

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



FILIERE : ELECTRONIQUE
OPTION : INSTRUMENTATION

N° :

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

Par: CHIKH Djamel

TAYEB BEY Nadjib

Intitulé

**Prédiction de la Vitesse du Vent Par un Modèle
Du Réseau de Neurones Autorégressif**

Soutenu devant le jury composé de:

GUERMAT Noubel	Université de M'sila	Président
MEZAACHE Hatem	Université de M'sila	Rapporteur
FODIL Malika	Université de M'sila	Examineur

Année universitaire : 2020 /2021

Résumé : L'énergie éolienne est l'une des principales sources des énergies renouvelables, car il s'agit d'une source naturelle, inépuisable, propre et disponible, cette énergie est liée aux variations de la vitesse du vent. Ces variations produisent des difficultés dans la gestion des réseaux électriques, et pour une bonne exploitation de cette énergie plusieurs stratégies ont été proposées dans la littérature pour avoir une bonne utilisation de l'énergie éolienne, parmi ces méthodes la mise en œuvre des systèmes de prédiction de la vitesse du vent.

Dans ce contexte l'objectif de ce travail vise à concevoir un modèle pour la prévision de la vitesse du vent qui sera basé sur l'apprentissage machines en utilisant les réseaux de neurones artificiels.

Pour valider l'efficacité de la technique proposée nous choisissons comme critères de performances l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2).

Mots clés : Énergie éolienne, séries temporelles, apprentissage machines, réseaux de neurones artificiels.

Abstract : Wind energy is one of the main sources of renewable energy, because it is a natural, inexhaustible, clean and available source, this energy is linked to variations in wind speed. These variations produce difficulties in the management of electricity networks, and for a good use of this energy, several strategies have been proposed in the literature to have a good use of wind energy, among these methods the implementation of prediction systems. wind speed.

In this context the objective of this work aims to design a model for the prediction of wind speed which will be based on machine learning using artificial neural networks.

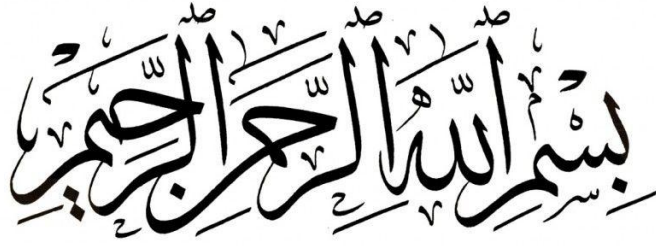
To validate the efficiency of the proposed technique we choose as performance criteria mean squared error (RMSE), Mean absolute error (MAE), Mean absolute percentage error (MAPE) and the coefficient of determination (R^2).

Keywords: Wind energy, time series, machine learning, artificial neural networks.

ملخص : طاقة الرياح هي أحد المصادر الرئيسية للطاقة المتجددة، لأنها مصدر طبيعي لا ينضب ونظيف ومتوفر، وهذه الطاقة مرتبطة بالتغيرات في سرعة الرياح. تنتج هذه الاختلافات صعوبات في إدارة شبكات الكهرباء، ومن أجل الاستخدام الجيد لهذه الطاقة، تم اقتراح العديد من الاستراتيجيات في الأدبيات لاستخدام طاقة الرياح بشكل جيد، ومن بين هذه الطرق تنفيذ أنظمة التنبؤ بسرعة الرياح.

في هذا السياق، يهدف هذا العمل إلى تصميم نموذج للتنبؤ بسرعة الرياح يعتمد على التعلم الآلي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية.

للتحقق من كفاءة التقنية المقترحة، اخترنا معايير الأداء يعني الخطأ التربيعي (RMSE)، ومتوسط الخطأ المطلق (MAE)، ومتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE)، ومعامل التحديد (R^2).



Remerciements

*En premier lieu, nous remercions **ALLAH** de nous avoir aidé et donné la force et la volonté pour achever ce modeste travail.*

*Par la suite, nous remercions notre encadrant Monsieur **Mezaache Hatem**, son précieux conseil et son aide durant toute la période de travail. Il s'est beaucoup investi pour que ce travail soit un succès espéré.*

*Nous remercions également Monsieur **Brik Youcef**, qui nous a présenté un coup de main pour compléter ce mémoire.*

Nos sincères remerciements à tous les membres du jury qui ont accepté de juger ce travail.

Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants du département d'Electronique qui ont contribué à notre formation.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

Dédie cet humble travail:

Pour ma mère, pour son sacrifice, est un témoignage de tout ce Je que j'ai

Affection tout au long de mes études.

Pour mon cher père, mon bras droit est mon souffle

À ma chère fiancée

À mes chers frères et sœurs, pour leur soutien et leurs encouragements,

*A toute ma famille, chacun en son nom, pour les accompagner tout au long
de mon voyage*

A tous mes professeurs, merci beaucoup

À tous mes chers amis et collègues et à tous

TAYEB BEY NADJIB

Dédicaces

Dédie cet humble travail:

Pour ma mère, pour son sacrifice, est un témoignage de tout ce Je que j'ai

Affection tout au long de mes études.

Pour mon cher père, mon bras droit est mon souffle

À ma chère fiancée

À mes chers frères et sœurs, pour leur soutien et leurs encouragements,

*A toute ma famille, chacun en son nom, pour les accompagner tout au long
de mon voyage*

A tous mes professeurs, merci beaucoup

À tous mes chers amis et collègues et à tous

CHIKH DJAMEL

Table des matières

Liste des figures	III
Liste des tableaux	V
Liste des symboles	VI
Liste Abréviation.....	VI
Introduction générale.....	1

Chapitre I : L'énergie Éolienne

I.1 Introduction	2
I.2 Bref historique de l'énergie éolienne	2
I.3 Evolution Mondiale de l'énergie éolienne:.....	3
I.3.1 Production mondiale d'énergie éolienne :	3
I.3.2 Energie éolienne en monde jusqu'a 2020 :	4
I.3.3 Energie éolienne en Algérie :	5
I.4 Définition de l'énergie éolienne :.....	7
I.5 Les différents types d'éoliennes :	8
I.5.1 Les éoliennes à axe horizontal :	8
I.5.2 Les éoliennes à axe vertical :	10
I.6 Les composantes principales d'une éolienne:	11
I.7 Principe de fonctionnement d'une éolienne :.....	13
I.8 Stratégies de commande de la turbine:	13
I.9 Energie Cinétique Du Vent – Conversion En Energie Mécanique :14	
I.9.1 Loi de BETZ :.....	14
I.10 Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne :	17
I.10.1 Avantages :	17
I.10.2 Inconvénients :	18
I.10 Conclusion :.....	18

Chapitre II : Les Réseaux De Neurones Artificiels

II.1 Introduction :	19
II.2 Historique sur les réseaux de neurones :	19
II.3 Les Réseaux de neurones artificiels (RNA) :.....	19
II.3.1 Le neurone :.....	20
II.3.2 Définition :	20
II.3.3 Neurone biologique :.....	21
II.3.4 Le neurone formel :.....	22
II.4 Principe de fonctionnement :.....	24

II.5 Caractéristiques d'un réseau de neurones :	24
II.6 Structure d'interconnexion des RNA :	24
II.6.1 Réseau multicouche :	24
II.6.2 Réseau à connexions locales :	25
II.6.3 Réseau à connexions récurrentes :	25
II.6.4 Réseau à connexions complexes :	26
II.7 Architecture des réseaux de neurone :	26
II.8 Quelques Modèles des Réseaux de Neurones Artificiels :	27
II.8.1 Le Perceptron monocouche (SLP) :	27
II.8.2 Le Perceptron Multi Couches (PMC) :	28
II.8.3 Le réseau de neurone fonctions a Base Radial :	32
II.8.4 Réseau de neurones artificiels autorégressif:	33
II.9 L'apprentissage :	34
II.9.1 Méthodes d'apprentissage :	35
II.10 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones:[40]	35
II.10.1 Les Avantages :	35
II.10.2 Les Inconvénients :	36
II.11 Conclusion :	36
<u>Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion</u>	
III.1 Introduction :	37
III.2 Les Séries temporelles :	37
III.3 Concepts sur la prédiction :	37
III.3.1 Définition d'une prévision :	37
III.3.2 Horizon de la prévision :	38
III.4 Présentations de la base de données :	38
III.4.1 Caractéristiques de la ville :	38
III.5 Critères d'évaluations :	40
III.5.1 Racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) :	40
III.5.2 Erreur Moyenne de Pourcentage Absolue (MAPE):	40
III.5.3 L'erreur systématique absolue moyenne (MABE) :	41
III.5.4 Coefficient de détermination (R^2) :	41
III.6 Résultats de simulation pour la ville :	41
III.6.1 La prédiction de la vitesse du vent pour la ville de M'sila :	41
III.7 Conclusion:	48
Conclusion général:	50

Liste des figures

Chapitre I : L'énergie Éolienne

Figure I. 1 Les formes d'éoliennes à travers l'histoire.....	3
Figure I. 2 Capacité et taux de croissance de l'énergie éolienne installée dans le monde, 2000 2013.	3
Figure I. 3 Energie éolienne mondiale (MW).....	5
Figure I. 4 La ferme éolienne d'Adrar.....	6
Figure I. 5 Régions ventées en Algérie.....	6
Figure I. 6 Comparaison entre les vitesses moyennes de sites ventés.....	7
Figure I. 7 Principaux organes du système de conversion éolien.....	7
Figure I. 8 éoliennes à axe horizontal.....	9
Figure I. 9 Principales composantes de l'éolienne à axe horizontal.....	9
Figure I. 10 Technologie éolienne à axe vertical.....	11
Figure I. 11 Schéma d'une éolienne.....	12
Figure I. 12 Courbe de la puissance éolienne en fonction de la vitesse du vent.....	13
Figure I. 13 Coefficient de puissance en fonction du rapport de vitesse du vent.....	16

Chapitre II : Les Réseaux De Neurones Artificiels

Figure II. 1 Neurone biologique.....	21
Figure II. 2 Le neurone formel.....	22
Figure II. 3 Réseau multicouche classique.....	25
Figure II. 4 Réseau à connexions locales.....	25
Figure II. 5 Réseau à connexions récurrentes.....	26
Figure II. 6 Réseau à connexions complexes.....	26
Figure II. 7 Topologies des réseaux de neurones artificiels.....	27
Figure II. 8 Structure d'un ELM.....	28
Figure II. 9 Exemple d'un réseau de type perceptron multicouches.....	29
Figure II. 10 Architecture général d'un réseau de neurone MLP.....	30
Figure II. 11 Exemple de réseau MLP a une couche cachée avec 5 entrées ,3neurones dans la couche cachée, et quatre sorties.....	30
Figure II. 12 structure d'un RBF.....	32
Figure II. 13 Architecture d'un réseau de neurones artificiels autorégressif multi-varié.....	34

Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion

Figure III. 1 Les courbes de la base de donnée (Température) pour ville de M'sila.....	39
Figure III. 2 Les courbes de la base de donnée (Relative humidité) pour ville de M'sila.....	39
Figure III. 3 Les courbes de la base de donnée (Wind speed) pour ville M'sila.....	40

Figure III. 4 Vitesse du vent réel et prédites avec 1 couche cachée pour la NARX dans la phase d'apprentissage.	42
Figure III. 5 Vitesse du vent réel et prédites avec 2 couches cachées pour la NARX dans la phase d'apprentissage.	42
Figure III. 6 Vitesse du vent réel et prédites avec 3 couches cachées pour la NARX dans la phase d'apprentissage.	43
Figure III. 7 Vitesse du vent réel et prédites avec 1 couche cachée pour la NARX dans la phase de test.	43
Figure III. 8 Vitesse du vent réel et prédites avec 2 couches cachées pour la NARX dans la phase de test.	44
Figure III. 9 Vitesse du vent réel et prédites avec 3 couches cachées pour la NARX dans la phase de test.	44
Figure III. 10 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 10] neurones pour la NARX dans la phase de d'apprentissage.	45
Figure III. 11 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 20] neurones pour la NARX dans la phase de d'apprentissage.	46
Figure III. 12 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 30] neurones pour la NARX dans la phase de d'apprentissage.	46
Figure III. 13 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 10] neurones pour la NARX dans la phase de de test.	47
Figure III. 14 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 20] neurones pour la NARX dans la phase de de test.	47
Figure III. 15 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 30] neurones pour la NARX dans la phase de de test.	48

Liste des tableaux

Chapitre I : L'énergie Éolienne

Tableau I. 1 Informations de base sur les 10 principaux pays en termes de capacité d'énergie éolienne installée, 2013.....	4
Tableau I. 2 Classification des turbines éoliennes	10

Chapitre II : Les Réseaux De Neurones Artificiels

Tableau II. 1 Fonction de transfert.	23
Tableau II. 2 MLP versus RBF.....	33

Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion

Tableau III. 1. Caractéristiques géographiques de la ville de M'sila.....	38
Tableau III. 2 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la phase d'apprentissage	41
Tableau III. 3 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la phase de test.....	43
Tableau III. 4 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la phase d'apprentissage	45
Tableau III. 5 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la phase de test.....	47

Liste des symboles

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

V	Vitesse instantanée du vent
V_D	Vitesse de démarrage
V_N	Vitesse moyenne nominale
V_M	Vitesse seuil
v	Vitesse du vent
V	Volume d'air
ρ	Masse volumique de l'air
X_i	Cellules d'entrées
Z_K	neurones d'activation
m	nombre de cellules de couche d'entrée
n	nombre de neurones de couche cachée
p	nombre de neurones de couche sortie
v_{if}	Poids des connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée
w_{kj}	Poids des connexions entre la couche cachée et la couche de sortie
s_k	la sortie désirée
z_k	la sortie réelle
x_0	les biais (couche cachée)
y_0	les biais (couche de sortie)
f	la fonction d'activation
y_i	la sortie de couche cachée

Liste Abréviation

RNA	Réseau de Neurones Artificiels
SLP	Perceptron monocouche
PMC	Perceptron multicouches
RBF	fonction à base radiale
AR	Autorégressive
RMSE	L'erreur Quadratique Moyenne (The Root Mean Squared Error)
R^2	Le Coefficient de Détermination
MAPE	L'erreur Moyenne de Pourcentage Absolue
MABE	L'erreur systématique absolue moyenne

Introduction générale

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 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.

C'est pour cela que la production de l'énergie éolienne est importante et qu'il est intéressant

de pouvoir trouver des solutions afin de produire toujours d'énergie de manière plus propre et plus durable.

Cette méconnaissance de la production future d'énergie à tendance à rendre la gestion du réseau électrique plus difficile. [1]

Objectif du mémoire:

Dans ce travail, nous nous intéressons à proposé un système de prédiction de la vitesse du vent en utilisé un type de réseaux de neurones artificiels qui les Réseaux de Neurones Autorégressif qui accepte comme entrées des données métrologiques qui sont la température, Humidité relative et aussi la vitesse du vent tous ces données sont présentés sous formes de séries temporelles. ces deux outils mathématiques sont très important et ils sont utilisés en coopération pour amélioré les performances des système de prédiction.

Structure du mémoire :

Le présent travail est scindé en trois chapitres.

Le premier chapitre sera consacré à une présentation générale de l'énergie éoliennes.

La deuxième partie, nous aborderons l'utilité des réseaux neurones artificiels.

La troisième partie sera le fruit de notre travail où elle présente les résultats de simulation par Matlab pour notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur le réseau de neurone de type autorégressif, où nous avons utilisé des données métrologiques de la ville de M'sila.

On termineras ce mémoire par conclusion générale, ainsi qu'une bibliographie indiquant quelques sources d'informations utilisées.

Chapitre I :
L'énergie Éolienne

I.1 Introduction

L'énergie d'origine éolienne fait partie des énergies renouvelables le vent est une source d'énergie propre, inépuisable et gratuite. Cette source a servi l'humanité pendant de nombreux siècles en propulsant des navires et en entraînant des éoliennes pour broyer les céréales et pomper l'eau [2].

L'énergie éolienne est une énergie électromécanique extraite de l'énergie cinétique du vent en utilisant des éoliennes pour produire de l'énergie électrique.

La conversion de l'énergie éolienne en énergie mécanique est en effet relativement aisée, il suffit «seulement» d'avoir un potentiel satisfaisant et de résister aux caprices des vents excessifs. Parallèlement, les progrès technologiques dans les domaines de l'électrotechnique, de l'électronique et des matériaux permettent désormais de disposer de machines aux performances étonnantes en termes de puissance, tout en limitant les impacts sur l'environnement [3].

I.2 Bref historique de l'énergie éolienne

Les premières utilisations du vent en tant qu'énergie par l'homme remontent aux moulins à vent. Apparus à l'an 600 tout d'abord en Orient puis en Egypte, les moulins à vent produisaient une énergie mécanique qui servait à moudre les grains mais aussi à pomper l'eau pour irriguer les cultures.

Les moulins à vent sont également apparus en Europe un peu avant l'an 1000 en Grande-Bretagne puis au XIIe siècle se sont répandus dans toute l'Europe. Il a été construit sur un modèle d'éolienne à axe vertical [4].

Les premières éoliennes ne font leur apparition véritablement qu'à la fin du XIXème siècle, sous forme expérimentale. C'est Charles F. Bush qui conçoit ce dispositif en premier pour alimenter sa maison en électricité, en 1888. L'éolienne fonctionne avec des pales à axe vertical et plusieurs accumulateurs (batteries) pour stocker l'énergie produite.

Par la suite, le dispositif éolien de Charles F. Bush est repris par le danois Poul La Cour qui dessine plusieurs éoliennes industrielles dont une qui sera vendue en 72 exemplaires au début du XXème siècle. Ces éoliennes visaient à produire de l'hydrogène en utilisant la force du vent pour la convertir en énergie chimique par un processus d'électrolyse [4].

Pendant tout le XXème siècle, de nombreux essais seront réalisés. En 1957, Johannes Juul crée une turbine qu'il appellera Gedser et qui sert encore aujourd'hui de modèle aux éoliennes modernes. Aux États-Unis, en Grande-Bretagne et en France seront réalisées des éoliennes dont la puissance pourra aller jusqu'à 1 000 kW [3].



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

I.3 Evolution Mondiale de l'énergie éolienne:

I.3.1 Production mondiale d'énergie éolienne :

L'énergie éolienne est en croissance dans le monde, une tendance encourageante à la veille de l'accord de Paris sur le changement climatique à la fin de l'année. La croissance de l'éolien est le résultat direct des politiques d'énergies renouvelables mises en place par les gouvernements.

