

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

N° : .....



FILIERE : ELECTRONIQUE  
OPTION : ELECTRONIQUE DES  
SYSTEME EMBARQUE

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

**Par: -Kathouthi Halima Essaadiya  
-Reggab Chaima**

**Intitulé**

**Etude Comparative Des Différentes Types Des  
RNA Utilisés Pour La Prévisions De La Vitesse  
Du Vent**

**Soutenu devant le jury composé de:**

Guereh Messaoud

Université de M'sila

Président

Mezaache Hatem

Université de M'sila

Rapporteur

Fodil Malika

Université de M'sila

Examineur

**Année universitaire : 2020 /2021**

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## ***Dédicaces***

### *Dédicace*

*Ma première gratitude va au tout-puissant ALLAH, le créateur du tout, pour me donner la vie, le bénévolence et la force pour accomplir ce travail.*

### *A mes parents*

*Ma mère, qui a œuvrée pour ma réussite, de par son amour, son soutien, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie.*

*A sa biographie parfumée et sa pensée éclairée, il est d'abord crédité d'avoir fait des études supérieures (amar mon père bien-aimé) Merci pour les valeurs nobles, l'éducation permanent venu de toi.*

*Et à mon oncle kadour Et à ma tante affectueuse, et à mon cousin aziz, qui m'a soutenu et encouragé*

*A mes sœurs :tassnim et assil ainsi qu'à mes beaux frères : mustapha, et oussama*

*.qui ma toujours soutenu et partageait toujours avec moi mes succès et mes échecs.*

*pour leur tendresse, leur complicité et leur présence*

*A toute ma famille reggab et ounass sans exception*

*A tous mes amies. En souvenir de notre sincère et profonde amitié et des moments agréables que nous avons passés ensemble.*

***Reggab chaima***

## ***Dédicaces***

*Ma première gratitude va au tout-puissant ALLAH, le créateur du tout, pour me donner la vie, le bénévolence et la force pour accomplir ce travail.*

*A mes chers parents*

*Quoique je fasse, je ne pourrais vous récompenser pour tous les sacrifices que vous avez faits pour mon éducation et durant toute une formation ; Aucune dédicace ne saurait exprimer l'estime, le dévouement, le respect et l'amour que je porte pour vous  
Je vous dédie ce travail en priant Dieu le tout puissant de vous procurer santé, miséricorde et longue vie*

*A mes chères sœurs et à mon frère*

*Ces quelques lignes ne sauraient suffire pour vous exprimer mon profond amour et l'immense reconnaissance pour tout le courage et le sacrifice dont vous avez fait preuve durant toutes mes études.  
Je vous dédie ce travail, mes chères **Hananne, Fatoum Aicha Nada et mon chérie khalil**, et en vous souhaitant beaucoup de bonheur et de succès.*

*Je vous dédie aussi ce travail , toute la famille Khathothi , la famille Merzougui.. et mes amies*

***Khathouthi Halima Essaadiya***

## ***Remerciements***

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

*Nous remercions également Monsieur , **Guereh Messaoud** et madame **Fodil Malika**.*

*Nos sincères remerciements à tous les membres du jury Monsieur **Guereh Messaoud** et madame **Fodil Malika** qui ont accepté de juger ce travail.*

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

|  | page      |
|--|-----------|
| Dédicaces  |           |
| Remerciements  |           |
| Liste des tableaux   |           |
| Liste des figures  |           |
| Introduction générale  |           |
| <b>CHAPITRE I : Généralités sur les systèmes d'énergie éolienne</b>      |           |
| <b>I .1 Introduction</b>   | <b>4</b>  |
| <b>I.2 Historique croissance de l'exploitation de l'énergie éolienne</b> | <b>4</b>  |
| I.2.1 L'énergie Eoliennes en Algérie                                     | 5         |
| <b>I.3 Qu'est-ce que l'énergie éolienne ?</b>                            | <b>6</b>  |
| I .3.1 Les avantages de l'énergie éolienne                               | 7         |
| I.3.2 Les inconvénients de l'énergie éolienne                            | 7         |
| <b>I.4 Les différents types 'éoliennes</b>                               | <b>8</b>  |
| I.4.1 Les éoliennes à axe horizontal                                     | 8         |
| I.4.1.1Avantages et Inconvénients de l'éolienne à axe horizontal         | 8         |
| I.4.2 Les éoliennes à axe vertical.                                      | 9         |
| I.4.2.1 Avantages et Inconvénients de l'éolienne à axe vertical          | 9         |
| <b>I.5 Le principe de fonctionnement d'une éolienne</b>                  | <b>10</b> |
| <b>I.6 Répartition régionale de la vitesse du vent</b>                   | <b>11</b> |
| <b>I.7 Les composantes d'une éolienne</b>                                | <b>12</b> |
| I.7.1 Un mât (ou tour.   | 13        |
| I.7.2 Une nacelle..  | 13        |
| <b>I.8 Les catégories des éoliennes</b>                                  | <b>14</b> |

|   |    |
|---|----|
| I.8.1 Les raisons pour choisir une grande éolienne..  | 15 |
| I.8.2 Les raisons pour choisir une éolienne plus petite   | 15 |
| I.9 Zones de fonctionnement de l'éolienne   | 16 |
| I.10 Puissance fournie par un aérogénérateur  | 17 |
| I.10.1 Potentiel éolien disponible  | 17 |
| I.10.2 La puissance moyenne récupérable   | 18 |
| I.11 Conclusion   | 21 |
| <b>CHAPITRE II : Les réseaux de neurones artificiels</b>  |    |
| II.1 Introduction   | 22 |
| II.2 Historique   | 23 |
| II.3 Réseaux de neurones artificiels (RNA)  | 24 |
| II.3.1 définition   | 24 |
| II.3.2 Neurone biologique   | 24 |
| II.4 La comparaison entre des réseaux neuronaux artificiels<br>(ANN) et des réseaux neuronaux biologiques (BNN) | 26 |
| II.4.1 Les differences  | 26 |
| II.4.2 Les similitudes  | 27 |
| II.5 Structure des réseaux de neurones artificiels  | 27 |
| II.6 Types de Fonction d'activation   | 29 |
| II.6.1 La fonction non linéaire sigmoïde  | 29 |
| II.6.2 La fonction à seuil  | 30 |
| II.6.3 La fonction linéaire à seuil   | 31 |
| II.7 Types de réseaux de neurones en intelligence artificielle  | 32 |
| II.8 Types d'architecture de réseau neuronal  | 33 |
| II.8.1 Perceptron dans les réseaux neuronaux (SLP )   | 33 |
| II.8.2 Réseau neuronal de la fonction de base radiale (RBF)   | 33 |
| II.8.3 Réseau neuronal de perceptron multicouche (PMC)  | 34 |
| II.8.4 Réseau neuronal recurrent  | 34 |

## Table des matieres

---

|   |    |
|---|----|
| II.8.5 Réseau Hopfield  | 35 |
| II.8.6 Réseau neuronal machine Boltzmann  | 35 |
| II .8.7 Réseau neuronal de mémoire à court terme  | 36 |
| II.8.8 Réseau neuronal convolutionnel   | 36 |
| II .8.9 Réseau neuronal modulaire   | 36 |
| II.8.10 Réseau neural physique  | 37 |
| II.9 Architecture de réseau neuronal artificiel   | 37 |
| II.10 Les applications des réseaux neuronaux  | 38 |
| II.11 Les avantages des réseaux neuronaux   | 39 |
| II.12 Les limite des réseaux neuronaux  | 39 |
| II.13 L'apprentissage des réseaux de neurones   | 39 |
| II.13.1 Apprentissage supervise   | 40 |
| II.13.2 Apprentissage non supervise   | 41 |
| II.13.3 Renforcement de l'apprentissage   | 42 |
| II.14 Conclusion  | 43 |
| <b>CHAPITRE III: Résultats de Simulation et Discussion</b>  |    |
| III.1 Introduction  | 44 |
| III.2 Sérietemporelle   | 44 |
| III.2.1 Utilisation   | 44 |
| III.3 Présentations de la base de données   | 44 |
| III.3.1 Présentation des deux villes M'Sila et Bou-Saada  | 45 |
| III.3.2 Répartitions des données  | 46 |
| III.3.2.1 L'ensemble d'apprentissage  | 46 |
| III.3.2.2 L'ensemble de validation  | 47 |
| III.3.2.3 L'ensemble de test  | 47 |
| III.4 Application des réseaux de neurones type MLP et RBF pour<br>la prédiction de la vitesse du vent | 47 |
| III.4.1 Critères d'évaluations  | 47 |

## Table des matieres

---

|  |    |
|--|----|
| III.4.1.1 Racine carrée de l'erreur quadratique<br>moyenne (RMSE)      | 48 |
| III.4.1.2 Erreur Moyenne De Pourcentage Absolue<br>(MAPE)              | 48 |
| III.4.1.3 Erreur Biais Moyen Absolue                                   | 48 |
| III.4.1.4 Coefficient De Détermination ( $R^2$ )                       | 48 |
| III.5 Résultats de simulation pour les deux villes                     | 49 |
| III.5.1 La prédiction de la vitesse du vent pour site de M'sila        | 49 |
| III.5.1.1 Prédiction par le Réseau de Neurone type<br>MLP              | 49 |
| III.5.1.2 Prédiction par le Réseau de Neurone type<br>RBF              | 51 |
| III.5.2 La prédiction de la vitesse du vent pour site de Bou-<br>Saada | 53 |
| III.5.2.1 Prédiction par le Réseau de Neurone type<br>MLP              | 53 |
| III.5.2.2 Prédiction par le Réseau de Neurone type<br>RBF              | 56 |
| III.6 Conclusion   | 59 |
| Conclusion général   | 60 |
| Bibliographie  | 61 |
| Résumé   |    |

# Liste des tableaux

---

## Liste des figures

|   |    |
|---|----|
| Figure I.1 : Conversion de l'énergie cinétique de vent  | 6  |
| Figure I.2: configuration à axe horizontal  | 8  |
| Figure I.3 : Éolienne à axe vertical  | 10 |
| Figure I.4 : les régions ventées en Algérie   | 12 |
| Figure I.5 : schéma des différents éléments d'une éolienne  | 12 |
| Figure I.6: les composants de la nacelle d'une éolienne   | 13 |
| Figure I.7 : Courbe de la puissance éolienne en fonction de la vitesse du vent  | 16 |
| Figure I.8: tube de courant autour d'une éolienne   | 18 |
| Figure I.9 : coefficient de puissance   | 20 |
| Figure I.10 : coefficient de puissance en fonction de la vitesse normalisée $\lambda$ pour différents types de turbines | 20 |
| Figure II.1 : Neurone biologique  | 25 |
| Figure II .2 : Structure d'un neurone artificiel  | 28 |
| Figure II.3 : Fonction sigmoïde   | 30 |
| Figure II.4 : Fonction Heaviside  | 31 |
| Figure II.5 : Fonction Signe  | 31 |
| Figure II .6 : Fonction linéaire à seuil  | 31 |
| Figure II.7 : perceptron simple couche  | 33 |
| Figure II.8 : Réseaux de la fonction de base radiale  | 33 |
| Figure II.9 : Réseaux de Perceptron multicouche   | 34 |
| Figure II.10: Réseau neuronal récurrent   | 34 |
| Figure II.11: Réseau Hopfield   | 35 |
| Figure II.12: Machine Boltzmann   | 36 |
| Figure II.13: Architecture de RNA   | 37 |
| Figure II.14: Réseaux à apprentissage supervisé   | 41 |
| Figure II.15 : Réseau a apprentissage non supervisé   | 42 |

## Liste des tableaux

---

|   |    |
|---|----|
| Figure III.1 : Une carte géographique montre la de ville de M'sila dans la Wilaya                                   | 45 |
| Figure III.2 : Une carte géographique montre la de ville de Bou-Saada dans la Wilaya                                | 46 |
| Figure III.3: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à trois couches cachées pour la ville de M'sila       | 50 |
| Figure III.4: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à deux couches cachées pour la ville de M'sila        | 50 |
| Figure III.5: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à une seule couche cachée pour la ville de M'sila     | 51 |
| Figure III.6: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 3 neurones pour la ville de M'sila                  | 52 |
| Figure III.7: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 8 neurones pour la ville de M'sila                  | 52 |
| Figure III.8: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 18 neurones pour la ville de M'sila                 | 53 |
| Figure III.9: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à trois couches cachées pour la ville de Bou-Saada    | 54 |
| Figure III.10: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à deux couches cachées pour la ville de Bou-Saada    | 55 |
| Figure III.11: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à une seule couche cachée pour la ville de Bou-Saada | 55 |
| Figure III.12: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 3 neurones pour la ville de Bou-Saada              | 56 |
| Figure III.13: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 8 neurones pour la ville de Bou-Saada              | 57 |
| Figure III.14: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 18 neurones pour la ville de Bou-Saada             | 57 |

# Liste des tableaux

---

## Liste des Tableaux

|  |    |
|--|----|
| Tableau I.1 : Classification des turbines éoliennes  | 14 |
| Tableau II.1 : Les différences entre RNA et RNB  | 27 |
| Tableau. II.2 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel                            | 28 |
| Tableau II.3 : Types de RNA  | 32 |
| Tableau II.4: Les applications des réseaux neuronaux   | 39 |
| Tableau III.1 : Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la ville de M'sila     | 49 |
| Tableau III.2 : Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la ville de M'sila     | 51 |
| Tableau III.3 : Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la ville de Bou-Saada. | 54 |
| Tableau III.4 : Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R2 pour la ville de Bou-Saada. | 56 |

# ABREVIATIONS ET NOTATIONS

**RNA:** Réseau de Neurones Artificiels

**LSP :** perceptrons monocouches

**RBF :** la fonction de base radiale

**PMC :** perceptron multicouche

**LSTM :** Long Short-Term Memory

**RMSE :** L'erreur Quadratique Moyenne (The Root Mean Squared Error)

**MAPE** L'erreur Absolue Moyenne en Pourcentage (The Mean Absolute Percentage Error)

**$R^2$  :** Le Coefficient de Détermination

**V :** Vitesse instantanée du vent

**$V_D$ :** Vitesse de démarrage

**$V_n$ :** Vitesse moyenne nominale

**$V_M$ :** Vitesse seuil

**$E_c$  :** Energie cinétique

**m :** masse d'air

**A :** surface de section de tube

**$\rho$  :** Densité d'air

**$P_{\text{réc}}$ :** La puissance moyenne récupérable

**$P_{\text{disp}}$**  La puissance disponible

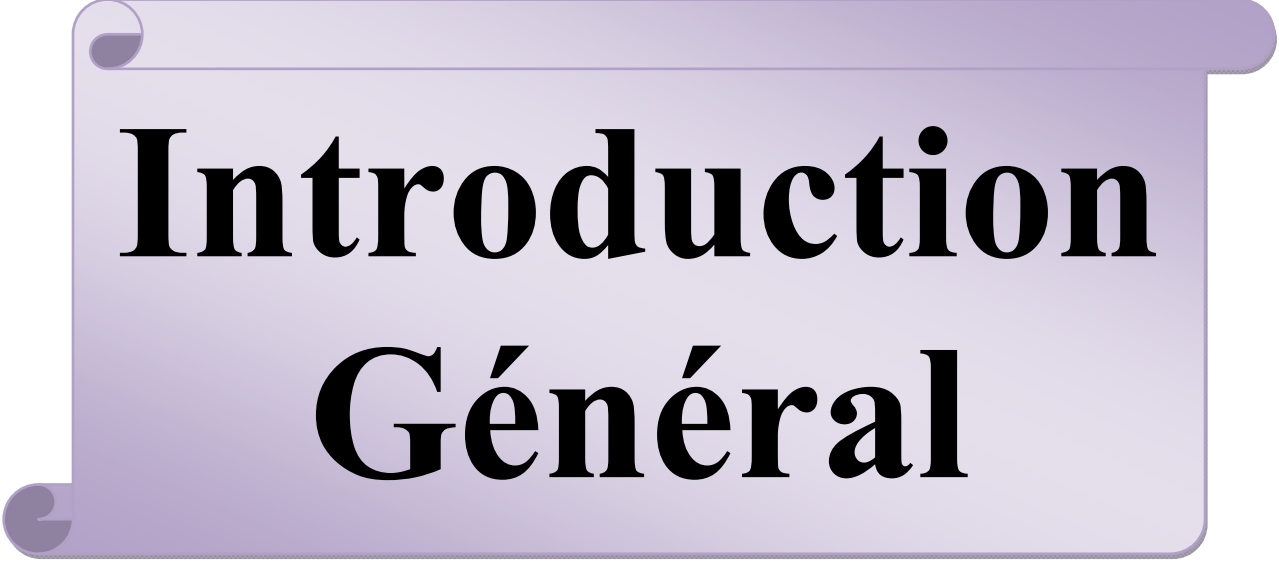
**$\Omega$  :** Vitesse angulaire du rotor de l'éolienne

**$C_p$  :** Le coefficient de puissance

**$C_T$ :** Le coefficient de couple La vitesse relative

**$\lambda$  :** La vitesse relative

**P :** La pression atmosphérique



# **Introduction Général**

## Introduction Générale

La consommation énergétique mondiale évolue rapidement dans toutes les régions du monde. Cette évolution va continuer à cause de l'augmentation de la population mondiale. Les sources d'énergies existantes n'arrivent plus à satisfaire la demande et de plus elles diminuent de jour en jour. Ainsi, les énergies renouvelables sont celles qui vont s'imposer bientôt à cause de la facilité de leurs exploitations[1].

Elles sont devenues une forme d'énergie indispensable par leur souplesse, la simplicité d'utilisation et la multiplicité des domaines d'activités où elles sont appelées à jouer un rôle[2].

Ces modes de production ainsi que les moyens de distribution associés sont influencés par plusieurs paramètres tels que: la pression atmosphérique, l'humidité relative, la température, la vitesse du vent [3].

En particulier, parmi toutes les ressources renouvelables possibles le vent, il est une source d'énergie libre, propre, et inépuisable. Il a servi l'humanité bien pendant beaucoup de siècles en propulsant des bateaux et en conduisant les moulins à vent pour broyer les grains et de pomper de l'eau. Le Danemark était le premier pays qui a servi de la puissance du vent pour la génération de l'électricité[4].

### Quel est L'origine du vent ?

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

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

### Pourquoi prédire la vitesse du vent ?

La prédiction de la vitesse du vent permet le contrôle et la gestion du réseau en connaissant la quantité d'énergie produite, la protection du système des grandes vitesses et

# Introduction générale

---

la détermination de la possibilité de construire des centrales éoliennes dans un site en connaissant son potentiel.

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

Dans ce travail, nous nous intéressons à proposer un système de prédiction de la vitesse du vent en utilisant deux types de réseaux de neurones artificiels qui sont MLP et RBF qui acceptent comme entrées des données météorologiques qui sont la température, Humidité relative et aussi la vitesse du vent tous ces données sont présentés sous formes de séries temporelles. L'humidité relative et la vitesse du vent, et pour évaluer le système que nous avons proposé nous allons choisir comme critères de performances les erreurs RMSE, MAPE, MABE et le coefficient  $R^2$ .

Ce mémoire est réparti comme suit une Introduction générale, trois chapitres et à la fin une conclusion générale.

## **Structure du mémoire :**

Le présent travail est scindé en trois chapitres.

Le premier chapitre sera consacré à une présentation sur les généralités des systèmes d'énergie éolienne.

Le deuxième chapitre, nous aborderons l'utilité des réseaux neurones artificiels ainsi quelques types des réseaux de neurones.

Le troisième chapitre présente le fruit de notre travail où il présente les résultats de simulation par Matlab pour notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur le réseau de neurone de type MLP et RBF, où nous avons utilisé des données météorologiques de la ville de M'sila et Boussaâda.

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

# Chapitre I

## **I.1 Introduction**

L'énergie éolienne est l'énergie du vent. C'est une énergie plus respectueuse de l'environnement que les énergies classiques telles que les combustibles fossiles ou l'énergie nucléaire, car elle cause moins de pollution. Quoique le vent soit une source d'énergie gratuite, sa puissance varie considérablement en fonction du lieu et du moment ainsi que du climat et des saisons. Le vent ne peut assurer un apport énergétique régulier et il est difficile à contrôler. Toute fois, il est possible de prévoir la vitesse moyenne du vent, sa direction et son intensité dans certains lieux.

Les humains utilisent le vent depuis des milliers d'années. Dans l'Antiquité, ils l'utilisaient en tant que source d'énergie mécanique pour les bateaux à voiles vers le VIIe siècle. La première machine à avoir utilisé le vent en tant que source d'énergie fut le moulin à vent. Le moulin à vent fut inventé au VIIe siècle en Iran et en Afghanistan. De là, il s'est développé au Moyen-Orient, en Inde et a fini par être utilisé en Chine. Les premiers moulins servirent à moudre le grain pour obtenir de la farine.

