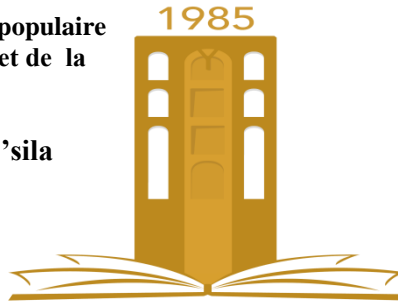


République algérienne démocratique et populaire  
Ministère de l'enseignement supérieur et de la  
recherche scientifique

Université Mohamed Boudiaf - M'sila  
Faculté de Technologie



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

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة محمد بوضياف المسيلة  
كلية التكنولوجيا

Département de Génie Mécanique

## MEMOIRE DE FIN D'ETUDE

En vue de l'obtention du diplôme de :  
Master 2

En Génie Mécanique

Option : Energétique

Thème :

### Analyse et modélisation à base de neurones artificiels dédiées à la prédiction de la vitesse du vent

Proposé et dirigé par :

Dr : Zergane said  
Dr:Ladjal Mohamed

Présenté par :

Attalaoui soumia  
Merzougui Amel

Soutenu devant le jury composé de :

Zergane Said

Ladjal Mohamed

Hebiche Noureddine

Walli issam

Encadreur

Co-encadreur

Président

Examineur

Université de M'sila

Université de M'sila

Université de M'sila

Université de M'sila

Année Universitaire : 2018 / 2019

## *Remerciements*

Au terme de ce travail. Nous tenons à remercier en premier Allah le tout puissant miséricordieux qui nous a donné le courage et la force pour l'élaboration et la concrétisation de ce modeste travail.

Nous exprimons une profonde gratitude envers notre promoteur D.r Zergane Said et D.r LADJAL Mohamed qui de par sa clairvoyance, son vaste savoir et sa et sa disponibilité, nous a offert le meilleur encadrement possible.

Je remercie, également, tous les enseignants du mécanique (EN) qui ont contribué à notre éducation intellectuelle.

Nous tenons également à exprimer notre reconnaissance aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant de juger ce modeste travail.

Enfin à toutes personnes qui ont contribuées et participées de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Merci

## **Table Des Matières**

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

### **Chapitre I**

#### **Généralités sur l'énergie éolienne et du vent**

I.1. Historique des éoliennes-----	4
I.2. Energie éolienne-----	5
I.3. Les différents types d'éoliennes-----	5
I.3.1. Éoliennes à axe horizontal-----	5
I.3.2. Eoliennes a axe vertical-----	6
I.4. chaine de conversion de l'énergie éolienne -----	7
I.4.1 principe de conversion de l'énergie éolienne -----	7
I.4.2. Principaux composants d'une éolienne-----	8
I.5. Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne-----	9
I.5.1. Avantages-----	9
I.5.2. Inconvénients-----	9
I.6. Définition du vent -----	10
I.7. Types de vent-----	10
I.8. Caractéristiques du vent -----	11
I.8.1. Variabilité temporelle-----	11
I.8.2. Variabilité spatiale-----	11
I.9. collecte des données-----	11
1.10. Évaluation du potentiel éolien et prévision de la vitesse du vent à long terme-----	12
1.10.1. Extrapolation des vitesses de vent-----	12

1.10.2. Modélisation de la distribution de la vitesse du vent-----	13
1.10.3. Utilisation de la courbe de puissance pour calculer l'énergie estimée-----	13
1.10.4. Évaluation de la moyenne du vent à long terme-----	13
I.11. Calcul du gisement éolien du site-----	14
I.11.1. Fonction de Weibull -----	14
I.11.2. La loi de Rayleigh-----	15
I.11.3. Distribution hybride de Weibull -----	16
I.12. Reconnaissance des formes-----	16
I.12.1. Définition -----	16
I.12.2. Méthodes-----	17
I.12.3. Méthodes de reconnaissance de formes-----	17
I.12.4. Applications typiques de la reconnaissance des formes-----	18
I.12.5. schéma général d'un système de reconnaissance des formes-----	18
I.13. Préparation des données-----	19
I.14. Apprentissage-----	20
I.14.1. Classification-----	20
I.14.2. Post traitement-----	20
I.15. Méthodes d'intelligence artificielle -----	20
I.15.1. Réseaux de neurones -----	20
I.15.2 Réseaux d'ondelettes-----	21
I.15.3 Support vector machines(SVM) -----	21
I.16. Forme d'apprentissage-----	21

I.16.1. Apprentissage supervisé -----	21
I.16.2.Apprentissage non-supervisé-----	21
Conclusion-----	22

## CHAPITRE II

### RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

II .Introduction -----	23
II .1.Prédiction de données-----	23
II.2. Réseaux de neurones artificiels-----	24
II.3. Neurone biologique-----	24
II.4. Neurone Formel-----	25
II.5. Définitions des réseaux de neurones artificiels-----	26
II.5.1. Propriétés des réseaux de neurones artificiels-----	27
II.5.2. Topologies des réseaux de neurones artificiels-----	27
II.6. Fonctions d'activation-----	28
II.7. Différents types de Réseaux de neurones-----	29
II.7.1.Les réseaux à couches -----	30
II.8. Modèle et équation du réseau-----	32
II.9. Principe de rétro-propagation-----	33
II.9.1.Adaptation des poids-----	33
II.9.2. Etapes d'algorithme de rétro-propagation-----	35
II.9.3. Etape de génération-----	36
II.10. Mise en œuvre d'algorithme d'apprentissage et de généralisation de RNA-----	36

II.10.1.Apprentissage -----	37
II.10.2.Généralisation-----	38
Conclusion -----	39

## **CHAPITRE III**

### **SIMULATION NUMEIQUE**

III .Introduction-----	40
III.1. Extrapolation vertical de la vitesse du vent -----	40
III.1.1.La loi logarithmique-----	41
III.1.2.la loi de puissance-----	41
III.2.Potentiel éolien-----	42
III.2.1.La vitesse moyenne du vent-----	42
III.3. Rugosité des sols-----	43
III. 4. Mesure de la vitesse du vent -----	44
III.4.1.L'anémomètre -----	44
III.4.2. Utilisation du LIDAR et SODAR-----	45
III.5. Variation de la vitesse du vent -----	46
III.5.1. Etude annuelle-----	46
III.5.2 .Etude mensuelle (de janvier à décembre) -----	47
III.6.Mise en œuvre du modèle RNA-----	48
III.6.1.Principe-----	48
III.6.2.Apprentissage et test-----	48
Conclusion-----	50
Conclusion générale-----	51



## LISTE DES FIGURES

Chapiter :I

<b>Fig .I.1.</b> Différents types d'éoliennes Les éoliennes se divisent en deux grandes familles :celles à axe vertical et celles à Axe horizontal-----	5
<b>Fig.I.2.</b> Eolienne à axe horizontal-----	5
<b>Fig.I.3.</b> Eolienne à axe vertical-----	6
<b>Fig. I.4.</b> Principe de la conversion d'énergie-----	8
<b>Fig.I.5.</b> Principaux constituant d'une éolienne-----	9
<b>Figure .I.6.</b> Représentation d'un mât de mesure classique avec six anémomètres installés trois hauteurs différents-----	12
<b>Figure. I.7. :</b> schéma général d'un système de reconnaissance des formes -----	19

Chapiter :II

<b>Figure II.1.</b> Le neurone biologique et le cerveau humain-----	24
<b>Figure II.2.</b> Un neurone formel-----	26
<b>Figure II.3.</b> Topologies des Réseaux de Neurones Artificiels-----	28
<b>Figure II.4.</b> Un Perceptron monocouche-----	31
<b>Figure II.5.</b> Un réseau multicouche-----	32

Chapiter :III

<b>Figure. III .1</b> Anémomètre à couple-----	44
<b>Figure. III .2</b> Anémomètre sonique-----	45
<b>Figure. III .3</b> Une girouette-----	45
<b>Figure III-4 :</b> Histogramme qui donne l'évolution de la vitesse moyenne du vent fonction des années-----	46
<b>Figure III-5 :</b> Histogramme représentant l'évolution mensuelle de la vitesse moyenne du vent-----	47
<b>Figure.III.6.</b> Structure générale du modèle RNA-----	48

**Figure.III.7.** Résultats d'apprentissage du modèle RNA (5 ans) -----49

**Figure.III.8.** Résultats de test du modèle RNA (5 ans) -----49

## **LISTE DES TABLEAUX**

<b>Tableau I .1.</b> Ajustement de la vitesse moyenne, cubique et de l'écart type-----	15
<b>Tableau II.1.</b> Exemples de fonctions d'activation-----	29
<b>Tableau III .1.</b> Valeurs du coefficient de friction pour différents types de terrain-----	42
<b>Tableau.III.2.</b> Classification du type des terrains selon la longueur et la classe de rugosité--	43
<b>Tableau III.3.</b> Représente la vitesse moyenne du vent en fonction des10 années du site de Kaberten-----	46
<b>Tableau III.4.</b> représente la vitesse moyenne du vent en fonction des mois mesurés durant des10 années du site de Kaberten -----	47
<b>TABLEAU. III.5.</b> RESULTATS D'APPRENTISSAGE ET DE TEST POUR DIFFERENTES ARCHITECTURES DU MODELE RNA-----	49

## Introduction générale

D'origine éolienne, photovoltaïque, hydraulique, géothermique, marémotrice, ou autre, les énergies renouvelables sont les seules ressources d'énergie alternatives capables de répondre au besoin énergétique du monde. L'énergie éolienne est très importante et bien répartie dans presque toutes les régions du monde. Cette énergie est inépuisable et répond aux préoccupations environnementales soulevées par l'usage des énergies fossiles. La puissance éolienne totale disponible sur la terre est estimée entre 300 000 et 870 000 GW. L'Algérie présente un potentiel éolien considérable qui peut être exploité pour la production de l'électricité surtout dans la région du sud où la vitesse de vent est plus élevée (vitesse moyenne annuelle 6,3 m/s dans la région d'Adrar) que celles du nord, où le régime du vent est modéré (2 à 6 m/s). Ce potentiel énergétique convient parfaitement pour la production d'électricité et le pompage de l'eau. La génération de l'énergie éolienne représente une solution importante qui pourrait mitiger les problèmes d'énergie grâce essentiellement à ces impacts insignifiants sur l'environnement, et le fait que cette énergie est renouvelable et pourrait contribuer au développement dans le monde.

La première éolienne « industrielle » génératrice d'électricité est développée par le danois Poul La Cour en 1890, pour fabriquer de l'hydrogène par électrolyse. Dans les années suivantes, il crée l'éolienne Lykkegard, dont il aura vendu 72 exemplaires en 1908 en raison de la nature fluctuante du vent, l'éolien ne peut être considéré que comme une source d'énergie de complément et non de remplacement des solutions classiques. Actuellement, plusieurs pays sont déjà résolument tournés vers l'énergie éolienne. Mais l'énergie éolienne est une énergie fatale, elle est fortement liée à la variation de la vitesse du vent : c'est-à-dire que l'énergie éolienne est une énergie intermittente, sans vent il n'y a pas de productivité. Elle dépend donc de la topologie du site (les reliefs du sol) et des conditions météorologiques.

Avant toute installation éolienne, une étude précise sur le vent ; vitesse et direction, est primordiale. Dans ce but on présente dans ce modeste travail une étude d'analyse de la variation de la vitesse du vent pour une telle région basée la

modélisation sur les réseaux neurones artificielles. Le travail présenté est structuré en trois chapitres:

Le premier chapitre, comprend des généralités sur les éoliennes. On présente une définition de l'énergie éolienne de manière générale, ensuite, nous abordons les différents types d'éoliennes ainsi que l'architecture d'une éolienne à axe horizontal. Par ailleurs, nous définissons les divers domaines d'applications des éoliennes. quant au reste, il comprend la définition de la puissance d'une éolienne et les généralités sur le vent ; les différentes forces qui le régissent et les différents types de vent, les caractéristiques du vent.

Dans le deuxième chapitre, nous parlons sur les réseaux de neurones du vent, définissons des réseaux de neurones artificiels, différents types de réseaux de neurones ; modèles, équations et principe de rétro-propagation. Ainsi que la méthode proposée pour la simulation.

Le dernier chapitre présente les résultats de simulations obtenues et les discussions sur la variation de la vitesse du vent par la méthode des réseaux neurones.

## Chapitre I

### Généralités sur l'énergie éolienne et le vent

#### I.1. Historique des éoliennes

Parmi toutes les énergies renouvelables, à part l'énergie du bois, c'est l'énergie du vent qui a été exploitée en premier par l'homme. Depuis l'antiquité, elle fut utilisée pour la propulsion des voiliers et ensuite les moulins à blé et les constructions permettant le pompage d'eau. Les premières utilisations connues de l'énergie éolienne remontent à 2 000 ans av. J.-C environ. Hammourabi, fondateur de la puissance de Babylone, avait conçu tout un projet d'irrigation de la Mésopotamie utilisant la puissance du vent. La première description écrite de l'utilisation des moulins à vent en Inde date d'environ 400 ans av. J.-C. En Europe, les premiers moulins à vent ont fait leur apparition au début du Moyen Age. Utilisés tout d'abord pour moulinier le grain, d'où leur nom de " moulins ", ils furent aussi utilisés aux Pays-Bas pour assécher des lacs ou des terrains inondés. Dès le XIV<sup>e</sup> siècle, les moulins à vent sont visibles partout en Europe et deviennent la principale source d'énergie. Seulement en Hollande et au Danemark, vers le milieu du XIX<sup>e</sup> 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 [1]. L'arrivée de l'électricité donne l'idée d'associer à une turbine éolienne une génératrice. Ainsi, l'énergie en provenance du vent a pû être « redécouverte » et de nouveau utilisée (dans les années 1940 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

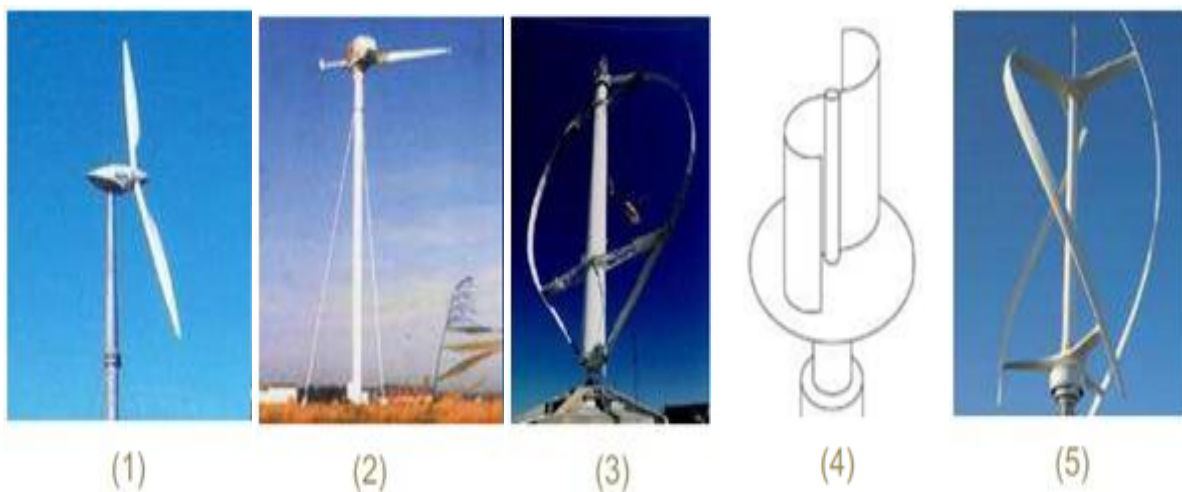
monde environ 1 million d'aérogénérateurs. La crise pétrolière de 1973 a relancé de nouveau la recherche et les réalisations éoliennes dans le monde.

