

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



N° :

DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : ELECTRONIQUE

OPTION : SYSTEME EMBARQUE

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique

Par: Habiboullah Beha Dine

Ladjedel Billal

Intitulé

**Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la
prédiction de la vitesse de vent**

Soutenu devant le jury composé de:

GUEREH Messaoud	Université de M'sila	Président
MEZAACHE Hatem	Université de M'sila	Rapporteur
OUDIRA Houcine	Université de M'sila	Examineur

Année universitaire : 2017/2018

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce projet.

*En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur **Mezaache Hatem**, son précieux conseil et son aide durant toute la période du travail.*

*Mes remerciements vont aussi à Mme **Nahed ZEMOURI** que je lui souhaite Bonne chance dans ses études, ses précieuses contributions et ses conseils et son soutien pendant ce projet.*

*Je remercie également Mon vif remerciements vont aussi à mes parents qui nous ont donné la lumière et guidés et à tous mes professeurs qui m'ont orientés Surtout monsieur **M. Briq Yousef** et monsieur **M. DJREOUI***

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

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

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

Dédicaces

A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, que dieu te garde dans son vaste paradis, à toi

Mon père.

A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur ; maman que j'adore.

Aux personnes dont j'ai bien aimé la présence dans ce jour, à tous mes frères et mes sœurs, et mes neveux, je dédie ce travail dont le grand plaisir leurs revient en premier lieu pour leurs conseils, aides, et encouragements.

Aux personnes qui m'ont toujours aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés, et qui m'ont accompagnaient durant mon chemin d'études supérieures, mes aimables amis, collègues d'étude, Et frères de cœur,

Table des matières

Liste des figures.....	I
Liste des tableaux.....	II
Liste des symboles.....	III

Sommaire :

Introduction générale	1
---------------------------------	---

Chapitre I : L'énergie éolienne

I. Introduction.....	4
I.1 Historique de l'énergie éolienne.....	4
I.2 L'énergie éolienne en quelques chiffres.....	6
I.2.1 Développement de l'énergie éolienne.....	6
I.2.2 L'énergie éolienne en monde jusqu'à 2020.....	6
I.2.3 L'énergie éolienne en Algérie.....	7
I.3 Définition de l'énergie éolienne.....	8
I.3.1 Les différents types d'éoliennes.....	9
I.3.1.1 Les éoliennes à axe vertical.....	10
I.3.1.2 Les éoliennes à axe horizontal.....	11
I.3.2 Les composantes principales d'une éolienne.....	13
I.3.3 Principe de fonctionnement d'une éolienne.....	14
I.3.4 Les catégories des éoliennes.....	16
I.3.5 Zones de fonctionnement de l'éolienne.....	16
I.4 L'énergie du vent.....	17
I.4.1 La Théorie de Betz et le coefficient de Puissance.....	18
I.4.2 Les avantages et les inconvénients d'énergie éolienne.....	20
I.5 Conclusion.....	21

Chapitre II : Les Réseaux de Neurones Artificiels

I. Introduction.....	22
II.1 Neurone biologique.....	22
II.2 Structure des neurones.....	23
II.2.1 Le corps cellulaire.....	23
II.2.2 Les dendrites.....	23
II.2.3 L'axone.....	23
II.3 Neurone formel.....	24

Table des matières

II.4 L'utilisation des réseaux de neurones.....	26
II.5 Apprentissage.....	27
II.5.1 L'apprentissage supervisé.....	27
II.5.2 L'apprentissage non supervisé.....	27
II.5.3 L'apprentissage hybride.....	27
II.6 Algorithme d'apprentissage.....	28
II.7 Algorithme de Retro-Propagation du Gradient.....	28
II.7.1 Le principe.....	28
II.7.2 L'algorithme.....	28
II.7.2.1 Définition du réseau.....	28
II.7.2.2 Les étapes de l'algorithme.....	29
II.8 Architecture des réseaux de neurones.....	30
II.9 Réseaux Propagation vers l'avant« Feed-Forward».....	30
II.9.1 Perceptron monocouche SLP.....	31
II.9.2 Perceptron multicouches PMC.....	31
II.10 Structure d'interconnexion des RNA.....	32
II.10.1 Réseau multicouche.....	32
II.10.2 Réseau à connexions locales.....	32
II.10.3 Réseau à connexions récurrentes.....	33
II.10.4 Réseau à connexions complexes.....	33
II.11 Architecture des RNA.....	34
II.11.1 Réseaux statiques.....	34
II.11.2 Réseaux dynamiques.....	34
II.11.3 Réseaux auto-organisés.....	35
II.12 Application des réseaux de neurones.....	35
II.13 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones.....	35
II.13.1. Avantages des réseaux de neurones.....	35
II.13.2. Inconvénients des réseaux de neurones.....	36
II.14 Le Réseau de neurone fonctions a Base Radial.....	36
II.14.1 Présentation des réseaux RBF.....	36
II.14.2 Généralité d'un réseau RBF.....	37
II.14.3 La fonction à base radiale.....	39
II.14.4 L'étape de construction du RBF :(non supervisé).....	40
II.14.5 L'étape de détermination des poids du RBF:(supervisé).....	40

Table des matières

II.14.6 L'algorithme de Rétro-Propagation du Gradient.....	41
II.14.7 La phase de test.....	41
II.14.8 Avantages et inconvénients des réseaux RBF.....	41
II.15 Comparaison MLP et RBF.....	42
II.16 Le réseau D'ELMAN	43
II.17 Conclusion.....	44

Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion

II. Introduction.....	46
III.1 Série temporelle.....	46
III.1.1 Utilisation.....	46
III.2 Présentation de la base de données.....	46
III.2.1 Caractéristiques des sites.....	46
III.2.2 Répartitions des données.....	47
III.3 Application des réseaux de neurones type MLP, RBF et ELMAN pour La prédiction de la vitesse du vent.....	48
III.3.1 L'étape de test.....	48
III.3.1.1 Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne RMSE.....	48
III.3.1.2 Coefficient de détermination (R^2).....	49
III.4. Résultats de simulation pour les deux site.....	49
III.4.1 La prédiction de la vitesse du vent pour site Colorado.....	49
III.4.1.1 La prédiction par la méthode de MLP.....	49
III.4.1.2 La prédiction par la méthode de RBF.....	51
III.4.1.3 La prédiction par la méthode d'ELMAN	53
III.4.2 La prédiction de la vitesse du vent pour site Connecticut	55
III.4.2.1 La prédiction par la méthode de MLP.....	55
III.4.2.1 La prédiction par la méthode de RBF.....	57
III.4.2.1 La prédiction par la méthode d'ELMAN.....	59
III.5 Conclusion.....	61

Liste des figures :

Chapitre I : L'énergie éolienne

Figure I.1 : Moulin à Tour en toile avec pâles en bois.....5

Figure I.2 : Moulin à Tour.....5

Figure I.3 : Éolienne américaine et champ éolienne.....5

Figure I.4 : Moulin sur pivot5

Figure I.5 : Capacité éolienne cumulée en GW dans le monde de 1996 à 2014.....6

Figure I.6 : L'énergie éolienne mondiale (MW).....7

Figure I.7 : carte du potentiel éolien en Algérie.....8

Figure I.8 : Conversion de l'énergie cinétique du vent.....8

Figure I.9 : éoliennes à axe vertical.....11

Figure I.10 : composants de l'éolienne à axe horizontal.....12

Figure I.11 : éoliennes à axe horizontal.....13

Figure I.12 : Schéma d'une éolienne.....13

Figure I.13 : Courbe de la puissance éolienne en fonction de la vitesse du vent.....16

Figure I.14 : Variation du coefficient de puissance en fonction du facteur a19

Chapitre II : les réseaux de neurones Artificiels

Figure II.1 : Neurone biologique.....23

Figure II.2 : Le modèle d'un neurone biologique.....24

Figure II.3 : Le modèle de McCulloch-Pitts.....24

Figure II.4 : Quelques types de fonctions d'activations.....27

Figure II.5 : Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties.....29

Figure II.6 : Topologies des réseaux de neurones artificiels.....30

Figure II.7 : Perceptron Entrée Poids Sortie.....31

Figure II.8 : Exemple d'un réseau de type perceptron multicouches.....31

Figure II.9 : Réseau multicouche classique.....32

Figure II.10 : Réseau à connexions locales.....33

Figure II.11 : Réseau à connexions récurrentes.....33

Figure II.12 : Réseau à connexions complexes.....34

Figure II.13 : structure d'un RBF.....37

Figure II.14 : Architecture d'un Réseau de Neurone RBF.....38

Figure II.15 : Quelques fonctions radiales.....39

Figure II.16 : Le réseau de ELMAN.....	43
<u>Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion</u>	
Figure III.1 : les courbes de la base de données pour les deux sites.....	47
Figure III.2 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 1 couche cachée site Colorado.....	50
Figure III.3 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP 2 couches cachées site Colorado.....	50
Figure III.4 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 3 couches cachées site Colorado.....	51
Figure III.5 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 10 neurones site Colorado.....	52
Figure III.6 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 50 neurones site Colorado.....	52
Figure III.7 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 100 neurones site Colorado.....	53
Figure III.8 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 1 couche cachée site Colorado.....	54
Figure III.9 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 2 couches cachées site Colorado.....	54
Figure III.10 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 3 couches cachées site Colorado.....	55
Figure III.11 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 1 couche cachée site Connecticut.....	56
Figure III.12: Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 2 couches cachées site Connecticut.....	56
Figure III.13 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 3 couches cachées site Connecticut.....	57
Figure III.14 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 10 neurones site Connecticut.....	58
Figure III.15 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 50 neurones site Connecticut.....	58
Figure III.16 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 100 neurones site Connecticut.....	59

Liste des Figures

Figure III.17 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 1 couche cachée site Connecticut.....	60
Figure III.18 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 2 couches cachées site Connecticut.....	60
Figure III.19 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 3 couches cachées site Connecticut.....	61

.Liste de tableaux :

Chapitre I : L'énergie éolienne

Tableau I.1 : Découpage fonctionnel de l'installation.....15
Tableau I.2 : Classification des turbines éoliennes.....16

Chapitre II : les réseaux de neurones Artificiels

Tableau II.1 : L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.....25
Tableau II.2 : MLP versus RBF.....42

Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion

Tableau III.1 : Caractéristiques géographiques du site Colorado.....47
Tableau III.2 : Caractéristiques géographiques du site Connecticut.....47
Tableau III.3 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Colorado.....49
Tableau III.4 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Colorado.....51
Tableau III.5 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Colorado.....53
Tableau III.6 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Connecticut.....55
Tableau III.7 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Connecticut.....57
Tableau III.8 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Connecticut.....59

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
E_c	Energie cinétique
m	masse d'air
v	vitesse du vent
V	volume d'air
ρ	Masse volumique de l'air
A	surface de section de tube
$P(t)$	la puissance portée par le vent
P_D	La puissance mécanique capturée par le convertisseur
A_1	La section en aval
A_2	La section en amont
v_1	la vitesse du vent en aval
v_2	la vitesse du vent en amont
F_D	la force exercée par le convertisseur
α	Le facteur d'interférence tangentiel
v'	la vitesse du flux d'air
P_n	la puissance nominale de la turbine
C_p	le coefficient de puissance
$C_{p,max}$	le coefficient de puissance maximale
$G(x)$	La fonction sigmoïde
x_i	cellules d'entrées ou e_i
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_{ij}	poids des connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée

Liste des symboles et abréviation

w_{jk}	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
E_K	l'erreur pour chaque neurone de la couche de sortie
E_j	l'erreur de chaque neurone de la couche cachée
η	Est le poids d'apprentissage
y_j	la sortie de couche cachée
Δv_{ij}	Équation de la correction des poids
$H(y)$	Fonctions à base Les radiale
C	centroïdes
y	Est une entrée scalaire
μ	Le rayon noté
β	La largeur des gaussiennes
M	nombre des centroïdes
N	le nombre de neurone
I	le nombre d'exemple soumis au réseau

Liste Abréviation :

RNA	Réseau de Neurones Artificiels
SLP	Perceptron monocouche
PMC	Perceptron multicouches
RBF	fonction à base radiale
RMSE	L'erreur Quadratique Moyenne (The RootMeanSquaredError)
R²	Le Coefficient de Détermination

Introduction Générale

Le développement et l'exploitation des énergies renouvelables ont connu une forte croissance au cours de ces dernières années, Naturellement décentralisées, il est intéressant de les exploiter sur le lieu de consommation, en les transformant directement soit en chaleur, soit en électricité selon les besoin.

Le mot éolien vient du Grec (Eole) qui est le dieu des vents. Les éoliennes utilisent l'énergie du vent de façon à la transformer en énergie électrique. Leurs pales sont actionnées par le vent. Elles sont reliées à un axe qui entraîné par leur mouvement actionne un moteur permettant ainsi créer de l'énergie électrique [1].

L'homme utilise l'énergie éolienne depuis des milliers d'années. Les Perses de l'Antiquité utilisaient déjà l'énergie éolienne pour pomper l'eau. On a exploré le monde à l'aide de navires entraînés par le vent bien avant l'invention du moteur. Pas plus tard qu'en 1920, plus d'un million d'éoliennes servaient à pomper l'eau et à fournir l'électricité aux entreprises agricoles de l'Amérique du Nord. Dans les années 50, des centaines d'éoliennes étaient encore utilisées en Algérie pour le pompage de l'eau. Aujourd'hui, l'énergie électrique d'origine éolienne est parfois considérée comme la plus prometteuse des énergies renouvelables à développer pour remplacer le charbon, le pétrole, le gaz et même le nucléaire. En 2005, 6183 MW ont été installés dans les pays de la communauté européenne (1808 MW pour l'Allemagne et 1764 MW pour l'Espagne), soit une production électrique de 83 TWh, égale à 2.8% de la consommation électrique de 2004 [2].

Toutefois, une bonne connaissance des caractéristiques du vent en tout site est importante pour une exploitation adéquate et fiable des ressources éoliennes. En ce qui concerne l'Algérie, la ressource éolienne varie beaucoup d'un endroit à un autre. Ceci est du à une topographie et un climat diversifié.

Quel est L'origine du vent ?

L'origine du vent est complexe. On peut cependant dégager 2 phénomènes prédominants :

- ✓ La Terre est chauffée par le Soleil. De part de la nature même du mouvement terrestre, les pôles reçoivent moins de chaleur que l'équateur.
- ✓ Les terres émergées se réchauffent (et refroidissent) plus vite que ne le font les mers et les océans.

L'énergie éolienne pour quoi faire ?

L'énergie éolienne est utilisée par l'homme depuis très longtemps déjà. Elle remplaça les rames pour faire avancer les navires, elle fut utilisée pour actionner les meules des moulins, elle permet encore le pompage d'eau pour abreuver les bêtes dans les champs. Depuis plus de 100 ans, elle est utilisée pour produire de l'électricité, source d'énergie fondamentale dans notre société actuelle. En effet, on utilise l'électricité pour la plupart de notre activité, que ce soit dans le domaine domestique ou industriel [3].

Ainsi l'homme a souvent besoin d'énergie électrique dans des proportions faibles ou importantes selon l'utilisation qu'il a faite :

- ✓ Pour faire fonctionner des stations météo ou toutes autres installations électriques isolées à faible consommation, une éolienne de petite taille peut fournir cette énergie tout au long de l'année.
- ✓ Pour alimenter en éclairage des maisons ou villages dans des contrées isolées exposées au vent, des installations d'éoliennes de quelques mètres de diamètres sont choses courantes.

Pourquoi prédire la vitesse du vent ?

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

L'objectif principal des systèmes de production d'énergie devrait être répondre à tout moment à la demande d'énergie tout en minimisant les impacts environnementaux associés. Ceci nécessite de développer des formes propres d'énergie, tout en s'assurant la cohérence et la fiabilité de leur approvisionnement et leur utilisation.

Dans ce mémoire, nous proposons quelques technologies de réseaux de neurones artificiels : MLP, RBF, ELMAN, pour la prédiction de la vitesse du vent.

Dans le premier chapitre, nous donnons une définition sur L'énergie éolienne, définit les différents types d'aérogénérateurs et leurs catégories des éoliennes, L'architecture tout en présentant les principaux composants éolienne. Enfin, nous avons terminé notre travail par une conclusion.

Le deuxième chapitre est dédié à une présentation des réseaux de neurones artificiels. On commence ce chapitre par une présentation de la structure d'un neurone biologique et d'un neurone formel, puis les architectures et l'apprentissage des réseaux

PMC et RBF, Et ELMAN Nous finaliser ce chapitre par les avantages et les inconvénients des RNAs .

Le troisième chapitre présente résultats de simulation par Matlab de différent technique (MLP , RBF,ELMAN) et la comparaison entre trois techniqu des réseaux neurones artificielles .

I.Introduction :

Les éoliennes utilisent l'énergie du vent de façon à la transformer en énergie électrique. Leurs pales sont actionnées par le vent. Elles sont reliées à un axe qui entraîné par leur mouvement actionne un moteur permettant ainsi de créer de l'énergie électrique.

Aujourd'hui, l'énergie éolienne est devenue une réalité mondiale incontournable L'évolution de la capacité de production d'électricité par les éoliennes n'a pas cessé d'augmenter depuis 1980. C'est la source qui progresse le plus rapidement.

L'industrie éolienne est en mesure de devenir une industrie énergétique mondiale si on se base sur l'accélération des installations dans la dernière décennie, Un marché important et compétitif s'est établi à un niveau international imposant à l'industrie le besoin d'améliorer la conception des éoliennes dans le but de réduire les coûts.

Il est même prévu que le vent sera la source de production d'électricité la moins chère. Il est clair qu'actuellement le coût de l'énergie éolienne concurrence celui de l'énergie conventionnelle. Grâce à la progression de la productivité et à l'amélioration des rapports qualité/prix des matériaux, les coûts d'installations des éoliennes diminuent d'années en années [4].

I.1 Historique de l'énergie éolienne :

Parmi toutes les énergies renouvelables, à part l'énergie du biomasse, c'est l'énergie du vent qui a été exploitée en premier par l'homme. Depuis l'antiquité, elle fut utilisée pour la propulsion des navires et ensuite les moulins à blé et les constructions permettant le pompage d'eau.

Les premières utilisations connues de l'énergie éolienne remontent à 2 000 ans avant J.-C environ. Hammourabi, fondateur de la puissance de Babylone, avait conçu tout un projet d'irrigation de la Mésopotamie utilisant la puissance du vent, la première description écrite de l'utilisation des moulins à vent en Inde date d'environ 400 ans avant J.-C. En Europe, les premiers moulins à vent ont fait leur apparition au début du Moyen Age. Utilisés tout d'abord pour moudre le grain, d'où leur nom de " moulins ", ils furent aussi utilisés aux Pays-Bas pour assécher des lacs ou des terrains inondés.

Dès le XIV siècle, les moulins à vent sont visibles Partout en Europe et deviennent la principale source d'énergie. Seulement en Hollande et Danemark, vers le milieu du XIXème siècle, le nombre des moulins est estimé respectivement à plus de

30000 et dans toute l'Europe à 200000. A l'arrivée de la machine à vapeur, les moulins à vent commencent leur disparition progressive.

L'arrivée de l'électricité donne l'idée à Poul La Cour en 1891 d'associer à une turbine éolienne une génératrice, Ainsi, l'énergie en provenance du vent a pût être « redécouverte » et de nouveau utilisée (dans les années 40 au Danemark 1300 éoliennes).

Au début du siècle dernier, les aérogénérateurs ont fait une apparition massive (6 millions de pièces fabriquées) aux Etats-Unis où ils étaient le seul moyen d'obtenir de l'énergie électrique dans les campagnes isolées. Dans les années 60, fonctionnait dans le monde environ 1 million d'aérogénérateurs, La crise pétrolière de 1973 a relancé de nouveau la recherche et les réalisations éoliennes dans le monde.



Figure I.1 : Moulin à Tour en Toile



Figure I.2 : Moulin à Tour avec Pâles en Bois



Figure I.3 : Éolienne Américaine et
Champ Eolien

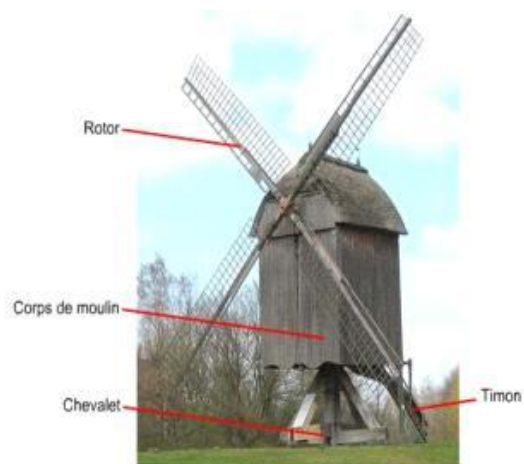


Figure I.4 : Moulin sur Pivot

[4].