Ils furent aussi utilisés pour pomper l'eau des rivières afin d'irriguer les terres. Le moulin à vent est apparu en Europe au XIIe siècle. Un nouveau type de moulin à axe horizontal en forme de tour fut inventé : La structure tournait autour d'un pivot à la base et les pales étaient face au vent. Par la suite, une tour fixe fut adoptée, seule la partie supérieure, à laquelle étaient fixées les pales, tournait sous l'effet du vent. Au XVIIIe siècle, un gouvernail a été inventé pour que la partie supérieure du moulin tourne automatiquement et s'arrête lorsque les pales font face au vent[5].

## **I.2 Historique croissance de l'exploitation de l'énergie éolienne**

L'ancêtre de l'éolienne est le moulin à vent, apparu en Perse dès l'an 620 et suivi de la pompe à vent, apparue au IX<sup>e</sup> siècle dans l'actuel Afghanistan. De nos jours, ils sont encore utilisés couplés à une pompe à eau, généralement pour drainer et assécher des zones humides ou au contraire irriguer des zones sèches ou permettre l'abreuvement du bétail.

En 1888, Charles Francis Brush construit une grande éolienne pour alimenter sa maison en électricité, avec stockage par batterie d'accumulateurs.

# Chapitre I généralité sur les systèmes d'énergie éolienne

---

La première éolienne « industrielle » génératrice d'électricité est mise au point 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 vend soixante-douze exemplaires en 1908<sup>2</sup>.

En 1923, le généticien britannique John BurdonSanderson Haldane écrit :

« Si une éolienne dans le jardin pouvait produire 50 kg de charbon par jour (or, elle peut produire l'équivalent en énergie), nos mines de charbon fermeraient dès demain. Personnellement, je pense que d'ici 400 ans, on aura peut-être résolu le problème de l'énergie en Angleterre de la façon suivante : le pays sera recouvert de rangées d'éoliennes de métal, entraînant des moteurs électriques qui eux-mêmes fourniront un courant à très haute tension à un grand réseau électrique.

De grandes centrales judicieuses espacées utiliseront le surplus d'énergie des périodes venteuses pour effectuer la décomposition électrolytique de l'eau en oxygène et en hydrogène. Ces gaz seront liquéfiés et stockés dans de vastes réservoirs à double paroi sous vide, probablement enterrés. (...) Par temps calme, les gaz seraient recombinaés dans des moteurs à explosion reliés à des dynamos pour récupérer de l'électricité ou, plus probablement, dans des piles à combustibles<sup>3</sup>. »

Une éolienne expérimentale de 800 kVa fonctionna de 1955 à 1963 en France, à Nogent-le-Roi dans la Beauce. Elle avait été conçue par le Bureau d'études scientifiques et techniques de Lucien Romani et exploitée pour le compte d'EDF. Simultanément, deux éoliennes Neyrpic de 130 et 1 000 kW furent testées par EDF à Saint-Rémy-des-Landes (Manche)<sup>4</sup>. Il y eut également une éolienne raccordée au secteur sur les hauteurs d'Alger (Dély-Ibrahim) en 1957.

Cette technologie ayant été quelque peu délaissée par la suite, il faudra attendre les années 1970 et le premier choc pétrolier pour que le Danemark reprenne les installations d'éoliennes [6].

## I.2.1 L'énergie Eoliennes en Algérie

Les premiers travaux Algériens sur le potentiel éolien ont été publiés en 1984, suivis en 1985, en 1990, en 1994 et 2002[7].

## I.3 Qu'est-ce que l'énergie éolienne ?

Le vent est un simple air en mouvement, Il est causé par le chauffage inégal de la surface de la terre par le soleil. Comme la surface de la terre est composée de terres et d'eau de types très différents, elle absorbe la chaleur du soleil à des rythmes différents. Pendant la journée, l'air au-dessus de la terre se réchauffe plus rapidement que l'air au-dessus de l'eau.

L'air chaud au-dessus de la terre se dilate et monte, et l'air plus lourd et plus frais se précipite pour prendre sa place, créant des vents. La nuit, les vents sont inversés parce que l'air se refroidit plus rapidement sur terre que sur l'eau.

De la même manière, les grands vents atmosphériques qui entourent la terre sont créés parce que la terre près de l'équateur de la terre est chauffée plus par le soleil que la terre près du nord et Pôles Sud. Aujourd'hui, l'énergie éolienne est principalement utilisée pour produire de l'électricité.

On appelle le vent une source d'énergie renouvelable parce que le vent souffle aussi longtemps que le soleil brille[8].



**Figure I.1** : Conversion de l'énergie cinétique de vent[9].

Le vent est un effet secondaire naturel, libre et abondant des processus naturels de la Terre, et l'énergie éolienne est tout système qui capte cette énergie et la convertit en énergie mécanique ou en électricité.

Les éoliennes, une ancienne forme d'énergie éolienne, utilisent le vent pour mouvoir le grain ou pomper l'eau en transformant l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique. Les éoliennes, comme les éoliennes, ont des pales qui exploitent le vent, mais cette énergie est ensuite transformée en électricité qui est ajoutée au réseau électrique ou stockée dans une batterie. Selon la Figure I.1 .

## I.3.1 Les avantages de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne a de nombreux avantages dont, par exemple, le fait d'être une énergie 100 % naturelle, renouvelable et durable. Produite grâce au souffle du vent, cette énergie ne connaît aucun risque de pénurie, à la différence des énergies ayant un combustible pour sous-jacent (nucléaire, thermique...). Le fait que l'énergie produite par une éolienne soit 100 % naturelle implique qu'elle ne génère aucune pollution, car il n'y a aucun rejet dans l'air suite à la transformation électrique.

Par ailleurs, le principe même d'une éolienne fait que la surface au sol nécessaire pour produire de l'énergie est relativement faible, à la différence de l'énergie solaire dont les panneaux photovoltaïques occupent une vaste superficie pour une puissance maximale limitée. L'énergie éolienne a aussi la particularité d'avoir un rendement supérieur en hiver, car le vent est généralement plus fort pendant la saison froide. C'est un point très positif pour la gestion du réseau énergétique, car les besoins des consommateurs sont nettement supérieurs au cours de la période hivernale.

Enfin, le développement des projets d'éoliennes fait mécaniquement diminuer le coût grâce à des rendements d'échelle intéressants [6].

## I.3.2 Les inconvénients de l'énergie éolienne

- L'électricité éolienne est une énergie intermittente, l'énergie éolienne ne suffit pas en elle-même à définir une politique énergétique et environnementale.
- Des effets sur le paysage.
- Problème de bruit et d'interférences électromagnétiques.
- L'énergie éolienne est dépendante de la topographie, de l'environnement et de la météo.
- Danger pour les animaux.
- L'investissement est important: de l'ordre de 1,6 M€/MW.

## I.4 Les différents types d'éoliennes

Les éoliennes se divisent en deux grandes familles : celles à axe vertical et celles à axe horizontal:

## I.4.1 Les éoliennes à axe horizontal

Axe horizontal La plupart des éoliennes utilisées aujourd'hui sont de type à axe horizontal. Les éoliennes à axe horizontal ont des pales comme des hélices d'avion. Une éolienne horizontale typique se dresse aussi haut qu'un bâtiment de 20 étages et a trois lames qui s'étendent sur 200 pieds de diamètre. Les plus grandes éoliennes du monde ont des lames plus longues qu'un terrain de football! Les éoliennes se tiennent grandes et larges pour capturer plus de vent [8].

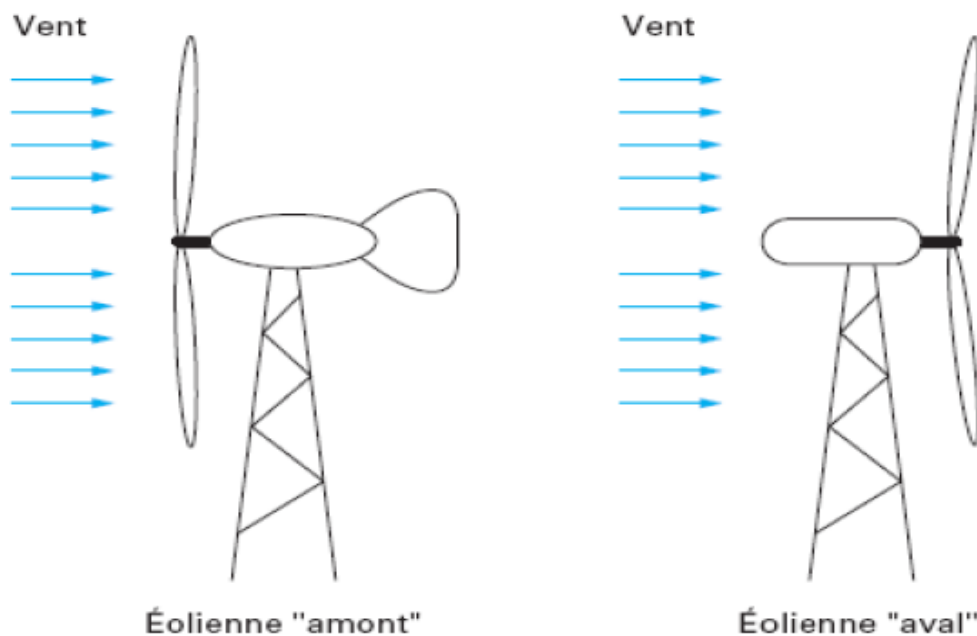


Figure I.2: configuration à axe horizontal[10].

### I.4.1.1 Avantages et Inconvénients de l'éolienne à axe horizontal

#### ✓ Avantages

- Son rendement est élevé
- Elle est équipée d'un système qui permet de les orienter en fonction du vent
- Les frais de fonctionnement sont faibles
- Elle est moins exposée aux contraintes mécaniques que celle de l'éolienne à axe vertical
- Son coût est moins important que l'éolienne à axe vertical
- Elle est mieux adapté au secteur rural
- Elle est plus solide

## ✓ Inconvénients

- Elle est moins simple que l'éolienne à axe verticale
- Les pales du rotor doivent être non flexibles
- Elle fait beaucoup de bruit
- Il y a moins de sécurité pour les oiseaux car elle tourne à haute vitesse

## I.4.2 Les éoliennes à axe vertical

L'axe du rotor est perpendiculaire au sol. Elles n'ont besoin d'aucun système pour les orienter dans la direction du vent, cependant leur efficacité reste médiocre par rapport aux éoliennes à axe horizontal puisqu'elles captent deux fois moins d'énergies dans le vent.

### I.4.2.1 Avantages et Inconvénients de l'éolienne à axe vertical

#### ✓ Avantages

- Sa conception est plus simple que l'éolienne à axe horizontal
- Elle est plus facile d'accès
- Elle ne nécessite pas de système d'orientation par rapport à la direction du vent, ce qui constitue un avantage de construction non négligeable
- Lors du fonctionnement, elle n'est pas soumise aux contraintes importantes sur les pales, les roulements et les axes dues aux changements d'orientations

#### ✓ Inconvénients

- Son rendement est médiocre, ce qui n'a pas facilité son développement
- Le rotor se situe en général très près du sol, les vents sont donc très faibles dans la partie inférieure du rotor
- Elle ne démarre pas automatiquement, il faut utiliser la génératrice comme moteur pour permettre le démarrage de l'éolienne
- un démontage complet de l'éolienne est nécessaire pour procéder au remplacement du palier principal du rotor
- Il n'y a aucun système d'orientation au vent



**Figure I.3 :** *Éolienne à axe vertical [11].*

## **1.5 Le principe de fonctionnement d'une éolienne**

La fabrication d'électricité par une éolienne est réalisée par la transformation de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique, selon plusieurs étapes :

Transformation de l'énergie par les pales : les pales fonctionnent sur le principe d'une aile d'avion. La différence de pression entre les deux faces de la pale crée une force aérodynamique, mettant en mouvement le rotor par la transformation de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique.

Accélération du mouvement de rotation grâce au multiplicateur :

Les pales tournent à une vitesse relativement lente, de l'ordre de 5 à 15 tours par minute, d'autant plus lente que l'éolienne est grande. La plupart des générateurs ont besoin de tourner à très grande vitesse (de 1 000 à 2 000 tours par minute) pour produire de l'électricité. C'est pourquoi le mouvement lent du rotor est accéléré par un multiplicateur.

Production d'électricité par le générateur : l'énergie mécanique transmise par le multiplicateur est transformée en énergie électrique par le générateur. En tournant à grande

vitesse, le générateur produit de l'électricité à une tension d'environ 690 volts traitement de l'électricité par le convertisseur et le transformateur : l'électricité produite ne peut pas être utilisée directement. elle est traitée grâce à un convertisseur, puis la tension est élevée à 20 000 volts par un transformateur. L'électricité est alors acheminée à travers un câble enterré jusqu'à un poste de transformation pour être injectée sur le réseau électrique» [12].

## I.6 Répartition régionale de la vitesse du vent

Pour installer une éolienne il faut choisir un site où la vitesse du vent fournirait l'énergie nécessaire; nous devons donc faire des mesures de la vitesse du vent dans plusieurs sites. La Figure (I.4) montre un exemple des régions ventées en Algérie d'après les données satellitaires du Laboratoire d' Energie Eolienne du Centre de Recherche en Energies Renouvelables[13].

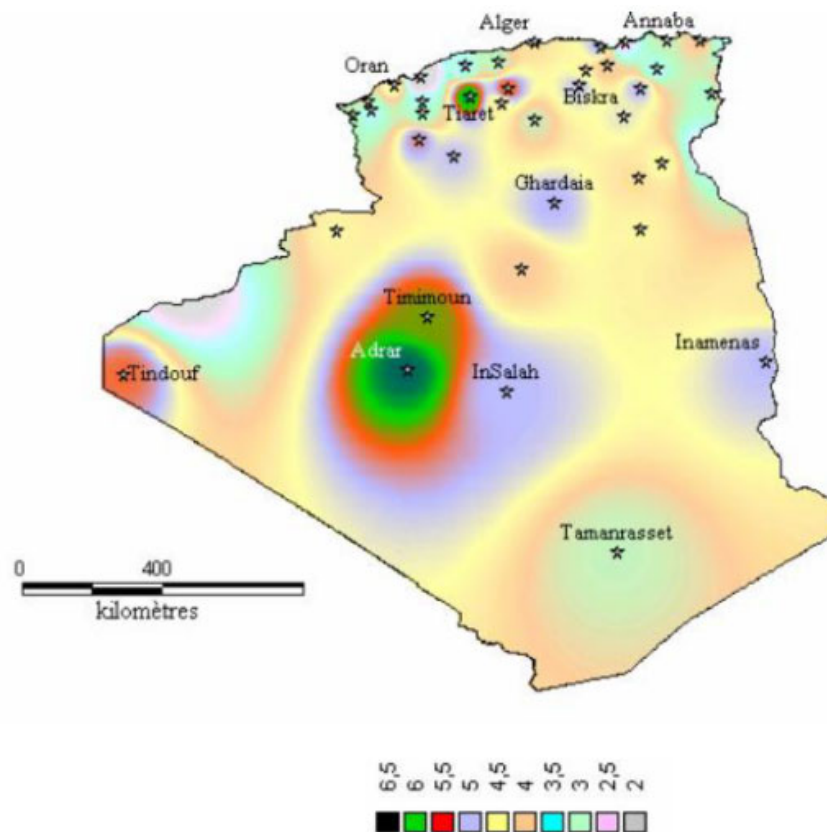


Figure I.4 : les régions ventées en Algérie[14]

## I.7 Les composantes d'une éolienne

On peut considérer trois composantes essentielles dans une éolienne, la nacelle, le rotor, et le mât, comme elles sont illustrées sur la figure

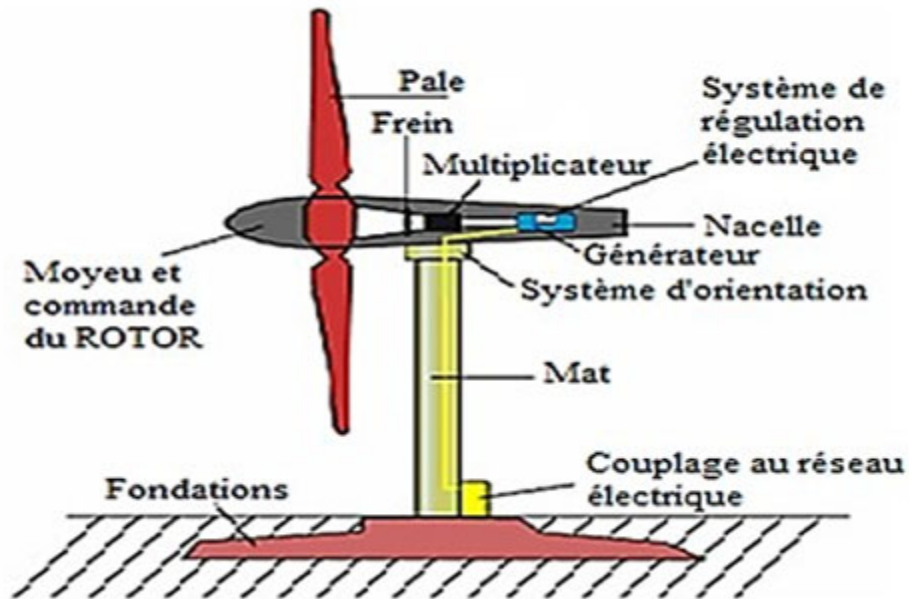


Figure I.5 : schéma des différents éléments d'une éolienne[15].

## I.7.1 Un mât (ou tour)

De 10 à 35 mètres qui permet de placer l'éolienne à une hauteur où la vitesse du vent est plus élevée et plus régulière qu'au sol. Pour être rentable, les premières installations d'éolienne domestique démarrent à 10 mètres.

Les professionnels conseillent cependant des mâts d'éoliennes domestiques plus hauts pour maximiser la production.

## I.7.2 Une nacelle

Au sommet du mât, équipé d'un rotor à axe horizontal, avec deux ou trois pales mises en rotation par le vent. Dans le cas du petit éolien domestique, le diamètre des pales varie de 2 à 10 mètres. Le vent fait tourner les pales de l'éolienne domestique entre 10 et 25 tours par minute. Le mouvement de rotation est alors converti par le rotor en électricité.

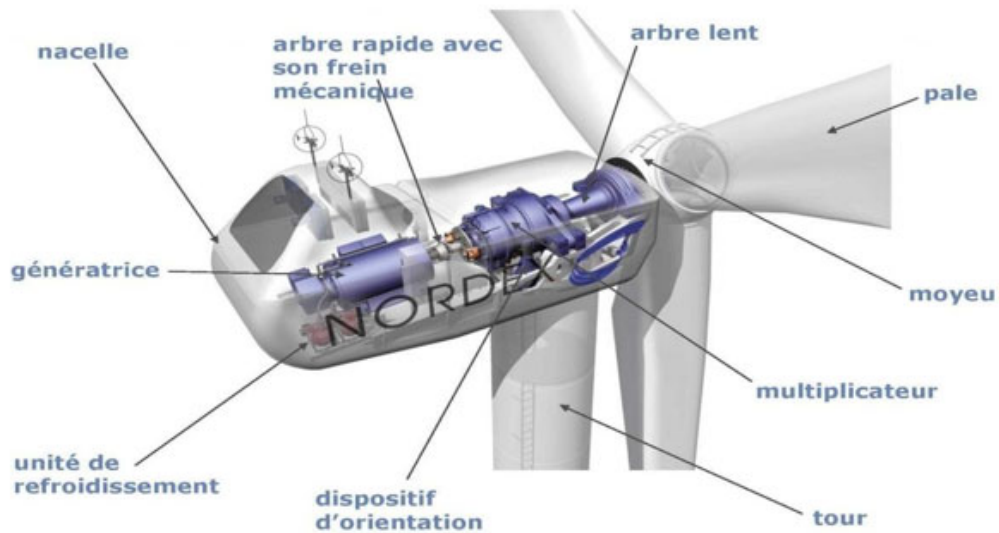


Figure I.6: les composants de la nacelle d'une éolienne[16].

- La transmission mécanique :  
Qui transforme le mouvement de rotation du rotor en un mouvement utilisable par la charge
- Une génératrice électrique :  
Qui transforme l'énergie mécanique en énergie électrique ;
- Un système électrique :  
Qui gère le fonctionnement de l'éolienne
- Un système D'orientation :  
Qui oriente la nacelle face au vent
- Le rotor

Le rotor ou l'hélice est constitué de pales montées sur un moyeu tournant, cela forme la partie mécanique la plus importante de l'éolienne. L'efficacité globale de l'aérogénérateur dépend fortement de celle -ci. Le rendement de la chaîne électromécanique est généralement élevé et de l'ordre de 85%. Ce rendement est défini par le rapport entre l'énergie du vent et l'énergie mécanique récupérée par le rotor qui dépend de plusieurs paramètres dont :

La longueur des pales: Le diamètre de l'hélice est en fonction de la puissance désirée. La détermination de ce diamètre fixe aussi la fréquence de rotation maximale, que l'hélice ne devra pas dépasser.