## I.2. Energie éolienne

L'énergie éolienne est une énergie renouvelable, propre sans rejet atmosphérique, géographiquement diffuse et sa source (vent) plus important en hiver. Cependant, le captage et la conversion d'énergie sont complexes, les matériaux coûteux et la source d'énergie difficile à prévoir et reste aléatoire [2].

## I.3. Les différents types d'éoliennes

Il faut savoir qu'il existe différents types d'éoliennes (Fig.I.1) : les éoliennes classiques, à axe horizontal qui ont généralement trois pales, mais peuvent aussi en avoir deux (1), voire une seule (2). On peut aussi trouver des éoliennes à axe vertical, tel que les éoliennes de Darrieus (3), les éoliennes de Savonius (4), ou encore des éoliennes à hélices (5).



**Fig .I.1.** Différents types d'éoliennes Les éoliennes se divisent en deux grandes familles : celles à axe vertical et celles à Axe horizontal.

### I.3.1. Éoliennes à axe horizontal

Les éoliennes à axe horizontal sont basées sur la technologie ancestrale des moulins à vent. Elles sont constituées des plusieurs pales profilées de façon 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. Pour la production d'électricité, les

éoliennes utilisent un nombre de pales varie classiquement entre 1 et 3, le rotor tripale étant le plus utilisé car il constitue un compromis entre le coefficient de puissance, le coût et la vitesse de rotation du capteur éolien. Ce type d'éoliennes 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 [2]. Les concepts abordés dans la suite de cette étude se limiteront uniquement au cas des éoliennes à axe Horizontal (Fig. I.2)

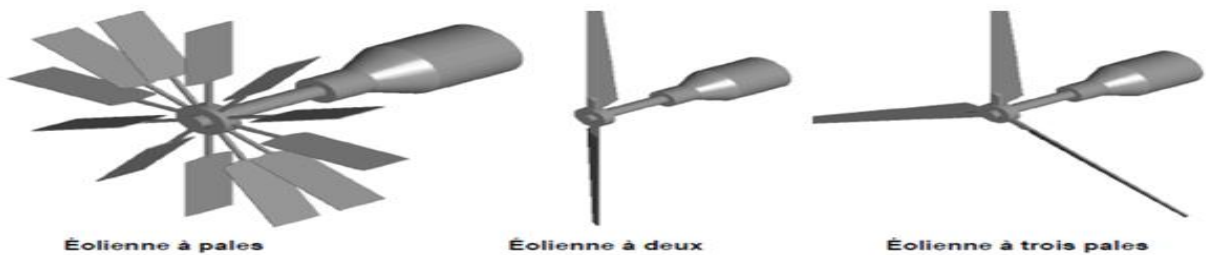


Fig.I.2. Eolienne à axe horizontal.

### I.3.2. Eoliennes 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 (Fig. I.3). 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 [2].



Fig.I.3. Eolienne à axe vertical

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.

## **I.4. chaîne de conversion de l'énergie éolienne :**

Pour obtenir de l'électricité à partir du vent, on retrouve dans les différentes configurations les mêmes éléments de base à savoir :

- Une turbine qui transforme l'énergie du vent en énergie mécanique.
- Une transmission mécanique.
- Une génératrice.
- Un système de liaison électrique.

Selon l'utilisation de l'éolienne, certaines de ces parties sont plus ou moins développées, on distingue deux grandes familles d'éoliennes:

- Les éoliennes raccordées au réseau.
- Les éoliennes autonomes.

### **I.4.1 principe de conversion de l'énergie éolienne :**

Sous l'effet du vent, le rotor tourne. Dans la nacelle, l'arbre principal entraîne un générateur qui produit de l'électricité. La vitesse de rotation du rotor doit être augmentée par un multiplicateur de vitesse jusqu'à environ 1500 tr/mn pour une machine à 2 parties de pôles, vitesse nécessaire au bon fonctionnement du générateur. Des convertisseurs électroniques de vitesse nécessaire au bon fonctionnement du générateur [3].

Des convertisseurs électroniques de puissance ajustent la fréquence du courant produit par l'éolienne à celle du réseau électrique auquel elle est raccordée, tout en permettant au rotor de l'éolienne de tourner à vitesse variable en fonction du vent. La tension de l'électricité produite par le générateur est ensuite élevée à travers un transformateur de puissance, situé dans la nacelle ou à l'intérieur du mat. Ce niveau de tension permet de véhiculer l'électricité produite par chacune des éoliennes d'une centrale éolienne jusqu'au point de raccordement au réseau électrique public.

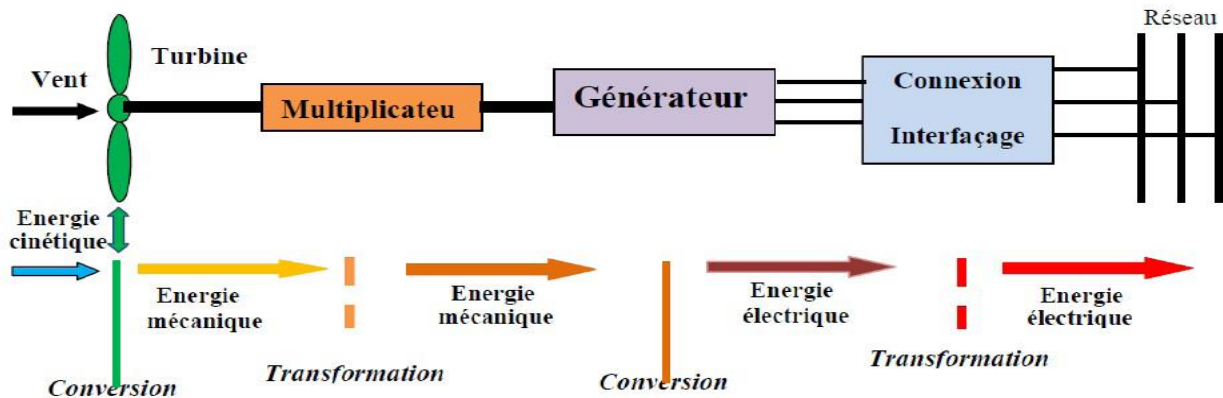


Fig. I.4. Principe de la conversion d'énergie

#### I.4.2. Principaux composants d'une éolienne

- **Le mât** : Généralement un tube d'acier ou éventuellement un treillis métallique qui supporte la nacelle est le rotor de la turbine. Il est important qu'il soit assez élevé (40 à 60 m de hauteur pour une éolienne de 500 kW) pour exploiter les vents les plus forts en altitude. A l'intérieure de ceux-ci se trouve une échelle qui permet d'accéder à la nacelle pour l'entretien.
- **Les pales** : Pour les éoliennes destinées à la production d'électricité, le nombre de pales varie classiquement de 1 à 3, le rotor tripale (concept danois) étant de loin le plus répandu car il représente un bon compromis entre le coût, le comportement vibratoire, la pollution visuelle et le bruit.
- **La nacelle** : Elle rassemble tous les éléments mécaniques permettant de coupler le rotor éolien au générateur électrique : **arbres, multiplicateur, roulement, le frein** à disque qui permet d'arrêter le système en cas de surcharge, le **générateur** qui est généralement une machine synchrone ou asynchrone, les **systèmes hydrauliques** ou électriques d'orientation des pales (frein aérodynamique) et de la nacelle (nécessaire pour garder la surface balayée par l'aérogénérateur perpendiculaire à la direction du vent). Les principaux composants des deux types d'éoliennes sont les mêmes comme il est illustré dans la figure I.5[3].

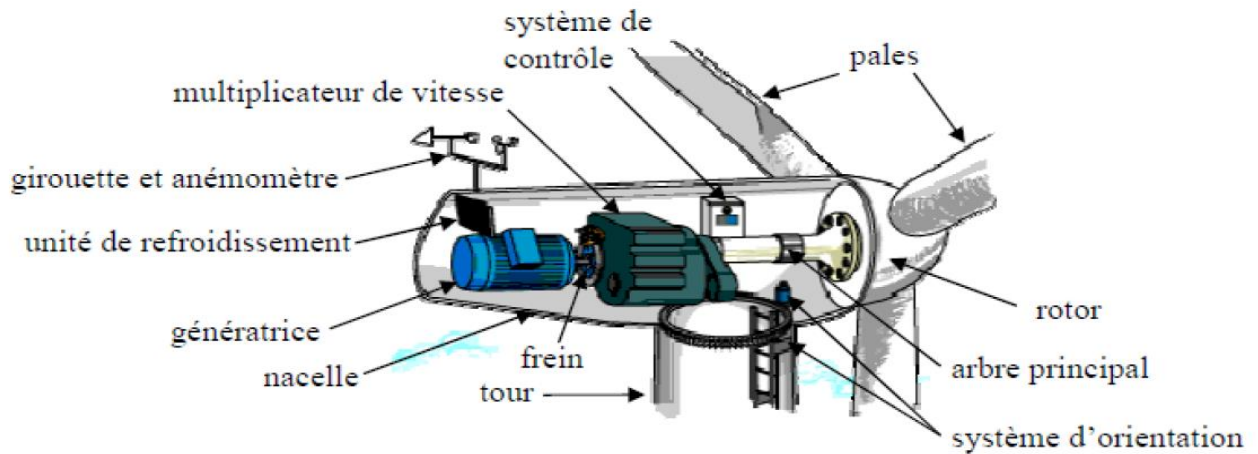


Fig.I.5. Principaux constituant d'une éolienne

## I.5. Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne

### I.5.1. Avantages

- L'énergie éolienne est une énergie renouvelable, c'est-à-dire que contrairement aux énergies fossiles, les générations futures pourront toujours en bénéficier.
- L'exploitation de l'énergie éolienne n'est pas un procédé continu puisque les éoliennes en fonctionnement peuvent facilement être arrêtées.
- L'énergie éolienne est une énergie propre.
- Les parcs éoliens se démontent très facilement et ne laissent pas de trace. L'énergie éolienne possède d'autre part des atouts économiques certains.
- C'est une source d'énergie locale qui répond aux besoins locaux en énergie. Ainsi les pertes en lignes dues aux longs transports d'énergie sont minimales.

### I.5.2. Inconvénients

- La nature stochastique du vent a une influence sur la qualité de la puissance électrique produite, ce qui représente une contrainte pour le raccordement au réseau.
- Le coût de l'énergie éolienne reste plus élevé par rapport aux autres sources d'énergie classiques surtout sur les sites moins ventés [3].
- Le bruit : la source essentielle du bruit dans les éoliennes est le multiplicateur, ce dernier commence à disparaître après l'apparition des éoliennes à attaque directe.

## I.6. Définition du vent

Le vent est le déplacement de l'air au sein de l'atmosphère. Il est né sous l'effet des différences de températures et de pressions. Ainsi, lorsqu'il existe une différence de pression entre deux points, l'air circule de l'endroit où la pression est la plus élevée (où l'air est froid) vers l'endroit où elle est la moins élevée (où l'air est chaud). En d'autres termes, l'air se déplace de la haute pression vers la basse pression [4]. Le grand responsable de ce phénomène est le soleil. Il chauffe les mers et les continents mais pas au même rythme (matin et soir). Une fois réchauffés, ces derniers chauffent à leur tour les masses d'air qui les surplombent. Par ailleurs, il est à noter que l'air est sous l'action de quatre forces, qui sont :

- **Les forces de pression** : La pression atmosphérique en un point est le résultat de la masse de la colonne d'air au-dessus de ce point [5]. Les différences de pression qu'on note sur le globe terrestre sont dues aux différences de température entre ces points en fonction de la latitude et des influences continentales et océaniques. Cette différence est la force qui déplace l'air.
- **Les forces de Coriolis** : Cette force est liée à la rotation de la terre sur son axe. Elle est perpendiculaire et proportionnelle à la vitesse du vent et est orientée vers l'est (la droite) dans l'hémisphère nord et vers l'ouest (la gauche) dans l'hémisphère sud. Elle n'est significative que pour les déplacements atmosphériques de haute altitude (les vents géostrophiques que nous appelons aussi vents globaux) en raison de la négligence des autres forces à ce niveau.
- **Les Forces de frottement** : Ces forces traduisent la friction turbulente de l'air sur le sol.
- **La force gravitationnelle**: Elle est la conséquence de l'attraction mutuelle des corps, cette force intervient à cause de la grande masse de la terre. Elle est dirigée vers le centre de la terre.

## I.7. Types de vent

il existe plusieurs types de vent ; parmi eux, nous citons trois genres, qui sont :

- **Le vent géostrophique** : Les vents causés par la différence de température due au réchauffement inhomogène de l'air de l'atmosphère sont connus par les vents géostrophiques ou bien les vents globaux ; ces vents concernent les hautes altitudes composées de deux forces, celle Coriolis et la force de pression.
- **Vents locaux** : Le changement de la vitesse et de la direction du vent pour des altitudes d'environ 100 m est très important pour les applications de la conversion d'énergie éolienne . Les vents locaux sont dus à conditions régionales particulières ; la différence de température

entre la surface de la terre et la surface de la mer ; la force de pression et la force de frottement peuvent donner naissance à des vents locaux [5].

- **Les vents de surfaces** : Les vents sont moins forts en surface qu'en altitude tout ça est résulté par l'influence de la rugosité de terrain les obstacles naturels ou artificiels.

## **I.8. Caractéristiques du vent :**

Le vent a une nature problématique, cela présente de grandes variabilités qu'on peut classer en deux grands groupes: la variabilité temporelle et la variabilité spatiale [5].

### **I.8.1. Variabilité temporelle :**

La variabilité temporelle comprend trois sous-groupe à basses fréquences :

- les variations annuelles, saisonnières, mensuelles.
- à moyennes fréquences : les variations journalières, horaires.
- à hautes fréquences : les variations à la seconde où à plus haute.