En 2013, la capacité d'énergie éolienne installée dans le monde s'élevait à 320 GW, soit environ 5,6% du total mondial, et la production d'énergie éolienne était estimée à 640 TWh, soit environ 2,9% du total mondial. De 2000 à 2013, la capacité installée de l'énergie éolienne pour produire de l'électricité a augmenté de 17 fois, le taux de croissance annuel était de 25,0% [5].

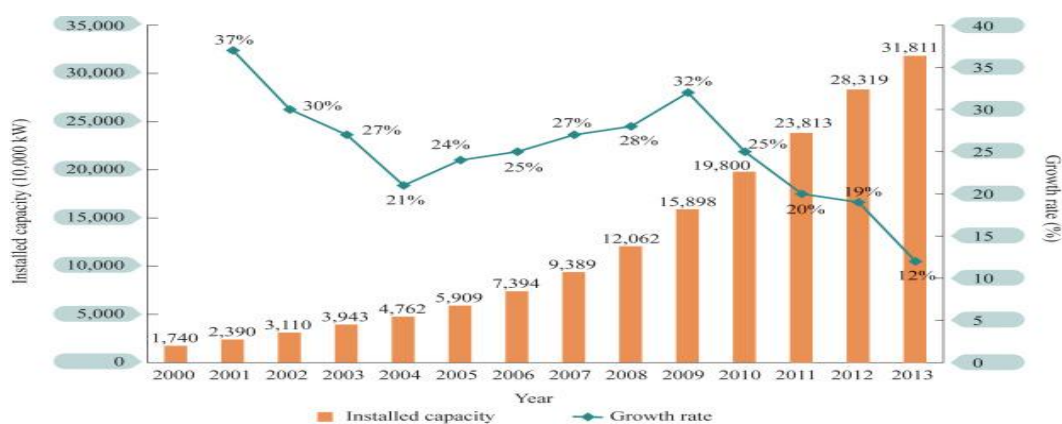


Figure I. 2 Capacité et taux de croissance de l'énergie éolienne installée dans le monde, 2000-2013.

Fin 2013, 6 pays d'Europe, 2 d'Amérique du Nord et 2 pays d'Asie figurent parmi les premiers 10 dans le monde en termes de capacité éolienne installée.

Chapitre I : L'énergie Éolienne

Collectivement, ces pays ont installé une capacité éolienne de 85% de la capacité mondiale.

	Pays	Capacités installées (10,000 kW)	Part des capacités électriques totales installées à l'échelle nationale (%)
1	Chine	7548	6.2
2	Etats-Unis	6109	5.7
3	Allemagne	3425	19.3
4	Espagne	2296	21.8
5	Inde	2015	8.1
6	Royaume-Uni	1053	11.1
7	Italie	855	6.9
8	France	825	6.4
9	Canada	780	5.8
10	Danemark	477	33.9

Tableau I. 1 Informations de base sur les 10 principaux pays en termes de capacité d'énergie éolienne installée, 2013.

Au total, 103 pays et régions du monde développent et exploitent l'énergie éolienne, les États-Unis et certains pays de l'Union européenne en particulier représentant une part relativement importante de la capacité mondiale totale. L'énergie éolienne est devenue la plus grande source d'électricité au Danemark et en Espagne, représentant respectivement 34% et 21% de l'électricité totale consommée dans tout le pays. L'énergie éolienne représente respectivement 20%, 16% et 9% de la consommation totale d'électricité au Portugal, en Irlande et en Allemagne [6].

I.3.2 Energie éolienne en monde jusqu'à 2020 :

Sur la base de l'expérience et des taux de croissance des années passées prévoit que l'énergie éolienne continuera son développement dynamique dans les années à venir. Malgré les impacts à court terme de la crise financière actuelle qui rendent difficile les prévisions à court terme, on peut attendre, qu'à moyen terme, l'énergie éolienne attirera les investisseurs grâce à son faible risque et au besoin d'énergie propre et fiable. De plus en plus de gouvernements comprennent les bénéfices multiples de l'énergie éolienne et mettent en place des politiques favorables, incluant la promotion des investissements décentralisés par des producteurs indépendants, petits, moyens ou basés sur des communautés, tous ouvrant la voie vers un système de production d'énergies davantage

renouvelables pour le futur. En calculant rigoureusement et en prenant en compte des facteurs d'insécurité, on estime que l'énergie éolienne sera capable de contribuer en 2020 à au moins 12% de la consommation électrique mondiale.

En 2015, une capacité totale de 600 000 MW est possible. Fin 2020, au moins 1500 000 MW peuvent être attendus (Figure I.2) [7].

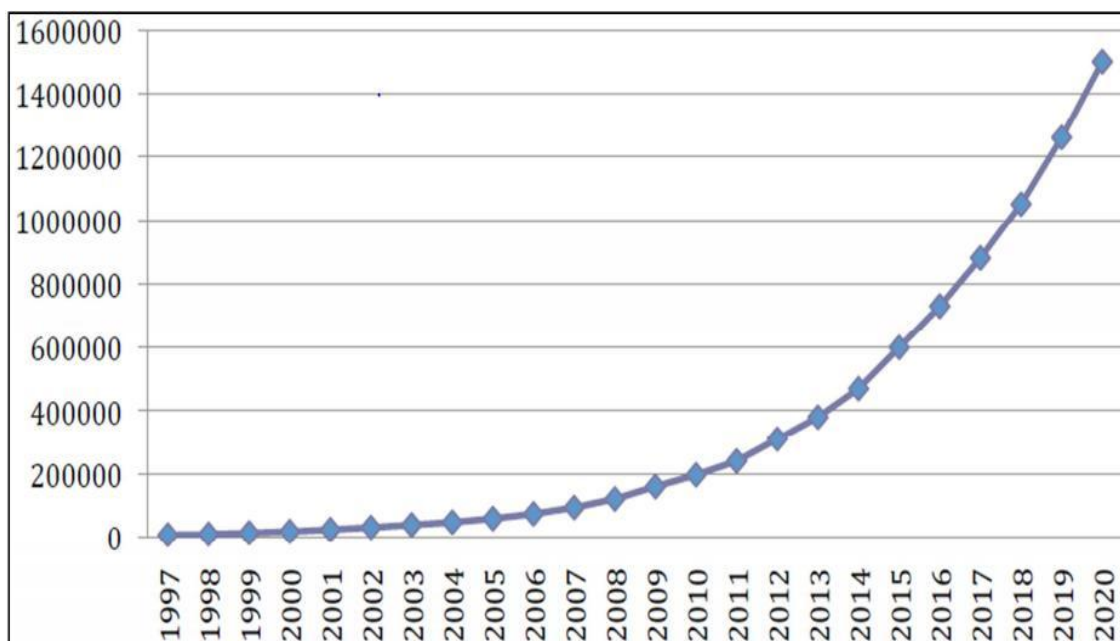


Figure I. 3 Energie éolienne mondiale (MW).

I.3.3 Energie 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., [8] en 1984, suivis par Bensad, en 1985, [9], Hammouche, en 1990 [10], KasbadjiMerzouk en 1994 [11] et F. Youcef Ettoumi en 2002, [12].

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 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 I. 4 La ferme éolienne d'Adrar.

I.3.3.1 Répartition régionale de la vitesse du vent :

Pour installer une éolienne il faut choisir un site où la vitesse du vent fournirait l'énergie nécessaire; nous devons donc faire des mesures de la vitesse du vent dans plusieurs sites. La Figure I.4 montre un exemple des régions ventées en Algérie d'après les données satellitaires du Laboratoire d' Energie Eolienne du Centre de Recherche en Energies Renouvelables (CDER, Algérie).

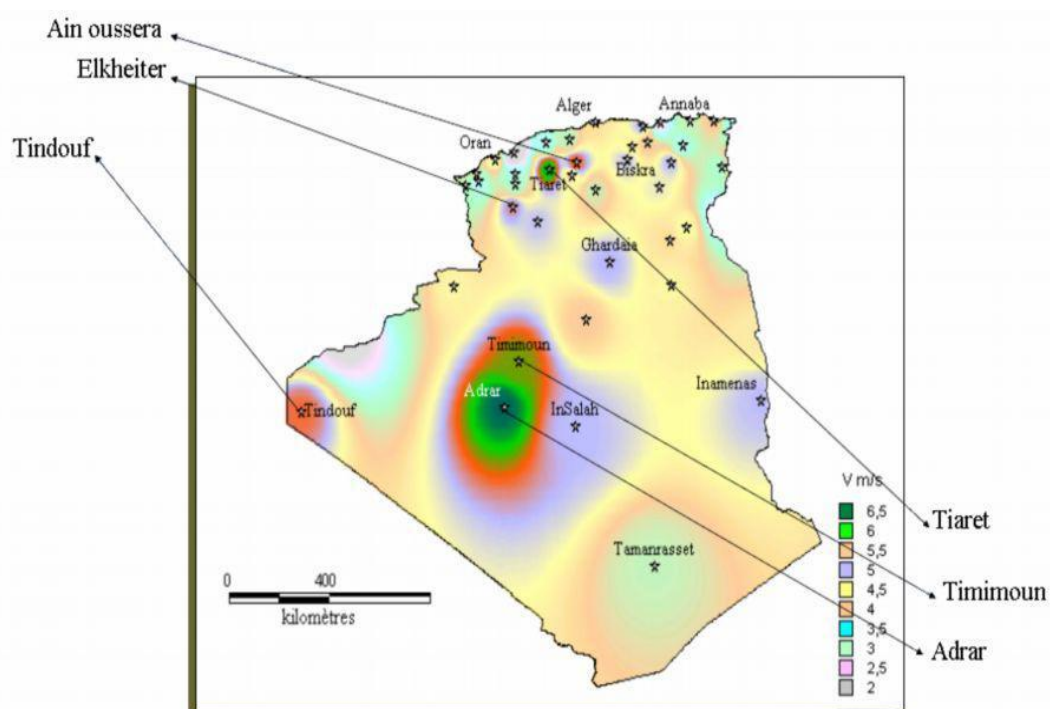


Figure I. 5 Régions ventées en Algérie.

D'après les données du CDER, la (Figure I.6) indique les vitesses des vents pour différents sites situés en Algérie.

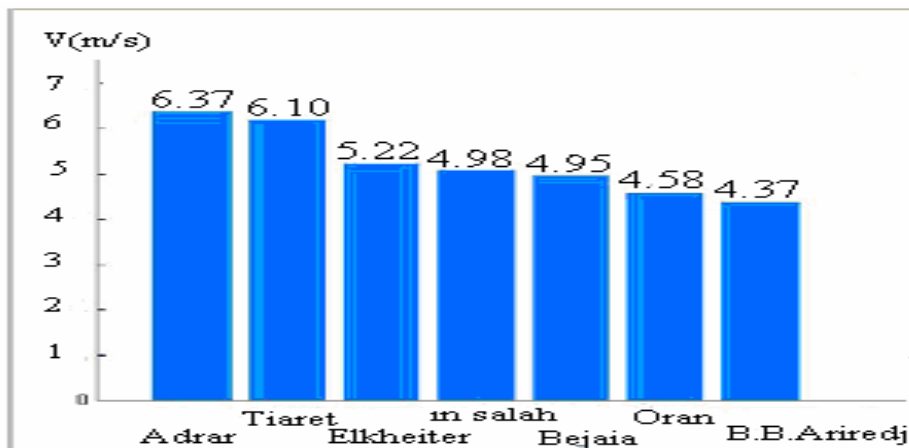


Figure I. 6 Comparaison entre les vitesses moyennes de sites ventés.

I.4 Définition de l'énergie éolienne :

Un aérogénérateur, plus communément appelé éolienne, est un dispositif qui transforme une partie de l'énergie cinétique du vent (fluide en mouvement) en énergie mécanique disponible sur un arbre de transmission puis en énergie électrique par l'intermédiaire d'une génératrice [14].



Figure I.6: Conversion de l'énergie cinétique du vent.

Le SCE (Système de Conversion Eolien) est constitué d'un générateur électrique, entraîné 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.

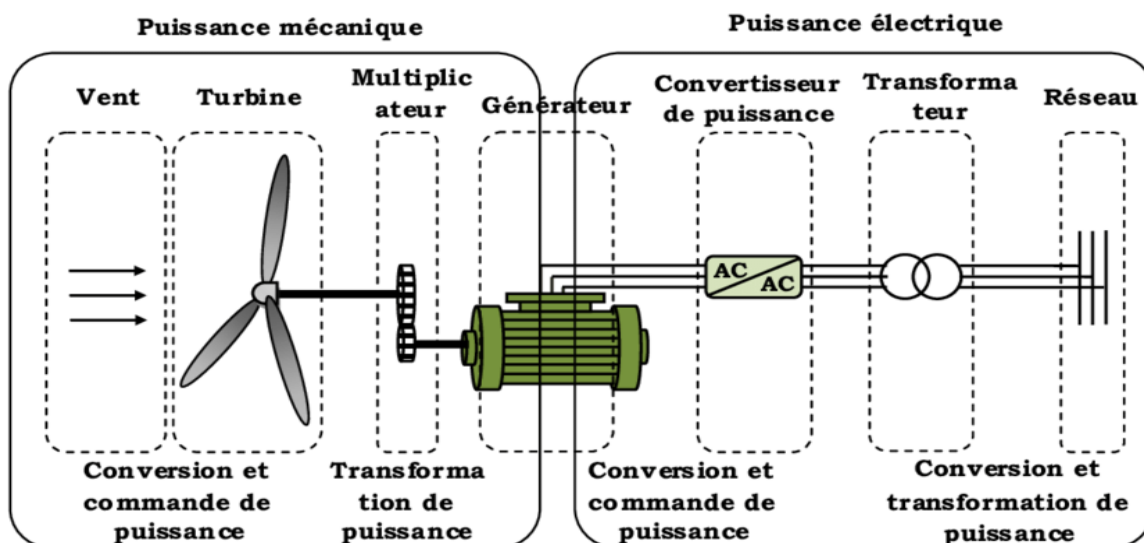


Figure I. 7 Principaux organes du système de conversion éolien.

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 [15].

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.

I.5 Les différents types d'éoliennes :

Généralement il y a deux types d'installations des éoliennes : l'éolienne qui n'est pas raccordée au réseau dite « individuelle » est installée en site isolé ; le deuxième mode concerne les éoliennes regroupées sous forme de fermes éoliennes installées sur la terre ou de plus en plus en mer avec les fermes éoliennes « offshore » où la présence du vent est plus régulière. Avec les fermes « offshore » on réduit les nuisances sonores et on améliore l'esthétique, Du point de vue structure, on distingue deux grands types d'éoliennes qui sont:

I.5.1 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 aérodynamique 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 C_e , 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.

Notons cependant que certains travaux défendent la viabilité du rotor vertical en réalisant des études multicritères, Les concepts abordés dans la suite de cette étude se limiteront uniquement au cas des éoliennes à axe horizontal [16].

Aujourd'hui, pratiquement les seules éoliennes commerciales sont à axe horizontales Les plus grandes éoliennes mesurent jusqu'à 180 m en bout de pale avec un moyeu à 120 m pour une puissance de 6 MW.

Les éoliennes à axe vertical ont été prometteuses dans les années 80 et au début des années 90, mais leur faible rendement aérodynamique ainsi que les fluctuations élevées de la puissance électrique générée les ont écartées du marché.

Dans ce contexte, quelques notions principales au sujet de la technologie éolienne ont été données comme les méthodes de description du gisement éolien, des exemples d'architectures, les génératrices utilisées, Nos travaux portent sur un système éolien de petite puissance dédié à un site perturbé comme le milieu urbain.



Figure I. 8 éoliennes à axe horizontal.

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

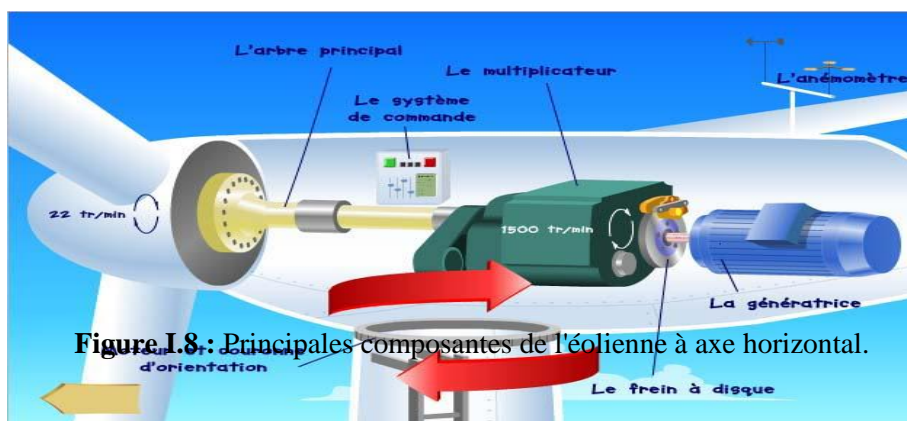


Figure I.8 : Principales composantes de l'éolienne à axe horizontal.

Figure I. 9 Principales composantes de l'éolienne à axe horizontal.

I.5.1.1 Les catégories des éoliennes :

La limite entre les petites et les grandes éoliennes n'est pas clairement définie, La petite éolienne serait pour des puissances inférieures 40 kW, Certains vont même jusqu'à rajouter d'autre catégorie micro et moyenne éolienne [17], Les petites éoliennes sont conçues pour équiper des habitations individuelles, des entreprises et permettent une réduction des factures d'électricité, voir une indépendance énergétique.

I.5.1.2 Classification des turbines éoliennes :

Le (tableau I.2) suivant propose une classification des turbines éoliennes selon leur puissance délivrée et le diamètre de leur hélice.

ECHELLE	DIMÉTRE DE L'HÉLICE	PUISSANCE DELIVRÉE
Petit	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 I. 2 Classification des turbines éoliennes

a) Les avantages d'une machine à axe horizontal sont les suivantes :

- Une très faible emprise au sol par rapport aux éoliennes à axe vertical.
- Le générateur et les appareils de commande sont dans la nacelle au sommet de la tour. Ainsi, il n'est pas nécessaire de rajouter un local pour l'appareillage

b) Les inconvénients d'une machine à axe horizontal sont les suivantes:

- Coût de construction très élevé.
- L'appareillage se trouve au sommet de la tour ce qui gêne l'intervention en cas d'incident.

I.5.2 Les éoliennes à axe vertical :

Pour ces capteurs, l'axe de rotation est vertical et perpendiculaire à la direction du vent, et sont les premières structures développées pour produire de l'électricité. Elles possèdent l'avantage d'avoir les organes de commande et le générateur au niveau du sol, donc elles sont facilement accessibles. Elles sont adaptées à tous les vents et ne nécessitent pas de dispositif d'orientation.