# Chapitre I généralité sur les systèmes d'énergie éolienne

Largeur: La largeur des pales intervient pour le couple de démarrage qui sera d'autant meilleur que la pale sera plus large. Mais pour obtenir des vitesses de rotation élevées, on préférera des pales fines et légères [15].

## I.8 Les catégories des éoliennes

La limite entre les petites et les grandes éoliennes n'est pas clairement définie, La petite éolienne serait pour des puissances inférieures 40 kW (Tableau I.2), Certains vont même jusqu'à rajouter d'autre catégorie micro et moyenne éolienne [17] les petites Éoliennes sont conçues pour équiper des habitations individuelles, des entreprises et permettent une réduction des factures d'électricité, voir une indépendance *énergétique*.

| Echelle | Diamètre de l'hélice | Puissance délivrée |
|---------|----------------------|--------------------|
| Petit   | moins de 12 m        | moins de 40 KW     |
| Moyen   | 12 m à 45 m          | e 40 KW à 1 MW     |
| Grand   | 46 m et plus         | 1 MW et plus       |

Tableau I.1 : Classification des turbines éoliennes[18].

### I.8.1 Les raisons pour choisir une grande éolienne

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

1. Les grandes éoliennes sont particulièrement appropriées à l'installation en mer. Le coût des fondations n'augmente pas proportionnellement avec la taille de l'éolienne, et les coûts d'entretien sont dans une large mesure indépendants de la taille.
2. Dans les zones où il est difficile de trouver des sites pour plus qu'une seule éolienne, une grande éolienne avec une tour haute tire mieux partie de la ressource éolienne qu'une petite.

### I.8.2 Les raisons pour choisir une éolienne plus petite

# Chapitre I généralité sur les systèmes d'énergie éolienne

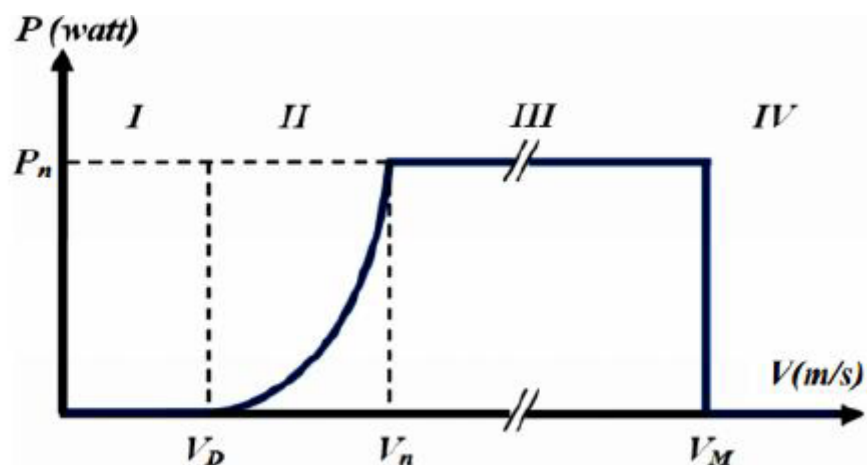
Il arrive que le réseau électrique local soit trop faible pour supporter la production électrique d'une grande éolienne. C'est souvent le cas dans les parties les plus extérieures du réseau où la densité de la population et les besoins en électricité est très basse.

1. La production d'électricité est moins fluctuante dans un parc éolien composé de plusieurs Petites éoliennes, étant donné que les variations du vent sont aléatoires, ayant donc tendance à s'annuler. Et en plus, le choix d'éoliennes plutôt petites peut se révéler avantageux dans un réseau électrique faible.
2. Les coûts liés à l'usage de très grandes grues et à la construction de chemins suffisamment robustes pour supporter le transport des composants de l'éolienne constituent un autre facteur qui, dans certains endroits, rend plus économique le choix de petites éoliennes.
3. Avec plusieurs éoliennes d'une moindre puissance, on assure la répartition du risque en cas De défaillance temporaire d'une éolienne (p.ex. par suite d'une foudre). Des considérations Esthétiques du paysage peuvent parfois dicter le choix d'éoliennes plus petites. Cependant, il Faut savoir, que la vitesse de rotation d'un grand rotor est en général beaucoup moins rapide

Que celles d'un petit, ce qui a pour résultat qu'une seule grande éolienne attire souvent moins L'attention que plusieurs petites. On distingue aussi le "grand éolien", qui concerne les Machines de plus de 250 KW, de l'éolien de moyenne puissance (entre 36 KW et 250 KW) et du petit éolien (inférieur à 36 KW)[19].

## I.9 Les zones de fonctionnement de l'éolienne

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



**Figure I.7 :** Courbe de la puissance éolienne en fonction de la vitesse du vent

**$V_D$ :** La vitesse du vent correspondant au démarrage de la turbine. Suivant les Constructeurs.

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

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

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

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

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

**Zone III :**  $V_n < V < V_M$ : La puissance disponible devient trop importante, La puissance Extraite est donc limitée, tout en restant le plus proche possible de la puissance nominale de la turbine ( $P_n$ ), Cette zone correspond au fonctionnement à pleine charge [18].

## I.10 Puissance fournie par un aérogénérateur

### I.10.1 Potentiel éolien disponible

L'énergie cinétique d'une masse d'air m qui se déplace avec la vitesse V est:

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

Si cette énergie pouvait être complètement récupérée à l'aide d'un dispositif ayant la surface A ( $A = \pi R_2^2$ ), situé perpendiculairement à la direction de la vitesse du vent, Le potentiel éolien moyen disponible sur un site est donnée par:

$$P_{\text{disp}} = \frac{1}{2} \rho A V^3 \quad \text{Avec} \quad m = \rho S V \quad (I.2)$$

$\rho$  : Densité d'air.

## I.10.2 La puissance moyenne récupérable

En réalité, le dispositif de conversion (turbine éolienne) extrait une puissance  $P_m$  inférieure à la puissance disponible  $P_{disp}$ .

Considérons le système éolien à axe horizontal représenté sur la Figure (I.8) sur lequel on a représenté la vitesse du vent  $V_1$  en amont de l'aérogénérateur et la vitesse  $V_2$  en aval. En supposant que la vitesse du vent traversant le rotor est égale à la moyenne entre la vitesse du vent non perturbé à l'avant de l'éolienne  $V_1$  et la vitesse du vent après passage à travers le rotor  $V_2$ .

Soit  $m$  la masse d'air en mouvement de densité  $\rho$  traversant la surface  $S$  des pales en une seconde est :

$$m = \frac{\rho S (V_1 + V_2)}{2} \quad (I.3)$$

La puissance  $P_m$  alors extraite s'exprime par la moitié du produit de la masse et de la diminution de la vitesse du vent (seconde loi de Newton) :

$$P_m = \frac{\rho S (V_1 + V_2) (V_1^2 - V_2^2)}{4} \quad (I.4)$$

Soit en remplaçant  $m$  par son expression dans (I.3)

$$P_m = \frac{\rho S (V_1 + V_2) (V_1^2 - V_2^2)}{4} \quad (I.5)$$

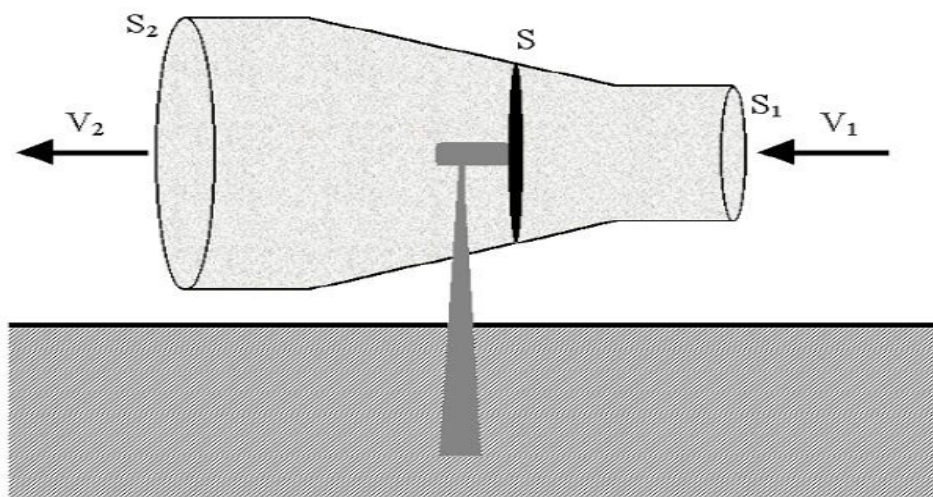


figure I.8: tube de courant autour d'une éolienne [20].

# Chapitre I généralité sur les systèmes d'énergie éolienne

Un vent théoriquement non perturbé traverserait cette même surface  $S$  sans diminution de vitesse, soit à la vitesse  $V_1$ , la puissance  $P_{mt}$  correspondante serait alors :

$$P_{mt} = \frac{\rho S V_1^3}{2} \quad (I.6)$$

Le ratio entre la puissance extraite du vent et la puissance totale théoriquement disponible est alors:

$$\frac{P_m}{P_{mt}} = \frac{\left(1 + \left(\frac{V_1}{V_2}\right)\right)\left(1 - \left(\frac{V_1}{V_2}\right)^2\right)}{2} \quad (I.7)$$

Si on représente la caractéristique correspondante à l'équation ci-dessus (Figure I.9), on s'aperçoit que le ratio  $P_m/P_{mt}$  appelé aussi coefficient  $C_p$  présente un maxima de  $16/27$  soit  $0.59$ . C'est cette limite théorique appelée limite de Betz qui fixe la puissance maximale extractible pour une vitesse de vent donnée.

$$P_{\text{réco}} = \frac{1}{2} C_p \rho A V^3 \quad (I.8)$$

En prend en considération la limite de Betz et en remplaçant la densité de l'air par sa valeur moyenne, la moyenne maximale récupérable par unité de surface est donnée par [10] :

$$P_{\text{réco}} = 0.37 V^3 \quad (I.9)$$

Cette limite n'est en réalité jamais atteinte et chaque éolienne est définie par son propre coefficient de puissance exprimé en fonction de la vitesse relative  $\lambda$  représentant le rapport entre la vitesse de l'extrémité des pales de l'éolienne et la vitesse du vent

$$\lambda = \frac{R \Omega}{V} \quad (I.10)$$

$\Omega$ : Vitesse angulaire du rotor de l'éolienne :

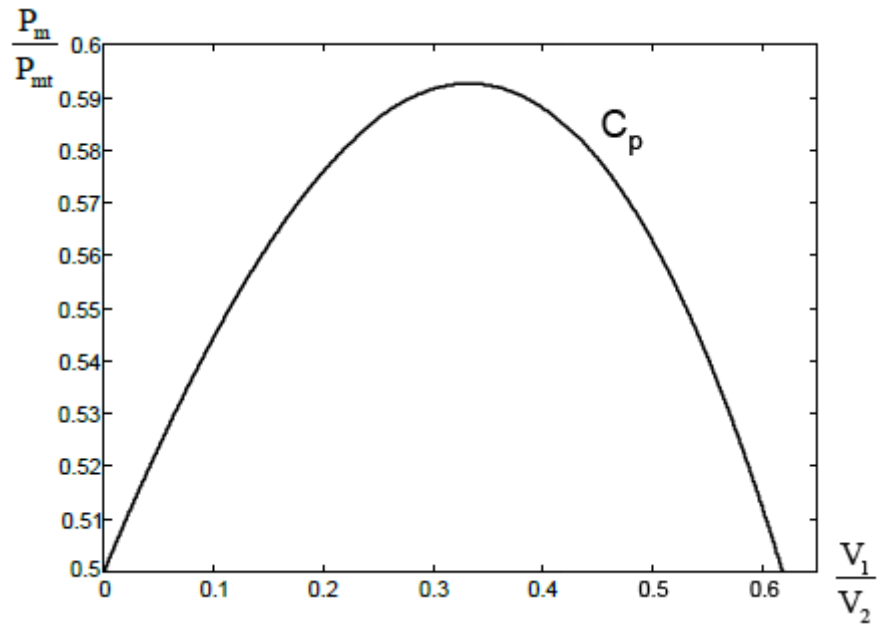


Figure I.9 :coefficient de puissance

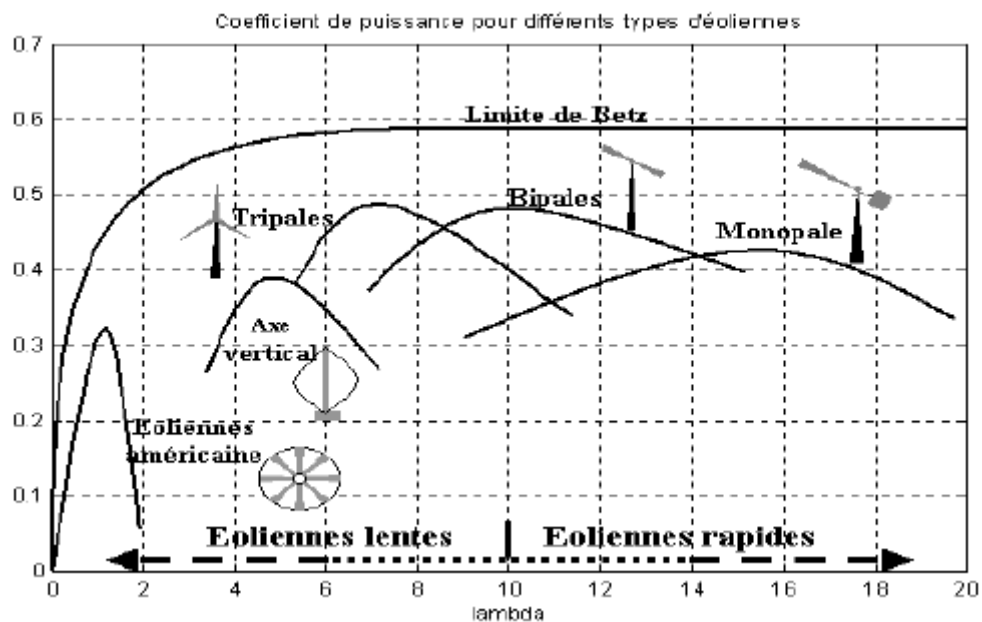


Figure I.10 : coefficient de puissance en fonction de la vitesse normalisée  $\lambda$  pour différents types de turbines

Des courbes typiques pour différents aérogénérateurs sont présentes sur la figure (I.10). En générale dans un premier temps, le coefficient de puissance augmente avec la vitesse normalisée, atteignant un maximum pour une certaine valeur de  $\lambda$  puis diminue même avec l'augmentation de la vitesse normalisée.

# Chapitre I généralité sur les systèmes d'énergie éolienne

---

Ces variations de  $C_p(\lambda)$ , dépendant de plusieurs propriétés aérodynamiques, mais essentiellement de plusieurs éléments dans la conception du rotor, notamment, dans le nombre de pales utilisées. Nous définissons le couple sur l'arbre T de la manière suivante :

$$T = \frac{P}{\Omega} = \frac{1}{2} \frac{C_p}{\lambda} \rho \pi R^3 V^2 \quad (I.11)$$

Le coefficient de couple  $C_T$  relié au coefficient de puissance par la relation suivant :

$$C_p(\lambda) = \lambda C_T(\lambda) \quad (I.12)$$

Le coefficient  $C_T$  est, comme le coefficient  $C_p$ , fonction de la vitesse du vent et de la vitesse angulaire du rotor de l'éolienne  $\Omega$ [21].

## I.11 Conclusion

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



# Chapitre II

**II.1 Introduction**

De nombreuses tâches impliquant l'intelligence ou la reconnaissance de modèles sont extrêmement difficiles à automatiser, mais semblent être effectuées très facilement par les humains. Par exemple, les humains reconnaissent divers objets et font sens de la grande quantité d'information visuelle dans leur environnement, ce qui demande apparemment très peu d'efforts. Il va de soi que les systèmes informatiques qui tentent de réaliser des tâches similaires profiteront énormément de la compréhension de la façon dont les humains exécutent ces tâches et de la simulation de ces processus dans la mesure permise par les limitations physiques.

Cela nécessite l'étude et la simulation des réseaux neuronaux. Le réseau neuronal d'un humain fait partie de son système nerveux, contenant un grand nombre de neurones interconnectés (cellules nerveuses). « Neurone » est un adjectif pour neurone, et « réseaux » désigne une structure semblable à un graphique.

Le réseau neuronal artificiel désigne les systèmes informatiques dont le thème central est emprunté à l'analogie des réseaux neuronaux biologiques. Les réseaux neuronaux artificiels sont aussi appelés « réseaux neuronaux », les systèmes neuronaux artificiels « systèmes de traitement distribués parallèles » et « systèmes de connexion ». Pour qu'un système informatique soit appelé par ces jolis noms, il est nécessaire que le système ait une structure graphique dirigée étiquetée où les noeuds effectuent quelques calculs simples. D'après la théorie des graphes élémentaires, nous nous rappelons qu'un « graphique dirigé » consiste en un ensemble de « noeuds » (sommets) et un ensemble de « connexions » (bords/liens/arcs) reliant des paires de noeuds.

Dans un réseau neuronal, chaque noeud effectue des calculs simples, et chaque connexion transmet un signal d'un noeud à un autre, étiqueté par un numéro appelé « Force de connexion » ou « Poids » indiquant la mesure dans laquelle un signal est amplifié ou diminué par la connexion. Ce système est l'alternative pour l'expertise et la connaissance humaines. Les réseaux neuronaux artificiels sont modélisés en suivant de près le cerveau et donc une grande partie de la terminologie est empruntée aux neurosciences[22].

## II.2 Historique

Une première vague d'intérêt aux réseaux de neurones a vu le jour après l'introduction par Mc Culloch et Pitts en 1943 la notion des neurones simplifiés (perceptron ) [23]. Ces neurones élément de base pour des circuits (réseaux) capables

de réaliser des fonctions logique, arithmétiques et symboliques complexes. En 1949 Hebb, physiologiste américain propose une loi de modification des propriétés des connexions entre les neurones, qui explique en partie le conditionnement pavlovien chez l'animal.

Les premiers succès de cette méthode furent présentés par Rosenblatt en 1957 qui a construit le premier neuro-ordinateur basé sur le modèle du perceptron et l'appliqué au domaine de la reconnaissance des formes. En 1960 Widrow un automaticien, a développé le modèle Adaline qui a amélioré la loi d'apprentissage.

Quand Minsky et Papert publièrent en 1969 leur ouvrage qui en exergue les limitations théoriques du perceptron, il y a abandon financier des recherches dans le domaine, les chercheurs se tournèrent principalement vers l'intelligence artificielle (IA). Quelques chercheurs ont continué leurs efforts parmi lesquels on note Teuvo Kohonen, Stephen Grossberg, James Anderson et Kunihiko Fukushima.

En 1982, Hopfield, un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels, au travers d'un article court, clair et bien écrit, il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Hop Field fixe préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et construit à partir de la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté.

Notons qu'à cette date l'IA est l'objet d'une certaine désillusion, elle n'a pas répondu à toutes les attentes et s'est même heurtée à de sérieuses limitations. Aussi, bien que les limitations du perceptron mises en avant par Minsky ne soient pas levées par le modèle d'Hopfield, les recherches sont relancées. La machine de Boltzmann (1983) est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).

En 1985, la rétro-propagation du gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de

réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro propagation de gradient reste le modèle le plus étudié au niveau des applications.

Depuis, les réseaux neuronaux ont connu un grand essor vu les applications potentielles et la disponibilité de grand calculateur. En fait les réseaux de neurone sont utilisés dans de nombreux domaines à cause de leurs propriétés et en particulier, leur capacité d'apprentissage et de généralisation.

Néanmoins les réseaux de neurones artificiels ont besoin de cas réels servant d'exemples pour leur apprentissage. Ces cas doivent être d'autant plus nombreux que le problème est complexe et que sa topologie est peu structurée. Sur un plan pratique, ce n'est pas toujours facile car les exemples peuvent être soit en quantité absolument limitée ou trop onéreux à collecter en nombre suffisants.

