

FACULTE DE TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE  
N° : .....



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE  
FILIERE : ELECTRONIQUE  
OPTION : INSTRUMENTATION

Mémoire présenté pour l'obtention  
Du diplôme de Master Académique

Par :

Belhocine Houda  
Gamra Fatima Zohra

Intitulé

**Application de la Méthode de l'Analyse  
Discriminante Linéaire et l'Apprentissage  
Profond pour Prédiction de la Vitesse du Vent**

Soutenu devant le jury composé de :

Dr : Djerioui Mohamed	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Président
Mr : Mezaache Hatem	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Rapporteur
Dr : Zemouri Nahed	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Co-Rapporteur
Dr : Hadjab Moufdi	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Examineur

Année universitaire : 2022 / 2023

## **Résumé :**

Aujourd'hui, l'énergie éolienne est considérée comme l'une des Sources d'Energie Renouvelables essentiels dans le monde, cette énergie dépend de l'existence du vent, qui est un phénomène météorologique intermittent par nature. La vitesse du vent est l'un des facteurs les plus efficaces dans la production d'énergie électrique par les éoliennes, dont la prédiction précise peut être vue comme un module essentielle pour augmenter la performance des centrales éoliennes.

Pour cette raison, plusieurs stratégies ont été proposées dans la littérature, pour avoir une bonne exploitation de cette énergie.

Dans ce contexte l'objectif de ce travail vise à inventer un modèle pour la prévision de la vitesse du vent qui sera basé sur l'apprentissage profond.

Pour évaluer les performances du modèle de prédiction proposé nous choisissons les métriques suivantes : Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE), Erreur absolue moyenne (MAE), le Coefficient compétence de prédiction (FS) et le Coefficient de détermination ( $R^2$ ).

**Mots clés :** Energie éolienne, séries temporelles, apprentissage profond, réseaux de neurones artificiels.

## **Abstract**

Today, wind energy is considered as one of the essential Renewable Energy Sources in the world, Renewable Energy Sources in the world, this energy depends on the existence of wind, which is an intermittent meteorological phenomenon by nature. The Wind speed is one of the most The wind speed is one of the most effective factors in the production of electrical energy by wind turbines, whose accurate prediction can be seen as an essential module to increase the performance of wind power plants.

For this reason, several strategies have been proposed in the literature to have a good exploitation of this energy.

In this context, the objective of this work is to invent a model for wind speed prediction based on deep learning.

To evaluate the performance of the proposed prediction model we choose the following metrics: Normalized Mean Square Error (NMSE), Mean(MAE), the Coefficient of prediction skill (FS) and the Coefficient of determination ( $R^2$ ).

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

## ملخص :

تعتبر طاقة الرياح اليوم من مصادر الطاقة المتجددة الأساسية في العالم ، مصادر الطاقة المتجددة في العالم ، وتعتمد هذه الطاقة على وجود الرياح ، وهي ظاهرة أرصاد جوية منقطعة بطبيعتها.

سرعة الرياح هي واحدة من أكثر سرعة الرياح هي واحدة من أكثر العوامل فعالية في إنتاج الطاقة الكهربائية بواسطة توربينات الرياح ، والتي يمكن اعتبار تنبؤاتها الدقيقة بمثابة وحدة أساسية لزيادة أداء محطات طاقة الرياح.

لهذا السبب ، تم اقتراح العديد من الاستراتيجيات في الأدبيات لاستغلال هذه الطاقة بشكل جيد.

في هذا السياق ، الهدف من هذا العمل هو ابتكار نموذج للتنبؤ بسرعة الرياح يعتمد على التعلم العميق لتقييم أداء نموذج التنبؤ المقترح ، نختار المقاييس التالية: متوسط الخطأ المربع المعياري (NMSE) ، والمتوسط (MAE) ، ومعامل مهارة التنبؤ (FS) ، ومعامل التحديد (R).

**الكلمات المفتاحية:** طاقة الرياح ، السلاسل الزمنية ، التعلم العميق ، الشبكات العصبية الاصطناعية .

# *Remerciement*

*En premier lieu, nous remercions ALLAH pour nous avoir donné la volonté et la détermination d'arriver ici et de compléter ce mémoire.*

*Ensuite, nous adressons nos remerciements et notre gratitude aux professeurs compétents, M. Mezaache Hatem et Mme Zamouri Nahed, pour leur supervision et la mise en œuvre de ce travail et pour leur présence constante*

*Nous remercions également M. Tabakh Mostapha, Chef du Département Electronique, pour son soutien et sa veille pour répondre à nos besoins*

*Enfin, nous remercions tous ceux qui ont contribué à ce travail de près ou de loin.*

# *Dédicaces*

*Je dédie cette mémoire :*

*A mon très cher père Mohamed*

*Tu as toujours été pour moi un exemple du père respectueux, honnête, de la  
personne méticuleuse,*

*A ma chère mère kharkhache Nadjet*

*Qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices  
consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans  
ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes  
sentiments et de mon éternelle gratitude.*

*A mes sœurs*

*Wafa, Ikram, Fatima, Israa, Ichrak,*

*A mon neveu Mohammed,*

*A mon cher grand-père*

*Que je souhaite une bonne santé,*

*A mes grands-mères*

*Que dieu prolonge leur vie,*

*A mes meilleurs amis*

*Aroua, Aya, Manar, Oumayma, Douaa, Sara, Razika,*

*Et Un grand merci à ma chère amie, mon binôme dans ce mémoire de  
recherche, Fati et je souhaite que l'amitié que nous a réunie persiste pour toujours  
et que nous arrivons à réaliser nos rêves...*

*A Tout ceux qui m'aiment et que j'aime.*

*Houda Belhocine*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce travail d'abord à ceux qui ne sont pas décrits par des mots et dont le droit n'est rempli par rien, à mon premier soutien, à l'homme qui a lutté pour arriver ici, à ce grand homme, mon cher père "Mohamed Essedik", et à la bougie qui éclaire ma vie, ma reine, et tout ce que j'ai à ma mère "Kharkhache*

*Akila "*

*Puis à mes cher frères "Nadir, Hamza, Redhouane, Faris " et ma chère  
sœur Naci*

*A mon bras droit et ma meilleure amie*

*"Herizi Amira "*

*A mes compagnons et mes amis proches "aya,Oumaima,Sara,Manar,  
Aroua,Douaa, Razika, Israa"*

*A la fille avec qui j'ai partagé tous mes détails et toutes mes étapes de vie  
A ma cousine, ma seconde sœur et au même temps ma binôme "belhoucine houda"  
Enfin, à tous ceux qui ont contribué au succès de ce mémoire de près ou de  
loin.*

*Merci*

*Gamra Fatima*

## *Liste des figures*

<b>Chapitre1 : Généralités sur l'énergie éolienne.</b>	
<b>Figure I.1:</b> Répartition de la production d'énergie dans les monde	7
<b>Figure I.2:</b> Vieux éolienne	10
<b>Figure I.3:</b> Production mondiale d'énergie éolienne pendant 10ans	11
<b>Figure I.4:</b> La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde	12
<b>Figure I.5:</b> Eolienne de 100kw de Grand vent	13
<b>Figure I.6:</b> Carte des vitesses de vent à 10 m de hauteur	13
<b>Figure I.7:</b> Conversion de l'énergie cinétique du vent	14
<b>Figure I.8:</b> Principe de fonctionnement d'une éolienne	16
<b>Figure I .9:</b> L'éolienne Darrieus	17
<b>Figure I.10:</b> L'éolienne Savonius	18
<b>Figure I.11:</b> Eolienne à axe horizontal	18
<b>Figure I.12:</b> Eolienne offshore	19
<b>Figure I.13:</b> Les diamètres généraux du rotor	20
<b>Figure I .14 :</b> Les diamètres généraux du rotor	23
<b>Chapitre 2 : Techniques de réduction de la dimensionnalité et l'apprentissage profond.</b>	
<b>Figure II.1:</b> Analyse en composantes principales (ACP).	30
<b>Figure II.2:</b> Principe de fonctionnement de LDA.	33
<b>Figure II.3:</b> Apprentissage supervisée et non supervisée.	35
<b>Figure II.4:</b> Structure d'un réseau de neurone biologique et le cerveau humain.	38
<b>Figure II.5:</b> Les Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN).	41
<b>Figure II.6:</b> Exemple d'image RGB en couche de convolution.	43
<b>Figure II.7:</b> Exemple d'entrant 4 x 4 x 1 avec couche de marge à zéro de taille 1 auquel on applique un noyau 2 x2 x1	43
<b>Figure II.8:</b> Pooling avec un filtre 2x2etunpasde2.	45
<b>Figure II.9:</b> Représentation graphique de la fonctionnalité Relu.	45
<b>Figure II.10:</b> Architecture de RNN.	49
<b>Figure II.11:</b> Cellule LSTM.	50
<b>Figure II.12:</b> Paramètres de LSTM.	51
<b>Figure II.13:</b> Porte d'oublie.	53
<b>Figure II.14:</b> Mise à jour de la cellule.	53

<b>Figure II.15:</b> Mise à jour de l'ancien état de cellule.	54
<b>Figure II.16:</b> La sortie du réseau LSTM.	54

### **Chapitre 3 : Résultats de Simulation et Discussion.**

<b>Figure III. 1 :</b> Les courbes de la base de donnée pour ville de Connecticut.	60
<b>Figure III. 2 :</b> Les courbes de la base de donnée pour ville de Colorado .	60
<b>Figure III.3 :</b> Vitesse du vent réel et prédites avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Colorado.	65
<b>Figure III.4 :</b> Vitesse du vent réel et prédites avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Connecticut.	66
<b>Figure III.5 :</b> Vitesse du vent réel et prédites en utilisant LDA avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Colorado	69
<b>Figure III.6 :</b> Vitesse du vent réel et prédites prédites en utilisant LDA avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Connecticut	70

### **Liste des tableaux**

<b>Tableau III.1 :</b> Caractéristiques géographique des sites Colorado et Connecticut.	59
<b>Tableau III.2 :</b> critères des performances pour site colorado avec les réseaux profonds CNN et LSTM .	64
<b>Tableau III.3 :</b> : critères des performances pour site connecticut avec les réseaux profond CNN et LSTM.	64
<b>Tableau III.4 :</b> critères des performances en utilisant LDA pour site colorado avec les réseaux profond CNN et LSTM.	68
<b>Tableau III.5 :</b> critères des performances en utilisant LDA pour site connecticut avec les réseaux profond CNN et LSTM.	68

## Liste d'abréviation

**VAWT** : vertical axis wind turbine  
**HAWT** : horizontal axis turbine  
**ACP** : Principal Component Analysis  
**PC** : Composantes Principales  
**KPCA** : Kernel Principal Component Analysis  
**SVD**: Singular Value Decomposition  
**LDA**: Linear Discriminant Analysis  
**FMM**: Factorisation Matrix Machines  
**DL**: Deep Learning  
**ML** : Machine Learning  
**RNA** : Réseaux de Neurones Artificiels  
**GAN**: Generative Adversarial Networks  
**MLP**: Multi-Layer Perceptron  
**PMC** : Perceptron Multi Couche  
**CNN** : Convolutional Neural Network  
**CONV** : La couche de convolution  
**POOL** : La couche de pooling  
**ReLU**: Rectified Linear Units(La couche de correction)  
**FS** : Fully Connected (La couche entièrement connectée)  
**LOSS** : La couche de perte  
**RNN** : Recurrent Neural Network  
**TAL** : Traitement Automatique des Langues  
**NLP/ TNL** : Naturel Language Processing  
**LSTM**: Long Short-Term Memory  
**BPTT**: Back Propagation Through Time  
**RTRL**: Real-Time Recurrent Learning

# *Table des matières*

<b>Remerciements.....</b>	<b>I</b>
<b>Dédicaces.....</b>	<b>II</b>
<b>Liste des figures.....</b>	<b>III</b>
<b>Liste des tableaux.....</b>	<b>III</b>
<b>Liste Abréviation.....</b>	<b>V</b>
<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>

## **Chapitre I**

### **Généralités sur l'énergie éolienne**

<b>I.1-Introduction.....</b>	<b>5</b>
<b>I.2- Les différents formes d'énergies.....</b>	<b>5</b>
I.2.1- Énergie chimique.....	5
I.2.2- Énergie Électrique.....	5
I.2.3- L'énergie d'attraction.....	5
I.2.4- Énergie thermique.....	5
I.2.5- Énergie solaire.....	5
I.2.6- Énergie cinétique.....	6
I.2.7- Énergie nucléaire.....	6
I.2.8- Énergie potentielle (l'énergie d'état) .....	6
<b>I.3- Types d'énergies. ....</b>	<b>6</b>

I.3.1- Energie non renouvelable.....	6
I.3.2- Energie renouvelable. ....	6
<b>I.4- Qu'est-ce que cela signifie que l'énergie est renouvelable ou non renouvelable ?...</b>	<b>7</b>
<b>I.5- Types d'énergie renouvelable.....</b>	<b>8</b>
I.5.1- L'énergie solaire.....	8
I.5.2- L'énergie hydraulique.....	8
I.5.3- L'énergie marine.....	8
I.5.4- L'énergie biomasse.....	8
I.5.5- L'énergie géothermique.....	9
<b>I.6- Bref Historique sur l'énergie éolienne.....</b>	<b>9</b>
<b>I.7- Quelques Statistiques sur l'énergie éolienne. ....</b>	<b>10</b>
I.7.1- Production mondiale d'énergie éolienne. ....	10
I.7.2- Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2022.....	11
I.7.3- La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde.....	11
I.7.4- La production et l'historique d'énergie éolienne en Afrique et en Algérie.....	12
<b>I.8- Définition de l'énergie éolienne. ....</b>	<b>14</b>
I.8.1- Description d'une éolienne.....	14
I.8.2- Les Composants Principaux d'une Eolienne. ....	15
I.8.2.1- La fondation.....	15
I.8.2.2- Le rotor.....	15
I.8.2.3- Le Mât.....	15
I.8.2.4- La nacelle.....	15

---

I.8.2.5- La cabine de dispersion.....	16
I.8.3- Principe de fonctionnement d'une éolienne pour la transformation d'énergie....	16
<b>I.9- Les différents types d'éoliennes. ....</b>	<b>17</b>
I.9.1- Les éoliennes à axe vertical .....	17
I.9.1.1 L'éolienne Darrieus .....	17
I.9.1.2 L'éolienne Savonius .....	18
I.9.2- Les éoliennes à axe horizontal.....	18
I.9.3- Les éoliennes offshore.....	19
<b>I.10- Classification des turbines éoliennes.....</b>	<b>20</b>
I.10.1- Selon la taille.....	20
I.10.2- Selon la vitesse de rotation.....	21
I.10.3- Selon le principe de fonctionnement.....	21
<b>I.11- Taille des Aérogénérateurs .....</b>	<b>22</b>
<b>I.12- Avantages et Inconvénients d'énergie éolienne. ....</b>	<b>23</b>
I.12.1- Les avantages .....	23
I.12.2 -Les inconvénients.....	24
<b>I.13- Conclusion. ....</b>	<b>24</b>

## Chapitre II

### Techniques de réduction de la dimensionnalité et l'apprentissage profond

<b>II.1- Introduction.</b> .....	<b>28</b>
<b>II.2-Technique de la réduction de la dimensionnalité.</b> .....	<b>28</b>
II.2.1- Définition. ....	28
II.2.2 -Quelques Méthodes de réduction de dimension. ....	29
II.2.2.1- L'analyse en composantes principales (PCA). ....	29
II.2.2.1.1- Définition. ....	29
II.2.2.1.2- Principe. ....	29
II.2.2.2- Kernel de L'analyse en composantes principales(KPCA). ....	30
II.2.2.2.1- Définition. ....	30
II.2.2.2.2- Principe.....	30
II.2.2.3- La décomposition en valeurs singulières (SDV). ....	31
II.2.2.3.1- Définition. ....	31
II.2.2.3.2- Principe. ....	32
II.2.2.4- L'analyse discriminante linéaire LDA. ....	32
II.2.2.4.1- Définition. ....	32
II.2.2.4.2- Principe. ....	33
<b>II.3- Apprentissage Automatique.</b> .....	<b>34</b>
II.3.1- Définition. ....	34
II.3.2- Types d'apprentissage automatique. ....	34
II.3.2.1- Apprentissage supervisé. ....	34
II.3.2.2- Apprentissage non supervisé.....	34
II.3.2.3- Apprentissage semi supervisé. ....	35
II.3.2.4- Apprentissage par renforcement.....	35
II.3.2.5- Apprentissage profond. ....	36
<b>II.4-Bref historique sur les réseaux de neurones artificiels(RNA).</b> .....	<b>36</b>
II.4.1- Historique. ....	36
II.4.2- Définition.....	37
II.4.3-Les types des réseaux de neurones artificiels. ....	38

II.4.3.1- Perceptron Multi Couche PMC. ....	38
II.4.3.2- Externe learning machine (ELM). ....	38
II.4.3.3- Radial basis functions (RBF) .....	39
<b>II.5- Réseaux de neurones à convolution. ....</b>	<b>39</b>
II.5.1-Définition. ....	39
II.5.2-Historique. ....	39
II.5.3- Architecture de CNN. ....	40
II.5.3.1- Couche de convolution (CONV). ....	41
II.5.3.2- Couche de pooling (POOL). ....	44
II.5.3.3- Couches de correction (RELU). ....	45
II.5.3.4- Couche entièrement connectée(FC). ....	45
II.5.3.5- Couche de perte (LOSS). ....	46
II.5.4- Paramètres des CNN.....	46
II.5.5- Avantages de CNN.....	47
<b>II.6- Réseaux de neurones récurrent (RNN) .....</b>	<b>48</b>
II.6.1- Historique.....	48
II.6.2- Définition .....	48
II.6.3- Architecture de RNN.....	49
II.6.4-Mémoire courte à long terme(LSTM) .....	49
II.6.5- Paramètres des LSTM .....	51
II.6.6- Avantages de LSTM.....	55
<b>II.7- Conclusion. ....</b>	<b>56</b>

## Chapitre III

### Résultats de Simulation et Discussion

<b>III.1- Introduction. ....</b>	<b>58</b>
<b>III.2- Série temporelle. ....</b>	<b>58</b>
III.2.1- Définition. ....	58
III.2.2- Utilisation. ....	59
<b>III.3- Base de données. ....</b>	<b>59</b>
III.3.1- Présentation .....	59
III.3.2- Caractéristiques des sites .....	59

III.3.3- Répartitions des données .....	61
III.3.3.1- Ensemble d'apprentissage .....	61
III.3.3.2- Ensemble de test .....	61
<b>III.4- Critères d'évaluations. ....</b>	<b>61</b>
III.4.1- Racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) .....	62
III.4.2- Erreur Quadratique Moyenne (MAE) .....	62
III.4.3- Le coefficient de détermination (R2) .....	62
III.4.4- Le coefficient compétence de prédiction (FS) .....	63
<b>III.5- Résultats de Simulation .....</b>	<b>63</b>
III.5.1- Prédiction avec le Réseau de neurones a convolution (CNN) et le Réseau de neurones récurrent (LSTM) .....	63
III.5.1.1- La prédiction de la vitesse du vent pour site Colorado et Connecticut .....	63
III.5.2- Prédiction avec l'analyse discriminante linéaire (LDA) et les Réseau de neurones (CNN /LSTM).....	67
III.5.2.1-La prédiction de la vitesse du vent en utilisant LDA pour les deux sites (colorado et connecticut ) .....	67
<b>III.6- Analyse des résultats.....</b>	<b>70</b>
<b>III.7- Conclusion .....</b>	<b>72</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>74</b>

---

---

# **Introduction**

## **Générale**

---

### Introduction générale

La production d'énergie électrique représente un des défis les plus importants pour les années à venir, notamment face à l'évolution démographique et au développement croissant de certaines zones géographiques. Cette augmentation imminente de la consommation d'énergie laisse présager une forte diminution des ressources en énergie fossile, qui sont actuellement la principale source de production d'énergie dans le monde [1].

La consommation effrénée des ressources naturelles compromet leur disponibilité pour les générations futures, et il devient donc essentiel de trouver des solutions alternatives durables pour couvrir nos besoins énergétiques. Les énergies renouvelables, qui incluent le solaire, l'éolien, la géothermie, l'hydraulique, les marées, et la biomasse, Parmi les énergies les plus prometteuses est celle de l'éolienne qui représente une alternative intéressante notamment pour la production de l'énergie électrique [1].

L'évolution des éoliennes a connu un essor ces dernières années, que ce soit sur le plan de leur utilisation dans le monde ou sur le plan de leur conception où ils ont passé de la petite éolienne isolée aux grands parcs d'aérogénérateurs connectés sur le réseau électrique [1].