Deux d'entre elles sont particulièrement remarquables : Savonius et Darrieus.

L'éolienne Savonius comporte principalement deux demi cylindres dont les axes sont décalés l'un par rapport à l'autre. Comme les machines à aubes, elle utilise essentiellement traînée pour tourner. Cette machine présente deux avantages:

- Elle est simple à fabriquer
- Elle démarre avec des vitesses de vent de l'ordre de 2 m/s

L'éolienne inventée par le Français Darrieus est un rotor dont la forme la plus courante rappelle vaguement un fouet à battre les oeufs. Cette machine est bien adaptée à la fourniture d'électricité. Malheureusement, elle ne peut pas démarrer seule. Ce type de machine, qui peut offrir les puissances les plus fortes n'a pas connu le développement technologique qu'il méritait à cause de la fragilité du mécanisme encore mal maîtrisée. Toutefois, cela devrait pouvoir être résolu si des efforts supplémentaires étaient faits dans la recherche sur ce sujet [18].



Figure I. 10 Technologie éolienne à axe vertical.

Les avantages 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).

I.6 Les composantes principales d'une éolienne:

Une éolienne est constituée principalement de trois parties : les pales (entre 1 et 3), la nacelle et la tour, Chacune de ces parties doit être minutieusement étudiée et modélisée

de façon à obtenir un meilleur rendement et une bonne fiabilité du système ainsi qu'un faible coût d'investissement.

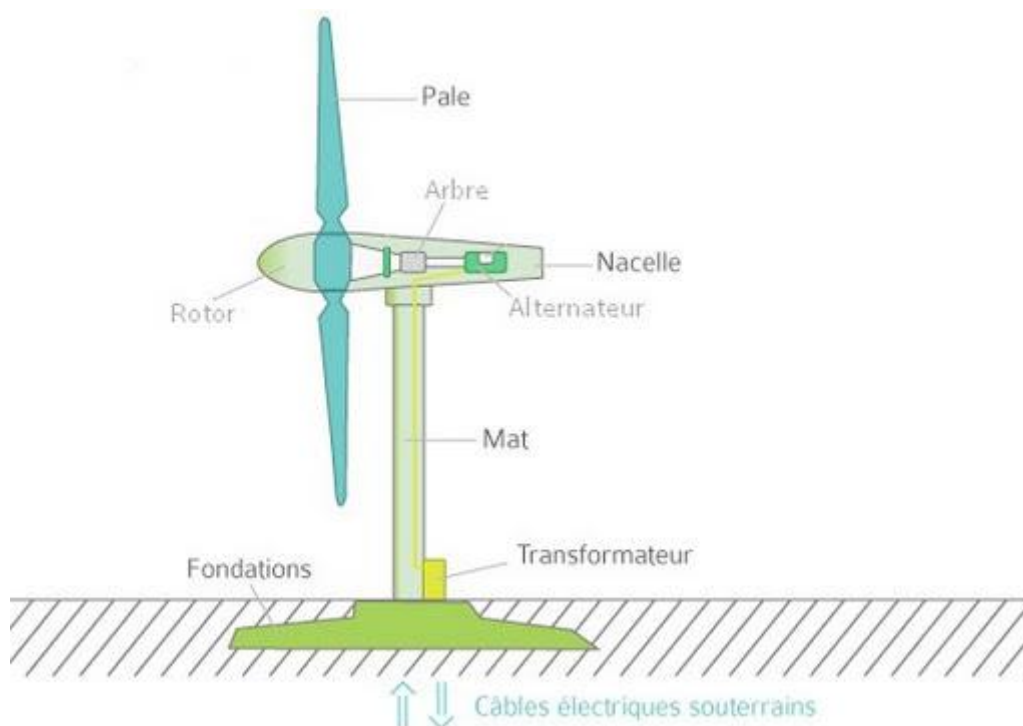


Figure I. 11 Schéma d'une éolienne.

La fondation : est généralement conçue en béton. Elle doit être assez solide pour permettre de fixer toute la structure de l'éolienne.

Le mât : est plus ou moins imposant selon la force de l'éolienne et est conçu en métal afin d'apporter solidité à l'ensemble. Il supporte les principaux éléments de l'éolienne : la nacelle et le rotor. Certains mâts peuvent atteindre jusqu'à 100 mètres en hauteur : plus le rotor est haut et plus le rendement de l'éolienne sera bon, les hélices n'étant plus gênées par aucun obstacle. Un mât solide permet une plus grande longueur de pale.

La nacelle : est le moteur de l'éolienne. C'est à l'intérieur de cet équipement que se trouve le générateur d'électricité qui permet de convertir l'énergie produite par le mouvement de l'hélice en électricité et le reste de la machinerie qui dirige les pales en fonction de la force du vent (frein, suivi du vent, mise au repos).

Le rotor : Le rotor est composé du nez de l'éolienne et de l'hélice. L'hélice est généralement composée de trois pales. Les pales sont placées au devant de la nacelle et reliées ainsi à elle. Les pales produisent une énergie mécanique qui est transformée en électricité par la nacelle. L'électricité produite par la nacelle est transportée par des câbles situés dans le mât jusqu'à une cabine de dispersion.

Les pales : Le rotor, et tout particulièrement les pales, constituent la partie mécanique la plus importante de l'éolienne, L'efficacité globale de l'aérogénérateur dépend fortement de celle-ci , Plusieurs éléments caractérisent ces dernières tels que : la longueur, la largeur, le profil, le matériau et le nombre.

I.7 Principe de fonctionnement d'une éolienne :

L'énergie mécanique directement produite par le mouvement des pales de l'hélice est transformée en énergie électrique. Les pales de l'hélice tournent sous l'effet du vent et sous le contrôle du superviseur situé dans la nacelle. Dans celle-ci se trouve un alternateur relié aux pales qui va transformer l'énergie mécanique en électricité.

Les éoliennes doivent être capables de résister aux fortes tempêtes et elles ont également besoin d'une vitesse de vent minimale pour pouvoir fonctionner, de l'ordre de 10 à 15 km/h.

Les éoliennes sont munies d'un multiplicateur qui est un autre composant de la machinerie qui permet de faire fonctionner l'éolienne. Les pales de l'hélice, de par leur grande taille, ont une vitesse de rotation qui est limitée, de l'ordre de 10 à 15 tours par minute environ. Dans la nacelle se trouve un second rotor avec des pales beaucoup plus petites et une vitesse de rotation très grande. Le multiplicateur fait le lien entre les pales de l'hélice et le second rotor afin d'obtenir une vitesse de rotation très importante (1000 tours par minute).

Le rendement optimal d'une éolienne est obtenu avec de vents de 50 km/h. Au-dessus de 90 km/h, les éoliennes s'arrêtent de tourner ces vents forts sont peu fréquents et trop puissants : ils entraîneraient une usure beaucoup plus rapide des éoliennes ce qui ne les rendraient pas rentables [19].

I.8 Stratégies de commande de la turbine:

La courbe de puissance convertie d'une turbine, généralement fournie par les constructeurs, qui permet de définir quatre zones de fonctionnement pour l'éolienne suivant la vitesse du vent :

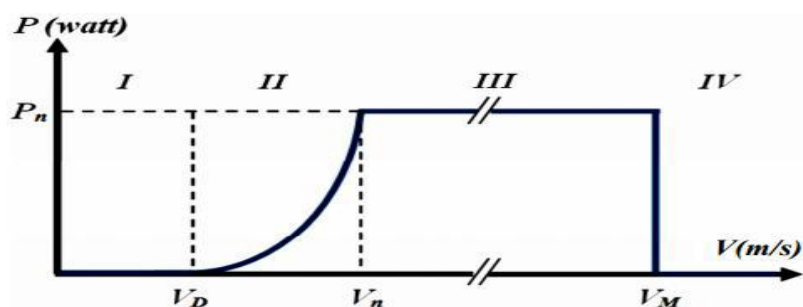


Figure I. 12 Courbe de la puissance éolienne en fonction de la vitesse du vent.

VD : La vitesse du vent correspondant au démarrage de la turbine. Suivant les constructeurs.

VD : varie entre 2.5 m/s et 4 m/s pour les éoliennes de forte puissance.

Vn : La vitesse du vent pour laquelle la puissance extraite correspond à la puissance nominale de la génératrice. Suivant les constructeurs, Vn varie entre 11.5 m/s et 15 m/s en fonction des technologies.

VM : vitesse du vent au-delà de laquelle il convient de déconnecter l'éolienne pour des raisons de tenue mécanique en bout de pales. Pour la grande majorité des éoliennes, VM vaut 25 m/s.

Zone I : $V < VD$: La vitesse du vent est trop faible. La turbine peut tourner mais l'énergie à capter est trop faible.

Zone II : $VD < V < Vn$: Le maximum de puissance est capté dans cette zone pour chaque vitesse de vent. Différentes méthodes existent pour optimiser l'énergie extraite. Cette zone correspond au fonctionnement à charge partielle.

Zone III : $Vn < V < VM$: La puissance disponible devient trop importante, La puissance extraite est donc limitée, tout en restant le plus proche possible de la puissance nominale de la turbine (P_n), Cette zone correspond au fonctionnement à pleine charge.

I.9 Energie Cinétique Du Vent – Conversion En Energie

Mécanique :

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.

I.9.1 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 st égale à [20], [21] :

$$E = \frac{1}{2}mv^2 \quad (\text{I.1})$$

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

$$p_m = \frac{d}{dt} = \frac{1}{2} m v^2 \quad (\text{I.2})$$

Où : 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 :

$$p_m = \frac{1}{2} \rho A v^2 \quad (\text{I.3})$$

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** :

$$p_m = \frac{1}{2} \rho \cdot A_1 \cdot v_1^3 - \frac{1}{2} \rho \cdot A_2 \cdot v_2^3 = \frac{1}{2} \rho (A_1 \cdot v_1^3 - A_2 \cdot v_2^3) \quad (\text{I.4})$$

Où : A_1 et A_2 - 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.

$$\rho \cdot v_1 \cdot A_1 = \rho \cdot v_2 \cdot A_2 \quad (\text{I.5})$$

Ainsi,

$$p_m = \frac{1}{2} \rho \cdot A_1 \cdot v_1 \cdot (v_1^2 - v_2^2) \quad (\text{I.6})$$

On peut remarquer que la puissance mécanique maximale se produit lorsqu'est nulle. Si est égale à zéro, l'air a été porté à un arrêt complet par le convertisseur, qui n'est pas physiquement possible. Si v_2^2 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 :

$$F = m \cdot (v_1 - v_2) \quad (\text{I.7})$$

La transmission mécanique extraite est :

$$p_m = F \cdot v' = m \cdot (v_1 - v_2) \cdot v' \quad (\text{I.8})$$

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

$$v' = \frac{1}{2} (v_1 - v_2) \quad (\text{I.9})$$

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:

$$p_m = \frac{1}{2} \rho \cdot A \cdot (v_1^2 - v_2^2) \cdot (v_1 + v_2) \quad (\text{I.10})$$

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:

$$c_p = \frac{p_m}{p_m} = \frac{\frac{1}{2} \rho \cdot A \cdot (v_1^2 - v_2^2) \cdot (v_1 + v_2)}{\frac{1}{2} \rho \cdot A \cdot v^3} \quad (\text{I.11})$$

Le coefficient de puissance peut également être exprimé en termes de rapport de vitesse $\frac{v_1}{v_2}$:

$$c_p = \frac{p_m}{p_m} = \frac{1}{2} \left| 1 - \left(\frac{v_2}{v_1} \right)^2 \right| \cdot \left| 1 - \frac{v_2}{v_1} \right| \quad (\text{I.12})$$

Si on trace l'équation (I.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 : $c_{p=\frac{1}{2}} = 0.593$

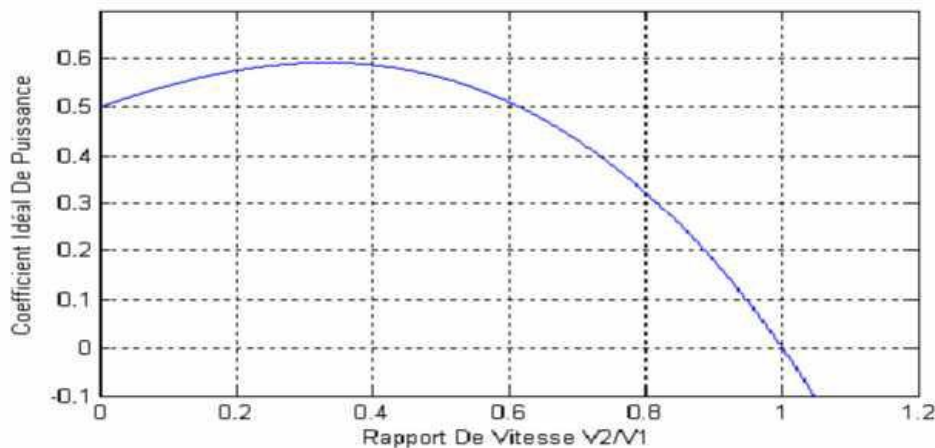


Figure I. 13 Coefficient de puissance en fonction du rapport de vitesse du vent .

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 :

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

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.

I.10 Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne :

I.10.1 Avantages :

- Cette source d'énergie est également très intéressante pour les pays en voie de développement. Elle répond au besoin urgent d'énergie à ces pays pour se développer.
- L'énergie éolienne est une énergie renouvelable propre, écologique, économique, et inépuisable, c'est une énergie qui respecte l'environnement.
- L'énergie éolienne n'est pas non plus une énergie à risque comme l'est l'énergie nucléaire et ne produit pas des 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

- Parmi toutes les sources de production d'électricité, celle d'origine éolienne subit de très loin le plus fort taux de croissance.
- C'est l'énergie la moins chère entre les énergies renouvelables.
- Chaque mégawatheure 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.
- Respectueuse des territoires : les activités agricoles/industrielles peuvent se poursuivre aux alentours.
- 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.

I.10.2 Inconvénients :

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

- L'impact visuel : ça reste néanmoins un thème subjectif.
- Les bruits mécaniques ou aérodynamiques.
- Les éoliennes peuvent nuire à la migration des 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.
- 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.
- Il a fallu plusieurs décennies pour réaliser des éoliennes silencieuses, esthétiques et résistantes aux conditions météorologiques.

I.10 Conclusion :

Une brève description du domaine de l'énergie éolienne est présentée dans ce chapitre, où nous avons fournis un aperçu historique de l'utilisation de l'énergie éolienne, puis l'état de l'énergie éolienne dans le monde au cours des dernières années est présenté.

Le potentiel éolien en Algérie a également été démontré. En outre, certains concepts clés sur la technologie éolienne ont été introduits concernant principalement les différents types d'éoliennes utilisées et les plus importants. Enfin, Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne.

Chapitre II :

Les Réseaux De Neurones Artificiels

II.1 Introduction :

Les réseaux de neurones connaissent un succès croissant dans divers domaines de l'ingénierie et des sciences technologiques depuis plusieurs années tels que le traitement du signal, la vision, la parole, la prédiction, la modélisation, la robotique, l'évaluation des cibles, le contrôle de processus, la modélisation de systèmes physiques, la reconnaissance de forme, la mesure, l'instrumentation, etc. [21].

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'utilisation des neurones pour la prédiction.

Tout d'abord, nous parlons de l'idée du modèle biologique des neurones formels.

Nous décrivons des définitions, des modèles généraux, des techniques et des types de réseaux de neurones.

Enfin, nous décrivons les avantages et les inconvénients des neurones.

II.2 Historique sur les réseaux de neurones :

Les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation en 1943 par W. MC Culloch et W. Pitts d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception (sert à recueillir les entrées) et une couche de décision. C'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini.

En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative. En 1984 c'est la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985).

De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines ne cesse de croître. Les applications en sont multiples et variées.

II.3 Les Réseaux de neurones artificiels (RNA) :

Un réseau de neurones artificiels est un modèle de calcul dont l'inspiration originelle était un modèle biologique, c'est-à-dire le modèle du cerveau nerveux humain. Les réseaux de neurones artificiels sont optimisés par des calculs d'apprentissage de type statistique. Ils sont placés d'une part, dans la famille des applications statistiques, permettant de générer de vastes espaces fonctionnels, souples et partiellement structurés, et d'autre part dans la

famille des méthodes de l'intelligence artificielle, permettant de prendre des décisions s'appuyant davantage sur la perception que sur le raisonnement logique formel [23].

II.3.1 Le neurone :

Le corps cellulaire du neurone se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites.

Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. c'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma (le corps du neurone). L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones.

La transmission entre deux neurones n'est pas directe. en fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit une dendrite) du neurone efférent. la jonction entre deux neurones est appelée la synapse.

II.3.2 Définition :

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. Enguise d'exemples nous citons : le perceptron de Rosenblatt, les réseaux de Hopfield etc.....Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches.

Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc des sommations.

Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme

selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [23].

II.3.3 Neurone biologique :

Le neurone est une cellule nerveuse. Elle se compose d'un corps cellulaire appelé « Soma » qui contient le noyau (où se déroule les activités cellulaires vitales) de prolongement appelé « Neurite » (voir Figure II.2). Ces dernières sont de deux types, les Dendrites qui servent de canaux d'entrées et l'axone, unique qui est le canal de sortie [24].

Au point de vu fonctionnel, on considère le neurone comme une entité polarisée, c'est à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone. Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites.

Il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'action (un signal électrique). Le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Les synapses possèdent une sortie de « mémoire » qui leur permet d'ajuster leur fonctionnement. En fonction de leur « histoire », c'est-à-dire de leur activation répétée ou non entre deux neurones, les connexions synaptiques vont donc se modifier. Ainsi, la synapse va faciliter ou non le passage des influx nerveux. Cette plasticité est à l'origine des mécanismes d'apprentissage.

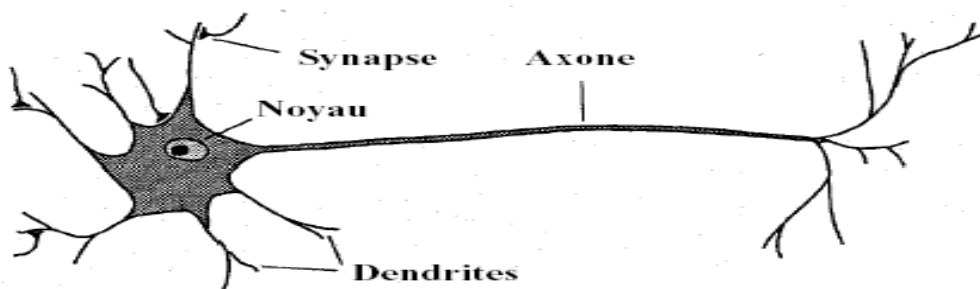


Figure II. 1 Neurone biologique.