## **II.3 Réseaux de neurones artificiels (RNA)**

### **II.3.1 définition**

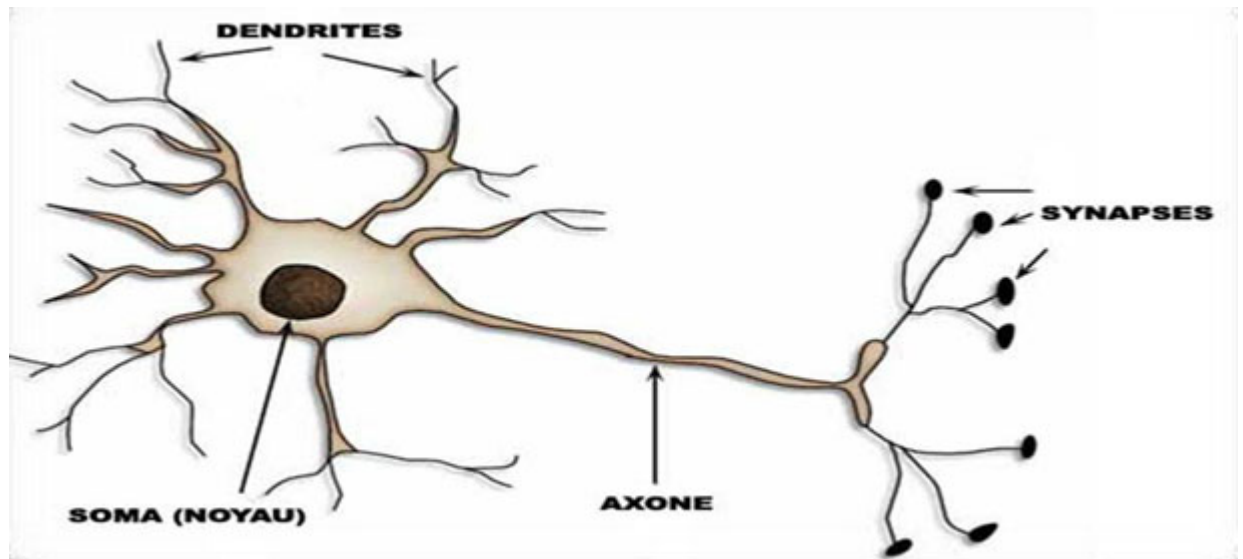
Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau[24].

### **II.3.2 Neurone biologique**

Les réseaux neuronaux ont été conçus pour modéliser comment un neurone interagit avec les neurones environnants, comme tel nous allons commencer par parler de la biologie. Le corps humain est composé de trillions de cellules avec une gamme diversifiée de fonctions. En concentrant notre introduction à l'un des systèmes importants du corps, nous nous concentrerons sur les cellules du système nerveux. Le système nerveux se compose de deux grandes catégories de cellules : les neurones et les cellules gliales. Les cellules gliales sont des cellules non neuronales qui maintiennent l'homéostasie, forment la myéline et participent à la transduction du signal. Plus important encore et au centre de cette introduction, les neurones sont la cellule fondamentale du cerveau.

Le cerveau se compose de nombreux neurones, chacun composé de dendrites, d'un corps cellulaire et d'un axone. La figure 1 montre la structure d'un neurone typique avec les trois domaines. Les dendrites sont ramifiées, semblables à des arbres, projections d'un neurone qui propagent la stimulation électrochimique reçue d'autres cellules neurales et les envoie au corps cellulaire. Le corps cellulaire contient deux domaines importants : le noyau cellulaire et l'axone hillock. L'axone hillock est un domaine spécialisé du corps cellulaire où l'axone commence et contient un grand nombre de canaux ioniques à synchronisation de tension.

Ces canaux sont souvent les sites d'initiation potentielle à l'action. Plus précisément, une fois que les signaux électrochimiques sont propagés au corps cellulaire, ils sont additionnés dans la butte de l'axone et une fois qu'un seuil de déclenchement est dépassé, un potentiel d'action se propage à travers l'axone[25].



**Figure II.1 :** Neurone biologique[26].

La dernière partie d'un neurone est l'axone. L'axone est la longue projection d'un neurone qui transmet l'information à différents neurones, muscles ou glandes.

Par exemple, les neurones sensoriels transmettent des signaux au corps cellulaire via un axone pour déclencher une sensation dans le cerveau. Les neurones se distinguent des autres cellules de plusieurs façons. Ils peuvent communiquer avec d'autres cellules via des synapses. Une synapse est une structure qui permet aux neurones de transmettre des signaux électriques ou chimiques à d'autres neurones.

Dans l'ensemble, les neurones sont des cellules complexes qui peuvent communiquer avec d'autres neurones via des synapses ainsi que d'autres parties du corps via des signaux électrochimiques qui se propagent des dendrites aux axones.

### II.4 La comparaison entre des réseaux neuronaux artificiels (ANN) et des réseaux neuronaux biologiques (BNN)

#### II.4.1 Les différences

| caractéristiques             | réseau neuronal artificiel   | Réseau neuronal biologique (réel)  |
|------------------------------|--|--|
| <b>vitesse</b>               | Traitement plus rapide de l'information. Temps de réponse en nanosecondes                                  | Traitement de l'information plus lent. Le temps de réponse est en millisecondes  |
| <b>traitement</b>            | Traitement en série  | Traitement massivement parallèle.  |
| <b>Taille et complexité</b>  | Moins de taille et de complexité. Il n'effectue pas de tâches complexes de reconnaissance de motifs.       | Un réseau très complexe et dense de neurones interconnectés contenant des neurones de l'ordre de 10 <sup>11</sup> avec 10 <sup>15</sup> d'interconnexions. <forte                      |
| <b>stockage</b>              | Le stockage de l'information est remplaçable signifie remplacer les nouvelles données par une ancienne.    | Un réseau très complexe et dense de neurones interconnectés contenant des neurones de l'ordre de 10 <sup>11</sup> avec 10 <sup>15</sup> d'interconnexions.                             |
| <b>tolérance aux pannes</b>  | Intolérant aux fautes. L'information corrompue ne peut pas être récupérée en cas de défaillance du système | Le stockage de l'information est adaptable signifie que de nouvelles informations sont ajoutées en ajustant les points forts d'interconnexion sans détruire les anciennes informations |
| <b>mécanisme de commande</b> | Il existe une unité de contrôle pour le contrôle des activités informatiques                               | Aucun mécanisme de contrôle spécifique externe à la tâche de calcul  |

**Tableau II.1** : Les différences entre RNA et RNB [27].

## II.4.2 Les similitudes

Les réseaux neuronaux ressemblent au cerveau humain de deux façons :

- Un réseau neuronal acquiert des connaissances par l'apprentissage
- Les connaissances d'un réseau neuronal sont un emmagasinage des forces de connexion inter-neurones appelées poids synaptiques.

## II.5 Structure des réseaux de neurones artificiels

McCulloch et Pitts en 1943 ont implémenté un système de réseaux neuronaux artificiels, qui est analogue aux neurones biologiques fondée sur une structure complexe (tableau II.2). Le système des RNA est considéré comme un arrangement d'éléments de structure identique appelés neurones interconnectées par analogie avec cellules du système nerveux humain. Il est composé également d'une succession de couches connectées de manière à ce que chaque neurone tienne son entrée de la sortie du neurone précédant. Chaque neurone dans ce cas fonctionne indépendamment par rapport aux autres afin que l'ensemble forme un système compact.

L'information est emmagasinée de façon répartie dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques. Le neurone formel calcule régulièrement un résultat qu'il transmet ensuite aux neurones suivant, chaque calcul est associé à un poids qui définit la force de la connexion [28].

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

**Tableau. II.2** : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Mathématiquement, tel qu'illustré par la figure 2.1, chaque neurone reçoit des entrées sous forme vectorielle puis il calcule une somme pondérée de ses entrées pour que le résultat passe ensuite par la fonction d'activation afin de créer une sortie.

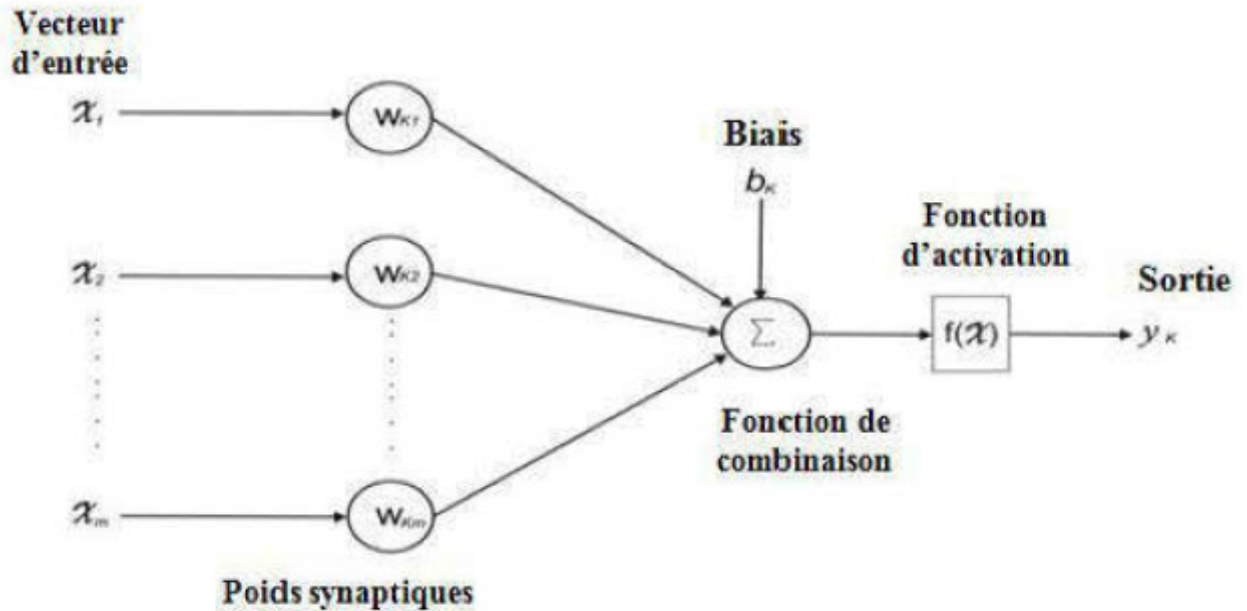


Figure II .2 : Structure d'un neurone artificiel[29]

$$u_k = \sum_{i=0}^m W_{ki} x_i \quad (\text{II.1})$$

Et

$$y_k = (u_k) \quad (\text{II.2})$$

OU :

$u_k$  : représente la somme pondérée des entrées du neurone.

$x_i$  : sont les signaux d'entrée.

$b_k$  : Le seuil interne du neurone.

$W_{mk}$  : désigne le poids de la connexion reliant l'entrée m au neurone k.

$y_k = (u_k)$  est la sortie du neurone et  $\varphi$  sa fonction d'activation.

## II.6 Types de Fonction d'activation

La fonction d'activation (ou fonction de transfert) sert à convertir le résultat de la somme pondérée des entrées d'un neurone en une valeur de sortie, cette conversion s'effectue par un calcul de l'état du neurone en introduisant une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone [30].

Le biais  $b$  joue un rôle de seuil, quand le résultat de la somme pondérée dépasse ce seuil, l'argument de la fonction de transfert devient positif ou nul; dans le cas contraire, il est considéré négatif. Finalement si le résultat de la somme pondérée est:

1. en dessous du seuil, le neurone est considéré comme non-actif
2. aux alentours du seuil, le neurone est considéré en phase de transition.
3. au-dessus du seuil, le neurone est considéré comme actif.

Il y a plusieurs types de fonctions de transfert qui peuvent être utilisées dans les RNA, les fonctions d'activation souvent utilisées sont représentées ci-dessous:

### II.6.1 La fonction non linéaire sigmoïde

La fonction non linéaire sigmoïde est fréquemment utilisée dans les RNA ,particulièrement dans les réseaux utilisant l'algorithme de rétro-propagation[31] , car contrairement à la fonction sigmoïde, les autres fonctions donnent seulement une sortie binaire ce qui rend plus difficile à estimer les poids optimaux.

- La fonction sigmoïde est définie par :

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II.3})$$

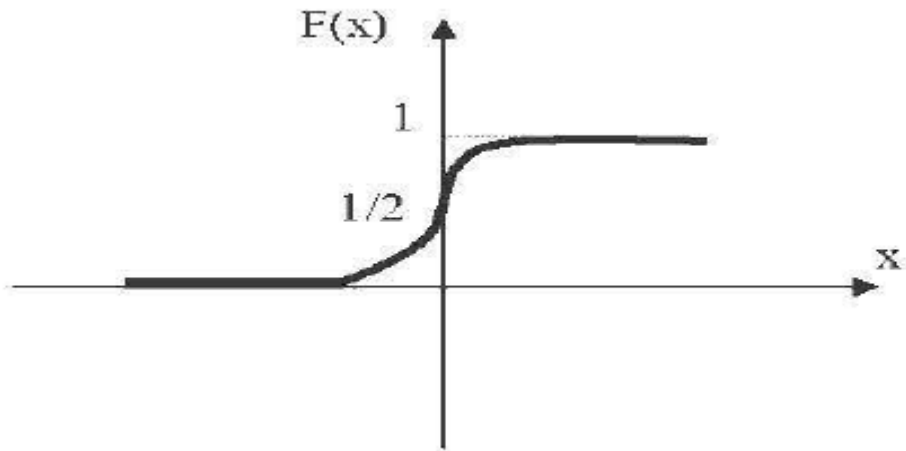


Figure II.3 : Fonction sigmoïde.

### II.6.2 La fonction à seuil

On peut citer comme exemple la fonction Heaviside et la fonction Signe qui sont définies respectivement comme suit :

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Fonction Signe :

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

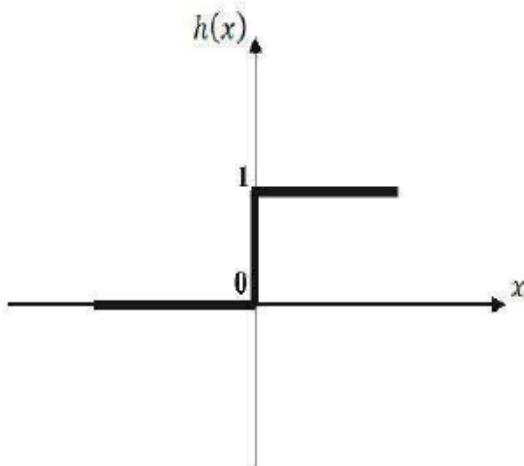


Figure II.4 : Fonction Heaviside

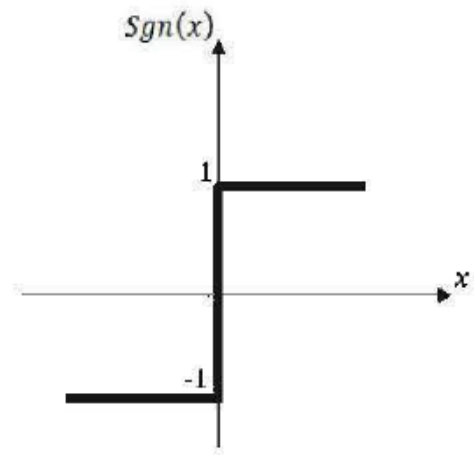


Figure II.5 : Fonction Signe

### II.6.3 La fonction linéaire à seuil

On peut la définir comme suit :

$$F(x) = \begin{cases} x & x \in [u, v] \\ v & x \geq v \\ u & x \leq u \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

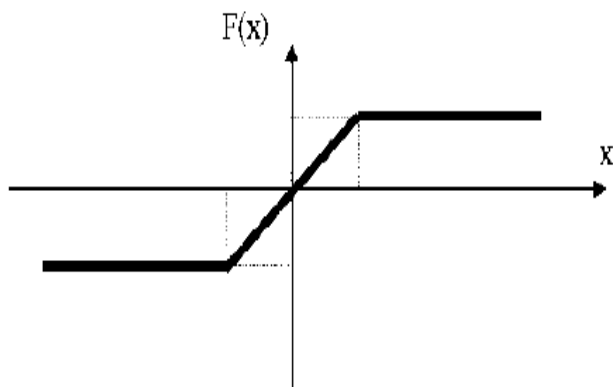


Figure II .6 : Fonction linéaire à seuil

II.7 Types de réseaux de neurones en intelligence artificielle

| Paramètre                             | Types                   | La description  |
|---------------------------------------|-------------------------|---|
| Basé sur le nombre de couches cachées | Monocouche, multicouche | <p><b>Une seule couche</b> :Avoir une couche secrète. Par exemple, Perceptron unique</p> <p><b>Multicouche</b> :Avoir plusieurs couches secrètes. Perceptron multicouche</p>  |
| Basé sur le modèle de connexion       | Feed ForwardRécurrence  | <p><b>Feedforward</b> : Dans lesquels les graphiques n’ont pas de boucles.</p> <p><b>Récurrent</b> : Des boucles se produisent en raison de la rétroaction</p>  |
| Selon la nature des poids             | Fixe, a daptatif        | <p><b>Fixe</b> : Les poids sont une priorité fixe et ne sont pas modifiés du tout.</p> <p><b>Adaptatif</b> : Met à jour les poids et les changements pendant l’entraînement</p>   |
| Basé sur l’unité de mémoire           | statiques, dynamiques   | <p><b>Statique</b> : Unité sans mémoire. La sortie actuelle dépend de l’entrée actuelle. Par exemple, réseau Feedforward</p> <p><b>Dynamique</b> : Unité de mémoire – La sortie dépend de l’entrée du courant ainsi que de la sortie du courant. Par exemple, réseau neuronal récurrent</p> |

Tableau II.3 : Types de RNA [27].

## II.8 Types d'architecture de réseau neuronal

### II.8.1 Perceptron dans les réseaux neuronaux (SLP)

Le réseau neuronal a deux unités d'entrée et une unité de sortie sans couches cachées, aussi appelées « perceptrons monocouches ».

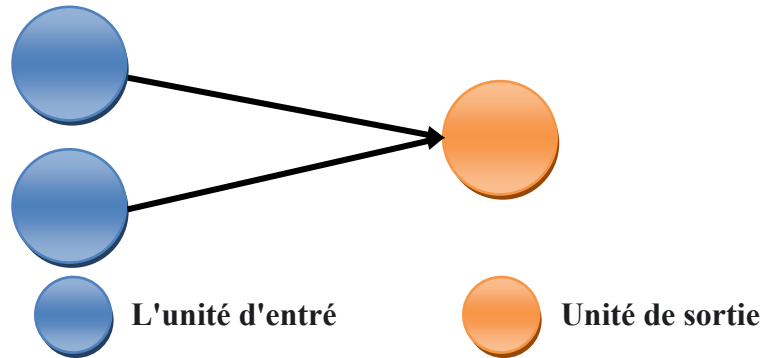


Figure II.7 : perceptron simple couche

### II.8.2 Réseau neuronal de la fonction de base radiale(RBF)

Ces réseaux sont semblables au réseau neural d'alimentation, sauf que la fonction de base radiale est utilisée comme fonction d'activation de ces neurones.

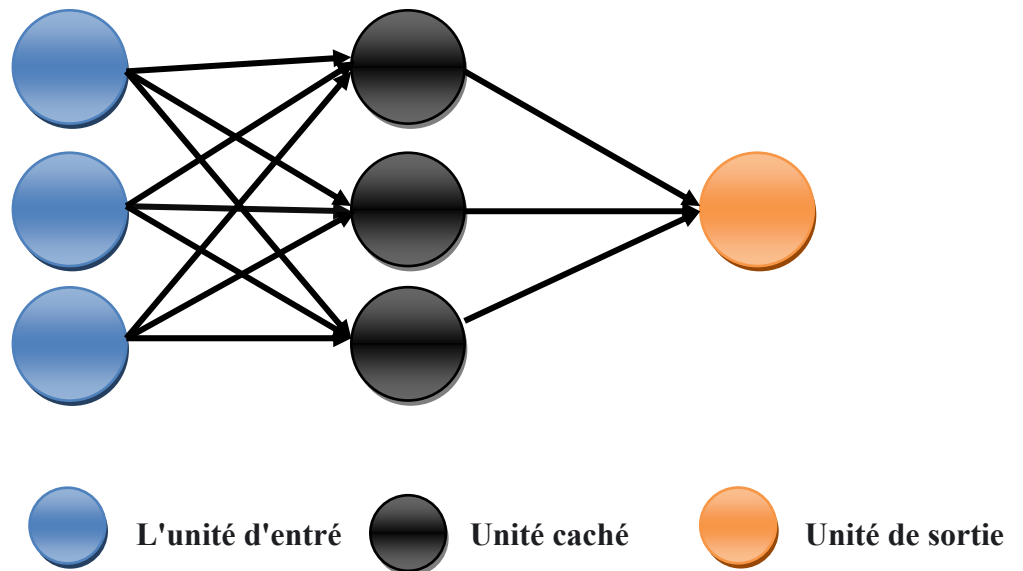


Figure II.8 : Réseaux de la fonction de base radiale.

**II.8.3 Réseau neuronal de perceptron multicouche (PMC)**

Ces réseaux utilisent plus d'une couche cachée de neurones, contrairement au perceptron monocouche. Ceux-ci sont également connus sous le nom de DeepFeedforward Neural Networks.