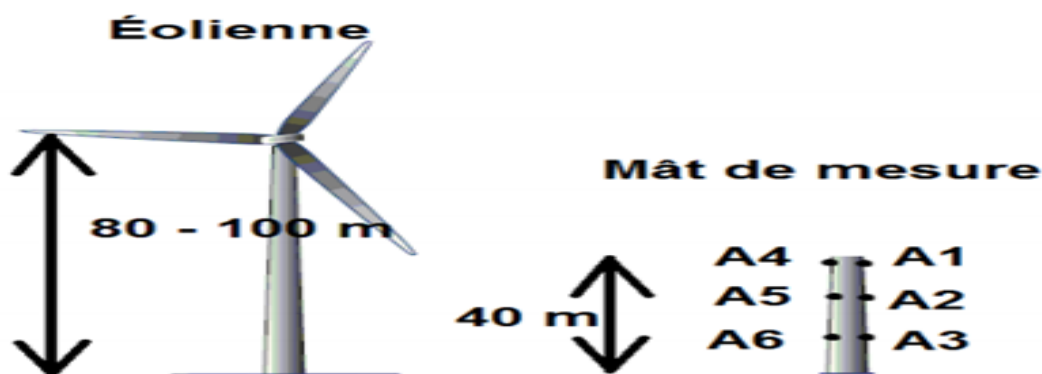
### **I.8.2. Variabilité spatiale :**

La variabilité spatiale concerne principalement la variation horizontale et verticale de la vitesse du vent. Comprenant ainsi deux catégories. D'un côté la variabilité spatiale régionale qui est en fonction de la latitude, de son ensoleillement et des reliefs (géographies et physiques). Et d'un autre côté, la variabilité spatiale locale qui prend en compte la topographie .

## **I.9. collecte des données**

Il est bien important, pour la suite des choses, de comprendre la configuration des anémomètres et des girouettes qui sont installés sur les mâts de mesure. En effet, divers anémomètres sont installés sur ces mâts, généralement disposés à trois hauteurs différentes et doublés de chaque côté du mât. Notez que nous n'utiliserons que les anémomètres d'un côté du mât dans ce mémoire [6]. C'est à partir des mesures prises aux trois hauteurs différentes qu'on peut tenter, par diverses méthodes d'extrapolation, d'évaluer la vitesse du vent à une hauteur plus élevée dans le but de déterminer quelle serait la vitesse du vent équivalente à la hauteur d'une turbine éolienne (généralement installée beaucoup plus haut que les

anémomètres sur les mâts de mesure). Pour les analyses qui ne touchent pas à l'extrapolation de la vitesse du vent, nous utilisons tout au long du mémoire les données collectées à l'anémomètre 1, qui est le plus haut sur le mât et dont on possède généralement plus de données sur la période disponible (moins de données manquantes). Pour la section touchant à l'extrapolation des données, nous utilisons les données collectées à l'anémomètre 1, 2 et 3. Ceux-ci sont situés du même côté du mât à trois hauteurs différentes, l'anémomètre 2 étant sous l'anémomètre 1 et l'anémomètre 3 étant au plus bas, sous l'anémomètre 2. Comme le mât de mesure du site 31 possède des anémomètres installés à quatre hauteurs différentes (l'anémomètre 4 étant situé sous l'anémomètre 3 dans ce cas, comparativement au cas où l'anémomètre 4 est de l'autre côté du mât comme à la figure 1.1), celui-ci fera exception lors des tests sur l'extrapolation. La figure suivante montre, pour les trente premiers sites, la disposition des anémomètres sur le mât de mesure et donne une idée de la différence d' hauteur entre un mât de mesure et une turbine éolienne.



**Figure I.6.** Représentation d'un mât de mesure classique avec six anémomètres installés trois hauteurs différents.

### I.10. Évaluation du potentiel éolien et prévision de la vitesse du vent à long terme

Nous présentons maintenant certaines des étapes menant à l'estimation de la production d'énergie pour évaluer le potentiel d'un certain site [6].

#### I.10.1. Extrapolation des vitesses de vent

Cette étape consiste à extrapoler la vitesse du vent à une hauteur équivalente à celle où l'on installerait une turbine éolienne. En effet, les données de vitesse du vent utilisées sont généralement

celles de l'anémomètre 1, qui est le plus haut sur le mât de mesure. Or, cet anémomètre peut être installé à une hauteur de 40 mètres, par exemple, alors qu'on installerait plutôt une turbine à 80 ou 100 mètres. Si l'on désire évaluer la puissance qui résulterait d'une telle turbine, on doit donc évaluer la vitesse du vent à la hauteur de la turbine. On utilisera ainsi, dans le chapitre 3, le calcul de l'erreur quadratique moyenne d'extrapolation afin de déterminer les différences dans l'erreur pour diverses méthodes d'extrapolation.

## **I.10.2. Modélisation de la distribution de la vitesse du vent**

On désire modéliser la distribution de la vitesse du vent de façon paramétrique, par exemple, afin de pouvoir résumer cette distribution par quelques paramètres seulement. De plus, ces paramètres sont utilisés par les ingénieurs éoliens dans le calcul du potentiel éolien d'un site. En effet, la fonction de densité reliée à ces paramètres et à la loi utilisée pour modéliser les vents est utilisée conjointement à la courbe de puissance d'une turbine éolienne pour faire le calcul de l'estimation de la production d'énergie annuelle en kW à un site particulier.

## **I.10.3. Utilisation de la courbe de puissance pour calculer l'énergie estimée**

La courbe de puissance d'une turbine éolienne représente la puissance en kilowatts produite par une turbine éolienne, selon la vitesse du vent (en mètres/seconde) entrant dans la turbine. Aussitôt que nous avons une estimation des probabilités que la vitesse du vent à un site soit dans chaque catégorie de vitesse du vent (0-1 m/s, 1-2 m/s, etc.) faite à partir de notre modélisation de la distribution des vitesses du vent et que nous avons une idée de la puissance créée à partir de chacune de ces catégories de vitesse de vent, grâce à la courbe de puissance, il nous est possible de calculer l'estimation de la production d'énergie annuelle pour un certain modèle de turbine éolienne à un certain site. On verra plus en détails le calcul de la production d'énergie dans le chapitre 4, où l'on discutera entre autres de la modélisation de la vitesse du vent.

## **I.10.4. Évaluation de la moyenne du vent à long terme**

Il est utile, pour les investigateurs d'un site, d'avoir une estimation de la production d'énergie éolienne annuelle à cet endroit mais il leur faut aussi connaître la tendance à long terme de la vitesse du vent puisque l'année mesurée n'est pas nécessairement représentative de la tendance à long terme. Ainsi, des prévisions de la vitesse du vent dans le passé et l'estimation d'une moyenne de la vitesse du vent long terme leur permet de garantir, en quelque sorte, à la banque

qu'il vaut la peine d'installer une turbine éolienne à un certain endroit. Voilà pourquoi on tentera, dans le chapitre 5, d'évaluer l'erreur de prévision de la vitesse du vent à long terme à partir de la validation croisée et du boots rap, ce dernier tenant compte de la dépendance entre les vitesses de vent mesurées et permettant d'évaluer l'erreur de prévision lorsqu'on possède trop peu de données pour faire une validation croisée.

## I.11. Calcul du gisement éolien du site

Le potentiel éolien se caractérise par la détermination de diverses grandeurs:

- Vitesse moyenne du vent, Rose des vents et Distribution de Wei bull
- Densité énergétique et énergie produite par le parc éolien
- Estimation du sillage éolien [7].

### I.11.1.Fonction de Wei bull

Le potentiel éolien se détermine à partir des distributions de la vitesse moyenne du vent. La fonction qui modélise le mieux cette distribution est celle de Wei bull [8]. Elle s'exprime mathématiquement par sa fonction densité de probabilité donnée par :

$$F(v) = \left(\frac{K}{c}\right) \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp \left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (\text{I.1})$$

Avec :

- $F(v)$  : la distribution en fréquences des vitesses mesurées.
- $k$  : facteur de forme sans dimension ( $k > 0$ ) qui caractérise la forme de la distribution de fréquence.
- $c$  : facteur d'échelle (m/s) et  $c > 0$ .

Plusieurs méthodes sont utilisées pour déterminer ces paramètres. Parmi les plus utilisées, on retient celle de l'écart type et de la vitesse moyenne. Le paramètre de forme  $k$  est déterminé par l'approximation suivante

$$K = \left(\frac{\sigma}{\bar{v}}\right)^{-1.086} \quad (\text{I.2})$$

$\bar{v}$  : vitesse moyenne (m/s).

$\sigma$  : écart type (m/s)

Le facteur d'échelle est déterminé par:

# Chapitre I Généralités sur l'énergie éolienne et le vent

$$C = \frac{\bar{v}}{(1 + 1/K)} \quad (I.3)$$

La fonction gamma est définie par la relation:

$$T(x) = \int_0^{\infty} \exp(-t) t^{x-1} dt \quad x > 0 \quad (I.4)$$

Lorsque la fréquence des vents calmes enregistrée sur un site donné est supérieure ou égale à 15 %, la distribution hybride de Wei bull est utilisée [6, 9]. Elle est donnée par:

$$F(v) = (1 - F_0) \left(\frac{v}{c}\right)^K \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^K\right] \quad \text{pour } v > 0 \quad (I.5)$$

où  $F_0$  représente la fréquence des vents calmes.

Dans le tableau ci-après les différentes expressions des vitesses moyennes et cubiques moyennes ainsi que les variances selon le modèle utilisé sont données.

**Tableau I.1.** Ajustement de la vitesse moyenne, cubique et de l'écart type.

Distri- butions	$\bar{v}$	$\bar{v}^3$	$\sigma^2$
Weibull	$c\Gamma(1+1/k)$	$c^3\Gamma(1+3/k)$	$c^2 \left[ \Gamma(1+2/k) - \Gamma^2(1+1/k) \right]$
Hybride Weibull	$(1-F_0)c\Gamma(1+1/k)$	$(1-F_0)c^3\Gamma(1+3/k)$	$(1-F_0)c^2 \left[ \Gamma(1+2/k) - \Gamma^2(1+1/k) \right]$

## I.11.2. La loi de Rayleigh

Certaines études de vent ne se basent pas sur la loi de Wei bull mais sur une loi qui en découle directement en utilisant un paramètre de forme k égal à 2. Ce cas particulier de la loi de Wei bull est appelé loi de Rayleigh. La distribution cumulative de la loi de Rayleigh est :

$$F(v) = 1 - \exp\left[-\frac{\pi}{4}\left(\frac{v}{v}\right)^2\right] \quad (I.6)$$

Et la fonction de densité de probabilité correspondante est :

$$F(v) = \frac{\pi}{2} \frac{v}{v^2} \exp\left[-\frac{\pi}{4}\left(\frac{v}{v}\right)^2\right] \quad (I.7)$$

Le principal avantage de la loi de Rayleigh réside dans sa simplicité. En effet, de par sa définition utilisation d'un paramètre de forme k égal à 2 la loi de Rayleigh ne dépend plus que

de la valeur moyenne du vent sur le site. Cette forme simplifiée de la loi de Weibull a été étudiée à partir de données enregistrées sur de longues périodes et correspond assez bien, selon certains résultats, aux vitesses de vent observées. Elle est utilisée dans plusieurs études de sites comme alternative à la loi de Weibull. Cependant, le principal désavantage de la loi de Rayleigh est aussi lié à l'utilisation du paramètre de forme  $k$  fixé à 2. En effet, si cette utilisation permet une simplification, elle ne permet pas de s'adapter au mieux au régime de vent rencontré sur le site étudié puisque seule la valeur de la moyenne du vent est prise en compte. Par conséquent, pour deux sites ayant des valeurs de moyenne de vitesses de vent égales on obtiendrait deux distributions identiques alors que dans la réalité elles pourraient être significativement différentes, ce qui engendrerait des écarts importants sur le calcul de la valeur de puissance disponible (voir annexe II et annexe III).

### I.11.3. Distribution hybride de Weibull

La distribution hybride de Weibull, est utilisée lorsque la fréquence des vents calmes enregistrée, sur un site donné, est supérieure ou égale à 15%. En effet, cette proportion ne peut pas être négligée et doit être prise en compte lors de la caractérisation d'un site du point de vue éolien [9]. Cette distribution s'écrit :

$$f(v) = (1 - FF_0) \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad \text{pour } v > 0 \quad (\text{I.8})$$

$$f(v) = FF_0 \quad \text{pour } v = 0 \quad (\text{I.9})$$

## I.12. Reconnaissance des formes

### I.12.1. Définition

On désigne par reconnaissance de formes (ou parfois reconnaissance de motifs) un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des motifs à partir de données brutes afin de prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif. On considère que c'est une branche de l'intelligence artificielle qui fait largement appel aux techniques d'apprentissage automatique et aux statistiques [10]. Les formes ou motifs à reconnaître peuvent être de nature très variée. Il peut s'agir de contenu visuel (code barre, visage, empreinte digitale...) ou sonore (reconnaissance de parole), d'images médicales (rayon X,

EEG, IRM...) ou multi spectrales (images satellitaires) et bien d'autres. Watanabe a défini une forme comme: « l'opposé du chaos; c'est une entité vaguement définie, à laquelle on peut associer un nom ». En des termes informatiques, une forme est un ensemble de valeurs, appelés attributs, auxquels est associé un nom (ou étiquette), qui est leur classe. Plusieurs formes peuvent avoir la même classe, on dit alors que ce sont les exemples ou réalisations de la classe. Le problème que cherche à résoudre la reconnaissance des formes est d'associer une classe à une forme inconnue (qui n'a pas encore de classe associée). On considère souvent la Reconnaissance des formes comme un problème de classification: trouver la fonction qui affecte à toute forme inconnue sa classe la plus pertinente. Elle est partie intégrante de tout système intelligent destiné à la prise de décision.

## **I.12.2. Méthodes**

La reconnaissance de motifs peut être effectuée au moyen de divers algorithmes d'apprentissage automatique tels:

- un réseau de neurones
- une analyse statistique
- l'utilisation de modèles de Markov cachés

Les formes recherchées peuvent être des formes géométriques, descriptibles par une formule mathématique, telles que :

- cercle ou ellipse
- courbes de Bézier, splines
- droite

Elles peuvent aussi être de nature plus complexe:

- lettre
- chiffre
- empreinte digitale

Les algorithmes de reconnaissance peuvent travailler sur des images en noir et blanc, avec en blanc les contours des objets se trouvant dans l'image. Ces images sont le fruit d'algorithmes de détection de contours. Ils peuvent aussi travailler sur des zones de l'image prédéfinies issues de la segmentation de l'image.