I.2 L'énergie éolienne en quelques chiffres :

I.2.1 Développement de l'énergie éolienne :

Depuis ces dernières années, la production d'électricité par l'énergie éolienne s'est considérablement développée dans le monde entier. Ceci est principalement dû à deux raisons :

- ✓ Produire une énergie propre .
- ✓ Trouver une source d'énergie durable alternative aux combustibles fossiles.

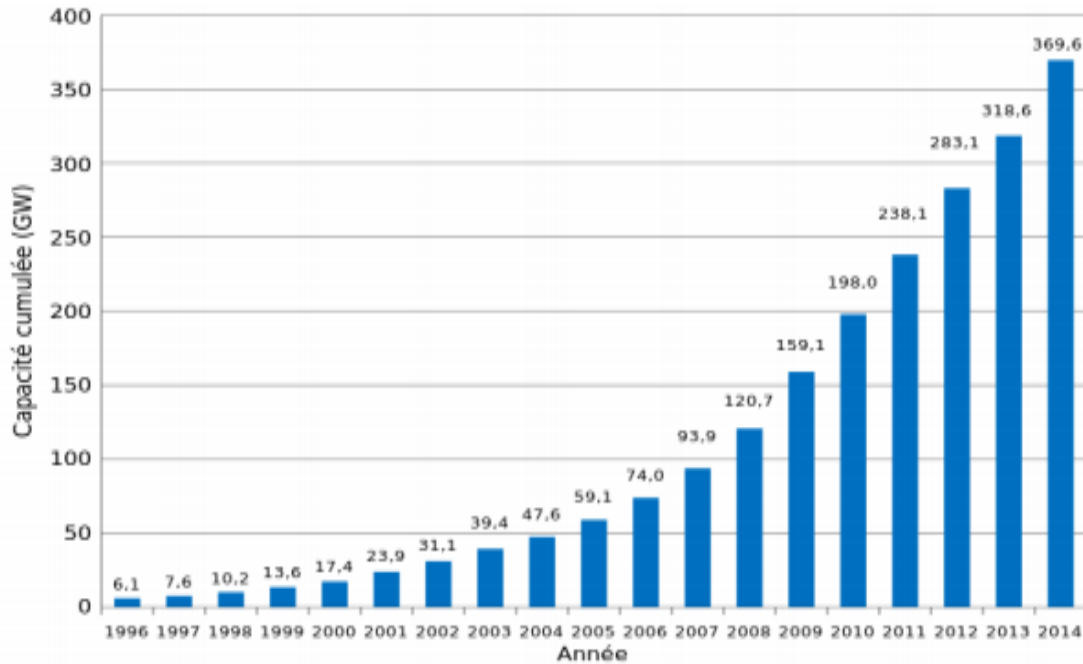


Figure I.5: Capacité éolienne cumulée en GW dans le monde de 1996 à 2014 [5].

À la fin 2014, le total mondial de la puissance éolienne installée atteignait 369.6 GW, en augmentation de 51.5 GW en un, La Chine a installé à elle seule 23.35 GW, soit 45.2 % du total 2014, et représente 31 % du parc mondial fin 2014.

I.2.2 L'énergie éolienne en monde jusqu'a 2020 :

Sur la base de l'expérience et des taux de croissance des années passées prévoie 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 1 500 000 MW peuvent être attendus [5].

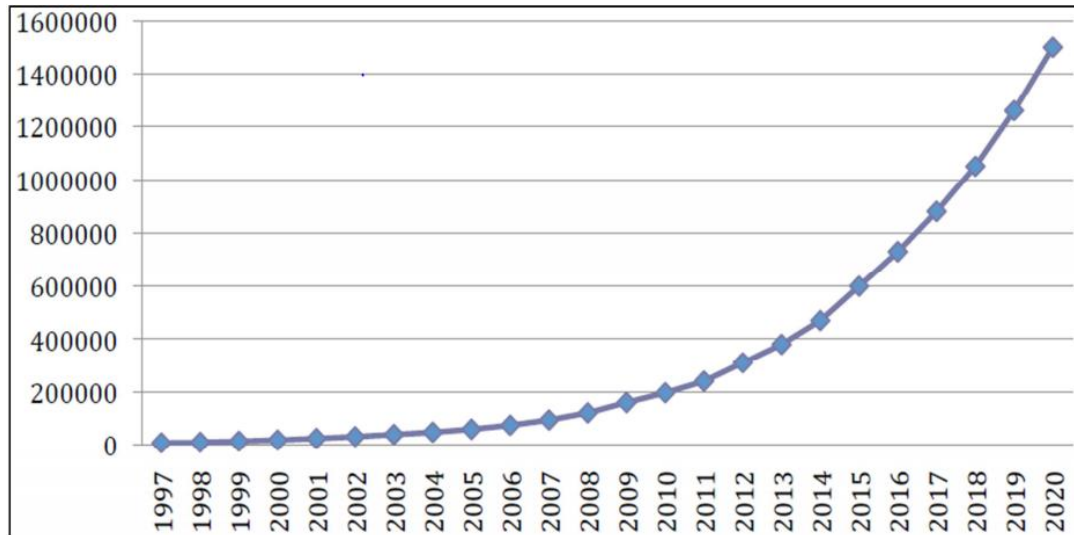


Figure I.6 : L'énergie éolienne mondiale (MW) [5].

I.2.3 L'énergie éolienne en Algérie :

L'Algérie à l'instar des autres pays essaie de percer dans le domaine des énergies renouvelables et l'énergie éolienne en particulier. Une étude préliminaire de l'évolution saisonnière et annuelle de la vitesse moyenne du vent a permis de faire une première identification des régions ventées de l'Algérie.

Cette représentation de la vitesse sous forme de carte, a deux objectifs : le premier est d'identifier les vastes régions avec de bonnes promesses d'exploitation de l'énergie éolienne. Le second est de mettre en évidence la variation relative de la ressource à travers le pays [6].

La carte représentée dans la figure (Figure I.7) montre que le sud est caractérisé par des vitesses plus élevées que le nord, plus particulièrement le sud-ouest avec des vitesses supérieures à 4 m/s et qui dépassent la valeur de 6 m/s dans la région d'Adrar. Concernant le nord, la vitesse moyenne est globalement peu élevée. Il est noté cependant, l'existence de microclimats sur les sites côtiers d'Oran, Bejaia et Annaba, sur les hauts plateaux de Tiaret et El kheiter ainsi que dans la région délimitée Bejaia au nord et Biskra au sud. Toutefois, la vitesse du vent subit des variations en fonction des saisons qui ne doit pas négliger, en particulier, lorsqu'il s'agit d'installer des systèmes de conversion de l'énergie éolienne. La réalisation d'une carte saisonnière a montré clairement que l'automne et l'hiver sont moins ventées. Néanmoins, il faut

remarquer que la région de Tiaret fait l'exception avec une vitesse plus faible en été qu'en hiver .

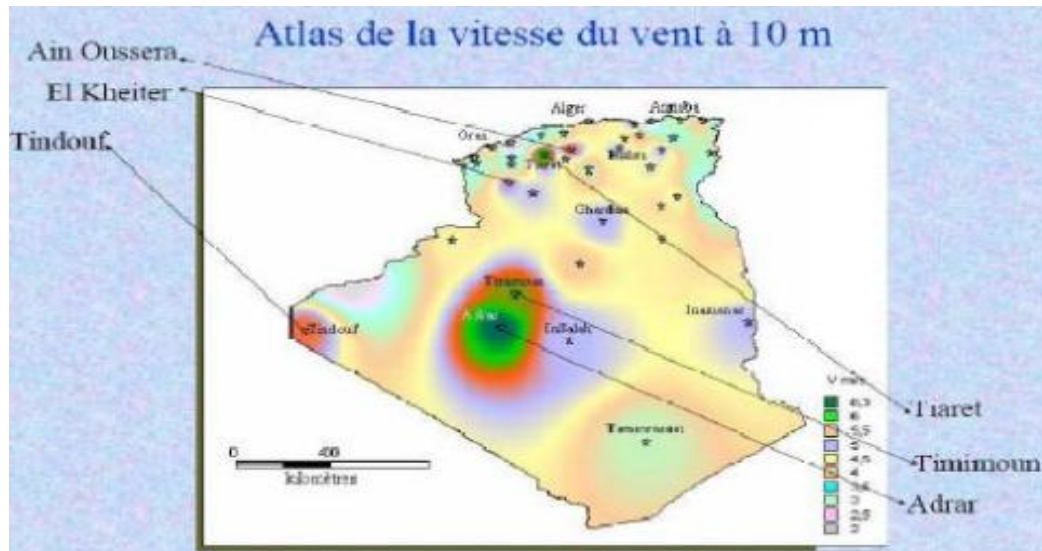


Figure I.7 : carte du potentiel éolien en Algérie[6].

I.3 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 (Figure I.8).

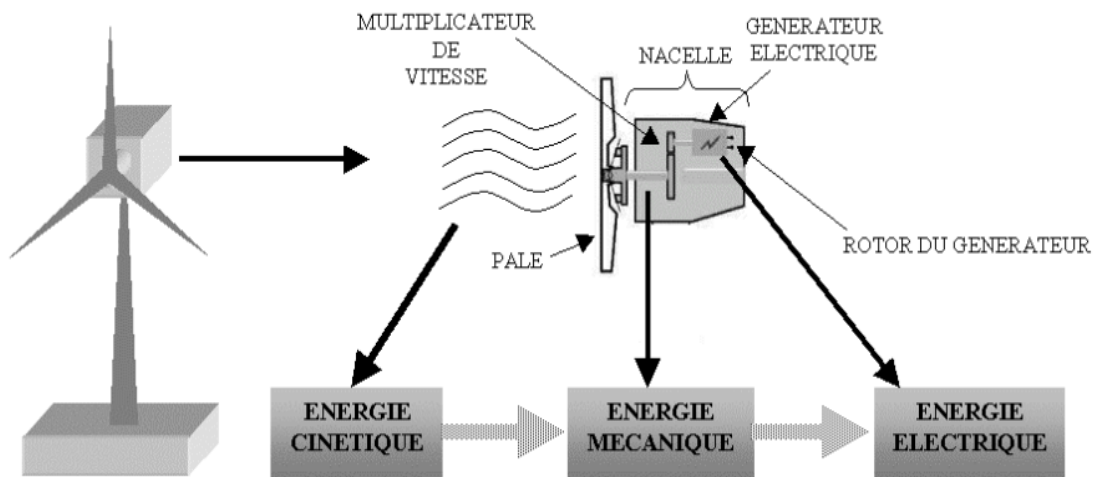


Figure I.8 : Conversion de l'énergie cinétique du vent

L'énergie éolienne est une énergie "renouvelable" non dégradée, géographiquement diffuse, 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 60 m pour des éoliennes de plusieurs mégawatts) dans des zones géographiquement dégagées pour éviter les phénomènes de turbulences [7].

L'énergie éolienne fait partie des nouveaux moyens de production d'électricité décentralisée proposant une alternative faible 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 (fermes éoliennes offshore) où la présence du vent est plus régulière.

Les éoliennes à axe horizontal beaucoup plus largement employées, même si elles nécessitent très souvent un mécanisme d'orientation des pales, présentent un rendement aérodynamique plus élevé, démarrent de façon autonome et présentent un faible encombrement au niveau du sol [8].

Outre l'aspect visuel des éoliennes, leur impact sur l'environnement est réduit, Une éolienne ne couvre qu'un pourcentage très réduit de la surface totale du site sur laquelle elle est implantée, permettant alors à la plupart des sites de conserver leurs activités industrielles ou agricoles. Leurs nuisances sonores sont de plus relativement faibles. En effet, selon l'ADEME, le niveau sonore d'une éolienne est de 50 dB à 150 mètres et devient imperceptible au delà de 400 mètres. Dans la plupart des cas, le bruit du vent est supérieur à celui engendré par l'éolienne, Les éoliennes sont divisées en trois catégories selon leur puissance nominale :

- ✓ Eoliennes de petite puissance : inférieure à 40 kW.
- ✓ Eoliennes de moyenne puissance : de 40 à quelques centaines de kW.
- ✓ Eoliennes de forte puissance : supérieure à 1 MW.

I.3.1 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.3.1.1 Les éoliennes à axe vertical :

Les éoliennes à axe vertical ont été les premières structures développées pour produire de l'électricité paradoxalement en contradiction avec le traditionnel moulin à vent à axe horizontal. Elles possèdent l'avantage d'avoir les organes de commande et le générateur au niveau du sol donc facilement accessibles et il s'agit d'une turbine à axe vertical de forme cylindrique qui peut facilement être installée sur le toit d'une maison moderne et dont les avantages sont : faible impact visuel, pratiquement pas de bruit et très grande tolérance aux vents forts [9].

Il existe des systèmes grâce auxquels les ailes se décalent plus ou moins pour augmenter l'étendue des vitesses d'action. Si la vitesse du vent est basse, les ailes sont complètement déployées, si la vitesse est trop forte, les ailes sont complètement fermées et l'éolienne forme un cylindre. Même si quelques grands projets industriels ont été réalisés, les éoliennes à axe vertical restent toutefois marginales et peu utilisées voire actuellement abandonnées [10].

✓ **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).



Figure I.9 : éoliennes à axe vertical [10].

I.3.1.2 Les éoliennes à axe horizontal :

Les éoliennes à axe horizontal sont basées sur la technologie ancestrale des moulins à vent, Elles sont constituées de plusieurs pales profilées 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 [9].

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.

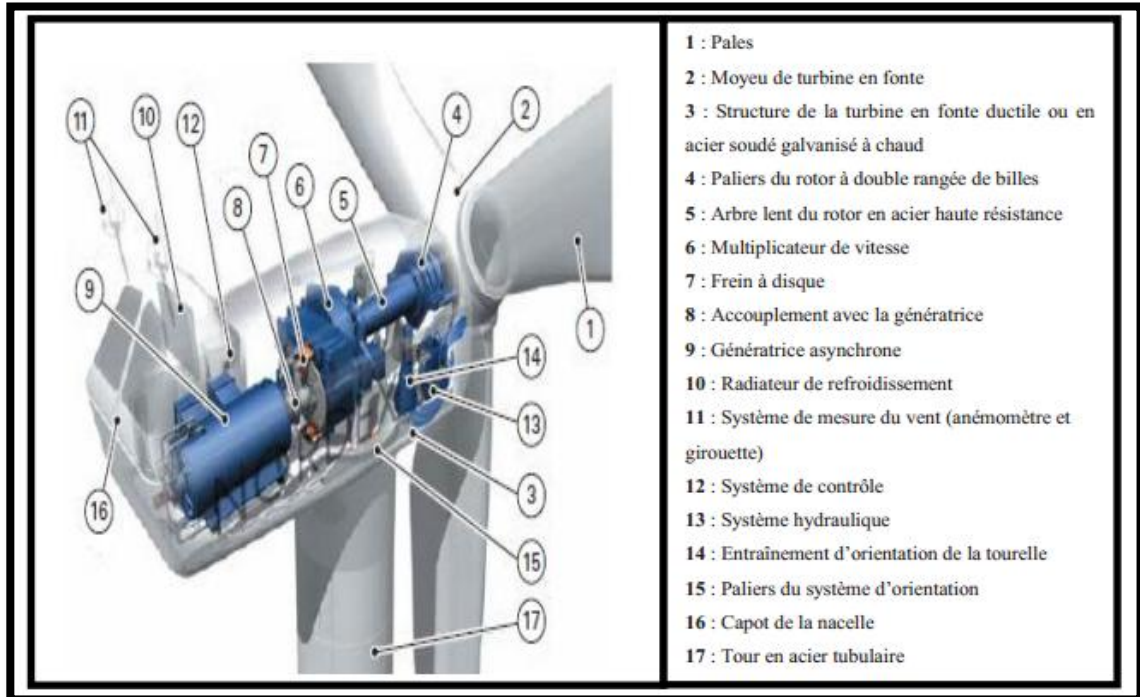


Figure I.10 : composants de l'éolienne à axe horizontal [9].

✓ **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

✓ **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.



Figure I.11 : éoliennes à axe horizontal

I.3.2 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.

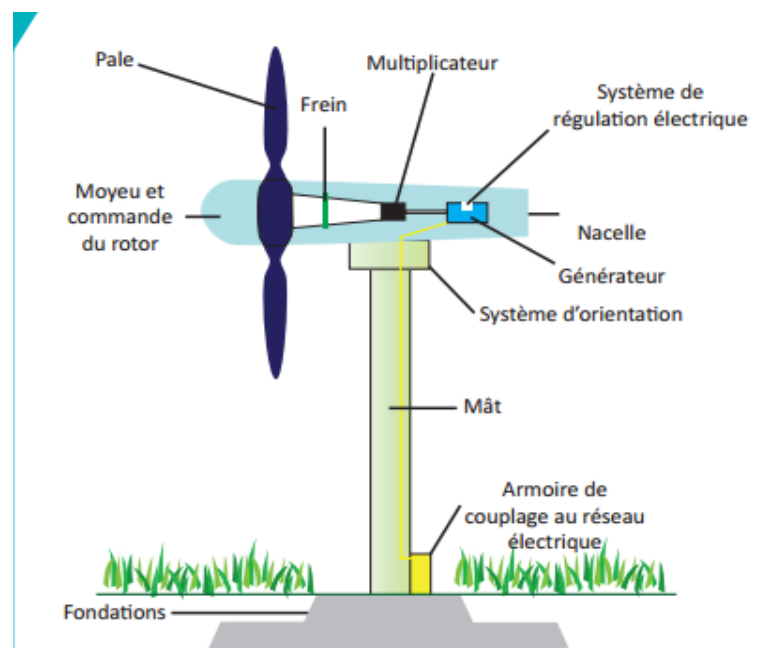


Figure I.12 : Schéma d'une éolienne

- ✓ **La nacelle** : située en haut de la tour et qui comporte toute l'installation de production d'électricité : le multiplicateur, le (ou les) générateur(s), les systèmes de frein et d'orientation de l'éolienne et tous les équipements automatisés d'asservissement de l'ensemble des fonctions de l'éolienne, La nacelle est une structure en acier ou en fonte à laquelle tous ces éléments sont attachés.

- ✓ **Le rotor** : fait tourner le mécanisme d'entraînement et le générateur, Les pales doivent être légères, solides et durables, pour résister à l'action des éléments, On les construit habituellement en matériaux composites à base de fibre de verre [11], en plastique renforcé ou en bois, L'éolienne doit aussi être conçue de manière à ce que par grand vent, le rotor ne tourne pas trop vite, C'est le diamètre des pales qui détermine la quantité d'électricité produite par le système, L'éolienne compte habituellement deux ou trois pales, Le rotor à trois pales réduit les contraintes mécaniques que subit le système, mais son coût est plus élevé [12].
 - **Les rotors à pas variable** : le mécanisme est presque idéal, car on optimise la vitesse de rotation et la puissance (presque constante), en fonction du vent disponible, Mais un tel dispositif est complexe et coûteux.
 - **Les rotors à pas fixe** : peuvent néanmoins ralentir automatiquement à partir d'une certaine vitesse, La conception des pales conduit à un effet aérodynamique qui réduit l'efficacité du rotor, Cette technologie entraîne néanmoins une variation plus importante des vitesses du rotor et exige de réguler davantage le courant de sortie[13].
- ✓ **le mât** : généralement en métal, supporte l'ensemble des équipements permettant de produire l'électricité (nacelle + rotor), Il est fixé sur une fondation implantée dans le sol, une lourde semelle en béton qui assure l'ancrage et la stabilité de l'éolienne. Le mât des éoliennes atteint aujourd'hui 80 m de haut pour les plus puissantes (exceptionnellement jusqu'à 100 m) [14].
- ✓ **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.
- ✓ **Moyeu** : En général c'est une pièce d'acier moulé, il reçoit les pales sur des brides normalisées et se monte sur l'arbre lent du multiplicateur, Pour sa conception on utilise une forme aérodynamique (plus esthétique que fonctionnelle).

I.3.3 Principe de fonctionnement d'une éolienne :

Les instruments de mesure de vent placés au-dessus de la nacelle conditionnent le fonctionnement de l'éolienne, Grâce aux informations transmises par la girouette qui détermine la direction du vent, le rotor se positionnera pour être continuellement face au vent, Les pales se mettent en mouvement lorsque l'anémomètre (positionné sur la nacelle) indique une vitesse de vent d'environ 10 km/h et c'est seulement à partir de 12

km/h que l'éolienne peut être couplée au réseau électrique, Le rotor et l'arbre dit « lent » transmettent alors l'énergie mécanique à basse vitesse (entre 5 et 20 tr/min) aux engrenages du multiplicateur, dont l'arbre dit « rapide » tourne environ 100 fois plus vite que l'arbre lent, Certaines éoliennes sont dépourvues de multiplicateur et la génératrice est entraînée directement par l'arbre « lent » lié au rotor, La génératrice transforme l'énergie mécanique captée par les pales en énergie électrique [15].