Depuis Plusieurs dizaines d'années, l'énergie éolienne connaît une croissance considérable dans le monde. Cependant, la production de cette énergie est dépendante de l'intensité et la vitesse du vent, fortement volatile, et est donc caractérisée par un haut degré d'incertitude [2].

C'est pour cela que la production de l'énergie éolienne est importante et qu'il est intéressant de pouvoir trouver des solutions afin de produire toujours d'énergie de manière plus propre et plus durable. Cette méconnaissance de la production future d'énergie à tendance à rendre la gestion du réseau électrique plus difficile [2].

L'objectif principale des systèmes de production d'énergie devrait être de répondre à la demande d'énergie en tout temps, tout en réduisant au minimum les impacts environnementaux associés. Cela nécessite le développement de sources d'énergie propre tout en garantissant la cohérence et la fiabilité de leur approvisionnement et de leur utilisation.

Dans ce mémoire, nous avons proposé un système qui nous permet de prédire la vitesse du vent, en utilisant la méthode de l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'apprentissage profond qui contient deux types de réseaux de neurones profond qui sont: long-short term memory(LSTM) et Convolutional Neural Network(CNN),

Ensuite, Ce mémoire est structuré de la manière suivante : une introduction générale, trois chapitres et en terminant par une conclusion générale.

Dans le premier chapitre nous présentons des généralités sur l'énergie renouvelable et nous avons abordé les aspects généraux de l'énergie éolienne. Qui contient aussi des statistiques récentes sur la production mondiale de cette forme d'énergie ainsi que l'Algérie.

Par la suite ce chapitre présente un état de l'art sur le fonctionnement d'une éolienne, les différents types d'éoliennes existantes, en mettant en évidence leurs structures, leurs avantages et leurs limitations.

Pour Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de différentes méthodes de réduction de la dimension et de leurs types qui sont : (PCA), (KPCA), (SVD) et (LDA).

Nous nous concentrons sur l'apprentissage automatique et ses différentes catégories (supervisé, non supervisé, semi-supervisé, par renforcement, profond). Nous fournissons également une brève description des réseaux de neurones artificiels (RNA) et présentons les réseaux de neurones profonds tels que les réseaux de neurones à convolution (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (RNN), y compris les réseaux à mémoire à long terme (LSTM).

Le fruit de notre travail est le troisième chapitre où on présentera les résultats de simulation par MATLAB pour deux systèmes de prédiction de la vitesse du vent où le premier est basé sur le réseaux profond CNN et le deuxième est basé sur le réseaux profond LSTM dont les données utilisées en simulation appartiennent deux sites Colorado et Connecticut qui se trouvent en USA et nous faisons une comparaison entre les deux systèmes de prédiction proposés, à partir des critères suivants (RMSE, MAE, FS, R)

Pour conclure, nous finalisons notre travail en réalisant une conclusion générale

---

---

# **Chapitre I**

## **Généralités sur l'énergie éolienne**

---

## I.1-Introduction :

Les énergies renouvelables dont principalement l'énergie éolienne, constituent un potentiel important pour réduire la dépendance à l'égard des combustibles fossiles dans les réseaux électriques. Au cours des deux dernières décennies, il y a eu un taux accéléré des installations d'éoliennes de grande taille, sous forme de grands parcs connectés aux systèmes électriques provinciaux ou nationaux [3].

Les coûts pour ces grandes éoliennes ont diminué jusqu'au point où ils commencent à être comparables aux technologies traditionnelles de génération d'électricité. Cependant, l'intermittence de l'énergie éolienne empêche les parcs éoliens de fonctionner d'une façon autonome dans les sites isolés qui sont paradoxalement très riches en cette ressource naturelle [3].

Ce chapitre porte sur les généralités de l'énergie éolienne où quelques statistiques récentes sur la production mondiale de ce type d'énergie dans les pays leaders, ainsi dans le cas de notre pays l'**Algérie**, ont été évoquées, ensuite un état de l'art sur les systèmes de conversion éolienne est présenté. Une citation donnée sur la structure et les composants de la turbine éolienne ainsi que les différents types d'éoliennes existantes en présentant leurs structures, leurs principes de fonctionnement, leurs qualités et leurs limitations [4].

## I.2- Les différentes formes d'énergies :

Il existe différentes formes d'énergie qui proviennent de sources diverses. En général, on identifie 7 formes d'énergie qui sont utilisées par les humains pour produire de l'énergie finale (c'est-à-dire consommable par les humains) par le biais de processus de transformation ou de conversion :

**I.2.1-Énergie chimique** : Cette énergie provient des atomes, des molécules et de leurs interactions.

**I.2.2- Énergie Électrique** : Générée par le mouvement des électrons.

**I.2.3-L'énergie d'attraction** : Les objets volumineux tels que la terre et le soleil créent la gravité et le pouvoir d'attraction.

**I.2.4- Énergie thermique** : Elle provient des molécules résultant de différentes réactions thermiques.

**I.2.5- Énergie solaire** : La lumière est appelée énergie radioactive et la terre tire une grande partie de son énergie de la lumière du soleil.

**I.2.6- Énergie cinétique :** Tout ce qui bouge a de l'énergie et cette énergie est appelée énergie de mouvement.

**I.2.7- Énergie nucléaire :** Les divisions massives de cette énergie peuvent être générées par la division successive des atomes.

**I.2.8-Énergie potentielle (l'énergie d'état) :** Il s'agit de l'énergie stockée dans un objet particulier [5].

### **I.3-Types d'énergies :**

L'énergie est classée en deux types en fonction de leur capacité à être renouvelées et à se perpétuer dans le temps.

#### **I.3.1- Energie non renouvelable :**

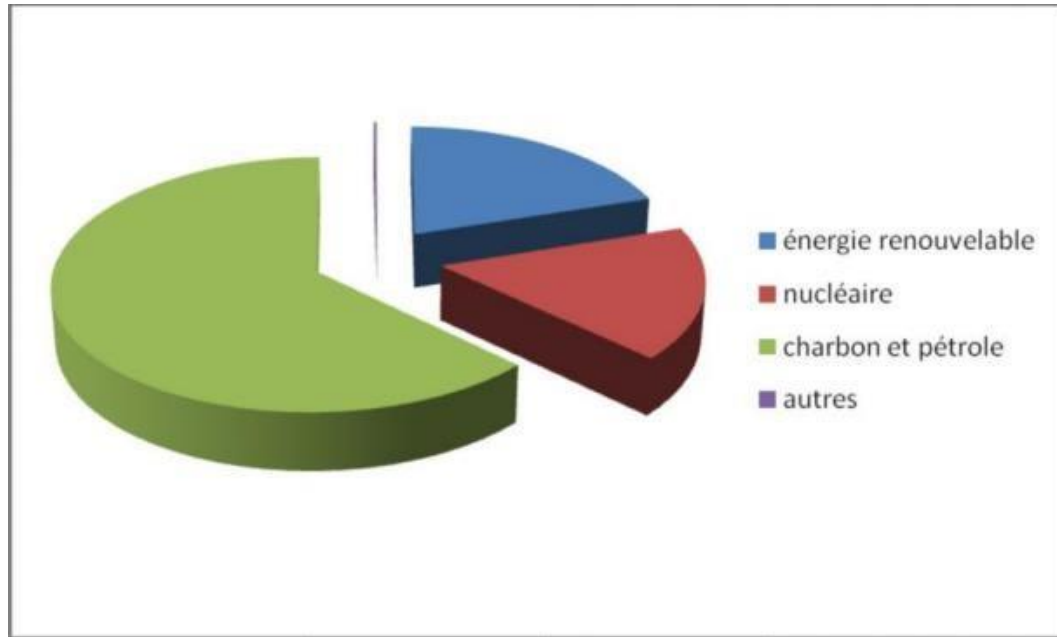
C'est l'énergie conventionnelle ou l'énergie qui est épuisée et comprend le charbon, le pétrole, le gaz naturel et les produits chimiques, c'est-à-dire une énergie qui ne peut pas être reconstruite ou compensée rapidement [6].

#### **I.3.2-Energie renouvelable :**

Le soleil, l'eau, le vent, le bois et les autres produits végétaux sont autant de ressources naturelles capables de générer de l'énergie grâce aux technologies développées par les hommes. Leur relatif faible impact sur l'environnement en fait des énergies d'avenir face au problème de la gestion des déchets du nucléaire et aux émissions de gaz à effet de serre. Les énergies renouvelables représentent par ailleurs une chance pour plus de 2 milliards de personnes isolées d'accéder enfin à l'électricité [7].

Ces atouts, alliés à des technologies de plus en plus performantes, favorisent le développement des énergies renouvelables mais de manière encore très inégale selon le type de ressources considérées. La consommation d'énergie ne cessant d'augmenter, il semble néanmoins peu probable que les énergies renouvelables remplacent les autres ressources énergétiques dans un avenir proche. Aussi est-il important que chacun de nous surveille au plus près sa propre consommation d'énergie [7].

Globalement, la part des énergies renouvelables dans la production d'électricité reste encore faible. Selon le dernier " Inventaire sur la production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde " 20% du courant produit sur la planète est d'origine renouvelable. L'essentiel étant toujours issu des combustibles fossiles, tels que le pétrole ou le charbon (62,7%) et par l'énergie nucléaire (17,1%) [7].



**Figure I.1** : Répartition de la production d'énergie dans le monde [7].

#### **I.4- Qu'est-ce que cela signifie que l'énergie est renouvelable ou non renouvelable ?**

Lorsque nous évoquons les formes d'énergie renouvelables ou non renouvelables, il est généralement question des sources d'énergie utilisées pour produire de l'électricité. Néanmoins, ces mêmes ressources peuvent également être utilisées pour produire de la chaleur. Ainsi, on peut classer ces formes d'énergie en :

On qualifie d'énergie renouvelable toute source d'énergie issue de ressources naturelles inépuisables. Parmi ces formes d'énergie, on peut citer l'énergie solaire, l'énergie éolienne et l'hydroélectricité, entre autres [8].

Les sources d'énergie non renouvelables sont celles qui sont puisées à partir de ressources limitées ayant une capacité de régénération limitée. Parmi ces sources d'énergie, on peut citer les énergies fossiles telles que le charbon, le pétrole et le gaz naturel, ainsi que les réacteurs nucléaires, entre autres [8].

Toutes les formes d'énergie sont interconnectées d'une manière ou d'une autre à l'énergie solaire, mais l'énergie nucléaire est considérée comme l'une des formes ultimes d'énergie. En effet, l'énergie solaire que nous recevons sur Terre résulte de multiples réactions de fusion nucléaire qui se produisent dans le noyau du Soleil [8].

## **I.5- Types d'énergie renouvelable :**

Il existe 5 familles d'énergies renouvelables :

### **I.5.1-L'énergie solaire :**

L'énergie solaire est l'une des ressources renouvelables les plus abondantes sur terre, le flux d'énergie solaire reçu annuellement sur la surface de la terre représente environ 15000 fois la consommation d'énergie ; La production d'électricité par générateur photovoltaïque est liée à l'intensité, la durée de l'ensoleillement et à l'orientation du panneau par rapport au soleil [9].

### **I.5.2- L'énergie hydraulique :**

L'eau, comme l'air est en perpétuelle circulation. Sa masse importante est un excellent vecteur d'énergie. Les barrages sur les rivières ont une capacité importante pour les pays riches en cours d'eau qui bénéficient ainsi d'une source d'énergie propre et « stockable ». Cette source représentait en 1998 environ 20% de la production mondiale de l'énergie électrique [19].

Certains pays (dont la France) sont déjà « saturés » en sites hydroélectriques exploitables et ne peuvent pratiquement plus progresser dans ce domaine. Les sites de petite puissance (inférieures à 10kW) sont des solutions très prisées dans les applications aux petits réseaux isolés. Une forte stabilité de la source ainsi que les dimensions réduites de ces sites de production sont un grand avantage. En Europe, en 1999, on comptait environ 10000 MW de puissance hydraulique installée. A l'horizon 2100, cette puissance devrait passer à plus de 13000 MW [10].

### **I.5.3-L'énergie marine :**

L'énergie des vagues est encore une fois une forme particulière de l'énergie solaire. Le soleil chauffe inégalement les différentes couches atmosphériques ce qui entraîne des vents eux-mêmes responsables par frottement des mouvements qui animent la surface de la mer, (courants, houle, vagues). Les vagues créées par le vent à la surface des mers et des océans transportent de l'énergie. Lorsqu'elles arrivent sur un obstacle elles cèdent une partie de cette énergie qui peut être transformée en courant électrique [12].

### **I.5.4-L'énergie biomasse :**

La biomasse est la source d'énergie la plus ancienne utilisée par l'humanité. Il s'agit de toute matière organique, végétale ou issue des êtres vivants. Le terme de biomasse recouvre un champ très large de Matières : bois, déchets des industries de transformation du bois, déchets agricoles (pailles, lisiers, etc.) et tous

autres sortes de déchets organiques. La biomasse est la 2ème énergie renouvelable dans le monde.

Elle permet de produire de l'électricité, de la chaleur via la combustion de déchets et de résidus de matières organiques végétales ou animales. Elle est très utilisée, notamment 10% de l'énergie primaire mondiale et souvent dans les circuits non commerciaux. Pour environ 2.6 milliards d'habitants, elle représente quasiment la seule source d'énergie [11].

#### **I.5.5- L'énergie géothermique :**

La géothermie consiste à capter la chaleur de la croûte terrestre pour produire du chauffage ou de l'électricité. Le sous-sol est naturellement chaud surtout à grande profondeur, plus on s'enfonce dans les entrailles de la terre, plus les températures augmentent, 3 à 4°C tous les 100 m, cette eau chaude est utilisée pour le chauffage des maisons et autres immeubles [9].

L'exploitation des eaux souterraines et le développement des pompes à chaleur pourraient faire de la géothermie une des grandes énergies durables de demain. Le principe de la pompe à chaleur est le suivant un capteur prélève la chaleur du sol à l'extérieur par exemple sous une pelouse, son origine se trouve d'ailleurs dans le rayonnement solaire, cette chaleur est transmise dans la maison via un plancher chauffant, dans tous les cas le transfert de la chaleur nécessite un fluide caloporteur [9].

#### **I.6.-Bref Historique sur l'énergie éolienne :**

L'utilisation de la force du vent pour suppléer l'énergie humaine ou animale n'est pas nouvelle. La première utilisation de l'énergie éolienne, et sans doute la plus simple, a été la propulsion des bateaux à voiles. Cette énergie aidait le bateau à avancer et remplaçait l'énergie des galériens. En moyen âge, les Perses furent les premiers à utiliser des éoliennes très simples à axe vertical pour irriguer leurs cultures et aider au meulage du grain. Ce type d'éoliennes va se répandre dans tout le monde arabe puis dans l'occident suite aux croisades [13].

Au 16ème siècle, elles ont été utilisées pour pomper de l'eau et couper le bois. En 1891, le danois Poul La Cour inventa le premier aérogénérateur qui a pour but de produire de l'électricité. Aux débuts du 20ème siècle, a été

marquée par la conception de la première éolienne à axe verticale, même si la puissance générée restait assez faible [13].

Il faut attendre jusqu'à 1957 pour que la puissance atteigne les 200kW par le constructeur Danois Gedser. Mais ce n'est qu'après le premier choc pétrolier en 1973, quand les pays exportateurs de pétrole ont diminué leurs exportations que de nombreux pays se sont lancés dans le marché éolien. Actuellement, les progrès technologiques, tant dans les domaines de l'électrotechnique, de l'électronique que dans celui des matériaux, font que l'on peut désormais disposer de machines aux performances étonnantes en terme de puissance produite, tout en limitant les impacts sur l'environnement [13].



**Figure I.2** : Vieux éolienne [13].

## **I.7-Quelques Statistiques sur l'énergie éolienne :**

### **I.7.1- Production mondiale d'énergie éolienne :**

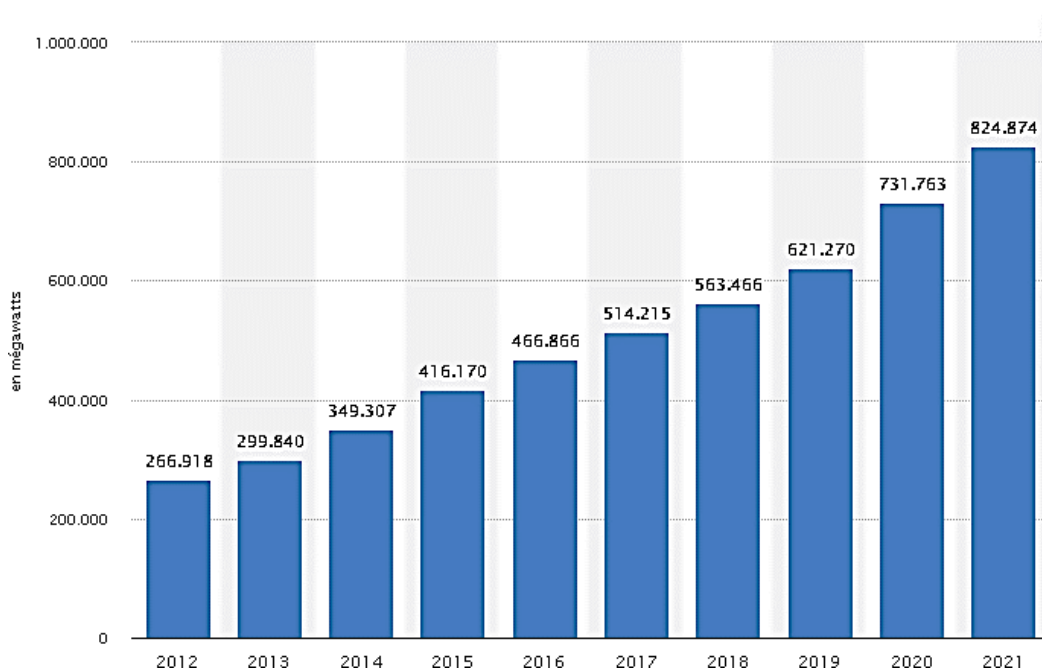
Parmi toutes les énergies renouvelables, hormis celle de la biomasse, c'est l'énergie du vent qui a été exploitée en premier par l'homme. Depuis l'antiquité, elle fut utilisée pour la propulsion des navires mouture du blé et le pompage de l'eau. Les premières utilisations connues de l'énergie éolienne remontent à 3.000 ans avant J.C. environ [14].

Hammourabi, fondateur de la puissance de Babylone, avait conçu tout un projet d'irrigation de la Mésopotamie utilisant la puissance du vent. Cependant, si l'énergie éolienne était considérée il y a près de trois décennies comme la moins prometteuse des énergies renouvelables, la situation a

Considérablement évolué avec le haut degré de maturité atteint ces dernières années par la technologie des aérogénérateurs à axe horizontal et le prix devenu compétitif de ceux-ci. De nos jours, l'énergie éolienne n'est utilisée principalement que pour un seul but : connexion au réseau avec obligation du distributeur d'acheter toute l'énergie générée [14].

Cependant le bond que connaît actuellement l'éolienne est le fruit de l'essor remarquable que connaît l'électricité et son développement a profité du cumul de connaissances enregistré dans plusieurs domaines, dont notamment la météorologie, les machines électriques, l'aéronautique, la dynamique des structures, la chimie et la physique des matériaux et aussi l'électronique de puissance, d'où la multidisciplinarité de cette technologie [14].

En effet, près d'un quart de siècle après le renouveau de cette filière, d'abord au Danemark Unis, puis en Allemagne, en Inde et maintenant en Espagne, en Chine, au Japon et en Amérique latine, la puissance électrique d'origine éolienne installée dans le monde a dépassé les 150.000 MW fin 2009[14].



**Figure I.3:** Production mondiale d'énergie éolienne pendant 10ans [15].

### I.7.2- Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2022:

D'après statista.com En 2020 l'énergie éolienne a participé dans la production d'électricité mondiale atteignant 6,0 % en 2020 et est estimée à 6,5 % en 2021. Les principaux pays producteurs sont la Chine (29,2 % du total mondial 2020), les États-Unis (21,4 %) et l'Allemagne (8,3 %). La puissance installée mondiale atteint 906,2 GW fin 2022, en progression de 9,3 %. La part de marché de la Chine s'est élevée à 48,5 % en 2022 [15].

### I.7.3- La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde :

Ce graphique (figure I.4) représente la capacité en énergie éolienne dans le monde en 2021, selon le pays et en gigawatts. La Chine est ainsi le pays avec la plus grande capacité en énergie éolienne au monde, avec une capacité de 318 gigawatts, devant les 136 gigawatts américains. La France, quant à elle, disposait d'une capacité en énergie éolienne de près de 18 gigawatts [15].