Les cellules nerveuses, appelées neurones sont des éléments de base du système nerveux central qui se compose d'environ 10 puissance 12 neurones (mille milliards), le neurone est une cellule composée de trois parties :

a- Un corps cellulaire ou en anglais « **Cell body** » qui contient le noyau et se charge d'effectuer les transformations biochimiques essentielles à la synthèse des éléments assurant la vie du neurone.

b- Les dendrites qui sont des ramifications du corps cellulaire. elles permettent au neurone de capter les signaux lui provenant de l'extérieur.

c- L'axone généralement plus long que les dendrites, il se ramifie à son extrémité où il communique avec les autres neurones. il sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone.

Les connexions entre neurones sont réalisées au niveau des synapses, lieu de proximité d'axone émetteur et dendrites réceptrices.

II.3.4 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 représenterons les fréquences d'émission des stimuli.

Entrée

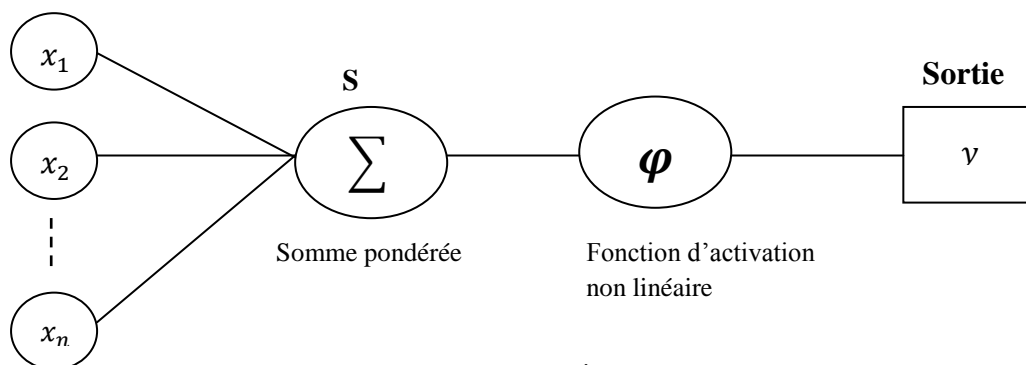


Figure II. 2 Le neurone formel.

Avec :

- Les x_i sont les entrées du réseau.
- S est le potentiel d'activation.
- Les y_i représentent les poids synaptiques.
- y_i la sortie du réseau tels que :

$$y = f(s); s = \sum_{i=0}^n w_i \cdot x_i + b \quad (\text{II.1})$$

Chapitre II : Les Réseaux De Neurone Artificielle

Le résultat de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone [25].

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 :

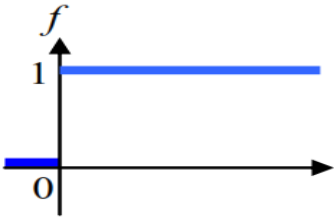
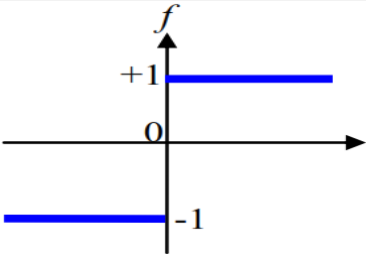
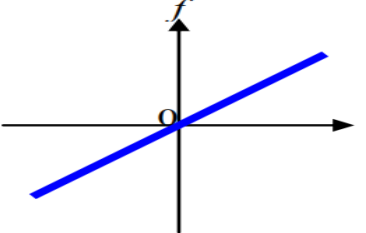
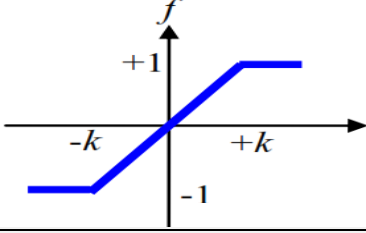
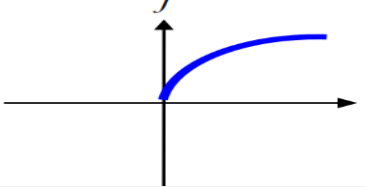
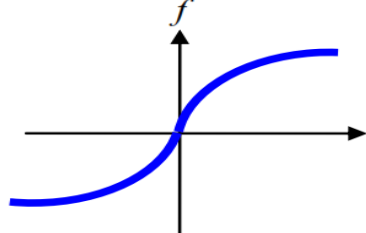
Catégorie	Type	Equation	Allure
Seuil	Binaire (Heaviside)	$f(x) = 1$ si $x > 0$ $f(x) = 0$ si $x \leq 0$	
	Signe	$f(x) = 1$ si $x > 0$ $f(x) = -1$ si $x \leq 0$	
Linéaire	Identité	$f(x) = x$	
	Saturation	$f(k,x) = -1$ si $x < -1/k$ $f(k,x) = 1$ si $x > 1/k$ $f(k,x) = kx$ sinon	
Sigmoïde	Positive (logistique)	$f(k,x) = \frac{1}{1 + e^{-kx}}$	
	Symétrique (type tanch)	$f(k,x) = \frac{2}{1 + e^{-kx}} - 1$	

Tableau II. 1 Fonction de transfert.

II.4 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 - 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.

II.5 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 ».

II.6 Structure d'interconnexion des RNA :

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité [26].

II.6.1 Réseau multicouche :

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales (figure II.9). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie.

Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

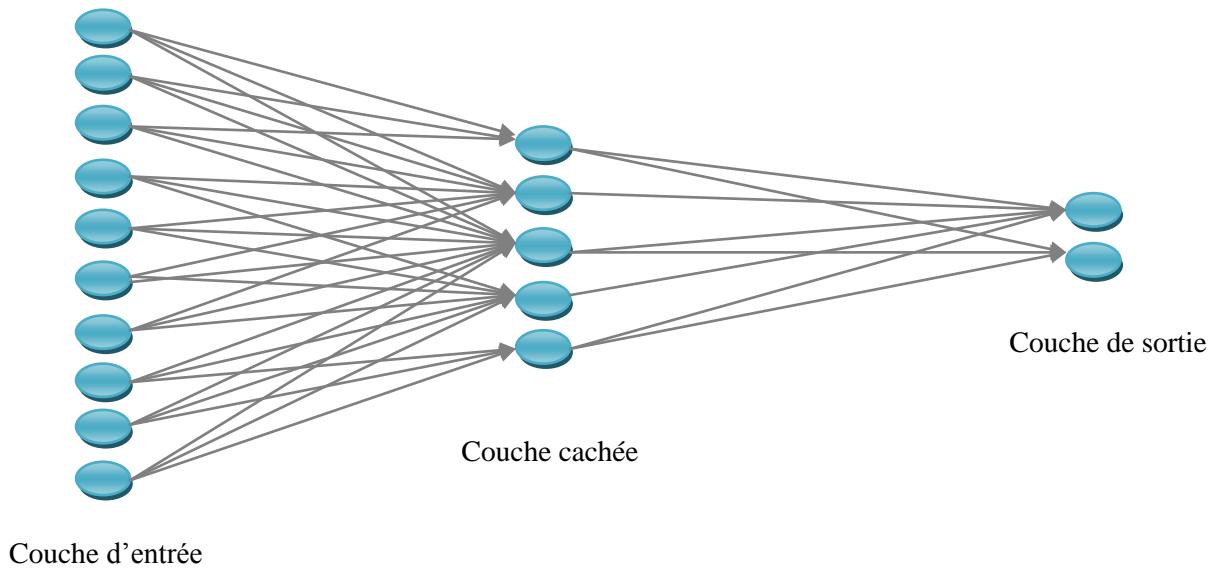


Figure II. 3 Réseau multicouche classique.

II.6.2 Réseau à connexions locales :

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie, Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale (figure II.10), Les connexions sont donc moins nombreuses de neurones de la couche avale, Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

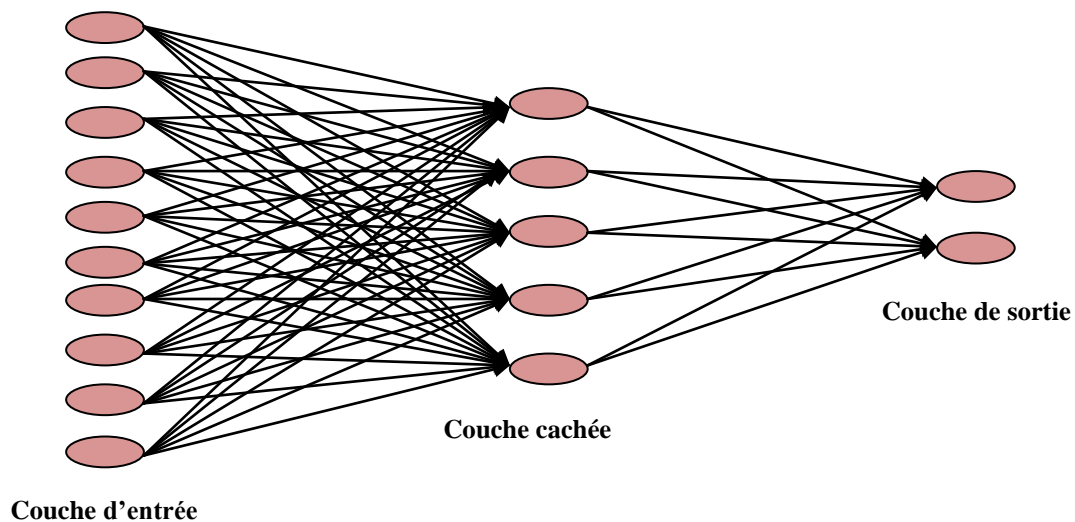


Figure II. 4 Réseau à connexions locales.

II.6.3 Réseau à connexions récurrentes :

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche.

Les réseaux à connexions récurrentes sont des réseaux plus puissants, car ils sont séquentiels plutôt que combinatoires comme l'étaient ceux décrits précédemment (figure II.5). La rétroaction de la sortie vers l'entrée permet à un réseau de ce type de présenter un comportement temporel.

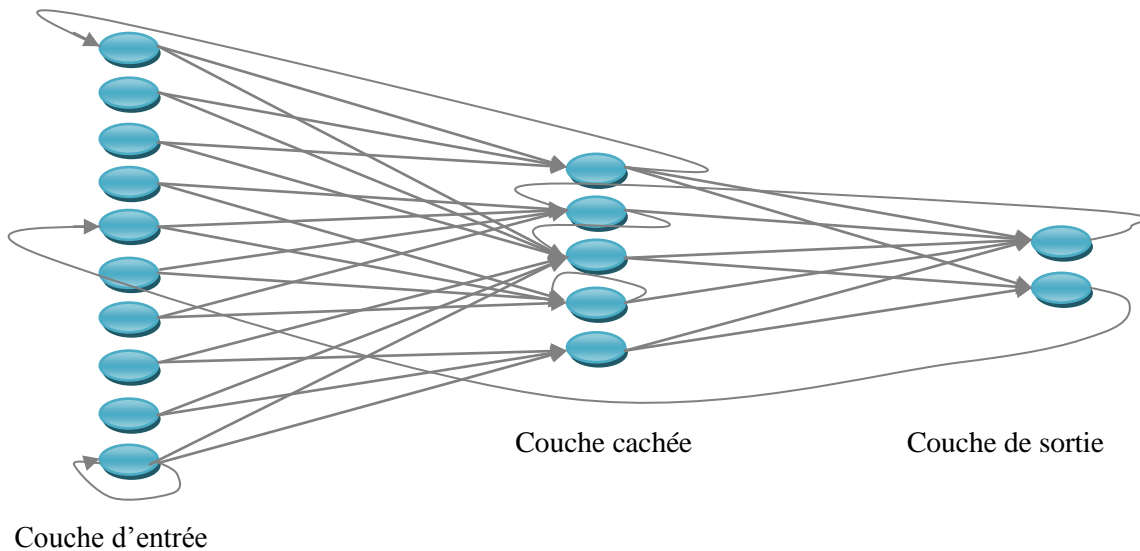


Figure II. 5 Réseau à connexions récurrentes.

II.6.4 Réseau à connexions complexes :

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau y compris lui-même, c'est la structure d'interconnexion la plus générale.

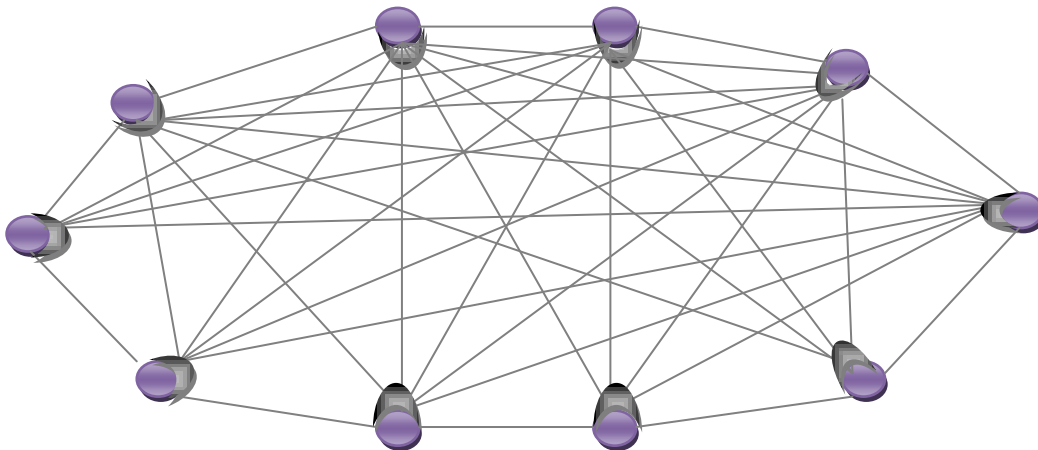


Figure II. 6 Réseau à connexions complexes.

II.7 Architecture des réseaux de neurone :

On classe généralement les réseaux de neurones en deux catégories: les réseaux faiblement connectés à couches que l'on appelle des réseaux "feedforward" ou réseaux directs et les réseaux fortement connectés que l'on appelle des réseaux "récurrents". Dans ces deux

configurations, on retrouve des connexions totales ou partielles entre les couches. La figure Suivante présente les différentes topologies d'un Réseau de Neurones Artificiels [29,30].

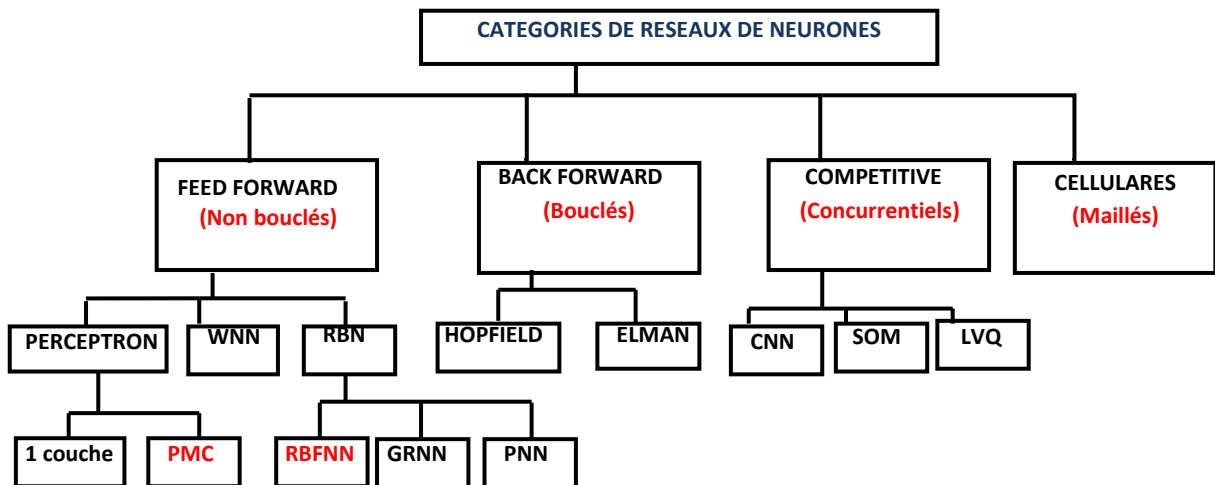


Figure II. 7 Topologies des réseaux de neurones artificiels.

II.8 Quelques Modèles des Réseaux de Neurones Artificiels :

Il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones artificiels dans ce paragraphe en va citer quelques un à titre d'exemple.

- Les Perceptron multicouches (PMC).
- Les Perceptron monocouche (SLP).
- Les réseaux RBF (Radial Basis Function)
- Les réseaux Autorégressive (AR)

Dans ce qui suit nous allons donner une petite description sur deux types de réseaux de neurones artificiels : réseaux multicouches et Radial Basis Fonction (RBF).

II.8.1 Le Perceptron monocouche (SLP) :

Le perceptron est un réseau très simple grâce à sa composition d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie sans avoir de couche cachée. Sa structure est montrée dans la (figure II.8), Différents neurones sont arrangés dans une couche d'entrées et ils sont connectés avec chaque neurone de la couche de sortie par l'intermédiaire des poids [30,31].

L'application avec un tel modèles sont très restreintes dans une même structure ayant en commun les mêmes entrées, chaque neurone agit indépendamment des autres et en particulier ne reçoit aucune connexion en provenance des neurones de cette couche et traite des problèmes pour lesquels la sortie attendue n'est pas une seule valeur scalaire mais un vecteur scalaire [32].

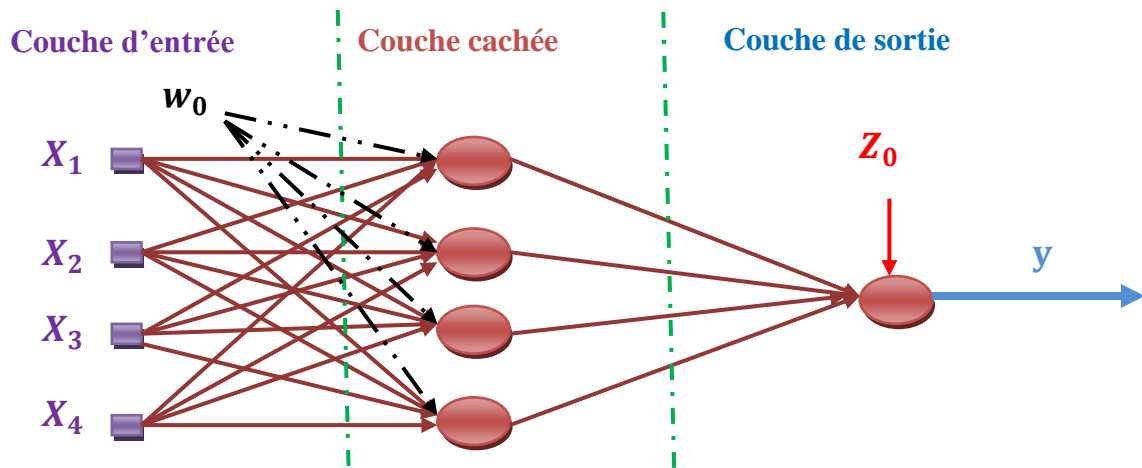


Figure II. 8 Structure d'un ELM.

