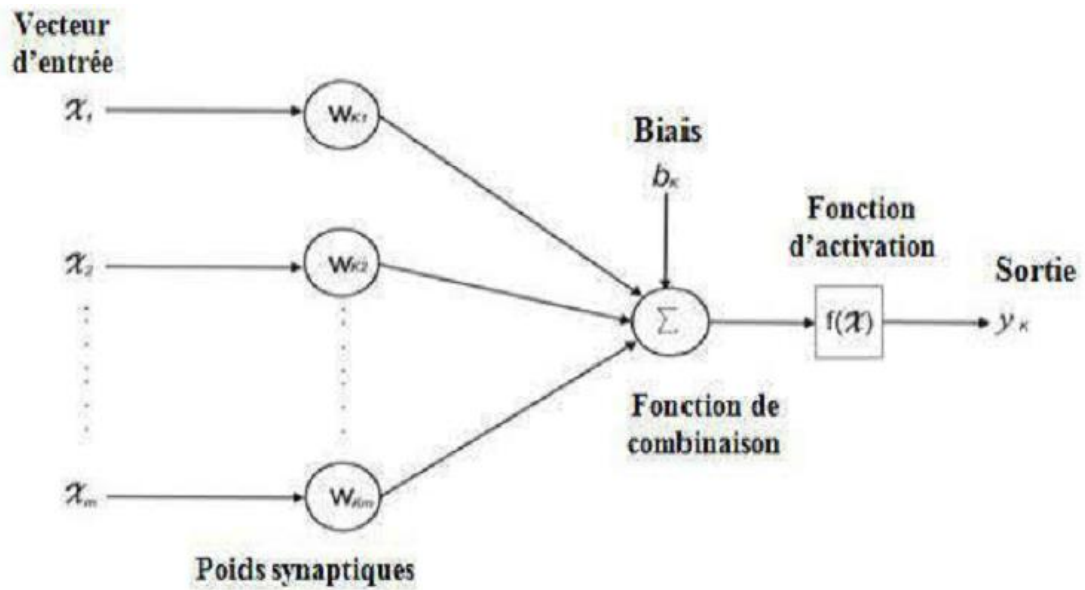


Figure 2. 2 Structure d'un neurone artificiel (Haykin)

2.2.5. Utilité de réseaux neurones

Les réseaux de neurones, en tant que système capable d'apprendre, mettent en œuvre le principe de l'induction, c'est-à-dire l'apprentissage par l'expérience. Par confrontation avec des situations ponctuelles, ils infèrent un système de décision intégré dont le caractère générique est fonction du nombre de cas d'apprentissages rencontrés et de leur complexité par rapport à la complexité du problème à résoudre. Par opposition, les systèmes symboliques capables d'apprentissage, s'ils implémentent également l'induction, le font sur base de la logique algorithmique, par complexification d'un ensemble de règles déductives.

Grâce à leur capacité de classification, régression et de généralisation, les réseaux de neurones sont généralement utilisés dans des problèmes de nature statistique, tels que la classification automatique de codes postaux ou la prise de décision concernant un achat boursier en fonction de l'évolution des cours. Autre exemple, une banque peut créer un jeu de données sur les clients qui ont effectué un emprunt constitué : de leur revenu, de leur âge, du nombre d'enfants à charge... et s'il s'agit d'un bon client. Si ce jeu de données est suffisamment grand, il peut être utilisé pour l'entraînement d'un réseau de neurones. La banque pourra alors présenter les caractéristiques d'un potentiel nouveau client, et le réseau répondra s'il sera bon client ou non, en généralisant à partir des cas qu'il connaît.

Si le réseau de neurones fonctionne avec des nombres réels, la réponse traduit une probabilité de certitude. Par exemple : 1 pour « sûr qu'il sera un bon client », -1 pour « sûr

qu'il sera mauvais client », 0 pour « aucune idée », 0,9 pour « presque sûr qu'il sera bon client ».

Le réseau de neurones ne fournit pas toujours de règle exploitable par un humain. Le réseau reste souvent une boîte noire qui fournit une réponse quand on lui présente une donnée, mais le réseau ne fournit pas de justification facile à interpréter.

Les réseaux de neurones sont réellement utilisés, par exemple :

- en météorologie, pour la classification de conditions atmosphériques et la prévision statistique du temps approximation d'une fonction inconnue.

2.2.6. Le neurone formel

Le neurone formel est une abstraction de la réalité biologique. Il synthétise mathématiquement toutes les informations apportées par les observations d'un vrai neurone à l'exception du critère de temporalité qu'il n'est pas utile de modéliser puisque les valeurs manipulées par les neurones représenteront les fréquences d'émission des stimuli.

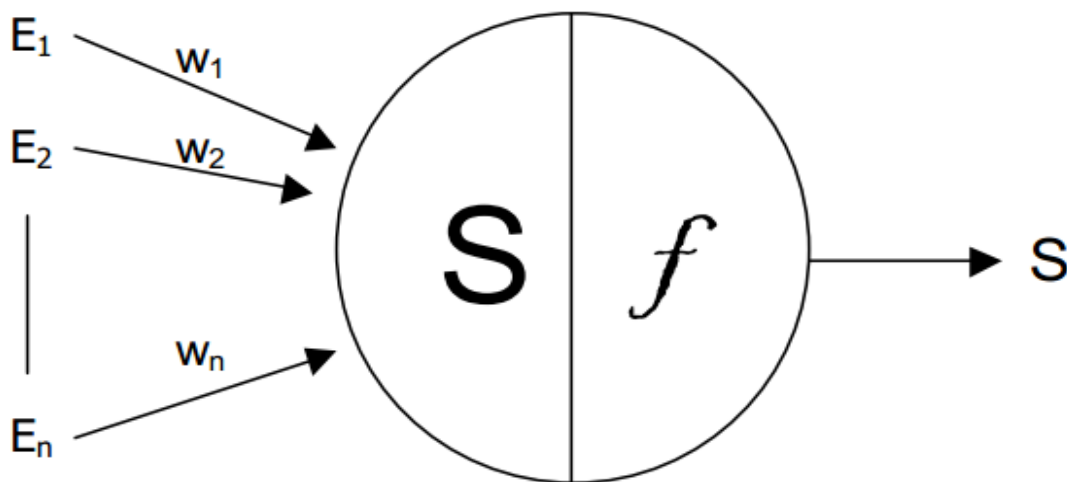


Figure 2.3 Le neurone formel

Le neurone formel, comme son homologue biologique, a donc pour unique fonction de transmettre un influx nerveux sous certaines conditions. Pour cela, il possède une ou plusieurs entrées (les dendrites) et une sortie (l'axone). Le corps quant à lui ne sert qu'à évaluer si le signal reçu sur les entrées doit être propagé sur la sortie ou non.

Sur la figure. 2.3, les E_i représentent les n entrées du neurone, dont les liens sont pondérés par les poids synaptiques W_i . Ces poids traduisent de quelle manière l'entrée

concernée pèsera par rapport aux autres. Si le poids est positif, on parle de synapse excitatrice alors que s'il est négatif, on parle de synapse inhibitrice. S représente donc la somme pondérée des entrées du neurone.

La sortie S est donnée par l'application de la fonction d'activation f à cette somme, autrement dit : $S = f(S)$.

Les modèles linéaires et sigmoïdaux sont bien adaptés aux algorithmes d'apprentissage impliquant une rétro-propagation du gradient car leur fonction d'activation est différentiable ; ce sont les plus utilisés. Il existe en pratique plusieurs types de fonctions d'activation classées suivant les valeurs manipulées par le neurone en la page suivant :

valeurs binaires	fonction Heaviside	$f(\Sigma) = H(\Sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Sigma \geq 0 \\ 0 & \text{si } \Sigma < 0 \end{cases}$	
	fonction signe	$f(\Sigma) = S(\Sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Sigma \geq 0 \\ -1 & \text{si } \Sigma < 0 \end{cases}$	
	fonction linéaire à seuil	$f(\Sigma) = LS(\Sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \Sigma < \alpha \\ \frac{1}{\alpha} = \Sigma & \text{si } \Sigma \in [-\alpha, \alpha] \\ -1 & \text{si } \Sigma < -\alpha \end{cases}$	
valeurs réelles	fonction sigmoïde	$f(\Sigma) = \text{sigm}(\Sigma) = \frac{\Sigma}{1 + \Sigma }$	

Figure 2. 4 Principales fonctions d'activation

2.2.7. Caractéristiques d'un réseau de neurones

Malgré la simplicité de fonctionnement d'un neurone, c'est l'interconnexion d'un certain nombre d'entre eux qui rend l'ensemble très complexe. De manière générale, on envisage un réseau comme ayant plusieurs couches de neurones, dont une couche d'entrée, une couche de sortie et un certain nombre de couches intermédiaires appelé en anglais "hidden layers" (couches cachées).

Si les liens vont des neurones d'entrée vers les neurones de sortie, on définit le réseau comme "feedforward". Si les liens peuvent boucler à l'intérieur du réseau, on l'appelle « feedback ». Le fait de pouvoir avoir des rebouclages permet au réseau d'avoir une sorte de mémoire interne. Si chaque neurone est relié à tous les neurones de la couche suivante, on dit du réseau qu'il est « complet ».

2.2.8. Classes de réseaux de neurones

Il existe plusieurs types de réseaux, chacun ayant ses propres caractéristiques.

2.2.8.1. Le perceptron mono-couche (Rosenblatt, 1958)

Développé par Rosenblatt en 1958, c'est le premier réseau à avoir vu le jour. De type Feedforward, il ne contient qu'une couche de neurones d'entrée et une couche de sortie. Tous les neurones de la couche d'entrée sont reliés à ceux de la couche de sortie. Ils ne manipulent que des valeurs binaires et la fonction d'activation consiste en un simple seuil. Il est capable de simuler des opérations logiques simples comme les portes logiques *And* or *Or* qui sont linéairement séparables. Son apprentissage s'effectue selon la règle de renforcement de Hebb.

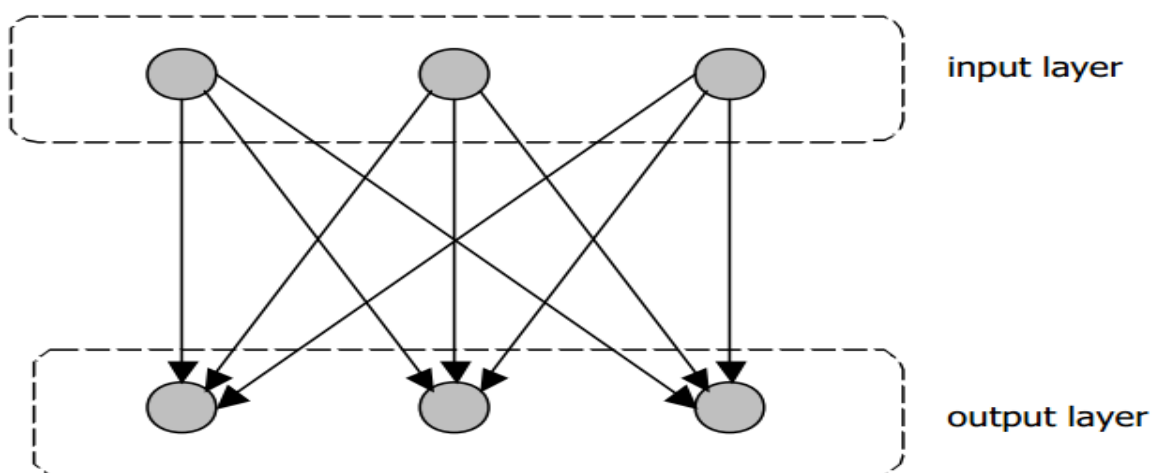


Figure 2. 5 Le perceptron de Rosenblatt

2.2.8.2. Le Perceptron Multi Couches (M.Minsky and S.Papert, 1969)

Descendant direct du perceptron, il est développé par Minsky et Papert. Reprenant les caractéristiques principales de son prédécesseur: feedforward et complet, il adopte un « hidden layer » non vide lui permettant de palier l'inaptitude de son prédécesseur à traiter de problèmes non linéairement séparables comme la porte logique complexe XOR.

	0	1
0	0	1
1	1	0

Figure 2. 6 Table de vérité de la porte logique XOR

Il n'est plus exclusivement binaire et peut désormais utiliser des fonctions d'activations telles que la sigmoïde voire des gaussiennes dans le cas du RBF (Radial Basic Functions) qui en est une spécialisation. L'apprentissage quant à lui est effectué par rétro-propagation.

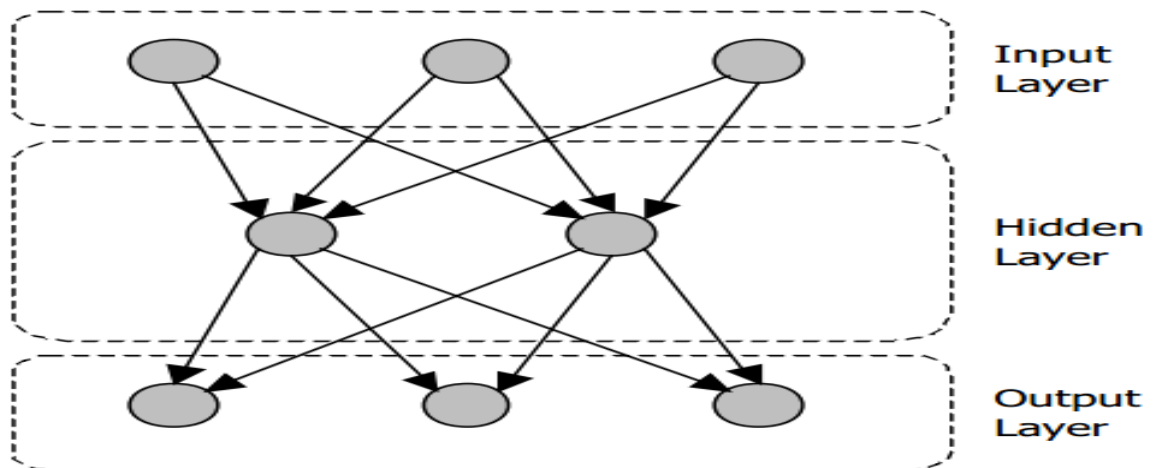


Figure 2. 7 Le perceptron multicouche

2.2.8.3. Le réseau de Kohonen (T.Kohonen, 1982)

Premier réseau de type feedback, le réseau de Kohonen établit une carte discrète, ordonnée topologiquement, en fonction des formes d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis où chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation.

Prenant des valeurs binaires comme réelles, il peut utiliser une sigmoïde comme fonction d'activation. L'apprentissage est non supervisé (auto-organisationnel).

Il est très utilisé pour l'analyse et la classification automatique de données.