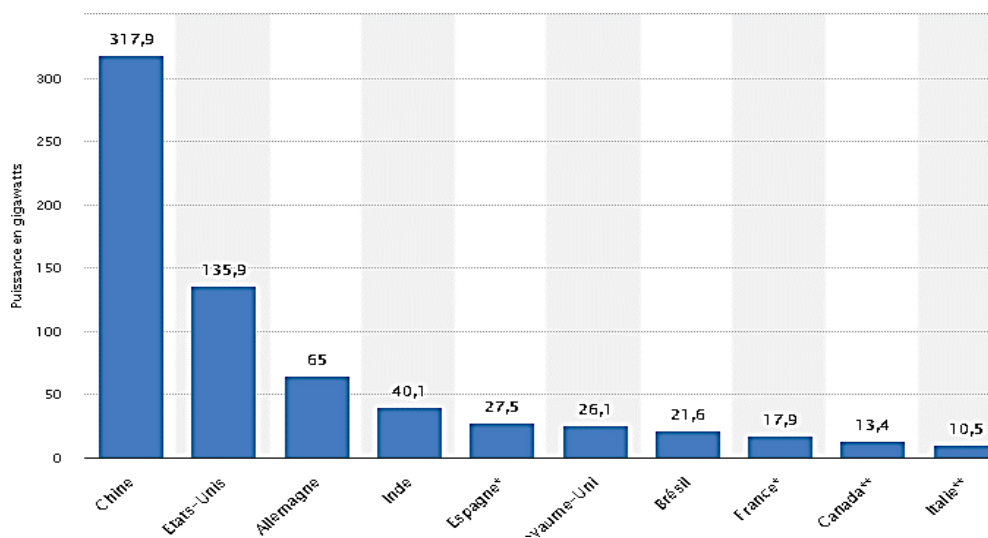


Figure I.4 : La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde

### I.7.4- La production et l'historique d'énergie éolienne en Afrique et en Algérie

En Algérie, la première tentative de raccorder les éoliennes au réseau de distribution d'énergie électrique en 1957, avec l'installation d'un aérogénérateur de 100 kW sur le site de Grand Vent (Alger) [16].

Conçue par l'ingénieur français ANDREAU, ce prototype avait été installé initialement à St-ALBAN en Angleterre. Cette bipale de type pneumatique, à pas variable, de

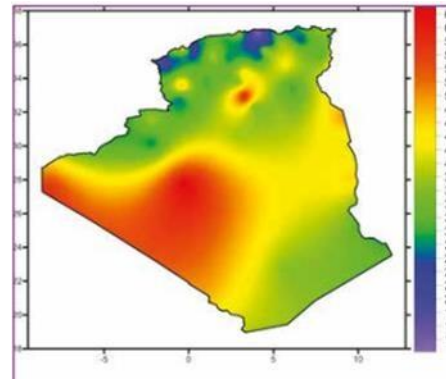
30 m de haut et avec un diamètre de 25 m (figure 1) fut rachetée par Electricité et Gaz d'Algérie puis démontée et installée en Algérie [16].

En Algérie, une première ferme éolienne de 10 MW de puissance a été implantée à Adrar et mise en service en juin 2014. L'énergie électrique fournie par cette ferme est injectée au réseau local et le taux de pénétration de l'énergie éolienne représenterait 5% environ. La puissance éolienne totale installée en Algérie est donc actuellement insignifiante [17].

Cependant, le ministère de l'énergie et des mines a projeté, dans son nouveau programme des Energies Renouvelables, d'installer d'autres parcs éoliens d'une puissance totale de 1000 MW à moyen terme (2015-2020) pour atteindre 5010 MW à l'horizon 2030 [17].



**Figure I.5 :** Eolienne de 100kw de Grand vent [17].



**Figure I.6 :** Carte des vitesses de vent à 10 m de hauteur [17].

Le Conseil mondial de l'énergie éolienne déclare que l'Afrique possède un potentiel éolien de classe mondiale qui, s'il est exploité correctement, pourrait satisfaire à la demande d'énergie du continent et remplacer facilement tout emploi qui serait perdu lorsque les consommateurs passent de l'énergie fossile à l'énergie éolienne. Le conseil déclare que l'Afrique a exploité seulement 0,01 % de son potentiel éolien, selon un reportage du Southern Times [18].

Un rapport du conseil observe que 27 pays africains ont suffisamment de potentiel éolien propre pour satisfaire à la totalité des besoins du continent.

« L'Algérie possède les plus grandes ressources, avec un potentiel total de 7.700 gigawatts, ce qui est équivalent à plus de onze fois la capacité mondiale actuelle d'énergie éolienne installée, quinze autres pays ont des potentiels éoliens

techniques de plus de 1.000 gigawatts, notamment la Mauritanie, le Mali, l'Égypte, la Namibie, l'Afrique du Sud, l'Éthiopie et le Kenya. » [18].

Le Kenya a inauguré le plus grand projet éolien d'Afrique dans une région désertique à 600 km au Nord de Nairobi en 2019. Quartz Africa indique que le parc éolien du lac Turkana comprend 365 turbines ayant une capacité de fournir 310 mégawatts d'un coût faible au réseau national du Kenya [18].

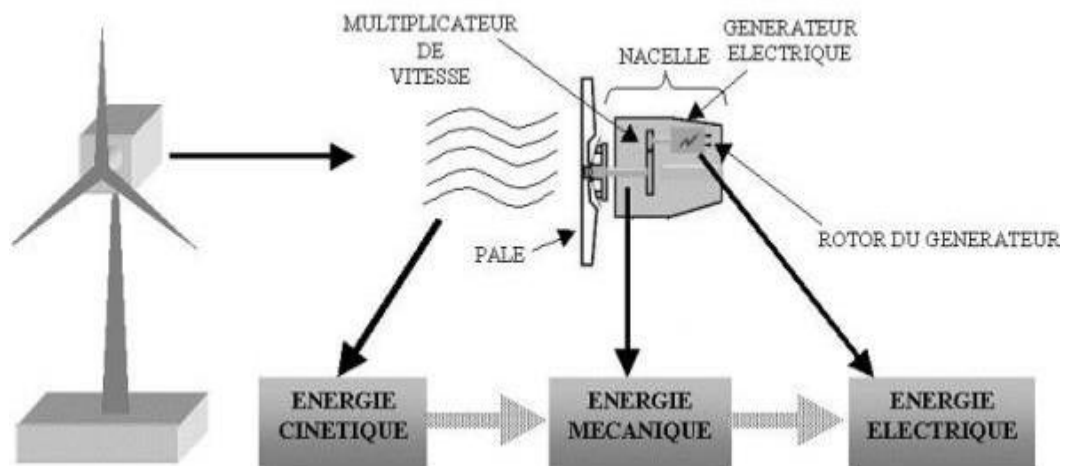
Dans le monde entier, le vent est l'une des sources les plus économiques, à croissance la plus rapide, de nouvelle production d'électricité, avec une capacité installée de plus de 650 gigawatts. La capacité éolienne installée en Afrique représente moins de 1 % des installations du monde.

Le conseil déclare que le potentiel éolien total de plus de 59.000 gigawatts en Afrique est l'équivalent de 90 fois la capacité mondiale actuellement installée [18].

### **I.8- Définition de l'énergie éolienne :**

L'énergie d'origine éolienne fait partie des énergies renouvelables. L'aérogénérateur utilise l'énergie cinétique du vent pour entraîner l'arbre de son rotor : celle-ci est alors convertie en énergie mécanique elle-même transformée en énergie électrique par une génératrice électromagnétique accouplée à la turbine éolienne. Ce couplage mécanique peut être soit direct si turbine et la génératrice ont des vitesses du même ordre de grandeur, soit réalisé par l'intermédiaire d'un multiplicateur dans le cas contraire [19].

Enfin il existe plusieurs types d'utilisation de l'énergie électrique produite : soit elle est stockée dans des accumulateurs, soit elle est distribuée par le biais d'un réseau électrique ou soit elle alimente des charges isolées. Le système de conversion éolien est également sévèrement affecté de pertes : à titre indicatif, le rendement est de 59 % au rotor de l'éolienne, de 96% au multiplicateur ; il faut de plus prendre en compte les pertes de la génératrice et des éventuels systèmes de conversion [19].



**Figure I.7 :** Conversion de l'énergie cinétique du vent [20].

### I.8.1- Description d'une éolienne :

La génératrice est un dispositif permettant de produire de l'énergie électrique à partir d'une autre forme d'énergie. Dans le cas d'une éolienne, c'est l'énergie cinétique du vent qui est transformé en énergie électrique. Le choix du générateur est important. Pour une application éolienne, il existe principalement trois types de machines utilisées : - Machine asynchrone à cage. - Machine synchrone - Machine asynchrone à double alimentation à rotor bobiné [1].

Les machines synchrones sont moins robustes et beaucoup plus chères que les machines asynchrones, raison pour laquelle aujourd'hui l'utilisation de ce type de machine dans les éoliennes est en baisse. La machine asynchrone à cage a connu un essor ces dernières années grâce à l'évolution de l'électronique de puissance et du fait qu'elle est moins coûteuse que les autres machines. Aujourd'hui, elle est beaucoup sollicitée dans les applications à vitesse variable [1].

Les inconvénients majeurs de cette machine sont le courant de démarrage élevé, les grandeurs non mesurables au niveau du rotor ce qui nécessite une commande plus compliquée [CAM 03] et la limitation dans la plage de variation de la vitesse notamment pour les applications éoliennes [1].

La machine asynchrone à double alimentation à rotor bobiné possède les mêmes caractéristiques que les machines asynchrones à cage avec une

accessibilité aux grandeurs rotoriques et une plage de variation de vitesse plus importante ce qui fait d'elle un bon choix pour les applications à vitesse variable en général et plus précisément les éoliennes. Cependant, plusieurs structures et configurations ont été proposées dans la littérature pour la machine asynchrone à double alimentation utilisée comme génératrice dans une éolienne [1].

### **I.8.2- Les Composants Principaux d'une Eolienne :**

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

#### **I.8.2.1- La fondation :**

Est généralement conçue en béton. Elle doit être assez solide pour permettre de fixer toute la structure de l'éolienne [2].

#### **I.8.2.2- Le rotor :**

Est formé par les pales assemblées dans leur moyeu. Pour les éoliennes destinées à la production d'électricité, le nombre de pales varie classiquement de 1 à 3. Le rotor tripal est de loin le plus répandu car il représente un bon compromis entre le coût, le comportement vibratoire, la pollution visuelle et le bruit [21].

#### **I.8.2.3- Le Mât :**

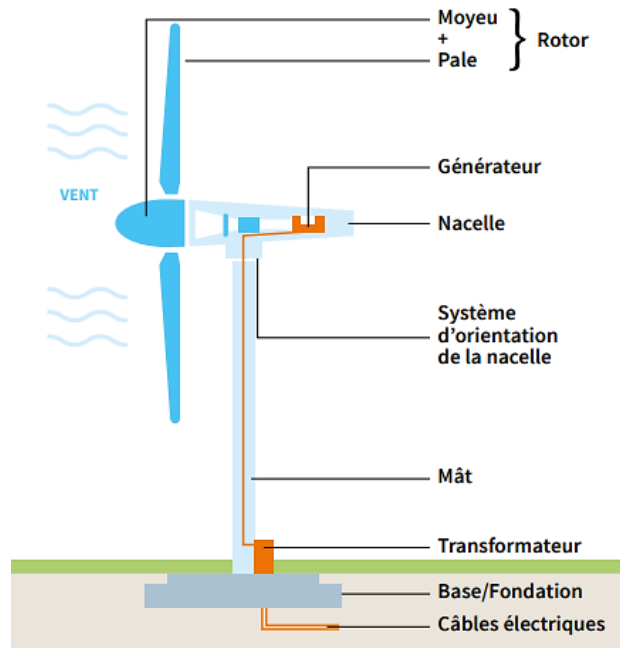
Généralement un tube d'acier ou éventuellement un treillis métallique, doit être le plus haut possible pour éviter les perturbations près du sol. Toutefois, la quantité de matière mise en œuvre représente un coût non négligeable et le poids doit être limité [21].

#### **I.8.2.4- La nacelle :**

Regroupe tous les éléments mécaniques permettant de coupler le rotor éolien au générateur électrique : arbres lent et rapide, roulements, multiplicateur. Le frein à disque, différent du frein aérodynamique, permet d'arrêter le système en cas de surcharge. Le générateur est généralement une machine synchrone ou asynchrone. Les systèmes hydrauliques ou électriques d'orientation des pales (frein aérodynamique) et de la nacelle sont nécessaires pour garder la surface balayée par l'aérogénérateur perpendiculaire à la direction du vent [21].

### I.8.2.5- La cabine de dispersion :

La cabine de dispersion située à la base de l'éolienne permet de se connecter au réseau électrique afin d'y injecter l'électricité produite pour la stocker elle n'est pas directement utilisée ou pour la réinjecter plus tard sur le réseau si elle est fabriquée en surplus [22].



**Figure I.8 :** Schéma d'une éolienne [23].

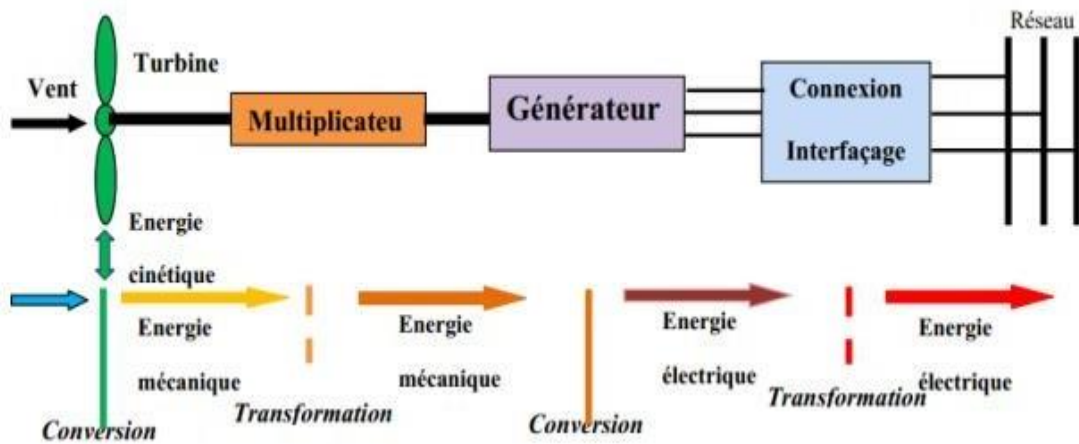
### I.8.3- Principe de fonctionnement d'une éolienne pour la transformation d'énergie :

Sous l'effet du vent, le rotor tourne dans la nacelle, l'arbre principal entraîne un générateur qui produit l'électricité. La vitesse de rotation du rotor doit être augmentée par un multiplicateur de vitesse jusqu'à environ 1500 tr/mn pour une machine à 2 paires de pôles, vitesse nécessaire au bon fonctionnement du générateur [24].

Des convertisseurs électroniques de puissance ajustent la fréquence du courant produit par l'éolienne à celle du réseau électrique auquel elle est raccordée, tout en permettant au rotor de l'éolienne de tourner à vitesse variable en fonction du vent. La tension de l'électricité produite par le générateur est ensuite élevée à travers un transformateur de puissance, situé dans la nacelle ou à l'intérieur du mât [24].

Ce niveau de tension permet de véhiculer l'électricité produite par chacune des éoliennes d'une centrale éolienne jusqu'au point de raccordement

au réseau électrique public, (figure I.9) est montrée les étapes de production d'énergie à partir du vent [24].



**Figure I.9** : principe de fonctionnement d'une éolienne [26].

### I.9-Les différents types d'éoliennes :

Il existe des éoliennes terrestres et des éoliennes en mer posées ou flottantes. Fixes et destinées aux fonds de moins de 50 mètres, les éoliennes en mer posées peuvent exploiter les forts vents marins côtiers. Avec une fondation flottante, reliée au fond par des lignes d'ancrage, ces éoliennes peuvent être implantées plus au large, dès 30 mètres de fond. Les éoliennes peuvent être à axe vertical ou à axe horizontal. Le modèle d'éolienne le plus répandu est l'éolienne à axe horizontal tri-pales mais il existe aussi des modèles d'éoliennes à axe vertical [8].

#### I.9.1- Les éoliennes à axe vertical :

Ces éoliennes basées sur les voilures à l'axe vertical. Ce type d'éolienne est très peu répandue et assez mal connue. Elles peuvent avoir un intérêt dans certains secteurs d'application. Il existe principalement trois technologies VAWT (Vertical Axis Wind turbine) les turbines Darrius classique ou à pales droites (H-type) et la turbine de type Savonius, Toutes ces voilures sont à deux ou plusieurs pales [8].

##### I.9.1.1-L'éolienne Darrius :

Le rotor de Darrius fonctionne grâce à la portance et se base sur le principe de la variation cyclique d'incidence. Un profil placé dans un écoulement d'air selon différents angles, est soumis à des forces d'intensités et

de directions variables. La résultante de ces forces génère alors un couple moteur entraînant la rotation du dispositif [8].

Le couple de démarrage de ce type d'éoliennes est proche de zéro, ce qui implique qu'une petite turbine Savonius est très souvent présente sur son axe pour rendre possible le démarrage [8].

#### **I.9.1.2-L'éolienne Savonius :**

Cette voilure à axe vertical se présente sous la forme d'un cylindre de faible diamètre. Elle est de ce fait complètement insensible à la direction du vent dans un plan horizontal. La valeur de la vitesse réduite peu élevée (environ 8 fois moins que pour les tripales classiques) offre des caractéristiques intéressantes du point de vue de l'acoustique et de la sécurité, cet aspect étant fortement lié à la vitesse linéaire en bout de pales [8].



**Figure I .10 :** L'éolienne Darrieus  
[25].



**Figure I.11 :** L'éolienne Savonius  
[26].

#### **I.9.2- Les éoliennes à axe horizontal :**

Les éoliennes à axe horizontal sont basées sur la technologie ancestrale des moulins à vent, Elles sont constituées de plusieurs pales profilées aérodynamique à la manière des ailes d'avion. Dans ce cas, la portance n'est pas utilisée pour maintenir un avion en vol mais pour générer un couple moteur entraînant la rotation [20].

Le nombre de pales utilisé pour la production d'électricité varie classiquement entre 1 et 3, le rotor tripale étant le plus utilisé car il constitue un compromis

entre le coefficient de puissance, le coût et la vitesse de rotation du capteur éolien ;Ce type d'éolienne a pris le dessus sur celles à axe vertical car elles représentent un coût moins important, elles sont moins exposées aux contraintes mécaniques et la position du récepteur à plusieurs dizaines de mètres du sol privilégie l'efficacité Aujourd'hui, pratiquement les seules éoliennes commerciales sont à axe horizontales Les plus grandes éoliennes mesurent jusqu'à 180 m en bout de pale avec un moyeu à 120 m pour une puissance de 6 MW [20].

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

Aujourd'hui, pratiquement les seules éoliennes commerciales sont à axe horizontales Les plus grandes éoliennes mesurent jusqu'à 180 m en bout de pale avec un moyeu à 120 m pour une puissance de 6 MW [20].

Les éoliennes à axe vertical ont été prometteuses dans les années 80 et au début des années 90, mais leur faible rendement aérodynamique ainsi que les fluctuations élevées de la puissance électrique générée les ont écartées du marché [20].



**Figure I.12** : éolienne à axe horizontal [27,28].

### I.9.3- Les éoliennes offshore :

Une éolienne offshore, c'est à dire installée en mer, permet de convertir la force du vent en électricité. Les éoliennes offshore fonctionnent selon le même principe que les modèles terrestres traditionnels : elles utilisent l'énergie cinétique du vent pour la transformer en électricité. Lorsqu'une éolienne produit de l'électricité, on peut également la qualifier d'aérogénérateur [24].

Le vent fait tourner des pales, généralement trois. Celles-ci entraînent un générateur qui transforme l'énergie mécanique créée en énergie électrique, suivant le principe d'une dynamo. La différence principale entre un modèle marin et un modèle terrestre d'éolienne tient à la nature des fondations, qui lui permettent d'être fixée dans le sol ou ancrée au fond de la mer (sauf dans le cas des éoliennes « flottantes »). Les éoliennes offshore doivent également être très robustes afin de résister aux conditions marines difficiles [24].