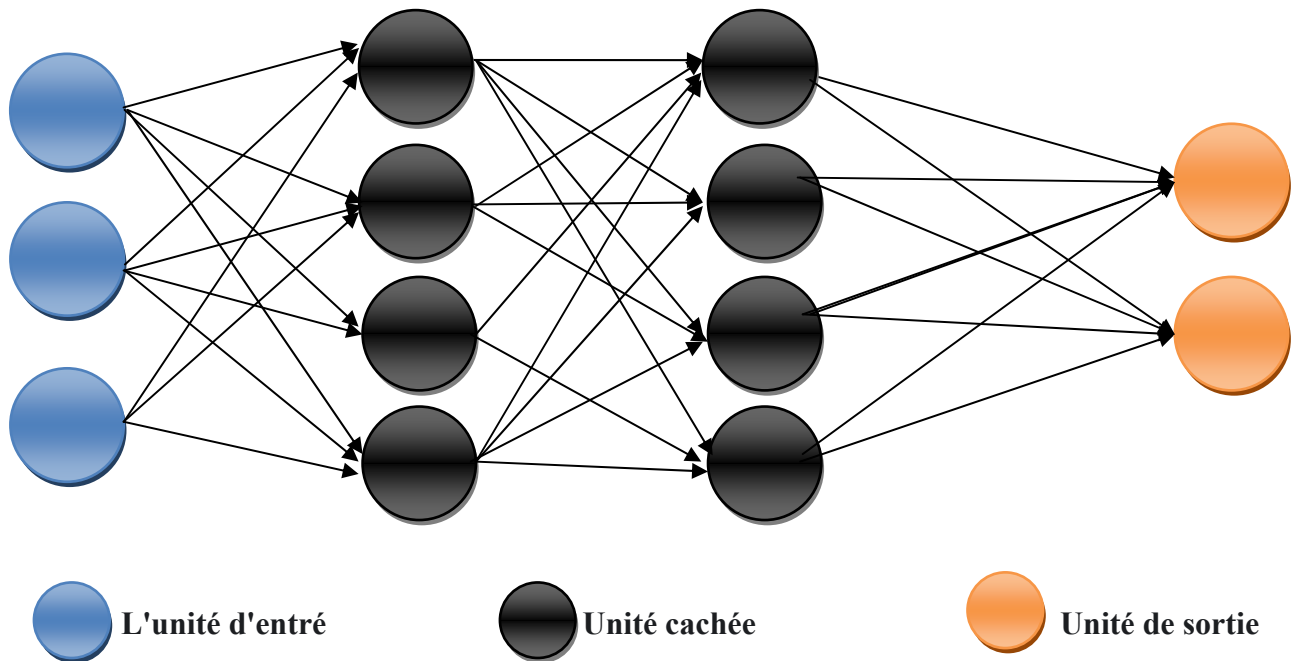


Figure II.9: Réseaux de Perceptron multicouche

**II.8.4 Réseau neuronal récurrent**

Type de réseau neuronal dans lequel les neurones de la couche cachée ont des interconnexions. Les réseaux neuronaux récurrents possèdent de la mémoire. Dans n'importe quelle instance, le neurone de la couche cachée reçoit l'activation de la couche inférieure et sa valeur d'activation précédente.

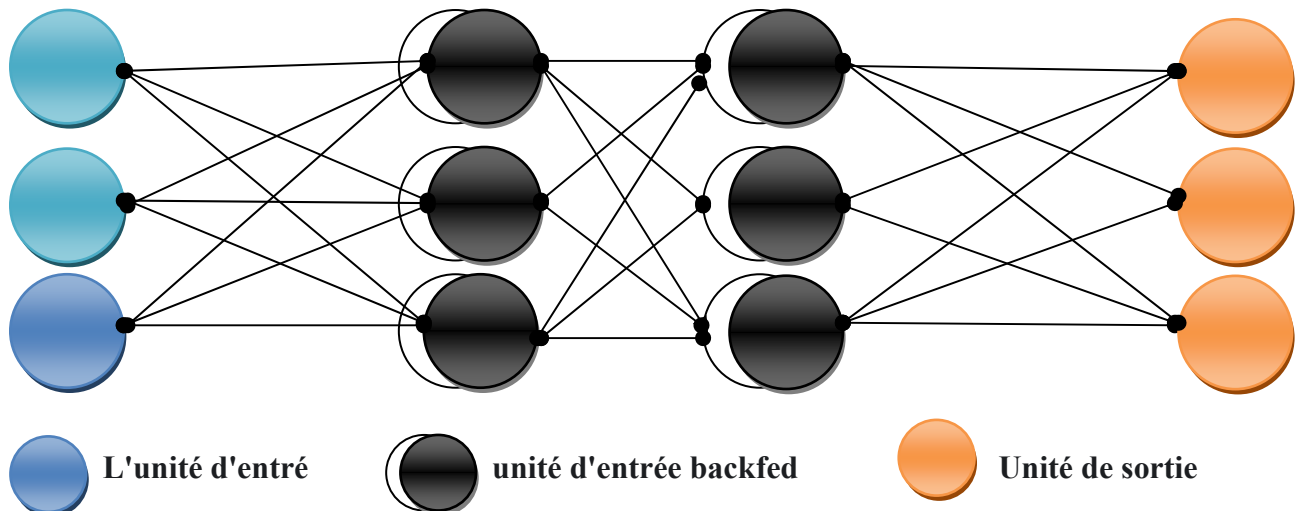


Figure II.10: Réseau neuronal récurrent

### II.8.5 Réseau Hopfield

Réseau de neurones entièrement interconnecté dans lequel chaque neurone est connecté à tous les autres neurones. Le réseau est formé avec des modèles d'entrée en définissant une valeur de neurones au modèle désiré. Puis ses poids sont calculés. Les poids ne sont pas modifiés. Une fois formés pour un ou plusieurs modèles, le réseau convergera vers les modèles appris. Il est différent des autres réseaux neuronaux.

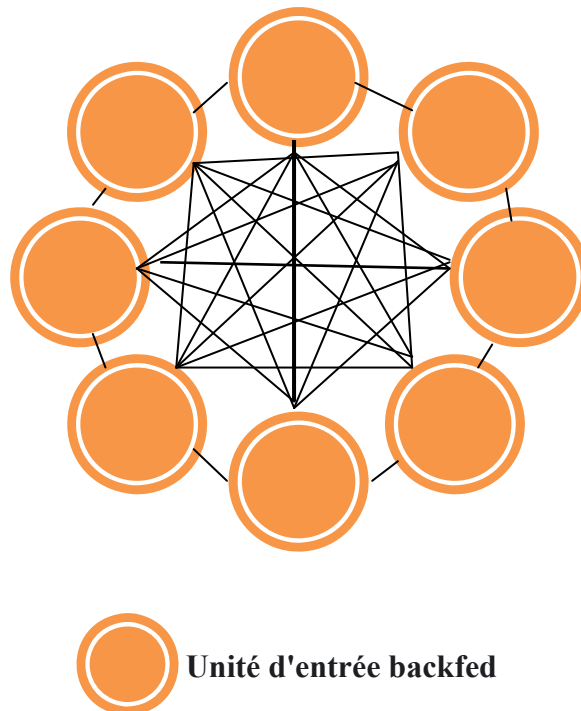


Figure II.11: Réseau Hopfield

### II.8.6 Réseau neuronal machine Boltzmann

Ces réseaux sont similaires au réseau Hopfield, sauf que certains neurones sont entrés, tandis que d'autres sont cachés dans la nature. Les poids sont initialisés aléatoirement et apprennent grâce à l'algorithme de rétro propagation

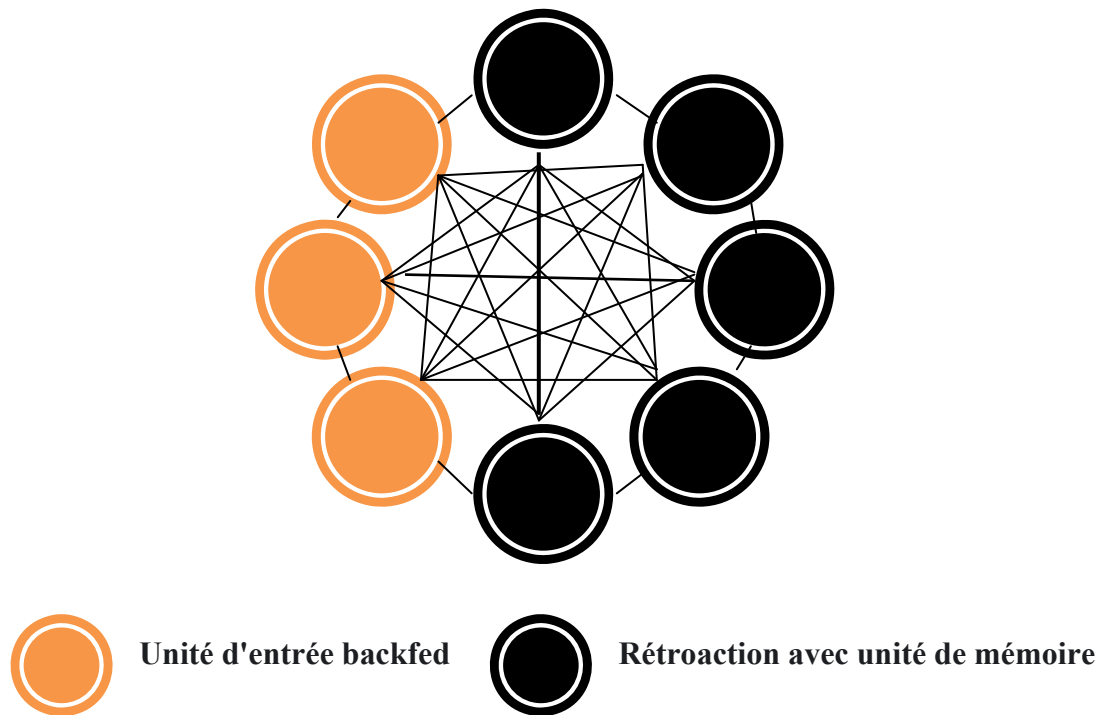


Figure II.12: Machine Boltzmann

### II .8.7 Réseau neuronal de mémoire à court terme

Le type de réseau neuronal dans lequel la cellule de mémoire est incorporée dans les neurones de couche cachée est appelé réseau LSTM.

### II.8.8 Réseau neuronal convolutionnel

Obtenez un aperçu complet des réseaux de neurones convolutionnels grâce à notre blog Log Analytics avec Machine Learning et Deep Learning.

### II .8.9 Réseau neuronal modulaire

C'est la structure combinée de différents types de réseaux neuronaux comme le perceptron multicouche, Hopfield Network, récurrent Neural Network, etc., qui sont incorporés comme un module unique dans le réseau pour effectuer des sous-tâches indépendantes de réseaux neuronaux complets entiers.

### II.8.10 Réseau neural physique

Dans ce type de réseau neuronal artificiel, un matériau de résistance réglable électriquement est utilisé pour émuler la synapse au lieu de simulations logicielles effectuées dans le réseau neuronal [27].

## II.9 Architecture de réseau neuronal artificiel

Un réseau neuronal typique contient un grand nombre de neurones artificiels appelés unités disposées en une série de couches. Dans un réseau neuronal artificiel typique, il y a différentes couches :

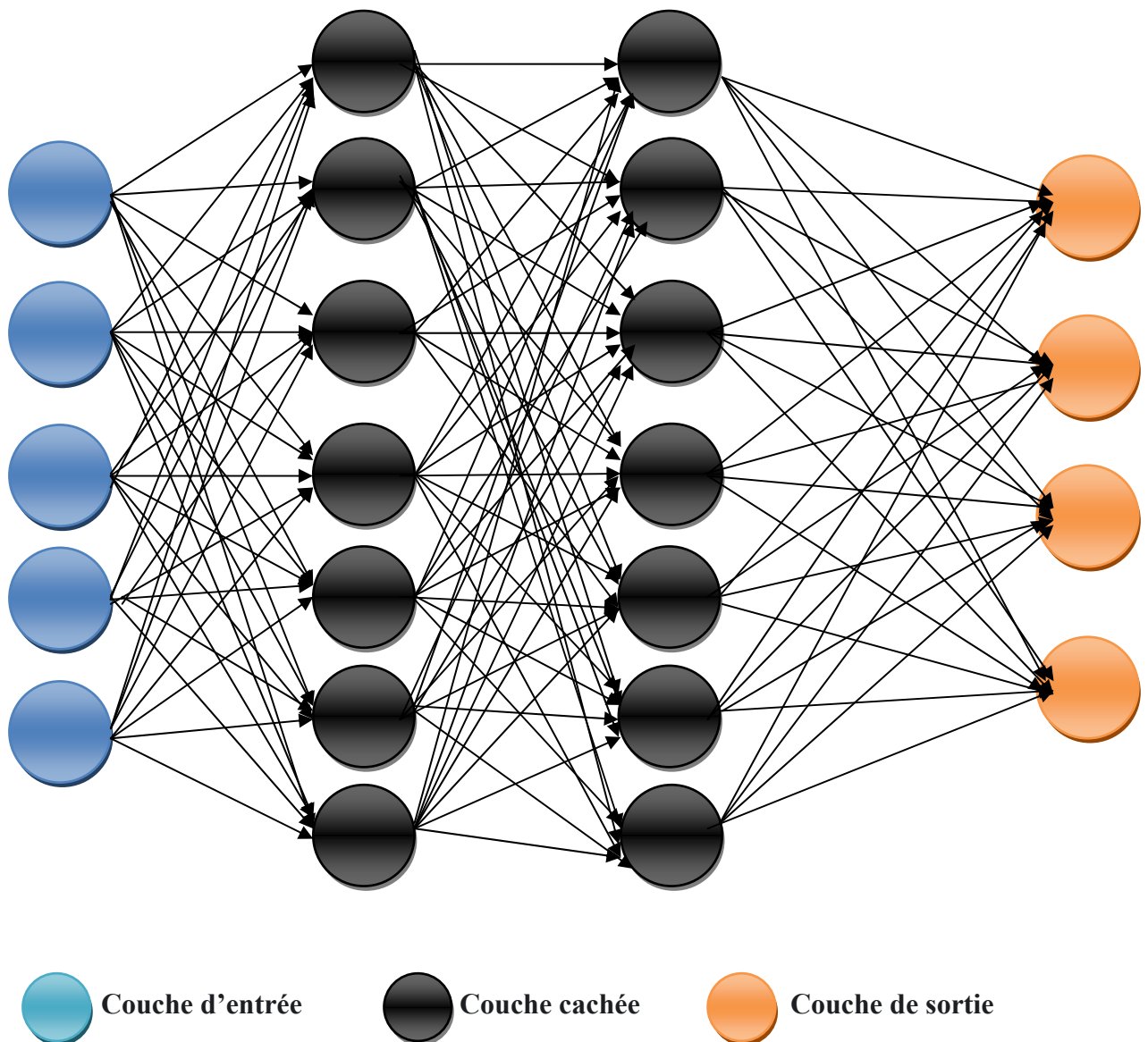


Figure II.13: Architecture de RNA [27].

- **Couche d'entrée (Input layer)** : Elle contient les unités (neurones artificiels) qui reçoivent des informations du monde extérieur sur lesquelles le réseau apprendra, reconnaîtra ou traitera autrement.
- **Couche cachée (Hidden layer)** : Ces unités se trouvent entre les couches d'entrée et de sortie. Le travail de la couche cachée est de transformer l'entrée en quelque chose que l'unité de sortie peut utiliser d'une manière ou d'une autre.
- **Couche de sortie (Output layer)** : Elle contient des unités qui répondent à l'information sur la façon dont elle apprend une tâche

### II.10 Les applications des réseaux neuronaux

- statistiques : analyse de données / prévision / classification
- robotique : contrôle et guidage de robots ou de véhicules autonomes
- imagerie / reconnaissance de formes
- traitement du signal
- simulation de l'apprentissage[32]
- Les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès à un large éventail d'applications gourmandes en données, telles que:

| Application                            | Architecture / algorithme              | Fonction d'activation |
|--|--|-----------------------|
| Modélisation et contrôle des processus | Réseau de base radiale                 | Base radiale          |
| Diagnostics de la machine              | perceptron multicouche                 | Fonction Tan-Sigmoid  |
| gestion de portefeuilles.              | Algorithme de classification supervisé | Fonction Tan-Sigmoid  |
| reconnaissance de cible                | réseau neuronal modulaire              | Fonction Tan-Sigmoid  |
| diagnostic médical                     | Perceptron multicouche                 | Fonction Tan-Sigmoid  |

|                        |  |                     |
|------------------------|--|---------------------|
| Notation de crédit     | Analyse de discriminant logistique avec RNA, Support Vector Machine                    | Fonction logistique |
| marketing ciblé        | Algorithme de propagation inverse  | Fonction logistique |
| reconnaissance vocale  | Perceptron multicouche, réseaux neuronaux profonds (réseaux neuronaux convolutionnels) | Fonction logistique |
| recherche intelligente | réseau neuronal profond  | Fonction logistique |
| détection de fraude    | Gradient – Algorithme de descente et algorithme LMS (Least Mean Square).               | Fonction logistique |

**Tableau II.4:** Les applications des réseaux neuronaux [27].

## II.11 Les avantages des réseaux neuronaux

- Un réseau neuronal peut effectuer des tâches qu'un programme linéaire ne peut pas
- Lorsqu'un élément du réseau neuronal tombe en panne, sa nature parallèle peut se poursuivre sans aucun problème.
- Un réseau neuronal apprend et la reprogrammation n'est pas nécessaire.
- Il peut être mis en œuvre dans n'importe quelle application.
- Il peut être effectué sans aucun problème.

## II.12 Les limite des réseaux neuronaux

- Le réseau neuronal a besoin de formation pour fonctionner.
- L'architecture d'un réseau neuronal est différente de celle des microprocesseurs. L'émulation est donc nécessaire
- Nécessite un temps de traitement élevé pour les grands réseaux neuronaux

## II.13 L'apprentissage des réseaux de neurones

Il est raisonnable de supposer que les neurones du cerveau d'un animal sont « câblés ». Il est tout aussi évident que les animaux, surtout les animaux d'ordre supérieur, apprennent en

grandissant. Comment cet apprentissage se produit-il? Quels sont les modèles mathématiques possibles de l'apprentissage? Dans cette section, nous résumons quelques-unes des théories fondamentales de l'apprentissage biologique et leurs adaptations aux réseaux neuronaux artificiels. Dans les réseaux neuronaux artificiels, l'apprentissage se réfère à la méthode de modification du poids des connexions entre les nœuds d'un réseau spécifié. L'apprentissage est le processus par lequel les paramètres à valeurs aléatoires (poids et biais) d'un réseau neuronal sont adaptés par un processus continu de simulation par l'environnement dans lequel le réseau est intégré. Le taux d'apprentissage est défini comme le taux d'adaptation du réseau.

Indiquer si un système fonctionne correctement, indiquer une réponse souhaitée, valider l'acceptabilité des réponses d'un système ou indiquer le niveau d'erreur dans le rendement du système. Cela contraste avec l'apprentissage non supervisé, où aucun enseignant n'est disponible et où l'apprentissage doit s'appuyer sur l'orientation obtenue heuristiquement par le système examinant différentes données d'échantillonnage ou l'environnement. L'apprentissage est semblable à la formation, c'est-à-dire qu'il faut apprendre quelque chose qui est analogue à la formation. Un réseau neuronal doit être configuré de manière à ce que l'application d'un ensemble d'entrées produise (soit directement, soit via un processus de relaxation) l'ensemble de sorties souhaiter.

Il existe différentes méthodes pour définir les forces des connexions. Une façon est de définir les poids explicitement, en utilisant un connaissance [22].

Une autre façon est de 'former' le réseau neuronal en le nourrissant de modèles d'enseignement et en le laissant changer ses poids selon une règle d'apprentissage. Nous pouvons classer les situations d'apprentissage en trois catégories distinctes. Ce sont

### **II.13.1 Apprentissage supervisé**

Apprentissage supervisé ou apprentissage associatif dans lequel le réseau est formé en lui fournissant des modèles d'entrée et de sortie correspondants. Ces paires entrées-sorties peuvent être fournies par un enseignant externe, ou par le système qui contient le réseau neuronal (auto-supervisé). Exemple : Un archéologue découvre un squelette humain et doit déterminer s'il appartenait à un homme ou à une femme. Ce faisant, l'archéologue est guidé par de nombreux exemples passés de squelettes masculins et féminins.

L'examen de ces exemples passés (appelés ensembles de formation) permet à l'archéologue d'en apprendre davantage sur les distinctions entre les squelettes masculins et féminins. Ce processus d'apprentissage est un exemple d'apprentissage supervisé, et le résultat du processus d'apprentissage peut être appliqué pour déterminer si le squelette nouvellement découvert appartient à l'homme ou à la femme.