Elément de l'installation	Fonction
Fondation	Ancrer et stabiliser l'éolienne dans le sol
Mât	Supporter la nacelle et le rotor
Nacelle	Supporter le rotor Abriter le dispositif de conversion de l'énergie mécanique en électricité (génératrice) ainsi que les dispositifs de contrôle et de sécurité
Rotor/pales	Capter l'énergie mécanique du vent et la transmettre à la génératrice
Transformateur	Élever la tension de sortie de la génératrice avant l'acheminement du courant électrique par le réseau
Poste de livraison	Adapter les caractéristiques du courant électrique à l'interface entre le réseau privé et le réseau public

Tableau I.1 : Découpage fonctionnel de l'installation

Pour un aérogénérateur de 2,5 MW par exemple, la production électrique atteint 2500 kWh dès que le vent atteint environ 50 km/h, L'électricité produite par la génératrice correspond à un courant alternatif de fréquence 50 Hz avec une tension de 400 à 690 V. La tension est ensuite élevée jusqu'à 20 000 V par un transformateur placé dans chaque éolienne pour être en suite injectée dans le réseau électrique public.

Lorsque la mesure de vent, indiquée par l'anémomètre, dépasse les 100 km/h (variable selon le type d'éoliennes), l'éolienne cesse de fonctionner pour des raisons de sécurité. Deux systèmes de freinage permettront d'assurer la sécurité de l'éolienne :

- ✓ Le premier par la mise en drapeau des pales, c'est-à-dire un freinage aérodynamique: les pales prennent alors une orientation parallèle au vent.
- ✓ Le second par un frein mécanique sur l'arbre de transmission à l'intérieur de la nacelle.

L'intérêt d'une éolienne se justifie par la possibilité qu'elle apporte de récupérer l'énergie cinétique du vent et la transforme en énergie mécanique de rotation. Cette énergie mécanique peut être exploitée principalement de deux manières : Soit pour entraîner par exemple une pompe de relevage d'eau, ou bien pour entraîner une génératrice électrique [16.17].

I.3.5 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 (Tableau I.2), Certains vont même jusqu'à rajouter d'autre catégorie micro et moyenne éolienne [18], Les petites éoliennes sont conçues pour équiper des habitations individuelles, des entreprises et permettent une réduction des factures d'électricité, voir une indépendance énergétique.

ECHELLE	DIMETRE DE L'HELICE	PUISSANCE DELIVREE
Petit	moins de 12 m	moins de 40 KW
Moyen	12 m à 45 m	e 40 KW à 1 MW
Grand	46 m et plus	1 MW et plus

Tableau I.2 : Classification des turbines éoliennes [19]

I.3.4 Zones de fonctionnement de l'éolienne :

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 :

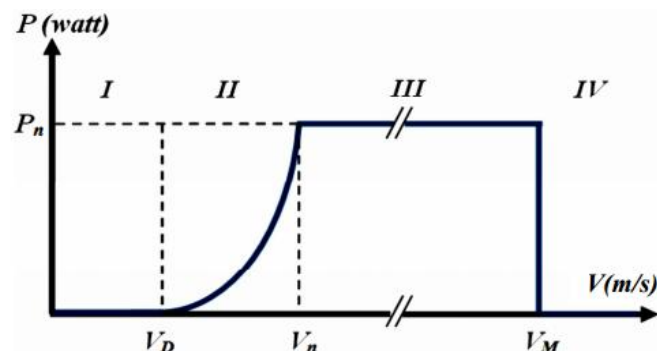


Figure I.13 : Courbe de la puissance éolienne en fonction de la vitesse du vent

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

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

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

V_M : 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, V_M vaut 25 m/s .

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

Zone II : $V_D < V < V_n$: 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 : $V_n < V < V_M$: 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.4 L'énergie du vent :

L'énergie cinétique d'une masse d'air m en mouvement avec une vitesse s'exprime par :

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

En considérant un que traverse un flux d'air à la vitesse , alors le volume d'air traversant cette section en une unité de temps est donné par (le débit d'air):

$$V = v A = (m^2/s) \quad (\text{I.2})$$

Le débit massique s'écrit :

$$m = \rho v A \quad (km/s) \quad (\text{I.3})$$

Où ρ représente la densité de l'air.

On déduit que, la puissance portée par le vent traversant un tube de section A à une vitesse v est obtenue à partir des équations (I.1) et (I.3) :

$$P(t) = \frac{dE(t)}{dt} = \frac{1}{2} \left(\frac{dm}{dt} \right) v^2 = \frac{1}{2} \rho A v^3 (w) \quad (\text{I.4})$$

I.4.1 La Théorie de Betz et le Coefficient de Puissance:

La puissance mécanique capturée par le convertisseur s'exprime par la différence des puissances portées par les flux d'air en amont et en aval du disque :

$$P_D = \frac{1}{2} \rho A_1 v_1^3 - \frac{1}{2} \rho A_2 v_2^3 = \frac{1}{2} \rho (A_1 v_1^3 - A_2 v_2^3) \quad (\text{I.5})$$

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.

Aussi, la conservation du flux massique tout le long du tube exige que :

$$\rho v_1 A_1 = \rho v_2 A_2 \text{ (kg/s)} \quad (\text{I.6})$$

d'où:

$$P_D = \frac{1}{2} \rho v_1 A_1 (v_1^2 - v_2^2) \quad (\text{I.7})$$

A partir de l'équation (I.7), la puissance mécanique extraite par le convertisseur serait maximale si v_2 est strictement nulle, autrement dit, un débit d'air nul en aval. Cette situation est pratiquement impossible à réaliser physiquement. Ainsi, pour calculer le maximum de puissance convertible, on utilise la loi physique de la conservation de la quantité du mouvement pour exprimer la force exercée par le convertisseur sur le flux d'air incident :

$$F_D = m(v_1 - v_2) \text{ (N)} \quad (\text{I.8})$$

En admettant que la vitesse v' du flux d'air au niveau du disque est donnée par :

$$v' = (1 - \alpha)v_1 \text{ (m/s)} \quad (\text{I.9})$$

Où α est le facteur d'interférence axial : $(0 < \alpha < 1)$

On peut, alors, réécrire l'équation (I.8) :

$$F_D = \rho (1 - \alpha) v_1 A_1 (v_1 - v_2) \quad (\text{I.10})$$

et la puissance capturée par le convertisseur est donnée par :

$$P_D = F_D v' = m(v_1 - v_2)v' = \frac{1}{2} m(v_1 - v_2)(v_1 + v_2) \quad (\text{I.11})$$

d'où :

$$v' = \frac{1}{2} (v_1 + v_2) = (1 - \alpha)v_1 \text{ (m/s)} \quad (\text{I.12})$$

On déduit l'expression suivante de la vitesse v_2 en fonction de v_1 :

$$v_2 = (1 - 2\alpha)v_1 \quad (\text{I.13})$$

En remplaçant (I.13) dans (I.11), on obtient l'expression suivante de la puissance capturée par le convertisseur :

$$P_D = 2 \rho A_1 v_1^3 \alpha (1 - \alpha)^2 \quad (\text{I.14})$$

Pour caractériser la capacité du convertisseur (la turbine éolienne) à capturer la puissance cinétique portée par le vent et la transformer en puissance mécanique, on définit C_p tel que :

$$C_p = \frac{P_D}{P_N} \quad (\text{I.15})$$

le coefficient de puissance représente le ratio entre la puissance P_D capturée par la turbine et la puissance totale P_v portée par le flux d'air traversant la même surface A avec une vitesse v_1 .

En utilisant les équations (I.4) et (I.14), on obtient :

$$C_p = \frac{2 \rho v_1^3 \alpha (1 - \alpha)^2}{0.5 \rho A v_1^3} = 4 \alpha (1 - \alpha)^2 \quad (\text{I.16})$$

Pour calculer la limite théorique de Betz, c'est-à-dire la valeur maximale $C_{p,max}$ qui définit la puissance maximale convertible, il suffit d'optimiser la fonction $C_p(\alpha)$ en calculant sa dérivée par rapport au facteur α .

$$\frac{dC_p(\alpha)}{d(\alpha)} = -8\alpha(1 - \alpha)^2 - 4\alpha(1 - \alpha)^2 = 0 \quad (\text{I.17})$$

En remplaçant $\alpha = \frac{1}{2}$ par (valeur de vérifiant l'équation (I.17) dans (I.16), on obtient

$$\text{valeur : } C_{p,max} = \frac{16}{27} = 0.593 \quad (\text{I.18})$$

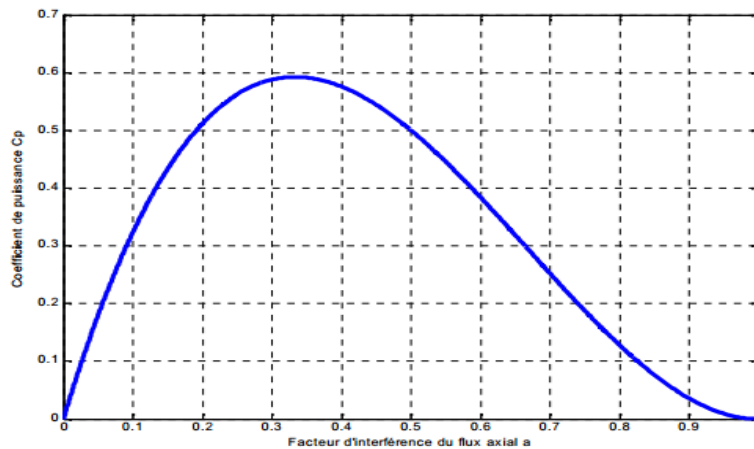


Figure I.14 : Variation du coefficient de puissance en fonction du facteur α

I.4.2 Les avantages et les inconvénients d'énergie éolienne :

L'énergie éolienne a des avantages propres permettant sa croissance et son évolution entre les autres sources d'énergie, ce qui va lui donner un rôle important dans l'avenir à condition d'éviter l'impact créé par ses inconvénients cités ci-après.

✓ Les avantages :

- L'énergie éolienne est une énergie renouvelable est avant tout une énergie qui respecte l'environnement.
- L'énergie éolienne n'est pas non plus une énergie à risque comme l'est l'énergie nucléaire.
- 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'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.
- 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.
- 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.

✓ Les inconvénients :

- La puissance électrique produite par les aérogénérateurs n'est pas constante. La qualité de la puissance produite n'est 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.
- Le bruit: le bruit mécanique qui a pratiquement disparu grâce aux progrès réalisés au niveau du multiplicateur.

I.5 Conclusion :

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

II.Introduction :

Historiquement les premiers modèles neuromimétiques ont été développés dans la mouvance cybernéticienne. Ils devaient permettre de valider et d'utiliser en robotique les premiers modèles neurobiologiques de la conscience. Les cybernéticiens tendaient en effet vers une conception matérialiste réductrice de la conscience (conception béhavioriste selon laquelle la conscience est issue d'une combinaison de boucles réflexes). L'adaptation informatique des principes organisationnels du cortex devait alors leur permettre de vérifier cette hypothèse.

Les réseaux de neurones sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calculs appelés neurones formels, et dont l'inspiration originelle était un modèle de la cellule nerveuse humaine .Cet héritage de la neurobiologie forme une composante importante de la matière, et le souci de maintenir une certaine correspondance avec le système nerveux humain a animé et continue a animer une part importante des recherches dans le domaine.

Malgré cet héritage, l'essentiel des travaux d'aujourd'hui ont pour objet le réseau de neurones formels et non son corrélat neurobiologique .Vu comme des systèmes de calcul, les réseaux de neurones possèdent plusieurs propriétés qui les rendent intéressants d'un point de vue théorique, et fort utiles en pratiques [20].

Les premiers travaux sur les neurones artificiels ont débuté au début des années 1940 et ont été menés par McCulloch et Pitts. Ils décrivent les propriétés du système nerveux à partir de neurones idéalisés : ce sont des neurones logiques (0 ou 1). Dix années plus tard, on a constitué le premier modèle réel d'un réseau de neurones. En 1960, le premier perceptron est créé par Rosenblatt, puis durant les années 1970 il y eut une remise en cause de l'intérêt des réseaux car les ordinateurs de neurones apprenaient lentement, coûtaient très cher et leurs performances n'étaient pas si impressionnantes. La disponibilité croissante des minis et micro ordinateurs, vers la fin des années 1970, a permis aux réseaux de neurones de prendre un nouveau départ [21].

II.1 Les neurones biologiques :

Le cerveau humain contient près de 86 milliards de neurones, et il existe environ 200 types de neurones. Dans un neurone nous pouvons distinguer trois régions principales (figure II.1) : le corps cellulaire qui contient le noyau du neurone ainsi que la machine biochimique nécessaire à la synthèse d'enzymes ; les dendrites, qui se divisent comme les branches d'un arbre, recueillent l'information d'autres neurones et l'acheminent vers le corps de la cellule ; l'axone, généralement très long et unique [22],

il conduit l'information du corps cellulaire vers d'autres neurones avec qui il fait des connexions appelées synapses:

- Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins.
- Intégrer ces signaux.
- Engendrer un influx nerveux.
- Le conduire.
- Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir.

II.2 Structure des neurones :

Un neurone est constitué de trois parties :

- Le corps cellulaire.
- Les dendrites.
- L'axone.

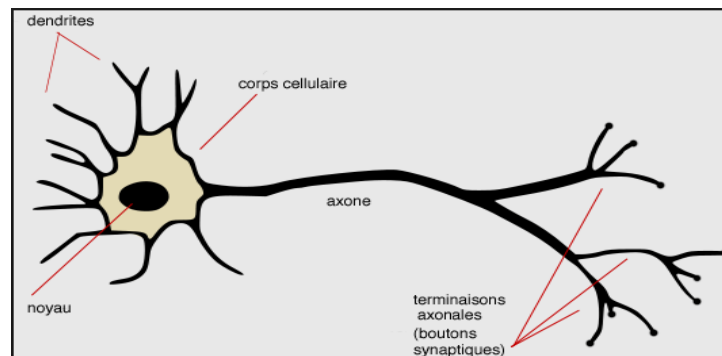


Figure II.1 : Neurone biologique

II.2.1 Le corps cellulaire :

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaire à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie du neurone, il a une forme pyramidales ou sphérique dans la plus part des cas [23].

II.2.2 Les dendrites :

Chaque neurones possède une « chevelure » de dendrites Celles-ci sont de fines extensions tubulaires, de quelques dixième de microns. De diamètre et d'une longueur de quelques dizaine de microns. Elles sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent [23].

II.2.3 L'axone :

L'axone, qui est à proprement parler la fibre nerveuse, sert de moyen de transport connectés les uns aux autres suivants des répartitions spatiales complexes, les connexions entre deux neurones se font en des endroits appelés synapses où ils sont séparés par un petit espace synaptique de l'ordre d'un centième de micron.

D'une façon simple, on peut dire que le soma du neurone traite les courants électriques qui lui proviennent de ses dendrites, et qu'il transmet le courant électrique (sous forme d'impulsions chaque une de durée d'environ 1ms et une amplitude d'environ 100mv) résultant de ce traitement aux neurones aux quels il est connecté par l'intermédiaire de son axone.

Le schéma classique présenté par les biologistes est celui d'un soma effectuant une sommation des influx nerveux transmis par ses dendrites Si la sommation dépasse un certain seuil, le neurone répond par un influx nerveux au potentiel d'action qui se propage le long de son axone, Si la sommation est inférieure à ce seuil, le neurone reste inactif [23].

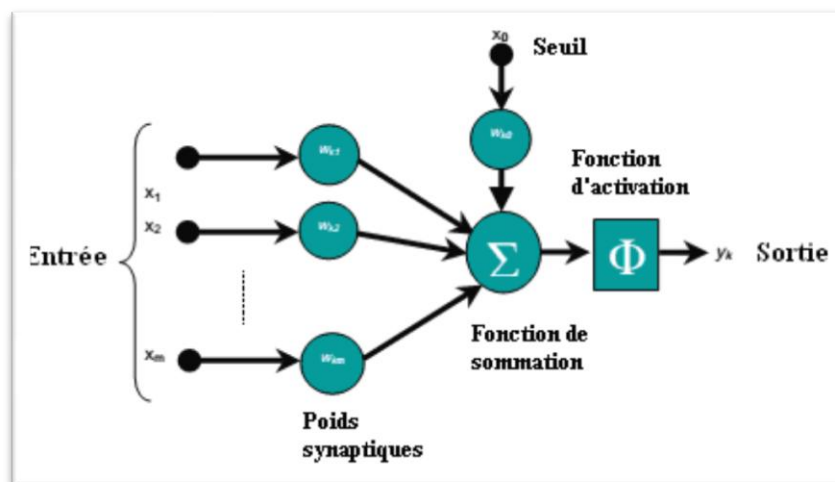


Figure II.2 : Le modèle d'un neurone biologique

II.3 Neurone formel :

Par definition un neurone formel est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées.

McCulloch et pitts ont proposes une unité a seuil binaire comme un modèle de neuronal diagramme de McCulloch-Pitts est montre dans le Figure suivant :

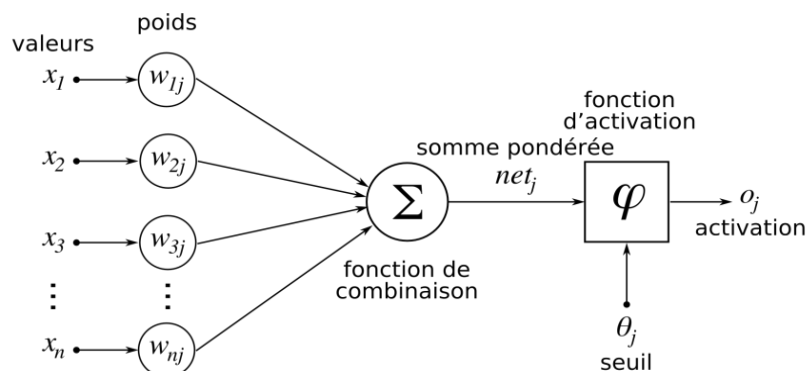


Figure II.3 : Le modèle de McCulloch-Pitts

Ce modèle mathématique calcule la somme pondérée de ses n entrées, $x_j, j=1,2,\dots,n$. Le nœud est caractérisé par un seuil μ [24], il génère une sortie de « 1 » si cette somme est supérieure au seuil μ , et autrement une sortie de « 0 ». Mathématiquement.

$$v = \begin{cases} 1 & \text{Si } \sum_{i=1}^n w_i x_i \geq \mu \\ 0 & \text{Si } \sum_{i=1}^n w_i x_i < \mu \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Où $F(.)$ est la fonction d'activation, et w_j est le poids synaptiques associé à la sortie, parfois, on considère le seuil μ comme un autre poids $w_0 = -\mu$ et qui est connecté à un neurone avec une entrée constante, $x_0=1$.

Les poids positifs correspondent à des synapses excitateurs, tandis que les poids négatifs correspondent aux synapses inhibitrices. Il y a une analogie évidente (Tableau II-1) avec les neurones biologiques :

Neurones biologiques	Neurones artificiels
Synapses	Connections pondérées
Axons	Sorties
Dendrites	Entrées
Sommateur	Fonction d'activation

Tableau II.1 : L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.

Le modèle de McCulloch et Pitts a été généralisé par de nombreuses façon, une généralisation évidente et celle d'utiliser une autre fonction d'activation que la fonction à seuil, *e.g.*, la fonction logistique, tangente hyperbolique, ou bien Gaussienne, qui sont montrées dans la (Figure II.4). La fonction sigmoïde est de loin la plus utilisée dans les RNA, C'est une fonction qui est caractérisée par sa propriété asymptotique [25].

La fonction sigmoïde standard est la fonction logistique et elle est définie par :

$$G(x) = 1/(1 + \exp(-bx))$$

Où b est le paramètre de pente.