## I.12. 3. Méthodes de reconnaissance de formes :

- Mise en correspondance de graphes
- Méthode Bayésienne
- Estimation Paramétrique
- Classifieur linéaire
- Réseau de neurones
- Local feature focus
- SVM : Support Vector Machine
- Poly-tôpes de contrainte
- Méthode des hyper-cubes

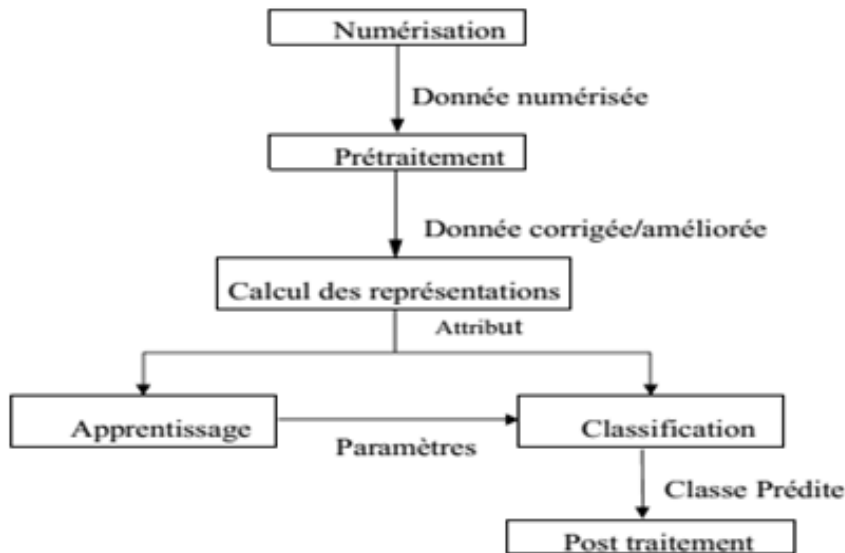
## I.12.4. Applications typiques de la reconnaissance des formes

- **Marketing:** La reconnaissance des formes est souvent utilisée pour classer les consommateurs selon les produits qu'ils sont susceptible d'acheter. Elle est aussi utilisée par les sociétés de vente pour classer les clients selon qu'ils soient de bons ou mauvais payeurs, ou encore selon qu'ils vont oui ou non passer à la concurrence.
- **Finances:** les systèmes de reconnaissance des formes sont utilisés pour la détection de transactions bancaires frauduleuses ainsi que la prédiction des banqueroutes.
- **Usinage:** la qualité des produits dépend souvent de para métrisation correcte, et les relations exactes entre la qualité et les valeurs des paramètres n'est pas claire. Les systèmes de reconnaissance des formes sont utilisés pour classer les paramètres selon la qualité des produits qu'ils sont susceptibles de générer. Ils permettent ainsi de réduire le nombre d'essais ce qui fait gagner du temps et de l'argent.
- **Energie:** les systèmes de reconnaissance des formes sont utilisés pour prévoir la Consommation électrique (réduite, normale, élevée), permettant ainsi aux clients de réduire si nécessaire leur consommation, et aux producteurs de mieux gérer leurs unités de Production.
- **Lecture automatisée:** les systèmes de reconnaissance des formes permettent de numériser les anciens documents ainsi que les archives, non pas sous les formes d'images, mais plutôt sous une forme textuelle.

- **Sécurité:** la reconnaissance vocale et rétinienne sont un exemple d'applications typiques de la reconnaissance des formes pour l'authentification .La vérification des signatures est aussi très populaire.

**I.12.5. Schéma général d'un système de reconnaissance des formes**

La majorité des systèmes de Reconnaissance des formes ont le schéma de fonctionnement suivant [10] .



**Figure. I.7.** schéma général d'un système de reconnaissance des formes

**I.13. Préparation des données**

**a. Numérisation:** À partir des informations du monde physique, construire une représentation des données directement manipulable par la machine. Des capteurs (microphone, caméra, instruments de mesure) convertissent les signaux reçus du monde réel en une représentation numérique discrète. L'espace résultant, appelé espace de représentation a une dimension  $r$  très grande lui permettant de disposer du maximum d'informations sur les formes numérisées.

**b. Prétraitement:** Consiste à sélectionner dans l'espace de représentation l'information nécessaire au domaine d'application. Cette sélection passe souvent par l'élimination du bruit, la normalisation des données, ainsi que par la suppression de la redondance.

Le nouvel espace de représentation a une dimension  $r'$  très inférieure à  $r$  mais demeure un espace de grande dimension et contient des informations encore assez primitives.

**c. Calcul des représentations:** Il s'agit de la phase finale de la préparation des données. Elle fournit un certain nombre de caractéristiques ou paramètres (les fameux attributs) en utilisant des algorithmes de sélection et/ou d'extraction d'attributs. Les attributs étant limités en nombre, l'espace des paramètres ainsi obtenu est de dimension  $p$  très petite par rapport à  $r'$ .

### **I.14. Apprentissage**

L'apprentissage ou entraînement, est une partie importante du système de Reconnaissance. Le classificateur étant généralement une fonction paramétrique, l'apprentissage va permettre d'optimiser les paramètres du classificateur pour le problème à résoudre, en utilisant des données d'entraînement. Lorsque les données d'entraînement sont préalablement classées, l'apprentissage est dit supervisé, sinon il est non supervisé.

**I.14.1. Classification:** cette phase est le noyau de la Reconnaissance des formes. En utilisant les modèles (paramètres) obtenus lors de l'apprentissage, le classificateur assigne à chaque forme inconnue sa ou ses formes les plus probables.

**I.14.2. Post traitement:** cette phase a pour but de corriger les résultats de la classification en utilisant des outils spécifiques au domaine d'application. Par exemple pour un système de reconnaissance de textes manuscrits, le classificateur se charge de classer chaque caractère séparément, alors que le post traitement applique un correcteur orthographique sur tout le texte pour valider et éventuellement corriger le résultat de la classification. Bien que facultative, cette phase permet d'améliorer considérablement la qualité de la reconnaissance.

### **I.15. Méthodes d'intelligence artificielle**

Les méthodes d'intelligence artificielle sont des procédés de calcul qui visent à doter les systèmes informatiques d'un comportement qui tend vers la capacité d'intelligence des êtres humains. Ces procédés de calcul sont inspirés des méthodes de calcul du cerveau humain [11].

## **I.15.1. Réseaux de neurones**

Les réseaux de neurones artificiels sont des algorithmes, utilisés dans plusieurs domaines dont l'optimisation, qui sont directement inspirés du fonctionnement des neurones biologiques. Comme la plus part des algorithmes d'optimisation, ils ont besoin de méthodes d'apprentissage pour ajuster les poids de l'algorithme. Les méthodes d'apprentissage utilisés pour les réseaux de neurones artificielles est généralement de type probabiliste, en particulier le type bayésien. Ils sont considérés de la famille des applications statistiques. Mais plus spécifiquement ils sont de la famille des méthodes de l'intelligence artificielle.

## **I.15.2 Réseaux d'ondelettes.**

Comme les réseaux de neurones, les réseaux d'ondelettes calculent une combinaison linéaire en fonction des paramètres ajustables, de fonctions non-linéaires dont la forme dérive de paramètres ajustables (translations, dilatations pour les paramètres des ondelettes dans les couches cachées et les poids du réseau). Cependant les particularités par rapport aux réseaux de neurones est que les ondelettes ont une décroissance rapide et tendent vers zéro contrairement aux fonctions dorsales des réseaux de neurones, aussi la forme des ondelettes est lié à deux paramètres structurels .

## **I.15.3 Support vector machines (SVM)**

Un «support vector machine» (SVM) est un algorithme d'apprentissage qui est souvent appelé séparateur à vaste marge. Les SVM sont originellement définis pour la discrimination. Les SVM ont de bonnes propriétés de généralisation.

## **I.16. Forme d'apprentissage**

Dans la littérature on trouve plusieurs formes d'apprentissage pour les algorithmes d'optimisation pour ajuster leurs paramètres. Le choix de la méthode d'apprentissage dépend de

l'application, de la nature des données et des ressources dont on dispose pour l'implantation du système [11].

## **I.16.1. Apprentissage supervisé**

L'apprentissage d'un algorithme d'optimisation est surveillé, pendant l'entraînement des paramètres de l'algorithme, lorsqu'on le force à converger vers un état final en même temps qu'il reçoit des données. Dans cette approche, l'ajustement des paramètres se fait pendant que l'algorithme roule.

## **I.16.2. Apprentissage non-supervisé**

Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'algorithme d'optimisation est laissé libre c'est à-dire que si l'erreur s'éloigne de zéro, les paramètres ne seront pas automatiquement ajustés pendant que l'algorithme roule.

## **Conclusion**

L'énergie éolienne est l'une des énergies renouvelable, considérée comme propre, inépuisable et gratuite.

Dans notre travail, Nous avons traité la partie théorique qui concerne le calcul des pales et la puissance recueillie sur l'arbre, puis on l'a suivie des parties concernant les différents types des éoliennes et leurs utilisations.

En fin la partie la plus importante et qui constitue le cœur de notre travail : c'est de donner le détail des dimensions d'une petite éolienne a utilisation domestique.

On a décrit séparément chaque partie de cette éolienne (pylône, Alternateur, pales, Multiplication, Régulation, Orientation,...etc.) En fournissant les dimensions et des dessins permettant sa construction.

On peut dire que le domaine des éoliennes est un domaine passionnant, et maintenant que toutes les parties sont connues, sa construction est a la portée de tous, si les conditions climatiques permettent un bon rendement.

Nous souhaitons que cette étude aide tous ceux qui sont intéressés dans ce domaine. A la fin on dit que l'énergie éolienne, une énergie mal connue, mais qui peut rendre de grands services.



## CHAPITRE II

### RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

#### Introduction

Dans le but d'établir un modèle informatique empirique visant à prédire l'évolution temporelle de la vitesse de vent qu'est-il indispensable du fait que la production de l'énergie éolienne liée directement à la variation de la vitesse du vent. Plusieurs modèles de prédictions ont été développés dans ce sens sur un site. Ils incluent des modèles à base des réseaux de neurones artificiels ; seuls ces modèles ne tenant pas compte de connaissances plus approximatives voir subjectives pour la description des phénomènes naturels.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les réseaux de neurones artificiels (RNA) appliquées à la prédiction de la vitesse de vent. Nous allons donc pouvoir passer en revue des méthodes d'apprentissage statistique appliquées à la prédiction. Après une brève introduction, où nous allons rappeler la notion de neurone formel, nous décrivons son architecture et rappelons les propriétés générales des réseaux de neurones artificiels statiques (perceptrons multicouches) à apprentissage supervisé.

#### II .1. Prédiction de données

Dans la littérature nous constatons qu'il existe plusieurs méthodes de prédiction pour différents horizons de prédiction et ces différents méthodes ont des forces et des faiblesses très diverses et changent selon les contextes ou l'environnement de la prédiction. C'est pourquoi il est souvent difficile d'identifier une méthode de prédiction qui se démarque largement des autres [1].

Les horizons de prédiction se présentent comme suit: la prédiction à long terme, moyen terme, court terme et très court terme. Cependant, pour notre application nous désirons faire la prédiction des sources d'énergie renouvelable (éolienne et photovoltaïque) dans un contexte de gestion des micro-réseaux. Pour ce type de gestion nous estimons que la

prédiction à court et à très court terme serait pertinente. Par conséquent, nous allons nous consacrer sur les méthodes de prédiction de court et de très court terme afin de dégager une méthode appropriée pour notre application.

## II.2. Réseaux de neurones artificiels

Dans cette section, les différents principes de la méthode en question de donner des résultats acceptables pour un réseau intelligent seront présentés.

## II.3. Neurone biologique

Bien que le cerveau humain et l'ordinateur soient tous les deux des machines dédiées pour le traitement de l'information, l'analogie comparant les deux paraît inadéquate. En effet l'observation de leurs comportements suffit pour en convaincre. La différence entre ces deux « machines » réside dans leurs structures, ces dernières sont la base du courant connexionniste [2].

Un réseau de neurone artificiel est un modèle de calcul dont l'inspiration originelle était un modèle biologique, c'est-à-dire le modèle du cerveau humain. Le cerveau humain est composé d'un grand nombre de cellules nerveuses. La cellule nerveuse humaine contient des neurones. Ces derniers ont une partie cellulaire et une partie de noyau. La partie cellulaire, Nommée Somme, se ramifie pour former ce que l'on nomme les Dendrites. C'est par les dendrites que l'information s'achemine vers le corps du neurone (le Somme).

Une fois l'information traitée par le neurone, elle est transmise aux autres neurones qui communiquent entre eux via les « Axones ». Les neurones ne sont pas directement attachés entre eux, ce qui revient à dire que les transmissions ne sont pas directes. Il existe un espace intercellulaire qui sépare l'axone d'un neurone et les dendrites du neurone voisin, cette jonction est appelée « Synapse ». Sur la figure II.1 un neurone biologique est présenté

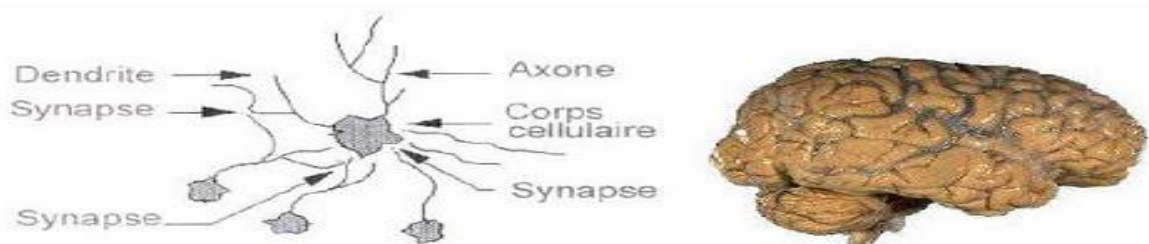


Fig.II.1. Neurone biologique et le cerveau humain

Dans ce qui suit, nous présentons quelques informations concernant les Réseaux de Neurones

- Le cerveau contient environ 100 milliards de neurones.
- On ne dénombre que quelques dizaines de catégories distinctes de neurones.
- Aucune catégorie de neurones n'est propre à l'homme.
- La vitesse de propagation des influx nerveux est de l'ordre de 100m/s. C'est à dire bien inférieure à la vitesse de transmission de l'information dans un circuit électronique.
- On compte quelques centaines à plusieurs dizaines de milliers de contacts synaptiques par neurone. Le nombre total de connexions est estimé à environ  $10^{15}$ .
- La connectique du cerveau ne peut pas être codée dans un <<document biologique>> tel l'ADN pour de simples raisons combinatoires. La structure du cerveau provient donc en partie des contacts avec l'environnement. L'apprentissage est donc indispensable à son développement.
- Le nombre de neurones décroît après la naissance. Cependant, cette affirmation semble remise en question.
- On observe par contre une grande plasticité de l'axone, des dendrites et des contacts synaptiques. Cette plasticité est très importante surtout après la naissance (observer chez le chat, un accroissement des contacts synaptiques de quelques centaines à 12000 entre le 10<sup>ème</sup> et le 35<sup>ème</sup> jour), elle est conservée tout au long de l'existence.
- Les synapses entre des neurones qui ne sont pas simultanément actifs sont affaiblies puis éliminés.