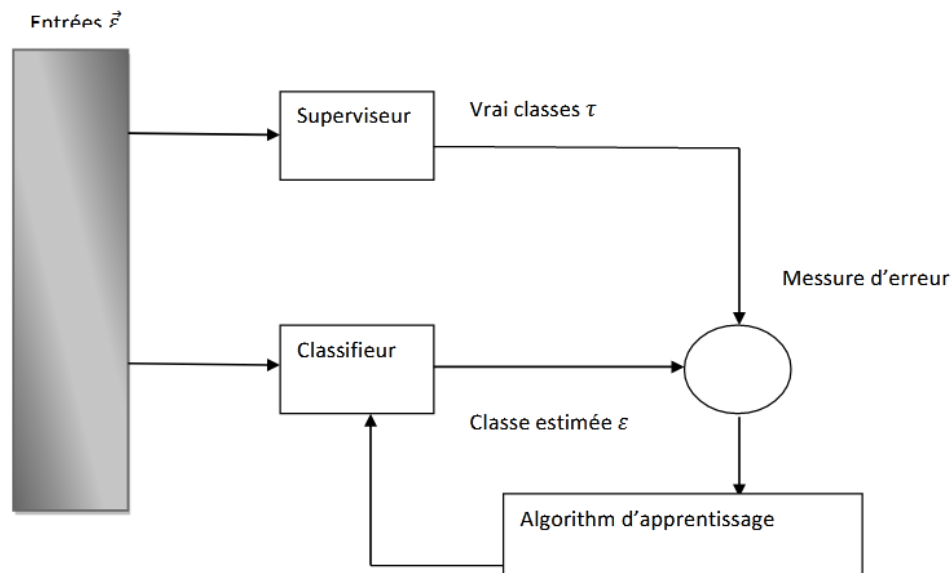


Figure II.14: Réseaux à apprentissage supervisé[33].

## II.13.2 Apprentissage non supervisé

Apprentissage non supervisé ou auto-organisation dans lequel une unité (de sortie) est formée pour répondre aux grappes de modèles dans l'entrée. Dans ce paradigme, le système est censé découvrir des caractéristiques statistiquement saillantes de la population d'entrée. Contrairement au paradigme de l'apprentissage supervisé, il n'existe pas a priori un ensemble de catégories dans lesquelles les modèles doivent être classés; le système doit plutôt développer sa propre représentation des stimuli d'entrée. Exemple : Dans une situation différente, l'archéologue doit déterminer si un ensemble de fragments de squelette appartient à la même espèce de dinosaure ou doit être différencié en différentes espèces. Pour cette tâche, aucune donnée antérieure n'est disponible pour identifier clairement l'espèce de chaque fragment de squelette.

L'archéologue doit déterminer si les squelettes (qui peuvent être reconstruits à partir des fragments) sont suffisamment semblables pour appartenir à la même espèce, ou si les différences entre ces squelettes sont suffisamment importantes pour justifier leur regroupement en différentes espèces. Il s'agit d'un processus d'apprentissage non supervisé, qui consiste à estimer l'ampleur

des différences entre les squelettes. Un archéologue peut croire que les squelettes appartiennent à différentes espèces, tandis qu'un autre peut être en désaccord, et il n'y a pas de critère absolu pour déterminer qui est correct [32].

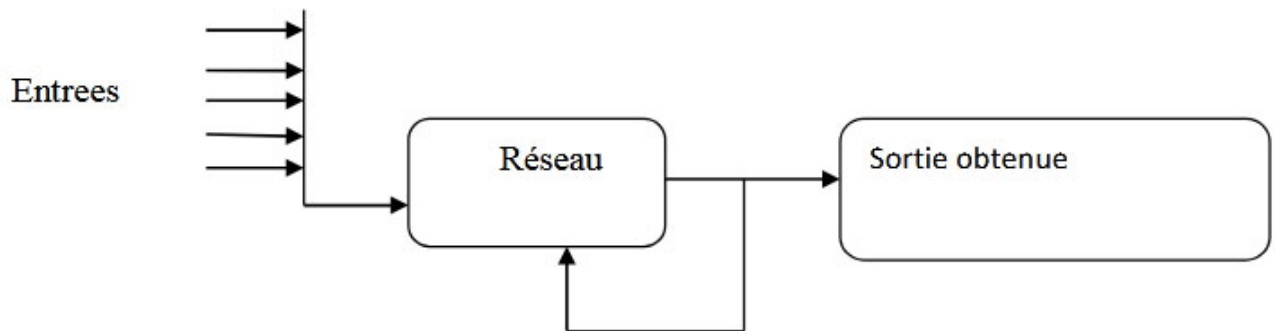


Figure II.15 : Réseau à apprentissage non supervisé [33].

### II.13.3 Renforcement de l'apprentissage

Renforcement L'apprentissage est un type d'apprentissage qui peut être considéré comme une forme intermédiaire des deux types d'apprentissage ci-dessus. Ici, la machine d'apprentissage fait une certaine action sur l'environnement et obtient une réponse de rétroaction de l'environnement.

Le système d'apprentissage classe son action bien (gratifiant) ou mal (punissable) en fonction de la réponse environnementale et ajuste en conséquence ses paramètres. Généralement, l'ajustement des paramètres se poursuit jusqu'à ce qu'un état d'équilibre se produise, après quoi il n'y aura plus de changements dans ses paramètres. L'apprentissage neuronal auto-organisé peut être classé sous ce type d'apprentissage[34].

**II.14 Conclusion**

Dans cette partie, nous avons essayé de présenter les réseaux neurones artificiels afin de mieux comprendre pourquoi ils ont pu susciter un engouement si fort.

et de confirmer qu'un réseau de neurones n'est rien d'autre qu'un approximateur de model basé sur l'interconnexion de plusieurs entités élémentaires appelées neurones, le modèle multicouche est le plus utilisé parmi les différents modèles des réseaux neurones.

L'apprentissage implique des modifications physiques des connexions entre neurones est calcul les poids.

Les réseaux de neurones multicouches à rétro propagation du gradient, par leurs capacités remarquables d'apprentissage et de reconnaissance des formes constituent de manière incontestable l'outil privilégié.

# Chapitre III

### **III.1 Introduction**

L'objectif de ce Chapitre est de présenter les résultats de simulation obtenus à l'aide du logiciel MATLAB sur les bases de données, dans le présent travail et de les commentés. Nous illustrons l'intérêt de la technique développée pour la prédiction du vent.

Les travaux de ce mémoire consistent à étudier les méthodes de la prédiction de la vitesse du vent, en utilisant les réseaux de neurones de types MLP et RBF en régression, ceci en se basant sur quatre critères de performances, à savoir : la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur moyenne de pourcentage absolue (MAPE) et l'erreur Biais moyenne Absolue(MABE).et Coefficient de détermination ( $R^2$ ).

### **III.2 Série temporelle**

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

L'objet des séries temporelles est l'étude des variables au cours du temps. Même s'ils n'ont pas été à l'origine de cette discipline, ce sont les économètres qui ont assuré les grandes avancées qu'a connues cette discipline Parmi ses principaux objectifs figurent la détermination de tendances au sein de ces séries ainsi que la stabilité des valeurs (et de leur variation) au cours du temps.

#### **III.2.1 Utilisation**

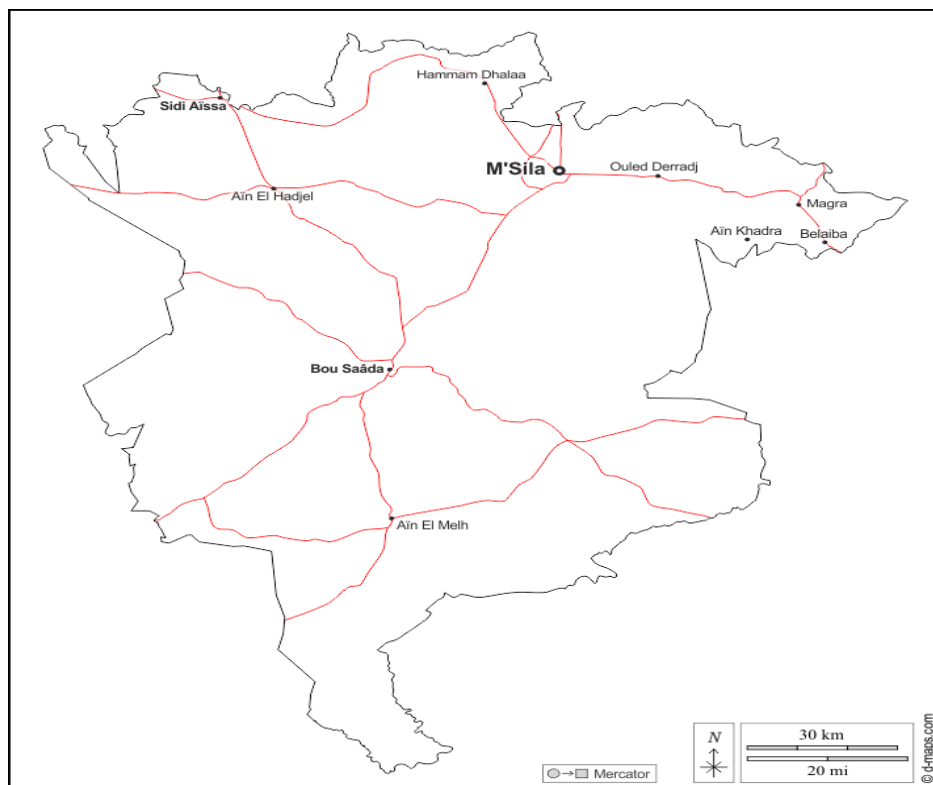
Les Série temporelle sont considérées à tort comme étant une branche exclusive de l'économétrie. Cette dernière est une discipline qui est relativement jeune alors que les Série temporelles ont été utilisées bien avant ,par exemple en astronomie (1906) et en météorologie (1968).

### **III.3 Présentations de la base de données**

Pour faire la prédiction de la vitesse du vent on a pris deux bases de données pour deux villes de notre pays Algérie, à partir du site web météorologique algérien.

### III.3.1 Présentation des deux villes M'Sila et Bou-Saada

La première ville est la ville de M'Sila, dans ses limites actuelles, occupe une position privilégiée dans la partie centrale de l'Algérie du Nord dans son ensemble, fait partie de la région des hauts plateaux du centre et s'étend sur une superficie de 18.175 km<sup>2</sup> pour une population estimée à 1 210 952 habitants, soit une densité moyenne de 66 hab/km<sup>2</sup>. coordonnées géographiques (latitude : 35.7019 longitude : 4.54697 35° 42' 7'' Nord, 4° 32' 49'' Est )



**Figure III.1 :** Une carte géographique montre la de ville de M'sila dans la Wilaya

Le deuxième ville est la ville de Bou-Saada est située à 69 km au sud-ouest du M'sila dans les Hauts Plateaux et à 241 km au sud-est d'Alger, au pied des monts des Ouled Naïl de l'Atlas saharien. Elle est distante de la capitale Alger de 250 km par les gorges de Lakhdaria et de 237 km par les monts de Tablat. les coordonnées géographiques (latitude : 35.2193, longitude : 4.18167 35° 13' 9'' Nord, 4° 10' 54'' Est).



**Figure III.2 :** Une carte géographique montre la de ville de Bou-Saada dans la Wilaya

### III.3.2 Répartitions des données

#### III.3.2.1 L'ensemble d'apprentissage

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

**III.3.2.2 L'ensemble de validation**

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

**III.3.2.3 L'ensemble de test**

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

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

**III.4 Application des réseaux de neurones type MLP et RBF pour la prédiction de la vitesse du vent**

Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, dont chacun a des avantages et des inconvénients. Dans notre cas nous avons choisi deux types de réseaux de neurones le premier est le réseau multicouche MLP, or le deuxième est le réseau de type RBF. Ce choix est fait pour la facilité et la rapidité de calcul et de construction et encore par le fait que notre problème présente un nombre limité de variables d'entrées.

**III.4.1 Critères d'évaluations**

Pour évaluer les performances de notre système proposé nous avons choisis les critères statiques suivants: la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur moyenne de pourcentage absolue (MAPE) et l'erreur moyenne (MABE) et Coefficient de détermination ( $R^2$ ).

### III.4.1.1 Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

Le RMSE multiplie chaque erreur par elle-même (le carré de l'erreur), donnant ainsi un poids plus grand aux grandes erreurs qu'aux petites erreurs [35].

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

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

### III.4.1.2 Erreur Moyenne De Pourcentage Absolue (MAPE)

Cette erreur est une quantité souvent utilisée pour mesurer l'écart des prédictions et des mesures. Sa formule est donnée par :

$$\text{MAPE} = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m |X_t - \hat{X}_t| = \text{mean}[|Y_t - \hat{Y}_t|] / m \quad (\text{III.2})$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N_f} \sum_{t=1}^{N_f} \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| * 100 \quad (\text{III.3})$$

Où  $y_t$  sont les réels et  $\hat{Y}_t$  les prévisions ou prédictions correspondantes.

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

### III.4.1.3 Erreur Biais Moyen Absolue

Il est défini comme étant l'écart algébrique moyen entre la simulation et la mesure, sa formule est:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t) \quad (\text{III.4})$$

Une valeur positive de *MABE* signifie que sur le long terme, le cumul des données de prédiction sous-estime le cumul des mesures réelles alors qu'une valeur négative signifie l'inverse. L'utilisation de ce genre d'outil n'est pas triviale. En effet, il faut savoir qu'une valeur nulle de *MABE*, ne signifie pas forcément que la prédiction est parfaite.

### III.4.1.4 Coefficient De Détermination (R<sup>2</sup>)

Est un indicateur qui permet de juger la qualité de régression linéaire, simple ou multiple. D'une valeur comprise entre 0 et 1, il mesure l'adéquation entre le modèle et les observées (réelles). Dans le cadre d'une régression linéaire simple, c'est le carré du

coefficient de corrélation. se définit comme la part de variance exprimée par rapporta la variance totale, autrement dit par [1-(somme des carrés des résidus /variance totale)]

$$R^2=1-\frac{\sum(Y_i-P_i)^2}{n} \quad (III.5)$$

### III.5 Résultats de simulation pour les deux villes

Dans les tableaux suivants et les figures suivantes nous allons présenter les résultats de la prédiction de la vitesse du vent en utilisant le logiciel MATLAB pour deux villes : M'sila et Bou-Saada, à l'aide des types de réseaux de neurones suivants: MLP et RBF.

#### III.5.1 La prédiction de la vitesse du vent pour site de M'sila

##### III.5.1.1 Prédiction par le Réseau de Neurone type MLP

Le tableau suivant en présente les critères statiques pour évaluer notre premier système de prédiction de la vitesse du vent basé sur MLP où on a varié le nombre de couches cachées.

| MLP            | Couche cachée | 2 couches cachées | 3 couches cachées |
|----------------|---------------|-------------------|-------------------|
| RMSE           | 0.6410        | 0.9142            | 1.0164            |
| MAPE           | 0.8920        | 19.0126           | 19.4962           |
| MABE           | 0.0367        | 0.7819            | 0.8018            |
| R <sup>2</sup> | 0.9992        | 0.9297            | 0.7982            |

**Tableau III.1 :** Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R<sup>2</sup> pour la ville de M'sila.

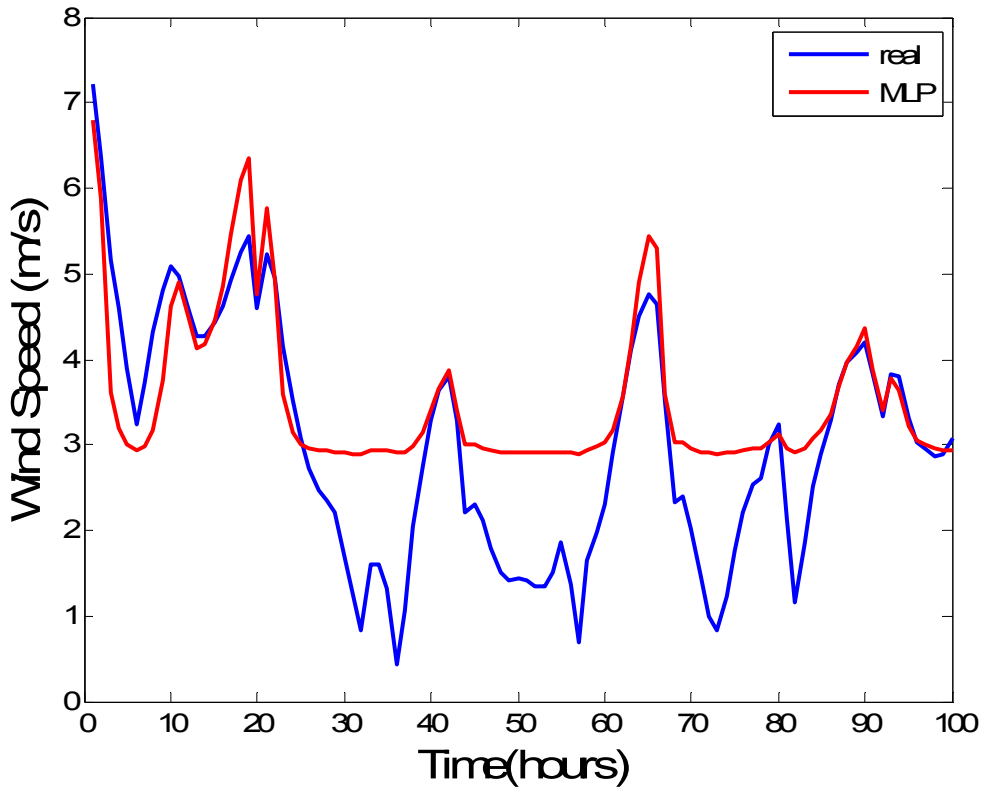


Figure III.3: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à trois couches cachées pour la ville de M'sila.

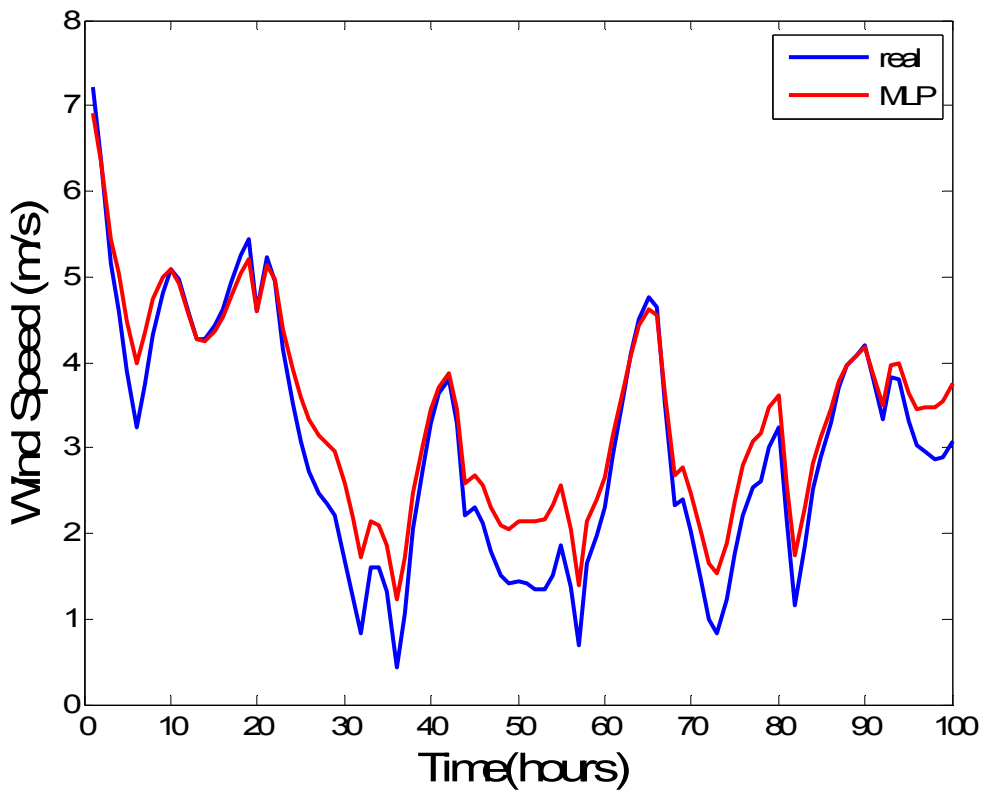
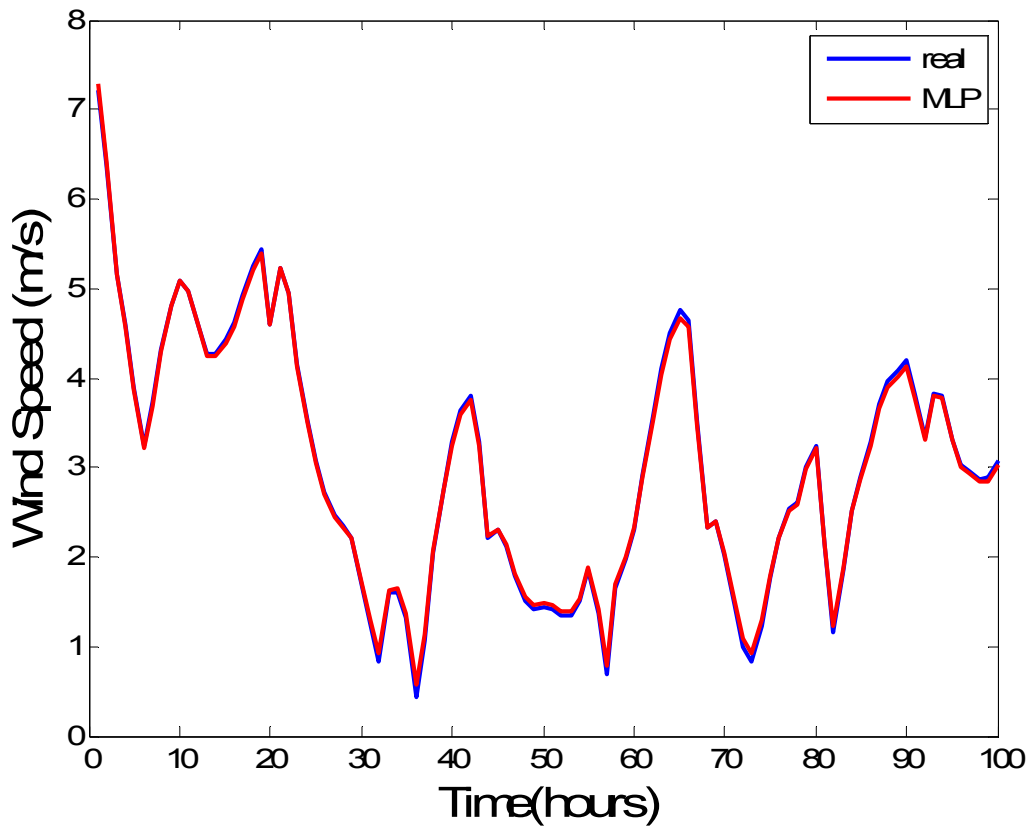


Figure III.4: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à deux couches cachées pour la ville de M'sila.