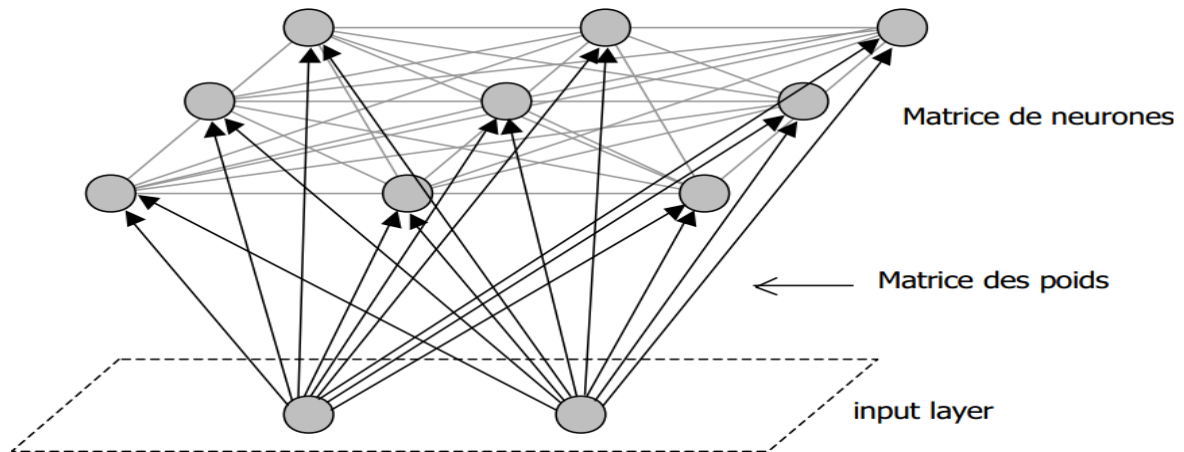


Figure 2. 8 Le réseau de Kohonen

2.2.8.4. Le réseau de Hopfield (Hopfield, 1982)

Toujours de type feedback, il est construit autour d'une matrice de neurones. Il est récurrent et entièrement connecté. Chaque neurone est connecté à tous les autres et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie. Il fonctionne en fait comme une mémoire associative non-linéaire et il est capable de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation.

Il est utilisé avec des valeurs binaires et une fonction d'activation de type seuil, pour effectuer des tâches de classification et de reconnaissance d'images. L'apprentissage est non supervisé.

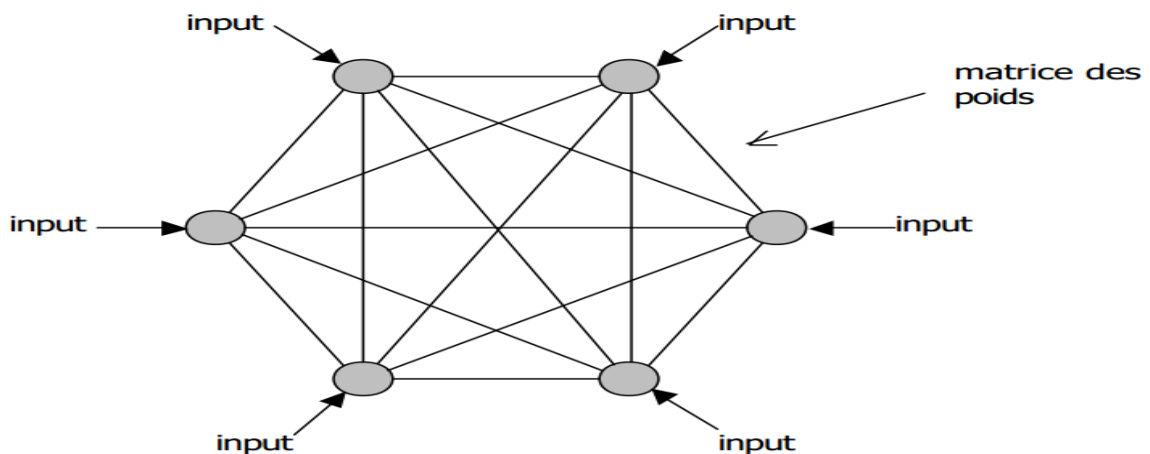


Figure 2. 9 Le réseau de Hopfield

2.2.8.5. Les ART (Adaptative Resonance Theory)

Le problème majeur qui se pose dans les réseaux neuronaux est le dilemme stabilité/plasticité. En effet, dans un apprentissage par compétition, rien ne garantit que les catégories formées aillent rester stables. La seule possibilité, pour assurer la stabilité, serait que le coefficient d'apprentissage tende vers zéro, mais le réseau perdrait alors sa plasticité. Les ART ont été inventés spécifiquement pour contourner ce problème. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche d'un prototype déjà connu par le réseau. On parlera alors de résonance. A l'inverse, si l'entrée s'éloigne trop des prototypes existants, une nouvelle catégorie va alors se créer, avec pour prototype, l'entrée qui a engendrée sa création. Il est à noter qu'il existe deux principaux types de réseaux ART: les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues.

Principalement, ils sont utilisés pour des tâches de classification ou de catégorisation au sein d'une classe.

2.2.9. Principe de fonctionnement

Le fonctionnement d'un réseau est un peu plus simple, et dépend uniquement du fonctionnement de ses neurones. Celui-ci doit être considéré comme un circuit électrique contrôlé par une horloge. A chaque cycle, tous les neurones vont, de manière parallèle, calculer une valeur de sortie en fonction de la somme de leurs valeurs d'entrées, sachant que, pour un neurone A , les valeurs en entrée au cycle n sont les valeurs en sortie au cycle $n-1$ des neurones connectés à A . On va donc assister, à chaque "clockage" du réseau, à une propagation de l'influx nerveux de ses entrées vers ses sorties.

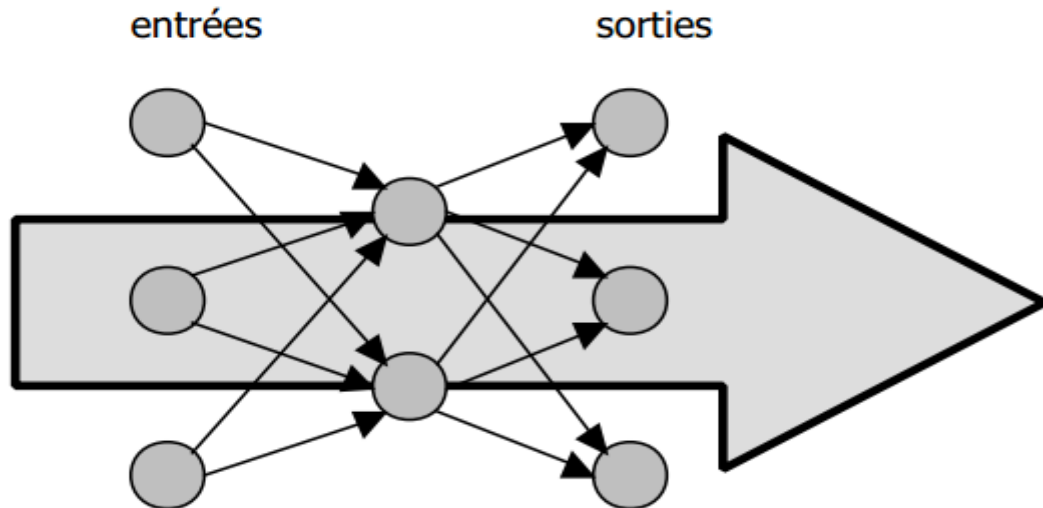


Figure 2. 10 Propagation de l'influx nerveux dans un réseau de type perceptron

2.2.10. Apprentissage d'un réseau de neurones

Il est très important de noter que l'état actuel des recherches ne permet pas la génération de réseaux aptes à résoudre n'importe quel problème. On doit se contenter pour l'instant de créer des réseaux spécifiques à la résolution d'une tâche bien particulière.

Le niveau d'expertise en la matière ne permet pas non plus de créer directement un réseau de neurones valide et performant. Suivant le problème à résoudre, on sait à peine choisir la structure et les paramètres qui conviennent le mieux. En conséquence, on doit spécialiser le réseau en l'entraînant. Cette phase reprend le nom d'apprentissage. Il existe plusieurs méthodes:

2.2.10.1. La rétro propagation (mode supervisé)

Dans cette méthode d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Il va se modifier en agissant sur les poids des liens entre ses neurones jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue en fonction d'une entrée donnée, à un seuil près le plus souvent.

On appelle ce mode le mode supervisé car il est nécessaire de connaître la ou les sortie(s) attendue(s) pour chaque jeu d'entrées, afin de fournir au processus d'apprentissage une estimation de l'erreur commise.

Des exemples d'utilisations de différentes règles d'apprentissage, architectures et algorithmes qui sont liés à ce type supervisé sont illustrés dans le tableau 2.3

Paradigme	Architecture	Règle d'apprentissage	Algorithme	Taches
Supervisé	Perception Simple ou Multi-Couches	Correction d'erreur	Perceptron, Rétro-Propagation, Adaline, Madaline	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle
	Récurrente	Bolzmman	Apprentissage de Boltzmann	Classification
	Multi-Couches non bouclés	Hebb	Analyse de discriminants linéaires	Analyse de données, Classification
	à compétition	Par compétition	LVQ	Catégorisation au sein d'une classe, Compression de données
	ART		ARTMap	Classification, Catégorisation au sein d'une classe

Tableau 2. 2 Exemple de différents types d'apprentissages en mode supervisé

2.2.10.2. Le mode hybride

Le mode hybride reprend en fait les deux autres approches, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non-supervisé.

Toutes ces techniques ont bénéficié d'implémentation par des méthodes déterministes ou évolutionnistes.

2.2.10.3. Le renforcement

La méthode par renforcement est directement inspirée par l'ouvrage "The organization of behavior" de D. Hebb qui déduit de ses travaux de recherche et d'observation le phénomène suivant :

« Quand une cellule A excite par son axone une cellule B et que, de manière répétée et persistante, elle participe à la genèse d'une impulsion dans B, un processus de croissance ou un changement métabolique a lieu dans l'une ou dans les deux cellules, de telle sorte que l'efficacité de A à déclencher une impulsion dans B est, parmi les autres cellules qui ont cet effet, accrue. »

Le renforcement est en fait une sorte de rétropropagation et certains auteurs le classent d'ailleurs dans cette catégorie. Dans cette approche le réseau doit apprendre la corrélation entrée/sortie via une estimation de son erreur, c'est-à-dire du rapport échec/succès. Le réseau

va donc tendre à maximiser un indice de performance qui lui est fourni, appelé signal de renforcement.

Le système étant capable ici, de savoir si la réponse qu'il fournit est correcte ou non, mais ne connaissant pas la bonne réponse, contrairement à l'apprentissage supervisé.

2.2.10.4. Le mode auto-organisationnel (ou non-supervisé)

Contrairement à l'apprentissage supervisé, seules les valeurs d'entrée sont disponibles dans ce type d'apprentissage non supervisé qui est appelé aussi «apprentissage par compétition». Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau afin d'engendrer des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrée similaires. Des exemples d'utilisations de différentes règles d'apprentissage, architectures et algorithmes qui sont reliés à ce type supervisé sont illustrés dans le tableau 2.4.

Paradigme	Architecture	Règle d'apprentissage	Algorithme	Taches
Non supervisé	Multi-couches non bouclé	Correction d'erreur	Projection de Sammon	Analyse de données
	Non bouclé ou à compétition	Hebb	Analyse en composantes	Analyse de données,
	à compétition	Par compétition	VQ	Catégorisation, Compression de données
	Carte de Kohonen		SOM	Catégorisation, Analyse de données
	ART		ART-1, ART-2	Catégorisation

Tableau 2. 3 Exemple de différents types d'apprentissages en mode non supervisé

2.2.11. Puissance des réseaux de neurones

Selon les théories du connexionnisme, le réseau de neurones a la faculté de décomposer intuitivement la tâche qu'on lui demande de résoudre en sous-tâches qui seront résolues par des sous-réseaux. Cette technique également appelée "divide and conquer", dont l'efficacité n'est plus à prouver, est assez largement utilisée pour la résolution de tâches complexes.

L'atout majeur que possède le réseau de neurone est sa puissante capacité d'abstraction du problème, là où l'expert humain est indéniablement limité par la représentation qu'il s'en fait.

2.2.12. L'algorithme d'apprentissage

La large majorité des réseaux de neurones possède un algorithme « d'entraînement » qui consiste à modifier les poids synaptiques en fonction d'un jeu de données présentées en entrée du réseau. Le but de cet entraînement est de permettre au réseau de neurones « d'apprendre » à partir des exemples. Si l'entraînement est correctement réalisé, le réseau est capable de fournir des réponses en sortie très proches des valeurs d'origines du jeu de données d'entraînement. Mais tout l'intérêt des réseaux de neurones réside dans leur capacité à généraliser à partir du jeu de test. Il est donc possible d'utiliser un réseau de neurones pour réaliser une mémoire ; on parle alors de mémoire neuronale.

La vision topologique d'un apprentissage correspond à la détermination de l'hyper surface sur R^n où R est l'ensemble des réels, et n le nombre d'entrées du réseau.

2.3 EXTREME LEARNING MACHINES

L'apprentissage automatique ou apprentissage statistique (Machine Learning en anglais), champ d'étude de l'intelligence artificielle, concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine (au sens large) d'évoluer par un processus systématique, et ainsi de remplir des tâches difficiles ou impossibles à remplir par des moyens algorithmiques plus classiques.

En apprentissage automatique, le terme Extreme Learning Machine (ELM) fait référence à un type de réseau de neurones. Sa spécificité est de n'avoir qu'une seule couche de nœuds cachés, où les poids des entrées de connexion de nœuds cachés sont répartis au hasard et jamais mis à jour. Ces poids entre les nœuds cachés d'entrée et les sorties sont appris en une seule étape, ce qui revient essentiellement à l'apprentissage d'un modèle linéaire. Le nom "extreme learning machine" a été donné à ces modèles par Guang-Bin Huang, mais le principe était déjà connu.

Ces modèles peuvent produire une bonne performance de généralisation et avoir un processus d'apprentissage beaucoup plus rapide que les réseaux formés en utilisant la rétro propagation du gradient [21].

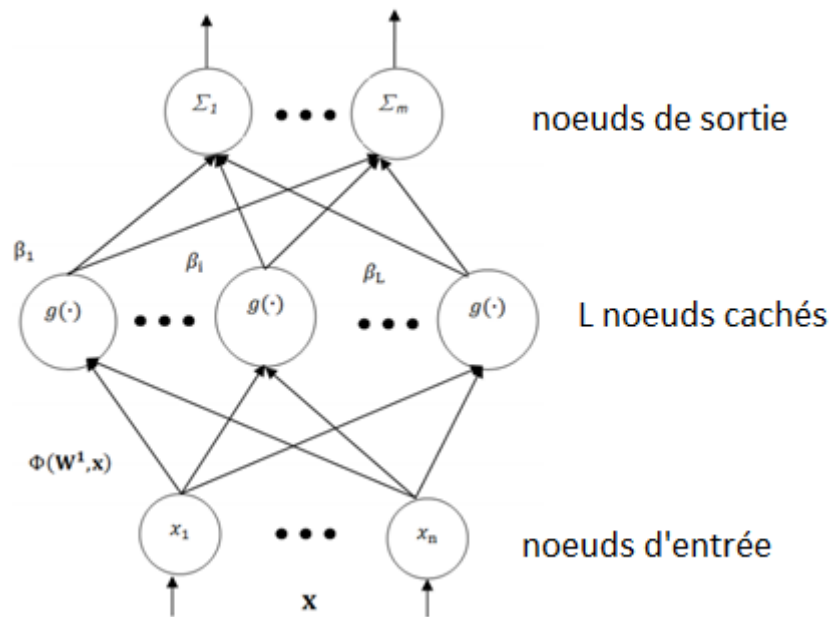


Figure 2. 11 Illustration de la structure du réseau de neurones ELM

2.3.1. Modèle mathématique

$$\sum_{i=1}^L \beta_i G(\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_i, \mathbf{x}_j) = t_j, j = 1, \dots, N \text{ est équivalent à } \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{T}, \text{ où}$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_L, \mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_L, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$$

$$= \begin{bmatrix} G(\mathbf{a}_1, \mathbf{b}_1, \mathbf{x}_1) & \dots & G(\mathbf{a}_L, \mathbf{b}_L, \mathbf{x}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ G(\mathbf{a}_1, \mathbf{b}_1, \mathbf{x}_N) & \dots & G(\mathbf{a}_L, \mathbf{b}_L, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} \quad \text{et} \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

\mathbf{H} est appelé la matrice de sortie de la couche cachée du réseau neuronal; la i th colonne de \mathbf{H} est la sortie du i th nœud caché par rapport aux entrées x_1, x_2, \dots, x_N .