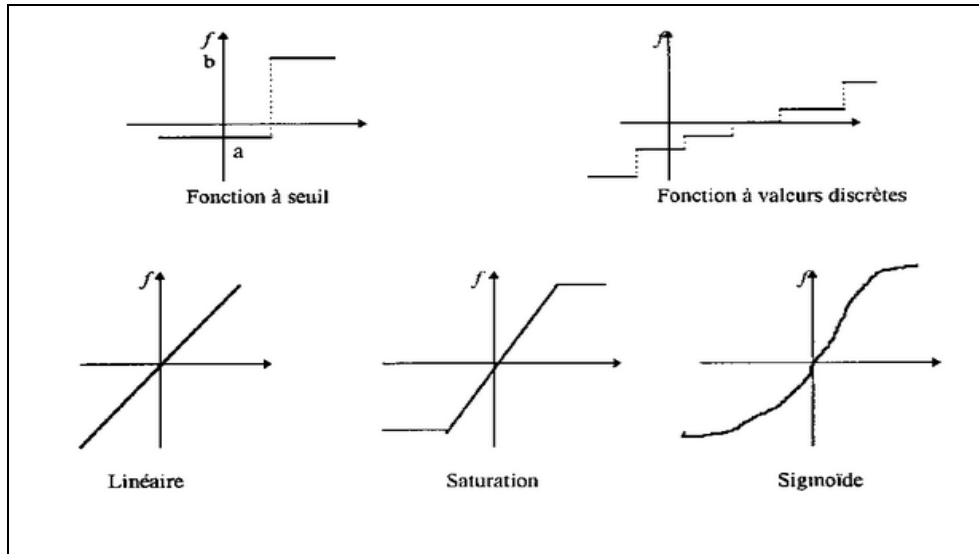


Figure II.4 : Quelques types de fonctions d'activations

II.4 L'utilisation des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones ont une remarquable faculté à donner un sens, extraire des règles et des tendances à partir de données compliquées, bruitées et imprécises. Ils peuvent s'utiliser pour extraire des modèles et détecter des tendances reposant sur des fonctions mathématiques compliquées qui sont trop difficiles, voire impossible, à modéliser à l'aide de techniques analytiques ou paramétriques traditionnelles.

L'une des propriétés intéressantes des réseaux de neurones est qu'ils savent prévoir avec précision des données qui ne faisaient pas partie des données d'apprentissage, un processus connu sous le nom de généralisation. Compte tenu de ces caractéristiques et de leur domaine d'application étendu, les réseaux de neurones sont particulièrement bien adaptés à l'application de problématiques concrètes dans les domaines de la recherche scientifique, commerciale et industrielle. Ci-dessous, un certain nombre de domaines dans lesquels les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès [37]:

- Traitement du signal
- Prédiction
- Maîtrise des processus
- Robotique
- Classification
- Pré-traitement des données
- Reconnaissance de formes
- Analyse de l'image et synthèse vocale

- Diagnostiques et suivi médical
- Marché boursier et prévisions
- Demande de crédits ou de prêts immobiliers

II.5 Apprentissage :

La capacité à apprendre un trait fondamental de l'intelligence, d'un autre côté ce que veut dire l'apprentissage est parfois difficile à décrire, le processus d'apprentissage, dans le contextes des réseaux de neurones peut être vu comme un problème ajustement et d'adaptation de l'architecture et des poids du réseaux de neurone de façon que le RNA exécute efficacement une tâche spécifique. Au lieu de spécifier un ensemble de règles, les réseaux de neurones apprennent automatiquement à partir de la collection d'exemples, et c'est ce qui les rend très attractives [31].

Il y a trois types de paradigmes d'apprentissage :

- Supervisé
- Non supervisé
- Hybride

II.5.1 L'apprentissage supervisé :

C'est actuellement le mode d'apprentissage le plus couramment utilisé. Son principe est élémentaire : on soumet au réseau à un grand nombre d'exemples pour lesquels l'entrée commise par le réseau.

Le plus répandu des algorithmes d'apprentissage supervisé est l'algorithme de rétro propagation du gradient d'erreur qui, appliqué aux réseaux Multi Couches.

II.5.2 L'apprentissage non supervisé :

Contrairement aux modes supervisés, seule une base d'entrées est fournie au réseau. Celui-ci doit déterminer lui-même ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées, c'est-à-dire en fonction d'une règle d'auto-organisation, Il explore la structure des données, ou encore la corrélation entre les modèles d'entrée et les organise à partir de cette corrélation en des catégories.

II.5.3 L'apprentissage hybride :

Il combine l'apprentissage supervisé et non supervisé. Dans de nombreux problèmes on ne dispose pas de l'information nécessaire à la construction d'une base d'apprentissage complète. On ne dispose souvent que d'une information qualitative permettant l'évaluation de la réponse calculée, sans pour autant connaître la réponse la plus adaptée.

II.6 Algorithme d'apprentissage :

Pour chaque type de réseaux de neurones artificiels, il existe des méthodes ou des algorithmes d'apprentissage permettant une modification des poids et de biais.

On retrouve plusieurs algorithmes d'apprentissage tels que l'algorithme du perceptron, la règle d'apprentissage de Hebb, la règle d'apprentissage de Widrow-Hoff (règle Delta) ainsi que des algorithmes généralisés de Widrow-Hoff pour les réseaux multicouches (rétropropagation du gradient de l'erreur...).

II.7 Algorithme de retro Propagation du Gradient :

II.7.1 Le principe :

La rétro-propagation du gradient consiste à propager « à l'envers » (de la couche de sortie vers la couche d'entrée) l'erreur obtenue sur les exemples de la base d'apprentissage. On utilise pour cela l'erreur quadratique (le carré de la différence entre ce qu'on obtient et ce qu'on désire).

Si on calcule la dérivée partielle de l'erreur quadratique par rapport aux poids des connexions (gradient), il est possible de déterminer la contribution des poids à l'erreur générale, et de corriger ces poids de manière à se rapprocher du résultat souhaité. La correction par itération corrige plus ou moins les poids par l'intermédiaire d'un coefficient η [30].

II.7.2 L'algorithme :

II.7.2.1 Définition du réseau :

Soit un réseau multicouche défini par :

- 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 de sortie à p neurones d'activation Z_k
- Une couche cachée à n neurones d'activation y_j
- $n * m$ connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée, chacune pondérée par v_{ij}
- $n * p$ connexions entre la couche cachée et la couche de sortie, chacune pondérée par w_{jk} [24].

II.7.2.2 Les étapes de l'algorithme :

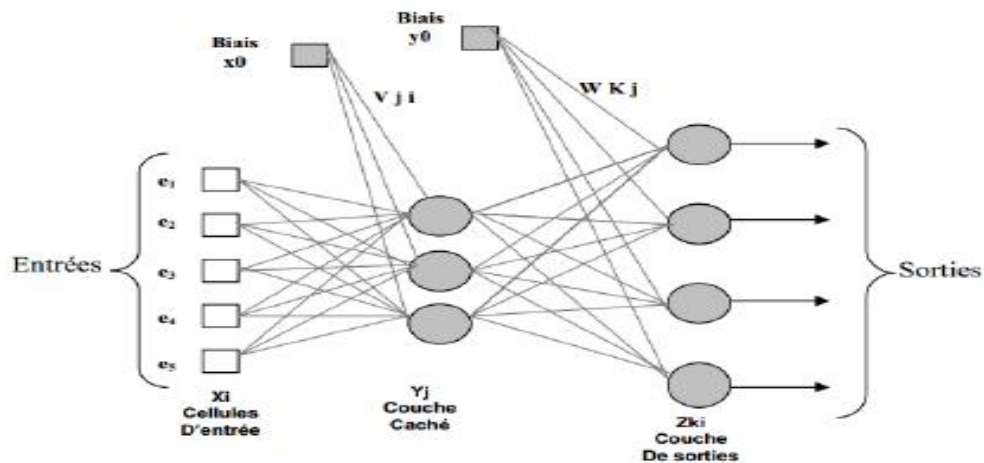


Figure II.5 : Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties

- ETAPE 1: Initialisation au hasard ou aléatoire des poids des connexions et v_{ij} et w_{jk}
- ETAPE 2: Propagation des entrées $x_i = e_i$.

On propage vers la couche cachée :

$$y_j = f \left(\sum_{i=1}^m x_i v_{ij} + x_0 \right) \quad (\text{II.2})$$

Puis de la couche cachée vers la couche de sortie :

$$z_k = f \left(\sum_{j=1}^n y_j w_{kj} + y_0 \right) \quad (\text{II.3})$$

Les valeurs x_0 et y_0 sont des biais, f est la fonction d'activation qu'on a choisie où on a défini notre réseau MLP.

- ETAPE 3: Rétro-propagation de l'erreur pour chaque neurone de la couche de sortie, on calcule l'erreur, c'est-à-dire la différence entre la sortie désirée S_k et la sortie réelle (obtenue) Z_k .

$$E_k = Z_k (1 - Z_k) (S_k - Z_k) \quad (\text{II.4})$$

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

$$F_j = y_j (1 - y_j) \sum_{k=1}^p w_{kj} E_k \quad (\text{II.5})$$

• ETAPE 4: Correction des poids des connexions : Il reste maintenant la modification des poids des connexions et aussi les biais.

- Entre la couche d'entrée et la couche cachée :

$$\begin{cases} \Delta v_{ji} = \eta \cdot y_j \cdot F_j \\ \Delta x_0 = \eta \cdot F_j \end{cases} \quad (II.6)$$

-Entre la couche cachée et la couche de sortie :

- η Etant un paramètre qu'il reste à déterminer.

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

II.8 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 [25,27].

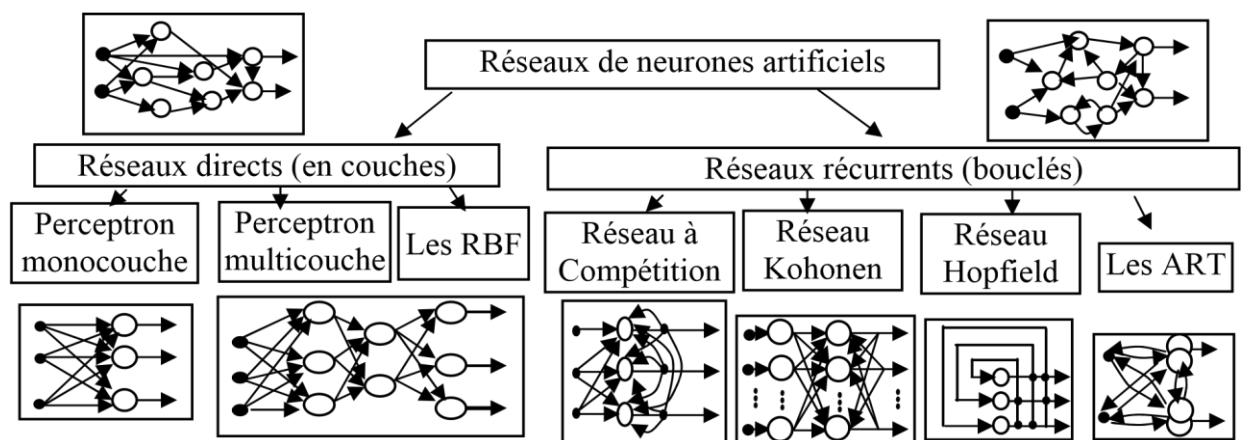


Figure II.6 : Topologies des réseaux de neurones artificiels

II.9 Réseaux Propagation vers l'avant« Feed-Forward » :

Un réseau de neurone "Feed-forward" appelé aussi réseau non bouclé ou unidirectionnels ou statique est présenté par un ensemble de neurones connectés entre eux telle que l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière (dans un sens unique). Le calcul de la sortie se fait en propageant les calculs de la gauche vers la droite, Ces architectures sont les plus couramment utilisées [26 ; 27].

II.9.1 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.7), 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 [27 ,28].

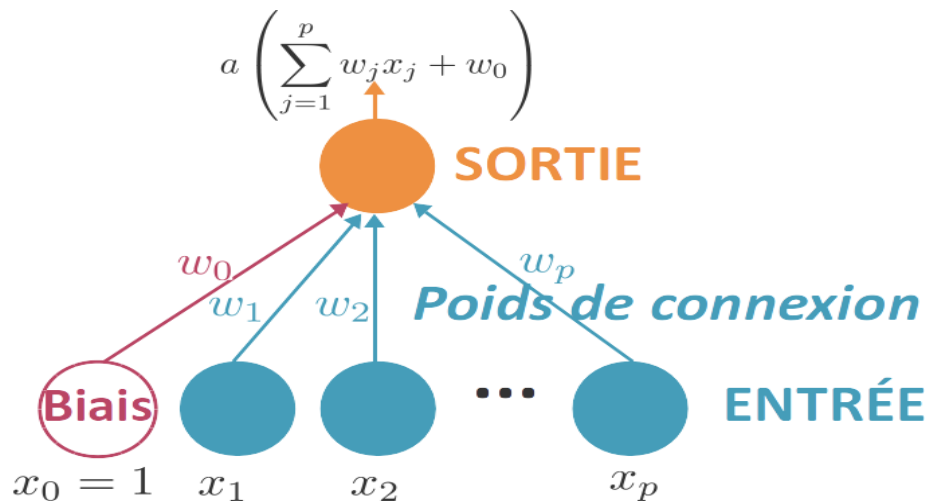


Figure II.7 : Perceptron entrée poids sortie

II.9.2 Perceptron multicouches 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 [27]. La (figure II.8) 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 [25].

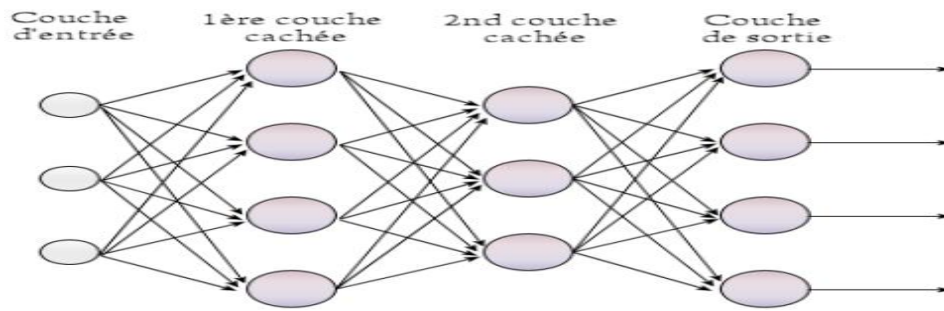


Figure II.8 : Exemple d'un réseau de type perceptron multicouches

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].

II.10 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 [29].

II.10.1 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.

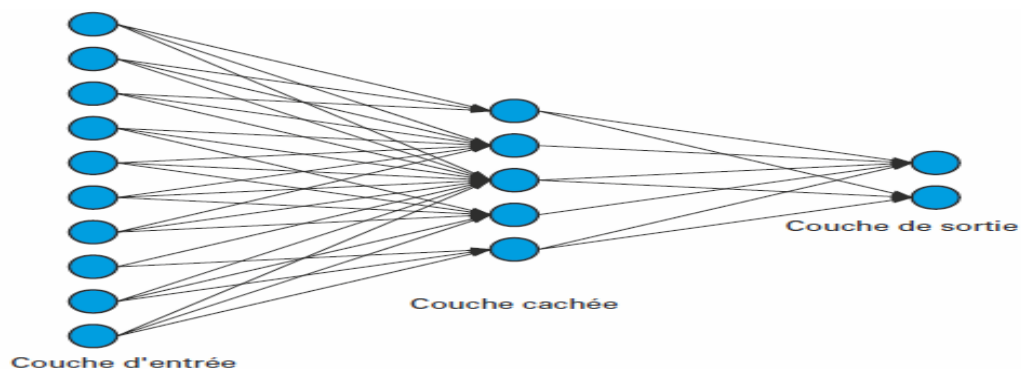


Figure. II.9 : Réseau multicouche classique [31]

II.10.2 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.

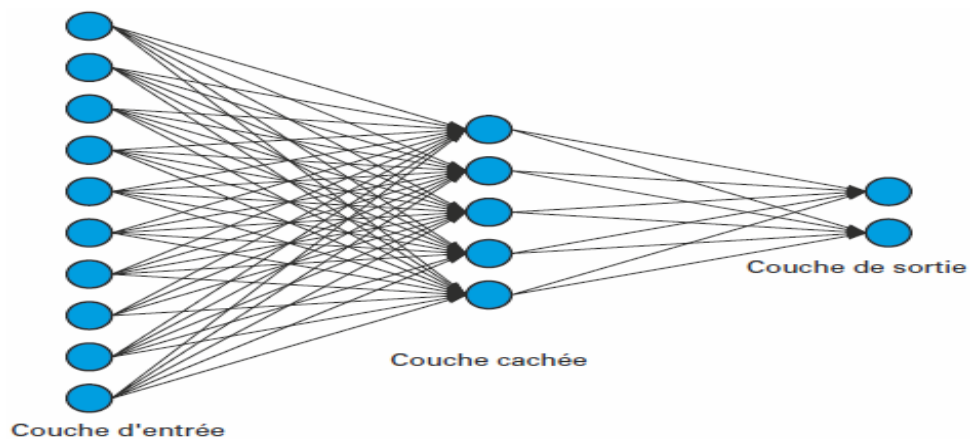


Figure. II.10 : Réseau à connexions locales [31]

II.10.3 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.11). La rétroaction de la sortie vers l'entrée permet à un réseau de ce type de présenter un comportement temporel.

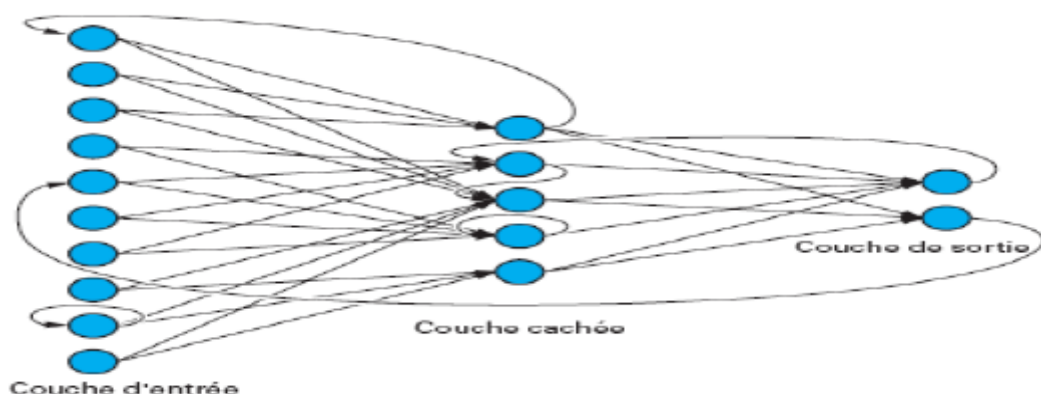


Figure. II.11 : Réseau à connexions récurrentes [31]

II.10.4 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.

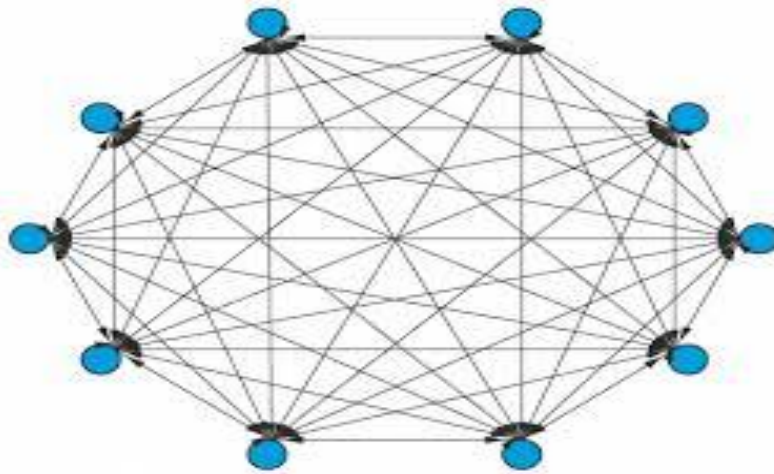


Figure .II.12 : Réseau à connexions complexes [31]

II.11 Architecture des RNA :

L'architecture d'un réseau de neurones définit son fonctionnement et joue un rôle important dans son comportement. Elle est en fonction de ses couches et de la structure des connexions de ses neurones ; ces paramètres permettent de distinguer les différentes classes et/ou types d'architecture neuronales [32].

II.11.1 Réseaux statiques :

Ce type de réseaux est organisé généralement en couches de neurones. Chaque neurone d'une couche reçoit ses entrées à partir des neurones de la couche précédente ou tout simplement de l'entrée du réseau. Dans tels réseaux il n'existe pas de feed-back (boucles de retour d'informations). Le traitement des données se fait en sens unique et le flux d'informations circule directement de la couche d'entrée à la couche de sortie ; le traitement est donc réalisé en boucle ouverte. Ces réseaux peuvent être utilisés pour les problèmes de classification ou d'approximation des fonctions.

II.11.2 Réseaux dynamiques :

Les réseaux dynamiques ou bien récurrents, sont les réseaux pouvant comporter des boucles (feed-back) entre les neurones. En général, la sortie de chaque neurone peut être envoyée vers l'entrée de tous les autres neurones du réseau. Ainsi, ces boucles ramènent l'information en provenance de la couche de sortie sur la couche d'entrée simultanément avec le signal d'entrée présent au même instant.

Un réseau dynamique peut donner une sortie différente en lui présentant la même entrée à des instants différents, contrairement aux réseaux statiques qui donnent la même sortie pour une même entrée.