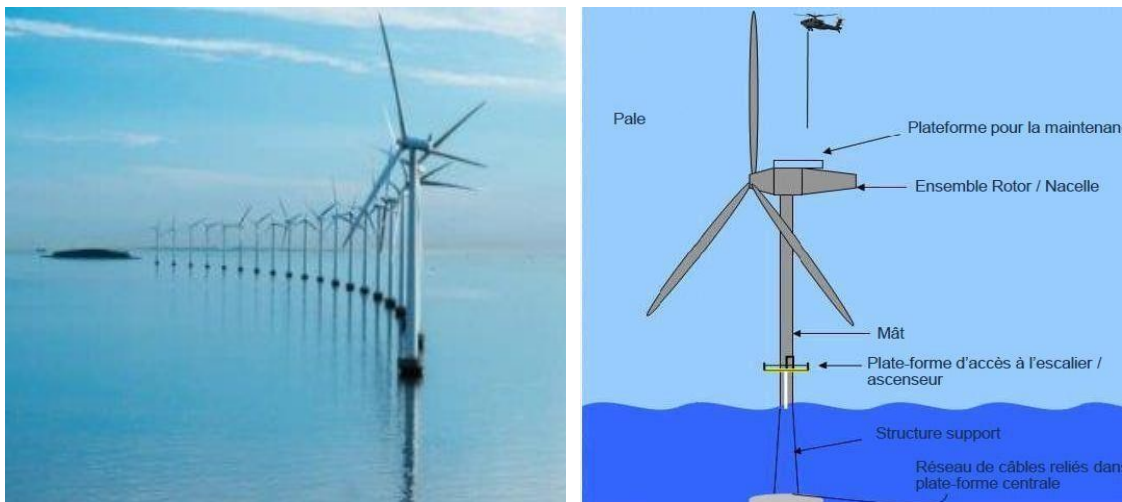


Figure I.13 : éolienne offshore [29].

## I.10-Classification des turbines éoliennes :

### I.10.1- Selon la taille :

On définit différentes classes de taille d'éoliennes. En théorie, il n'y a pas de relation directe entre la hauteur et la puissance de l'éolienne. En effet, cette puissance dépend essentiellement de la surface balayée par le rotor qui n'est pas toujours fonction de la hauteur de l'éolienne, mais du diamètre du rotor [24].

Néanmoins, dans le cas des grandes éoliennes, une règle de bonne pratique veut que la hauteur du mât,  $L$ , soit égale au diamètre du rotor,  $D$ . Dans ce cas, il y a un lien

indirect entre la hauteur du mât et la puissance. Dans le tableau suivant sont repris les dénominations de taille et les ordres de grandeur de puissances associées. Attention, il s'agit bien d'ordres de grandeur de puissance. Le but est uniquement de se donner une idée. En outre, cette puissance n'a de sens que si on a défini la vitesse de vent à laquelle elle est délivrée [24].

Pour être plus parlant, on trouve classiquement ces éoliennes pour les applications suivantes :

- a) **Micro-éoliennes** : en général pour couvrir des besoins très limités et sites isolés (par exemple, des sites de pêche, des bateaux, des caravanes) [24].
- b) **Mini-éoliennes** : essentiellement pour recharger des batteries sur des sites isolés du réseau, les plus puissantes peuvent servir pour l'alimentation domestique hors du réseau (maisons isolées) [24].
- c) **Eoliennes domestiques** : elles balayent un spectre assez large allant de rotors de 3 à 10 m de diamètre. C'est typiquement le genre d'éoliennes proposées pour les particuliers [24].
- d) **Petites éoliennes commerciales** : elles sont typiquement conçues pour les petites entreprises, les fermes, ... mais il existe très peu de modèles produits dans cette gamme [24].
- e) **Moyennes éoliennes commerciales** : elles sont typiquement utilisées pour les applications commerciales dans des fermes, des usines, des entreprises voire des petits parcs éoliens [24].
- f) **Eoliennes grands commerciales** : ce sont les éoliennes que l'on trouve dans les parcs éoliens modernes, ce sont aussi les plus efficaces [24].
- g) **Eoliennes commerciales géantes** : ce sont les éoliennes que l'on trouve dans les parcs éoliens modernes et également en offshore, elles sont très efficaces et issues des dernières générations technologiques [24].

#### **I.10.2- Selon la vitesse de rotation :**

Les turbines éoliennes peuvent être classées selon leur vitesse de rotation en deux grandes catégories : les turbines à vitesse fixe et les turbines à vitesse variable. Les turbines à vitesse fixe ont une vitesse de rotation constante, indépendamment de la vitesse du vent. Elles sont plus simples et moins coûteuses à fabriquer, mais ne sont pas aussi efficaces que les turbines à vitesse variable dans des conditions de vent variables. Les turbines à vitesse variable ont une vitesse de rotation qui varie en fonction de la

vitesse du vent. Elles sont équipées de contrôleurs de vitesse pour ajuster la vitesse de rotation des pales en fonction de la force du vent. Les turbines à vitesse variable sont plus efficaces que les turbines à vitesse fixe, mais sont plus complexes à fabriquer et sont donc plus coûteuses [24].

### **I.10.3- Selon le principe de fonctionnement :**

Les plus connues sont les éoliennes à axe horizontal (HAWT, horizontal axis wind turbine). Leur typologie est souvent identique. A la base, on a un mât sur lequel est placée la nacelle. Cette nacelle contient la génératrice ainsi que le système de transmission, c'est-à-dire les éléments d'accouplement mécanique entre le rotor et la génératrice. Celle-ci convertit l'énergie mécanique en énergie électrique [24].

On rencontre aussi des éoliennes à axe vertical (VAWT, vertical axis wind turbine) pour les applications de petite voire de moyennes puissances. Les avantages de cette configuration sont que l'éolienne est toujours bien positionnée par rapport au vent, que le dispositif d'accouplement ainsi que la génératrice se trouvent au niveau du sol ce qui facilite la maintenance. En outre, de par les diamètres de rotor inférieurs aux éoliennes à axe horizontal, les vitesses absolues sont plus faibles ce qui, du moins théoriquement, devrait engendrer moins de bruit [24].

Classiquement, on distingue deux grandes familles parmi les éoliennes à axe vertical. D'une part, on trouve les éoliennes basées sur la "portance" dont la plus connue est le modèle de "Darrius" et, d'autre part, les éoliennes basées sur la "trainée" dont la plus connue est le modèle de "Savonius". On invite le lecteur qui veut approfondir ces concepts à consulter des sites spécialisés [24].

Retenons néanmoins que par le principe physique qui anime ces modèles, elles donnent peu de couple au démarrage. Par conséquent, elles ne démarrent qu'à une certaine vitesse de vent, ou il faut assurer mécaniquement le démarrage de l'éolienne pour qu'elle fonctionne [24].

### **I.11-Taille des Aérogénérateurs :**

Lorsqu'un agriculteur vous indique l'extension de ses terres, il le fera normalement en termes d'hectares. Avec les éoliennes, c'est presque la même histoire, bien que, dans le cas de l'exploitation éolienne, nous cultivons une surface verticale au lieu d'une surface horizontale [24].

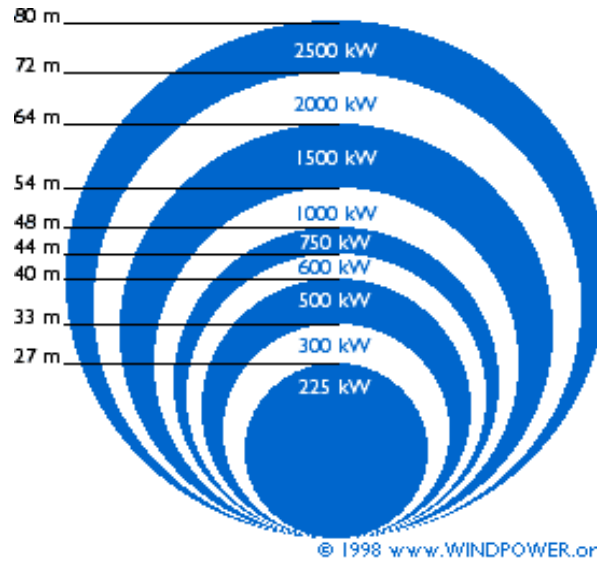
La surface de disque balayée par le rotor (ainsi que la vitesse du vent, évidemment) détermine la quantité d'énergie que l'éolienne est susceptible de récolter en une année.

L'image peut vous donner une idée des diamètres généraux du rotor, valables pour les différentes tailles d'éoliennes. Une éolienne, dont la puissance de la génératrice est de 600 kW, aura typiquement un diamètre de rotor de quelque 43 mètres. Si vous doublez le diamètre du rotor, vous obtiendrez une surface qui est quatre fois plus grande (le carré de deux). Cela signifie également une augmentation de quatre fois de la puissance de sortie du rotor [24].

Les diamètres de rotor peuvent varier un peu par rapport aux chiffres indiqués sur l'image, étant donné qu'une grande partie des fabricants cherche à optimiser les éoliennes aux conditions locales prévalant sur le site en question. Une plus grande génératrice exige évidemment plus de puissance (c.-à-d. plus de vent) afin de tourner [24].

Dans une région de vents faibles, il est donc souvent possible de maximiser la production annuelle de l'éolienne en utilisant une génératrice relativement plus petite pour un diamètre de rotor donné (ou bien un plus grand diamètre de rotor pour une génératrice donnée).

Dans le cas d'une éolienne de 600 kW, les diamètres de rotor varient normalement entre 39 et 48 m. S'il est possible, sur les sites de vents faibles, d'augmenter la production annuelle d'énergie en utilisant une génératrice plus petite que normalement, c'est parce que cette solution permet à l'éolienne de fonctionner pendant plus d'heures au cours de l'année [24].



**Figure I .14 :** les diamètres généraux du rotor [30].

## I.12-Avantages et Inconvénients d'énergie éolienne :

### I.12.1- Les avantages :

- ❖ L'énergie éolienne est une énergie propre et renouvelable qui ne produit ni pollution, ni déchets. De plus, elle rembourse sa dette énergétique, c'est-à-dire l'énergie nécessaire à sa fabrication, en quelques mois.
- ❖ L'énergie éolienne est abondante : le vent est inépuisable. Il constitue donc une véritable ressource renouvelable.
- ❖ L'industrie éolienne présente un potentiel important en termes d'emplois au niveau de la fabrication et de l'installation.

Au-delà de la donnée économique et environnementale, l'énergie éolienne suscite un intérêt particulier car elle peut favoriser la diversification et l'indépendance énergétique d'un pays [21].

### I.12.2-Les inconvénients :

- ❖ La pollution visuelle et sonore. La perturbation des ondes électromagnétiques (télévision, radio, portable) sont des obstacles à l'installation chez les particuliers et cela oblige l'installation des éoliennes loin des habitations ; Sur

le plan technique, l'éolien a quelques inconvénients par rapport à d'autres types de production de l'énergie électrique :

- ❖ L'énergie éolienne est une énergie intermittente et difficilement prévisible ; Son insertion dans les réseaux électriques entraîne des problèmes et contraintes spécifiques qui doivent être pris en compte par les opérateurs de réseaux. En effet, tant que ce type de production reste marginal, les contraintes sont limitées. Aussi pendant longtemps les parcs éoliens n'ont souvent eu pour seules « contraintes » que de produire lorsqu'il était possible de produire et de ne pas dégrader la qualité de tension sur les réseaux. Aujourd'hui, du fait du développement important et toujours croissant en termes de puissance installée des parcs éoliens, ces derniers sont assujettis à des exigences techniques de plus en plus sévères imposées par des règles de raccordement aux réseaux définies à l'initiative des gestionnaires de réseaux [21].

### **I.13-Conclusion.**

Dans ce chapitre, nous parlons des énergies renouvelables et de leurs types. Nous avons également abordé les détails de l'énergie qui est étudiée dans ce mémoire, qui est l'énergie éolienne, où nous avons mentionné une partie de son histoire et comment elle est exploitée par le monde en général et l'Algérie en particulier , ainsi que quelques notions élémentaires nécessaires à la compréhension de la chaîne de conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique et le mécanisme qui est adopté pour produire cette énergie, qui est une source riche et inépuisable, bien qu'elle puisse comporter certains inconvénients.

---

# **Chapitre II**

**Techniques de réduction de la  
dimensionnalité et  
l'apprentissage profond**

---

## **I.1-Introduction :**

L'apprentissage en profondeur, qui est devenu un nouveau domaine d'apprentissage automatique, trouve des applications dans divers domaines. Une des techniques couramment utilisées est l'analyse en composantes principales (ACP), qui permet la réduction de dimensionnalité des données. L'ACP recherche les directions de plus grande variance dans l'ensemble de données et représente chaque point de données par ses coordonnées le long de ces directions. Cette méthode facilite la classification, la visualisation, la communication et le stockage des données de grande dimension.

Dans le domaine des réseaux neuronaux, l'apprentissage est certainement la propriété la plus intéressante. Cependant, cette propriété ne s'applique pas à tous les modèles, mais plutôt aux plus utilisés. Une fois qu'un réseau a été structuré pour une application particulière, il est prêt à être formé et entraîné pour accomplir la tâche souhaitée [31].

Dans la première partie de ce chapitre nous présentons quelques méthodes de réduction de la dimension et leurs types (PCA, KPCA, SVD, LDA). Dans la deuxième partie, nous nous concentrons sur l'apprentissage Automatique, ses types (supervisé, non supervisé, semi supervisé, par renforcement, profond). Nous passons à donner une bref description sur les réseaux de neurones artificiels (RNA), et une présentation des réseaux profond tel que les réseaux de neurones à convolution(CNN) et les réseaux de neurones récurrent (RNN) tel que les réseaux à mémoire à long terme (LSTM).

## **I.2- Technique de la réduction de la dimensionnalité :**

### **I2.1-Définition :**

Comme la sélection de variables, cette stratégie vise à exprimer les exemples par un plus petit nombre d'attributs. Toutefois, chacun de ces attributs peut être une fonction non linéaire de toutes les variables des exemples originaux ; par exemple, un produit de variables. De plus, contrairement aux techniques de sélection de variables, les algorithmes de réduction de dimensionnalité sont en général non supervisés ; ils se basent simplement sur la distribution des exemples dans l'espace pour déterminer

quels attributs sont pertinents. Ils font l'hypothèse que les données se retrouvent sur une variété (pas nécessairement linéaire) de plus faible dimension [32].

## **II.2.2-Quelques Méthodes de réduction de la dimensionnalité :**

### **II.2.2.1- L'analyse en composantes principales (PCA) :**

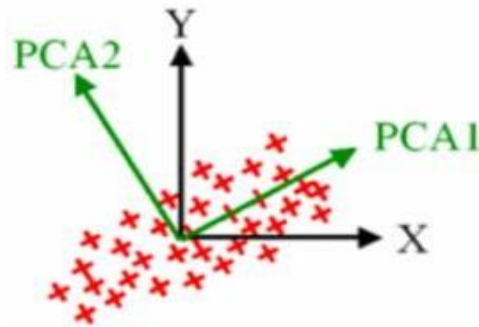
#### **II.2.2.1.1- Définition :**

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode d'analyse statistique multi variée qui vise à étudier simultanément un grand nombre de variables quantitatives. L'ACP permet d'obtenir des représentations graphiques des distances entre les individus et des corrélations entre les variables. Cette technique est utilisée pour réduire la dimensionnalité des données, explorer leur structure et visualiser les relations entre les observations et les variables. Elle est largement utilisée dans le domaine de l'analyse de données et de la visualisation pour faciliter la compréhension des relations complexes entre les variables étudiées [33].

#### **II.2.2.1.2- Principe :**

L'idée de l'analyse en composantes principales (ACP) est de réduire la dimensionnalité d'un ensemble de données composé d'un grand nombre de variables liées tout en conservant autant de variance dans les données que possible. L'ACP trouve un ensemble de nouvelles variables dont les variables d'origine ne sont que leurs combinaisons linéaires. Les nouvelles variables sont appelées composantes principales (PC). Ces composantes principales sont orthogonales : dans un cas 3D, les composantes principales sont perpendiculaires entre elles. X ne peut pas être représenté par Y ou Y ne peut pas être représenté par Z [34].

La figure suivante montre l'intuition de l'ACP : elle « fait pivoter » les axes pour mieux s'aligner avec vos données. La première composante principale captera la majeure partie de la variance des données, suivie de la deuxième, de la troisième, etc. Par conséquent, les nouvelles données auront moins de dimensions [34].



**Figure II.1:** Analyse en composantes principales (ACP) [34].

### II.2.2.2 - Kernel de l'analyse en composantes principales (KPCA) :

#### II.2.2.2.1- Définition :

L'intérêt porté à l'ACP pour résoudre des problèmes d'apprentissage a été récemment relancé par l'obtention d'une version non-linéaire de cette méthode. L'ACP à noyau (Kernel PCA) permet d'exploiter des relations potentiellement non linéaires entre les variables. Elle a attiré l'attention des chercheurs, par sa capacité d'extraire la corrélation non linéaire entre les variables sans aucun appel à une procédure d'optimisation, comme c'est le cas de l'ACP basée sur les réseaux de neurones. Cette approche consiste à projeter les observations dans un nouvel espace de plus grande dimension et de procéder par la suite à un ACP ordinaire sur l'image des observations obtenues dans cette espace [35].

#### II.2.2.2.2- Principe :

Le noyau d'analyse en composantes principales (Kernel Principal Component Analysis, KPCA) est une extension de l'analyse en composantes principales (ACP) qui utilise des techniques de noyau pour effectuer une transformation non linéaire des données d'entrée. Alors que l'ACP standard est une méthode linéaire utilisée pour réduire la dimensionnalité des données, le KPCA permet de capturer des relations non linéaires complexes entre les variables [36].

*Voici comment fonctionne le KPCA :*

##### a. Transformation non linéaire :

Le KPCA utilise une fonction de noyau pour effectuer une transformation non linéaire des données d'entrée dans un espace de caractéristiques de dimension

Supérieure . Cette transformation permet de rendre les relations non linéaires entre les variables plus discernables [36].

#### **b. Calcul de la matrice de Gram :**

Une fois que les données d'entrée sont transformées dans l'espace de caractéristiques, le KPCA calcule la matrice de Gram, qui est une mesure des similarités entre les paires de points de données. La matrice de Gram est essentielle pour calculer les composantes principales dans l'espace de caractéristiques [36].

#### **c. Décomposition de la matrice de Gram :**

La matrice de Gram est décomposée en valeurs propres et vecteurs propres. Les vecteurs propres correspondants aux plus grandes valeurs propres représentent les composantes principales dans l'espace de caractéristiques [36].

#### **d. Projection des données :**

Les données d'entrée sont projetées sur les vecteurs propres calculés précédemment pour obtenir les nouvelles coordonnées dans l'espace de caractéristiques réduit. Ces nouvelles coordonnées représentent la représentation réduite des données avec des informations importantes sur les relations non linéaires [36].

### **II.2.2.3- La décomposition en valeurs singulières (SDV) :**

#### **II.2.2.3.1- Définition :**

La décomposition en valeurs singulières généralise la notion de valeurs propres aux matrices rectangulaires. C'est un outil de factorisation de telles matrices, et peut être vu comme le procédé de diagonalisation pour les matrices carrées. Nous utiliserons dans toute la suite de ce document le sigle SVD pour parler de la décomposition en valeurs singulières (Singular Values Decomposition pour les anglophones, acronyme largement répandu).

Bien que la SVD s'applique aussi bien aux matrices réelles que complexes, nous ne traiterons qu'avec des matrices à coefficients réels qui sont celles rencontrées dans les divers champs d'application de ce calcul de SVD. Néanmoins, tout théorème ou définition générale liée à la SVD sera énoncé au sens large, et donc pour des matrices à coefficients complexes [37].

### II.2.2.3.2- Principe :

L'idée essentielle de la SVD est de décomposer la matrice de données en trois matrices simples : deux orthogonales et une diagonale. Du fait qu'elle produise une estimation aux moindres carrés de la matrice de données de même dimension et d'un rang inférieur [37].

L'un des avantages de la SVD est son pouvoir de réduction des données après leur blanchissement. En effet, cette technique fournit une description plus compacte des données contenues dans une matrice, exprimée par les premiers modes statistiques. Elle peut être considérée comme une méthode permettant de construire une partition de la variance d'une base de données, c'est à dire qu'elle fournit la base orthogonale qui maximise la variance au sens des moindres carrés [37].

La décomposition en valeurs singulières utilise la décomposition en valeurs propres d'une matrice semi définie positive obtenue par la multiplication d'une matrice par sa transposée, pour dériver une décomposition similaire applicable à toutes les matrices rectangulaires composées de nombres réels [37].

Toute matrice  $A$  de taille  $m \times n$  de rang  $r$  peut être décomposée en une somme, pondérée de matrices unitaires  $m \times n$  par Décomposition en Valeurs Singulières.