2.3.2. Algorithme

Le plus simple algorithme d'apprentissage ELM a un modèle de la forme

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{W}_2 \sigma(\mathbf{W}_1 x) \quad (2.1)$$

Où \mathbf{W}_1 est la matrice des pondérations d'entrée-à-couche cachée, σ est une fonction d'activation, et \mathbf{W}_2 est la matrice des pondérations de la couche de sortie.

Étant donné un ensemble de formation

$\mathfrak{N} = \{(x_i, t_i) | x_i \in \mathbf{R}^n, t_i \in \mathbf{R}^m, i = 1, \dots, N\}$, Fonction d'activation g , et le nombre de nœuds cachés L ,

- Attribuer des vecteurs de poids d'entrée aléatoire ou centres \mathbf{a}_i et nœud caché partialité ou facteur d'impact $\mathbf{b}_i, i = 1, \dots, L$.
- Calculer la matrice de sortie de la couche cachée \mathbf{H}
- Calculer le poids de sortie $\boldsymbol{\beta} : \boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{T}$

Avec \mathbf{H}^{-1} est l'inverse de Moore-Penrose généralisé de la matrice de sortie masquée de la couche \mathbf{H} [22].

2.3.3. Les caractéristiques principales

- La vitesse d'apprentissage d'ELM est extrêmement rapide d'où vient le mot extreme.
- Contrairement aux algorithmes classiques traditionnels d'apprentissage basé sur les gradients qui travaillent uniquement pour les fonctions d'activation différentiables. l'ELM tend à atteindre les solutions simples avec une méthode plus simple.
- L'algorithme d'apprentissage ELM semble beaucoup plus simple que beaucoup algorithmes d'apprentissage: les réseaux neuronaux et machines à vecteurs de support. [23]

2.4 TECHNIQUE DE BAGGING OU BOOSTRAP AGGREGATING

Le « bagging », acronyme pour « bootstrap aggregating », est un méta-algorithme qui combine les deux techniques sous-acronymes :

Bootstrapping : Un bootstrap d'un ensemble T est l'ensemble obtenu en tirant $|T|$ fois des éléments de T uniformément au hasard et avec remise. Le bootstrapping d'un ensemble d'entraînement T produit un nouvel ensemble T' qui présente en moyenne $1 - e^{-1} \approx 63\%$ instances uniques différentes de T quand $|T| \gg 1$.

Aggrégation :

On produit plusieurs bootstraps T'_1, \dots, T'_m , chaque bootstrap T'_i étant utilisé pour entraîner un prédicteur t_i (penser ici à un arbre de régression, mais la technique s'applique à

n'importe quelle famille de prédicteurs). Étant donnée une instance (x, y) , on fait régresser chaque arbre, ce qui nous donne un ensemble de valeurs y_1, \dots, y_m prédites. Celles-ci sont alors agrégées en calculant leur moyenne $\bar{y} = \frac{1}{m} \sum_i y_i$.

Le bagging corrige plusieurs défauts des arbres de décision, notamment leur instabilité (de petites modifications dans l'ensemble d'apprentissage peuvent entraîner des arbres très différents) et leur tendance à surapprendre. La contrepartie à payer est une perte de lisibilité : les prédictions d'une forêt d'arbres « baggés » ne sont plus le fruit d'un raisonnement, mais un consensus de raisonnements potentiellement très différents.

L'analyse théorique du bagging demeure incomplète à ce jour : plusieurs arguments aident à comprendre son impact et suggèrent des conditions dans lesquelles il améliore les prédictions, mais l'élaboration d'un modèle dans lequel cet impact est compris et mesurable reste un sujet de recherche.

2.4.1. Principes de fonctionnement

Le Bootstrap est un principe de rééchantillonnage statistique ([Efron 1993]) traditionnellement utilisé pour l'estimation de grandeurs ou de propriétés statistiques.

Il permet, en plus de fiabiliser les estimations statistiques, de fournir plus d'indications sur ces estimations. Il permet, par exemple, de calculer la dispersion (via l'écart-type ou la variance) des mesures, des intervalles de confiance, ou encore des tests d'hypothèses. En statistiques, lorsque l'on souhaite approximer la distribution d'une population de données, on utilise généralement une distribution empirique de données observées. L'idée du bootstrap est d'utiliser non plus une unique distribution empirique, mais plusieurs ensembles de données rééchantillonnées à partir de l'ensemble des données observées et ce à l'aide d'un tirage aléatoire avec remise.

Supposons que l'on dispose d'un ensemble $T = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$ de N données observées de notre population, et que l'on s'intéresse à une statistique notée $S(T)$.

Le bootstrap va consister à former L échantillons $T_k^* = (x_1^*, x_2^*, x_3^*, \dots, x_{N'}^*)$ pour $k = 1, \dots, L$, où chaque T_k^* est constitué par tirage aléatoire avec remise de N' données dans T (Figure 2.12). Ces L échantillons sont usuellement appelés les échantillons **bootstrap**.

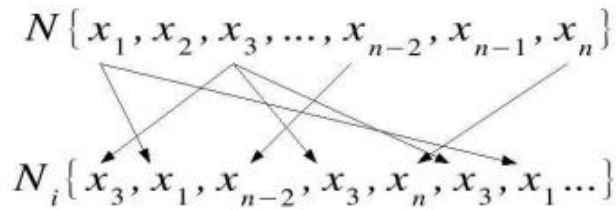


Figure 2. 12 Illustration d’un tirage aléatoire avec remise pour la formation d’un échantillon bootstrap

On peut alors calculer $S(T_k^*)$ pour chaque échantillon bootstrap, et obtenir ainsi L estimations de notre statistique. Au lieu donc de disposer d’une seule estimation pour une réalisation d’un échantillon, on dispose d’une distribution empirique de notre statistique. On peut alors calculer la moyenne empirique à partir de toutes ces valeurs (équation 2.2), qui nous donnera alors une estimation plus précise de la statistique, ou encore son erreur standard pour en mesurer la dispersion (équation 2.3).

$$S_{boot} = \sum_{k=1}^L S(T_k^*) / L \quad (2.2)$$

$$\widehat{se}_{boot} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^L (S(T_k^*) - S_{boot})^2}{(L-1)}} \quad (2.3)$$

À partir de ce principe de rééchantillonnage, Breiman en 1996 introduit la méthode de Bagging ([Breiman 1996]). Il s’agit simplement de considérer que la statistique que l’on cherche à étudier est un algorithme d’apprentissage noté $h(x)$ et d’appliquer alors le principe de bootstrap tel que nous venons de l’expliquer. Ainsi chaque prédicteur élémentaire $h_k(x)$ de l’ensemble sera entraîné sur un des L échantillons bootstrap de sorte qu’ils soient tous entraînés sur un ensemble d’apprentissage différent. (La figure 2.13) illustre le procédé de Bagging appliqué à un ensemble d’arbres de décision.

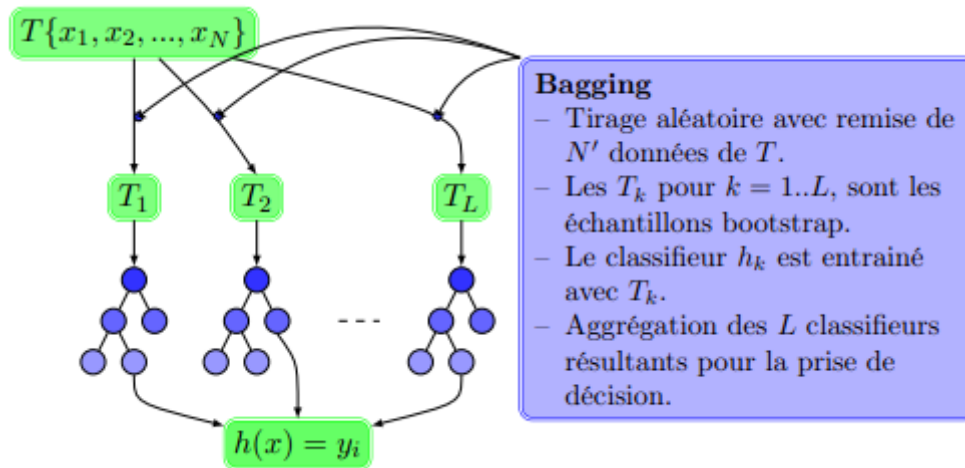


Figure 2. 13 Illustration du principe de Bagging pour un ensemble d'arbres de décision

Bien que ce principe de "méta-apprentissage" fonctionne avec tout type d'algorithmes d'apprentissage, Breiman l'expérimente essentiellement avec des arbres de décision ([Breiman 1996]). La raison en est que la principale force du Bagging est de réduire l'instabilité d'un prédicteur. Dans ce cas précis, nous entendons par instabilité qu'un petit changement dans la base d'apprentissage provoque un changement important dans la structure de l'arbre et donc dans ses performances en généralisation. Réduire l'instabilité permet alors dans ce cas de fiabiliser les prédictions et d'améliorer les performances en généralisation. Or, les arbres de décision sont des prédicteurs très instables.

Les effets du bagging sur l'instabilité d'un classifieur font l'objet d'une longue extrapolation mathématique de Breiman, à partir de laquelle il conclut que l'efficacité du Bagging en classification est conditionnée par l'instabilité du classifieur. Si "bagger" un prédicteur instable permet d'en améliorer en moyenne l'erreur en généralisation, "bagger" un prédicteur stable n'est pas aussi efficace ([Breiman 1996, Skurichina 2001, Grandvalet 2004]). Skurichina dans [Skurichina 2001] fournit de nombreux détails sur la problématique de stabilité des prédicteurs, et expérimente largement l'utilisation du Bagging pour la réduction de l'instabilité de différents prédicteurs. Elle démontre expérimentalement par ailleurs que le Bagging ne permet pas d'améliorer les performances des classifieurs stables, comme par exemple les performances d'un k-Plus Proche Voisins.

La principale force du bagging est donc de réduire l'instabilité pour augmenter les performances en généralisation. Mais il y a un autre point qui fait la force du bagging, ce sont les mesures out-of-bag.

2.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons parlé en détails de notre modèle de calcul de base: « les réseaux neurone » leurs applications, leurs classes et leurs caractéristiques... en particulier la technique ELM, qui est une technique spéciale des réseaux de neurones caractérisée par son modèle simple et sont temps de calcul qui est extrêmement rapide par rapport aux autres types de réseaux. Nous avons vu aussi la technique bagging et son modèle d'apprentissage qui sera combiné avec l'ELM afin de prédire la valeur future de la vitesse du vent.

Chapitre 03

Résultats et discussion

Sommaire

- 3.1 INTRODUCTION
- 3.2 PRESENTATION DE LA BASE DE DONNEES
- 3.3 APPLICATION DE L'ELM AVEC LA METHODE HOLD-OUT
- 3.4 AVEC TECHNIQUE BAGGING (BOOTSTRAP)
- 3.5 EXEMPLES PRATIQUES

3.1 INTRODUCTION

L'objectif de ce Chapitre est de présenter les résultats expérimentaux obtenus dans le présent travail et de commenter tous les résultats des méthodes appliquées à l'aide u logiciel MATLAB sur les bases de données. Nous illustrons l'intérêt de la technique développée pour la prédiction du vent. Les travaux de ce mémoire ont essentiellement consisté à étudier les méthodes de la prédiction de la vitesse du vent avec la comparaison entre la technique d'Extreme Learning Machine (ELM) par plusieurs techniques du Bagging et d'autres méthodes de combinaison, ceci en se basant sur deux critères de performances, à savoir : l'erreur absolue moyenne (MAE) et le deuxième est la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE).

3.2 PRESENTATION DE LA BASE DE DONNEES

Pour faire la prédiction du vent Nous avons pris deux bases de données pour deux sites au Etats-Unis à partir du site web du laboratoire national des énergies renouvelables d'États-Unis « NREL » (National Rewable Energy Laboratory).

3.2.1 Caractéristiques des sites

Le premier site se situe dans l'état de Colorado (est un état de l'Ouest des États-Unis), les coordonnées du site sont (41° 36' 0" N, 72° 42' 0" W).

Le deuxième site se situe dans l'état de Connecticut (est une état du Nord-est des États-Unis), les coordonnées du site sont (39° 0' 0" N, 105° 30' 0" W).