La sortie du réseau a pour expression :

$$y = [g[z[f(wx + w_0)] + z_0]] \quad (\text{II.2})$$

Avec :

f et g les fonctions de transfert, des couches cachées et de sorties respectivement.

y : La sortie du réseau.

x : Le vecteur des entrées.

w : La matrice des poids de connexions liant la couche d'entrée à la couche cachée.

w_0 : Le vecteur des biais des cellules de la couche cachée.

z : La matrice des poids des connexions liant la couche cachée à la couche de sortie.

z_0 : Le vecteur des biais des cellules de la couche de sortie.

II.8.2 Le Perceptron Multi Couches (PMC) :

Le PMC est une extension du perceptron monocouche qui dispose d'un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones (ou d'entrées) par couche également quelconque. Les neurones y sont arrangés en couches successives: la première couche qui forme le vecteur des données d'entrée est appelée couche d'entrée tandis que la dernière couche qui produit les résultats est appelée couche de sortie. Toutes les autres couches qui se trouvent au milieu sont appelées couches cachées [30]. La (figure II.9) donne un exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées.

Les neurones de la couche d'entrée sont connectés uniquement à la couche suivante tandis que les neurones des couches cachées ont la particularité d'être connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante, par contre il n'y a pas de connexions entre les neurones elle-même dans n'importe quelle couche [29].

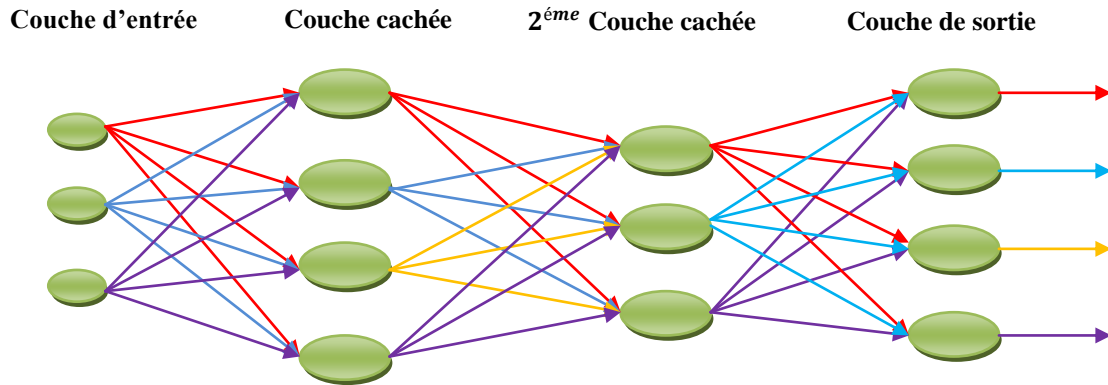


Figure II. 9 Exemple d'un réseau de type perceptron multicouches.

Le choix du nombre de couches cachées dépend généralement de la complexité du problème à résoudre, en théorie une seule couche cachée peut être suffisante pour résoudre un problème donné mais il se peut que le fait de disposer de plusieurs couches cachées permette de résoudre plus facilement un problème complexe [29].

Le perceptron multicouche (PMC) en anglais «Multi Layer Perceptron: MLP» appartient au réseau multicouche, il ne possède donc pas de boucle de retour, ils sont «Feed-forward». Les MLP possèdent une fonction d'activation de type sigmoïde ou de Heavy-si de. Le MLP est une extension multicouche du perceptron, qui est un réseau une couche, assez limité. Il utilise pour modifier leur poids un algorithme d'apprentissage très répandu car facile à implémenter : la rétro-propagation du gradient, qu'il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) [33].

II.8.2.1 Architecture du réseau perceptron multicouches :

La mise en cascade de perceptrons conduit à ce qu'on appelle le perceptron multicouches les perceptrons employés ici diffèrent cependant de celui de Rosenblatt par le fait que la non-linéarité utilisée est à présent une fonction continue, d'allure sigmoïde à l'exemple, et non plus la fonction de signe. Lorsque le vecteur de caractéristique d'un objet est présenté à l'entrée du réseau, il est communiqué à tous les neurones de la première couche. Les sorties des neurones de cette couche sont alors communiquées aux neurones de la couche suivante. Et ainsi de suite. La dernière couche du réseau est appelée couche de sortie, les autres étant désignées sous le terme de couches cachées car les valeurs de sortie de leurs neurones ne sont pas accessibles de l'extérieur [34].

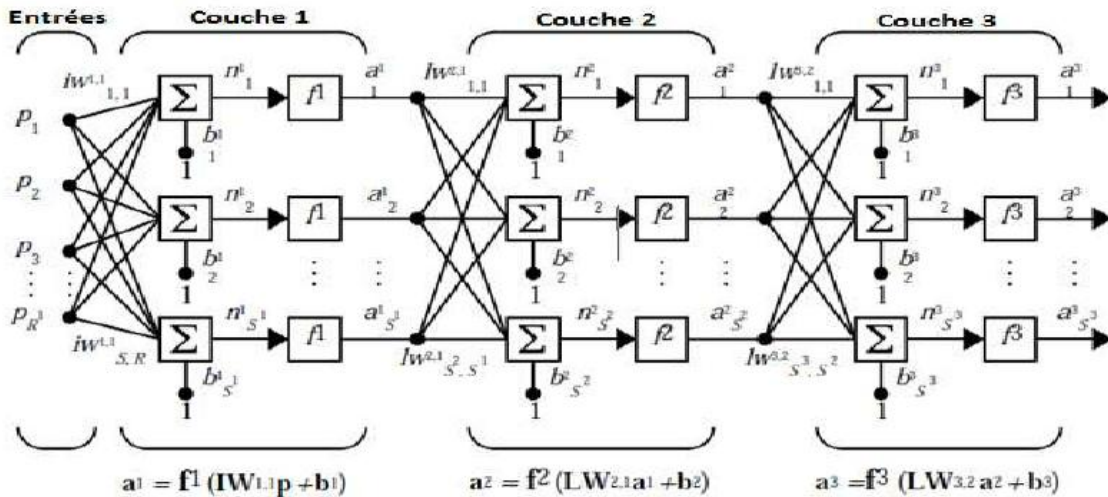


Figure II. 10 Architecture général d'un réseau de neurone MLP.

II.8.2.2 L'algorithme d'apprentissage:

Considérons un réseau à une couche cachée.

Le réseau possède :

- Une couche d'entrée à m cellules d'entrées $x_i = e_i$ (Il ne s'agit pas de neurones, ces cellules présentent simplement les entrées e_i au réseau).
- Une couche cachée n a neurones d'activation y_j .
- Une couche de sortie p neurones d'activation z_k .
- $n * m$ connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée, chacune pondérée par v_{ji} .
- $n * p$ connexions entre la couche cachée et la couche de sortie, chacune pondérée par w_{kj} .

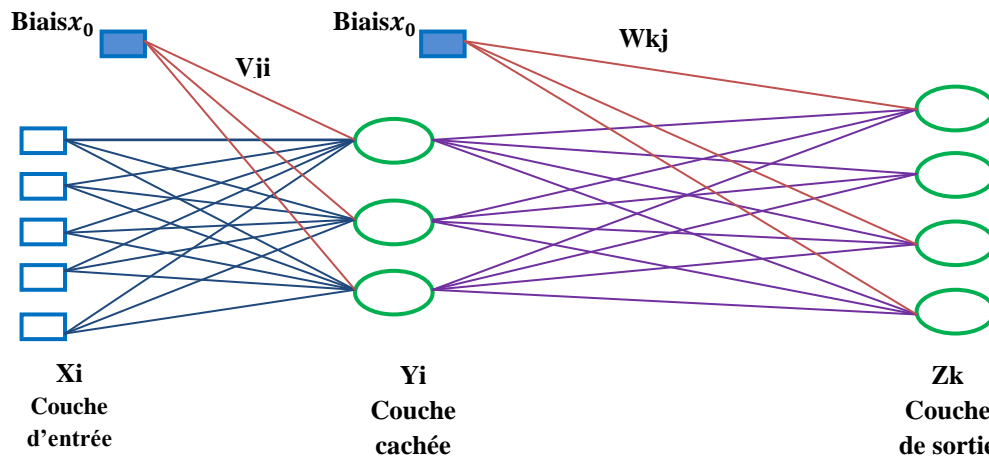


Figure II. 11 Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre sorties.

II.8.2.3 Les étapes d'algorithme :

ETAPE 1 : Initialisation au hasard ou aléatoire des poids des connexions v_{ji} et w_{ki}

ETAPE 2 : Propagation des entrées (Flux frontal) $x_i = e_i$

- On propage vers la couche cachée :

$$y_i = f\left(\sum_{i=1}^m x_i v_{ij} + x_0\right)$$

- puis de la couche cachée vers la couche de sortie :

$$z_k = f\left(\sum_{j=1}^n y_j w_{kj} + y_0\right)$$

Les valeurs x_0 et y_0 sont des biais : des scalaires et non des sorties de la couches précédente. La fonction d'activation f choisie est sigmoïde.

ETAPE 3 : rétro-propagation de l'erreur Pour chaque exemple de la base d'apprentissage applique en entrée du réseau, on calcule son erreur sur les couches de sorties, c'est a dire la différence entre la sortie désirée s_k et la sortie réelle z_k :

$$E_k = z_k(1 - z_k)(s_k - z_k)$$

On propage cette erreur sur la couche cachée ; l'erreur de chaque neurone de la couche cachée est donnée par :

$$F_j = y_j(1 - y_j) \sum_{k=1}^p w_{kj} E_k$$

ETAPE 4 : Correction des poids des connexions il reste de modifier les poids des connexions :

Entre la couche d'entrée et la couche cachée :

$$\begin{cases} \Delta v_{wkj} = n x_i E_k \\ \Delta x_0 = n E_k \end{cases}$$

Entre la couche cachée et la couche de sortie :

$$\begin{cases} \Delta v_{ji} = n x_i F_j \\ \Delta y_0 = n F_j \end{cases}$$

n étant un paramètre qu'il reste a déterminer.

Boucler à l'étape 2 jusqu'à un critère d'arrêt à définir.

Le critère d'arrêt n'est pas forcément évident à définir. Plusieurs solutions : soit on décide d'arrêter quand les erreurs résiduelles sont inférieures a un certain seuil, soit on

regarde le comportement du réseau tout au long des itérations sur une base de validation, et on arrête quand commence le phénomène de sur-apprentissage. De même, le paramètre peut se déterminer empiriquement.

II.8.3 Le réseau de neurone fonctions a Base Radial :

II.8.3.1 Présentation des réseaux RBF :

L'idée générale des réseaux RBF dérive de la théorie d'approximation des fonctions, ces réseaux sont une architecture Feedforward puissante. Ce type de réseaux a été introduit pour la première fois par Hardy, et la théorie correspondante a été développée par Powell, ensuite, ces réseaux ont pris le terme de réseaux de neurones grâce a Broomhead et Lowe. Sans oublier les œuvres de MOODY et DARKEN (1989) d'une part, et de POGGIO et GIROSI (1990) d'autre part. La raison de son application vient du fait que le réseau utilise des fonctions gaussiennes standard qui sont à symétrie radiale, Son apprentissage est basé sur l'algorithme K-means et l'algorithme des moindres carrés[36].

Les réseaux de neurones RBFs, sont principalement utilisés pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions dans des espaces de grandes dimensions. Ils sont plus adaptés, en raison d'apprentissage local. Ce type d'apprentissage peut rendre le processus d'entraînement bien plus rapide que dans le cas d'un MLP, qui apprend de façon globale.

Le réseau de fonctions à base radiale (RBF) est un réseau de neurones feed d'une couche d'entrée, une seule couche cachée sortie. Le réseau RBF est conçu pour effectuer un combinaison non à l'espace caché, suivi d'une combinaison linéaire de l'espace caché à l'espace de sortie [Dumitrescu et al, 2005].

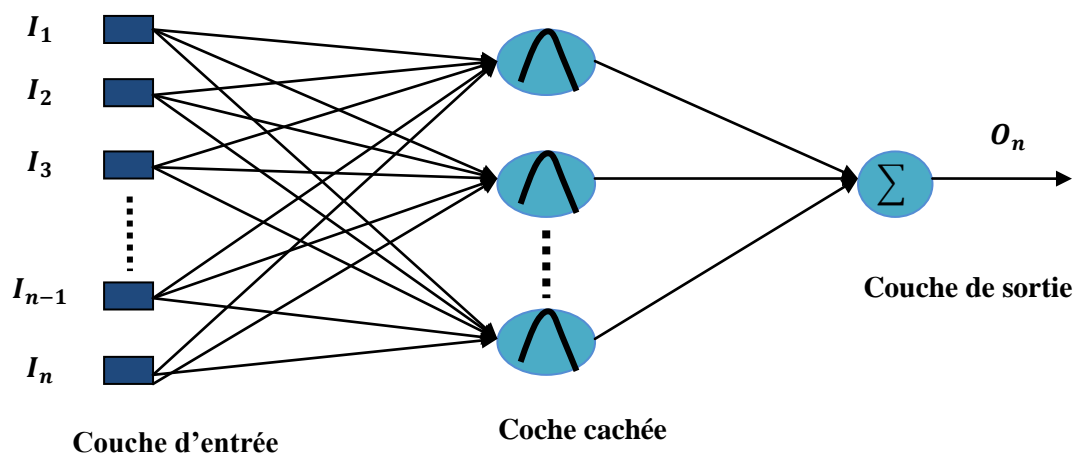


Figure II. 12 structure d'un RBF.

II.8.3.2 Avantages et inconvénients des réseaux RBF :

- La construction d'un réseau RBF est rapide et facile, et c'est là le principal avantage de la Technique.

Mais cet avantage se paye par des performances qui ne peuvent être aussi bonnes que celles de techniques plus sophistiquées (comme le Perceptron Multicouches). En particulier, les réseaux RBF sont peu performants :

- Sur les données dans des espaces de grande dimension (beaucoup de variables d'entrée), Cette faiblesse est propre à toutes les techniques locales.
- Sur des données très bruitées, La reconstruction locale de la fonction empêche le réseau de "moyenner" le bruit sur tout l'espace (comparez avec la Régression Linéaire, dont l'objectif est justement de moyenner le bruit sur les données).

II.8.3.3 Comparaison MLP et RBF :

La différence principale d'un RBF par rapport à un MLP est l'absence des poids de la couche Cachée, Aussi, les sorties cachées ne sont pas calculées en utilisant une fonction d'activation sigmoïde, elles se sont basées sur des fonctions à base radiale. L'apprentissage d'un réseau RBF est radicalement différent de l'apprentissage classique d'un réseau MLP, Dans ce cas il n'y a aucun poids caché à changer par la méthode du gradient. Dans les réseaux RBF, l'apprentissage est basé sur le choix des centres et leurs largeurs aussi bien que les poids des neurones de sortie.

	Le perceptron multicouche	Les réseaux de neurones à base radiale
Les unités cachées	Fonction hyper-plan	Fonction hyper-sphère
Les couches cachées	Plusieurs	Une seule couche cachée
Apprentissage	<ul style="list-style-type: none">▪ Supervisé▪ Lent	<ul style="list-style-type: none">▪ Non supervisé▪ combinaison linéaire▪ rapide

Tableau II. 2 MLP versus RBF.

II.8.4 Réseau de neurones artificiels autorégressif:

II.8.4.1 Modèle autorégressif (AR) :

Un modèle auto régressif linéaire (AR) d'une transformation Z_t du débit Q_t relie la valeur de Z_t au temps t à ses valeurs précédentes de la façon suivante:

$$z_t = \gamma + \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + \varepsilon_t = \gamma + \sum_{i=1}^p \varphi_i z_{t-i} + \varepsilon_t \quad (\text{II.3})$$

où γ , φ_i ; ($i=1,2, \dots, p$) et p sont des coefficients d'ajustement, et ε_t est un bruit normal $N(0, \sigma)$. Un modèle comportant p termes (en plus de γ et ε_t), est dénoté $AR(p)$. La valeur de p , que l'on nomme l'ordre du modèle, doit être fixée a priori, alors que les autres paramètres sont estimés par calibration. En général on doit essayer plusieurs valeurs de p et observer la qualité des ajustements ainsi obtenus avant de faire un choix final. Il existe plusieurs méthodes permettant de choisir une valeur de p donnant un ajustement adéquat et respectant le principe de parcimonie. On peut utiliser des tests statistiques (Box et Jenkins 1976), ou encore un critère basé sur la quantité d'information extraite (Akaike 1972) [37].

II.8.4.2 Réseau de neurones artificiels autorégressif non-linéaire (NAR) :

Lapedes et Farber (1987) ont montré que le réseau perceptron à une couche intermédiaire constitue un modèle autorégressif non-linéaire (NAR). Chakraborty et al. (1992) ont montré que pour des séries réelles cette approche pouvait s'avérer supérieure à l'utilisation de modèles linéaires AR et ARMA dans le cas multi-varié. La **Figure II.13** montre l'architecture d'un réseau NAR multi-varié: $b(i)$ représente le délai nécessaire avant que la variable X_i influence le débit, et $s(i)$ représente le nombre de termes de cette même variable ayant une influence sur le débit. Ce type de modèle peut être généralisé en y ajoutant une composante à moyenne mobile. On obtient alors un réseau récurrent [37].