Les matrices  $U$  et  $V$  sont unitaires et  $A$  peut donc s'écrire :

$$A = USV^T = \sum_{i=1}^n (\sigma_i u_i v_i^T) \quad (\text{II.1})$$

Où  $S$  est une matrice diagonale dont les  $r$ -premiers termes diagonaux sont positifs, tous les autres étant nuls. Les  $r$ -termes  $\sigma_i$  non nuls sont appelés valeurs singulières (SV) de  $A$  [37].

Avec :  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$ .

et :  $\sigma_{r+1} \geq \sigma_{r+2} \geq \dots \geq \sigma_n = 0$ .

### II.2.2.4-L'analyse discriminante linéaire (LDA) :

#### II.2.2.4.1- Définition :

LDA est un type de combinaison linéaire, Il utilise les classes de la variable dépendante pour diviser l'espace des prédicateurs en régions. Toutes les régions devraient avoir des limites linéaires. D'où le nom linéaire vient. Le modèle

prédit que toutes les observations d'une région appartiennent à la même classe de la variable dépendante [34].

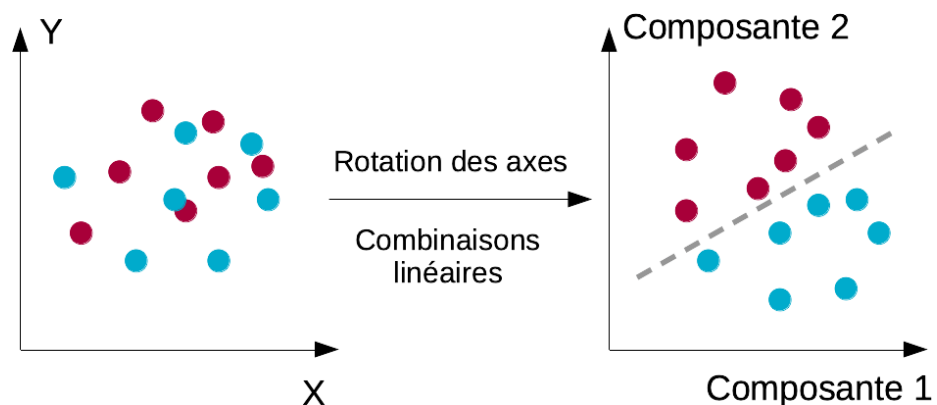
#### II.2.2.4.2- Principe :

Le principe de l'analyse discriminante linéaire (LDA) est de trouver une combinaison linéaire des variables indépendantes qui maximise la séparation entre deux ou plusieurs classes de variables dépendantes catégorielles [38].

L'objectif de l'analyse discriminante linéaire est de construire une frontière de décision linéaire qui permet de discriminer les différentes classes en utilisant les variables explicatives. Cette frontière de décision est construite en maximisant la distance entre les centres de gravité des différentes classes, tout en minimisant la variance interclasse [38].

L'analyse discriminante linéaire est souvent utilisée pour la regression de données uni-variées, où la variable dépendante est catégorielle et les variables indépendantes sont continués. Elle est également utilisée pour réduire la dimensionnalité d'un ensemble de variables indépendantes en identifiant les variables les plus importantes pour la discrimination entre les classes [38].

En résumé, le principe de l'analyse discriminante linéaire est de trouver la combinaison linéaire des variables indépendantes qui maximise la séparation entre les classes de variables dépendantes catégorielles en construisant une frontière de décision linéaire [38].



**Figure II.2:** Principe de fonctionnement de LDA [38].

## **II.3- Apprentissage Automatique :**

### **II.3.1- Définition :**

L'apprentissage automatique (machine-learning en anglais) se trouve au carrefour de nombreux domaines : intelligence artificielle, statistiques, sciences cognitives, théorie des probabilités, de l'optimisation, du signal et de l'information... Il est donc bien difficile de donner une taxinomie des techniques d'apprentissages.

L'apprentissage automatique consiste à tirer des règles générales à partir d'observations particulières. L'apprentissage automatique a pour objectif d'extraire et d'exploiter automatiquement l'information présente dans un jeu de données. En cela il couvre un vaste champ d'objectifs comme la fouille de données, la classification, la sélection de variables, la discrimination, la régression, la sélection de modèle, la génération et l'inférence de règles, etc.

Il s'avère également être fortement pluridisciplinaire puisque selon les données et les objectifs. Alors on peut dire que l'apprentissage automatique c'est la Capacité d'un système à améliorer ses performances via des interactions avec son environnement [39].

### **II.3.2- Types d'apprentissage automatique :**

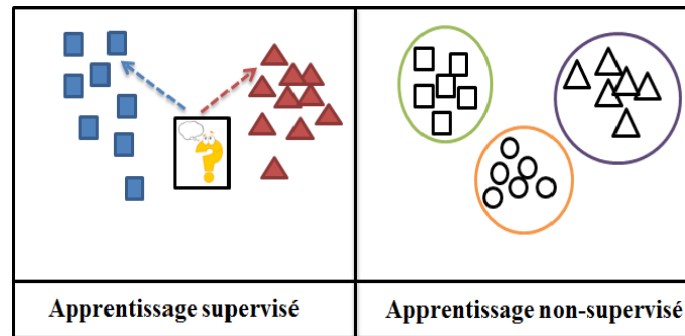
#### **II.3.2.1- Apprentissage supervisé :**

Apprentissage supervisé implique un mécanisme fournissant au réseau le résultat souhaité, soit en "évaluant" manuellement les performances du réseau, soit en fournissant les résultats souhaités avec les entrées. La grande majorité des réseaux utilisent l'apprentissage supervisé. Les coefficients synaptiques sont évalués en minimisant l'erreur (entre sortie souhaitée et sortie obtenue) sur une base d'apprentissage [40].

#### **II.3.2.2- Apprentissage non supervisé :**

Apprentissage non supervisé est l'endroit où le réseau doit donner un sens aux entrées sans aide extérieure, il est utilisé pour effectuer une caractérisation initiale des

entrées. On ne dispose pas de base d'apprentissage. Les coefficients synaptiques sont déterminés par rapport à des critères de conformité est spécifications générales [40].



**Figure II.3:** Apprentissage supervisée et non supervisée [40].

### II.3.2.3- Apprentissage semi supervisé :

L'apprentissage semi-supervisé est une classe de techniques d'apprentissage automatique qui utilise un ensemble de données étiquetées et non-étiquetées. Il se situe ainsi entre l'apprentissage supervisé qui n'utilise que des données étiquetées et l'apprentissage non supervisé qui n'utilise que des données non-étiquetées. Il a été démontré que l'utilisation de données non-étiquetées, en combinaison avec des données étiquetées, permet d'améliorer significativement la qualité de l'apprentissage.

Un autre intérêt provient du fait que l'étiquetage de données nécessite l'intervention d'un utilisateur humain. Lorsque les jeux de données deviennent très grands, cette opération peut s'avérer fastidieuse. Dans ce cas, l'apprentissage semi-supervisé, qui ne nécessite que quelques étiquettes, revêt un intérêt pratique évident [41].

### II.3.2.4- Apprentissage par renforcement :

L'apprentissage se définit selon comme une notion englobant toute méthode permettant de construire un modèle de la réalité à partir de données. L'apprentissage par renforcement est un domaine de l'apprentissage automatique (machine Learning en anglais) permettant de résoudre des problèmes de décisions séquentielles dans l'incertain. On considère un agent (ou encore, sujet, acteur, décideur) et un environnement (ou encore système) [42].

L'agent est confronté à une suite de prises de décisions. L'environnement, quant à lui, est caractérisé par un 'Etat' qui évolue dans le temps de manière aléatoire en fonction des décisions prises par l'agent. Une prise de décision consiste en un choix d'action. Ce choix dépend lui-même de l'état actuel de l'environnement. Ainsi, la décision prise à chaque instant induit un changement d'état et, par conséquent, influence la prise de décision suivante. Le déroulement dans le temps de ces événements successifs, qui caractérisent l'interaction entre l'agent et l'environnement, est essentiel [42].

### **II.3.2.5- Apprentissage profond :**

L'apprentissage profond « deep learning » est un ensemble de techniques d'apprentissage automatique qui a permis des avancées importantes en intelligence artificielle dans les dernières années. Dans l'apprentissage automatique, un programme analyse un ensemble de données afin de tirer des règles qui permettront de tirer des conclusions sur de nouvelles données. L'apprentissage profond est basé sur ce qui a été appelé, par analogie, des « réseaux de neurones artificiels », composés de milliers d'unités (les « neurones ») qui effectuent chacune de petites opérations simples [43].

Les résultats d'une première couche de « neurones » servent d'entrée aux calculs d'une deuxième couche et ainsi de suite. Par exemple, pour la reconnaissance visuelle, des premières couches d'unités identifient des lignes, des courbes, des angles... des couches supérieures identifient des formes, des combinaisons de formes, des objets, des contextes... Les progrès de l'apprentissage profond ont été possibles notamment grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et au développement de grandes bases de données (« big data ») [43].

## **II.4- Bref historique sur les réseaux de neurones artificiels :(RNA)**

### **II.4.1-Historique :**

Les grandes lignes de l'histoire des réseaux de neurones sont les suivantes : Le réseau de neurones est apparu dans les années 1940 sous le nom (perceptron monocouche) par les travaux de Warren Mc Culloch et Walter Pitts qui ont montré que l'on pouvait approximer n'importe quelle fonction arithmétique ou logique, avec des perceptrons multicouche) [44].

-Puis, de 1958-1969 les recherches sur les perceptrons multicouches se sont multipliées avec l'apparition des premiers ordinateurs qui ont permis de faire plusieurs calculs.

- 1969 : les perceptrons ne peuvent faire que des classifications binaires et par contre ils rencontrent des difficultés avec la classification de la porte logique XOR.

- 1980 : achèvement de l'algorithme de rétro-propagation par David E Rumelhart, Geoffrey E Hinton, and Ronald J Williams.

-Yann Le Cun a popularisé les réseaux de neurones avec LeNet le premier réseau de neurones convolutif pour la reconnaissance des caractères en 1998 [44].

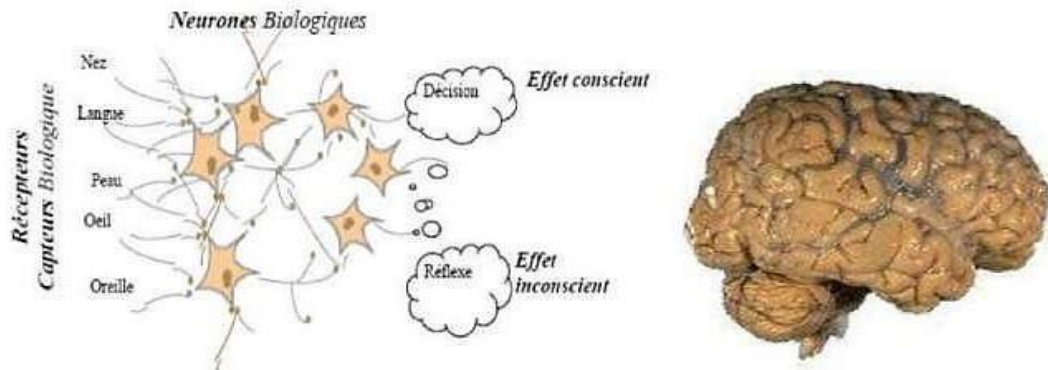
#### **II.4.2-Définition :**

L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de W.M. Culloch et W. Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurone interconnecté (figure II.4).

Ensemble de neurones interconnectés entre eux permettant la résolution de problèmes complexes tels que la reconnaissance des formes ou le traitement du langage naturel, grâce à l'ajustement des coefficients de pondération dans une phase d'apprentissage [45].

L'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone. Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir une sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un signal électrique. Le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques.

Il va y avoir libération des neurones transmetteurs dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse, les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre [45].



**Figure II.4:** Structure d'un réseau de neurone biologique et le cerveau humain [45].

### II.4.3-Les types de réseaux de neurones artificiels :

#### II.4.3.1- Perceptron Multi Couche PMC :

Les critiques principales énoncées à l'encontre du PMC concernent les difficultés liées à l'apprentissage (temps de calcul, taille de l'échantillon, localité de l'optimum obtenu) ainsi que son statut de boîte noire.

En effet, contrairement à un modèle de discrimination ou un arbre, il est a priori impossible de connaître l'influence effective d'une entrée (une variable) sur le système dès qu'une couche cachée intervient. Néanmoins, des techniques de recherche de sensibilité du système à chacune des entrées permettent de préciser les idées et éventuellement de simplifier le système en supprimant certain des entrées [46].

#### II.4.3.2- Extreme Learning Machine (ELM):

Le terme Extreme Learning Machine (ELM) fait référence à une procédure d'apprentissage extrêmement rapide, ce qui est d'un grand intérêt dans l'histoire des réseaux de neurones. L'ELM est un nouvel algorithme d'apprentissage pour les réseaux neuronaux de type feed-forward à couche cachée unique. Par rapport à l'algorithme conventionnel d'apprentissage du réseau neuronal, il surmonte la vitesse d'entraînement lent et le problème d'ajustement excessif. L'ELM repose sur la théorie de la minimisation du risque empirique et son processus d'apprentissage n'a besoin que d'une seule itération.

L'algorithme évite plusieurs itérations et la minimisation locale. Sa spécificité réside dans l'initialisation aléatoire des poids de la couche cachée et qui ne sont jamais mis à jours. Les poids de sortie sont appris en une seule itération et sont calculés par

une simple régression linéaire. Le nom "Extreme Learning Machine" (ELM) a été donné à ce modèle par Guang-Bin Huang [47].

#### **II.4.3.3- Radial Basis Functions (RBF) :**

Les réseaux à fonction radiales de base (RBF) sont des modèles connexionnistes simples à mettre en œuvre et assez intelligible, et sont très utilisés pour la classification. Leur propriété théorique a été étudiée en détail depuis la fin des années 80 ; il s'agit certainement, avec le perceptron multicouche, du modèle connexionniste le mieux connu [48].

### **II.5- Réseaux de neurones à convolution :**

#### **II.5.1- Définition :**

Le réseau de neurones convolutionnel (CNN) est une variante du réseau de neurones, dont le but est d'apprendre des représentations de caractéristiques appropriées des données d'entrée. Un réseau CNN présente deux différences principales avec les réseaux MLP, notamment le partage du poids (weight sharing) et la mise en commun (pooling) [49].

Chaque couche du réseau CNN peut être composée de nombreux noyaux de convolution utilisés pour générer différentes cartes de caractéristiques (feature map). Chaque région de neurones voisins est connectée à un neurone de la carte de caractéristiques de la couche suivante. De plus, pour générer la carte de caractéristiques, tous les emplacements spatiaux de l'entrée partagent le noyau. Après quelques couches de convolution et de regroupement, une ou plusieurs couches entièrement connectées sont utilisées pour la classification [49].

#### **II.5.2- Historique :**

Les entreprises à succès connaissent souvent des débuts difficiles. On se souvient que le lancement de Canal+ a été comparé au naufrage du Titanic. Son concurrent britannique BSkyB a aussi eu du mal à émerger. Il n'en a pas été différemment pour CNN, la chaîne américaine d'informations en continu lancée le 1er juin 1980. « Quand Ted Turner a créé CNN, la majorité des grands réseaux américains de télévision pensaient que c'était un rêve qui ne deviendrait jamais une réalité »,

rappelle Tom Johnson, président du groupe CNN. Il est vrai qu'il y a vingt ans, aux Etats-Unis comme dans le reste du monde, aucune chaîne ne diffusait de l'information 24 heures sur 24.

Eason Jordan, aujourd'hui chargé de l'international, se souvient que pour l'adolescent qu'il était à cette époque, l'information la nuit « c'était un chien et un homme Co-présentateurs à deux heures du matin sur une chaîne locale d'Atlanta » [50].

En juin 1980, le pari de Ted Turner semblait loin d'être gagné d'avance. Dès le départ, la chaîne a accumulé les pertes, qui ont atteint 2 millions de dollars par mois. Un gouffre sans fond qui inquiétait même les salariés de la chaîne. Selon Larry King, un des présentateurs vedettes de CNN, « chaque semaine, courait une rumeur selon laquelle les chèques ne seraient pas honorés. Alors vous pouviez voir, tous les vendredis, une longue file d'employés de la chaîne faisant la queue devant la banque d'Atlanta pour encaisser leurs chèques avant qu'il n'y ait plus d'argent ».

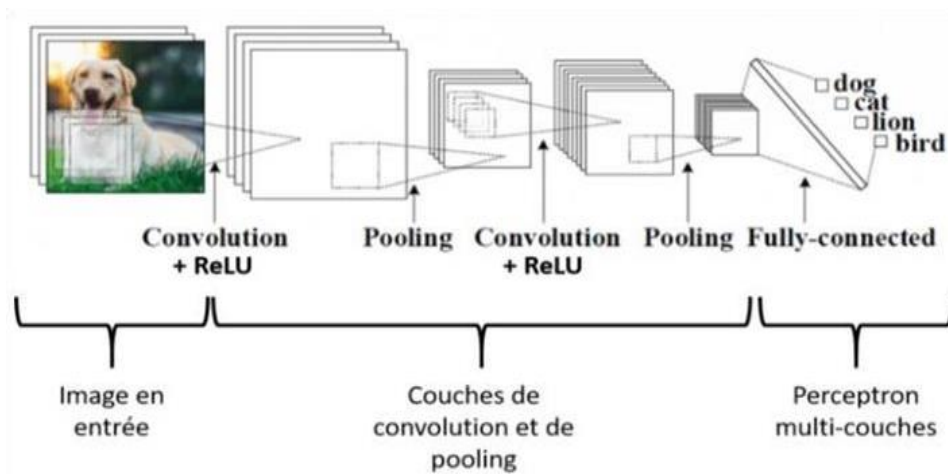
CNN devra patienter jusqu'en 1985 avant de dégager ses premiers profits 14 millions de dollars. Cette année-là marquera le véritable essor de la chaîne aux Etats-Unis. Raillée pour son déficit financier autant que pour ses déboires à l'antenne, CNN devient tout à coup le must du moment. Stars et vedettes de la politique et du show-business se pressent à son antenne. Les premiers bénéfices ont rapidement fait oublier l'incendie, en 1980... Du pantalon d'un présentateur, l'obligeant à un strip-tease en direct, après l'éclatement d'un projecteur [50].

### **II.5.3- Architecture de CNN :**

Les réseaux de neurones convolutionnels sont basés sur les perceptrons multicouches, et inspirés du comportement du cortex visuel des vertébrés. Bien qu'efficaces pour le traitement d'images, les MLP ont beaucoup de mal à gérer des images de grande taille, ce qui est dû à la croissance exponentielle du nombre de connexions avec la taille de l'image.

Par exemple, si on prend une image de taille 32x32x3 (32 de large, 32 de haut, 3 canaux de couleur), un seul neurone entièrement connecté dans la première couche cachée du MLP aurait 3072 entrées (32\*32\*3). Une image 200x200 conduirait ainsi à

traiter 120 000 entrées par neurone ce qui, multiplié par le nombre de neurones, devient énorme (Figure II.5) [40].



**Figure II.5:** Les Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN) [40].

Une architecture CNN est formée par un empilement de couches de traitement :

- La couche de convolution (CONV) qui traite les données d'un champ récepteur.
- La couche de pooling (POOL), qui permet de compresser l'information en réduisant la taille de l'image intermédiaire (souvent par sous-échantillonnage).
- La couche de correction (ReLU), souvent appelée par abus 'ReLU' en référence à la fonction d'activation (Unité de rectification linéaire).
- La couche "entièrement connectée" (FC), qui est une couche de type perceptron.
- La couche de perte (LOSS).

### II.5.3.1-Couche de convolution (CONV) :

La couche de convolution est la composante clé des réseaux de neurones convolutionnels, et constitue toujours au moins leur première couche. Son but est de repérer la présence d'un ensemble des caractéristiques dans les images reçues en entrée. Pour cela, on réalise un filtrage par convolution : le principe est de faire "glisser" une fenêtre représentant la caractéristique sur l'image et de calculer le produit de convolution entre la caractéristique et chaque portion de l'image balayée.

Une caractéristique est alors vue comme un filtre : les deux termes sont

équivalents dans ce contexte [40].

Trois hyper-paramètres permettent de dimensionner le volume de la couche de convolution :

**a- Profondeur de la couche :**

Le nombre de filtres est en fait le nombre de noyaux (ou nombre de neurones associés à un même champ récepteur) choisis par couche de convolution. Le nombre de filtres déterminera la profondeur de la sortie associée à la convolution [40].