Site	longitude	latitude	l'altitude	Zone (km ²)	Densité (MW/km ²)	Total MW pour site
Colorado	-103.51	40.8	1358	58.4	14.4	839.7

Tableau 3. 1 Caractéristiques géographiques du site Colorado

Site	longitude	latitude	l'altitude	Zone (km ²)	Densité (MW/km ²)	Total MW pour site
Connecticut	-73.52	41.54	295	5.4	18.6	100.4

Tableau 3. 2 Caractéristiques géographiques du site Connecticut

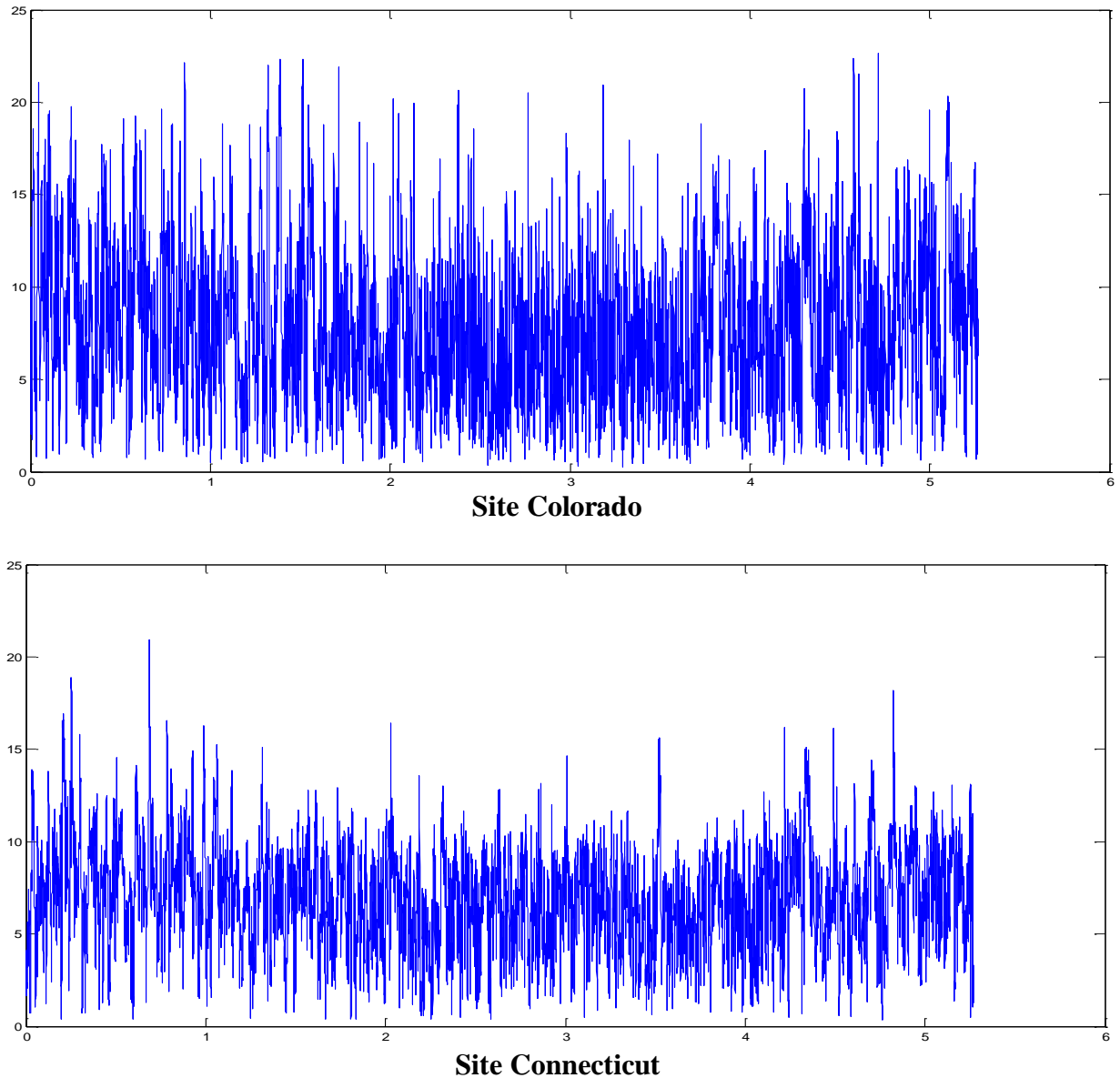


Figure 3. 1 les courbes de la base de données pour les deux sites

3.3 APPLICATION DE LA TECHNIQUE ELM AVEC LA METHODE HOLD-OUT

Tous nos programmes sont basés sur MATLAB, on a appliqué la technique ELM et la méthode HOLD-OUT aux bases de données pour estimer l'erreur.

Le HOLD-OUT est très simple, il suffit de diviser la base en trois sous-ensembles : le premier d'apprentissage (pour apprendre les paramètres de notre modèle), le second est celui de la validation (estimer les paramètres libre du réseau : nombre de neurones dans la couche cachée dans le cas ELM) et le dernier est celui du test pour évaluer la performance de notre

modèle bâti. L'erreur est estimée sur l'ensemble de test, qui est une mesure ou un score de performance du modèle sur l'ensemble de test.

3.3.1 Etape apprentissage et validation sur la base complète

Nous obtenons l'erreur de validation sur la base complète (sans bagging), le rôle ici est de chercher le nombre de neurones dans la couche cachée du réseau ELM.

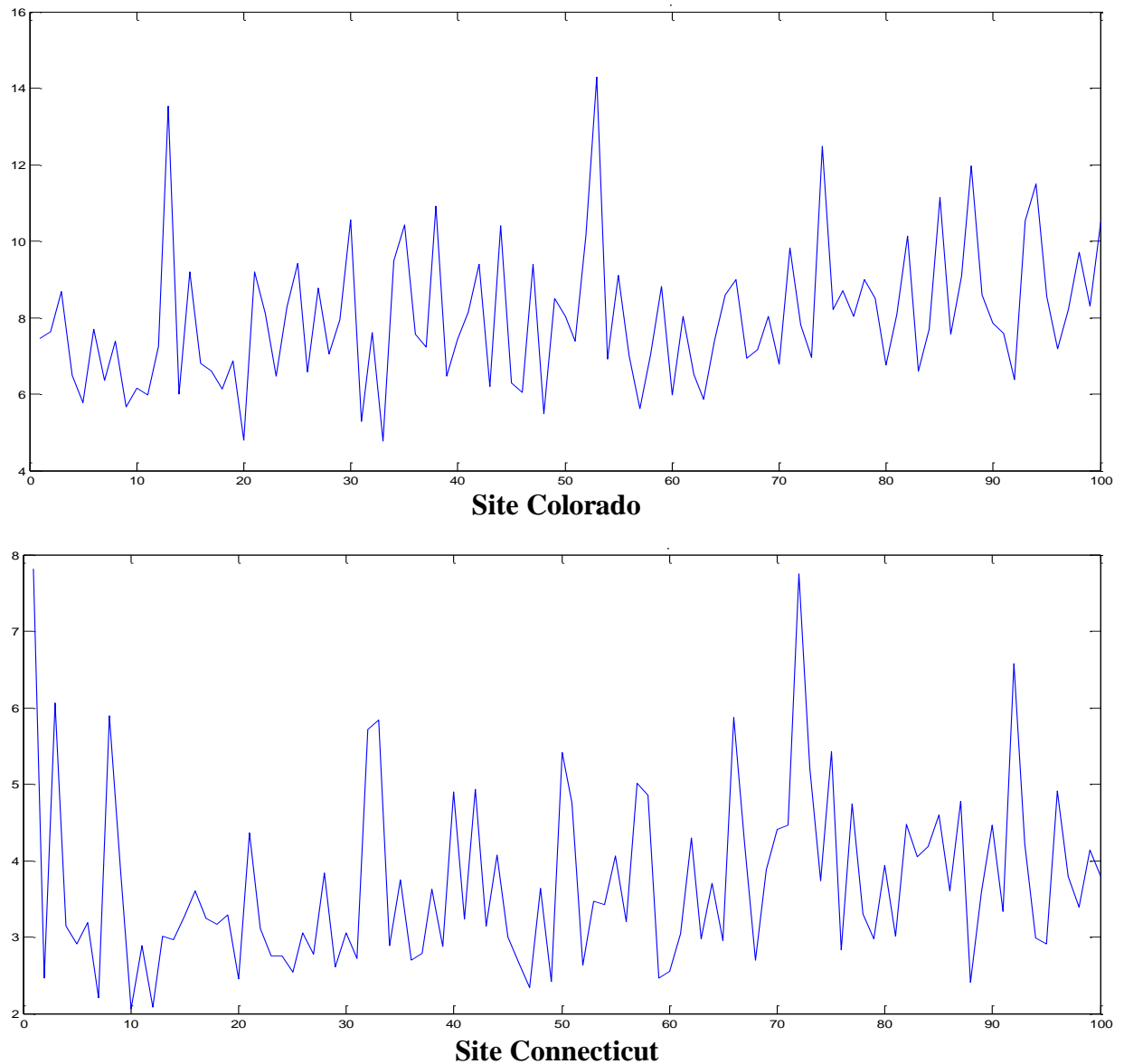


Figure 3. 2 Les courbe d"erreur de validation Base complète pour les deux sites

3.3.2 Etape de test

On cette étape pour évaluer ce modèle, on a estimé l'erreur sur l'ensemble de test, en faisant une comparaison avec les valeurs réelles et prédites de la base données avec les deux critères RMSE et MAE

MAE : L'erreur absolue moyenne (MAE) est une quantité utilisée pour mesurer la façon dont les prévisions ou les prédictions sont proches avec les résultats réels. L'erreur absolue moyenne est donnée par [24] :

$$\mathbf{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y_t - \hat{y}_t| \quad (3.1)$$

y_t et \hat{y}_t Sont respectivement les valeurs réelles et prédites et N est le nombre d'échantillons de l'ensemble test.

RMSE : Racine Carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (Root Mean Squared Error)

Le RMSE multiplie chaque erreur par elle-même (le carré de l'erreur), donnant ainsi un poids plus grand aux grandes erreurs qu'aux petites erreurs [24].

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3.2)$$

y_t et \hat{y}_t Sont respectivement les valeurs réelles et prédites et N est le nombre d'observations.

3.3.3 Les résultats à partir MATLAB pour les deux sites

Valeurs de RMSE et MEA

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	4.7814	2.0663
MAE	3.9750	1.6523

Tableau 3.3 Résultats des valeurs de critères RMSE, MEA

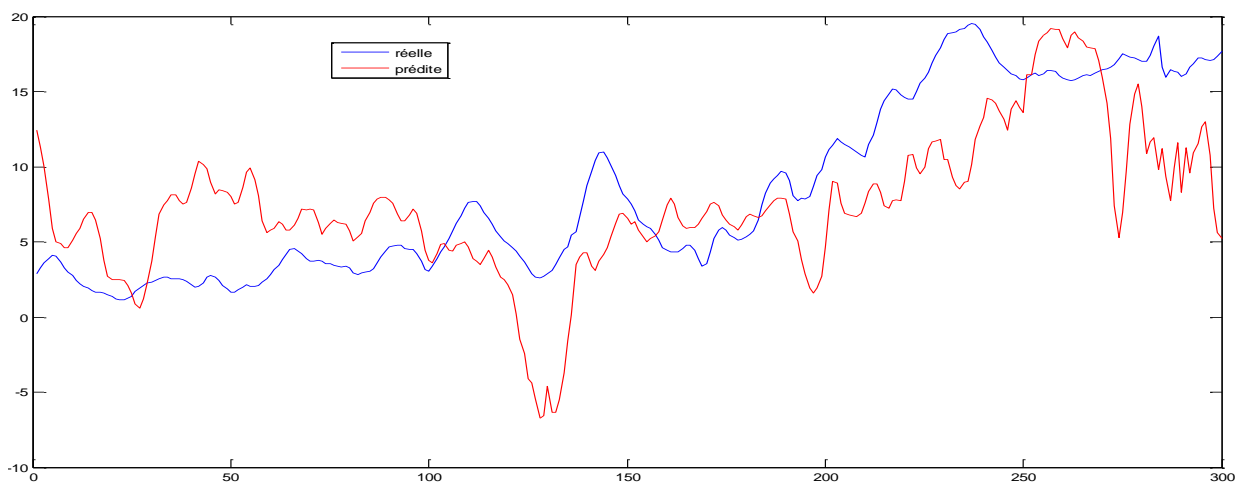


Figure 3.3 Courbe comparaison valeurs réels et prédites de la base donnée complète pour le site Colorado

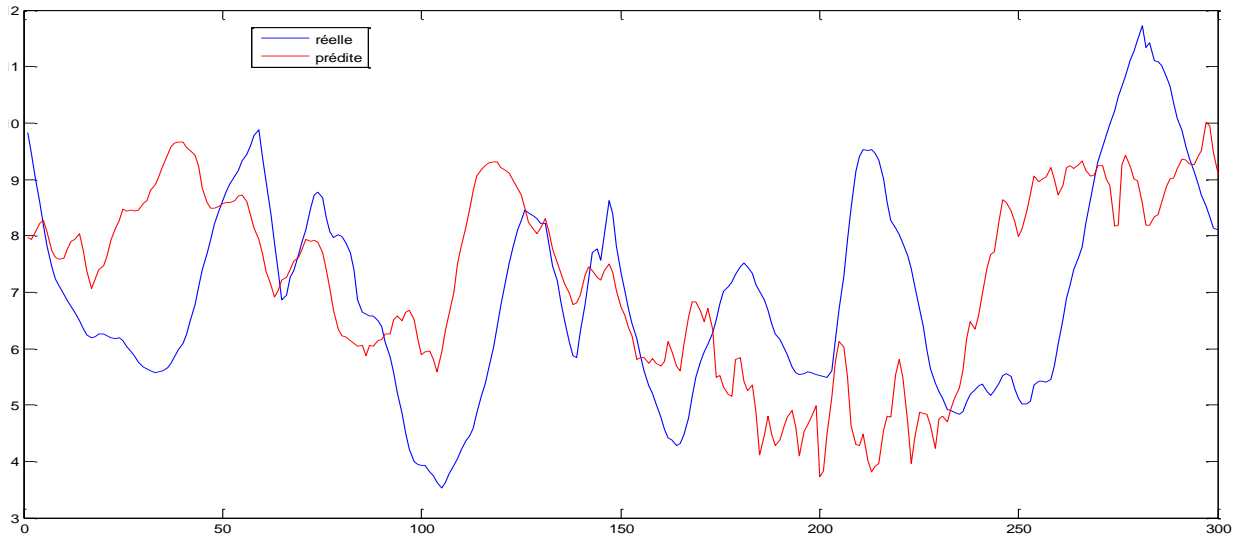


Figure 3. 4 Courbe comparaison valeurs réels et prédites de la base donnée complète pour le site Connecticut

3.4 AVEC TECHNIQUE BAGGING (BOOTSTRAP)

Généralement les bases de données contiennent peu d'échantillons, dans ce cas on va faire le ré-échantillonnage pour la base du données pour faire un HOLD-OUT efficace. Pour réduire l'effet de la chance il faut moyenner sur plusieurs HOD-OUTs. Dans notre mémoire on a choisir la technique de bagging (bootstrap), qui est une technique de rééchantillonnage.

Dans un premier cas , on a pris 400 bags, ensuite on fait le balayage entre 1 et 400 pour choisir le meilleur bag qui donne l'erreur minimale par rapport à l'ensemble de validation.