Au début, ces réseaux étaient souvent utilisés pour les problèmes de classification et de mémorisation. Actuellement, dans plusieurs travaux la structure interne dynamique de ces réseaux est exploitée pour l'identification ou la commande des systèmes dynamiques.

II.11.3 Réseaux auto-organisés :

Les réseaux de neurones auto-organisés sont des réseaux qui changent leurs structures internes pendant l'apprentissage. Ainsi les neurones se regroupent typologiquement suivant la représentation des exemples. Ces réseaux sont des dérivées des modèles de Kohonen.

II.12 Application des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones servent dans aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. On peut citer par exemples :

- Autopilotage des avions.
- Système de guidage des automobiles.
- Lecture automatique des chèques bancaires et d'adresses postales.
- Les réseaux de neurones sont utilisés aussi pour les systèmes de vision par ordinateur.
- Ils sont utilisés en robotique et en télécommunication.
- Ils sont aussi utilisés dans les domaines de finance.
- Ils sont utilisés pour le diagnostic médical.
- Production des systèmes de traitement signal et pour la synthèse de la parole.

II.13 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones :

II.13.1. Avantages des réseaux de neurones :

- 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 [33].

II.13.2. Inconvénients des réseaux de neurones :

- 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 boîtes noires où les connaissances Sont inintelligibles pour l'utilisateur [33].

II.14 Le réseau de neurone fonctions a Base Radial :

II.14.1 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 POOGGIO 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. [34]

Les réseaux de neurones RBFs, sont principalement utilisés pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions dans des espaces de grandes dimensions. Ils sont lus 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 radial (RBF) est un réseau de neurones feed d'une couche d'entrée, une seule couche cachée sortie. Le réseau RBF est conçu pour effectuer une combinaison non à l'espace caché, suivi d'une combinaison linéaire de l'espace caché à l'espace de sortie [Dumitrescu et al, 2005].

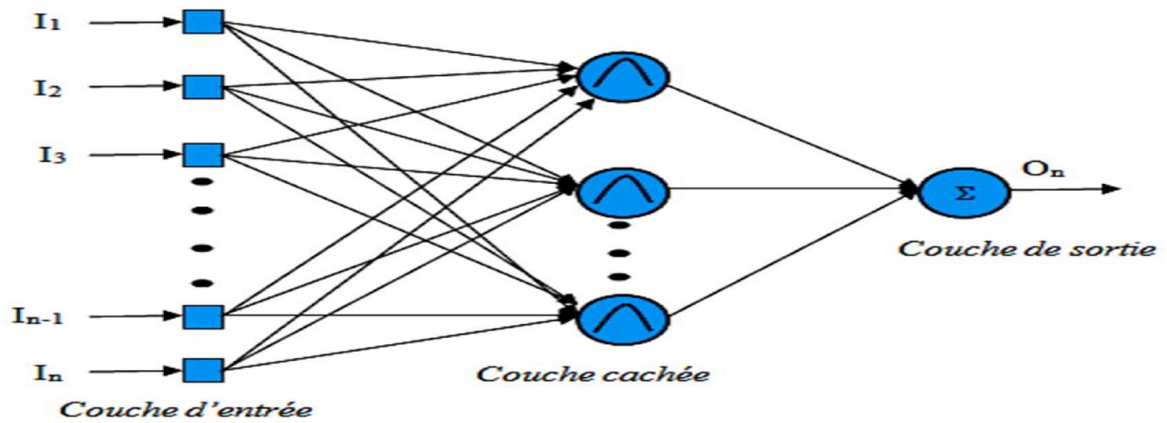


Figure. II.13 : structure d'un RBF

Les réseaux (RBF) peuvent être employés pour un grand nombre d'applications parce qu'ils peuvent optimiser n'importe quelle fonction régulière et leur apprentissage est plus rapide qu'un perceptron multicouche, Cette vitesse vient du fait qu'un RBF a seulement deux couches de poids qui peuvent être évalués d'une façon déterministe.

La performance d'un réseau RBF dépend du nombre et position des fonctions à base radiales, de leur forme et de la méthode employée pour son apprentissage [C. Wu et al, 2003].

Les stratégies de sélection des centres d'un RBF peuvent être classifiées comme suit :

- les stratégies choisissant de manière aléatoire les centres d'un RBF à partir les exemples D'apprentissage.
- les stratégies non supervisées comme les algorithmes génétiques [B.A. Whitcheas et al, 1994].
- Les stratégies supervisées comme le calcul des moindres carrés [J.B. Gomm et al, 2000], affectation de ressource ou ceux qui emploient des algorithmes du clustering comme K organisatrices [Y.Hwang et al, 1997].

II.14.2 Généralité sur le réseau RBF :

Pour des raisons de simplicité, on a décidé de faire une petite dualité entre le réseau RBF et le PMC, en précisant les ressemblances et les différences entre les deux types des réseaux, Ce choix est justifié par la popularité des PMCs et leur vaste utilisation dans les applications industrielles, Un réseau de neurone de type RBF est un PMC spéciale, son architecture est identique a celle d'un PMC a une seule couche cachée donc on peut dire qu'il prend toutes les caractéristiques d'un PMC simple sauf Qu'il différent en quelques points nous citons quelque uns :

Le nombre des couches cachées :

Un réseau RBF ne peut contenir qu'une seule couche cachée, son architecture est fixée pour tous les problèmes à étudier.

✓ **La fonction d'activation :**

Le réseau RBF utilise toujours une fonction dite à base radiale centrée d'un point et munie d'un rayon.

✓ **Les poids synaptiques :**

Les poids entre la couche d'entrée et la couche cachée dans les modèles neuronaux de type RBF sont toujours d'une valeur d'unité, c'est-à-dire que l'information inscrite sur la couche d'entrée sera retransmise sans distorsion vers les neurones de la couche cachée. En ce qui concerne les ressemblances entre un réseau RBF et un PMC, on peut mentionner quelques points :

✓ **La fonction de sortie :**

Généralement une simple fonction linéaire qui renvoie une sommation pondérée des valeurs calculées par les neurones de la couche cachée. Bien sur, ce n'est pas toujours le cas, parfois l'utilisation d'autres fonctions pourrait être plus adéquate dans un problème donné.

✓ **Le sens des connexions :**

Les connexions entre les couches suivent le même sens, on peut dire qu'elles ne sont pas récurrentes, et chaque neurone est entièrement connecté vers les neurones de la couche suivante.

✓ **L'apprentissage :**

Pour calculer les poids de la couche de sortie, on utilise un apprentissage supervisé pour les deux types de réseaux.

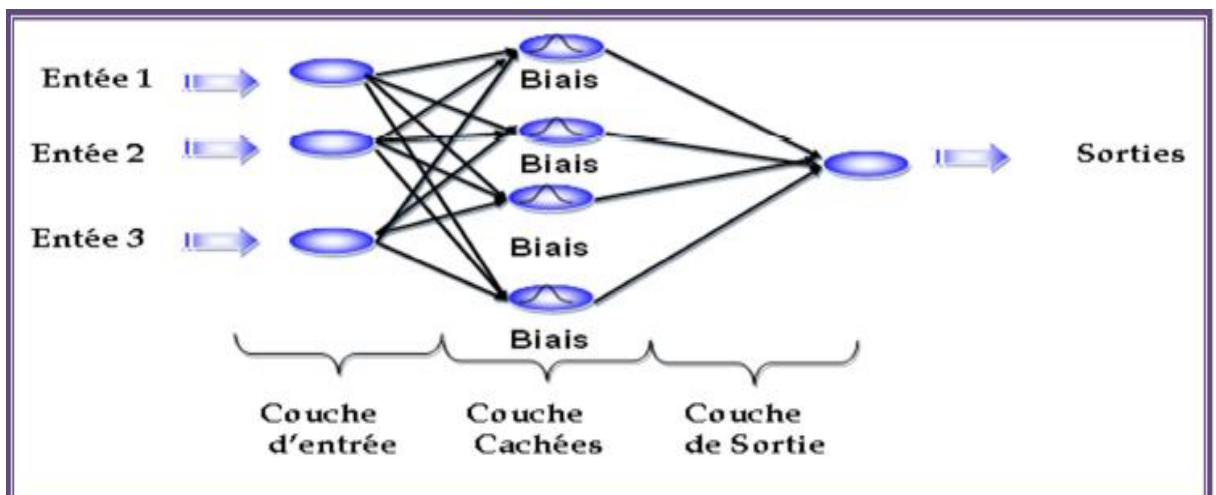


Figure II.14 : Architecture d'un réseau de neurone RBF

II.14.3 La fonction à base radiale :

Les fonctions à base radiale (ou RBF), sont apparus à la fin des années 80 comme de nouvelles variantes des réseaux de neurones, Divers types de fonctions peuvent être utilisées comme noyau ou fonction de base, la fonction gaussienne reste cependant la plus utilisée [A.Seghouane, G.Fleury, 2003],[35].

La fonction gaussienne ne répond que à une petite région de l'espace d'entrée, région sur laquelle elle est centrée. Sa forme générale est donnée par :

$$H(y) = \exp(-|y - c|^2/2\mu^2) \quad (\text{II.7})$$

Avec y est une entrée scalaire, et $\mu > 0$.

Les paramètres de cette fonction sont le centre C et le rayon noté par μ . La raison essentielle du choix de la gaussienne comme fonction de base des RBFs est que cette fonction est factorisable.

En effet, on peut facilement démontrer que parmi toutes les fonctions de base, le gaussien est la seule fonction qui peut être décomposée en produit de fonctions gaussiennes unidimensionnelles. $H(y) = \prod_i \exp\left(-\frac{|y_i - c_i|^2}{2\mu_i^2}\right)$ Avec $y[y_i]$ et $C[C_i]$.

Cette particularité devient intéressante pour l'adéquation biologique des réseaux de neurones artificiels.

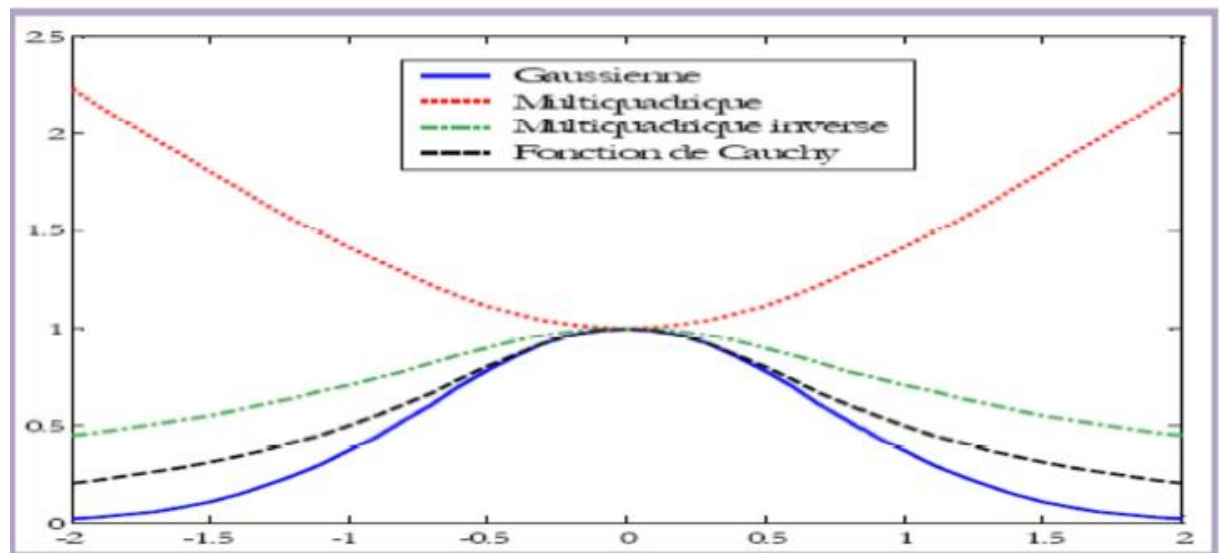


Figure II.15 : Quelques fonctions radiales

Plusieurs méthodes d'apprentissage ont été développées pour ces types de réseaux, on dit souvent que l'apprentissage du réseau RBF est hybride : non supervisé pour l'étape de construction du réseau, et supervisé pour la détermination des poids de la couche de sortie.

Lors de l'étape de construction du réseau, il y a quatre paramètres principaux à régler :

- Le nombre de neurones RBF.
- La position des centres des gaussiennes de chacun des neurones.
- La largeur de ces gaussiennes.
- Le poids des connexions entre les neurones RBF et le(s) neurone(s) de sortie.

II.14.4 L'étape de construction du RBF (non supervisé) :

Toute modification d'un de ces paramètres entraîne directement un changement du comportement du réseau. Le nombre de neurones RBF (N) et la position des gaussiennes sont deux paramètres intimement liés. Nombre et position avec $N < I$
N : le nombre de neurone.

I : le nombre d'exemple soumis au réseau.

Dans ce cas-ci, le nombre de neurones RBF devient un véritable paramètre, Il n'existe pas de méthode pour le déterminer, Il s'agit donc de trouver le nombre de centroïde adéquate lié au problème donné, Une fois le nombre des centroïdes choisi, il faut déterminer leur position. Pour ce faire, il existe aussi plusieurs techniques parmi ces techniques on utilise la méthode k-means, Une fois tous les centres C_j choisis, il faut déterminer la largeur (β) des gaussiennes, Une règle empirique consiste à prendre :

$$\beta = \frac{d}{\sqrt{M}} \text{ Avec } M \text{ nombre des centroïdes et } d = \max \|c_i - c_j\|, 1 \leq i, j \leq M$$

Toutes les gaussiennes. Mais rien n'impose de prendre la même valeur de β pour chaque centroïde, Dans ce cas, une autre règle nous dit : $\beta_j = \|x_i - c_j\|$

II.14.5 L'étape de détermination des poids du RBF (supervisé) :

Une fois le nombre et la position des centroïdes et la largeur des gaussiens fixés, les poids de chacune des connexions (RBF-output) peuvent être calculé par l'équation matricielle suivante : [28], [29]

$$\begin{bmatrix} f(\|x_1 - c_1\|) & f(\|x_1 - c_M\|) \\ f(\|x_2 - c_1\|) & f(\|x_2 - c_M\|) \\ f(\|x_N - c_1\|) & f(\|x_N - c_M\|) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ W_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_N \end{bmatrix} \quad (\text{II.8})$$

Avec $f(x) = \text{EXP}(x^2 / (2 * \beta^2))$, la gaussienne. La matrice colonne Y, les outputs attendus M, le nombre de centroïdes. N, le nombre d'exemples dans la base d'apprentissage. L'équation précédente est de la forme : $AW=Y$ avec A est une matrice $M*N$. Pour une première opération, on peut simplifier cette équation par :

$$W = A^{-1}y \quad (\text{II.9})$$

On est obligé de calculer l'inverse de la matrice A par la méthode classique. Mais la plupart des cas rencontrés, cette matrice est inversable on recherche donc à minimiser : $\|AW-Y\|$ On n'a en général aucune certitude sur le conditionnement de la matrice A, et il vaut donc mieux employer une méthode robuste d'estimation. La méthode la plus utilisée est le calcul de la matrice pseudo inverse de A la méthode nommée SVD est typiquement une bonne méthode pour ce genre de calcul, On cherche la matrice la pseudo inverse de la matrice A [M*N]. Si A est une matrice M fois N, alors il existe deux matrices orthogonales

U et V : $U \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$, $v \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ Tel que :

$$\mu^T AV = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k) \quad (\text{II.10})$$

Avec diag matrice diagonale et $k = \min(M, N)$. Le pseudo inverse de A est alors donnée par :

$$A^+ = V \Sigma \mu^T \text{avec } \Sigma = \text{diag}\left(\frac{1}{\sigma_1}, \frac{1}{\sigma_2}, \dots, \frac{1}{\sigma_k}, 0, \dots, 0\right) \quad (\text{II.11})$$

II.14.6 L'algorithme de Rétro-Propagation du Gradient :

L'algorithme de rétro-propagation a été développé pour entraîner des perceptrons multicouches, L'idée est d'entraîner un réseau en propageant les erreurs de sorties en sens inverse du réseau à travers les couches, Ces erreurs servent alors à évaluer les dérivés de la fonction d'erreur en fonction des poids qui peuvent ainsi être ajustés. Le but de l'algorithme est de minimiser la fonction de coût suivante :

$$C = 1/2 \sum (y_n^2 - y'_n)^2 \quad (\text{II.12})$$

Avec les y_n sont les sorties désirées pour chaque exemple d'apprentissage x_i , et les y'_n

II.14.7 La phase de test :

Enfin, une fois l'apprentissage effectué, la partie test peut commencer. Elle se résume aussi en une équation matricielle :

$$[f(\|t_1 - c_1\|) \dots f(\|t_1 - c_M\|)] \text{Output_test} \quad (\text{II.13})$$

Avec $f(x) = \text{EXP}(x^2 / (2 * \beta^2))$, la gaussienne. La matrice colonne W, les poids des connexions (RBF-output), M, le nombre des centroïdes t_i , élément de la base de test.

II.14.8 Avantages et inconvénients des réseaux RBF

Alors que l'on pouvait redouter d'avoir inventé un modèle aux belles propriétés théoriques, mais inutilisable en raison de durées d'apprentissage prohibitives, c'est tout le contraire qui se produit :

- la construction d'un réseau RBF est rapide et facile, et c'est là le principal avantage de la Technique [34],[35].

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.15 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

Les réseaux de neurones du type MLP et RBF sont capables de converger avec n'importe quel type de problème ; la principale différence porte sur l'architecture qui consiste de deux couches seulement pour les RBF et peut comporter plus pour les MLP. Le réseau RBF souffre du problème D'identification de ces paramètres de contrôle qui sont nombreux notamment, la détermination des centres des fonctions radiales. Leurs rayons (largeurs) et les poids de la couche de sortie.

Si l'un de ces paramètres n'est pas identifié précisément, Le réseau RBF peut produire des résultats néfastes. En outre, la taille du réseau RBF augmente considérablement avec le nombre des exemples D'apprentissage, augmentant ainsi le

temps de calcul, Cependant un réseau MLP avec Une seule couche cachée peut avoir une grande capacité de généralisation sur un grand nombre d'exemples D'apprentissage [36].

II.16 le réseau D'ELMAN :

A été introduit par ELMAN à 1990 [ELMAN, 1990] et est présenté sur la (figure II.16). Ce réseau est très semblable au réseau de Jordan, mais son architecture est plus adaptée au traitement de séquence structurée. Là où le réseau de Jordan bouclait ses sorties sur ses entrées, le réseau D'ELMAN fait boucler sa couche cachée sur elle-même. L'effet de cette boucle est de recopier sans autre traitement la valeur de la couche cachée dans la couche de contexte, de telle sorte que l'état de la couche de contexte à un temps t est égal à l'état de la couche cachée au temps $(t-1)$, Dans le réseau D'ELMAN, comme dans le réseau de Jordan, cette boucle récurrente permet de retenir une trace d'événements passés. Pour l'apprentissage du réseau on applique une rétro propagation classique pour corriger les poids, sans tenir compte de la copie de l'activation de la couche cachée vers la couche de contexte.

Au traitement de séquence structurée. Là où le réseau de Jordan bouclait ses sorties sur ses entrées, le réseau D'ELMAN fait boucler sa couche cachée sur elle-même. L'effet de cette boucle est de recopier sans autre traitement la valeur de la couche cachée dans la couche de contexte, de telle sorte que l'état de la couche de contexte à un temps t est égal à l'état de la couche cachée au temps $(t-1)$ Dans le réseau D'ELMAN, comme dans le réseau de Jordan, cette boucle récurrente permet de retenir une trace d'événements passés, Pour l'apprentissage du réseau on applique une rétro propagation classique pour corriger les poids, sans tenir compte de la copie de l'activation de la couche cachée vers la couche de contexte.