Il semble que l'apprentissage se fasse par un double mécanisme : des connexions sont établies de manière redondante et aléatoire puis seules les connexions entre des neurones simultanément actifs sont conservées (phase de sélection) tandis que les autres sont éliminées. On parle de stabilisation sélective.

#### **II.4. Neurone Formel**

D'une manière très réductrice, un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par :

- Des synapses, les points de connexions avec les autres neurones, fibres nerveuses.
- Les dendrites, les entrées du neurone.
- L'axone, la sortie du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires.
- Le noyau qui active la sortie en fonction du stimulus en entrée.

Par analogie, le neurone formel (voir figure .II.2) est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées, il se caractérise par un état interne  $y_i \in Y$ , des signaux d'entrée  $x_1, \dots, x_n$  et une fonction de transition d'état  $f$  comme suit :

$$y_i = h(x_1, \dots, x_n) = f(w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i) = f(w_0 + w'x) \quad (\text{II.1})$$

La fonction de transition est une transformation d'une combinaison des signaux d'entrée. Cette combinaison est déterminée par un vecteur de poids  $(w_0, \dots, w_N)$  associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage,  $\beta_0$  étant appelé le biais du neurone, il constitue la mémoire ou la connaissance répartie du réseau [2].

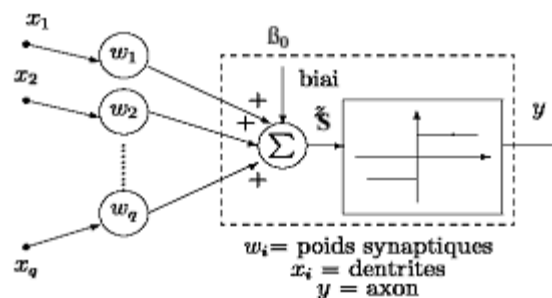


Fig. II.2. Neurone formel

## II.5. Définitions des réseaux de neurones artificiels

Dès leur apparition, les Réseaux de Neurones Artificiels ont été appliqués à plusieurs domaines. Quelque soit le domaine adopté, les Réseaux de Neurones Artificiels peuvent être définis comme suit :

**Définition 1:** Les Réseaux de Neurones Artificiels sont des réseaux fortement connectés de Processeurs élémentaires, fonctionnant en parallèle. Chaque processeur calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit, toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [2].

**Définition 2:** Les Réseaux de Neurones Artificiels sont des modèles statistiques adaptatifs, basés sur une analogie avec le cerveau humain. Leur adaptabilité revient du fait qu'ils peuvent apprendre à estimer les paramètres d'un ensemble de données en utilisant un nombre d'exemples. Dans sa structure de base, un Réseau de Neurones Artificiels est constitué d'un ensemble d'unités simples qui sont les neurones. Ces dernières sont interconnectées à l'aide d'un ensemble de connexions pondérées, chaque unité correspond à une caractéristique d'une forme à analyser.

### II.5.1. Propriétés des réseaux de neurones artificiels

Les Réseaux de Neurones Artificiels sont considérés comme des simulateurs du système biologique. Ils doivent prendre en considération les points suivants :

- **Le parallélisme:** Les Réseaux de Neurones Artificiels sont constitués à base de neurones simples fortement interconnectés, dont le but est la réalisation d'une fonction de type bien défini ce qui rend le traitement de l'information massivement parallèle [2].
- **Les poids synaptiques:** La pondération des liaisons synaptiques entre les neurones influe sur l'efficacité et la fiabilité du réseau du point de vue rapidité et exactitude des résultats fournis.
- **L'apprentissage:** L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des Réseaux de Neurones Artificiels, elle ne concerne cependant pas tous les modèles mais les plus utilisés, son principal problème est d'arriver à trouver un ensemble de valeurs d'entrée des connexions afin d'atteindre les résultats voulus [3].

### II.5.2. Topologies des réseaux de neurones artificiels

On appelle topologie des réseaux la façon dont les neurones sont connectés entre eux à travers les différentes couches. En général on peut distinguer deux grandes classes de Réseaux de Neurones Artificiels selon leurs topologies: les réseaux à couches qui sont des réseaux de neurones dans lesquels l'information se propage couche par couche sans retour en arrière possible et les réseaux récurrents qui sont des réseaux de neurones dans lesquels il y a une liaison vers l'arrière. Les connexions de ces réseaux forment des boucles. Ainsi la fonction d'activation peut circuler le long de ces boucles et affecter le réseau pendant une période arbitrairement longue. Pour cette raison les comportements des réseaux récurrents sont potentiellement plus complexes que ceux des réseaux à

couches [2]. La figure II.3 présente les différentes topologies d'un Réseau de Neurones Artificiels.

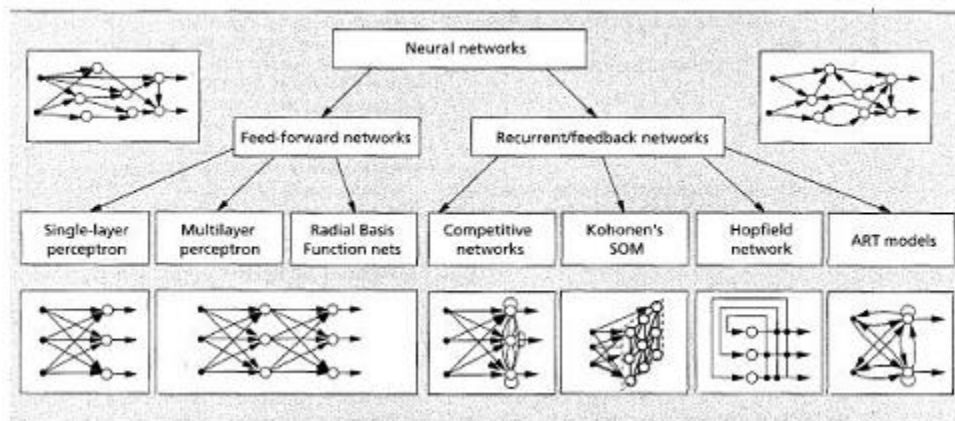


Fig. II.3. Topologies des Réseaux de Neurones Artificiels

## II.6. Fonctions d'activation

La fonction d'activation est une transformation linéaire ou non linéaire, elle permet la liaison entre la sortie et son entrée. Vu la variété des modèles de Réseaux de Neurones Artificiels, différentes fonctions ont été proposées, parmi lesquelles on peut citer [2] :

- Les modèles linéaires et sigmoïdaux : ces modèles sont très adaptés aux algorithmes d'apprentissage comme celui de rétro propagation du gradient car leur fonction de transition est différentiable.
- Le modèle à seuil : ce modèle est très proche et conforme à la réalité biologique mais il pose des problèmes d'apprentissage.
- Le modèle stochastique: ce type de modèle est utilisé pour les problèmes d'optimisation globale des fonctions perturbées ou encore pour les analogies avec les systèmes de particules.

Le tableau II.1. Quelques importantes fonctions d'activation :

Fonction D'activation	Formule	Dérivation	Commentaire
Sigmoïde	$a = f(u)$ $f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u/T}}$	$df(u)/d(u)$ $f(u)[1 - f(u)]/T$	La dérivée partielle est calculée à partir de f(u)
Tangente hyperbolique	$f(u) = \tanh\left(\frac{u}{T}\right)$	$(1 - f(u)^2)/T$	T: paramètre de température
Tangente inverse	$f(u) = \frac{2}{\pi} \tan^{-1}\left(\frac{u}{T}\right)$	$\frac{2}{2\pi T} \cdot \frac{1}{1 + \left(\frac{u}{T}\right)^2}$	Moins utilisée
Fonction à seuil	$f(u) = \begin{cases} 1 & u > 0 \\ -1 & u < 0 \end{cases}$	Pas de dérivée à u=0	
GRB Gaussian Radial Basis	$f(u) = \exp\left[-\frac{\ u-m\ ^2}{\sigma^2}\right]$	$2 - (u-m) \cdot f(u) / \sigma^2$	m et $\sigma^2$ sont des paramètres à spécifier.
Lineaire	$f(u) = a\mu + b$	a	

### I.7. Différents types de Réseaux de neurones

Notant que les capacités d'un seul neurone sont limitées et l'implantation de Fonctions complexes nécessite l'intégration de plusieurs neurones, fonctionnant en parallèles, sous forme d'un réseau à topologie spécifique. Les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau global, soit les sorties d'autres neurones. 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 [3].

Les paramètres les plus importants de ce modèle sont les coefficients synaptiques. Ce sont eux qui construisent le modèle de résolution en fonction des informations données au réseau. Il faut donc trouver un mécanisme qui permet de les calculer à partir des grandeurs que l'on peut acquérir du problème. C'est le principe fondamental de l'apprentissage. Une fois que l'ajustement des poids synaptiques a été effectué, le réseau de neurones constitue un modèle statistique non linéaire. L'avantage des réseaux de neurones sur les méthodes de régression classique est qu'ils nécessitent, en général, un nombre de paramètre ajustables plus faible pour obtenir un modèle non linéaire de précision donnée.

On peut distinguer deux types de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés (non ou récurrents) et les réseaux bouclés (ou récurrents). Les réseaux bouclés sont le plus souvent utilisés pour des tâches telles que le traitement du signal, la commande ou la régulation. Les non bouclés eux sont utilisés pour la reconnaissance, la classification ou la prédiction.

### II.7.1. Réseaux à couches

Les réseaux à couches peuvent se diviser en réseaux sans couches cachées et les réseaux avec une ou plusieurs couches cachées.

Les réseaux sans couches cachées sont les réseaux les plus simples. Ils sont utilisables pour des problèmes de classification ou d'approximation. Ils ont un avantage

majeur, leur apprentissage converge vers une solution optimale. Cela est dû au fait que c'est un système linéaire. Leur inconvénient est qu'ils peuvent seulement classifier ou approximer les problèmes linéaires et ne peuvent résoudre un problème non linéaire. L'exemple classique pour ce type de réseau est le Perceptron monocouche, inventé par Rosenblatt [2]. C'est un modèle très simple, basé sur l'orientation physico-physiologique. Il ne dispose que de deux couches :

- Une couche d'entrée qui s'appelle la rétine et qui est une aire sensorielle.
- Une couche de sortie qui donne la réponse correspondante à la simulation présentée à l'entrée.

Le fonctionnement du réseau est comme suit : une donnée est présentée au réseau en activant la rétine. L'activation se propage vers la couche de sortie où on peut noter la réponse du système. Cette réponse suit la formule suivante :

$$Y = \varphi(\sum_{j=1}^2 w_j x_j + \theta) \quad (\text{II.2})$$

Où

$\varphi$  La fonction d'activation utilisée.

$w_j$  Les poids du neurone.

$x_j$  Les entrées.

$\theta$  Le seuil du neurone

La figure II.4 montre la structure du Perceptron monocouche, avec une sortie  $y$  et deux entrées  $x_1$  et  $x_2$  qui forme la rétine du réseau.

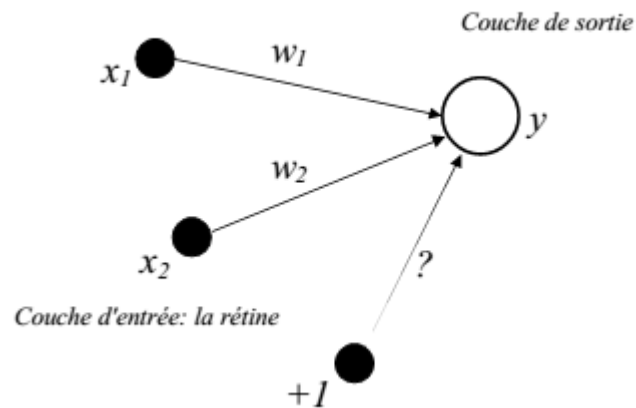


Fig. II.4. Perceptron monocouche

Ces réseaux suivent un apprentissage supervisé selon la règle d'apprentissage delta ou la règle de correction d'erreurs. Les deux règles ajustent les poids et les seuils de la même manière. Pour chaque poids la nouvelle valeur est calculée par l'addition d'une correction de valeur ancienne :

$$w_j(\text{nouveau}) = w_j(\text{ancien}) + \Delta w_j \quad (\text{II.3})$$

$$\vartheta(\text{nouveau}) = \vartheta(\text{ancien}) + \Delta \vartheta \quad (\text{II.4})$$

Un réseau monocouche ne permet pas de résoudre des problèmes non linéaires. Les réseaux multicouches qui sont des systèmes non linéaires ont été inventés pour remédier à ce problème. Les réseaux de ce type possèdent trois sortes de couches :

- Une couche d'entrée avec  $N_i$  unités d'entrées.
- Des couches cachées avec  $N_h$  unités ; elles démultiplient la puissance de calcul et permettent d'aborder des problèmes plus difficiles.
- Une couche de sortie avec  $N_o$  unités de sorties.

On peut voir la structure d'un tel réseau sur la figure II.5 [2].

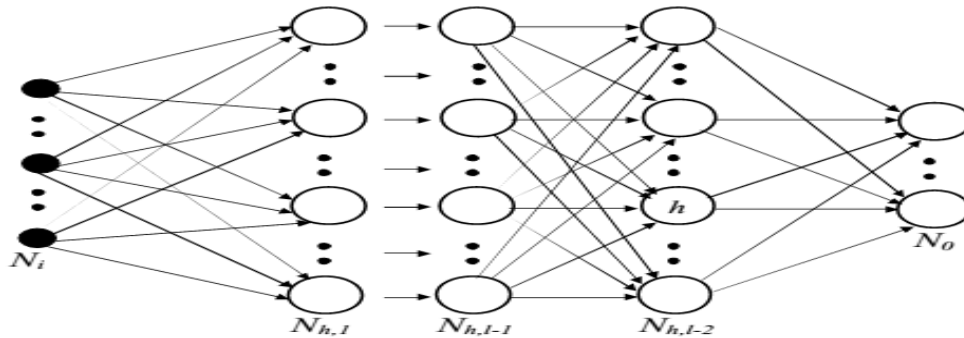


Figure II.5. Un réseau multicouche

Le Perceptron multicouches est un modèle possédant une grande capacité de calcul. Sa structure est composée d'une couche d'entrée, une couche de sortie, interprétée comme étant la réponse du réseau et d'une ou plusieurs couches intermédiaires dites «Couches cachées ». Un neurone d'une couche inférieure ne peut être relié qu'à des neurones des couches suivantes. Il suit un apprentissage supervisé et utilise la règle d'apprentissage de rétro propagation. En général, les neurones du Perceptron multicouches sont animés par une fonction d'activation non linéaire (au moins dans une des couches). Les choix classiques pour cette fonction sont :

La fonction tangente hyperbolique

$$\varphi(x) = \tanh(x) \quad (\text{c'est le choix standard}). \quad (\text{II.5})$$

Et la fonction sigmoïde

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II.6})$$

## II.8. Modèle et équation du réseau

Dans le cas général, le réseau utilisé est un réseau multi couches, comportant une couche d'entrée, une couche de sortie et un certain nombre de couches dites cachées [3]. Ces couches cachées constituent de véritable représentation interne des problèmes le neurone utilisé dans le réseau est fondamentalement de même nature, on applique une fonction à la somme pondérer de ses entrées, cette fonction est la fonction d'activation. Dans le réseau de neurones, on not «L» couches (couches cachées), «N» couches d'entrées et «M» couches de sorties, elles sont données par les équations suivantes :

$$O_{pi} = f(S_{pi}) \quad (\text{II.7})$$

avec :

$$S_n = \sum w_{ij} \cdot O_{ij} \quad (\text{II.8})$$

Telle que

$O_{pi}$  : sortie de neurone  $i$  pour l'exemple  $p$ .