**Figure III.5:** Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à une seule couche cachée pour la ville de M'sila

D'après les résultats présentés dans le **Tableau III.1**, et les **figures III.3, III.4, III.5** on peut dire que la prédiction de la vitesse du vent basé sur l'utilisation d'un réseau neurones de type MLP donne une prédiction précise dans le cas où on utilise un réseau MLP avec une seule couche cachée.

### III.5.1.2 Prédiction par le Réseau de Neurone type RBF

Le tableau suivant en présente les critères statiques pour évaluer notre deuxième système de prédiction de la vitesse du vent basé sur RBF où on a varié le nombre des neurones.

| <b>RBF</b>           | 3 Neurones | 8 Neurones | 18 Neurones |
|----------------------|------------|------------|-------------|
| <b>RMSE</b>          | 2.0380     | 0.9372     | 0.3631      |
| <b>MAPE</b>          | 31.9032    | 15.1053    | 5.4363      |
| <b>MABE</b>          | 1.4465     | 0.6849     | 0.2465      |
| <b>R<sup>2</sup></b> | 0.3748     | 0.8699     | 0.9801      |

**Tableau III.2 :** Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R<sup>2</sup> pour la ville de M'sila

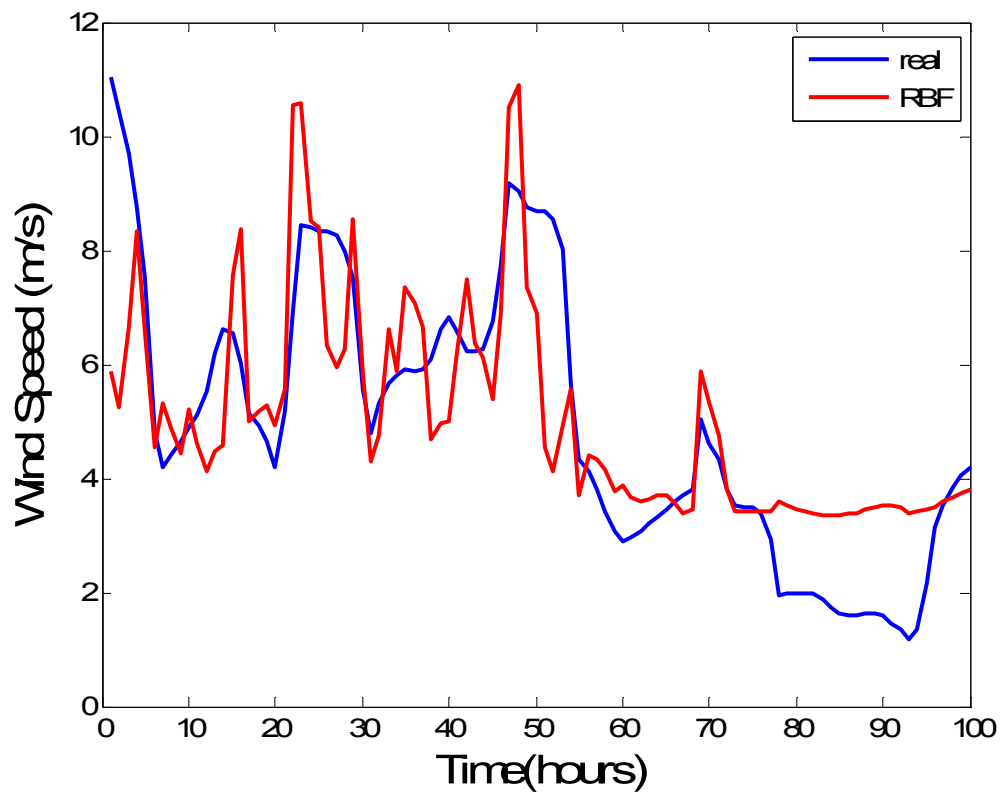


Figure III.6: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 3 neurones pour la ville de M'sila.

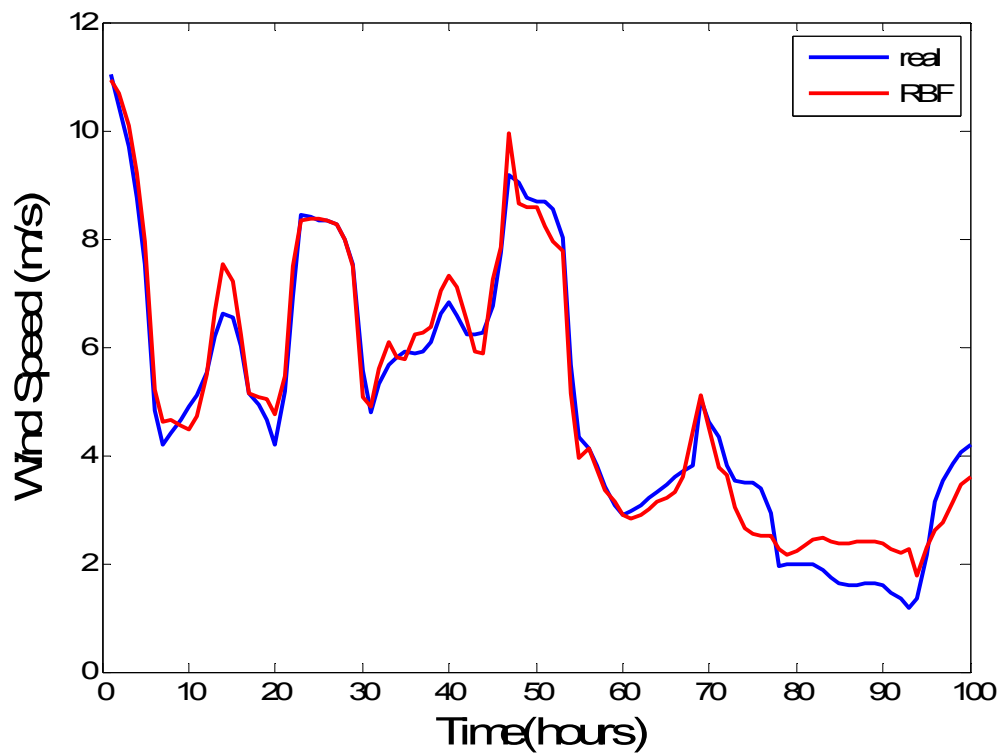
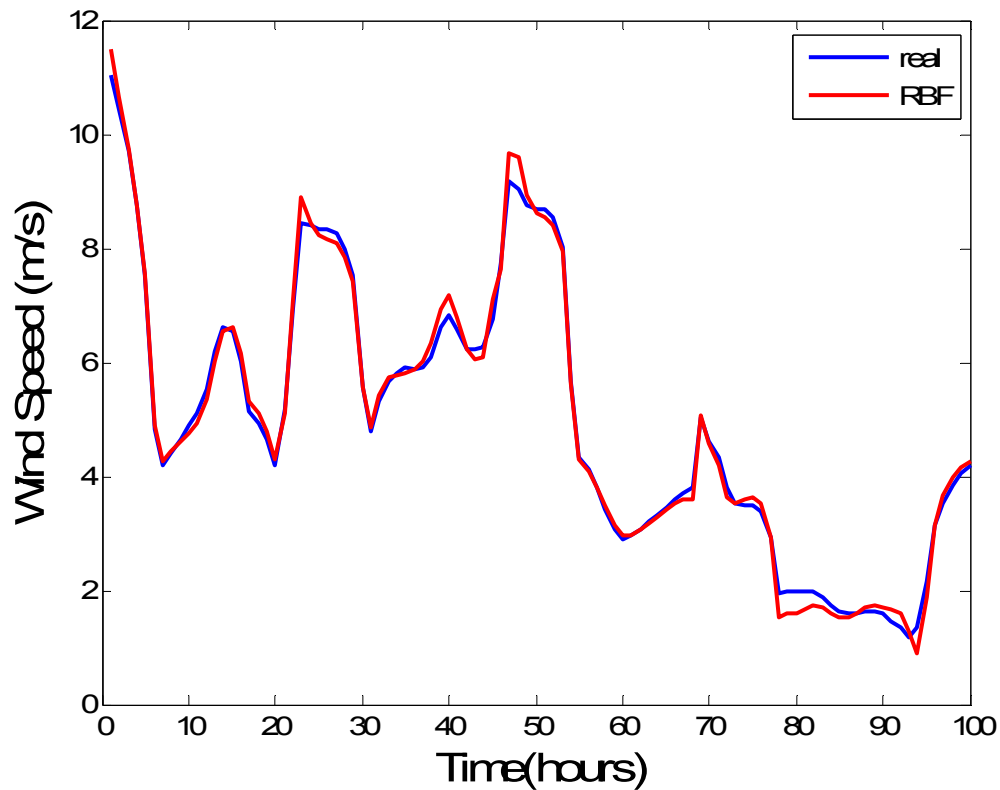


Figure III.7: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 8 neurones pour la ville de M'sila.



**Figure III.8:** Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 18 neurones pour la ville de M'sila.

D'après les résultats présentés dans le **Tableau III.2**, et les figures **III.6**, **III.7**, **III.8** on peut dire que la prédiction de la vitesse du vent basé sur l'utilisation d'un réseau neurones de type RBF donne une prédiction précise dans le cas où on augmente le nombre de neurones de la couche cachée de ce type de réseau de neurone.

On peut conclure dans ce cas pour la ville de Msila, d'après les résultats présentés dans les tableaux. **III.1**, **III.2** on peut dire que la prédiction de la vitesse du vent est précise dans le cas du réseau de neurones de type MLP avec une seule couche cachée.

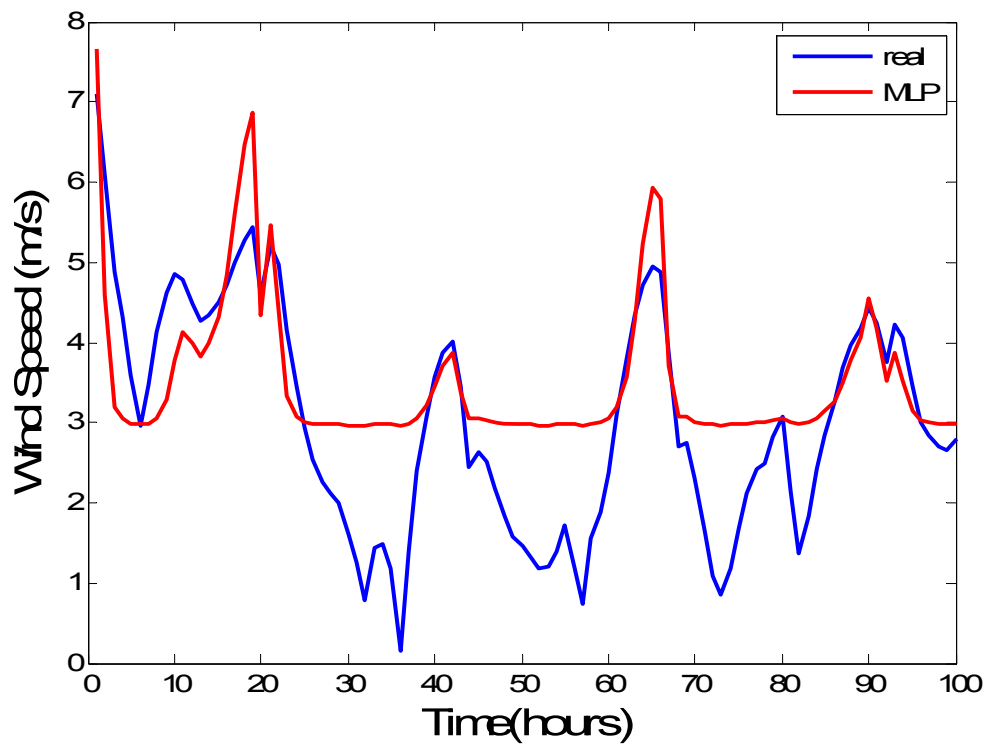
### III.5.2 La prédiction de la vitesse du vent pour site de Bou-Saada

#### III.5.2.1 Prédiction par le Réseau de Neurone type MLP

Le tableau suivant en présente les critères statiques pour évaluer notre premier système de prédiction de la vitesse du vent basé sur MLP où on a varié le nombre de couches cachées.

| MLP            | Couche cachée | 2 Couches cachées | 3 Couches cachées |
|----------------|---------------|-------------------|-------------------|
| RMSE           | 0.0614        | 0.9885            | 1.1814            |
| MAPE           | 0.8158        | 21.3363           | 23.3969           |
| MABE           | 0.0327        | 0.8557            | 0.9833            |
| R <sup>2</sup> | 0.9992        | 0.9270            | 0.7164            |

**Tableau III.3 :** Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R<sup>2</sup> pour la ville de Bou-Saada.



**Figure III.9:** Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à trois couches cachées pour la ville de Bou-Saada.

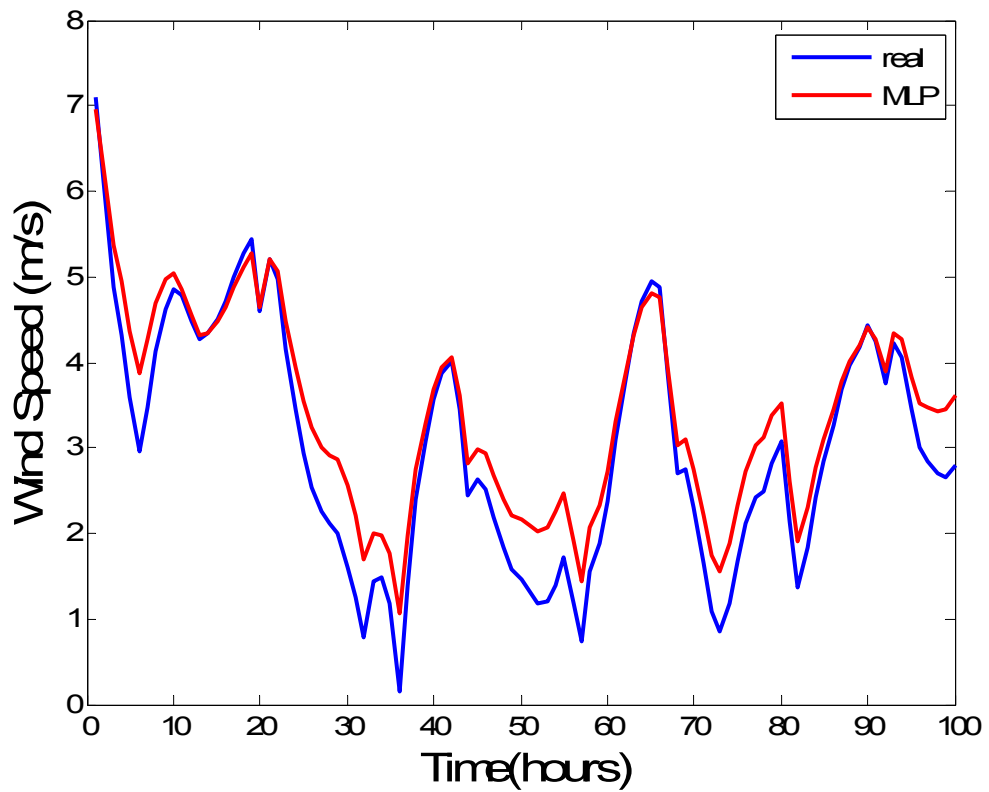


Figure III.10: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à deux couches cachées pour la ville de Bou-Saada .

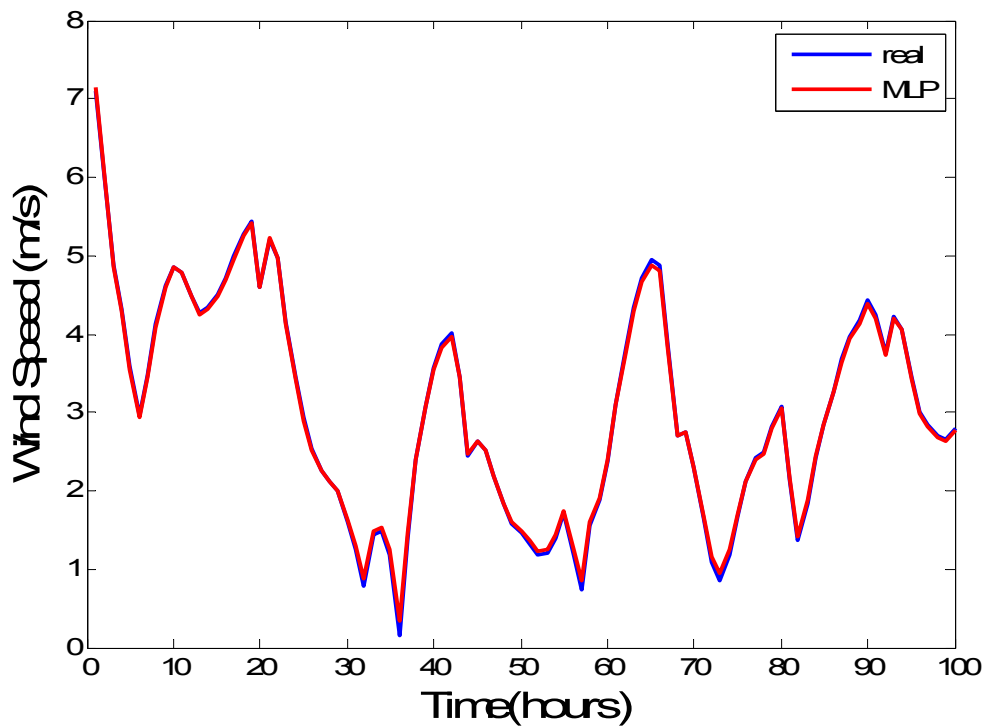


Figure III.11: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau MLP à une seule couche cachée pour la ville de Bou-Saada.