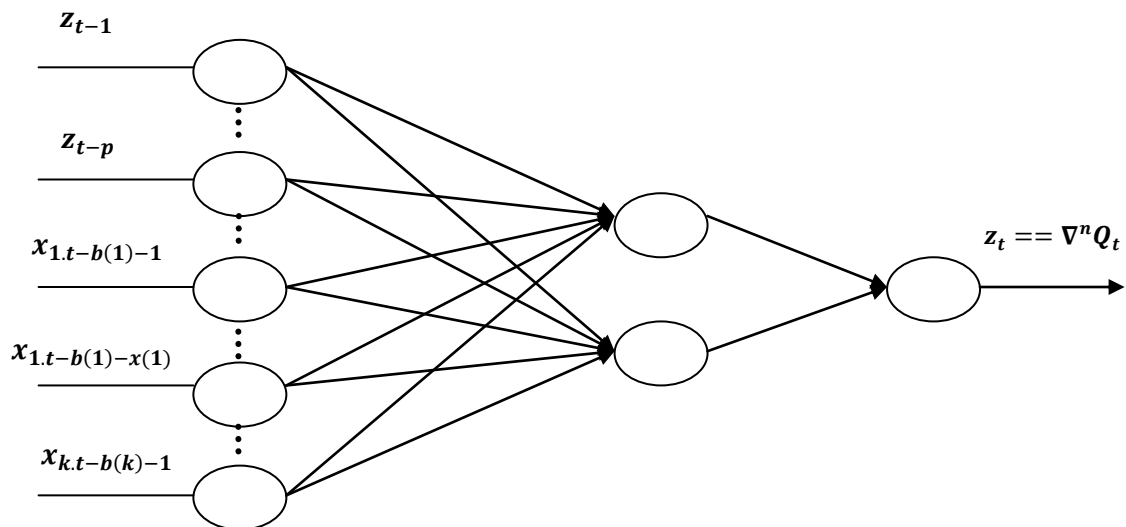


Figure II. 13 Architecture d'un réseau de neurones artificiels autorégressif multi-varié.

II.9 L'apprentissage :

L'apprentissage d'un réseau de neurones peut être défini comme la phase durant laquelle les divers paramètres le caractérisant sont remis à jour jusqu'à ce qu'ils permettent

au réseau d'approximer au mieux la fonction qu'il a à réaliser. Selon l'application dans laquelle le réseau va être intégré, la fonction à approcher peut être connue ou inconnue analytiquement.

Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience.

II.9.1 Méthodes d'apprentissage :

Il existe deux principaux types de méthodes d'apprentissage dans l'apprentissage automatique, qui sont l'apprentissage supervisé et non supervisé.

II.9.1.1 Apprentissage supervisé:

L'apprentissage supervisé est une sorte d'algorithme d'apprentissage automatique qui utilise des données historiques, également appelées ensemble de données d'entraînement, où chaque donnée d'entrée ou modèle est associé à une forme de sortie. L'algorithme forme un modèle de prédiction à partir de cette relation entrée-sortie. À partir de la comparaison du résultat du réseau et de la sortie attendue, l'erreur du modèle est déterminée. Cette erreur est ensuite utilisée pour modifier les pondérations et les biais afin d'améliorer les performances. L'apprentissage supervisé est utile pour les problèmes de classification et de régression [38].

II.9.1.2 Apprentissage non supervisé:

L'apprentissage non supervisé comprend l'apprentissage à partir d'un ensemble de données qui n'a pas de réponses étiquetées associées aux données d'entrée. L'apprentissage non supervisé est généralement utilisé dans l'analyse de grappes, la recherche de modèles cachés, etc. [39]

II.10 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones:[40]

II.10.1 Les Avantages :

Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe.

- Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par rétro propagation des erreurs". L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse
- Statistique classique. Aucune compétence en mathématiques, informatique statistique requise.

- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les Complexités des statistiques multi variables.

II.10.2 Les Inconvénients :

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boites noires où les connaissances Sont inintelligibles pour l'utilisateur.

II.11 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts de réseaux de neurones, à savoir leur définition, leur structure, leur principe de fonctionnement, leurs principaux composants ainsi que leurs limites.

Nous avons également détaillé quelques exemples de réseaux de neurones tels que MLP et RBF.

De plus, nous avons parlé en détails de notre modèle de calcul de base:

Réseau de neurones artificiels autorégressif, 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 afin de prédire la valeur future de la vitesse du vent.

Enfin, nous avons présenté quelques avantages et inconvénients du neurone artificiel, Ce dernier, qui a montré une tendance à s'adapter à des problèmes complexes grâce à ses grandes capacités de calcul et d'apprentissage, est utilisable dans divers domaines tels que: la reconnaissance et le traitement de formes. Images, traitement de données, etc.

Chapitre II :
Résultats de Simulation et
Discussion

III.1 Introduction :

L'intérêt de nos jours s'est accru vers l'utilisation de réseaux de neurones pour les systèmes qui identifient les choses ou les systèmes qui prédisent les choses dans un certain cadre ou contrôlent certains des appareils ou programmes.

Les travaux de ce mémoire consistent à étudier les méthodes de la prédiction de la vitesse du vent, en utilisant les réseaux de neurone de type Autorégressif (NARX), ceci en se basant sur les critères de performance suivants : la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le Coefficient de détermination (R^2), l'erreur systématique absolue moyenne (MABE) et l'erreur Moyenne de Pourcentage Absolue (MAPE).

Nous allons présenter les résultats de simulation obtenus à l'aide du logiciel MATLAB sur les bases des données.

III.2 Les Séries temporelles :

Une Série temporelle ,ou série chronologique ,est une suite de valeurs numériques représentant l'évolution d'une quantité spécifique au cours du temps .de telles suites de variables aléatoires peuvent être exprimées mathématiquement afin d'en analyser le comportement, généralement pour comprendre son évolution passée et pour en prévoir le comportement futur.

Soit une série temporelle stationnaire : $Y_t ; t = 1 \dots\dots\dots T$.

Les expressions de la moyenne et de la variance $\forall t \in T$ sont :

Moyen :

$$E(Y_t) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (Y_i) \tag{III.2}$$

Variance :

$$\text{Var} (Y_t) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^T (Y_i) \tag{III.1}$$

III.3 Concepts sur la prédiction :

III.3.1 Définition d'une prévision :

Prévoir, c'est observer un ensemble de données qui permet d'envisager une situation future et d'entreprendre des actions pour y parer concrètement autrement dit c'est porter un jugement sur les événements ou évolutions possibles à venir en utilisant comme outils le passé et le présent.

III.3.2 Horizon de la prévision :

L'horizon de prévision définit la période pour laquelle une prévision est préparée, autrement dit, le contexte d'interprétation pour l'évaluation des risques, en fonction de la date actuelle.

L'horizon de la prévision se décompose en trois termes:

III.3.2.1 Court Terme :

Généralement mesuré en jours ou en semaines et peut aller jusqu'à un an.

III.3.2.2 Moyen Terme :

Généralement mesuré en années et peut aller jusqu'à 10 ans.

III.3.2.3 Long Terme :

Peut aller jusqu'à 20 ans ou plus.

III.4 Présentations de la base de données :

Pour faire la prédiction du vent Nous avons pris deux bases de données pour deux sites au Algérie à partir du site web du NASA POWER Data Access Viewer d'États-Unis.

III.4.1 Caractéristiques de la ville :

La wilaya de M'sila (wilaya du centre de l'Algérie) les coordonnées du ville sont (35° 42' N, 4° 33' E).

Ville	Latitude	Longitude	L'altitude	Zone(km²)	Densité (hab /km²)
M'sila	35.7039	4.5449	300	18,718	672

Tableau III. 1. Caractéristiques géographiques de la ville de M'sila.

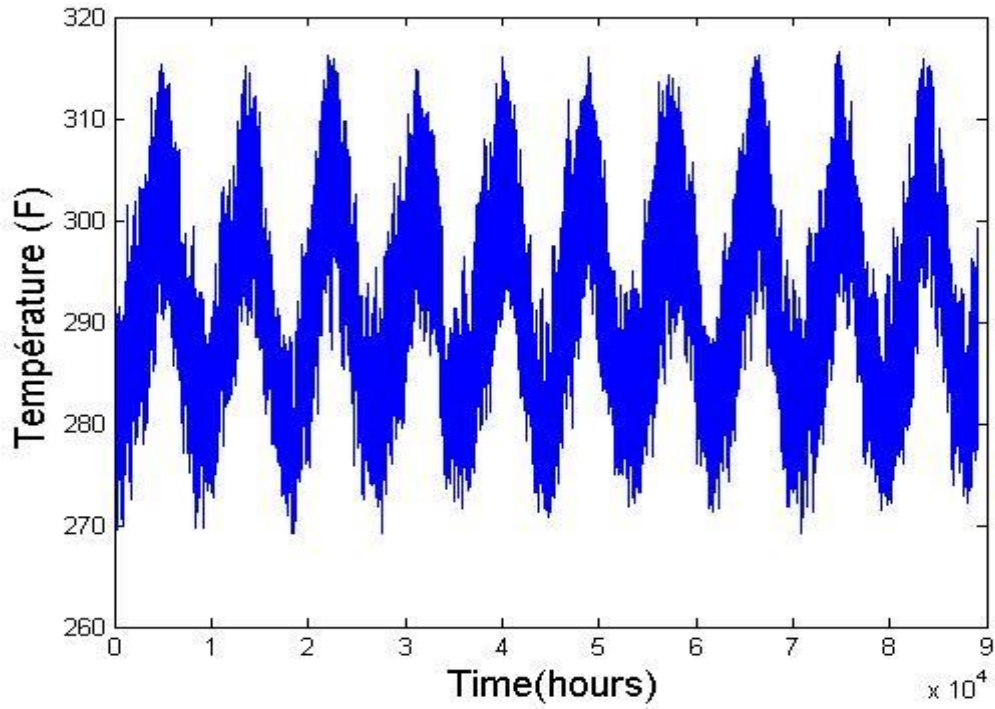


Figure III. 1 Les courbes de la base de donnée (Température) pour ville de M'sila.

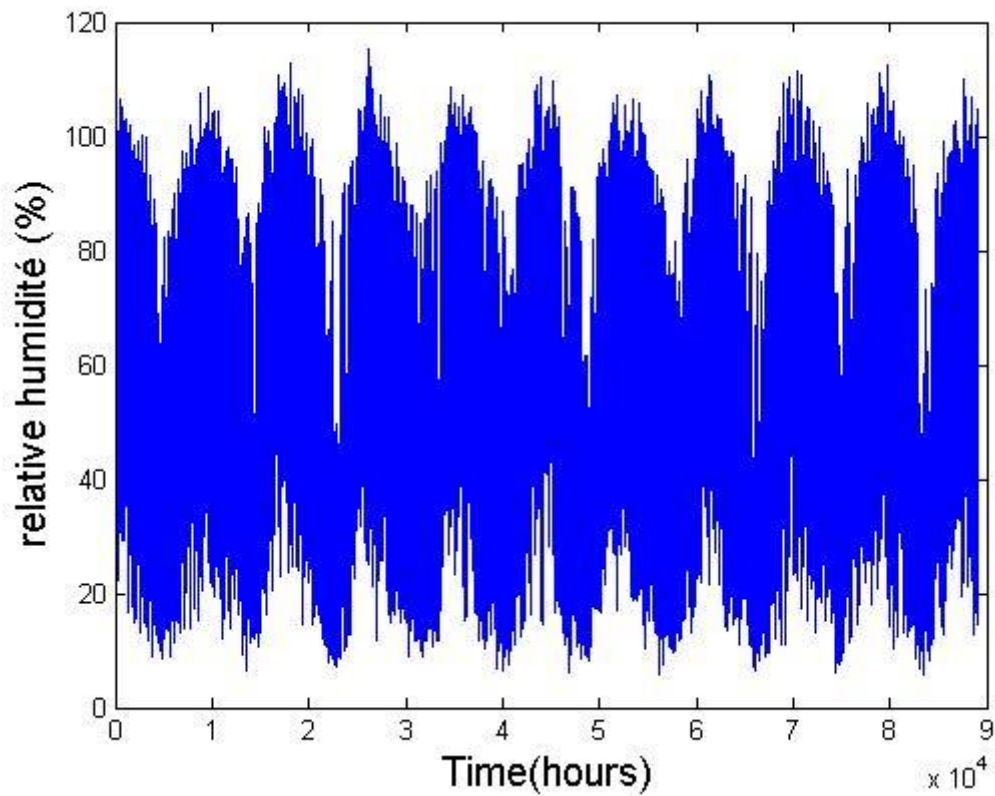


Figure III. 2 Les courbes de la base de donnée (Relative humidité) pour ville de M'sila.

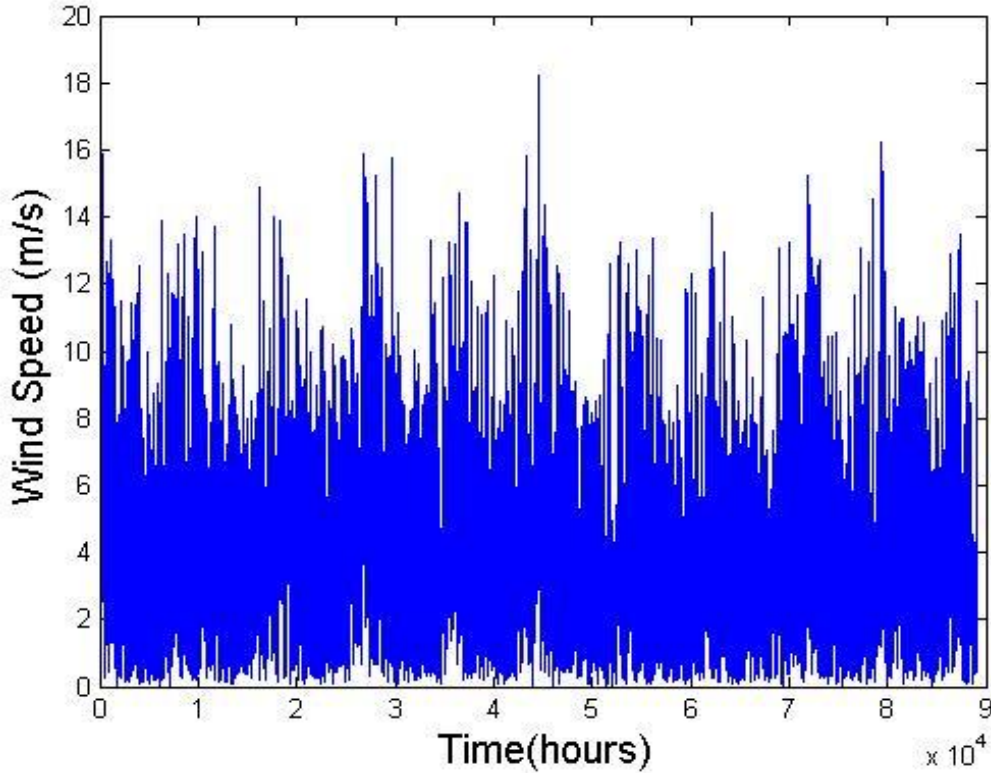


Figure III. 3 Les courbes de la base de donnée (Wind speed) pour ville M'sila.

III.5 Critères d'évaluations :

Pour évaluer les performances de notre système proposé nous avons choisis les critères statiques suivants: la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le Coefficient de détermination R, l'erreur systématique absolue moyenne (MABE) et l'erreur moyenne de pourcentage absolue (MAPE).

III.5.1 Racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) :

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].

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

y, \hat{y} sont respectivement les valeurs réelles et prédites et N est le nombre d'observations.

III.5.2 Erreur Moyenne de Pourcentage Absolue (MAPE):

Le pourcentage d'erreur absolu moyen (MAPE) est une mesure courante de précision ou d'erreur pour les séries chronologiques ou d'autres prédictions,

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - y_f)}{y_i} \times 100 \quad (III.3)$$

Où y_i sont les réels et y_f les prévisions ou prédictions correspondantes.

Le MAPE est un pourcentage, nous pouvons donc facilement le comparer entre les séries, et les gens peuvent facilement comprendre et interpréter les pourcentages.

III.5.3 L'erreur systématique absolue moyenne (MABE) :

L'erreur systématique absolue moyenne MABE présente la valeur moyenne des valeurs absolues des erreurs relatives, il est donné par l'équation suivante :

$$MABE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |x_t - y_t| \quad (III.4)$$

III.5.4 Coefficient de détermination (R²) :

Est un indicateur qui permet de juger la qualité de régression linéaire, simple ou multiple. D'une valeur comprise entre 0 et 1, il mesure l'adéquation entre le modèle et les observées (réelles). Dans le cadre d'une régression linéaire simple, c'est le carré du coefficient de corrélation. se définit comme la part de variance exprimée par rapport a la variance totale, autrement dit par [1-(somme des carrés des résidus /variance totale)].

$$R^2 = 1 - \frac{v(y_i - \hat{y}_t)}{v(y_i)} \quad (III.4)$$

III.6 Résultats de simulation pour la ville :

Dans les tableaux suivants et les figures suivantes nous allons présenter les résultats de la prédiction de la vitesse du vent en utilisant le logiciel MATLAB pour une ville, à l'aide de type de réseaux de neurones suivant: Autorégressif (NARX).

III.6.1 La prédiction de la vitesse du vent pour la ville de M'sila :

III.6.1.1 Prédiction par le réseau de neurone type autorégressif :

Dans le tableau suivant, nous avons présenté les calculs de RMSE, MAPE, MABE et R pour 1, 2 et 3 couches cachées pour l'apprentissage et la test.

Grâce aux résultats du tableau, nous pouvons, affirmer que l'utilisation de deux couches cachées est le meilleur pour le modèle de type (NARX).

couche cachée	RMSE	MAPE	MABE	R²
1	0.3899	6.0817	0.2619	0.9715
2	0.3692	5.7535	0.2475	0.9748
3	0.9831	5.9939	0.2575	0.9727

Tableau III. 2 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R² pour la phase d'apprentissage.

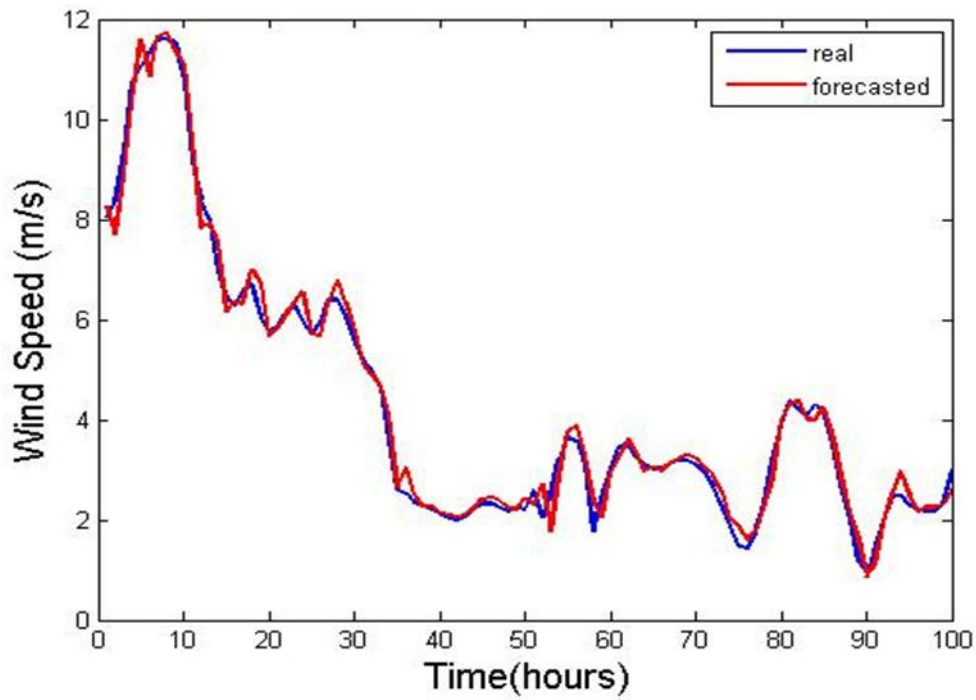


Figure III. 4 Vitesse du vent réel et prédites avec 1 couche cachée pour la NARX dans la phase d'apprentissage.