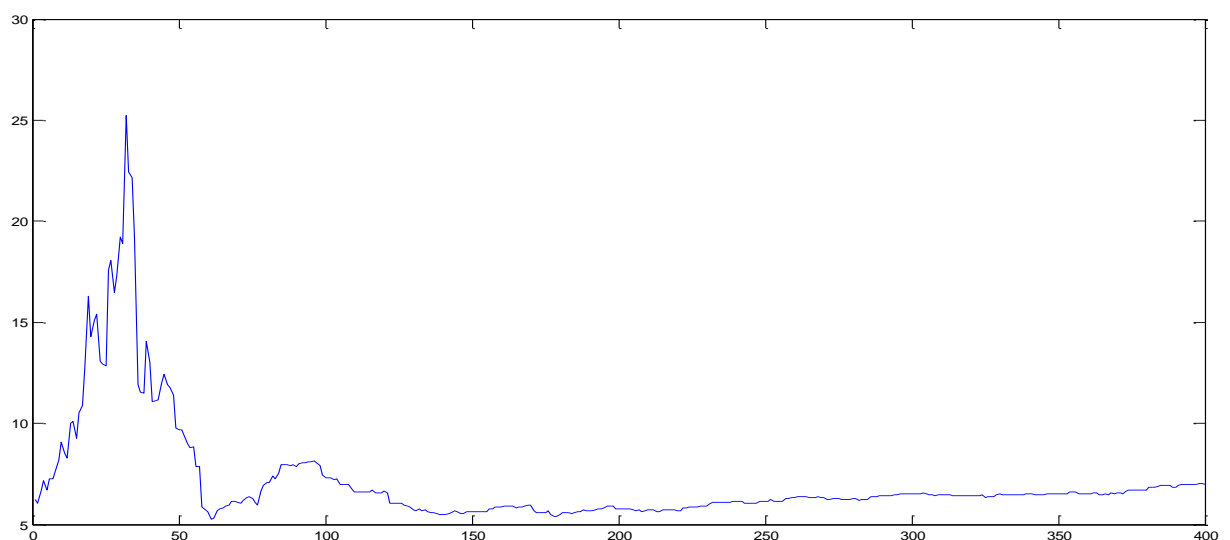


Figure 3. 5 Courbe d'erreur du Bagging pour le site Colorado

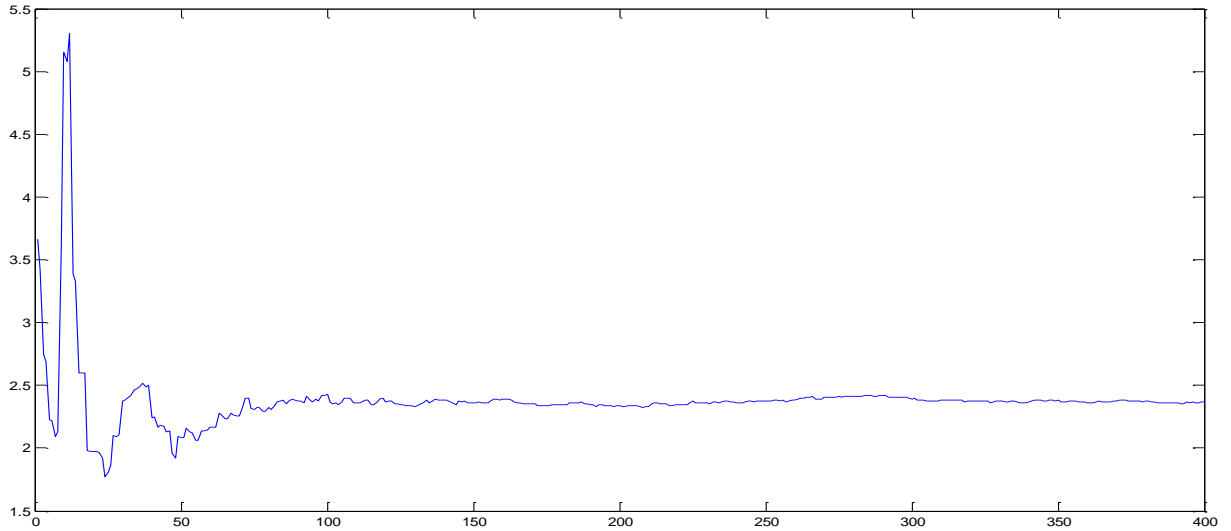


Figure 3. 6 Courbe d'erreur du Bagging pour le site Connecticut

3.4.1 Evaluation d'erreur avec le meilleur bag

Dans ce qui suit, le meilleurs bags obtenu avec les critères RMSE et MAE sur les deux bases de données sont représentés dans le tableau 3.4. En plus les courbes réelles et prédites sont reportées dans la figure 3.7.

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	5.2463	1.7753
MEA	4.3182	1.4580

Tableau 3. 4 Résultats des valeurs de critères RMSE, MEA pour le meilleur bag

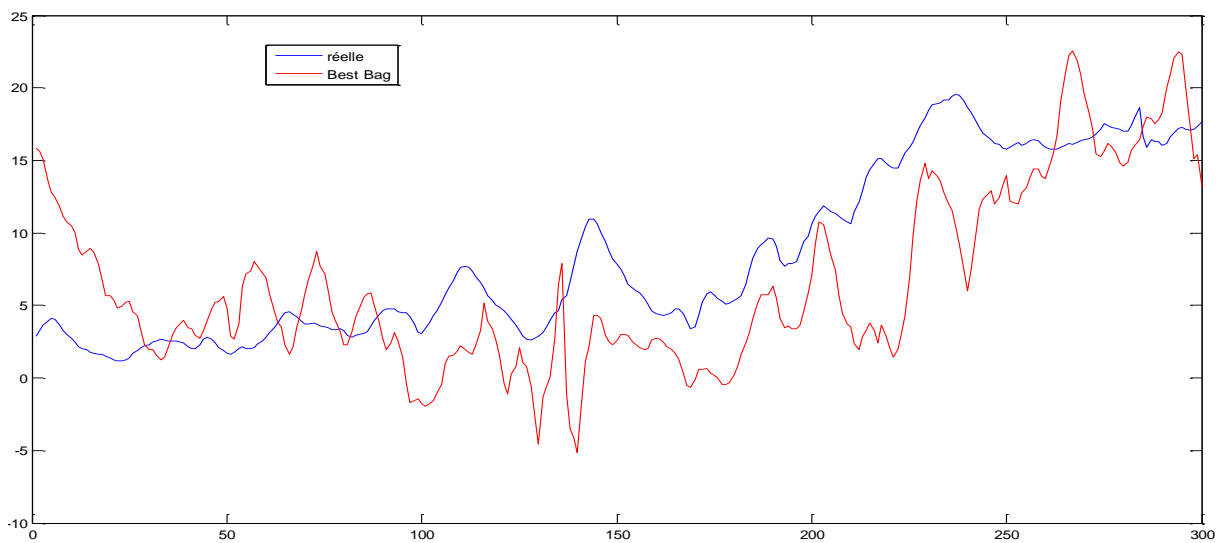


Figure 3. 7 Courbe de comparaison entre valeurs réelles et le meilleur bag pour le site Colorado

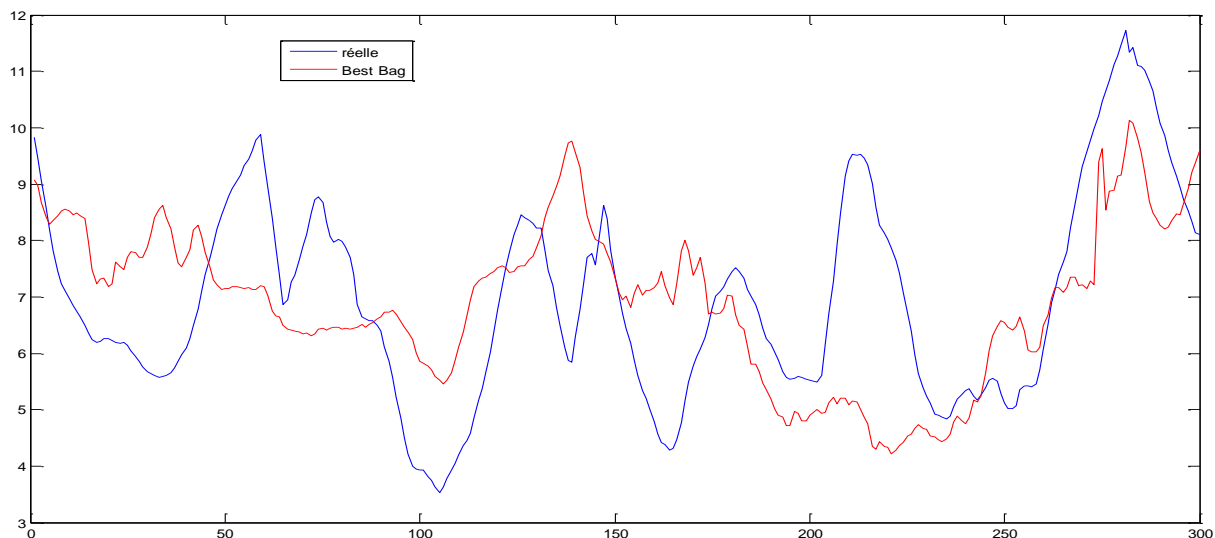


Figure 3. 8 Courbe de comparaison entre valeurs réelles et le meilleur bag pour le site Connecticut

3.4.2 Construction de plusieurs bags

On fait générer aléatoirement avec balayage plusieurs bags de la même taille (la taille du meilleur bag est obtenus dans l'étape précédente) sur les 2 bases de données avec l'application de quatre méthodes de combinaisons à savoir : la moyenne simple, LSR (The Least Square Regression), EB (Error Based) et DWM (The differential weighting methods) pour l'estimation de l'erreur et faire comparaison avec les valeurs réelles pour les deux sites

3.4.3 Méthodes de combinaison

3.4.3.1 La moyenne simple

La méthode la plus simple de combiner est la moyenne simple dans laquelle toutes les prévisions composantes sont pondérées de façon égale. De nombreuses preuves de recherche ont montré que la moyenne naïve simple, souvent améliore remarquablement l'exactitudes globales de prévision. Cependant, il est bien connu que de simples moyennes elles-mêmes sont très sensibles aux valeurs extrêmes et donc d'autres formes de moyenne statistique sont également proposés dans la littérature. Deux alternatives populaires sont la rognées moyenne et la médiane. En supposant que la séquence $\{\hat{y}_1^{(i)}, \hat{y}_2^{(i)}, \dots, \hat{y}_N^{(i)}\}$, est trié dans l'ordre croissant, la moyenne est mathématiquement donnés par :

$$t_k(\alpha) = \begin{cases} \frac{1}{n-2\alpha} \sum_{i=\alpha+1}^{n-\alpha} \hat{y}_k^{(i)} \\ \forall 0 \leq \alpha < \frac{n}{2}; \quad k=1,2,\dots,N \end{cases} \quad (3.3)$$

3.4.3.2. Technique LSR (The least square regression) [24]

Cette méthode détermine le poids d'une combinaison linéaire en minimisant la somme de l'erreur quadratique SSE (Sum of Squared Error) , calculée à partir de la cible et des observations prévues. La formulation habituelle du régime de combinaison linéaire (2) peut être écrite plus commodément sous la forme matricielle:

$$\hat{Y} = UW \quad (3.4)$$

Où

$$U = \begin{bmatrix} \hat{y}_1^{(1)} & \hat{y}_1^{(2)} & \dots & \hat{y}_1^{(n)} \\ \hat{y}_2^{(1)} & \hat{y}_2^{(2)} & \dots & \hat{y}_2^{(n)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hat{y}_N^{(1)} & \hat{y}_N^{(2)} & \dots & \hat{y}_N^{(n)} \end{bmatrix}, \quad W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T \quad (3.5)$$

Ensuite, les prévisions SSE est donnée par :

$$\begin{aligned} SSE &= \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2 = (Y - UW)^T (Y - UW) \\ &= Y^T - Y - 2W^T U^T Y + W^T U^T U W \end{aligned} \quad (3.6)$$

Minimiser (ESS) par rapport à W , le vecteur de poids désiré est obtenu sous la forme:

$$W = U^+ Y \quad (3.7)$$

Ici, $U^+ = (U^T U)^{-1} U^T$ est le pseudo-inverse de U qui est défini si $U^T U$ est inversible (Frietas and Rodrigues 2006).

Il convient de noter que la prévision SSE est inconnue à l'avance et donc dans des applications pratiques, il est estimé à partir des données disponibles par le biais de diverses méthodes. Une approche directe utilisée, est de déterminer un échantillon SSE grâce à la formation dans l'échantillon et des ensembles de validation (Lemke et Gabrys 2010).

3.4.3.3 Technique EB (Error Based) [24]

Dans une telle approche, la série temporelle d'être prévu est divisé en deux sous-ensembles complémentaires, à savoir : l'apprentissage et le test. Les modèles sont appris sur l'ensemble d'apprentissage et de leurs erreurs de prévision obtenues sur l'ensemble de test. Le

poids de combinaison pour chaque prévision est alors considéré comme étant inversement proportionnelle à l'erreur de prévision du modèle correspondant (Armstrong, 2001),

$$W_{i=e_i^{-1}/\sum_{i=1}^n e_{i=1}^{-1}} \quad (3.8)$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, n.$$

Ici e_i désigne l'erreur obtenue par l'ième modèle de prévision. Ceci assure que le modèle avec le plus d'erreur est attribuée au poids le plus petit et vice-versa.

Parmi les différentes mesures pour évaluer les erreurs de prévision, trois mesures de performance sont utilisés. Ce sont: MAPE (the Mean Absolute Error), MSE (the Mean Squared Error) et SMAPR (the Symmetric Mean Absolute Percentage Error),

3.4.3.4 DWM (The Differential Weighting Method)

Similaire à la méthode LSR, les poids d'une combinaison linéaire des prévisions peuvent être trouvés en minimisant la variance de l'erreur de prévision combinée .Cependant, cette approche nécessite la connaissance de la matrice de covariance des erreurs de prévision. À titre de mesure corrective, cinq systèmes de pondération différentiels ont été suggérées par (Newbold and Granger 1974). Plus tard, (Winkler et Makridakis 1983) empiriquement comparé ces cinq méthodes classiques et a constaté que deux d'entre eux ont surpassé notamment les autres. Ces deux méthodes définies ci-dessous :

(DW)-I :

$$\left(\sum_{s=t-v}^{t-1} (e_s^{(i)})^2 \right)^{-1} / \sum_{j=1}^n \left(\sum_{s=t-v}^{t-1} (e_s^{(j)})^2 \right)^{-1} \quad (3.9)$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, n.$$

(DW)-II

$$\omega_{i,t} = \beta_{i,t} + (1 - \beta) \left[\left(\sum_{s=t-v}^{t-1} (e_s^{(i)})^2 \right)^{-1} / \sum_{j=1}^n \left(\sum_{s=t-v}^{t-1} (e_s^{(j)})^2 \right)^{-1} \right] \quad (3.9)$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, n.$$

Ici, n est le nombre de méthodes de prévision, t est la période de prévision, $\omega_{i,t}$ est le poids attribué à la IIème méthode basée sur les données période précédant t-1, v et β ($0 < \beta < 1$) sont deux paramètres constants et $e_t^{(i)}$ est l'erreur de prévision de pourcentage à l'instant t qui est défini comme suit:

$$e_t^{(i)} = \frac{y_t - \hat{y}_t^{(i)}}{y_t} \quad (3.11)$$

3.5 EXEMPLES PRATIQUES

3.5.1 Balayage de 100 bags

3.5.1.1 La moyenne simple

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	6.1102	2.3043
MAPE	4.7660	1.7488

Tableau 3. 5 Résultats des valeurs de critères de la technique Moyenne Simple pour balayage de 100 bags pour les deux sites

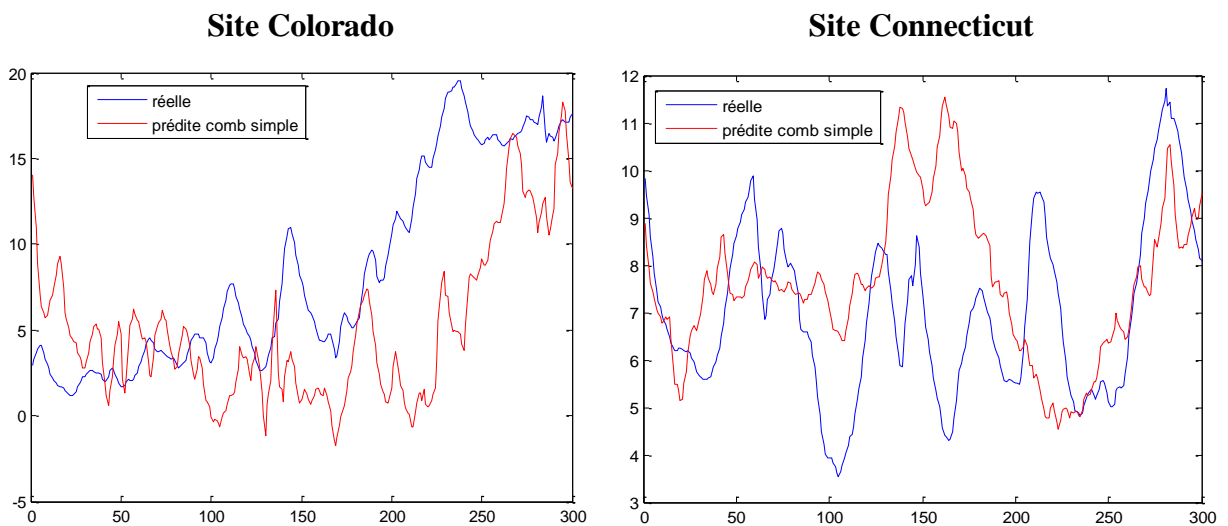


Figure 3. 9 Comparaison entre valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites

3.5.1.2 Technique EB

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.4555	0.0612
MAPE	0.6939	0.2091

Tableau 3. 6 Résultats des valeurs de critères de la technique EB pour le balayage de 100 bags pour les deux sites

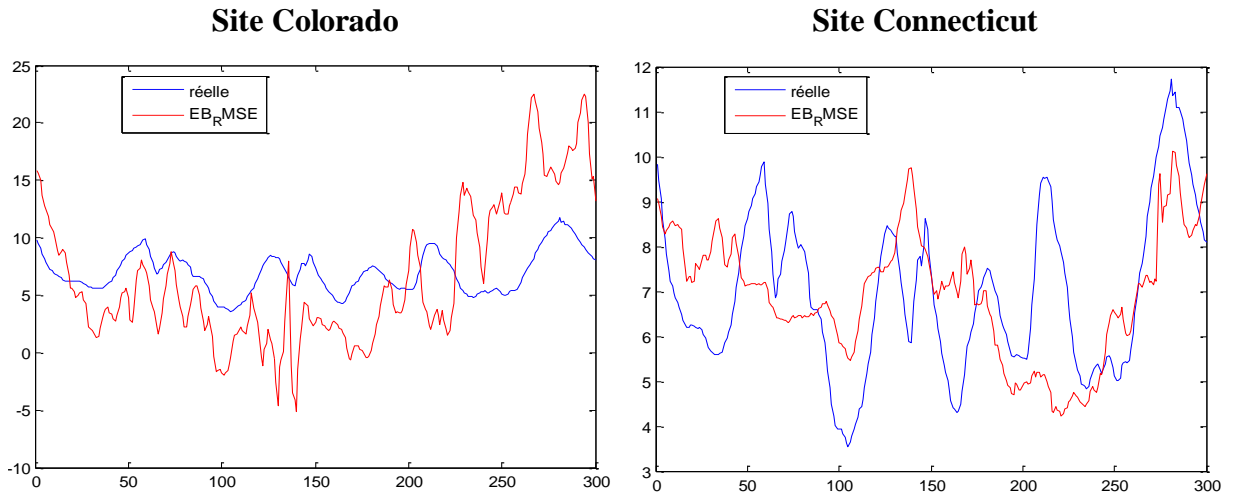


Figure 3. 10 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec EB pour les deux sites

3.5.1.3 Technique LSR

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	4.5522	1.7739
MAPE	0.5730	0.2095

Tableau 3. 7 Résultats des valeurs de critères de la technique EB pour le balayage de 100 bags pour les deux sites.

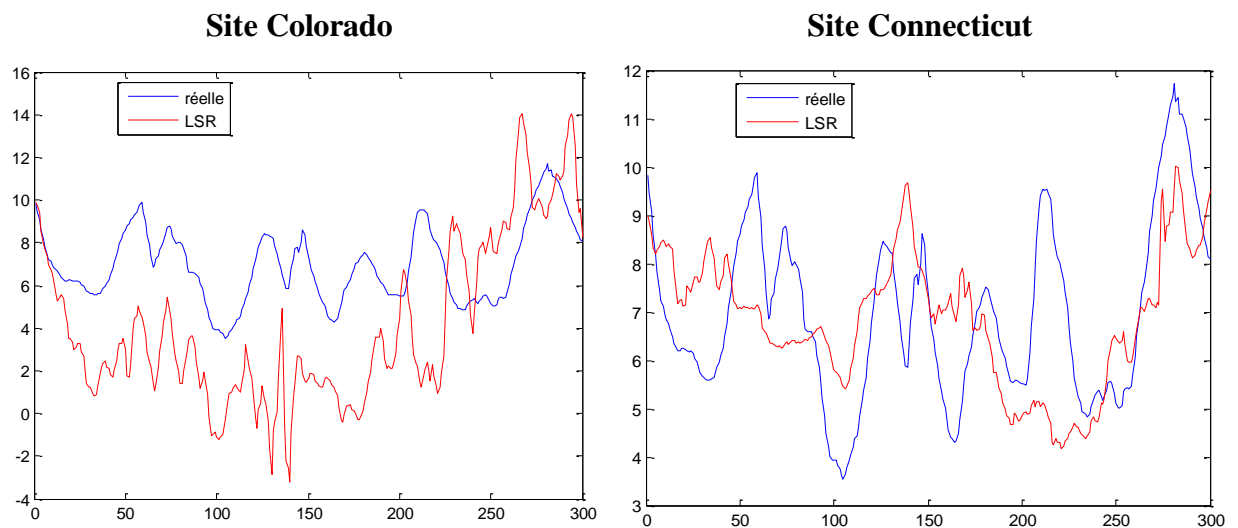


Figure 3. 11 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec LSR pour les deux sites.

3.5.1.4 Technique DW

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.4555	0.0612
MAPE	0.6939	0.2091

Tableau 3. 8 Résultats des valeurs de critères de la technique DW pour le balayage de 100 bags pour les deux sites.

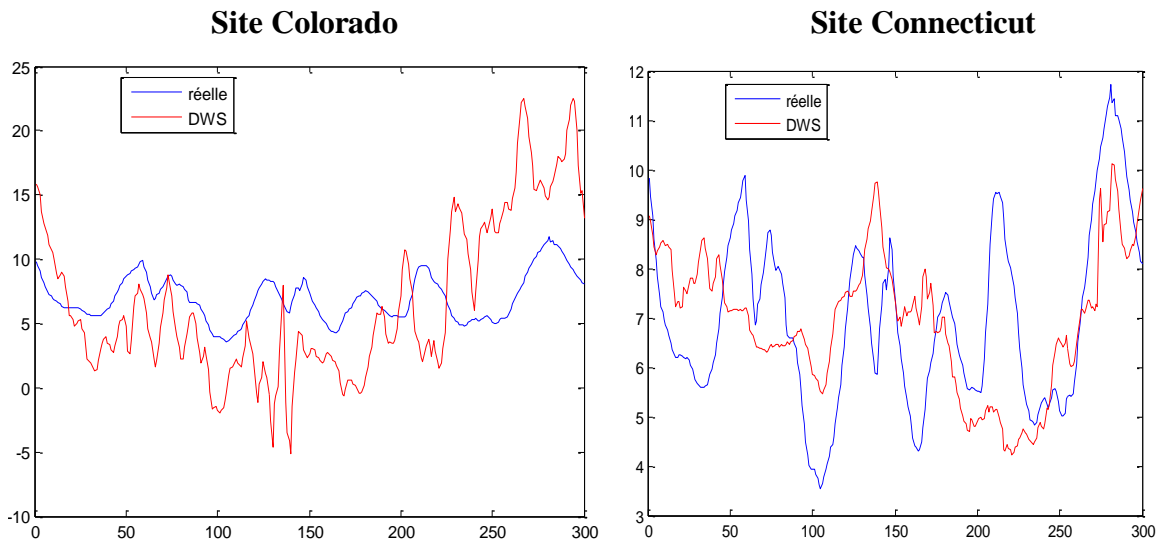


Figure 3. 12 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 100 Bags avec DW pour les deux sites.

3.5.2. Balayage de 200 bags

3.5.2.1 La moyenne simple

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.2141	0.3405
MAPE	0.1696	0.2848

Tableau 3. 9 Résultats des valeurs de critères de la technique moyenne simple pour le balayage de 200 bags pour les deux sites

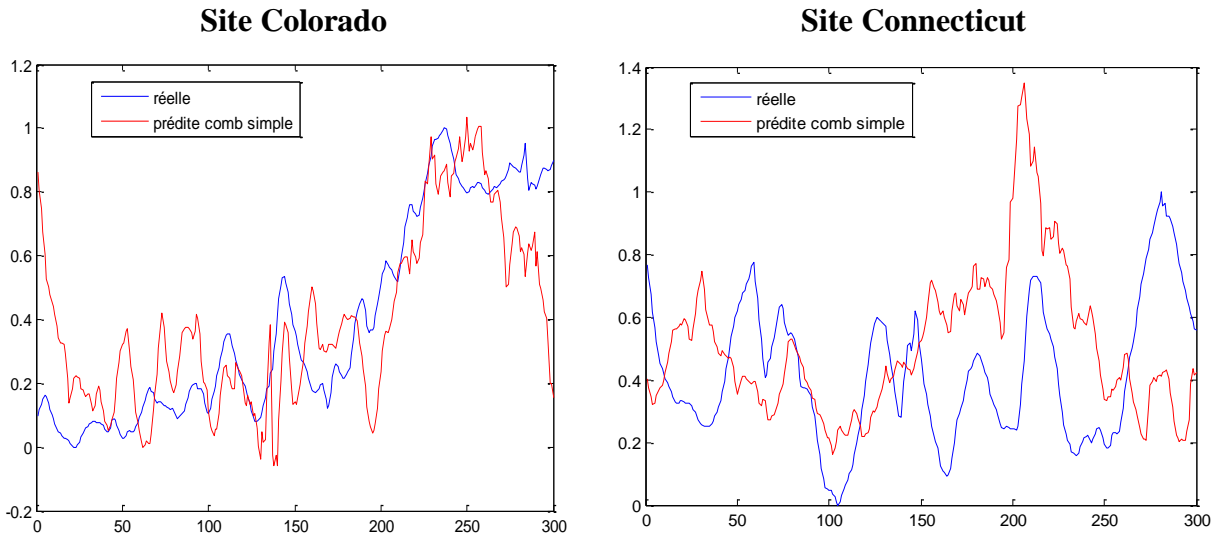


Figure 3. 13 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.

3.5.2.2 Technique EB

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.0379	0.0067
MAPE	0.5952	0.4256

Tableau 3. 10 Résultats des valeurs de critères de la technique EB pour le balayage de 200 bags pour les deux sites.

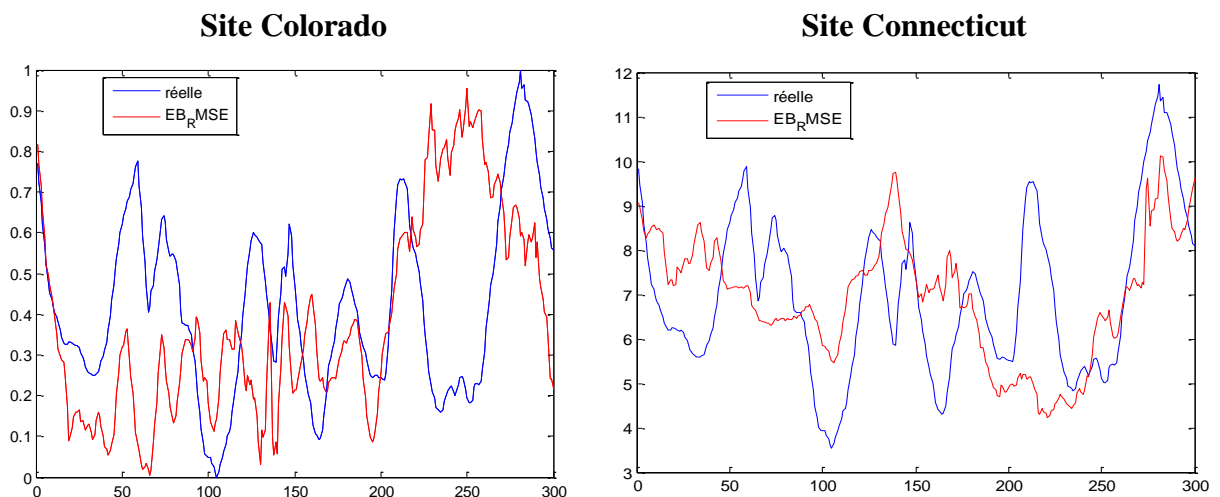


Figure 3. 14 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec EB pour les deux sites.

3.5.2.3 Technique LSR

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.3010	0.2157
MAPE	0.6088	0.4244

Tableau 3. 11 Résultats des valeurs de critères de LSR pour le balayage de 200 bags pour les deux sites

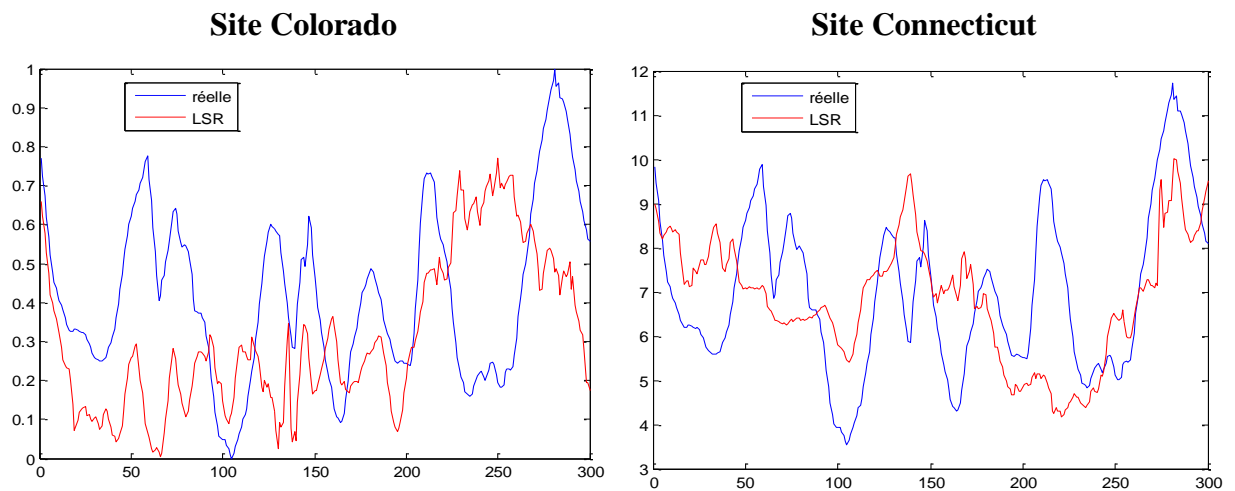


Figure 3. 15 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec LSR pour les deux sites.

3.5.2.4 Technique DW

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.0379	0.0067
MAPE	0.5952	0.4256

Tableau 3. 12 Résultats des valeurs de critères de DW pour le balayage de 200 bags pour les deux sites.