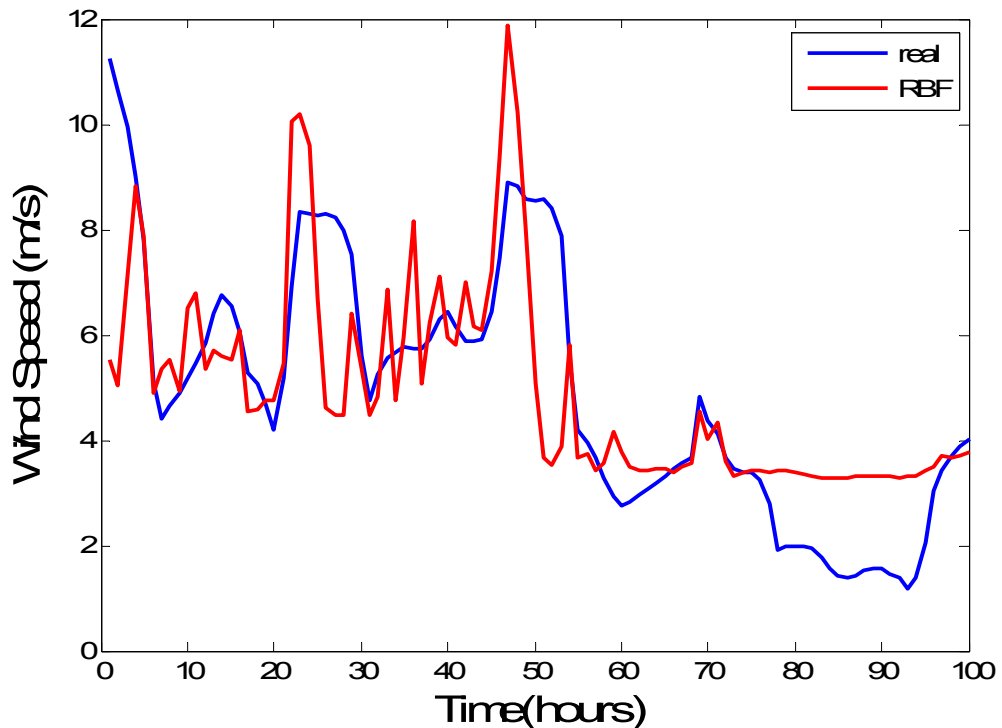
D'après les résultats présentés dans le **Tableau III.3**, et les **figures III.9, III.10, III.11** on peut dire que la prédiction de la vitesse du vent basé sur l'utilisation d'un réseau neurones de type MLP donne une prédiction précise dans le cas où on utilise un réseau MLP avec une seule couche cachée.

**III.5.2.2 Prédiction par le Réseau de Neurone type RBF**

Le tableau suivant en présente les critères statiques pour évaluer notre deuxième système de prédiction de la vitesse du vent basé sur RBF où on a varié le nombre des neurones.

| <b>RBF</b>  | 3 Neurones | 8 Neurones | 18 Neurones |
|-------------|------------|------------|-------------|
| <b>RMSE</b> | 2.0042     | 0.8049     | 0.2714      |
| <b>MAPE</b> | 32.0054    | 13.6191    | 4.4899      |
| <b>MABE</b> | 1.4155     | 0.6023     | 0.1986      |
| <b>R</b>    | 0.3772     | 0.8994     | 0.9891      |

**Tableau III.4 :** Résultats des valeurs de critères RMSE, MAPE, MABE et R<sup>2</sup> pour la ville de Bou-Saada.



**Figure III.12:** Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 3 neurones pour la ville de Bou-Saada.

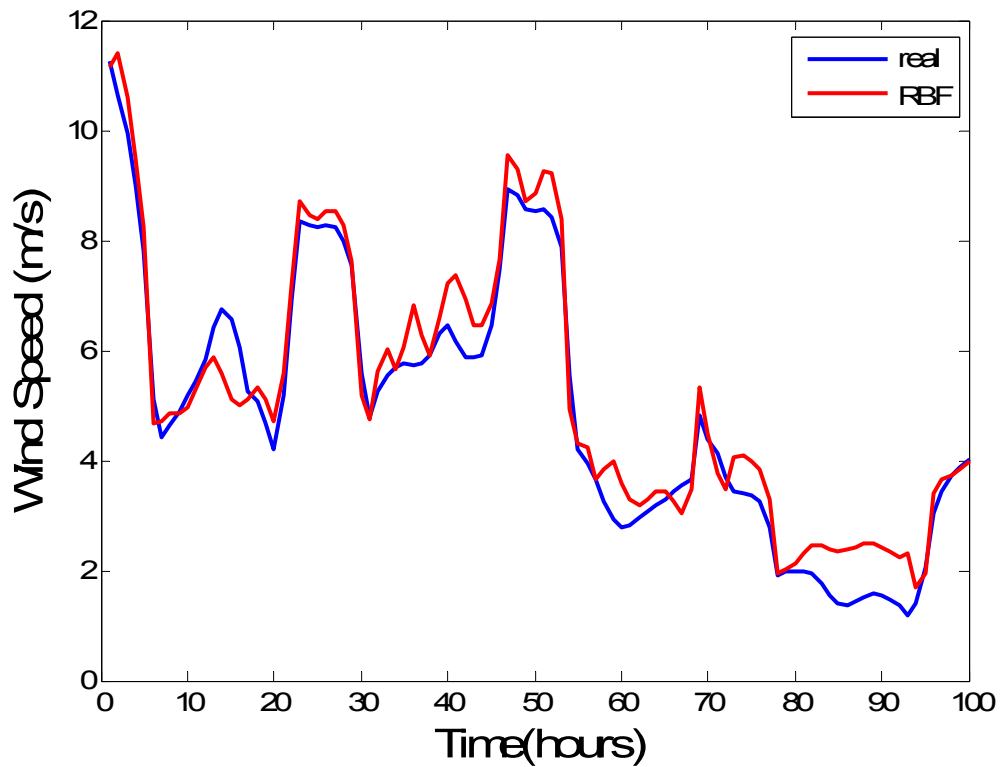


Figure III.13: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 8 neurones pour la ville de Bou-Saada.

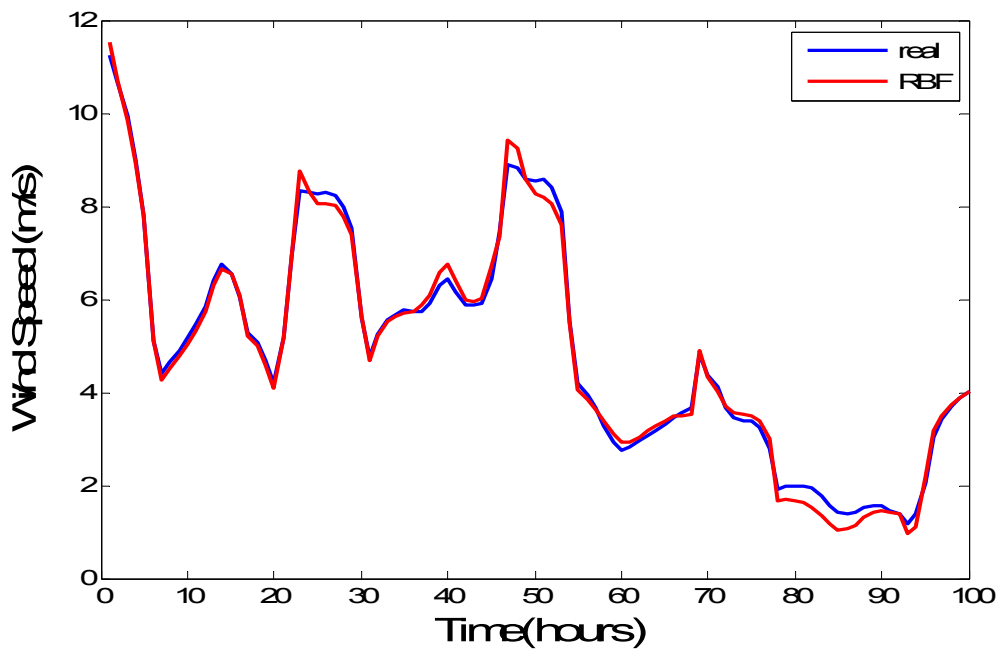


Figure III.14: Vitesse du vent réelle et prédite du réseau RBF à 18 neurones pour la ville de Bou-Saada.

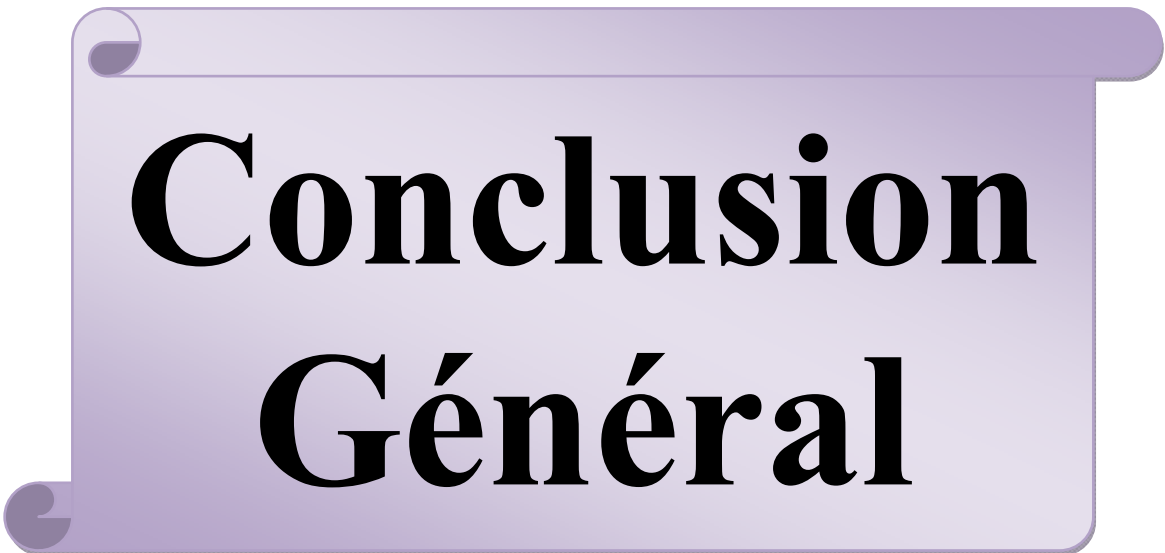
D'après les résultats présentés dans le **Tableau III.4**, et les figures **III.12**, **III.13**, **III.14** on peut dire que la prédiction de la vitesse du vent basé sur l'utilisation d'un réseau neurones de type RBF donne une prédiction précise dans le cas où on augmente le nombre de neurones de la couche cachée de ce type de réseau de neurone.

On peut conclure dans ce cas pour la ville de Bou-Saada, d'après les résultats présentés dans les **tableaux III.3**, **III.4** on peut dire que la prédiction de la vitesse du vent est précise dans le cas du réseau de neurones de type MLP avec une seule couche cachée.

**III.6 Conclusion**

Ce dernier chapitre a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre de la techniques d'apprentissage automatique basé sur les RNA de type MLP, et RBF de sont appliquées pour la prédiction de la vitesse du vent.

Cette simulation nous a permis la validation et l'évaluation des performances de chacune de ces méthodes présentées. Une étude comparative dans le but d'un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application a été effectuée pour améliorer les performances de la prédiction de la vitesse du vent, nous avons calculé les critères de performances RMSE, MAPE, MABE, MSE et  $R^2$  pour chaque technique et aussi on a présenté les courbes réels et prédite pour chaque ville étudiée M'sila et Bou-Saada.



# **Conclusion Général**

## Conclusion Générale

L'objectif principal de ce travail est la proposition d'un système de prédiction qui permet de prédire la vitesse du, bien que plusieurs travaux dans ce domaine ont été présentés dans différentes régions dans le monde.

Nous avons montré lors de cette étude, les performances de la méthode de prédiction par les réseaux de neurones en utilisant les réseaux PMC et RBF pour prédire la vitesse du vent.

Les résultats obtenus par l'ensemble des modèles sont satisfaisants ; les taux d'apprentissage fournis par le PMC sont les plus meilleurs mais ses performances dépendent de l'initialisation des poids. Les taux de test du réseau PMC sont les plus meilleurs mais que ceux des autres réseau neuronal RBF, d'où le réseau PMC a bien généralisé les nouvelles données. La phase d'apprentissage du réseau PMC est plus rapide que celle des réseaux neuronaux à fonction de base radiale et il converge au un nombre réduit d'itérations par rapport RBF.

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

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. M. A. Gbambié, “Analyse Statistique de Données de Vent Côtier au Nord du Golfe de Guinée,” *Rapp. Master, CIPMA/FAST/UAC*, pp. 1–43, 2012.
- [2] S. M. El Moustapha, M. L. Ndiaye, P. A. Ndiaye, A. K. O. Mahmoud, and I. Youm, “Influence des paramètres météorologiques sur la production d’un aérogénérateur: Application sur le littoral Sahélien,” *Rev. des Energies Renouvelables*, vol. 17, no. 1, pp. 43–54, 2014.
- [3] A.M. Houekpohéha, B. Kounouhéwa, B.N. Tokpohozin et N. Awanou, ‘Estimation de la Puissance Energétique Eolienne à Partir de la Distribution de Weibull sur la Côte Béninoise à Cotonou dans le Golfe de Guinée’, *Revue des Energies Renouvelables*, Vol. 17, N°3, pp. 489 – 495, 2014.
- [4] R. Noroozian, M. Abedi, G. B. Gharehpetian, and S. H. Hosseini, “Modelling and Simulation of Microturbine Generation System for on-grid and off-grid Operation Modes,” in *International Conference on Renewable Energies and Power Quality*, 2009, pp. 1–7.
- [5] I. N. À. L. Éolienne, “A. i ’.”
- [6] <https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89olienne> ;2021
- [7] N. M. Kasbadji, “Evaluation du gisement énergétique éolien contribution à la détermination du profil vertical de la vitesse du vent en Algérie,” *Dr. Univ. Abou Bekr Belkaid, Tlemcen*, 2006.
- [8] E. F. Wind, “Wind Energy -- Energy from Moving Air,” *Int. J. Mar. Energy*, 2001.
- [9] J.-L. Dufays, “Anne Raymonde de Beaudrap. Commentaire, histoire de la discipline, lecture des textes bibliques: enjeux pour la didactique de la littérature. Dossier d’Habilitation à diriger des recherches présenté sous la direction de Pierre Masson, à l’Université de Na,” *La Lett. l’AIRDF*, vol. 33, no. 2, p. 39, 2003.
- [10] M. A. Houekpoheha, B. Kounouhewa, B. N. Tokpohozin, and N. Awanou, “Estimation de la puissance énergétique éolienne à partir de la distribution de Weibull sur la côte béninoise à Cotonou dans le Golfe de Guinée,” *Home*, vol. 17, no. 3, pp. 489–495, 2014.
- [11] <https://www.totalenergies.fr/particuliers/parlons-energie/dossiers-energie/energie-renouvelable/les-avantages-et-inconvenients-de-l-energie-eolienne?;2021>.
- [12] <https://www.mtaterre.fr/dossiers/comment-ca-marche-lenergie-eolienne/le-fonctionnement-de-lenergie-eolienne?fbclid=IwAR03kaz-UHG3->

- [13] C. A. La and M. Et, “Résumé Abstract,” pp. 2010–2012, 1955.
- [14] H. B. Dine and L. Billal, “Remerciements.”
- [15] N. Zidane, “Étude et dimensionnement des systèmes de production d’énergies renouvelables.” 2018.
- [16] M. LAHBIB, M. BILLAH, and M. BOUSSAID, “Etude de performance d’une éolienne dans un milieu saharien en particulier station éolienne de Kabertene.” Université Ahmed Draia-ADRAR, 2016.
- [17] A. Grenier, “Ville et énergie. Spécificité et complexité de la question en France,” in *Les annales de la recherche urbaine*, 2007, vol. 103, no. 1, pp. 128–136.
- [18] J.-M. Tremblay, “Pierre Bourdieu, sociologue néo-marxiste (1930-2002),” 2005.
- [19] B. Multon *et al.*, “Etat de l’art des aérogénérateurs.” Ed. NOVELECT-ECRIN, ISBN 2-912154-8-1, 2002.
- [20] Frédéric POITIERS, « Etude et commande de génératrices asynchrone à double alimentation reliée au réseau » thèse de doctorat de l’université de Nantes, 2003.
- [21] S. KADRI, M. HABBAB, and C. BENOUDJAFER, “Analyse de l’écoulement du flux de puissance dans un système éolien en présence d’un creux de tension.”
- [22] A. D. Dongare, R. R. Kharde, and A. D. Kachare, “Introduction to Artificial Neural Network ( ANN ) Methods,” *Int. J. Eng. Innov. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 189–194, 2012.
- [23] M. Parizeau, “Réseaux de neurones GIF-21140 et GIF-64326,” *Univ. laval*, 2004.
- [24] C. Touzet, “HAL Id : hal-01338010 INTRODUCTION AU Claude TOUZET Juillet 1992,” *Les Reseaux Neurones Artif. Introd. Au Connexionnisme*, 2016.
- [25] P. K. Simpson, “Fuzzy min-max neural networks-part 2: Clustering,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 1, no. 1, p. 32, 1993.
- [25] A. Oken, “An Introduction To and Applications of Neural Networks,” pp. 1–30, 2017.
- [27] <https://www.google.com/amp/s/www.xenonstack.com/blog/artificial-neural-network-applications/amp/?fbclid=IwAR26yb0J2l9hhp9IRiUoYNEkC2Q3z1wBb7IzZVBsrNSxtaTGX-J8Wzkd7OA> , 2021.
- [28] M. T. Hagen, H. B. Demuth, and M. Beale, “Neural Network Design PWS Publishing Co.” Boston, 1996.

- [29] J. Figueroa-Nazuno, "Simon Haykin. Neuronal Networks: A Comprehensive Foundation (en inglés)," *Comput. y Sist.*, vol. 4, no. 2, pp. 191–192, 2000.
- [30] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," *Math. Control. signals Syst.*, vol. 2, no. 4, pp. 303–314, 1989.
- [31] M. Van der Baan and C. Jutten, "Neural networks in geophysical applications," *Geophysics*, vol. 65, no. 4, pp. 1032–1047, 2000.
- [32] G. Petitjean, "Introduction aux réseaux de neurones," pp. 1–17, 2004.
- [33] O. El-bouaghi, "Intégration d'un réseau de neurones dans un modèle mathématique pour modéliser le comportement fréquentiel de l'hystérésis magnétique," 2019.
- [34] D. Rios, "Neural networks: A requirement for intelligent systems," URL <http://www.Learn.com/#Intro>, accessed December 24th, 2010.
- [35] D. Guérette, "Asservissement d'une éolienne à vitesse variable et à pas fixe dans le cadre d'un système de jumelage éolien diesel à haute pénétration". Thèse maîtrise en ingénierie présentée à Université Québec à Rimouski, pp 12 Novembre 2010.

## Résumé

Dans la nature il existe plusieurs sources d'énergie renouvelables disponibles, parmi lesquelles l'énergie éolienne, cette énergie est liée aux variations de la vitesse du vent qui change continuellement avec le temps. Cela rend la quantité d'énergie éolienne produite incertaine. Par conséquent, une prévision de la vitesse du vent aidera à l'estimation préalable à la disponibilité de la production d'énergie éolienne pour le réseau électrique.

Dans la littérature plusieurs modèles et méthodes de prédiction de la vitesse du vent ont été présentés parmi ces stratégies on peut cité le filtre de Kalman, les méthodes physique.....etc.

Dans ce contexte l'objectif de ce travail vise à présenter une étude comparative entre trois modèles de prévision de la vitesse du vent utilisant des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Comme critères de comparaison entre ces modèles nous choisissons l'Erreur quadratique moyenne (RMSE), Erreur biais moyenne absolue(MABE), Erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination ( $R^2$ ).

**Mots clés :** Intelligence Artificielle, Réseaux de Neurones Artificiels, Série Temporelles, Prédiction, Vitesse du Vent

## Abstract:

In nature there are several renewable energy sources available, including wind energy, this energy is related to the variation in wind speed that continuously changes over time. This makes the amount of wind energy produced uncertain. Therefore, a forecast of wind speed will assist in the estimation prior to the availability of wind power generation for the power grid.

In the literature several models and methods of wind speed prediction have been presented among these strategies one can cite the Kalman filter, the physical methods.....etc.

In this context the objective of this work is to present a comparative study between three models of wind velocity prediction using artificial neural networks (ANN).

As criteria for comparison between these models we choose the Mean Square Error (RMSE), Absolute Mean Bias Error (MABE), Absolute Mean Error in Percentage (MAPE) and the coefficient of determination ( $R^2$ ).

**Keywords:** Artificial Intelligence, Artificial Neural Networks, Time Series, Prediction, Wind Speed

## ملخص :

وفي الطبيعة توجد عدة مصادر للطاقة المتجددة، بما في ذلك طاقة الرياح، وترتبط هذه الطاقة بالتباين في سرعة الرياح التي تتغير باستمرار بمرور الوقت. وهذا يجعل كمية طاقة الرياح المنتجة غير مؤكدة ولذلك، فإن التنبؤ بسرعة الرياح سيساعد في التقدير قبل توافر توليد طاقة الرياح لشبكة الطاقة.

وقد عرضت في الكتابات عدة نماذج وطرق للتنبؤ بسرعة الرياح من بين هذه الاستراتيجيات يمكن للمرء أن يستشهد بمرشح كالمان، والطرق الفيزيائية... وما إلى ذلك. وفي هذا السياق فإن الهدف من هذا العمل هو تقديم دراسة مقارنة بين ثلاثة نماذج للتنبؤ بسرعة الرياح باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA).

وكمعايير للمقارنة بين هذه النماذج نختار متوسط الخطأ المربع، ومتوسط الخطأ

المطلق، ومتوسط ا

لخطأ في المائة المطلق، ومعامل التحديد.

**الكلمات المفتاحية:** الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية الاصطناعية، السلسلة الزمنية، التنبؤ، سرعة الرياح.