$S_{pi}$  : la sommation pondérée du neurone  $i$  pour l'exemple  $p$ .

$W_{ij}$  : les coefficients synaptiques (poids) de la  $j^{\text{ème}}$  entrée du neurone  $i$ .

## II.9. Principe de rétro-propagation

La rétro-propagation est basée sur l'adaptation des coefficients synaptique ( $w$ ) dites encore des coefficients de pondération dans le but de minimiser une fonction de cout (performance) donnée par :

$$E(w) = \sum_{p=1}^p E_p(w) \quad (\text{II.9})$$

$$E_p(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (t_{pi} - O_{pi})^2 \quad (\text{II.10})$$

Avec:

$E(w)$  : est la somme de tous les erreurs commises sur les  $p$  neurones de sortie ;

$E_p(w)$ : est l'erreur quadratique moyenne commises sur tout les neurones de sortie  $p$ ,

$T_{pi}$  : représente la valeur de sortie désirée (Target) du réseau ;

$O_{pi}$  : représente la valeur de sortie calculée (output) du réseau.

La minimisation de l'erreur  $E(w)$  s'effectue par une approximation d'une descente de gradient en utilisant la règle d'apprentissage connue sous le nom de la "règle delta" de Windrow-Hoff [3]. Elle a pour but d'appliquer une séquence d'ajustement correctif des poids synaptiques, cet ajustement est conçu pour faire de telle sorte que la sortie du réseau de neurone (output) soit très proche de la sortie désirée (Target).

### II.9.1. Adaptation des poids

Le processus d'adaptation (ajustement, mise en forme) des coefficients synaptique, se réalise suivant la méthode du gradient basée sur la formule itérative suivante [Web3]:

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \Delta w_{ij}^{(\text{époque})} \quad (\text{II.11})$$

$$\Delta_p W_{ij} = \eta \cdot \frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}} \quad (\text{II.12})$$

$W_{ij}(n+1)$  : la nouvelle valeur du poids (à l'itération  $n+1$ ) ;

$W_{ij}(n)$  : la valeur du poids (à l'itération  $n$ ) ;

$\Delta_p W_{ij}$  : la correction effectuée sur le poids  $W_{ij}$ , elle est exprimé par la dérivée partielle de  $E(w)$  par rapport à chaque poids du réseau .

$\eta$  : Représente la pas d'apprentissage, il influe sur la vitesse de convergence du réseau.

Pour le calcul de la dérivée partielle de l'erreur  $E(w)$  Par rapport à chaque poids du réseau, on utilisant la règle de delta généralisée. Elle est donnée par la relation suivante :

$$\Delta_p W_{ij} = \eta \cdot O_{pi} \quad (\text{II.13})$$

Avec :

$O_{pi}$  : sortie du neurone  $j$  pour un exemple  $p$  .

$$\delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial S_{pi}} = (t_{pi} - O_{pi}) \quad (\text{II.14})$$

Pour calculer cette dérivation, une décomposition en chaine est effectuée :

$$\delta_{pi} = -\frac{\partial E_p}{\partial S_{pi}} = -\frac{\partial E_p}{\partial O_{pi}} * \frac{\partial O_{pi}}{\partial S_{pi}} \quad (\text{II.15})$$

Le deuxième facteur de l'équation précédente est donnée par :

$$\frac{\partial O_{pi}}{\partial S_{pi}} = f'(S_{pi}) \quad (\text{II.16})$$

Où :

$f'(S_{pi})$  : Est la dérivée de la fonction d'activation du neurone  $i$  évaluée à  $S_{pi}$ .

Pour calculer le premier facteur, il existe deux cas :

- Supposant que le neurone  $U_i$  est un neurone de sortie du réseau, dans ce cas, il parait de la définition de  $E_p$  que :

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{pi}} = -(t_{pi} - O_{pi}) \quad (\text{II.17})$$

Substitution les deux facteurs dans l'équation (2.13) nous obtenons :

$$\delta_{pi} = (t_{pi} - O_{pi}) f'(S_{pi}) \quad (\text{II.18})$$

Pour tout neurone de sortie  $U_i$

- Si  $U_i$  n'est pas un neurone de sortie, nous utilisons la décomposition en chaîne pour écrire :

$$\sum \frac{\partial E_p}{\partial O_{pi}} * \frac{\partial S_{pk}}{\partial O_{pi}} = \sum \frac{\partial E_p}{\partial S_{pk}} * \frac{\partial}{\partial O_{pi}} \sum W_{ki} O_{pi} = \sum \frac{\partial E_p}{\partial S_{pk}} W_{ki} \sum \delta_{pk} W_{ki} \quad (\text{II.19})$$

Dans ce cas, substituons les deux facteurs dans l'équation (2.13) nous obtenons :

$$\delta_{pi} = f'(S_{pi}) \sum \delta_{pk} * W_{ki} \quad (\text{II.20})$$

Où :  $U_i$  est un neurone appartenant aux couches cachées

Les équations (II.18) et (II.19) présentent un processus récursif pour le calculer des  $\delta$  de tout neurone dans le réseau liée à l'équation (II.15), Il constitue «la règle delta généralisée» pour un réseau statique, aussi pour le neurone non linéaire. Pour minimiser l'erreur totale sur l'ensemble d'entraînement, les poids du réseau peuvent être ajustés par la présentation de l'ensemble d'apprentissage en entier. La variation des poids  $\Delta_p W_{ij}(n)$  peut alors s'écrire ainsi :

$$\Delta_p W_{ij}(n) = \eta \cdot \frac{\partial E_p(W)}{\partial W_{ij}(n)} \quad (\text{II.21})$$

### II.9.2. Etapes d'algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation est représenté comme suit [Web3] :

**Etape 01** : Initialiser les poids  $W_{ij}$  et les seuils internes des neurones à de petites valeurs aléatoires.

**Etape 02** : présenter l'ensemble des couches (entrée, sortie désirée).

**Etape 03** : présenter la première couche (entrée, sortie désirée).

**Etape 04** : calculer :

- 1- La somme des entrées des neurones de la couche cachée par l'équation (II.9)
- 2- Les sorties des neurones de la couche cachée par l'équation (II.7)
- 3- La somme des entrées de la couche de sortie par l'équation (II.8).
- 4- Les sortie de réseau par l'équation (II.7).

**Etape 05 :** calculer

- 1- Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche de sortie par l'équation (II.18).
- 2- Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche cachée par l'équation (II.20).

**Etape 06 :** calculer la variation des poids par l'équation (II.13).

**Etape 07 :** calculer l'erreur  $E_p$  par l'équation (II.10).

**Etape 08 :** présenter un autre couple (entrée, sortie désirée) et aller à l'étape quatre.

**Etape 09 :** Si tout l'ensemble des couple est présenté, calculer la variation total des poids par époque, en utilisant l'expression :

$$\Delta W_{ij}^{(époque)} = \sum_{p=1}^p \Delta_p W_{ij} \quad (\text{II.22})$$

**Etape 10 :** ajuster les poids par l'équation (II.15).

**Etape 11 :** calculer l'erreur totale par l'équation (II.13).

**Etape12 :** comparer l'erreur totale avec une erreur prédéterminée ( $E_{pr}$ ) [ $E-\varepsilon$ ] .

Si la condition est vérifiée aller à l'étape 13.

Si non aller à l'étape 03.

**Etape 13 :** fin

### II.9.3. Etape de génération

Une fois que l'étape de l'apprentissage est achevée, le réseau de neurones peut être évalué en testant des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage, c'est l'étape de génération .Cette étape est influencée essentiellement par quatre facteurs : la complexité du problème, l'algorithme d'apprentissage, la complexité de l'échantillon (le nombre d'exemples et la manière dont ils représentent le problème) et enfin la complexité du réseau (nombre de poids) [3].

## II.10. Mise en œuvre d'algorithme d'apprentissage et de généralisation de RNA

Nous allons présentés dans cette section, les différents aspects de la mise en œuvre algorithmique pour expliquer les spécifications des outils d'apprentissage et de généralisation de réseau de neurones.

### II.10.1. Apprentissage

Le problème de l'apprentissage par réseau de neurones est un problème d'optimisation d'une fonction de coût qui représente le but de l'apprentissage. L'algorithme de rétro-propagation du gradient est parmi le plus utilisé dans le cas d'un problème de classification supervisée, l'apprentissage de réseau de neurones par cet algorithme consiste à :

- Choisir un couple (entrée, sortie désirée) ;
- Initialisation aléatoire des poids et des biais ;
- Calculer la sortie actuelle suivant la fonction d'activation choisie (on prend une fonction linéaire dans le cas de l'application en prédiction)
- Calcul de l'erreur (la fonction coût) ;
- Si le réseau prend une décision correcte, les poids restent inchangés ;
- Sinon, rétro-propager l'erreur, après avoir calculé le terme d'adaptation des poids (mise à jour des poids) ;
- Présenter les paramètres (poids et biais) pour une nouvelle itération jusqu'à que les coefficients synaptiques se stabilisent autour d'une valeur et l'erreur quadratique totale du réseau soit inférieur à un seuil.

En plus, il est possible d'arrêter l'apprentissage en fixant une limite au nombre d'itérations, généralement le pas d'apprentissage et le momentum doivent être adapté quand le nombre d'itération augmente. Les paramètres d'entrée du programme d'apprentissage sont les suivantes :

- Base de données. Vecteurs d'entrée et la sortie correspondante ;
- Les poids, les biais initiaux ;
- La fonction d'activation ;
- Le nombre d'itérations.

Les sorties du programme sont :

- Les poids finals ;
- Les biais finals ;
- Les sorties du réseau ;

- La structure finale du réseau (nombre de couche et le nombre de neurone pour chaque couche).
- Des informations générales comme l'erreur d'apprentissage.

### **II.10.2. Généralisation**

L'implémentation de l'algorithme de généralisation s'appuie sur la programmation de la première étape de l'apprentissage qui est la propagation des vecteurs d'entrée. En fixant la structure du réseau et leurs paramètres (poids, biais, fonction d'activation, nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans les couches cachées) une fois son apprentissage achevé. Et puis en testant le réseau sur des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage.

Nous avons donc, pour le programme de généralisation, les paramètres suivants :

- La base d'exemples à prédire
- Les poids, les biais, la fonction d'activation à celle obtenu par apprentissage ;
- La structure finale du réseau après l'apprentissage.

Les sorties de généralisation représentent les sorties (vitesse de vent dans notre cas) des exemples évaluées à partir de la fonction de décision. Dans la phase d'apprentissage par les réseaux de neurones, on découple la recherche de l'architecture de la détermination de ses paramètres ; il faut chercher les paramètres de plusieurs structures afin de choisir celle qui garantit le meilleur pouvoir de généralisation. Ceci implique la partition de la base de données en base d'apprentissage et base de test.

**Conclusion**

Ce chapitre a fait l'objet de rappels des fondements des méthodes et techniques d'apprentissage statistique appliqués à la prédiction. Nous avons rappelé les concepts fondamentaux qui sont à la base des réseaux de neurones artificiels. Le chapitre suivant consacré totalement à la simulation, est dédié à l'évaluation des performances de la technique étudiée. L'objectif, vise l'étude et la contribution de cette méthode en vue de leur application dans le domaine de la prédiction de la vitesse de vent.

## CHAPITRE III

### SIMULATION NUMERIQUE

#### Introduction

Dans ce troisième chapitre, nous allons présenter comment et avec quels appareils il est possible de mesurer le vent et les deux lois utilisées pour l'extrapolation verticale de la vitesse du vent. Ensuite, nous allons par la suite présenter la distribution de Weibull avec ses deux paramètres utiles pour estimer le potentiel éolien d'une région, à savoir la vitesse moyenne, nous allons donner la variation de la vitesse de vent durant dix années de la région de Kaberten en Algérie, Les résultats des valeurs annuelles, mensuelles et saisonnières des sites seront présentés et commentés. A la fin de cette partie nous allons présenter la simulation des vitesses avec l'utilisation du logiciel MATLAB pour créer un modèle de prédiction le réseaux de neurone.

#### III.1. Extrapolation vertical de la vitesse du vent

la vitesse de vent, détermine la quantité d'énergie produite dans une centrale éolienne. Donc, il est impératif de prendre des mesures adaptées à la hauteur de l'éolienne. la vitesse du vent augmente selon la hauteur du mât de l'aérogénérateur. L'expression. III .1 décrit la vitesse du vent à une hauteur  $Z$  où l'appareil de mesure est placé, en fonction de la vitesse de référence  $U_{ref}$  prise à une hauteur de référence  $Z_{ref}$ . De ce relation, il est évident que l'importance de l'aérogénérateur qu'il soit placé à une hauteur au maximum possible où la vitesse du vent est plus importante [1] .

$$U(Z) = U_{ref} \left( \frac{Z}{Z_{ref}} \right)^{\alpha_c} \quad (\text{III .1})$$

La constante  $\alpha$  est donnée par la relation

$$\alpha_c = 0.096 \log(Z_0) + 0.016 (\log(Z_0))^2 + 0.24 \quad (\text{III .2})$$

Où  $Z_0$  est la rugosité du sol

Pour mesurer la vitesse du vent on se sert d'un anémomètre [1]. Il existe plusieurs lois pour l'extrapolation verticale de la vitesse du vent qui est utilisée pour déterminer la vitesse du vent à un niveau différent du point de mesure. Pour l'extrapolation verticale de la vitesse du vent, il existe deux lois, largement utilisées, la loi logarithmique et la loi de puissance [2]:

### III.1.1. La loi logarithmique

La loi logarithmique dépend que de la longueur de la rugosité  $Z_0$  et il est valable pour un profil près du sol, à une hauteur inférieure à 50m, pour des terrains relativement plats. Elle s'écrit comme suit :

$$V_2 = V_1 \frac{\ln\left(\frac{Z_2}{Z_0}\right)}{\ln\left(\frac{Z_1}{Z_0}\right)} \quad (\text{III.3})$$

Avec :

- $Z_1$  : Hauteur de mesure
- $Z_2$  : Hauteur de l'éolienne
- $V_1$  : Vitesse mesurée au niveau de la hauteur de mesure
- $V_2$  : Vitesse qu'on veut déterminer

### III.1.2. la loi de puissance

La loi de puissance qui est donnée par l'équation (4), ne dépend que de l'exposant  $\alpha$  qui représente l'exposant de friction.

$$\left(\frac{V_2}{V_1}\right) = \left(\frac{Z_2}{Z_1}\right)^\alpha \quad (\text{III.4})$$

Les valeurs du coefficient de friction sont résumées dans le Tableau .III.1, en , en fonction du type du terrain et de sa rugosité, où l'exposant varie de 0.1 pour des terrains plats à 0.4 pour des zones urbaines [2].