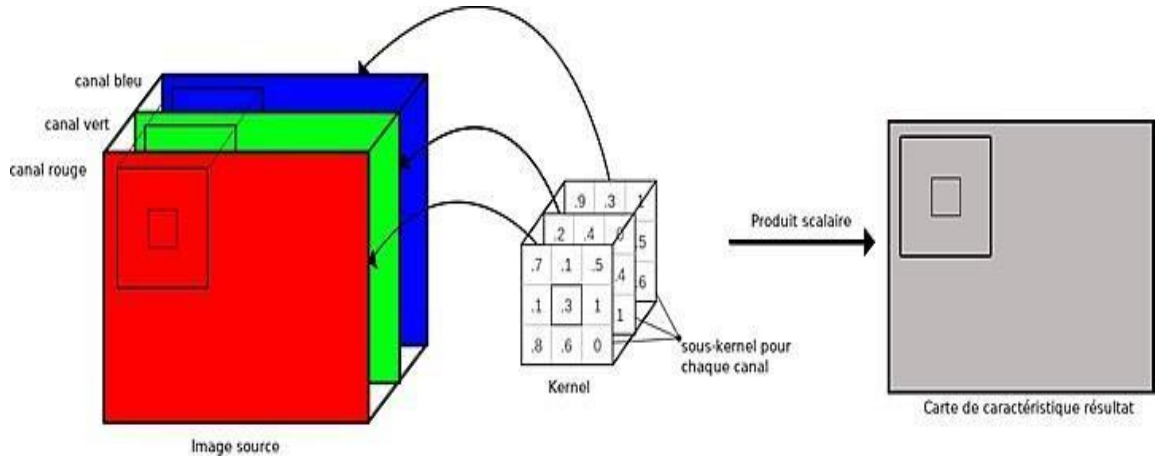
**b- Le pas :**

Lorsque l'on effectue une convolution, on choisit ce qu'on appelle le pas « stride », le pas auquel on déplace le noyau à travers l'entrant. Le pas horizontal représente le pas auquel on déplace horizontalement le noyau à travers l'image alors que le pas vertical représente le pas auquel on déplace verticalement le noyau à travers l'image. Afin de simplifier, pour la suite des choses, on utilisera un pas horizontal égal à notre pas vertical afin de simplifier le modèle [40].

**c- La marge (à 0) ou zero padding :**

Parfois, il est commode de mettre des zéros à la frontière du volume d'entrée. La taille de ce 'zéro-padding' est le troisième hyper paramètre. Cette marge permet de contrôler la dimension spatiale du volume de sortie. En particulier, il est parfois souhaitable de conserver la même surface que celle du volume d'entrée.

Si le pas et la marge appliquée à l'image d'entrée permettent de contrôler le nombre de champs récepteurs à gérer, la profondeur permet d'avoir une notion de volume de sortie, et de la même manière qu'une image peut avoir un volume, si on prend une profondeur de 3 pour les trois canaux RGB d'une image couleur, la couche de convolution va également présenter en sortie une profondeur. C'est pour cela que l'on parle plutôt de « volume de sortie » et de volume d'entrée », car l'entrée d'une couche de convolution peut être soit une image soit la sortie d'une autre couche de convolution [40].



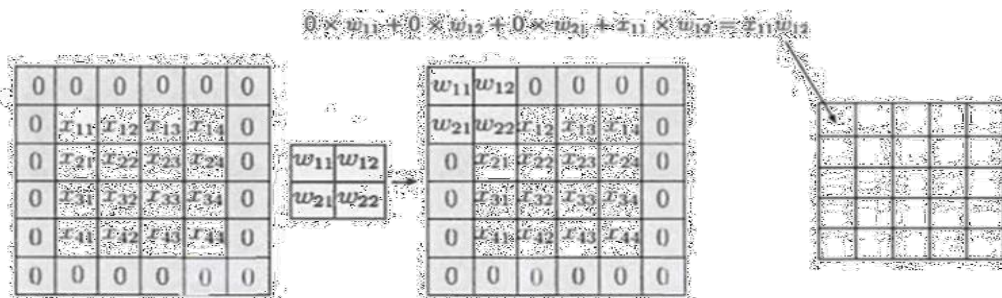
**Figure II.6:** Exemple d’image RGB en couche de convolution [40].

La taille spatiale du volume de sortie peut être calculée en fonction de la taille du volume d'entrée  $w_i$ , la surface de traitement  $K$  (nombre de champs récepteurs), le pas  $S$  avec lequel ils sont appliqués, et la taille de la marge  $P$ .

Si  $w_o$  n'est pas entier, les neurones périphériques n'auront pas autant d'entrée que les autres. Il faudra donc augmenter la taille de la marge (pour recréer des entrées virtuelles). Souvent, on considère un pas  $S=1$ , on calcule donc la marge de la manière suivante :

$$P = \frac{k-1}{s} \tag{II.2}$$

Si on souhaite un volume de sortie de même taille que le volume d'entrée. Dans ce cas particulier la couche est dite "connectée localement", (Figure II.7).



**Figure II.7:** Exemple d'entrant 4 x 4 x 1 avec couche de marge à zéro de taille 1 auquel on applique un noyau 2 x 2 [40].

### II.5.3.2- Couche de pooling (POOL) [40]:

Un autre concept important des CNN est le pooling, ce qui est une forme de sous échantillonnage de l'image. L'image d'entrée est découpée en une série de rectangles de  $n$  pixels de côté ne se chevauchant pas (pooling). Chaque rectangle peut être vu comme une tuile, Le signal en sortie de tuile est défini en fonction des valeurs prises par les différents pixels de la tuile.

Le pooling réduit la taille spatiale d'une image intermédiaire, réduisant ainsi la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau. Il est donc fréquent d'insérer périodiquement une couche de pooling entre deux couches convolutives successives d'une architecture CNN pour contrôler l'overfitting (sur-apprentissage). L'opération de pooling crée aussi une forme d'invariance par translation.

La couche de pooling fonctionne indépendamment sur chaque tranche de profondeur de l'entrée et la redimensionne uniquement au niveau de la surface. La forme la plus courante est une couche de mise en commun avec des tuiles de taille  $2 \times 2$  (largeur/hauteur) et comme valeur de sortie la valeur maximale en entrée. On parle dans ce cas de « Max-Pool  $2 \times 2$  ».

Il est possible d'utiliser d'autres fonctions de pooling que le maximum. On peut utiliser un « average pooling » (la sortie est la moyenne des valeurs du patch d'entrée), du « L2- norm pooling ».

Dans les faits, même si initialement l'average pooling était souvent utilisé il s'est avéré que le max-pooling était plus efficace car celui-ci augmente plus significativement l'importance des activations fortes. En d'autres circonstances, on pourra utiliser un pooling stochastique.

Le pooling permet de gros gains en puissance de calcul. Cependant, en raison de la réduction agressive de la taille de la représentation et donc de la perte d'information associée la tendance actuelle est d'utiliser de petits filtres (type  $2 \times 2$ ). Il est aussi possible d'éviter la couche de pooling mais cela implique un risque sur-apprentissage plus important.

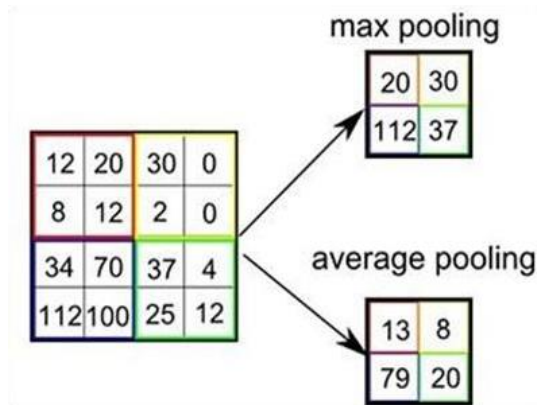


Figure II.8: Pooling avec un filtre 2x2 et un pas de 2.

### II.5.3.3- Couches de correction (ReLU) :

Pour améliorer l'efficacité du traitement en intercalant entre les couches de traitement une couche qui va opérer une fonction mathématique (fonction d'activation) sur les signaux de sortie. Dans ce cadre on trouve ReLU (Rectified Linear Units) désigne la fonction Réelle non-linéaire définie par :

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (II.3)$$

La couche de correction ReLU remplace donc toutes les valeurs négatives reçues en entrées par des zéros. En ne modifiant pas les données positives, ReLU n'impacte pas les caractéristiques mises en évidence par la convolution, au contraire : elle les met davantage en évidence en creusant l'écart (valeurs négatives) « entre » deux caractéristiques. La fonctionnalité ReLU est illustrée à la (Figure II.9).

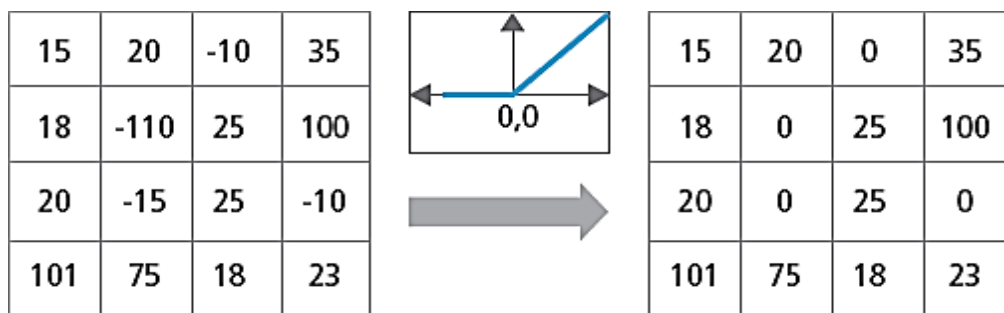


Figure II.9: Représentation graphique de la fonctionnalité Relu.

### II.5.3.4- Couche entièrement connectée (FC) :

Les cartes des caractéristiques de résultat de la couche de convolutions, pooling et ReLU fournissent au final un ensemble de

Caractéristiques données sous forme de carte 2D. Ces cartes sont concaténées en un vecteur de caractéristiques, appelé code CNN [40].

Ce code CNN en sortie de la partie convolutive est ensuite branché en entrée d'une deuxième partie, constituée d'une ou de plusieurs couches entièrement connectées (FC ou fully connected) qu'on peut assimiler au perceptron multicouches. Les neurones dans une couche entièrement connectée ont des connexions vers les sorties de la couche précédente.

Leurs fonctions d'activation peuvent donc être calculées avec une multiplication matricielle entre Le vecteur d'entrée  $H$  et la matrice des poids  $F$  auquel on ajoute le vecteur des biais des neurones  $C$  :

$$A = FH + C \quad (\text{II.4})$$

Avec :

$H$  : le vecteur d'entrée.

$F$  : la matrice des poids.

$C$  : le vecteur des biais des neurones  $C$ .

Le nombre de neurones de la dernière couche entièrement connectée est égal au nombre de classes. Le rôle de cette partie est donc de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer une image.

#### **II.5.3.5- Couche de perte (LOSS) :**

La couche de perte spécifie comment l'entraînement du réseau pénalise l'écart entre le signal prévu et réel. Elle est normalement la dernière couche dans le réseau. Diverses fonctions de perte adaptées à différentes tâches peuvent y être utilisées. La fonction « Softmax » permet de calculer la distribution de probabilités sur les classes de sortie [40].

#### **II.5.4- Paramètres des CNN :**

Un réseau de neurones convolutif se distingue d'un autre par la façon dont les couches sont empilées, mais également paramétrées. Les couches de convolution et de

pooling possèdent en effet des hyper paramètres, c'est-à-dire des paramètres dont vous devez préalablement définir la valeur.

Remarque : Les features de la couche de convolution et les poids de la couche fully connected ne sont pas des hyper paramètres, puisqu'ils sont appris par le réseau de neurones lors de la phase d'entraînement. La taille des feature maps en sortie des couches de convolution et de pooling dépend des hyper paramètres.

Chaque image (ou feature map) est de dimensions  $W \times H \times D$ .

Où  $W$  est sa largeur en pixels,  $H$  sa hauteur en pixels et  $D$  le nombre de canaux (1 pour une image en noir et blanc, 3 pour une image en couleurs).

La couche de convolution possède quatre hyper paramètres :

1. Le nombre de filtres  $K$
2. La taille  $F$  des filters: chaque filtre est de dimensions  $F \times F \times D$  pixels.
3. Le pas  $S$  avec lequel on fait glisser la fenêtre correspondant au filtre sur l'image. Par exemple, un pas de 1 signifie qu'on déplace la fenêtre d'un pixel à la fois.
4. Le zero-padding  $P$  : on ajoute à l'image en entrée de la couche un contour noir d'épaisseur  $P$  pixels. Sans ce contour, les dimensions en sortie sont plus petites. Ainsi, plus on empile de couches de convolution avec  $P=0$ , plus l'image en entrée du réseau rétrécit. On perd donc beaucoup d'informations rapidement, ce qui rend la tâche d'extraction de features difficile [51].

### **II.5.5- Avantages de CNN :**

Un avantage majeur des réseaux convolutifs est l'utilisation d'un poids unique associé aux signaux entrant dans tous les neurones d'un même noyau de convolution. Cette méthode réduit l'empreinte mémoire, améliore les performances et permet une invariance du traitement par translation. C'est le principal avantage du CNN par rapport au MLP [52].

Comparés à d'autres algorithmes de classification de l'image, les réseaux de neurones convolutifs utilisent relativement peu de prétraitement. Cela signifie que le réseau est responsable de faire évoluer tout seul ses propres filtres, ce qui n'est pas le

cas d'autres algorithmes plus traditionnels. L'absence de paramétrage initial et d'intervention humaine est un atout majeur des CNN [52].

## **II.6- Réseaux de neurones récurrent (RNN) :**

### **II.6.1- Historique :**

Les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation en 1943 par W. MC Culloch et W. Pitts d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes [2].

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

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

De nos jours, L'utilisation des réseaux de neurones se développe continuellement dans de nombreux domaines, offrant ainsi une multitude d'applications diverses et variées [2].

### **II.6.2- Définition :**

Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) sont des systèmes dynamiques ; ils possèdent un état interne à chaque étape de la classification. Cela est dû aux connexions circulaires entre les neurones des couches supérieures et inférieures, ainsi qu'aux connexions de rétroaction facultatives. Ces connexions de rétroaction permettent aux RNN de propager les données des événements précédents aux étapes de traitement actuelles. Ainsi, les RNN construisent une mémoire des événements de séries temporelles [53].

### II.6.3- Architecture de RNN :

Les Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN) sont une variante très importante de réseaux neuronaux lourdement utilisés dans le traitement de langue naturelle. Ils sont appelés récurrents car ils effectuent la même tâche pour chaque élément d'une séquence, la sortie dépendant des calculs précédents. Une autre façon de penser aux RNN est qu'ils ont une « mémoire » qui capture des informations sur ce qui a été calculé jusqu'à présent.

En théorie, les RNN peuvent utiliser des informations dans des séquences arbitrairement longues, mais en pratique, ils se limitent à ne regarder que quelques étapes en arrière. Les RNNs sont une classe de réseaux de neurones qui permettent aux prédictions antérieures d'être utilisées comme entrées, par le biais d'états cachés. Ils sont de la forme montrée dans la Figure [54]

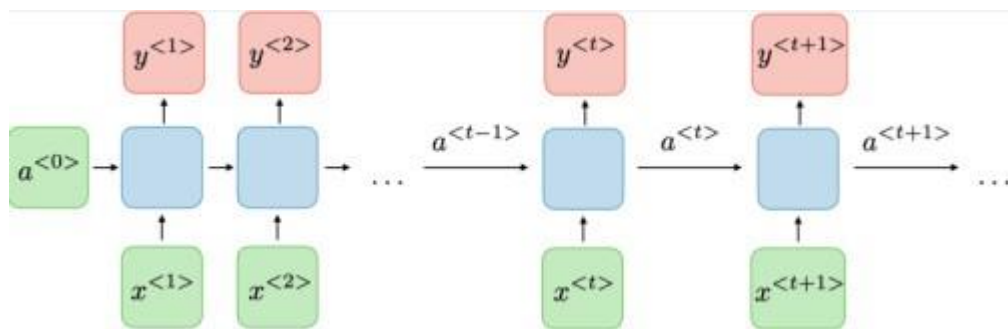


Figure II.10 Architecture de RNN.

### II.6.4-Mémoire courte à long terme(LSTM) :

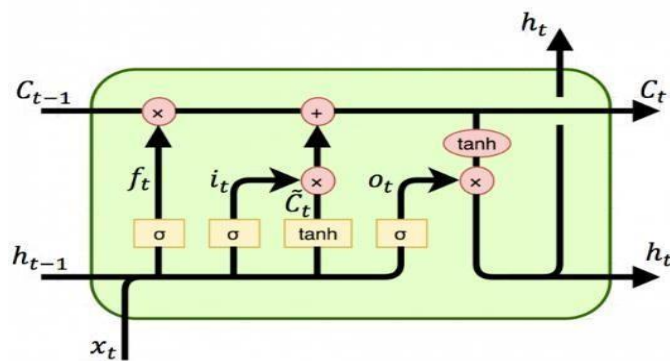
Les réseaux de mémoire courte à long terme (LSTM) sont une extension pour les réseaux neurones récurrents, Ils ont été introduits par Hochreiter Schmidhuber en 1997. Le but étant de faire face aux problèmes de disparition du gradient lorsque l'élément courant et son contexte sont trop éloignés dans le temps. L'idée principale des cellules LSTM est de garder un état de mémoire composée de trois « portes », qui correspondent à des zones de calculs régulant le flot d'informations en réalisant des actions spécifiques (Forget gate ou porte d'oubli, Input gate ou porte d'entrée et enfin Output gate pour porte de sortie) [55].

Comme on peut le constater sur la figure 20, la cellule mémoire est presque entièrement pilotée par les trois portes de contrôle ou chacune peut être vue comme une vanne qui a pour rôle :

- Input gate : décide si l'entrée doit modifier le contenu de la cellule.
- Forget gate : décide s'il faut remettre à 0 le contenu de la cellule.
- Output gate : décide si le contenu de la cellule doit influencer sur la sortie du neurone.

Le mécanisme des trois portes est strictement similaire. L'ouverture / la fermeture de la vanne est modélisée par une fonction  $f$  qui est généralement une sigmoïde et cette sigmoïde est appliquée à la somme pondérée des entrées.

On retrouve également deux types de sorties, nommées états (Hidden state et Cell state) [55].



**Figure II.11** : cellule LSTM [55].



Les couches de réseau.



Fonctionnement point par point.



Vecteur de transfert.



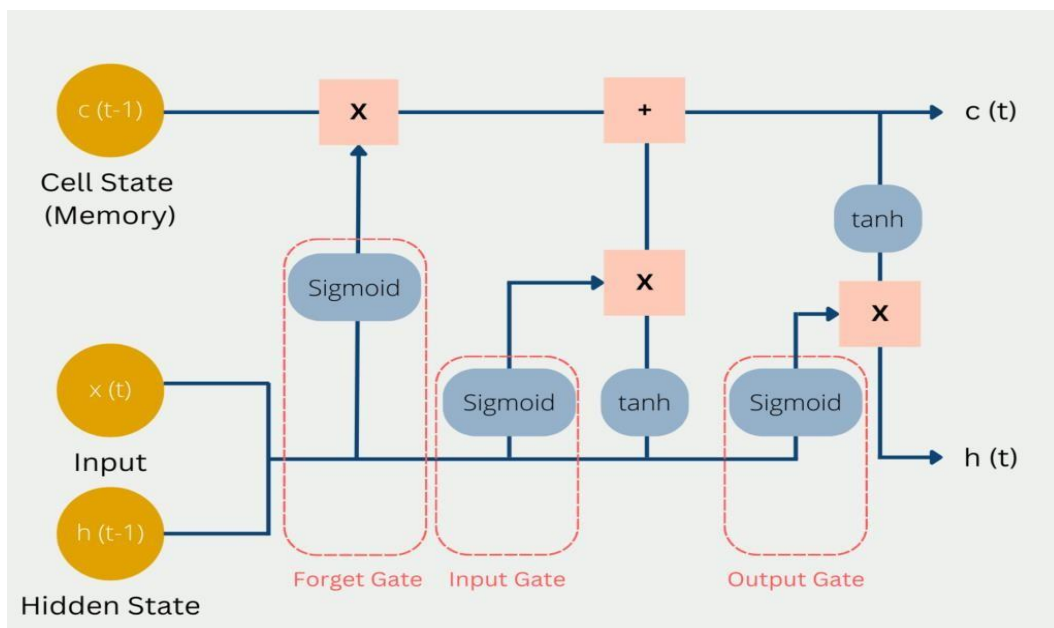
Concaténation.



Copie.