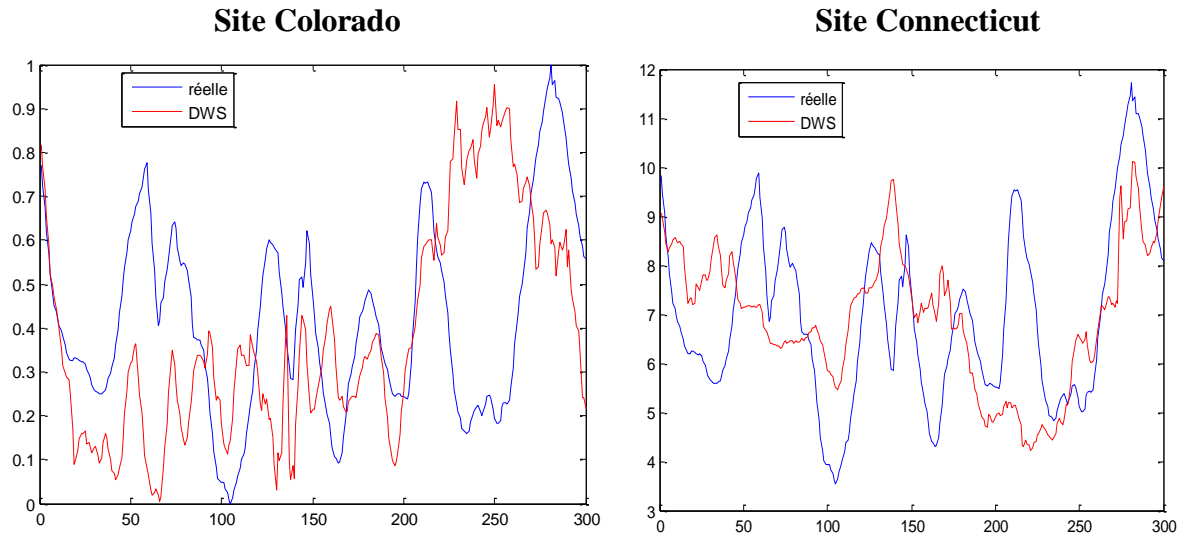


Figure 3. 16 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 200 Bags avec DW pour les deux sites.

3.5.3. Balayage de 300 bags

3.5.3.1 La moyenne simple

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	6.1102	2.3043
MAPE	4.7660	1.7488

Tableau 3. 13 Résultats des valeurs de critères de la moyenne simple pour le balayage de 300 bags pour les deux sites

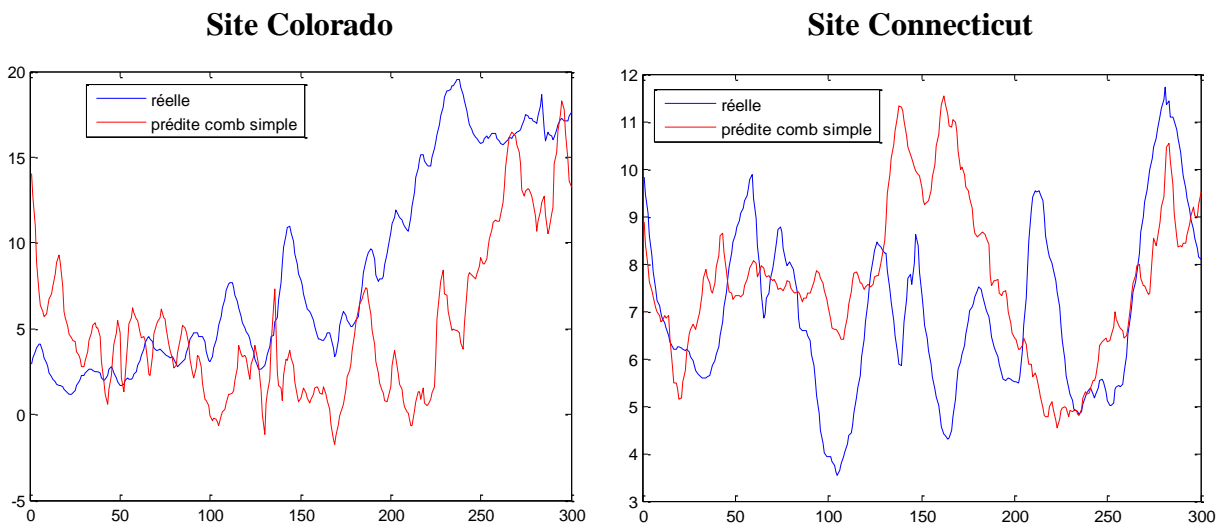


Figure 3. 17 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.

3.5.3.2 Technique EB

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.4555	0.0612
MAPE	0.6939	0.2091

Tableau 3. 14 Résultats des valeurs de critères d'EB pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.

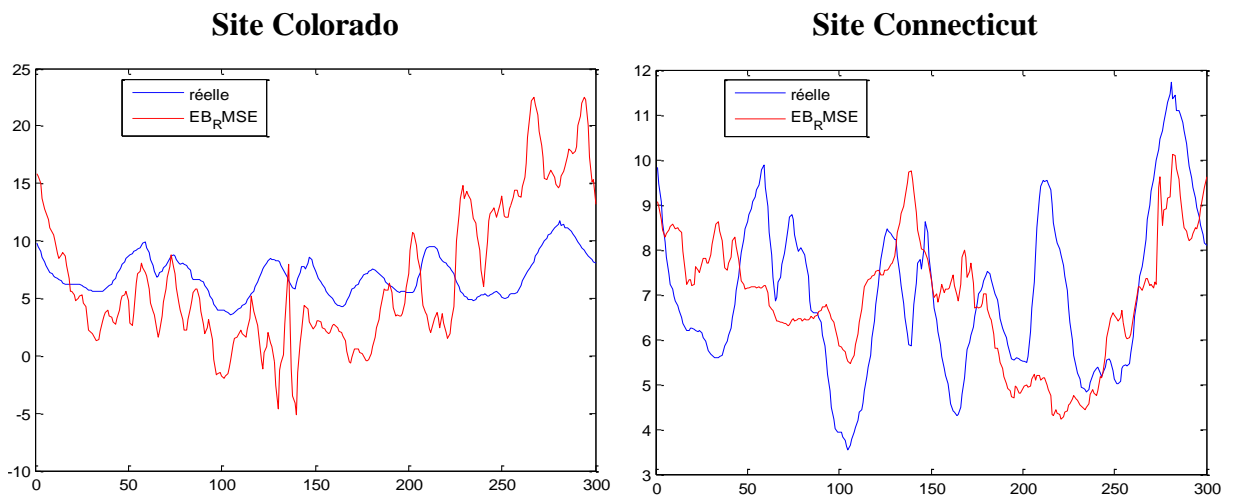


Figure 3. 18 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec EB pour les deux sites.

3.5.3.3 Technique LSR

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	4.5522	1.7739
MAPE	0.5730	0.2095

Tableau 3. 15 Résultats des valeurs de critères de LSR pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.

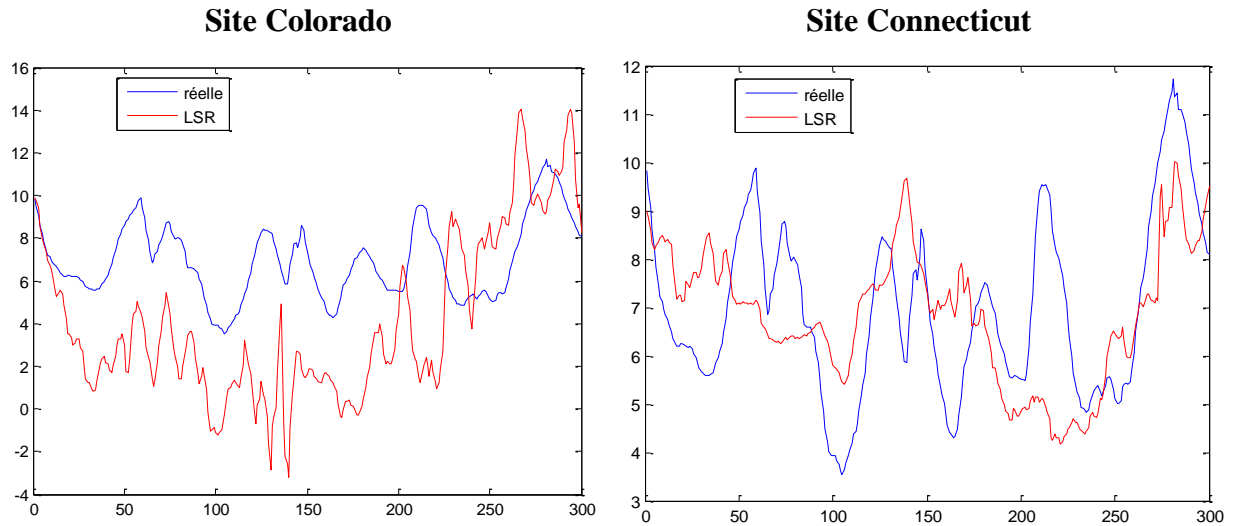


Figure 3. 19 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec LSR pour les deux sites.

3.5.3.4 Technique DW

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.4555	0.0612
MAPE	0.6939	0.2091

Tableau 3. 16 Résultats des valeurs de critères de DW pour le balayage de 300 bags pour les deux sites.

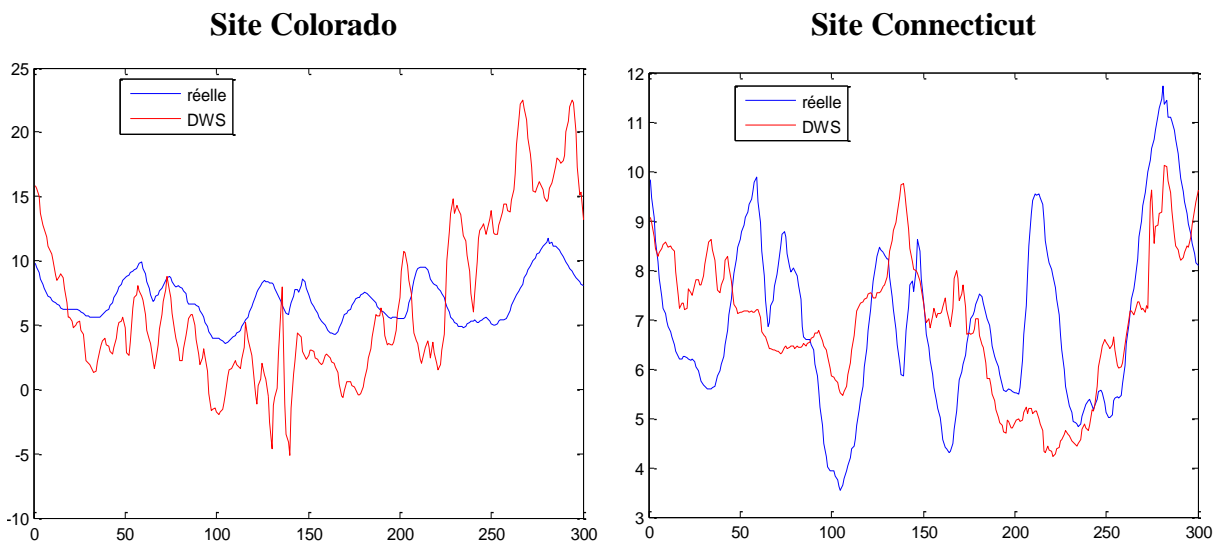


Figure 3. 20 Comparaison des valeurs réelles et prédites du balayage de 300 Bags avec DW pour les deux sites.

3.5.4 Balayage de 350 bags

3.5.4.1 La moyenne simple

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	6.1102	2.3043
MAPE	4.7660	1.7488

Tableau 3. 17 Résultats des valeurs de critères de moyenne simple pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.

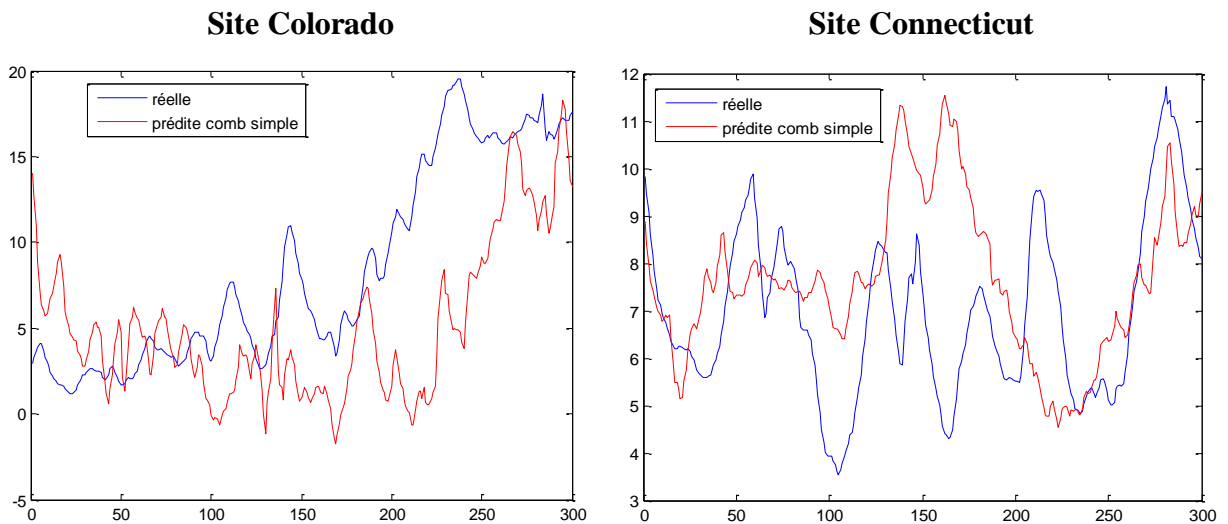


Figure 3. 21 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 350 Bags avec la moyenne simple pour les deux sites.

3.5.4.2 Technique EB

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.4555	0.0612
MAPE	0.6939	0.2091

Tableau 3. 18 Résultats des valeurs de critères d'EB pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.

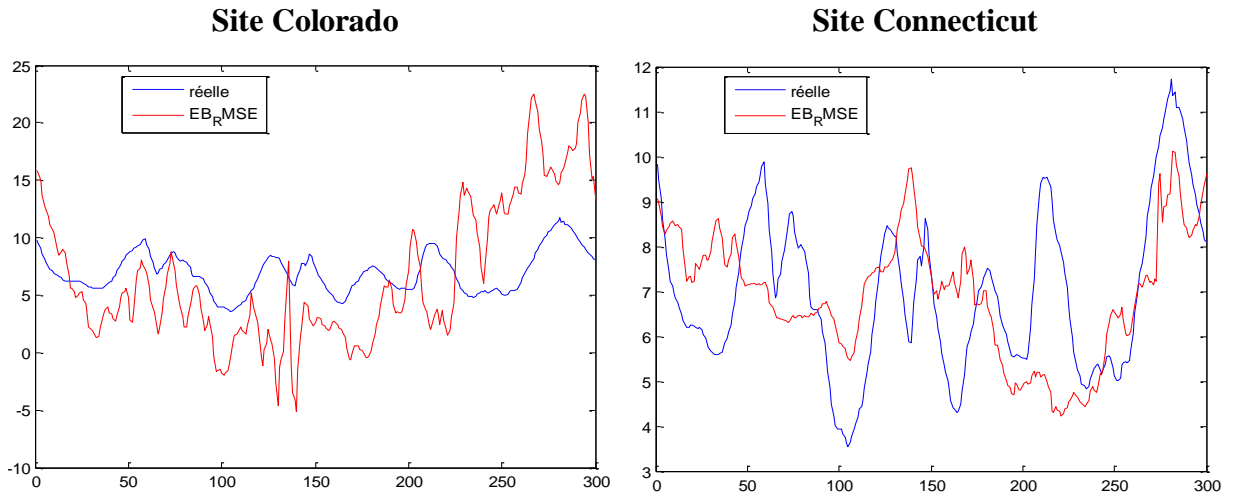


Figure 3. 22 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 350 Bags avec EB pour les deux sites.