**Tableau.III.1.** Valeurs du coefficient de friction pour différents types de terrain [2]

Type de terrain	Coefficient de friction
Lacs, océans et terrains lisses	0,10
Prairies	0,15
Cultures hautes avec haies et arbustes	0,20
Terres très boisées	0,25
Petites villes avec arbres et arbustes	0,30
Zones urbaines avec gratte-ciels	0,40

### III.2. Potentiel éolien

Le potentiel éolien dans une région donnée se calcule à partir des distributions de la vitesse moyenne. Lorsqu'on dispose de mesures de vent, l'information peut être représentée sous forme d'histogramme. Ce dernier illustre la variation de la fréquence relative des vitesses du vent. La modélisation de la distribution de la vitesse du vent se fait à partir de plusieurs modèles [2], présents dans la littérature qui sont utilisés pour ajuster les distributions de la vitesse du vent sur une période de temps. Le modèle le plus utilisé pour caractériser la distribution des vitesses du vent est la distribution de probabilité de Weibull [2].

#### III.2.1. La vitesse moyenne du vent

La vitesse moyenne du vent est calculée à partir de l'intégrale du produit de la vitesse de vent et de la fonction de la distribution de Weibull [2]. Elle s'écrit sous la forme suivante:

$$V_m = \int_0^{\infty} V f(V) dV \quad (III.7)$$

En remplaçant  $f(V)$  par sa formule on obtient:

$$V_m = \int_0^{\infty} V \left(\frac{K}{A}\right) \left(\frac{V}{A}\right)^{K-1} \exp\left[-\left(\frac{V}{A}\right)^K\right] dV \quad (III.8)$$

En arrangeant cette formule, la vitesse moyenne du vent en fonction des deux paramètres de Weibull peut s'écrire sous la forme suivante [2]:

$$V_m = A\Gamma\left(1 + \frac{1}{K}\right) \quad (\text{III.9})$$

Avec  $\Gamma$  la fonction gamma.

### III.3. Rugosité des sols

La longueur de rugosité est la hauteur au-dessus du sol  $Z_0$  du plan où s'applique la condition d'adhérence, c'est-à-dire où le vecteur vent moyen est égal au vecteur nul. Elle dépend, pour chaque direction, de l'homogénéité du terrain, du type d'obstacles et de la distance sur laquelle ces deux conditions s'appliquent. Il peut avoir des variations significatives de la longueur de rugosité selon les saisons, dues par exemple aux feuilles ou à une couverture neigeuse. Une des caractéristiques d'un site de mesure du vent est donc sa longueur de rugosité dans chaque direction. Le calcul exact de la longueur de rugosité étant difficile, le Tableau III-2 fournit une classification qui peut être utilisée.

Où pour évaluer un potentiel éolien d'un endroit donné on se réfère à deux notions :

- la classe de rugosité
- la longueur de rugosité

Une rugosité forte freine considérablement la vitesse du vent, par exemple une forêt ou un paysage urbain freinera beaucoup plus le vent qu'un paysage de plaine. La surface de la mer a une rugosité encore plus faible et n'a que très peu d'influence sur l'écoulement de l'air, alors que l'herbe longue, les buissons et les arbrisseaux freinent considérablement le vent.

Les paysages ayant une forte rugosité sont rattachés à la classe de rugosité 3 ou 4 tandis que la surface de la mer est classée 0. Comme mentionné dans le Tableau. III.2. [2].

**Tableau.III.2.**Classification des types des terrains selon la longueur et la classe de rugosité

Type de terrains	Description	Rugosité $Z_0$ (m)
Plat	Plage, glace, neige et océan	<0.005
Ouvert	Aéroports, terre vide de récolte, herbe basse.	0 .04
Rugueux	Rangée de grandes récoltes et petite forêt.	0.25
Très Rugueux	Forêts et vergers	0.05
Fermé	Villages et banlieues	1
Ville	Centres villes, espaces ouverts dans la forêt.	>2

### III. 4. Mesure de la vitesse du vent

#### III.4.1.L'anémomètre

L'anémomètre est un instrument qui nous indique la vitesse du vent. L'anémomètre est composé de coupelles en forme de demi-sphères vides orientées dans le même sens qui tournent librement autour d'un axe. Dans les anémomètres modernes, un système électronique permet alors de calculer le nombre de tours effectués par les coupelles dans un certain temps. La vitesse du vent apparaît alors sur un petit écran. On peut très bien connaître la vitesse du vent seulement de façon mécanique aussi .L'anémomètre a été inventé par l'architecte italien Leon Battista Alberti en 1450[3].

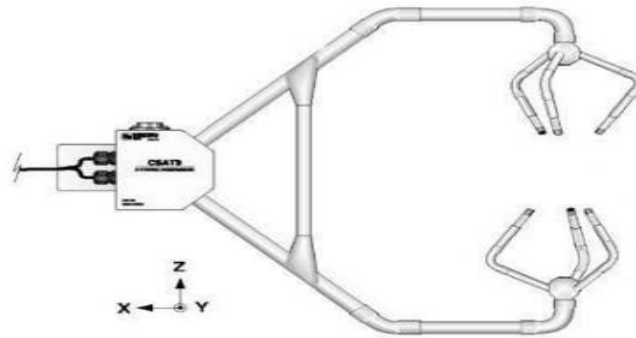
**Unités de mesure :** En kilomètres par heure (km/h) ou en mètres par seconde (m/s) Parmi les types existants et les plus utilisés, on citer les types suivants :

- **L'anémomètre à couple :** c'est le plus simple (fig. III .1), son principe de fonction est basé sur rotation des assiettes sous l'effet du vent est intense plus la vitesse de rotation augmente [1].



**Fig.III.1.**Anémomètre à couple

- **L'anémomètre sonique :** Il est le plus sophistiqués pour sa précision (Fig. III .2). Son principe de fonction est basé sur la dépendance de la vitesse de propagation des ultrasons par rapport à la vitesse du vent. Il permet d'effectuer des mesures plus détaillées et précises, telles que les trois composantes de vitesse [1].



**Fig. III .2.**Anémomètre sonique

Par ailleurs, pour connaître la direction des vents on se sert d'une girouette, souvent associée à l'anémomètre (Figure.III .3).Lorsque le vent change de direction, il pousse sur la grosse partie de la flèche (l'arrière) jusqu'à ce qu'elle soit alignée avec le vent (parallèle au vent). Cela a pour conséquence de faire pointer la flèche dans la direction d'où provient le vent. On se réfère alors aux quatre principaux points cardinaux pour juger de la direction d'où vient le vent. On place habituellement l'anémomètre à 10 m du sol [2].



**Fig.III .3.**Une girouette

Ainsi, la direction du vent est exprimée comme un point de la boussole d'où le vent souffle. De l'air se déplaçant du Sud-ouest au Nord-est s'appelle un vent de Sud-ouest. A noter que la direction peut également être exprimée en degrés [2].

#### **III.4.2. Utilisation du LIDAR et SODAR**

Le lidar, acronyme de « Light Détection And Ranging »(en français « détection et télémétrie par ondes lumineuse), est un instrument de télédétection active qui mesure le temps aller-retour d'impulsion lumineuses laser lors de leur déplacement entre le capteur et la cible .Il fonctionne sur le même principe que le RADAR (Radio Détection And Ranging) ou le SODAR (Sound Détection And Ranging), mais il utilise pour l'émission une onde

électromagnétique (laser) de l'ultraviolet à l'infrarouge [4]. Le lidar peut se décomposer en 3 parties : le module d'émission, le module de réception et la chaîne électronique d'acquisition.

### III.5. Variation de la vitesse du vent

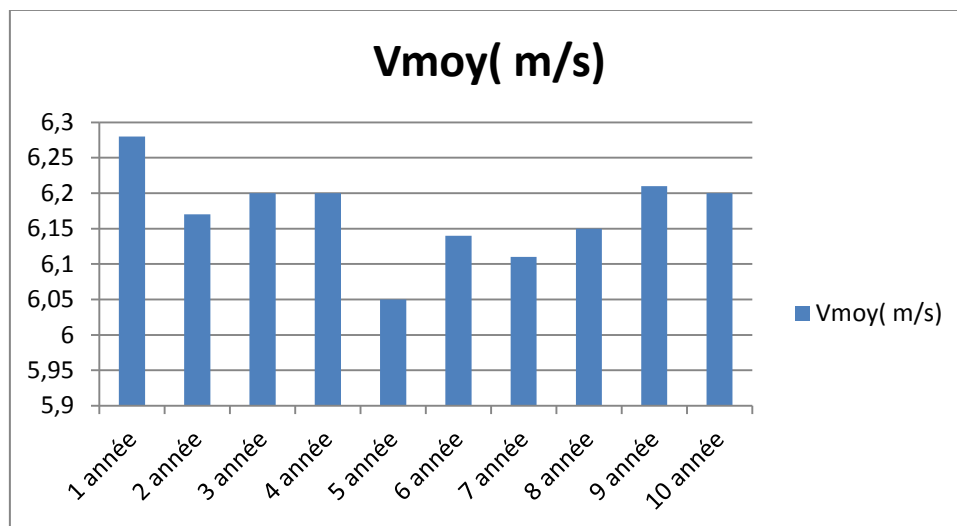
Les variations du vent peuvent être étudiées sur différentes échelles spatiales et temporelles. Cette variations annuelle, mensuelle et journalière, est due aux différents facteurs ; inégalité de réchauffement terrestre, variétés de reliefs, différence de hauteur.....[5]. Comme exemple le site de Kaberten en Algérie.

#### III.5.1. Etude annuelle

Le **Tableau.III.3** représente la vitesse moyenne du vent en fonction des 10 années du site de Kaberten.

Années	1ere	2eme	3eme	4eme	5eme	6eme	7eme	8eme	9eme	10eme
$V_{moy}(m/s)$	6,28	6,17	6,2	6,2	6,05	6,14	6,11	6,15	6,21	6,20

Du **Tableau III-3**, nous remarquons qu'au cours des dix années de mesure, le vent n'a pas été d'une grande régularité dans cette région où les valeurs des vitesses sont proches l'une par rapport à l'autre avec une variation de 0,23 m/s, soit entre l'année 1 qui a été marquée par la plus importante vitesse moyenne en l'occurrence 6,28 m/s, et l'année 5 qui représente la plus faible vitesse moyenne, égale à 6,05 m/s



**Figure III-4 :** Histogramme qui donne l'évolution de la vitesse moyenne du vent en fonction des années.

La figure III-4 fait ressortir la vitesse en fonction des années mesurés du site de Kaberten . Nous remarquons que les vitesses sont proches l'une par rapport à l'autre avec une variation de 0,23 m/s, soit entre l'année 1 qui a été marquée par la plus importante vitesse moyenne en l'occurrence 6,28 m/s, et l'année 5 qui représente la plus faible vitesse moyenne, égale à 6,05 m/s .

### III.5.2. Etude mensuelle (de janvier à décembre)

Le Tableau.III.4. représente la vitesse moyenne du vent en fonction des mois mesurés durant des 10 années du site de Kaberten .

Mois	Janv	Fev	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil	Aout	Sep	Oct	Nov	Déc
$V_{moy(m/s)}$	5,49	5,31	7,1	7,72	6	7,24	8,11	6,45	4,47	4,55	5,83	5,8

Le Tableau.III.4 Représente la vitesse moyenne en fonction des mois mesurés durant 10 ans, Il est noté qu'une valeur maximale enregistrée au cours du mois juillet, avec une vitesse moyenne de 8.11 m/s alors que le mois Septembre représente la vitesse moyenne mensuelle la plus faible égale à 4.47 m/s, avec différence retenue de 3,64m/s. Par ailleurs, la période qui a enregistré le vent le plus important est clairement celle d'été

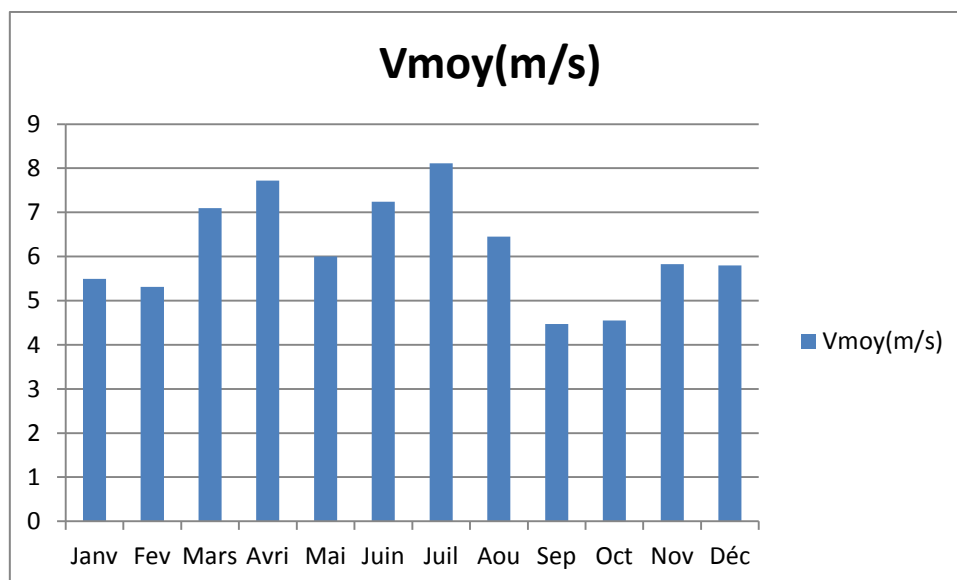


Fig. III.5. Histogramme représentant l'évolution mensuelle de la vitesse moyenne du vent du site de Kaberten durant 10 ans

Il est noté un pic maximal enregistré au cours du mois de juillet avec une vitesse moyenne de 8,11m/s alors que le mois septembre représente la vitesse moyenne mensuelle la

plus faible égale à 4,47m/s, avec différence retenue de 3,64m/s. Par ailleurs, la période ou on a enregistré la plus importante vitesse du vent est celle d'été

### III.6. Mise en œuvre du modèle RNA

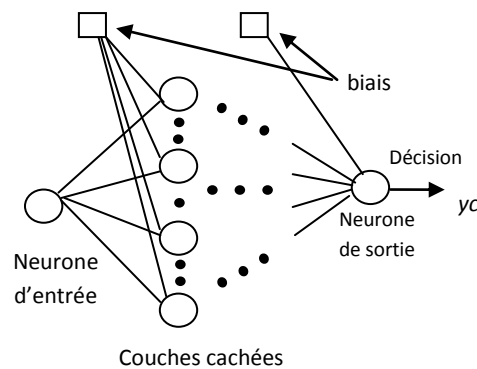
#### III.6.1.Principe

Dans un premier temps on commence par la conception du modèle neuronal de type PMC pour être appliqué dans la prédiction des données descriptives de la vitesse de vent.