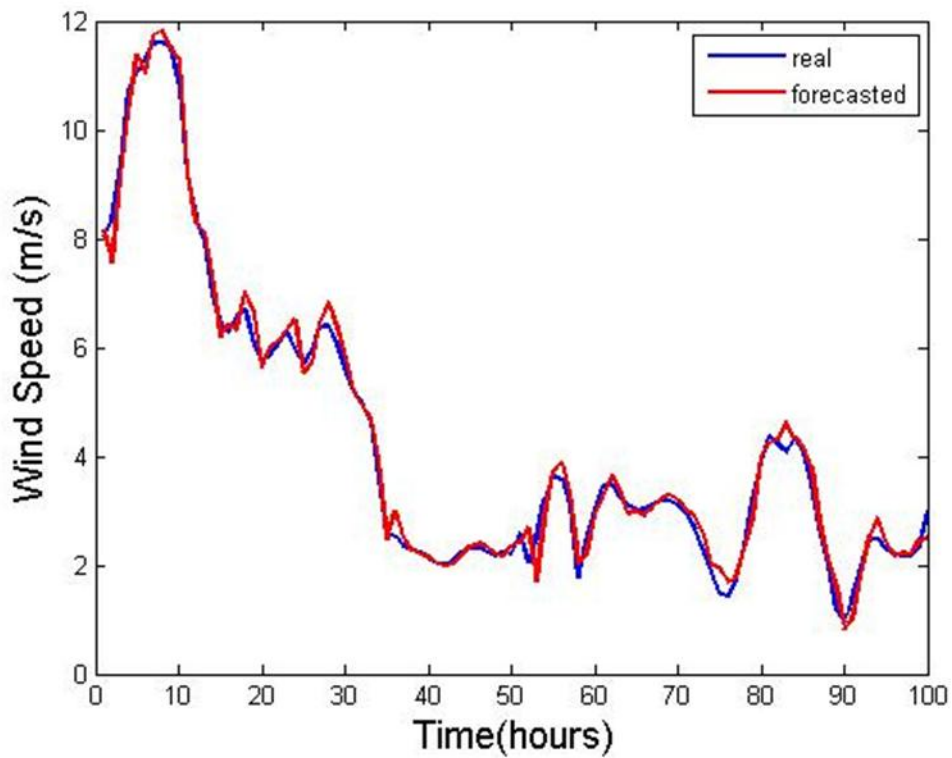


Figure III. 5 Vitesse du vent réel et prédites avec 2 couches cachées pour la NARX dans la phase d'apprentissage.

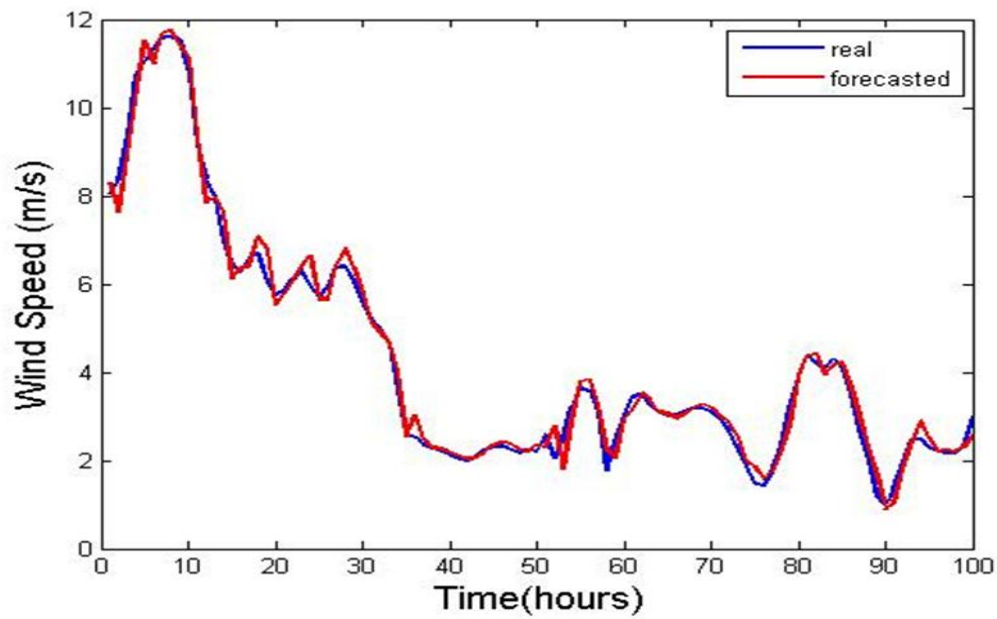


Figure III. 6 Vitesse du vent réel et prédites avec 3 couches cachées pour la NARX dans la phase d'apprentissage.

couche cachée	RMSE	MAPE	MABE	R ²
1	0.3896	6.0818	0.2619	0.9715
2	0.3672	5.7149	0.2458	0.9749
3	0.3824	5.9805	0.2570	0.9726

Tableau III. 3 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R² pour la phase de test

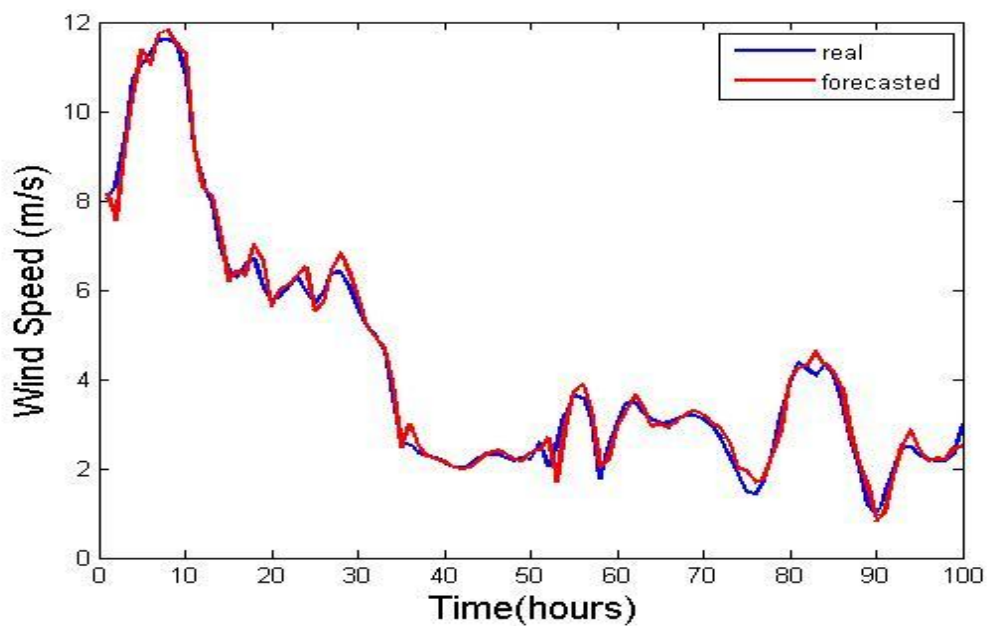


Figure III. 7 Vitesse du vent réel et prédites avec 1 couche cachée pour la NARX dans la phase de test.

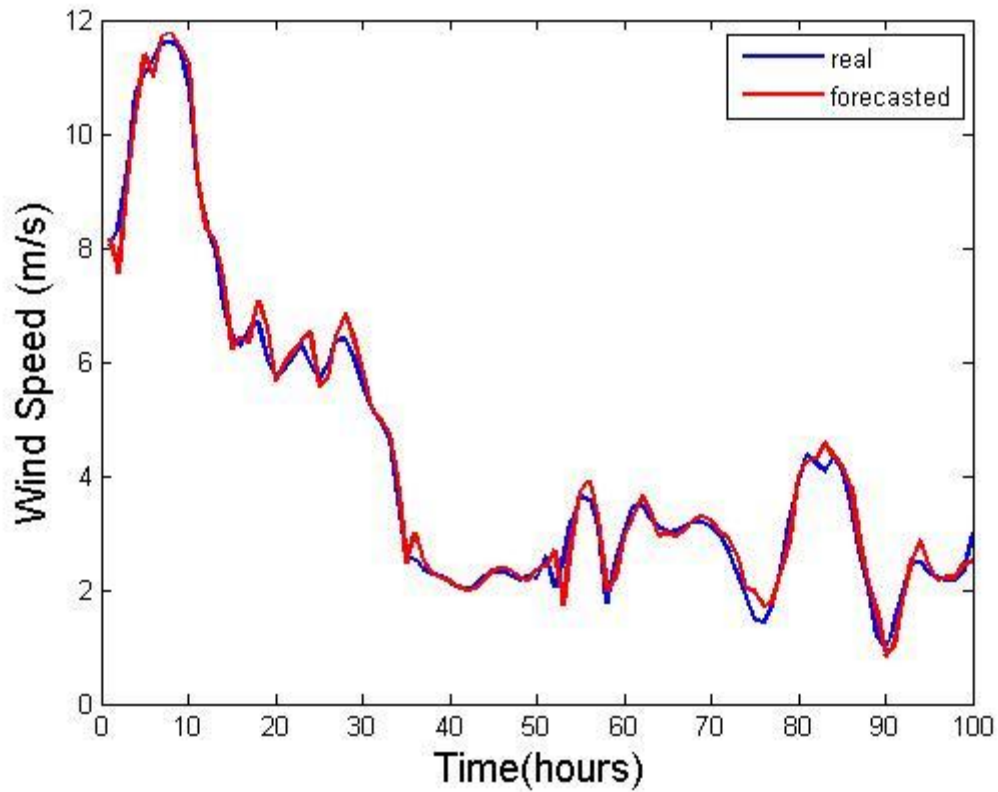


Figure III. 8 Vitesse du vent réel et prédites avec 2 couches cachées pour la NARX dans la phase de test.

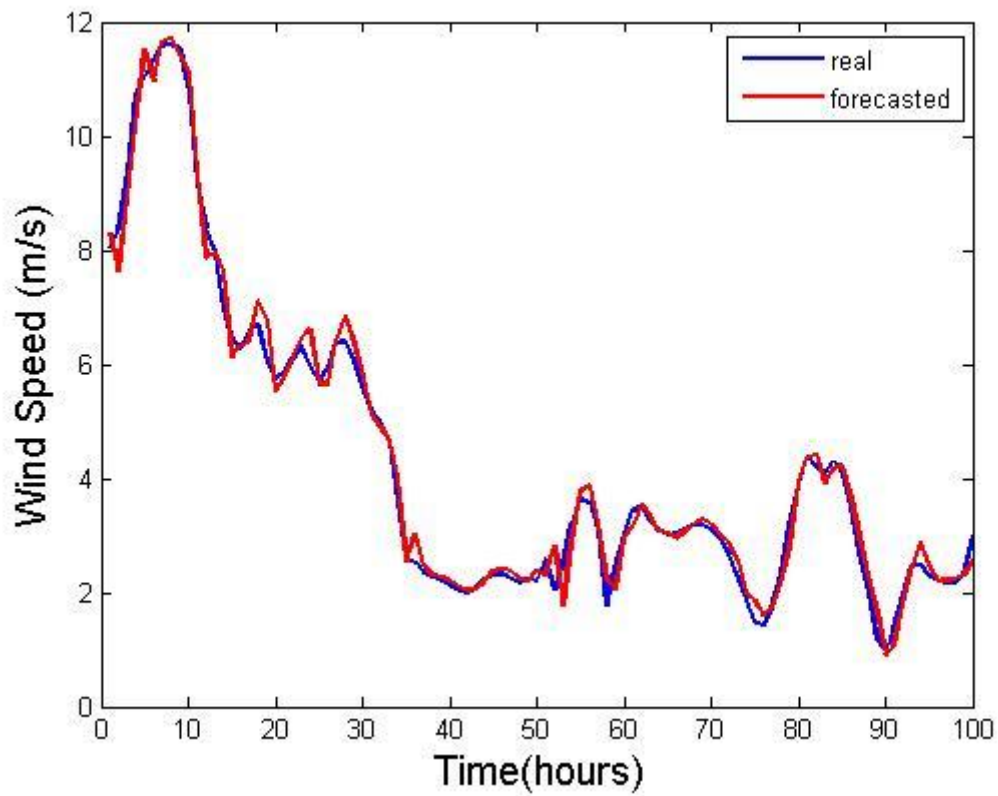


Figure III. 9 Vitesse du vent réel et prédites avec 3 couches cachées pour la NARX dans la phase de test.

D'après les Tableaux (II.2, III.3) et les figures (III.4, III.5, III.6, III.7, III.8, III.9) présentées précédemment on remarque que le changement de nombre de couches cachées à une faible influence sur les performances choisie pour évaluer notre système de prédiction. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'une de deux couches cachées est le meilleur pour le modèle de type NARX.

III.6.1.2 L'effet du nombre de neurone sur le performance de type Autorégressif (NARX) :

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE, MAPE, MABE et R^2 , pour différent nombre de neurones.

neurones	RMSE	MAPE	MABE	R^2
10-10	0.4088	6.4717	0.2780	0.9686
10-20	0.3918	6.2194	0.2676	0.9712
10-30	0.4085	6.5292	0.2803	0.9679

Tableau III. 4 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R^2 pour la phase d'apprentissage

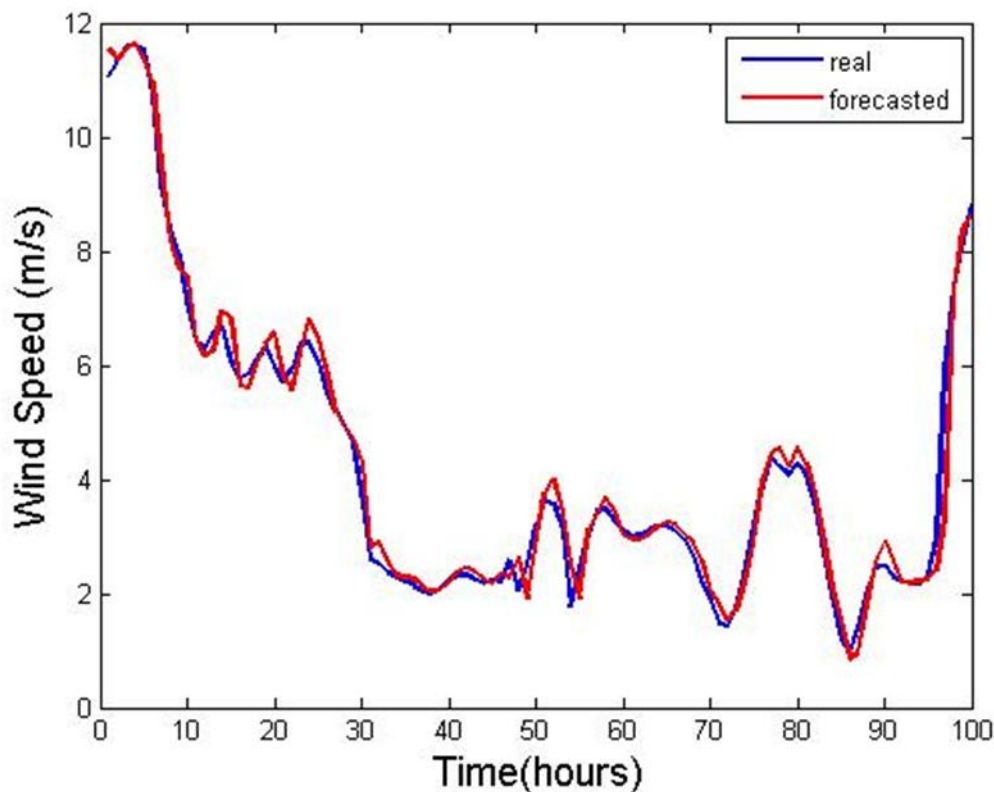


Figure III. 10 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 10] neurones pour la NARX dans la phase de d'apprentissage.

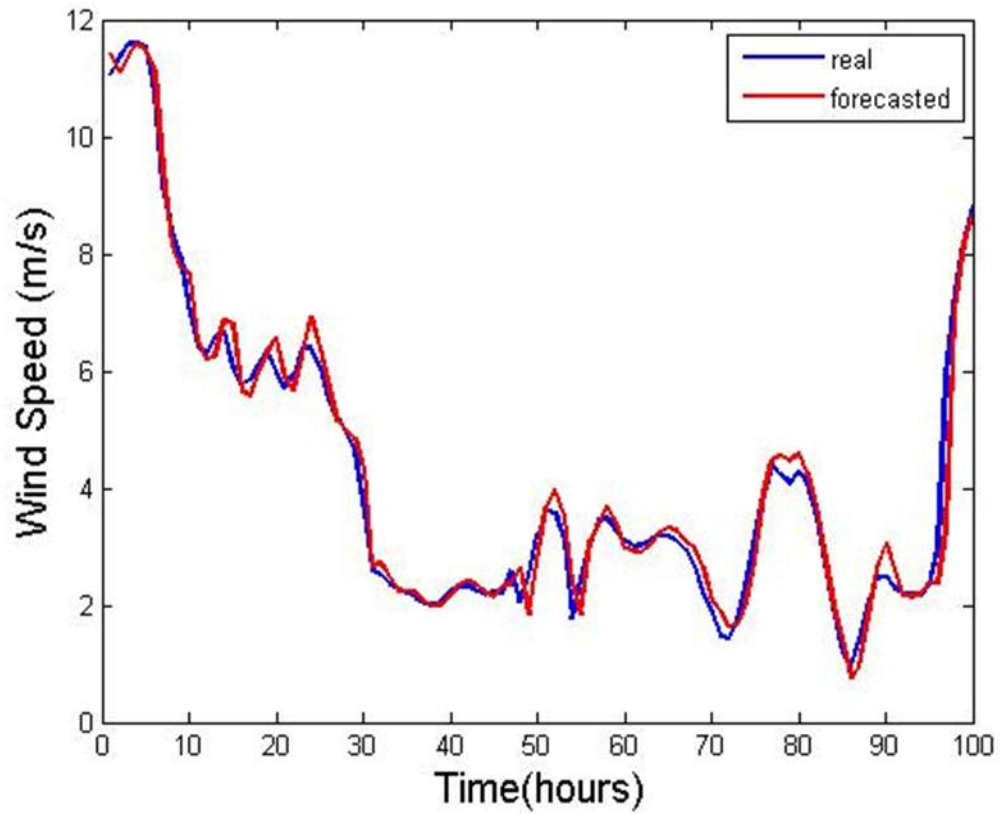


Figure III. 11 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 20] neurones pour la NARX dans la phase de d'apprentissage.