### II.6.5- Paramètres des LSTM :

Dans l'introduction à la mémoire longue à court terme, nous avons appris qu'elle résout le problème de gradient de fuite auquel est confronté RNN, alors maintenant, dans cette section, nous verrons comment elle résout ce problème en apprenant l'architecture du LSTM. À un niveau élevé, LSTM fonctionne très bien comme une cellule RNN. Voici le fonctionnement interne du réseau LSTM. L'architecture du réseau LSTM se compose de trois parties, comme illustré dans l'image ci-dessous, et chaque partie remplit une fonction individuelle [56].



**Figure II.12:** Paramètres de LSTM.

#### a-Porte d'entrée :

Contrôle le flux de nouvelles entrées dans la cellule mémoire. Il utilise une fonction d'activation sigmoïde pour décider quelles valeurs conserver et lesquelles supprimer.

Contrôle le flux d'informations du pas de temps précédent qui doit être oublié. Il utilise également une fonction d'activation sigmoïde pour déterminer quelles informations doivent être oubliées [56].

### **b-Porte de sortie**

Contrôle la sortie de la cellule mémoire. Il utilise une fonction d'activation sigmoïde et une fonction tangente hyperbolique pour déterminer les informations à produire.

### **c- Cellule mémoire**

Le composant principal de l'architecture LSTM. Il stocke des informations au fil du temps et peut sélectivement oublier des informations ou ajouter de nouvelles informations à son état interne [56].

A chaque pas de temps, le modèle LSTM reçoit un vecteur d'entrée et un vecteur d'état caché du pas de temps précédent. Le vecteur d'entrée est traité par la porte d'entrée et la porte d'oubli et les valeurs résultantes sont utilisées pour mettre à jour la cellule de mémoire.

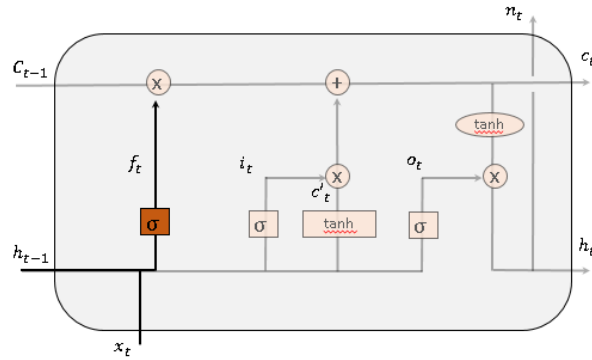
Un état candidat est ensuite généré à l'aide de la porte d'entrée et cet état candidat est combiné avec l'état de la cellule mémoire à l'aide d'une opération d'addition élément par élément. Enfin, la porte de sortie est utilisée pour déterminer quelles informations sortir de la cellule mémoire, et le vecteur d'état caché résultant est passé au pas de temps suivant.

En utilisant une cellule mémoire et trois portes distinctes pour contrôler le flux d'informations, l'architecture LSTM est capable d'apprendre et de stocker efficacement des informations sur de longues périodes, ce qui la rend adaptée à des tâches telles que la reconnaissance vocale, la traduction linguistique et l'analyse des sentiments [56].

Et voici les équations pour un réseau de neurones à mémoire à long term (LSTM) :

La première étape du LSTM consiste à décider quelles informations seront ignorées (oubliées) de l'état de la cellule. Cette décision est prise par une couche sigmoïde appelée couche de porte d'oubli [55].

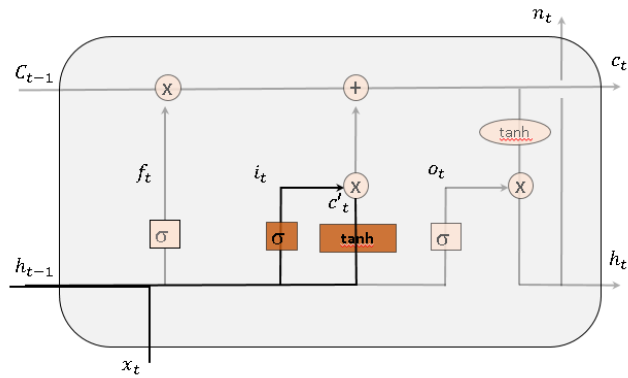
$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{II.5})$$



**Figure II.13:** Porte d'oubli.

Avec :

- $h_{t-1}$ : Sortie à l'instant  $t-1$ .
- $x_t$ : Entrée courant à l'instant  $t$ .
- $b$ : Bais.
- $w$ : Poids.
- $\sigma$ : Fonction sigmoïde.



**Figure II.14:** Mise à jour de la cellule [55].

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{II.6}$$

$$\hat{c}_t = \tanh(W_c [h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{II.7}$$

Avec :

- $\tanh$ : Fonction d'activation tangente hyper bolique.
- $\hat{c}_t$ : Valeur candidate.

Puis, l'ancien état (reçu en entrée) sera mis à jours dans le nouvel état de cellule.

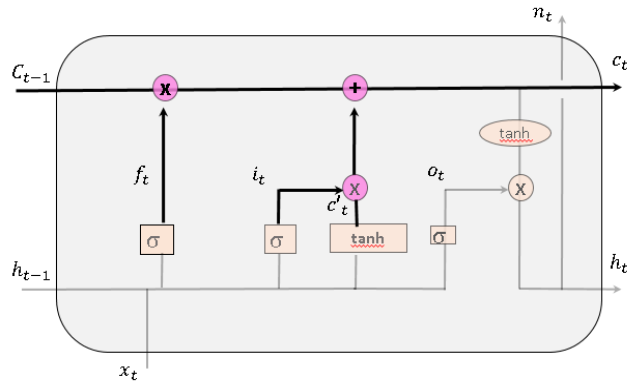


Figure II.15: Mise à jour de l'ancien état de cellule [55].

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{C}_t \tag{II.8}$$

Avec :

$C_t$ : état interne.

Au final, on obtient une sortie à partir de l'état courant de la cellule.

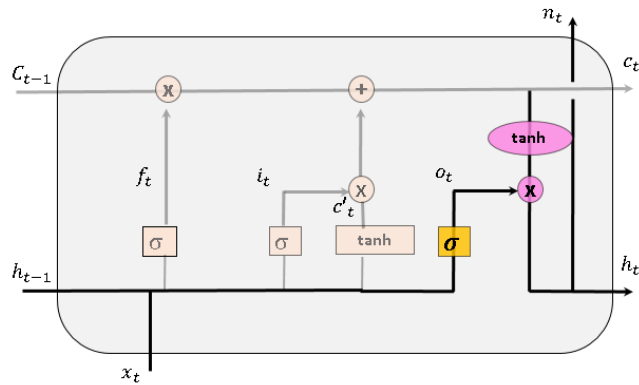


Figure II.16: la sortie de réseau LSTM [55].

$$O_t = \sigma (W_0[h_{t-1}, x_t] + b_0) \tag{II.9}$$

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \tag{II.10}$$

Avec :

$h_t$  : Sortie.

### II.6.6- Avantages de LSTM [57] :

La rétro-propagation constante de l'erreur dans les cellules de mémoire permet à la LSTM de combler de très longs retards dans le cas de problèmes similaires à ceux évoqués ci-dessus.

Pour les problèmes de longs délais tels que ceux examinés dans le présent document, la LSTM peut gérer le bruit, les représentations distribuées et les valeurs continues. Contrairement aux automates à états finis ou aux modèles de Markov cachés, la LSTM ne nécessite pas le choix a priori d'un nombre fini d'états. En principe, elle peut traiter un nombre illimité d'états.

Pour les problèmes abordés dans cet article, la LSTM se généralise bien, même si la position des entrées pertinentes et très éloignées les unes des autres dans la séquence d'entrée n'a pas d'importance. Contrairement aux approches précédentes, la nôtre apprend rapidement à faire la distinction entre deux ou plusieurs occurrences très éloignées d'un élément particulier dans une séquence d'entrée, sans dépendre d'exemples d'apprentissage appropriés à court délai.

Il ne semble pas nécessaire d'ajuster les paramètres. La LSTM fonctionne bien sur une large gamme de paramètres tels que le taux d'apprentissage, le biais de la porte d'entrée et le biais de la porte de sortie. Par exemple, pour certains lecteurs, les taux d'apprentissage utilisés dans nos expériences peuvent sembler élevés. Cependant, un taux d'apprentissage élevé pousse les portes de sortie vers zéro, contrecarrant ainsi automatiquement ses propres effets négatifs.

La complexité de mise à jour de l'algorithme LSTM par poids et par pas de temps est essentiellement celle du BPTT, à savoir  $O(1)$ . C'est un excellent résultat par rapport à d'autres approches telles que RTRL. Cependant, contrairement à la BPTT complète, la LSTM est locale à la fois dans l'espace et dans le temps.

## **II.7- Conclusion :**

Nous avons présenté dans ce chapitre la réduction de dimensionnalité en apprentissage automatique comme une étape importante du nettoyage de données. Cette technique consiste à diminuer le nombre de variables prédictives à l'entrée du modèle afin d'éviter le fléau de la dimensionnalité et le sur apprentissage. Nous présentons les méthodes d'algèbre linéaire (PCA, KPCA, SVD, LDA). Nous avons détaillé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA), Long-Short Term Memory (LSTM), convolutionnel neural network (CNN) et leurs architectures, principe de fonctionnement, les avantages, les paramètres.

---

## **Chapitre III**

# **Résultats de Simulation et Discussions**

---

### **III.1- Introduction :**

La prédiction de la vitesse du vent est devenue une étape clé pour prévoir correctement les performances des systèmes de conversion de l'énergie éolienne et pour garantir la stabilité et la sécurité des réseaux électriques. Les compagnies d'électricité doivent contrôler les systèmes de production en se basant sur la connaissance préalable de la charge et de la capacité de production attendues au cours des prochaines minutes, heures et jours, car certains groupes électrogènes peuvent être démarrés rapidement, tandis que d'autres ont besoin de beaucoup de temps avant d'être prêts. De plus, le prix de la production d'électricité se négocie sur un marché en évolution constante et rapide. Cela explique pourquoi des prédictions précises de la production et de la consommation d'électricité sont nécessaires pour réduire les coûts de l'électricité

Les travaux de ce mémoire consistent à étudier les méthodes de la prédiction de la vitesse du vent, en utilisant deux types des réseaux de neurones de ceci en se basant sur les critères de performance suivants : la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le Coefficient de détermination ( $R^2$ ), Erreur Absolue Moyenne (MAE) et Le coefficient compétence de prédiction (FS).

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

### **III.2- Série temporelle.**

#### **III.2.1- Définition :**

Les séries temporelles se présentent sous la forme d'une suite de valeurs numériques correspondant à l'évolution d'une variable dans le temps. Historiquement utilisées en économétrie, elles sont conçues pour analyser une tendance passée et prévoir son évolution dans le futur par le biais de statistiques ou de probabilités. Les séries temporelles sont très utilisées en apprentissage machine pour concevoir des modèles de classement, de prédiction ou de détection d'anomalie [58].

### III.2.2- Utilisation :

Les séries temporelles jouent un rôle prépondérant dans le domaine de l'apprentissage automatique, où elles sont largement utilisées pour créer des modèles de classification, de regroupement, de prédiction et de détection d'anomalies.

Prévision météorologique : Les séries temporelles sont utilisées pour prévoir les conditions météorologiques à court et à long terme. Les modèles basés sur l'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (RNN), sont couramment utilisés pour la prédiction météorologique [59].

### III.3- Base de données :

#### III.3.1- Présentation :

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

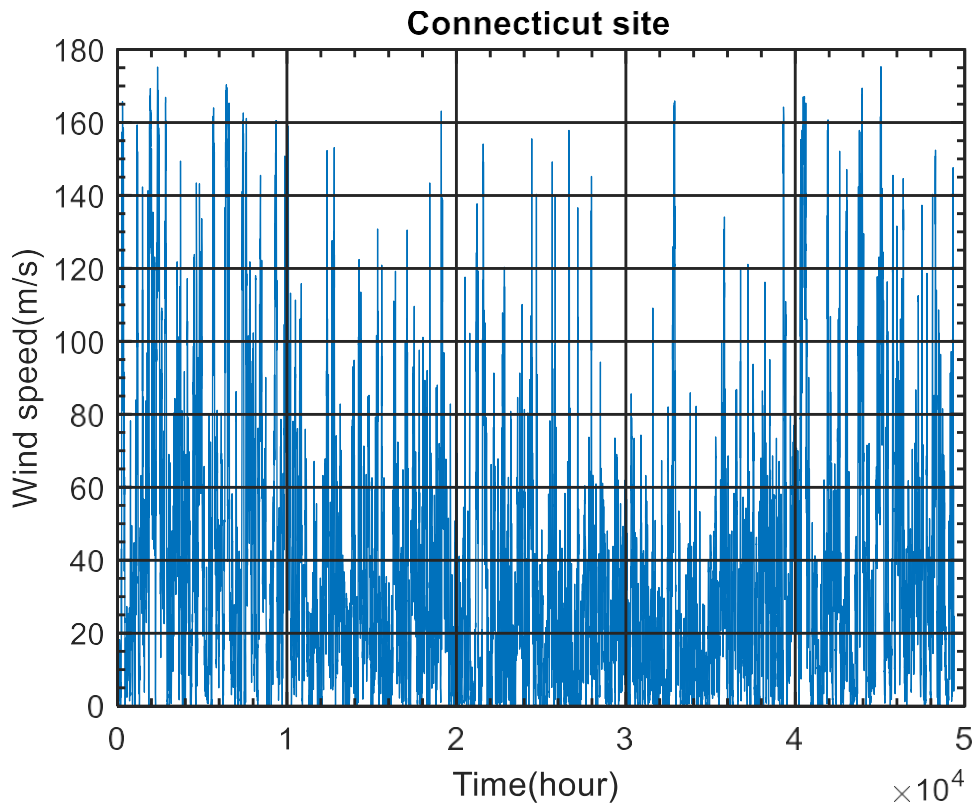
#### III.3.2- Caractéristiques des sites :

Le premier site se situe dans l'état de Colorado (est un état de l'Ouest des États Unis), les coordonnées du site sont (41° ,6N, 72° W).

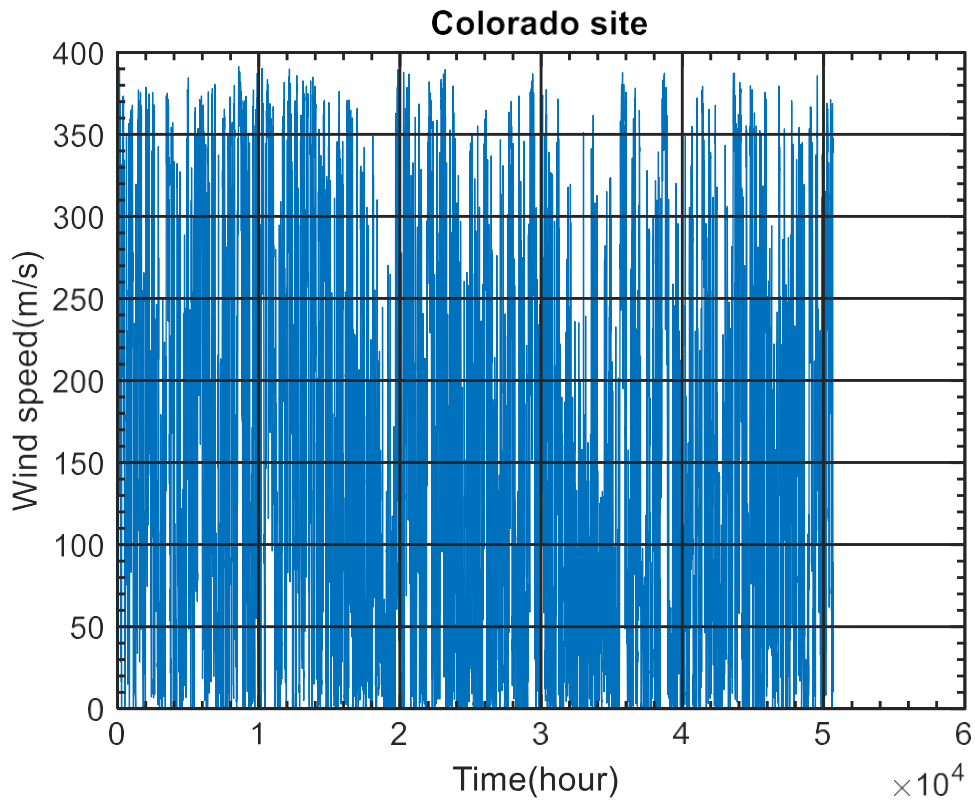
Le deuxième site se situe dans l'état de Connecticut (est un état du Nord-est des États Unis), les coordonnées du site sont (39° N, 105° W).

**Tableau III.1:** Caractéristiques géographiques des sites Colorado et Connecticut.

Site	Longitude	Latitude	L'altitude	Zone(km <sup>2</sup> )	Densité (MW/km <sup>2</sup> )
Colorado	-103.51	40.88	1358	58.4	14.4
Connecticut	-73.52	41.54	295	5.4	18.6



**Figure III. 1 :** Les courbes de la base de donnée pour site de Connecticut.



**Figure III. 2 :** Les courbes de la base de donnée pour site de Colorado.

### **III.3.3- Répartitions des données :**

#### **III.3.3.1- Ensemble d'apprentissage :**

L'apprentissage ensembliste (ou ensemble learning) est une technique qui repose sur la combinaison de multiples algorithmes de machine learning pour accroître les performances du modèle d'apprentissage, et parvenir à un niveau de précision supérieur à celui qui serait réalisé si on utilisait un de ces algorithmes pris séparément.

Selon les cas de figure et le résultat désiré, il est possible d'utiliser un seul et même type d'algorithme pour produire un résultat homogène, ou encore des algorithmes différents pour obtenir un résultat hétérogène. Le concept sur lequel repose la méthode ensembliste est que l'on peut améliorer les performances des modèles apprenants en les combinant [59].

Et dans cette étude on a utilisé 70% du totale de données pour l'ensemble d'apprentissage.

#### **III.3.3.2- Ensemble de test :**

Un ensemble de tests dans l'apprentissage automatique est un ensemble de données secondaire (ou tertiaire) qui est utilisé pour tester un programme d'apprentissage automatique après qu'il a été formé sur un ensemble de données de formation initiale. L'idée est que les modèles prédictifs ont toujours une sorte de capacité inconnue qui doit être testée, au lieu d'être analysée dans une perspective de programmation, Un ensemble de test est également appelé ensemble de données de test ou données de test [60].

Dans cette étude on a utilisé 30% des données pour la partie de teste.

### **III.4- Critères d'évaluations :**

Pour évaluer notre système de prédiction de la vitesse du vent nous avons choisis les erreurs suivantes. (RMSE), (MAE) et (FS) et le coefficient de corrélation ( $R^2$ ).

### III.4.1- Racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) :

L'erreur quadratique moyenne RMSE est utilisée pour comparer la déviation actuelle entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées [61].

Le RMSE se calcule à partir de la formule suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^n (y_j - y'_j)^2} \quad (\text{III.11})$$

Avec :

$N$ : Le nombre d'observation.

$y'_j$  : Les valeurs prédites pour la comparaison.

$y_j$  : Les valeurs de testes.

### III.4.2- Erreur Quadratique Moyenne (MAE) :

Erreur absolue moyenne (MAE) : MAE mesure l'ampleur moyenne des erreurs dans un ensemble de prédictions, sans tenir compte de leur direction. C'est la moyenne sur l'échantillon de test des différences absolues entre la prédiction et l'observation réelle où toutes les différences individuelles ont le même poids [62].

Le MAE se calcule à partir de la formule suivante :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - y'_j| \quad (\text{III.12})$$

### III.4.3- Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) :

Est un indicateur qui permet de juger la qualité de régression linéaire, simple ou multiple. D'une valeur comprise entre 0 et 1, il mesure l'adéquation entre le modèle et les données observées (Réelles).

Dans le cadre d'une régression linéaire simple, c'est la carré du coefficient de corrélation. La covariance se définit comme la part de variance exprimée par rapport à la variance totale, autrement dit par [1-(somme des carrés des résidus /variance totale)], est donnée par équation Suivant [61] :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (y^t - y^t)^2}{\sum_{t=1}^N (y^t - y')^2} \quad (\text{III.13})$$

Avec :

$N$  : Le nombre d'observation.

$y_i$ : Les valeurs prédites pour la comparaison.

$y_t$ : Les valeurs de testes.

$y'$ : Présente la valeur moyenne des valeurs prédites.