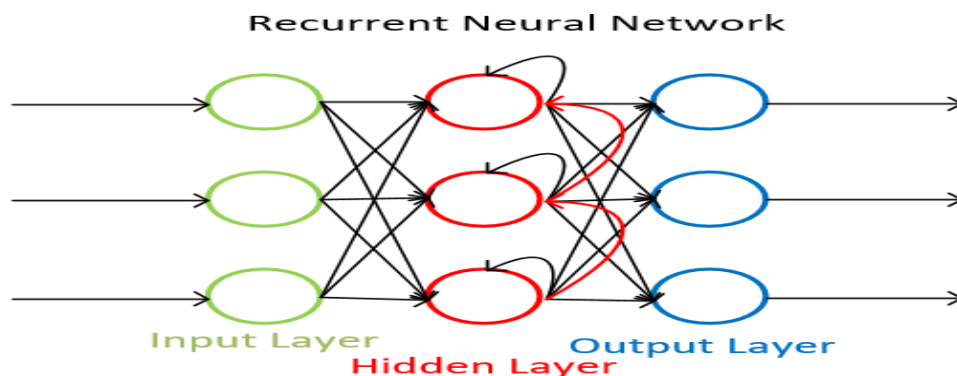


Figure II.16 : Le réseau D'ELMAN

Présentation :

Un réseau concurrentiel comporte une couche de neurone dite compétitive, Dans cette couche :

Les neurones réagissent différemment aux entrées un neurone est élu vainqueur

Le gagnant à le droit de modifier ses poids de connexion Fonction d'activation :

$$S_j = \sum_i W_{ij} a_i \quad (\text{II.14})$$

Si S_j est le max sur toute la couche compétitive, $a_i = 1$ Sinon $a_i = 0$

Apprentissage

- La somme des poids arrivant sur une unité compétitive reste constante et égale à 1
 - Seule l'unité gagnante a le droit de modifier ses poids, afin qu'ils se rapprochent encore plus du vecteur d'entrée (mais ils restent normalisés)
- Compétition par inhibition
- Il est possible de simuler la compétition par des connections inhibitrices entre les unités compétitives

II.17 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons essayé de donner en bref une description sur les réseaux de neurones artificiels, les différents types d'architectures et de modèle qui existent. Nous avons aussi présenté une définition de l'apprentissage des réseaux de neurones, puis une description générale de l'algorithme de rétro-propagation, les domaines d'utilisation des réseaux de neurones, Ensuite on a fait un exemple d'application pour l'élimination de l'interférence.

Ainsi que, nous avons parlé en détails de notre modèle de calcul de base: «les RNAs» leurs applications, leurs classes et leurs caractéristiques... en particulier la technique MLP, 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.

Contrairement aux méthodes classiques qui ont montré leurs limites, les réseaux de neurones Ont montré leurs tendances à s'adapter à des problèmes complexes grâce à leur grande capacité de calcul et d'apprentissage. Ils sont l'objet d'utilisation dans les différents domaines tels que : La reconnaissance des formes et le traitement des images, le traitement de données...etc.

Le grand avantage caractérisé dans les réseaux de neurones à base radiale est que ces derniers n'ont qu'une seule couche cachée, ce qui les rend les plus simples à utiliser et les plus rapides.

III. Introduction :

L'objectif de ce Chapitre est de présenter les résultats de simulation obtenus à l'aide du logiciel MATLAB sur les bases de données, dans le présent travail et de les commenter. 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 types MLP et RBF et ELMAN, ceci en se basant sur deux critères de performance, qui sont : la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le Coefficient de détermination (R).

III.1 Série temporelle :

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.

III.1.1 Utilisation :

Les Série temporelle sont considérées à tort comme étant une branche exclusive de l'économétrie. Cette dernière est une discipline qui est relativement jeune alors que les Série temporelles ont été utilisées bien avant, par exemple en astronomie (1906) et en météorologie (1968).

III.2 Présentations de la base de données :

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

III.2.1 caractéristiques des sites :

- Le premier site se situe dans l'état de Colorado (est un état de l'Ouest des Etats-Unis), les coordonnées du site sont ($41^{\circ} 6' ''$ N, $72^{\circ} ' ''$ W).
- Le deuxième site se situe dans l'état de Connecticut (est un état du Nord-est des États Unis), les coordonnées du site sont ($39^{\circ} ' ''$ N, $105^{\circ} ' ''$ W).

Site	Longitude	Latitude	L'altitude	Zone (km ²)	Densité (MW/km ²)	Total MW pour site
Colorado	-103.51	40.8	1358	58.4	14.4	839.7

Tableau III.1 : Caractéristiques géographiques du site Colorado

Site	Longitude	Latitude	L'altitude	Zone (km ²)	Densité (MW/km ²)	Total MW pour site
Connecticut	-73.52	41.54	295	5.4	18.6	100.4

Tableau III.2 : Caractéristiques géographiques du site Connecticut

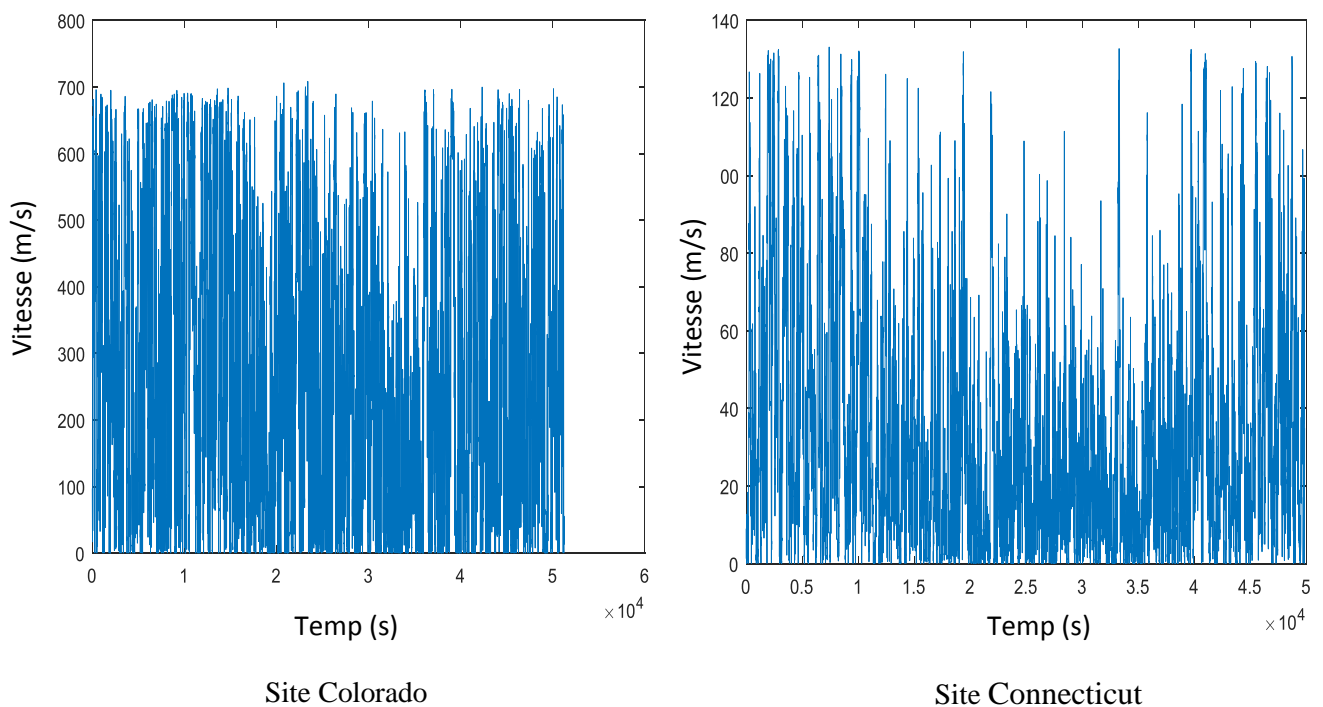


Figure III.1 : Les courbes de la base de données pour les deux sites

III.2.2. Répartitions des données :

✓ L'ensemble d'apprentissage :

L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour former ou construire un modèle. par exemple, dans la régression linéaire, l'ensemble d'apprentissage est utilisé pour ajuster le modèle de régression linéaire, c'est-à-dire pour calculer les coefficients de

régression .dans un modèle de réseau neuronal, L'ensemble d'apprentissage est utilisée pour obtenir les poids de réseaux.

✓ L'ensemble de validation

L'ensemble de validation est souvent utilise pour affiner les modèles. Par exemple nous pourrions essayer de modèles de réseaux neuronaux avec des architectures différents (par exemple un nombre différent de neurones sans la couche cachée de RBF) et de tester la précision de chacun sur l'ensemble de validation parmi les architectures concurrentes.

✓ L'ensemble de test

Quand un modèle est finalement choisi, son exactitude sur l'ensemble de validation est toujours une estimation optimiste de la façon dont il se comporterait en ayant des données inconnues.

C'est parce que le modèle final est sorti comme le gagnant parmi les modèles concurrents bases sur le fait que son exactitude sur l'ensemble de validation est la plus élevée ainsi, nous avons besoin de mettre de cote encore une autre partie des données qui est utilisées ni dans l'apprentissage, ni dans la validation, Cet ensemble est connu sous le nom de l'ensemble de test. La précision du modèle sur les données de test donne une estimation réalisée de la performance du modèle sur des données complètement inconnues.

III.3 Application des réseaux de neurones type MLP, RBF et ELMAN pour la prédiction de la vitesse du vent :

Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, dont chacun a des avantages et des inconvénients, Les réseaux choisit dans notre cas sont le réseau multicouches (MLP), ELMAN récurrent et RBF ce choix est fait pour comparer la facilité et la rapidité de leurs construction et encore par le fait que notre problème présente un nombre limité de variables d'entre.

III.3.1 L'étape de test :

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

III.3.1.1 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].

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

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

III.3.1.2 Coefficient de détermination (R^2) :

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 à la variance totale, autrement dit par [1-(somme des carrés des résidus /variance totale)].

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

III.4 Résultats de simulation pour les deux sites :

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 deux sites, à l'aide des types de réseaux de neurones suivants: MLP, RBF et ELMAN.

III.4.1 La prédiction de la vitesse du vent pour site Colorado :

III.4.1.1 Prédiction par le réseau de neurone type MLP :

Dans le tableau suivant, nous avons présenté les calculs de RMSE et R pour 1, 2 et 3 couches cachées, ces changements augmentent la charge des calculs sans aucun gain de performance. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'une seule couche cachée est le meilleur pour le modèle de type MLP.

MLP	RMSE	R
1 couche cachée	17.6826	99.3093
2 couches cachées	18.7030	99.2496
3 couches cachées	19.3281	99.2011

Tableau III.3 : Critères de performances RMSE et R pour la technique MLP pour le Site Colorado

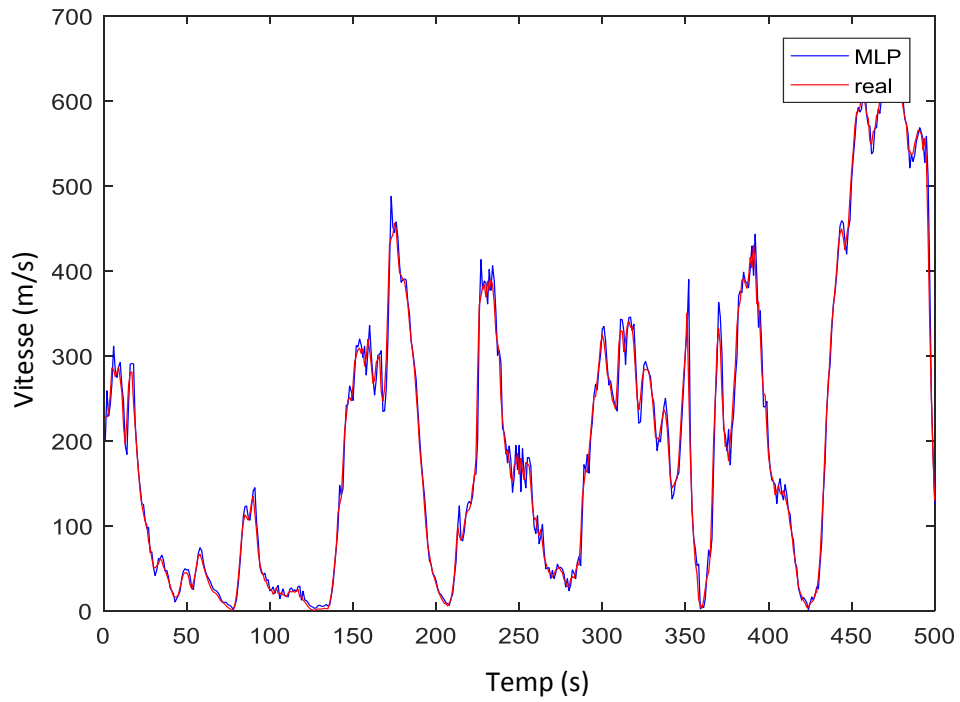


Figure III.2 : Vitesse du vent réels et prédites par la technique MLP avec 1 couche cachée site Colorado

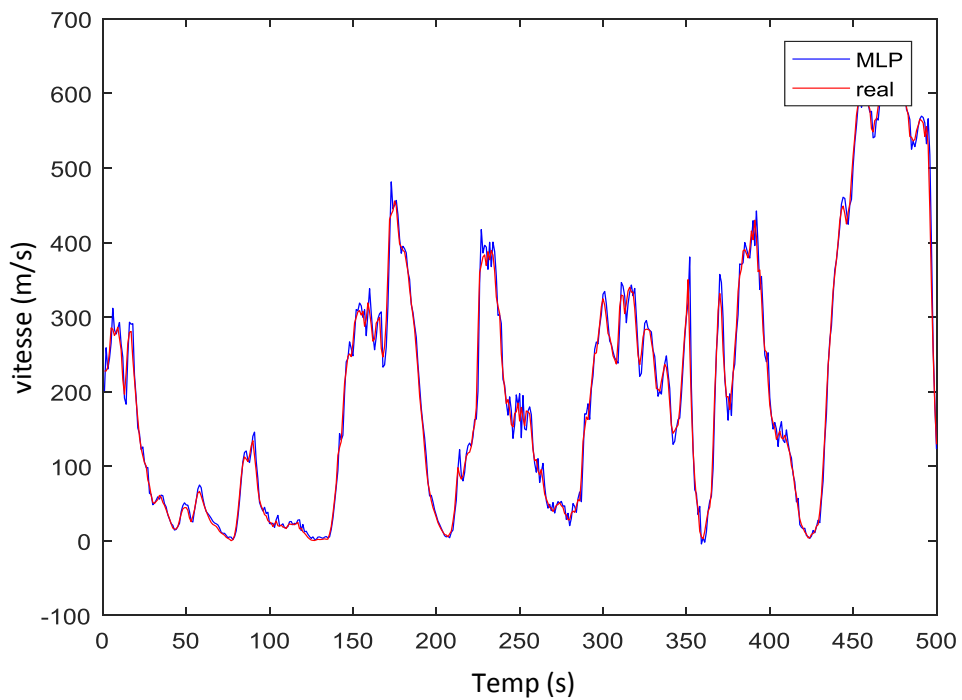


Figure III.3 : Vitesse du vent réels et preaites ae MLP 2 couches cachées site Colorado

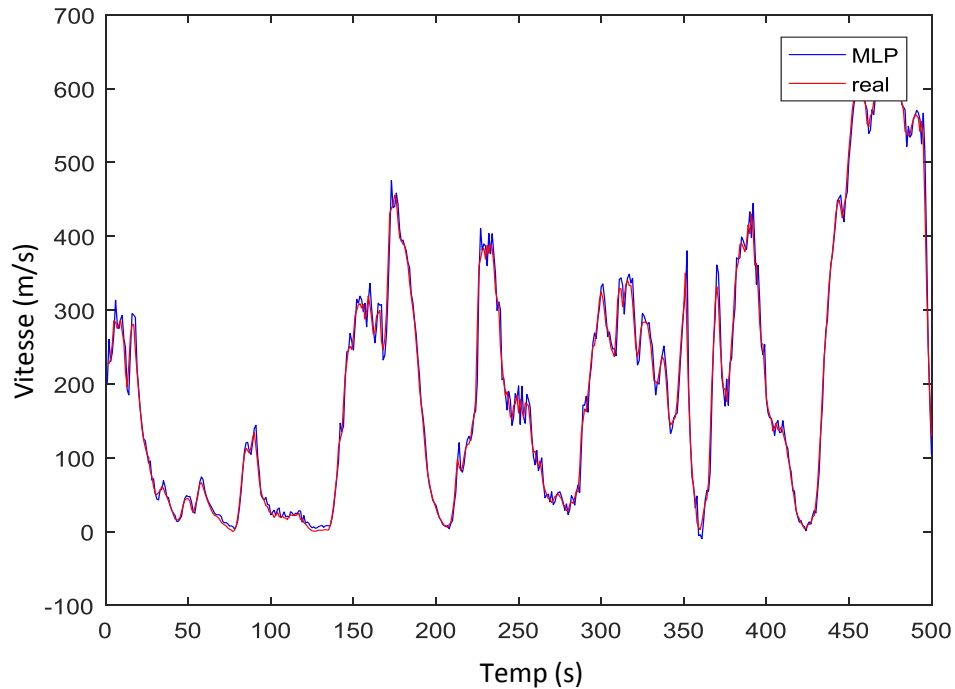


Figure III.4 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 3 couches cachées site Colorado

III.4.1.2 Prédiction par le réseau de neurone type RBF :

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE et R, pour 10, 50 et 100 neurones d'après ce calcul on constate que l'augmentation de nombre des neurones ne change pas beaucoup de résultat. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'un 50 neurone est le meilleur pour le modèle de type RBF.

RBF	RMSE	R
10 neurones	17.9834	98.0326
50 neurones	13.2568	98.9462
100 neurones	13.2568	98.9462

Tableau III.4 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Colorado

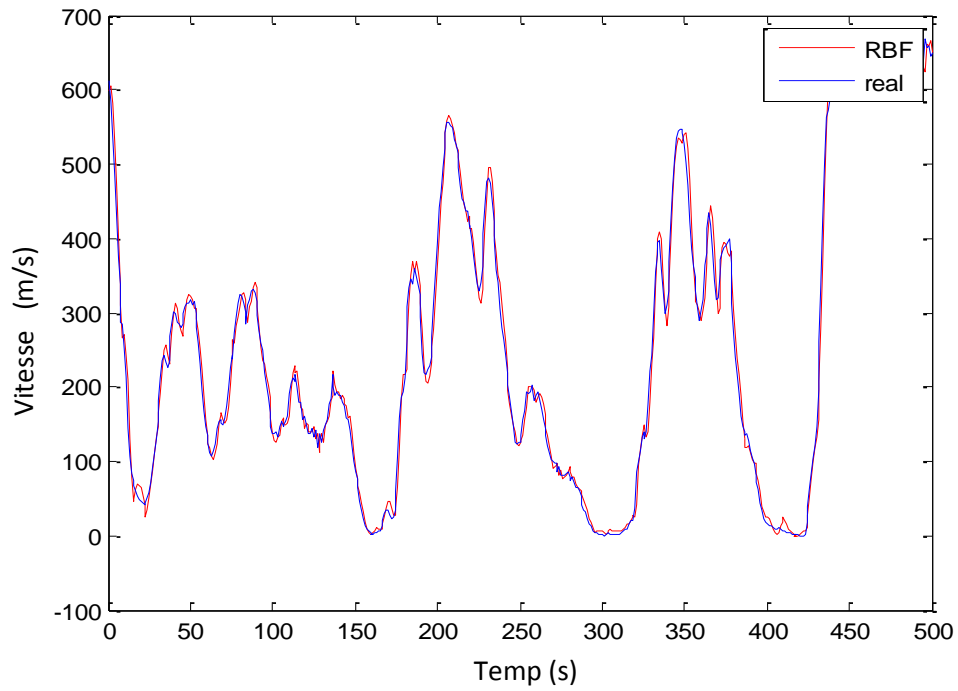


Figure III.5 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 10 neurones site Colorado

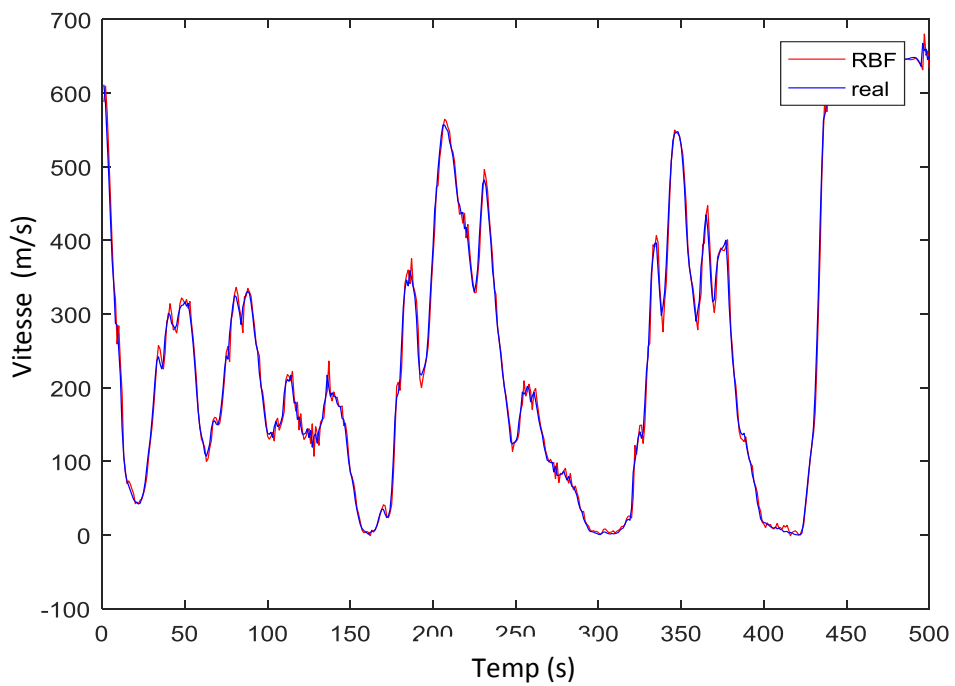


Figure III.6 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 50 neurones site Colorado