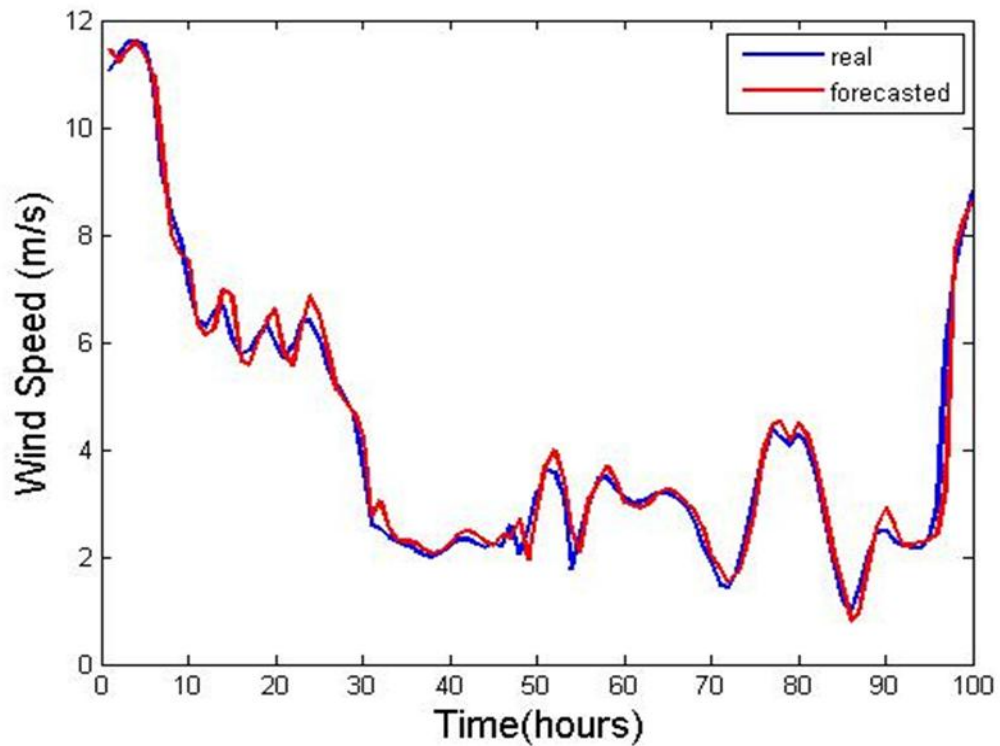


Figure III. 12 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 30] neurones pour la NARX dans la phase de d'apprentissage.

neurones	RMSE	MAPE	MABE	R ²
10-10	0.4083	6.4598	0.2775	0.9687
10-20	0.3912	6.2060	0.2670	0.9713
10-30	0.4079	6.5171	0.2799	0.9680

Tableau III. 5 Critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R² pour la phase de test.

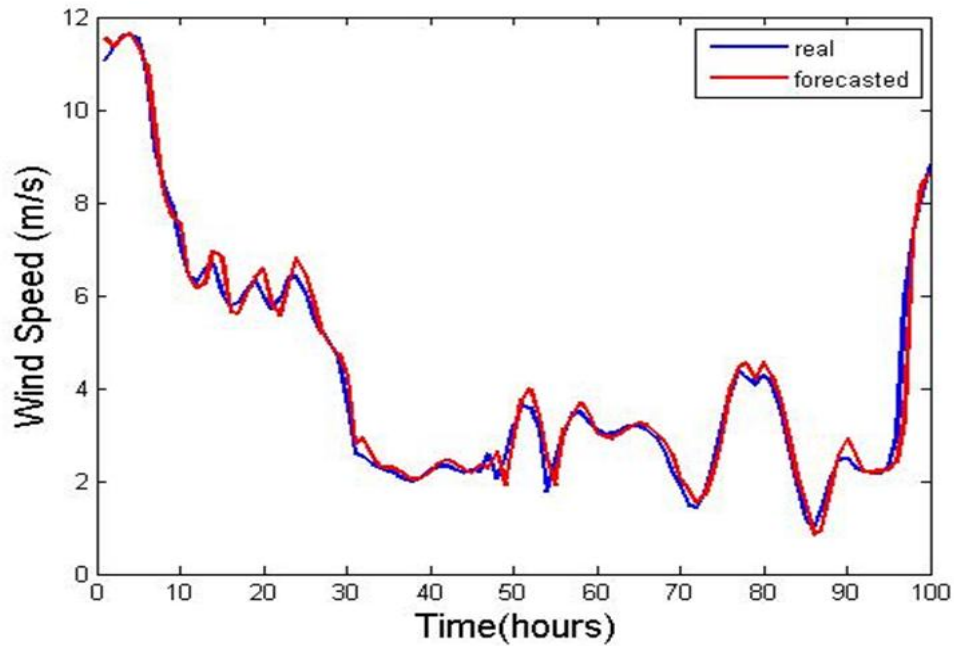


Figure III. 13 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 10] neurones pour la NARX dans la phase de de test.

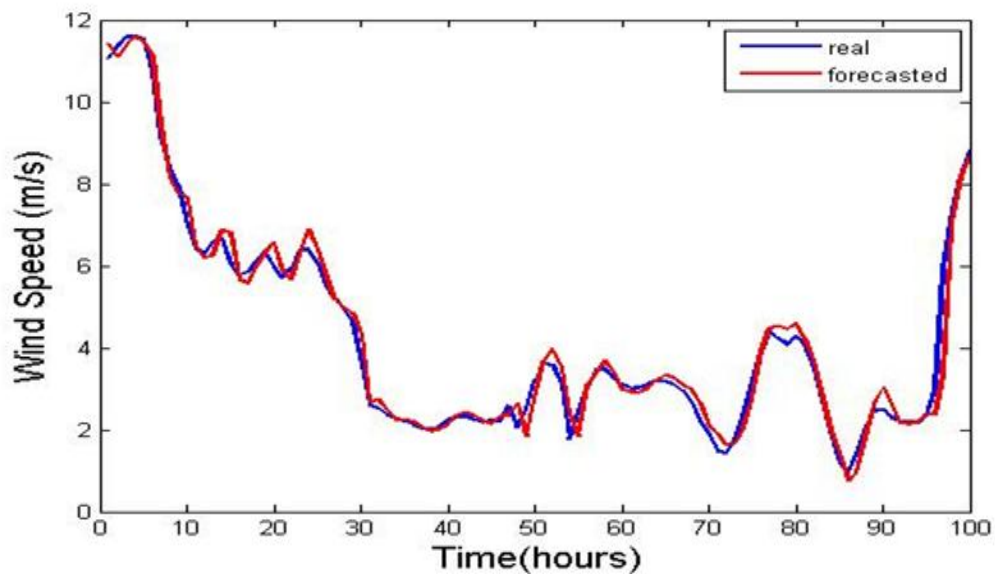


Figure III. 14 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 20] neurones pour la NARX dans la phase de de test.

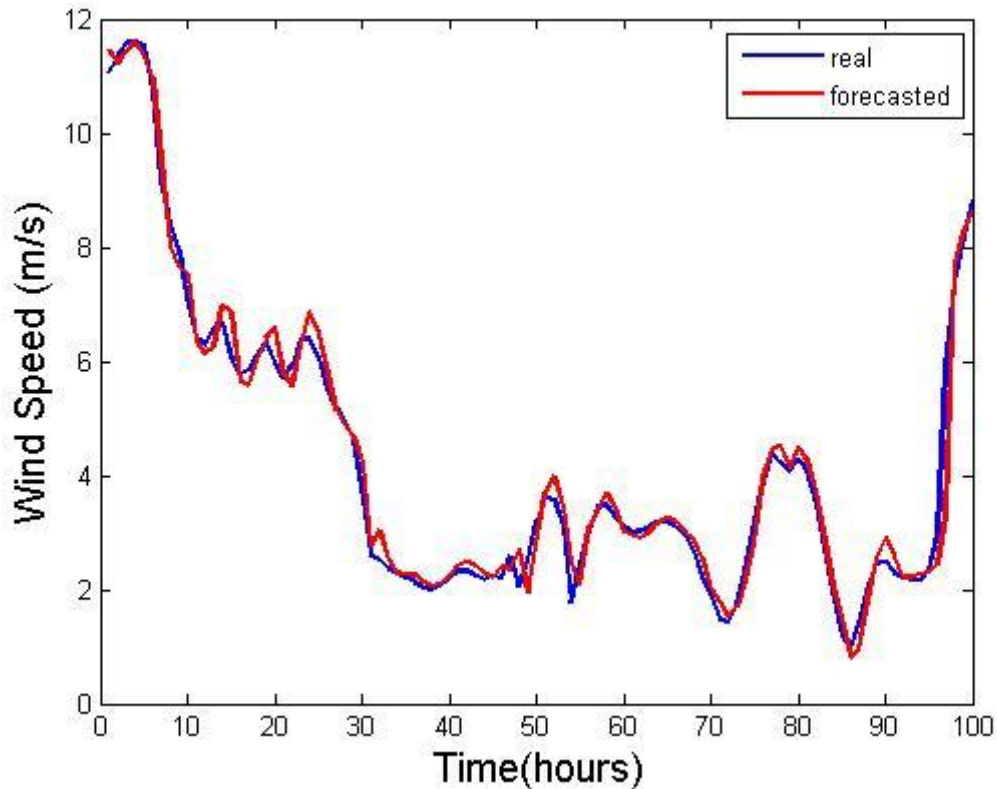


Figure III. 15 Vitesse du vent réels et prédites par avec [10 30] neurones pour la NARX dans la phase de de test.

D'après les Tableaux (III.4, III.5) et les figures (III.10, III.11, III.12, III.13, III.14, III.15) présentées précédemment on remarque que le changement de nombre de neurones pour les couches cachées à une bonne influence sur les performances choisie pour évaluer notre système de prédiction de la vitesse du vent. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation de deux couches cachées est avec 10-20 neurones respectivement pour les deux couches cachées est le meilleur pour le modèle de type NARX.

III.7 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons tenté d'établir une synthèse globale sur le travail qui a été réalisé dans ce mémoire. On a vu et discuté les résultats obtenus pour la prédiction de la vitesse du vent, où on a proposé type de réseaux de neurones qui sont autorégressif pour améliorer les performances de la prédiction de la vitesse du vent, nous avons calculé les critères de performances RMSE, MAPE, MABE et R^2 pour aussi on a présenté les courbes réels et prédite pour la ville étudié M'sila.

Conclusion général

Conclusion général:

L'objectif principal de ce travail est la proposition d'un système de prédiction qui permet de prédire la vitesse du vent dans une ville qui se trouve dans les hauts plateaux qui est la ville de M'sila, bien que beaucoup de travaux dans ce domaine aient été présentés dans différentes régions dans le monde.

Le problème que nous nous sommes posé est de concevoir un système de prédiction performant et robuste en tenant compte toujours à utiliser à l'entrée de notre système des données météorologiques tel que la température, l'humidité relative et la vitesse du vent, et pour évaluer notre système nous avons choisie comme critères RMSE, MAPE, MAE et R^2 .

Le développement ou bien la conception de ce système a été fondé sur l'utilisation d'un type de réseaux de neurones artificiels de type autorégressive, les résultats obtenus après plusieurs tests effectués sur le système proposé peut être utile dans différentes régions.

Comme perspective on peut proposer l'utilisation d'autres types de réseaux de neurones artificiels et faire une comparaison, et aussi de choisir d'autre région du pays.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] ASMA, B. (2017). LDA ET RNA POUR LA PREDECTION DE LA VITESSE DU VENT (Doctoral dissertation, Faculte de technologie/UniversiteMohamed Boudiaf-M'sila).
- [2] Bakhsh H, Srinivasan R, Bahel V. Colleration between hourly and global radiation for Dhahran,Saudi Arabia. Solar Energy 1985;2(1):59–61.
- [3] Leconte, P., Rapin, M., & Szechenyi, E. Techniques de l'Ingénieur, traité Génie mécanique. Réf: BM, 4, 640.
- [4] Site web : <http://www.info-eolien.com/.com>. « Une courte histoire des éoliennes ».
- [5] Liu, Z. (2015). Global energy interconnection. Academic Press.
- [6] Adam MIRECKI , « Etude comparative de chaînes de conversion d'énergie dédiées à une éolienne de petite puissance »,Thèse de doctorat , L'institut National Polytechnique de Toulouse avril 2005.
- [7] Adam MIRECKI , « Etude comparative de chaînes de conversion d'énergie dédiées à une éolienne de petite puissance »,Thèse de doctorat , L'institut National Polytechnique de Toulouse avril 2005.
- [8] Ibrahim, S. M. (1984). Energy in the Arab world. Energy, 9(3), 217-238.
- [9] Bensaid, H. (1985). The Algerian programme on wind energy. Proceeding of WEAC, 21-27.
- [10] Hammouche, R. (1990). Atlas vent de l'Algérie/ONM. Algiers: Office des publications Universitaires (OPU).
- [11] Kasbadji Merzouk, N. (1994). An Evaluation of wind energy potential in Algeria. In Proceeding of EWEC (Vol. 94).
- [12] Ettoumi, F. Y. (2002). Ressources Energétiques Renouvelables en Algérie. Th {ese de Doctorat d'état, USTHB.
- [13] Merzouk, N. K., & Merzouk, M. (2008). Perspectives du pompage éolien en ALGERIE. Projet National de recherche, domicilié au CDER Alger.
- [14] Poitiers, F. (2003). Etude et Commande de Génératrices Asynchrones pour l. Utilisation de l'Energie Eolienne.
- [15] Martin, J. (1997). Energies éoliennes. Techniques de l'ingénieur. Génie énergétique, 3(B8585), B8585-1.
- [16] Muljadi, E., Butterfield, C. P., & Wan, Y. H. (1998). Axial-Flux, Modular, PM Generator with a toroidal winding for wind turbine application. In Proceedings of the Conference of the Industry Application Society, IEEE (p. 174).
- [17] Site de constructeur d'éoliennes : [http :// www.enercon.de](http://www.enercon.de)

- [18] Houekpoheha, M. A., Kounouhewa, B., Tokpohozin, B. N., & Awanou, N. (2014). Estimation de la puissance énergétique éolienne à partir de la distribution de Weibull sur la côte béninoise à Cotonou dans le Golfe de Guinée. *Home*, 17(3), 489-495.
- [19] El Aimani, S. (2004). Modélisation des différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension (Doctoral dissertation, Ecole Centrale de Lille).
- [20] Site web : [http://www.info-eolien.com/Les composants d'une éolienne](http://www.info-eolien.com/Les_composants_d'une_éolienne).
- [21] Naim, C. (2017). Conversion d'énergie produite par des générateurs éoliens.
- [22] BENMEDJAHED, M. (2014). Choix du site et optimisation du dimensionnement d'une installation éolienne dans le nord Algérien et son impact sur l'environnement (Doctoral dissertation).
- [23] Naim, C. (2017). Conversion d'énergie produite par des générateurs éoliens.
- [24] Ammar, M. Y. (2007). Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu (Doctoral dissertation).
- [25] P.K. Simpson. « Artificial Neural Systems », Pergmon Press Elmsford, New York, 1989.
- [26] Chabaa, S. (2011). Identification des systèmes non linéairement utilisant les techniques d'intelligence artificielles et les bases de fonctions de la guerre pour la modélisation des données du trafic dans les réseaux internet (Doctoral dissertation, Thèse de Doctorat).
- [27] Habiboullah, B. D. (2018). Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction de la vitesse de vent (Doctoral dissertation, Université Mohamed Boudiaf-M'sila).
- [28] Mokhnache, L. (2004). Application des réseaux de neurones dans le diagnostic et la prédiction des isolations de haute tension (Doctoral dissertation).
- [29] Wiener, N. (2019). *Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine*. MIT press.
- [30] Hu, Y. H., & Hwang, J. N. (Eds.). (2002). *Handbook of neural network signal processing*.
- [31] Ibrahim, A. (2004). *Fuzzy logic for embedded systems applications*. Newnes.
- [32] Baghli, L. (1999). Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques (Doctoral dissertation, Université Henri Poincaré-Nancy I).
- [33] Ali, D. J. A. I. D. J. A. (2016). Intitulé: Etude de la classification supervisée des données environnementales à l'aide de réseaux de neurones de fonctions à base radiales (Doctoral dissertation, UNIVERSITE DE MOHAMED BOUDIAF M'SILA FACULTE DE TECHNOLOGIE).

- [34] Chatelain, C. (2003). Les Multi-Layer Perceptron (MLP).
- [35] SAGHIOR, M. (2012). ÉVALUATION ET DETERMINATION DES VARIABLES D'ENTREES POUR UN MODELE MULTICLASSE INTELLIGENT BASÉE SUR LA REDUCTION DE DIMENSION (Doctoral dissertation, Université Mohamed Boudiaf-M'Sila).
- [36] GüREKEN, M. U. R. A. T. (2009). Neural network based beamforming for linear and cylindrical array applications (Doctoral dissertation, Master thesis, Department of Electrical and Electronics Engineering, Middle East Technical University).
- [37] Parizeau, M. (2004). Réseaux de neurones GIF-21140 et GIF-64326. Université laval.
- [38] Fortin, V., Ouarda, T. B. M. J., Rasmussen, P., & Bobée, B. (1997). Revue bibliographique des méthodes de prévision des débits. Revue des sciences de l'eau/Journal of Water Science, 10(4), 461-487.
- [39] Site web : <https://www.mathworks.com/discovery/supervised-learning.html>.
- [40] Hadj Ali Begdadi, Mohamade Senouci, « Réseaux de neurone théorie et pratique» 2ème Edition, Office des publications universitaires, page(31,32).