3.5.4.3 Technique LSR

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	4.5522	1.7739
MAPE	0.5730	0.2095

Tableau 3. 19 Résultats des valeurs de critères de LSR pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.

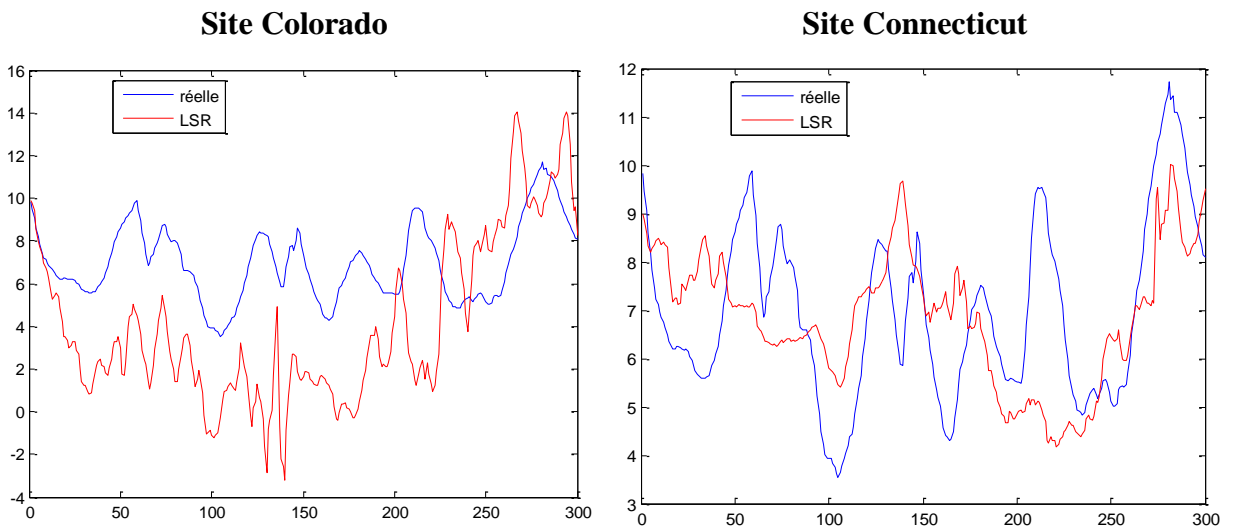


Figure 3. 23 Comparaison de valeurs réelles et prédites pour le balayage de 350 Bags avec LSR pour les deux sites

3.5.4.4 Technique DW

	Site Colorado	Site Connecticut
RMSE	0.4555	0.0612
MAPE	0.6939	0.2091

Tableau 3. 20 Résultats des valeurs de critères de DW pour le balayage de 350 bags pour les deux sites.

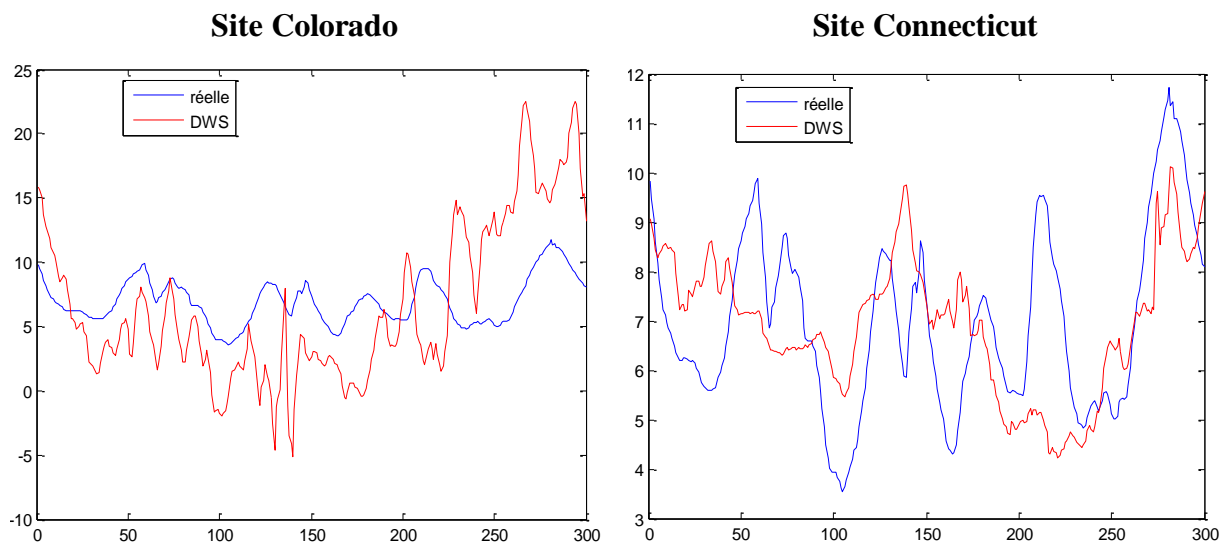


Figure 3. 24 Comparaison de valeurs réelles et prédites du balayage de 350 Bags avec DW pour les deux sites.

3.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a vu et discuté les résultats obtenus en utilisant la technique proposé, à savoir le bagging avec la technique ELM, l'implémentation de la technique bagging est faite à l'aide de quatre méthodes de combinaison : moyenne simple, Error Based, Least Squares Regression et la technique Differential Weighting. En général, l'application de ces techniques de combinaison a permis d'améliorer les critères de performance et la qualité de prédiction par rapport à l'utilisation de la base complète.

Conclusion générale

Conclusion générale

En guise de conclusion générale, nous allons tenter d'établir une synthèse globale sur le travail qui a été réalisé dans ce mémoire. L'objectif principal consistait à développer un modèle de calcul basé sur la technique de Bagging appliqué à un modèle neuronal en « MATLAB », à savoir : ELM (Extreme Learning Machines) pour prédire la vitesse du vent pour deux sites.

D'une manière générale, l'utilisation de ces méthodes nous permet d'obtenir des valeurs futures bien précises concernant la vitesse du vent et par conséquent une meilleure prédiction de la valeur de la vitesse du vent.

En première partie, on applique, en « MATLAB », la technique ELM avec la méthode HOLD-OUT pour l'obtention des valeurs des critères d'erreurs « RMSE et MAPE » sur la base complète avec une comparaison entre la courbe réelle et prédite pour les deux sites étudiés.

En deuxième partie, on utilise la technique Bagging pour la base des données complète et on cherche le meilleur Bag avec les critères d'erreurs RMSE et MAPE et on fait une comparaison entre la courbe réelle et la courbe prédite de meilleur Bag. Puis, on fait une construction de plusieurs bags de même taille, qui est la taille du meilleur bag obtenu dans l'étape précédente, les résultats obtenus sont combinés avec quatre méthodes de combinaisons : la moyenne simple, **LSR** (The least square regression), **EB** (The error-based methods), **DWS** (The differential weighting method).

Les résultats de comparaison montrent que la technique de Bagging avec la technique de combinaison EB (The error-based method), est la plus précise qui donne les meilleures performances en termes de critères d'erreurs.

PERSPECTIVES ET FUTURES TRAVAUX

Les principaux objectifs à atteindre dans une perspective à court terme de notre étude seront :

1. Prédire la vitesse du vent en utilisant d'autres méthodes d'intelligence artificielle (méthode à noyaux, ... etc.),
2. Étendre cette étude à la prédiction d'autres paramètres météorologiques, ou bien des séries appartenant à d'autres domaines (finance, commerce, biomédicale, ... etc.).

Références bibliographiques

- [1] Site web : <http://www.planetoscope.com>
- [2] M. Said and A. Ibrahim, «Energy in the Arab World’, Energy» Vol. 9, N°3, pp. 217 - 238, 1984.
- [3] H. Bensaid, « The Algerian Programme on Wind Energy ». Proceeding of WEAC, pp. 21-27, Oxford, 1985.
- [4] R. Hammouche , « Atlas Vent de l’Algérie/ONM ». Office des Publications Universitaires (OPU), Alger 1990.
- [5] N. Kasbadji merzouk , « An Evaluation of Wind Energy Potential in Algeria ». Proceeding of EWEC’94 congress, Thessaloniki, Grèce, 1994.
- [6] F. Youcef Ettoumi, « Ressources Energétiques Renouvelables en Algérie », Thèse de doctorat d’état, USTHB, 2002.
- [7] F. Poitiers «Etude et commande de génératrices asynchrones pour l'utilisation de l'énergie éolienne-Machine asynchrone à cage autonome-Machine asynchrone à double alimentation reliée au réseau» Thèse de Doctorat Université de Nantes, 2003.
- [8] J. MARTIN, « Energies éoliennes », Techniques de l’Ingénieur, Traités Energétique B8585, 1-, 22p,1997
- [9] S El Aimani, « Modélisation des différentes technologies d’éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension », thèse de doctorat, l’université des sciences et technologies de Lille (USTL).
- [10] L. H. Hansen, L. Helle, F. Blaabjerg, E. Ritchie, S. Munk-Nielsen, H. Bindner, P. Sorensen and B. Bak-Jensen, Report « Conceptual survey of generators and power electronics for wind turbines », Riso national laboratory, Roskilde, Danemark, december 2001.
- [11] site de constructeur d’éoliennes : <http://www.enercon.de/>;
- [12] T. Grignoux, R. Gibert, P. Neau, and C. Buthion “Eoliennes en milieu urbain -etat de l’art,” Agence Régionale de l’Environnement et des Nouvelles Energies Ile-de-France ARENE 2006., pp. 1-129.
- [13]N. Cherfia , «Conversion d'énergie produite par des générateurs éoliens»,thèse de magister , Université Mentouri Constantine,2010
- [14] M.Benmedjahed «Choix du site et optimisation du dimensionnement d'une installation éolienne dans le nord Algérien et son impact sur l'environnement»,thèse de doctorat, Universite abou-bakr belkaid tlemcen,2013
- [15] S. N. Bhadra, D. Kastha, S. Banerjee, Wind Electrical Systems, book Published by Oxford University Press 2005.
- [16] Norbet Wiener. Cybernetics; or, control and communication in the animal and the machine. Wiley, Published by the M.I.T.press cambridge,massachusetts. 1948.

- [17] G-O Cimuca « système inertiel de stockage d'énergie associé à des générateurs éoliens » thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers Centre de Lille, 2005
- [18] Franck Rosenblatt. The Perceptron : probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Review, 65:386-408, 1958.
- [19] Donald O. Hebb. The organisation of behavior. Wiley, 1949.
- [20] John J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences, 79:2554-2558, 1982.
- [21] Guang-Bin Huang, Qin-Yu Zhu et Chee-Kheong Siew, « Extreme learning machine: theory and applications », Neurocomputing, vol. 70, no 1, 2006, p. 489–501
- [22] site de elm : <http://www.ntu.edu.sg/home/egbhuang/>
- [23] G.-B. Huang, et al. “Can Threshold Networks Be Trained Directly?” IEEE Transactions on Circuits and Systems II, vol. 53, no. 3, pp. 187-191, 2006.
- [24] R. K. Agrawal . Ratnadip Adhikari , “Performance evaluation of weights selection schemes for linear combination of multiple forecasts” , Jawaharlal Nehru University, New Delhi, 2012.

«Prédiction de la vitesse du vent par la technique de bagging Extreme Learning Machines»

Par Riadh BENHARIRA

Sous la direction du Dr Hassen BOUZGOU

Université Mohamed Boudiaf – M'sila

RÉSUMÉ :

Le développement et l'exploitation des énergies renouvelables ont connu une forte augmentation ces dernières années. D'ici 20-30 ans, tout système énergétique durable sera basé sur l'utilisation raisonnable des sources traditionnelles et sur un recours aux énergies renouvelables. Naturellement décentralisées, il est intéressant de les exploiter sur le lieu de consommation, en les transformant directement soit en chaleur, soit en électricité selon les besoins. La production d'électricité décentralisée par sources d'énergies renouvelables offre une plus grande sûreté d'approvisionnement des consommateurs tout en respectant l'environnement. Cependant le caractère aléatoire de ces sources nous impose d'établir des règles d'utilisation de ces systèmes pour les exploiter au mieux. Pour cette raison l'objectif de notre travail est de développer un modèle de calcul basé sur la technique de bagging appliqué à un modèle neuronal à savoir : ELM (Extreme Learning Machines) pour prédire la vitesse du vent avec MATLAB.

MOTS-CLEFS :

ELM (Extreme Learning Machine) ; l'énergie éolienne ; Bagging ; Réseaux de neurones.

ABSTRACT :

The development and exploitation of renewable energy has increased sharply in recent years. By 20-30 years, while sustainable energy system will be based on the reasonable use of traditional sources and on renewable energy. Naturally decentralized, it is interesting to use them on the place of production, by directly transforming them to heat or electricity as needed. The decentralized electricity production by renewable energy sources provides greater security of supply to consumers while respecting the environment. However the random nature of these sources requires us to establish rules for using these systems to exploit them. For this reason the objective of this thesis is to develop a computational model based on bagging technique applied to a neural model ELM (Extreme Learning Machines) to predict the wind speed with MATLAB software.

KEYWORDS:

ELM(ExtremeLearningMachine) ;wind energy ; bagging ; Neural Networks .

ملخص:

لقد عرفت الطاقات المتجددة تطورا ملحوظا بعد عديد الإكتشافات في السنوات الأخيرة ، إذ يقدر أنه في 20-30 سنة القادمة كل أنظمة الطاقة المستدامة ستعتمد على الإستخدام المنطقي للطاقة الأحفورية وعودة الطاقات المتجددة. المثير للإهتمام في الطاقات المتجددة هي اللامركزية فالاهتمام منصب على التشغيل في مكان الاستهلاك عن طريق التحويل المباشر إلى طاقة حرارية أو كهربائية حسب الحاجة. إن إنتاج الكهرباء اللامركزية عن طريق مصادر الطاقة المستدامة يوفر أمن أكبر للمستهلكين وذلك باحترام البيئة ولكن الطبيعة العشوائية للمصادر يفرض علينا تأسيس قواعد للاستعمال والتحكم بهذه الطاقة بشكل أفضل لذا فالهدف من هذه المذكرة هو تطوير نموذج حسابي يعتمد على تقنية العينة مطبقة على نموذج عصبي هو: (آلات التعلم القصوى) للتنبؤ بسرعة الرياح ببرنامج ما طلاب.

الكلمات الرئيسية: أ.ت.ق (آلات التعلم القصوى) ؛ طاقة الرياح. العينة. الشبكات العصبية.