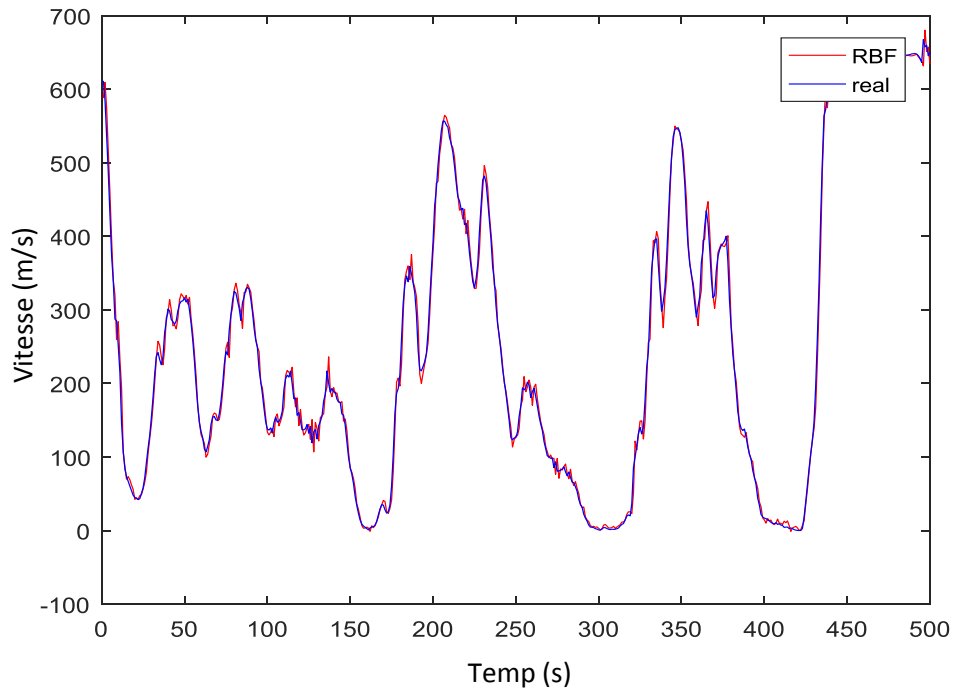


Figure III.7 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 100 neurones
Site Colorado

III.4.1.3 Prédiction par le réseau de neurone type ELMAN:

Dans le tableau suivant, nous allons présenter les calculs des RMSE et R pour 1, 2 et 3 couches cachées, ces changements augmentée la charge des calculs sans aucun gain de performance. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'une seule couche cachée est le meilleur pour le modèle de type ELMAN.

ELMAN	RMSE	R
1 couche cachée	16.9493	99.4132
2 couches cachées	17.5537	99.3787
3 couches cachées	17.1017	99.4004

Tableau III.5 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Colorado

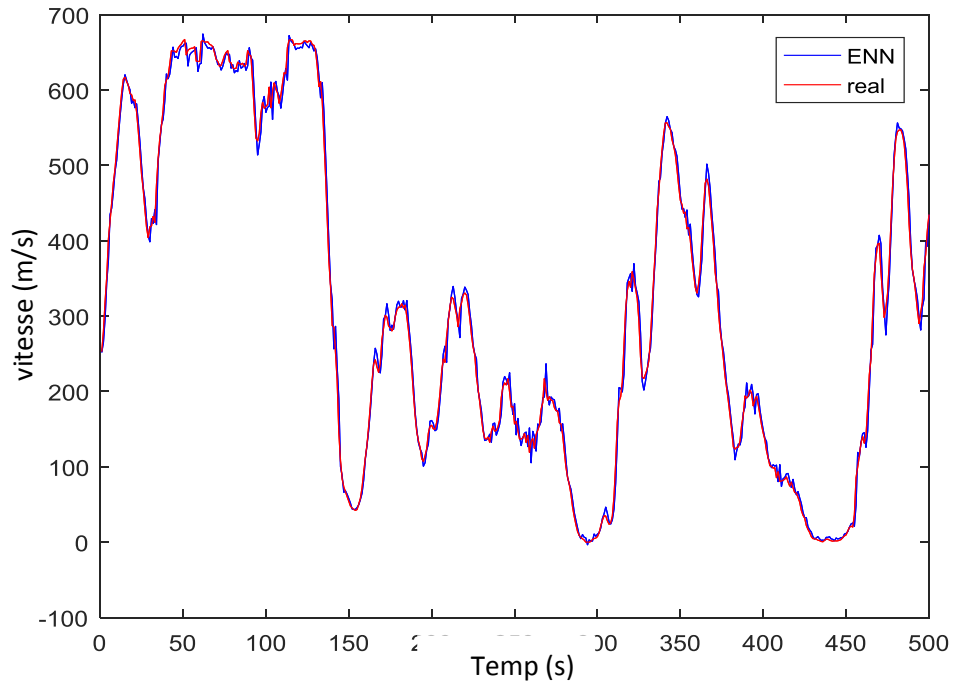


Figure III.8 : Vitesse du vent réels et prédites D’ELMAN pour 1 couche cachée site Colorado

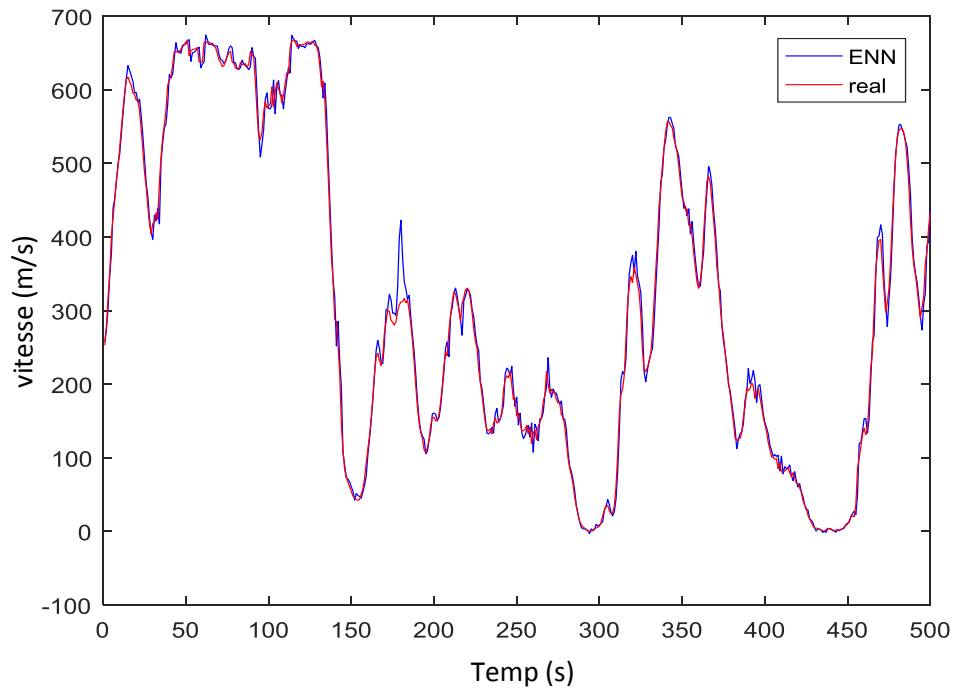


Figure III.9 : Vitesse du vent réels et prédites D’ELMAN pour 2 couches cachées site Colorado

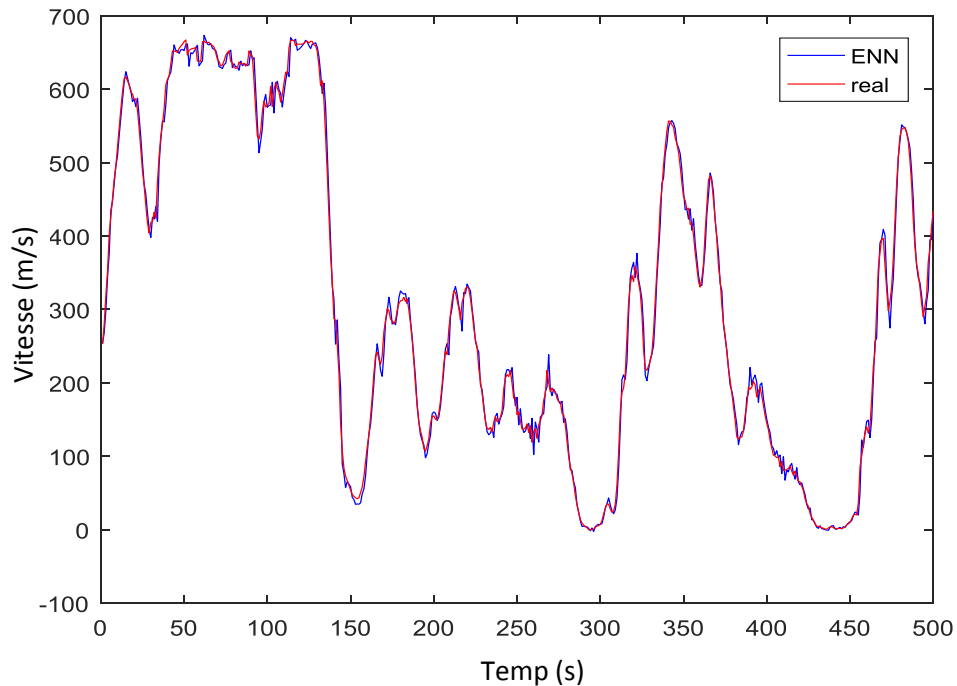


Figure III.10 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 3 couches cachées site Colorado

III.4.2 La prédiction de la vitesse du vent pour le site Connecticut :

III.4.2.1 Prédiction par le réseau de neurone type MLP :

Dans les tableaux suivants, nous avons présenté les calculs des RMSE et R pour 1, 2 et 3 couches cachées, ces changements augmentée la charge des calculs sans aucun gain de performance. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'une seule couche cachée est le meilleur pour le modèle de type MLP.

MLP	RMSE	R
1 couche cachée	5.1278	98.0258
2 couches cachées	5.1612	98.0148
3 couches cachées	5.1624	97.9924

Tableau III.6 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Connecticut

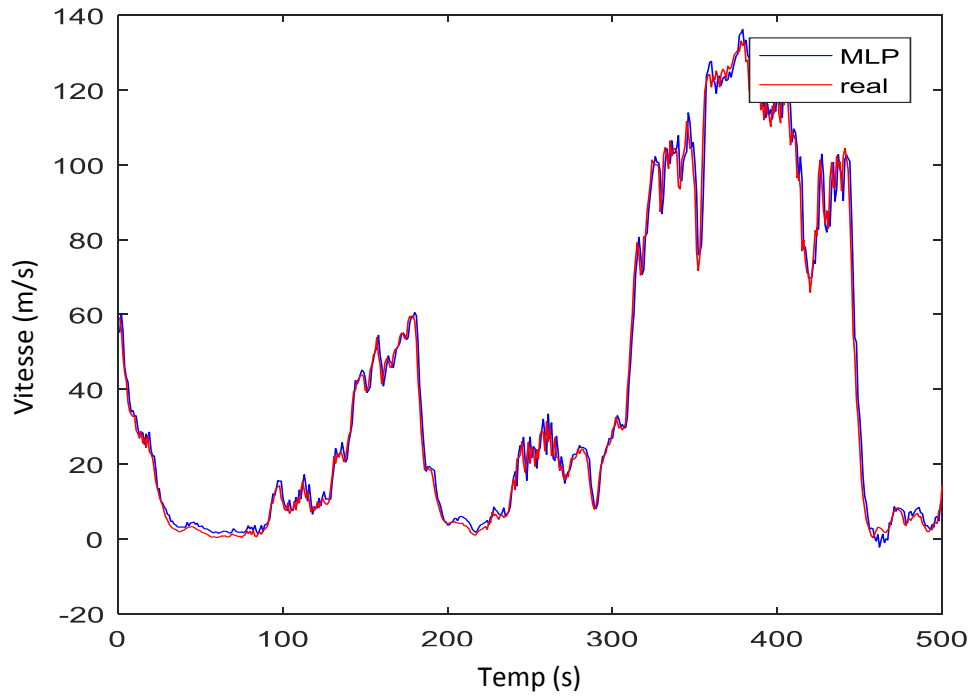


Figure III.11 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 1 couche cachée site Connecticut

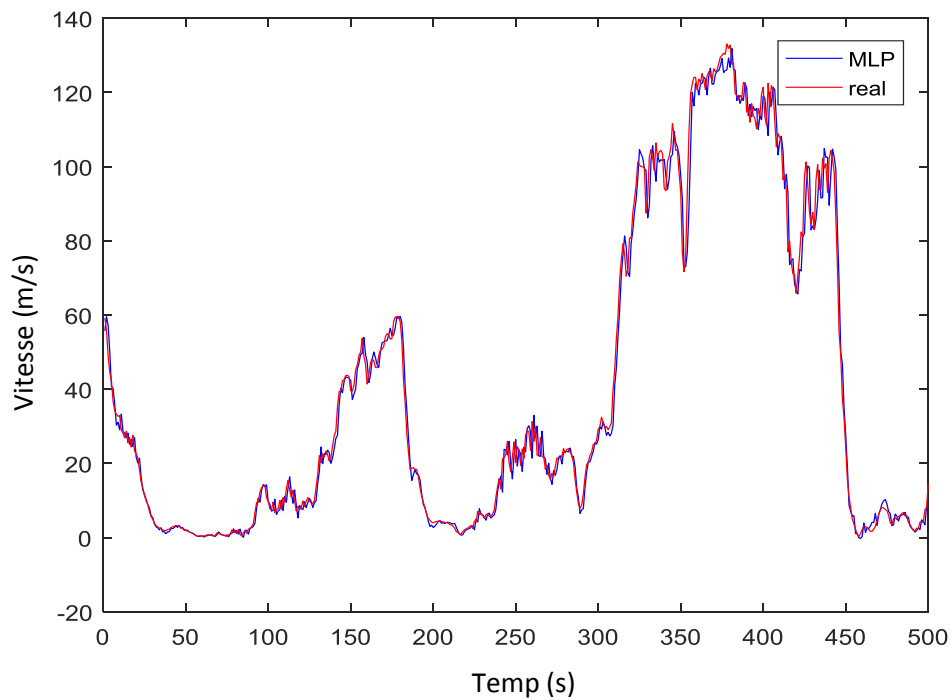


Figure III.12 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 2 couches cachées site Connecticut

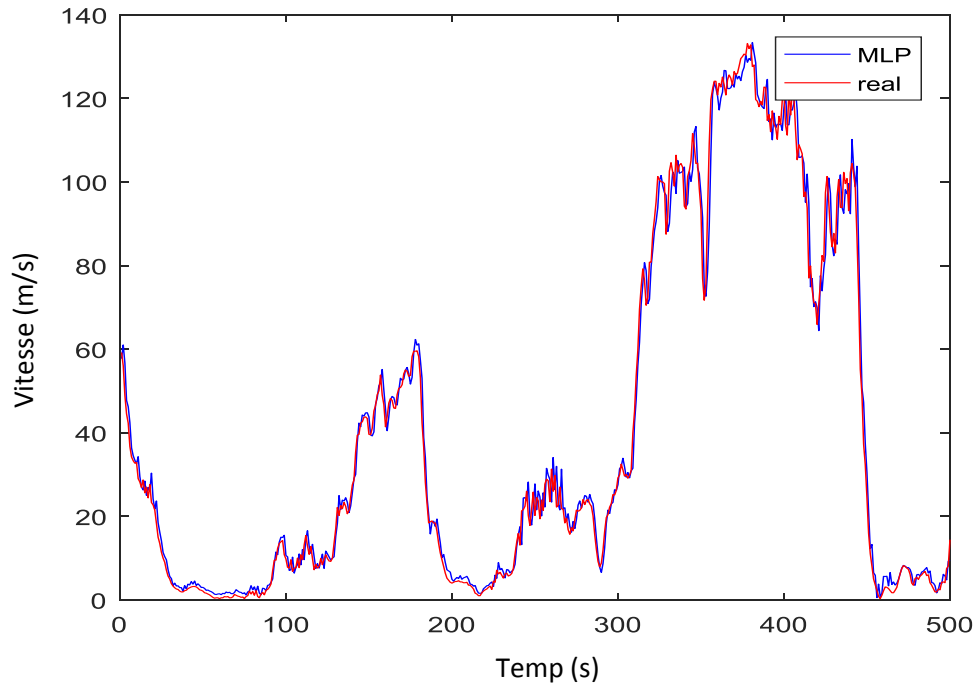


Figure III.13 : Vitesse du vent réels et prédites de MLP pour 3 couches cachées site Connecticut

III.4.2.2 Prédiction par le réseau de neurone type RBF :

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE et R, pour 10, 50 et 100 neurones d'après ce calcul on constate que l'augmentation de nombre des neurones ne change pas beaucoup de résultat. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'un 50 neurone est le meilleur pour le modèle de type RBF.

RBF	RMSE	R
10 neurones	4.1684	98.5708
50 neurones	3.9614	98.7127
100 neurones	3.9918	98.6940

Tableau III.7 : Résultats des valeurs de critères RMSE, R pour le site Connecticut

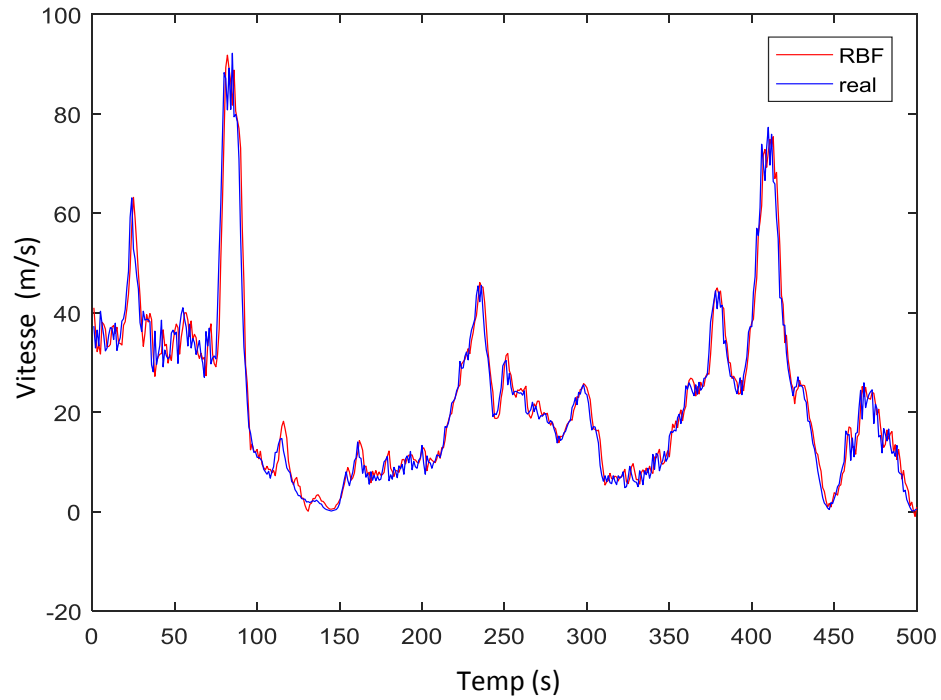


Figure III.14 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 10 neurones site Connecticut