C'est un problème d'optimisation non-linéaire classique. La méthode employée pour effectuer l'apprentissage supervisé, est l'algorithme de *Levenberg-Marquardt*, dite du 2<sup>ème</sup> ordre (basée sur une approximation de *Hessienne*). Elle est préférée pour ses biens meilleurs résultats obtenus.

#### III.6.2. Apprentissage et test

L'apprentissage est le processus à travers lequel l'ajustement des poids du réseau pour une prédiction optimale est effectué. Le modèle neuronal (PMC) à rechercher dispose d'un neurone d'entrée correspondant aux mois de l'année, avec un neurone de sortie ayant pour fonction d'activation, la fonction linéaire (figure .III.6.).



**Fig. III.6.** Structure générale du modèle RNA.

Différentes architectures sont testées pour déterminer le nombre adéquat de couches et de neurones cachés. On présente dans le tableau 1 les résultats correspondant aux bases de données utilisées pour le modèle RNA. Les paramètres tels que le nombre d'itérations ( $NI$ ), le temps d'apprentissage ( $T_{appr}$ ) et de test ( $T_{test}$ ) et l'erreur d'entraînement ( $Er_{Appr}$ ) respectivement, sont indiqués pour différents types de réseaux testés.

Tableau. III.5. Résultats d'apprentissage et de test pour différentes architectures du modèle RNA.

Base de données Paramètres	Couche cachée	Neurone s Cachés	NI	T_appr (s)	T_test (s)	Er_Appr
10 ans	01	12	263	0.4	0.1	$2.69 \cdot 10^{-25}$

La figure 7 et 8 montrent les meilleurs résultats de prédiction ponctuelle obtenue sur l'ensemble des la base de données de 10 ans de la base d'apprentissage et de test, respectivement.

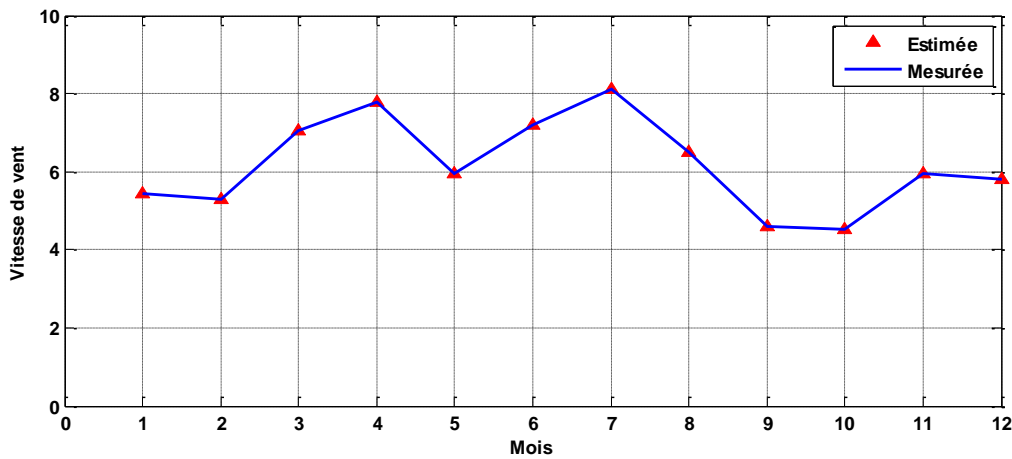


Fig.III.7. Résultats d'apprentissage du modèle RNA (5 ans).

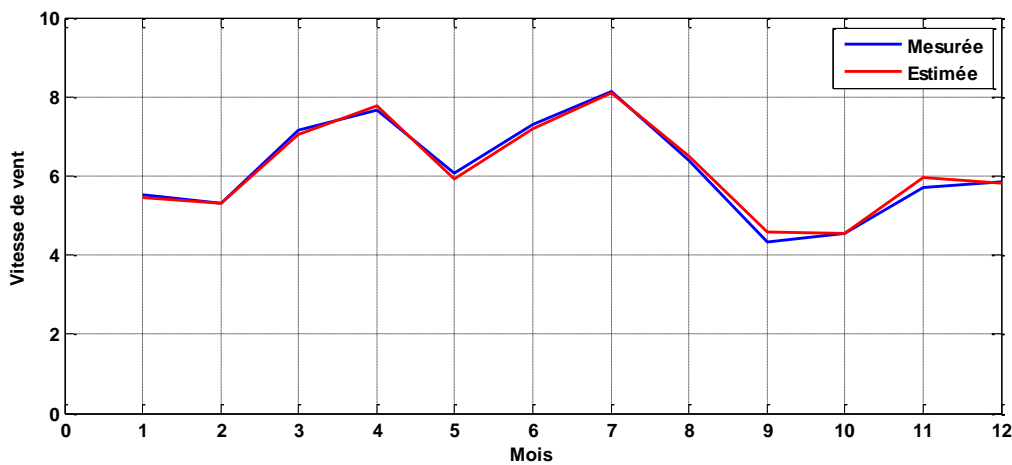


Fig. III.8. Résultats de test du modèle RNA (5 ans).

La comparaison entre la sortie calculée par le réseau (valeurs estimées) et les valeurs de

vitesse de vent réellement obtenus (valeurs réelles) montre un bon rapprochement. D'après les résultats obtenus, une amélioration positive de l'erreur d'apprentissage est constatée lorsqu'il y a association de neurones de plus en plus croissante dans la couche cachée.

### **Conclusion**

Dans ce troisième chapitre nous avons présenté la mesure de la vitesse de vent et les deux lois utilisées pour l'extrapolation verticale de la vitesse du vent. Nous avons par la suite présenté la distribution de Weibull avec ses deux paramètres Par ailleurs, nous avons donné la variation de la vitesse de vent durant dix années de la région de Kaberten en Algérie, Les résultats des valeurs annuelles, mensuelles obtenus peuvent être résumés comme suit :

- la vitesse moyenne mensuelles est estimée à 8,11m/s au cours du mois juillet.et le mois Septembre représente la vitesse moyenne mensuelle la plus faible égale à 4.47 m/s. Par ailleurs, la période qui a enregistré le vent le plus important est clairement celle d'été
- la vitesse moyenne annuelles est estimée à 6,28 m/s au cours du l'année 1, et l'année 5 qui représente la plus faible vitesse moyenne égale à 6,05 m/s , le vent n'a pas été d'une grande régularité dans cette région où les valeurs des vitesses sont proches l'une par rapport à l'autre.
- Ce chapitre a été consacré à la simulation des vitesses avec L'utilisation du logiciel MATLAB pour créer un modèle de prédiction le réseau de neurone.

les résultats obtenus :

La comparaison entre la sortie calculée par le réseau (valeurs estimées) et les valeurs de vitesse de vent réellement obtenus (valeurs réelles) montre un bon rapprochement

## Conclusion générale

Le vent comme phénomène aléatoire et chaotique, est une grandeur variable en direction et en vitesse tout au long de l'année, il peut être mesuré de façon périodique ; annuel, mensuel, journalière et horaire. Pour le modéliser et l'évaluer comme source de l'énergie éolienne, plusieurs méthodes ont été utilisées à cet effet, parmi ces méthodes de modélisation, on cite la méthode de réseaux neurones artificiels qui fait l'objet de notre travail en vue l'obtention du diplôme de Master option énergétique.

Tout d'abord, l'origine du vent et ses caractéristiques comme phénomène variable ainsi que le développement de l'énergie d'origine éolienne ont été rappelés, en survolant l'évolution de l'énergie du vent depuis l'antiquité aux grands aérogénérateurs, suivi d'un bref rappel sur les différents paramètres et caractéristiques des éoliennes. Ensuite, nous avons présenté la méthode pour la modélisation de la variation du vent sur une période donnée. Cette méthode dite « Méthode de réseaux neurones artificielles » à été utilisé et introduite dans un programme sous Matlab pour prédire la vitesse du vent afin de déterminer la quantité d'énergie éolienne disponible et la convertir en énergie électrique sur un site connu. Les résultats de simulation obtenus ont montrés de bonne concordance avec ceux mesurés dans le site de Kaberten dans la région d'Adrar en Algérie comme exemple.

Comme perspective et continuité de la présente étude, nous proposons d'élargir cette méthode à toutes les gradeurs de phénomène variables, telles que : le rayonnement solaire, la précipitation de pluies, prédiction de la température d'une région

## Référence

### **Chapitre 1**

- [1] F. Brihma ‘ L’étude conceptuelle d’un système de conditionnement de puissance pour une centrale hybride PV/Eolien‘ Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2012.
- [2] A. M. SYLLA, ‘Modélisation d'un émulateur éolien à base de machine asynchrone à double alimentation’, Mémoire de maitrise de l’université du Québec à Trois-Rivières, 2013.
- [3] L. khelfat,L. maataoui , ‘ Etude et simulation d’une éolienne à base d’une machine asynchrone doublement alimentée’,Mémoire de master, Université Badji Mokhtar- Annaba, juin 2017.
- [4] M. BERRACHED Sidahmed ‘analyse technico-économique des systèmes de conversion d’énergie éolienne appliquée sur la région de Tlemcen’ mémoire de master, Université de Tlemcen Aboubekr Belkaid 14 /06/2015.
- [5] M. Achouri, S. Khelfa, ‘Évaluation du gisement éolien dans deux régions de l’est de l’Algérie, Jijel et Tébessa’, Mémoire de Master, UNIVERSITÉ M’HAMED BOUGARA BOUMERDÈS, 2016 /2017.
- [6] J. Coulombe , ‘Évaluation de la modélisation et des prévisions de la vitesse du vent menant à l’estimation de la production d’énergie annuelle d’une turbine’  
Mémoire Maître ès sciences (M.Sc.) en statistique, Université de Montréal, avril 2015.
- [7] S . khelfa ,M .Achoui, ‘Evaluation du gisement éolienne dans deux régions de l’est de l’Algérie jijel et Tébessa ,Mémoire de fin d’étude ,Universte M’hamed Bougara Boumerdes,2016 ,2017 .
- [8] B. Kounouhewa, C.N. Awanou, ‘Evaluation de la production énergétique d’un aérogénérateur sur un site isolé dans la région côtière du Bénin’, Bénin Revue des Energies Renouvelables Vol. 18 N°3 (2015).
- [9] O. BENALI, ‘ Evaluation de potentiel énergétique éolien dans la région sud-est du Sahara algérienne’, Mémoire de master, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014/2015
- [10] M .DJABEUR DJEZZAR,F. BENKADA, ‘ Mise au Point d’une Application de Reconnaissance de Formes’ , Mémoire de Master, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen . 2016-2017.

[11] B. DOUCOURÉ, ' proposition, intégration dans un système de gestion de réseaintelligent et validation expérimentale d'une méthode de prédiction pour un système d'énergies renouvelables', Mémoire de maitrise de l'université du Québec à Trois-Rivières, septembre 2015.

## **Chapitre II**

[1] B. Doucouré , 'intégration dans un système de gestion de réseau intelligent et validation expérimentale d'une méthode de prédiction pour un système d'énergies renouvelables' , Mémoire présenté à l'Université du québec à trois-rivières, , septembre 2015.

[2] Y. HAMMOUCHE, ' Comparaison de plusieurs méthodes pour la prédiction de la Charge Electrique Nationale ', MEMOIRE Présenté en vue de l'obtention du diplôme de Magistère, université du Badji Mokhtar Annaba, Année 2009.

[3] A. BAKHTI, ' application des méthodes intelligentes pour la prédiction des températures', mémoire de master, Université de M'sila, Année 2017 /2018.

## **Chapitre III**

[1] H.CHERGUI, 'prédiction énergétique d'une éolienne, cas de l'aérogénérateur NREL', Mémoire de master, Université Mohamed boudiaf-M'sila faculté de technologie, 2014/2015.

[2] M.S . BERRACHED, 'Analyse Technico-économique des Systèmes de Conversion d'Energie Eolienne Appliquée sur la Région de Tlemcen', Mémoire de master, Université de Tlemcen, 14 /06/2015.

[3] O. BENALI, ' Evaluation de potentiel énergétique éolien dans la région sud-est du Sahara algérienne', Mémoire de master, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014/2015.

[4] SHANG Xiaoxia, 'Etude de la canopée forestière De la mesure lidar aéroporté à l'observation spatiale', THESE DE DOCTORAT, L'UNIVERSITEDE VERSAILLES SAINT-QUENTIN-EN-YVELINES I, 16/12/2014.

[5] Léa THEBAUD, 'Analyse de données de vent en Europe pour caractériser le potentiel éolien en mer' ,31 mai 2018.

## ملخص

الرياح كظاهرة عشوائية يمكن قياسها على فترة زمنية معتمدة لـ 10 سنوات, انه متغير سنويا, شهريا و يوميا. لنمذجة هذه الظاهرة, عدة طرق استعملت في هذا المجال, من بين هذه الطرق التي موضوع عملنا طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية. هذه الطريقة تقضي بإدخال معلومات سرعة الرياح في برنامج Matlab. النتائج المحصل بهذه الطريقة قورنت مع المقاسة.

## Résumé

Le vent comme phénomène chaotique peut être mesuré sur une période conventionnelle de 10 ans, il est variable annuellement, mensuellement et journalière. Pour le modéliser, plusieurs méthodes ont été utilisées, parmi ces méthodes qui font l'objet de notre travail est la méthode de réseaux neurones artificiels. Cette méthode consiste à introduite les données de la vitesse du vent dans un programme sous Matlab. Les résultats obtenus de cette méthode sont comparés avec mesurés.

## Abstract

The wind as chaotic phenomenon can be measured on a conventional period of 10 years, it is a variable grander. For modeling him, several methods are used. Among those methods "Artificial neurons net". By this method we can introduce the data of wind in Matlab Program. The results obtained by this method are compared with those mesued.