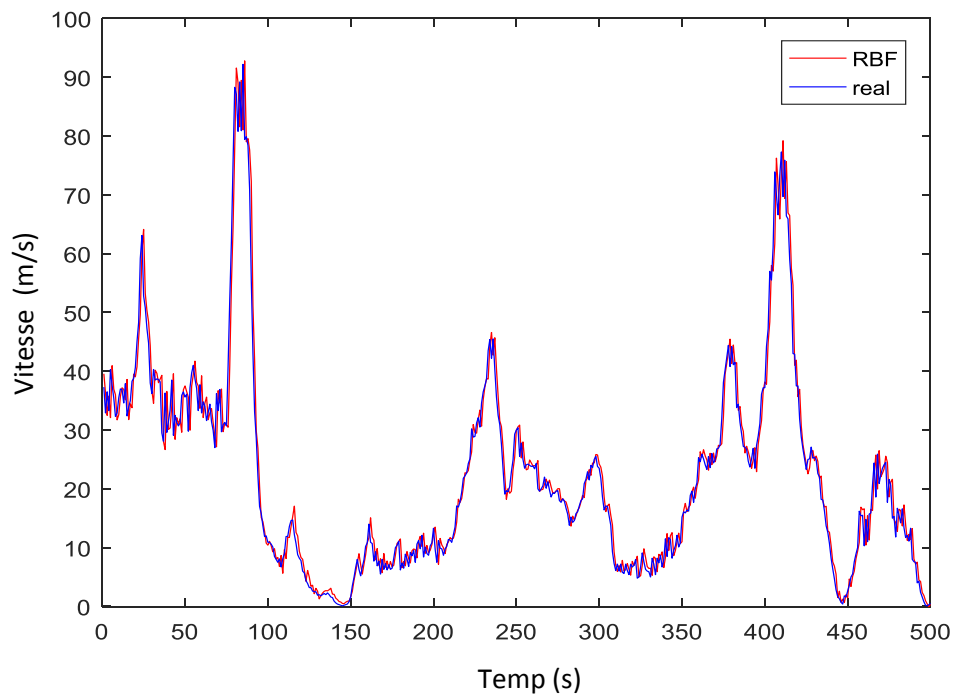


Figure III.15 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 50 neurones site Connecticut

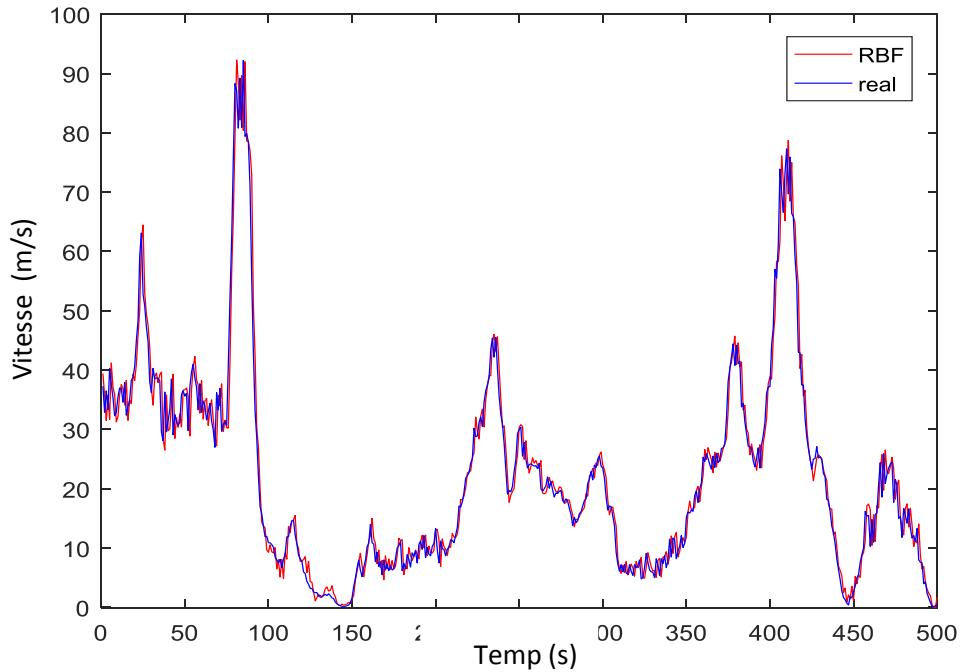


Figure III.16 : Vitesse du vent réels et prédites de RBF pour 100 neurones site Connecticut

III.4.2.3 Prédiction par le réseau de neurone type ELMAN:

Dans le tableau suivant, nous allons présenter les calculs des RMSE et R pour 1, 2 et 3 couches cachées, ces changements augmentée la charge des calculs sans aucun gain de performance. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'une seule couche cachée est le meilleur pour le modèle de type ELMAN.

ELMAN	RMSE	R
1 couche caché	4.3811	98.2521
2 couches cachées	4.7369	98.0411
3 couches cachées	4.5142	98.1506

Tableau III.8 : Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE pour le site Connecticut

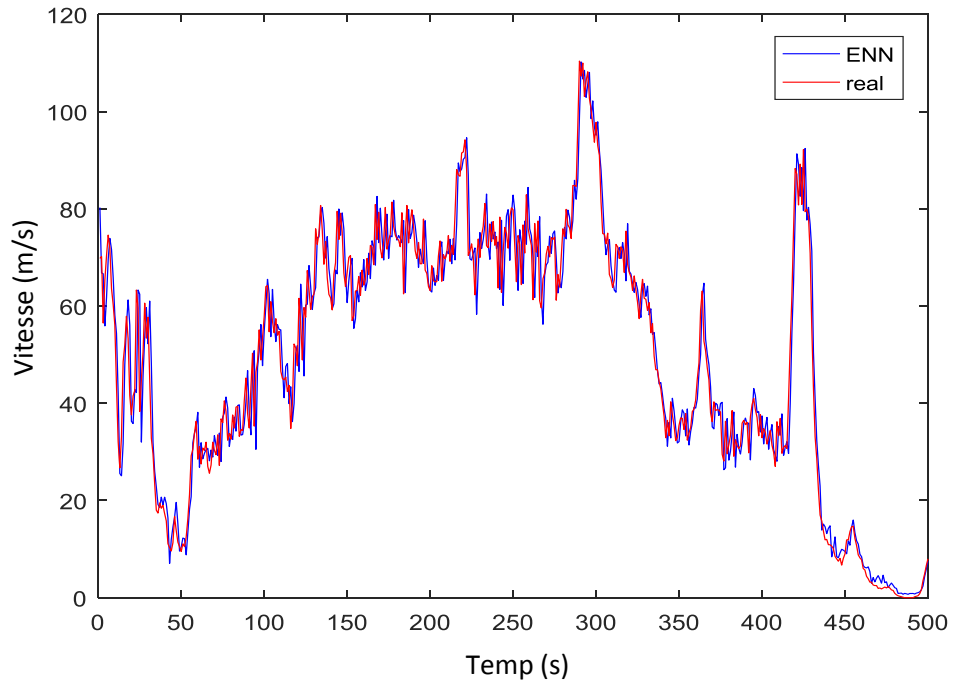


Figure III.17 : Vitesse du vent réels et prédites D’ELMAN pour 1 couche cachée site Connecticut

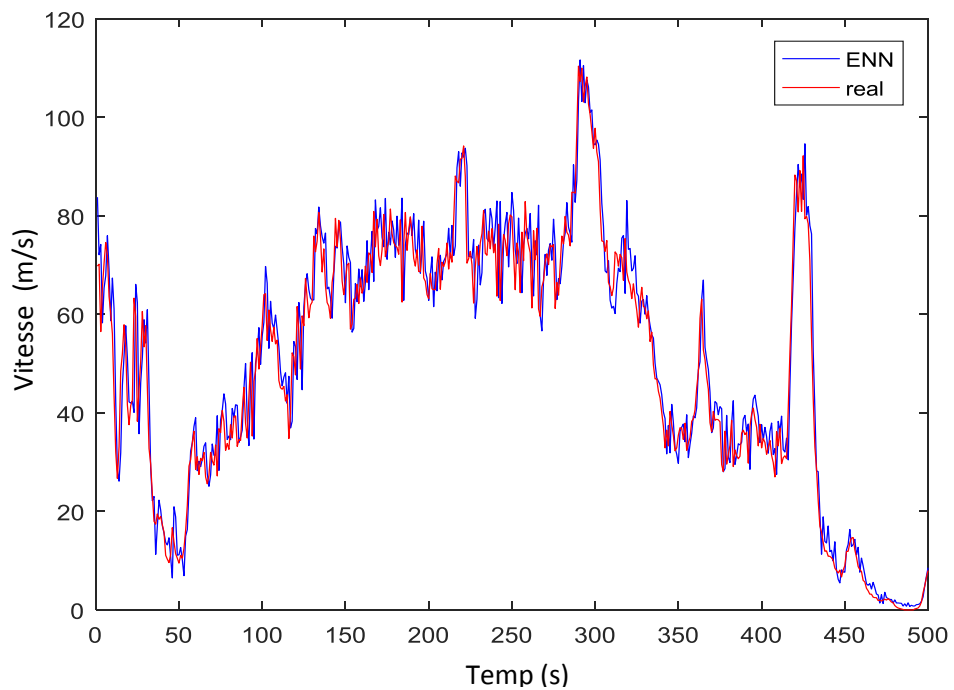


Figure III.18 : Vitesse du vent réels et prédites D’ELMAN pour 2 couches cachées site Connecticut

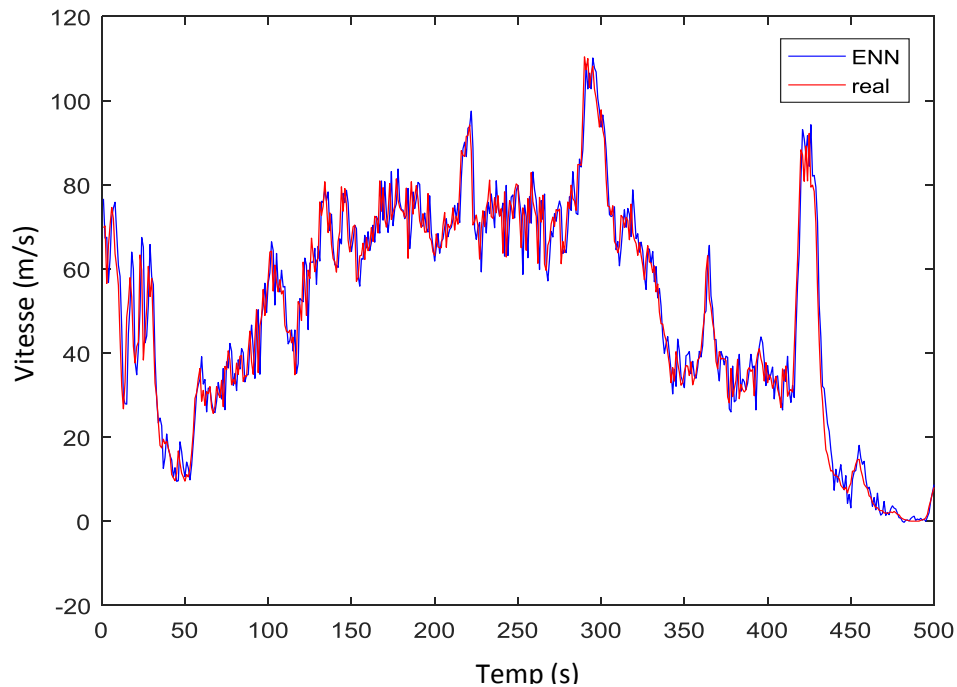


Figure III.19 : Vitesse du vent réels et prédites D'ELMAN pour 3 couches cachées site Connecticut

III.5 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 trois types de réseaux de neurones qui sont MLP, RBF et ELMAN pour améliorer les performances de la prédiction de la vitesse du vent, nous avons calculé les critères de performances RMSE et R pour chaque technique et aussi on a présenté les courbes réelles et prédites pour chaque site étudié Colorado et Connecticut

Conclusion générale

Dans ce mémoire. L'objectif principal c'est d'utiliser des différents types de réseaux de neurones comme le MLP, RBF et ELMAN pour prédire la vitesse du vent pour deux sites, Nous avons montré lors de cette étude, les performances pour chaque type de réseaux de neurones.

Les résultats de simulation obtenus par l'ensemble des trois types de Réseau de Neurone Artificiels sont satisfaisants et acceptables. Nous pourrions comparer avec succès le technique du réseau neurones MLP et ELMAN et RBF.

L'application a été effectuée. La discussion des résultats obtenus liés à l'erreur relative moyenne RMSE et au coefficient de corrélation R des trois techniques basé sur les réseau de neurones MLP, RBF et ELMAN nous avons pu noter pour que la technique basé sur le réseau récurrent ELMAN a fourni de très bons résultats de simulation en donnant une mémoire dynamique à notre système de prédiction, pour les autres techniques les résultats de simulation sont acceptables.

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

REFERENCES

REFERENCES :

- [1] M. Ben medjahed, « Gisement éolien de la région côtière de Béni Saf Et son impact sur l'environnement », mémoire de Magister, Université Abou Bekr Belkaïd Tlemcen, Unité de Recherche Matériaux et Energies Renouvelable URMER Tlemcen. 2008.
- [2] Pacific Northwest Laboratory, « Wind Energy Ressource Atlases », Vol. 1 et 2 PNL-3194. Pacific Northwest Laboratory Richland, Washington, D.C., USA, 1981.
- [3] Boyette. A: Contrôle-commande d'un générateur asynchrone à double alimentation avec système de stockage pour la production éolienne. Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy (France), 2006
- [4] W. Zghal, G. Kantchev and H. Kchaou, 'Optimisation Technico-économique d'un Système Energétique Eolien pour une Maison Familiale', IVème Congrès International sur les Energies Renouvelables et l'Environnement, CERE, Monastir, Tunisie, 19 - 21 Mars, 2009.
- [5] WWEA «Rapport Mondial 2010 sur l'Energie Eolienne» April 2011.
- [6] Source : notre-planete.info, http://www.notre-planete.info/actualites/actu_3765_energie-renouvelables.php « Le formidable avenir souvent trop méconnu de
- [7] J. Martin, "Energies éoliennes", Techniques de l'Ingénieur, traité de Génie énergétique, pp. B 8 585 1- B 8 585 21. 2012.
- [8] Site Internet de l'Association Danoise de l'Industrie Eolienne, "<http://www.windpower.org/fr/core.htm>".2005.
- [9] E. Muljadi, C.P. Butterfield, Yih-Huei Wan, «Axial flux, modular, permanent-magnet generator with a toroidal winding for wind turbine applications », IEEE industry applications conference, St Louis, November5-8, 1998.
- [10] SEIAimani,«Modélisation des différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension», thèse de doctorat, l'université des sciences et technologies de Lille (USTL).2002.
- [11] L. Baghli, “ Contribution à la Commande de la Machine Asynchrone, Utilisation de la Logique floue, des Réseaux de Neurones et des Algorithmes Génétiques ”, Thèse de Doctorat, Nancy-I janvier 1999.

REFERENCES

- [12] Debiprasad P., Benedict E. L. Venkataramanan G. and Lipo T. A. "A Novel Control Strategy for the Rotor Side Control of a Doubly-Fed Induction Machine", Proceedings of Thirty-Sixth IAS Annual Meeting Conference IEEE, Vol.3, , pp. 1695-1702. 30 Sept.-4Oct. 2001.
- [13] V. Rogez, "Modélisation Simplifiée de Sources de Production Décentralisée pour des Etudes de Dynamique des Réseaux. Application à l'Intégration d'une Production Eolienne dans un Réseau de Distribution Insulaire", Thèse de Doctorat, Université d'Artois décembre 2004.
- [14] F. Youcef Ettoumi, « Ressources Energétiques Renouvelables en Algérie », Thèse doctorat d'état, USTHB, 2002.
- [15] Melloul. A: Simulation et diagnostic d'une machine asynchrone à double alimentation d'une éolienne. Mémoire de magister, Université de Sétif, Sétif (Algérie), 2011 .dans un Réseau de Distribution Insulaire", Thèse de Doctorat, Université d'Artois décembre 2004.
- [16] S.Weibel, « Café climat petit éolien », Association Française des Professionnels du petit éolien, France, 11 juin 2013
- [17] C. Chazallon, M. Lefranc, H.J. Mikkelsen ; « Conception d'éolienne » ; INSA de Strasbourg – Spécialité Génie Civil, Juin 2008.
- [18] « Le petit éolien », ADEME (Agence de l'Environnement et de la Maitrise de l'Energie) ; France, septembre 2006
- [19] B.Multon,O.Gergaud,H B. Ahmed,X.Roboam, S.Astier,B.Dakyo ; C.Nichita , « Etat de l'art dans les aérogénérateurs électrique » , l'Ecole Normale Supérieure de Cachan, France, mai 2002. .
- [20] Jean-François Jodouin. Les réseaux neuromimétiques, modèles et applications. © Hermès,Paris, 1994.
- [21] CHEIKH Khaireddine. La détection CFAR utilisant les réseaux de neurones artificiels dans un clutter K-distribution .Thèse de Magister. Université de Mentouri, Constantine. Département d'électronique, Janvier 2004.
- [22] Antonelo. E, Schrauwen. B, Dutoit. X, Stroobandt. D, Nuttin. M: Event detection and localization in mobile robot navigation using reservoir computing. Artificial Neural Networks ICANN, pp. 660-69, 2007.
- [23] Eric DAVALO, Patrick NAIM, Des réseaux de neurones. Deuxième édition, deuxième tirage 1993.

REFERENCES

- [24] R. PLipmann, An introduction to computing with neural network, IEEE ASSP Magazine, April 1987.
- [25] Y. Hen Hu, J.-Neng Hwang, "Handbook of neural network signal processing", CRC Press LLC, United States of America, 2002.
- [26] B. Krose, P. V. Der Smagt, "Introduction to neural networks", Eighth edition, Amsterdam, 1996
- [27] A.M. Ibrahim, "Fuzzy logic for embedded systems applications", Newnes Edition, United States of America, 2004.
- [28] L. Baghli, "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques", Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, France, 1999.
- [29] Saha. O, Boutaleb. A: Applications des Les réseaux de neurones artificiels aux matériaux dans le génie civil : état de l'art. Colloque Méditerranéen sur les Matériaux CMEDIMAT, Oran (Algérie), 2005.
- [30] Ziane. H, Benkaida. S: Utilisation des réseaux de neurones non supervisés dans la prédiction des propriétés des câbles haute tension sous vieillissement thermique Mémoire d'ingénieur, UZA, Djelfa (Algérie), 2008.
- [31] Mokhnache. L: Application des réseaux de neurones dans le diagnostic et la prédiction des isolations de haute tension. Thèse de Doctorat, ENP d'Alger (Algérie), 2003.
- [32] S.ZEGHLACHE, Commande Intelligente, cours, université Mohamed boudiaf-m'sila. 2008.
- [35] Identification et commande de systèmes non linéaire par LEMMOU Amira BELLAKHDAR KHOUKHA6LEDJEDEL Adila université de M'sila Algérie. 2005.
- [34] réseaux de neurones gif-21140 et gif-6432 par Marc Parizeau 2004 université Laval .2004.
- [35] Borgi, A., Apprentissage supervise par génération de règles: le système SUCRAGE, Thèse de l'université de Paris 6 ,1999.
- [36] Salima Nebti ; <<Thème Reconnaissance de Caractères Manuscrits par Intelligence Collective>> ; thèse Présenté à la Faculté des Sciences Département d'Informatique sétif. 2001.
- [37] <http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#prevision>. 2001.

Résumé

Le développement et exploitation des énergies renouvelables ont connu une forte augmentation ces dernières années. D'ici 20-30 ans, tout système énergétique durable sera basé sur l'utilisation raisonnable des sources traditionnelles et sur un recours aux énergies renouvelables. Naturellement décentralisées, il est intéressant de les exploiter sur le lieu de consommation, en les transformant directement soit en chaleur, soit en électricité selon les besoins.

La production d'électricité décentralisée par sources d'énergie renouvelable offre une plus grande sûreté d'approvisionnement des consommateurs tout en respectant l'environnement. Cependant le caractère aléatoire de ces sources nous impose d'établir des règles d'utilisation de ces systèmes pour les exploiter au mieux.

Mots clé: prédiction Vitesse du Vent, Réseau de Neurone Artificiel, utilisation RNA

Abstract :

The development and exploitation of renewable energy has increased sharply in recent years. By 20-30 years, while sustainable energy system will be based on the reasonable use of traditional sources and on renewable energy.

Naturally decentralized, it is interesting to use them on the place of production, by directly transforming them to heat or electricity as needed. The decentralized electricity production by renewable energy sources provides greater security of supply to consumers while respecting the environment. However the random nature of these sources requires us to establish rules for using these systems to exploit them.

Keywords: wind energy ; Neural Networks Artificial, utilization of RNA

ملخص :

لقد شهد تطوير واستغلال الطاقات المتجددة زيادة حادة في السنوات الأخيرة. في السنوات العشرين إلى الثلاثين، سوف يعتمد أي نظام للطاقة المستدامة على الاستخدام المعقول للمصادر التقليدية وعلى اللجوء إلى الطاقات المتجددة. اللامركزية الطبيعية، من المهم استغلالها فيم كان الاستهلاك، عن طريق تحويلها مباشرة إلى حرارة، أو إلى كهرباء حسب الاحتياجات يوفر إنتاج الطاقة اللامركزية من مصادر الطاقة المتجددة أماناً أكبر للعرض على المستهلكين مع احترام البيئة، ومع ذلك، فإن الطبيعة العشوائية لهذه المصادر تتطلب منا وضع قواعد لاستخدام هذه الأنظمة استغلالها في أحسن الأحوال.