#### **SSIII.4.4- Le coefficient compétence de prédiction (FS) :**

Dans les statistiques et les prédictions, la compétence de prédiction (FS) fait référence à la précision et à la qualité des prédictions faites par un modèle de prédiction. Il est généralement mesuré en comparant les valeurs prédites aux valeurs réelles au moyen de mesures statistiques telles que l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) ou les coefficients de corrélation. Une valeur FS plus élevée indique une meilleure capacité à faire des prédictions précises.

Le FS est varié dans l'intervalle  $[-1 ; 1]$  et se calcule à partir de la formule suivante :

$$FS=1 - \frac{RMSE}{RMSEp} \quad (III.14)$$

### **III.5- Résultats de Simulation :**

#### **III.5.1-Prédiction avec le Réseau de neurones à convolution (CNN) et le Réseau deneurones récurrent (LSTM) :**

##### **III.5.1.1- La prédiction de la vitesse du vent pour les deux sites (Colorado et Connecticut) :**

###### **a) Tableaux des critères de performances :**

Les tableaux suivants (III.2 et III.3) présentent les critères statistiques pour évaluer notre système de prédiction de la vitesse du vent pour les deux sites (Colorado et Connecticut) respectivement basée sur les réseaux de neurones profond LSTM et CNN où on a varié le nombre maximum d'époques.

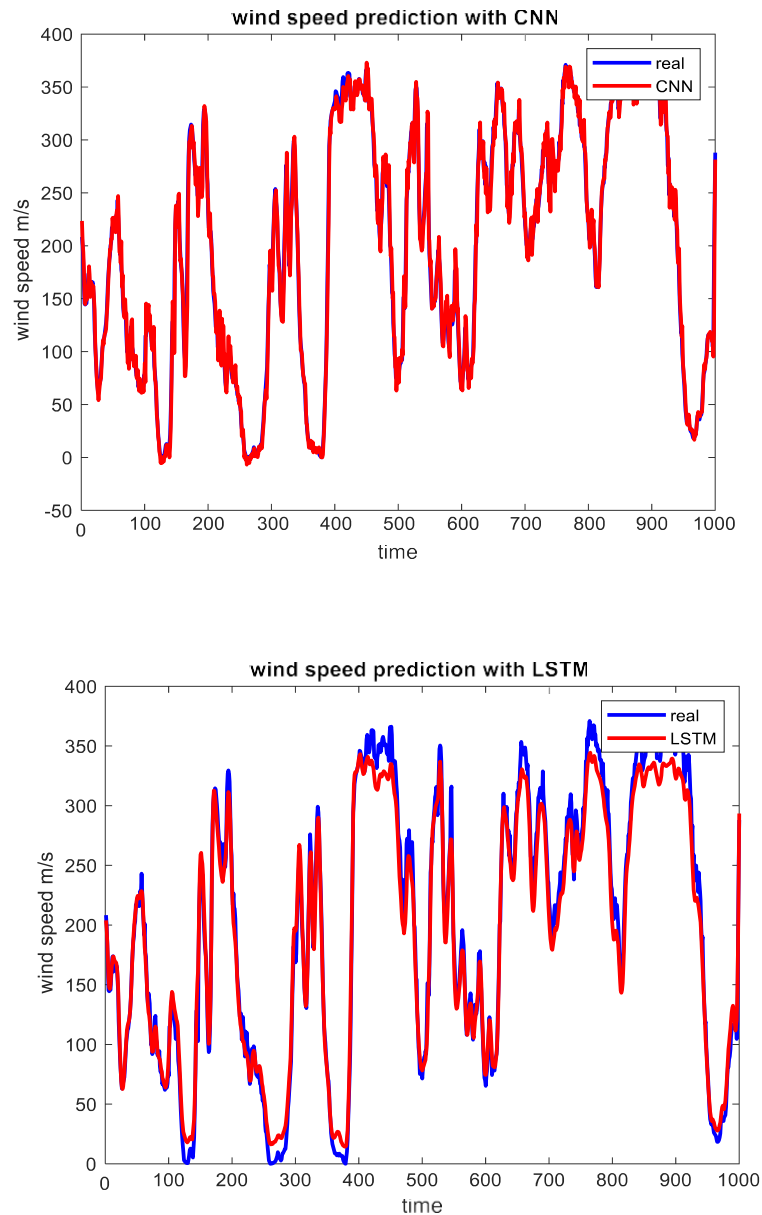
**Tableau III.2 :** Critères des performances pour site Colorado avec les réseaux profond CNN et LSTM.

Critères		$R^2$	MAE	RMSE	FS
Nbr d'époques					
30	CNN	0.9880	0.0522	13.7751	0.9388
	LSTM	0.9834	0.0702	17.4494	0.9219
60	CNN	0.9881	0.0469	12.9770	0.9423
	LSTM	0.9902	0.0650	15.3176	0.9315
80	CNN	0.9884	0.0509	13.2994	0.9409
	LSTM	0.9901	0.0539	13.6260	0.9390
100	CNNs	0.9886	0.0474	12.8872	0.9427
	LSTM	0.9915	0.0496	13.0384	0.9418

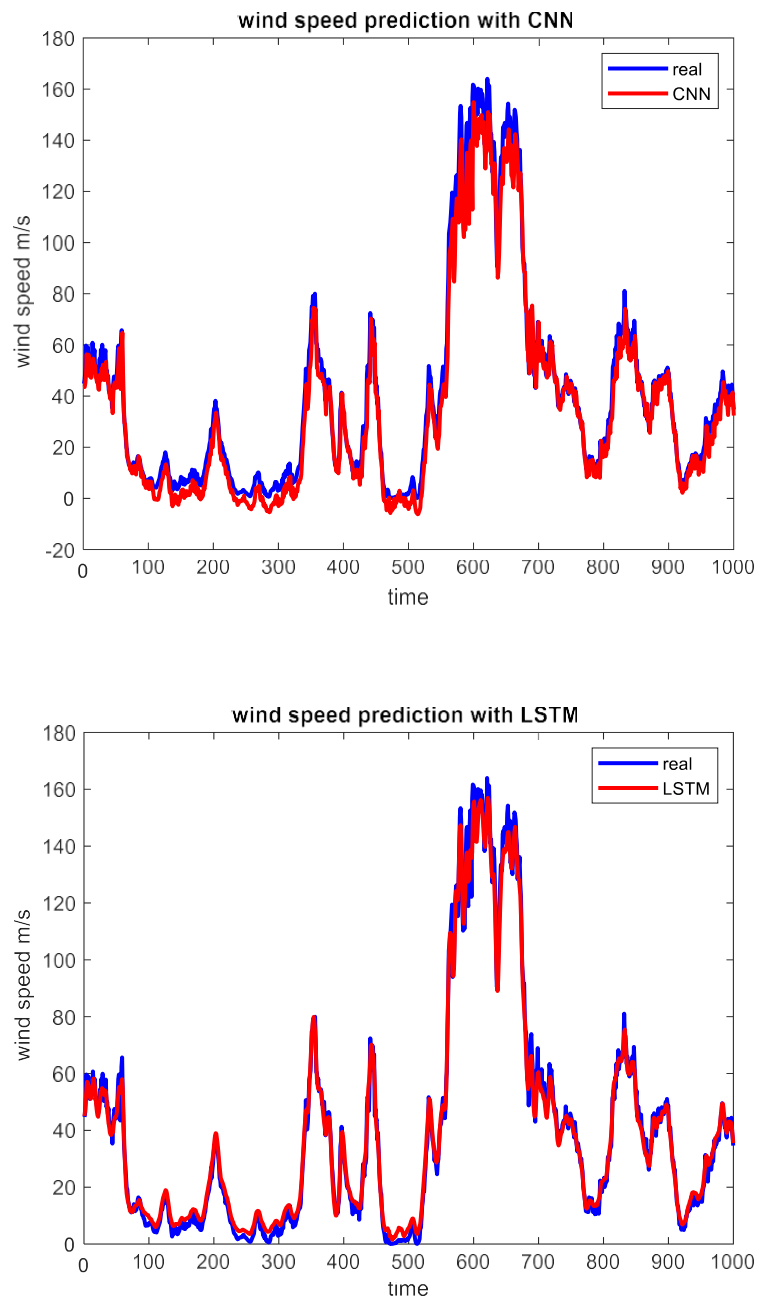
**Tableau III.3:** Critères des performances pour site Connecticut avec les réseaux profond CNN et LSTM :

Les critères		$R^2$	MAE	RMSE	FS
Nbr d'époques					
30	CNN	0.9864	0.0796	5.7558	0.9127
	LSTM	0.9820	0.0867	5.9594	0.9099
60	CNN	0.9881	0.0752	5.4013	0.9181
	LSTM	0.9872	0.0718	5.0218	0.9241
80	CNN	0.9895	0.0755	4.9558	0.9248
	LSTM	0.9885	0.0653	5.0031	0.9244
100	CNN	0.9863	0.1116	7.0073	0.8937
	LSTM	0.9902	0.0627	4.5332	0.9315

b) Les courbes de prédiction de la vitesse du vent (Colorado et Connecticut) :  
Après la simulation, nous avons obtenu les courbes suivants pour les deux sites.



**Figure III.3:** Vitesse du vent réel et prédites avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Colorado.



**Figure III.4:** Vitesse du vent réel et prédites avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Connecticut.

### **III.5.2- Prédiction avec l'analyse discriminante linéaire (LDA) et les Réseau de neurones(CNN /LSTM) :**

#### **III.5.2.1- La prédiction de la vitesse du vent en utilisant LDA pour les deux sites (Colorado et Connecticut) :**

##### **a) Tableau des critères de performances en utilisant (LDA) :**

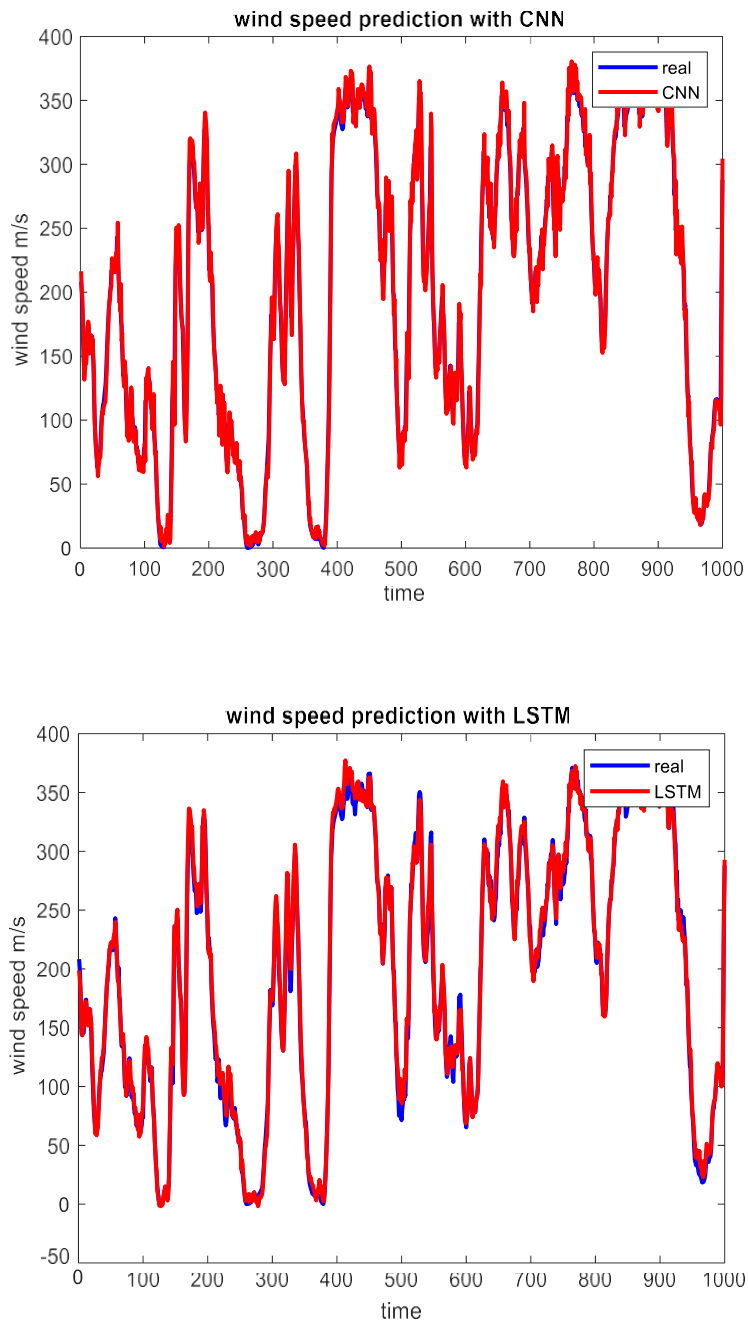
Les tableaux suivants (III.4 et III.5) présentent les critères statistiques pour évaluer notre système de prédiction de la vitesse du vent pour les deux sites (Colorado et Connecticut) respectivement basée sur les réseaux de neurones profond LSTM et CNN en utilisant la méthode de réduction de la dimensionnalité (LDA) où on a varié le nombre maximum d'époques.

**Tableau III.4:** Critères des performances en utilisant LDA pour site Colorado avec les réseaux profond CNN et LSTM.

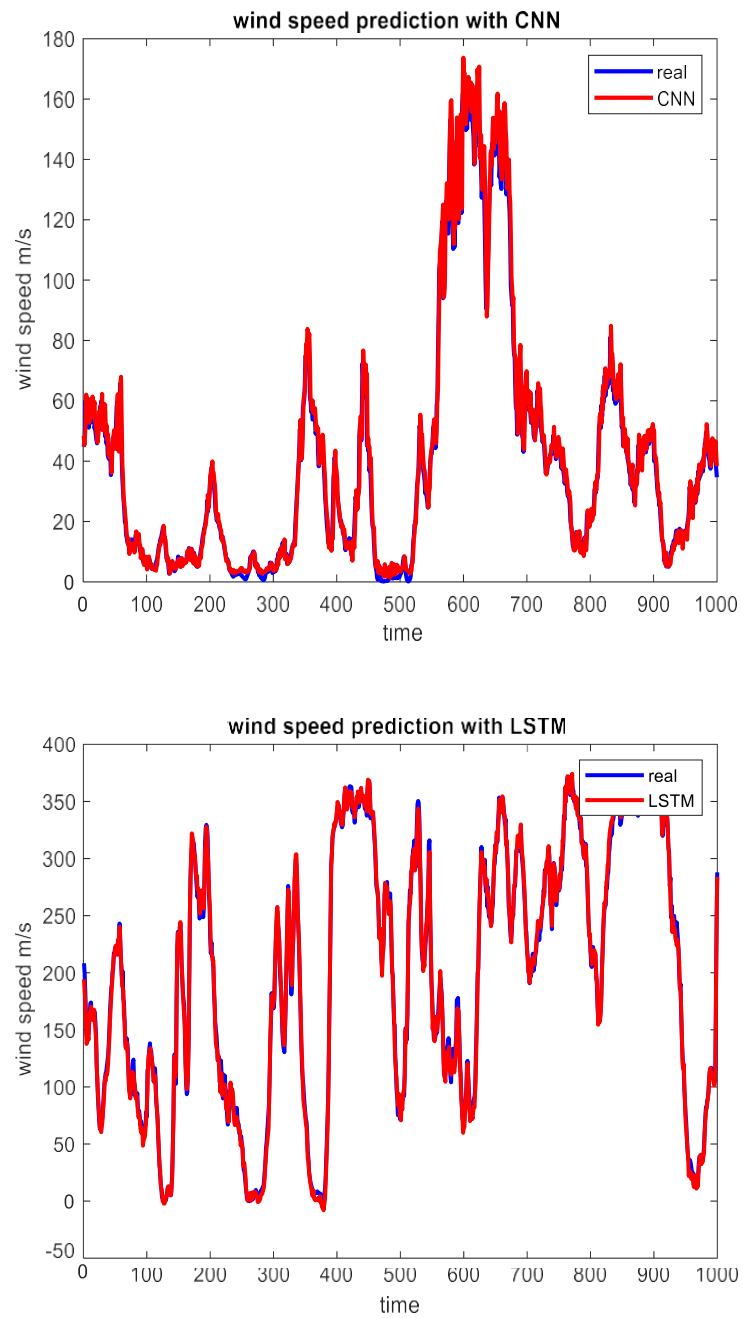
Les critères		$R^2$	MAE	RMSE	FS
Nbr d'époques					
30	CNN	0.9655	0.1049	25.3536	0.8868
	LSTM	0.9870	0.0639	16.3911	0.9268
60	CNN	0.9850	0.0598	16.3406	0.9271
	LSTM	0.9922	0.0408	11.8109	0.9473
80	CNN	0.9861	0.0571	15.7016	0.9299
	LSTM	0.9917	0.0417	12.1239	0.9459
100	CNN	0.9875	0.536	15.0295	0.9329
	LSTM	0.9931	0.0437	11.0633	0.9505

**Tableau III.5:** La prédiction de la vitesse du vent en utilisant LDA pour site Connecticut Avec les réseaux profond CNN et LSTM.

Les critères		$R^2$	MAE	RMSE	FS
Nbr d'époques					
30	CNN	0.9837	0.0810	5.8635	0.9125
	LSTM	0.9903	0.0577	4.3710	0.9348
60	CNN	0.9827	0.0828	5.8617	0.9126
	LSTM	0.9923	0.0508	4.0324	0.9399
80	CNN	0.9837	0.0801	5.7184	0.9147
	LSTM	0.9951	0.0423	3.1999	0.9523
100	CNN	0.9832	0.0805	5.9437	0.9113
	LSTM	0.9950	0.0419	3.1972	0.9523

**b) Les courbes de prédiction de vitesse de vent avec LDA (Colorado et Connecticut) :**

**Figure III.5:** Vitesse du vent réel et prédites en utilisant LDA avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Colorado.



**Figure III.6:** Vitesse du vent réel et prédites en utilisant LDA avec les réseaux profond CNN et LSTM pour site de Connecticut.

### III.6- Analyse des résultats :

Lors de cette étude, nous avons utilisé deux base de données réelles et différentes, pour deux sites situés en USA (Connecticut et Colorado). Pour évaluer notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent deux indicateurs d'analyse d'erreur sont utilisés pour vérifier l'exactitude et la précision de la prédiction, à savoir l'erreur quadratique moyenne (**RMSE**), l'erreur absolue moyenne (**MAE**) et nous avons aussi choisie comme d'autres critère statique le coefficient de détermination (**R<sup>2</sup>**) et coefficient de compétence (**FS**).

La méthode de calcul de tous ces critères est présentée par les équations 11, 12, 13 et 14 et les résultats de simulation obtenues pour les deux systèmes de prédiction basés sur les réseaux profonds LSTM et CNN sont présentés par les tableaux III.2, III.3 on peut constater que le système qui utilise le réseau profond LSTM (0.9902) est plus précise que celui qui utilise le réseau profond CNN(0.9863) , ceci est confirmé par les courbes des figures III.3 et III.4 qui présentent la valeur réelle de la vitesse du vent et la valeur prédite par les deux systèmes de prédiction.

Pour améliorer notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent en deuxième lieu nous avons introduit une technique de réduction de la dimensionnalité qui est l'analyse discriminante linéaire (LDA) pour les deux systèmes qui utilisent les réseaux profonds LSTM et CNN les résultats de simulation obtenues sont présentés dans les tableaux III.4, II.5, à la fois on peut constater que le système LDA-LSTM(0.9950) est plus précise que le système LDA- CNN(.9832), ceci est confirmé par les courbes des figures III.5 et III.6 qui présentent la valeur réelle de la vitesse du vent et la valeur prédite par les deux systèmes de prédiction.

D'un côté, il est notable que la technique LDA a amélioré les résultats de prédiction pour les deux techniques, CNN et LSTM. Cependant, malgré cette amélioration, les résultats obtenus par LSTM demeurent plus précis et plus proches des résultats réels, comme le montrent nos simulations.

### **III.7- Conclusion :**

Le dernier chapitre de cette étude porte sur la simulation de l'application des techniques d'apprentissage automatique basées sur les réseaux de neurones artificiels de type RNN (Réseau de Neurones Récurrents). Nous avons utilisé les CNN (Réseaux de Neurones Convolutifs) et les LSTM (Réseaux de Neurones à Mémoire à Long Terme) pour prédire la vitesse du vent. Cette simulation nous a permis de valider et d'évaluer les performances de chaque méthode présentée.

Nous avons également réalisé une étude comparative afin de choisir la méthode la plus adaptée à notre application. Pour améliorer les performances de prédiction de la vitesse du vent, nous avons calculé les critères de performance tels que le RMSE, le R carré, le FS et le MAE pour chaque technique. De plus, nous avons présenté les courbes réelles et prédites pour chaque site étudié, à savoir le Colorado et le Connecticut.

---

# **Conclusion**

## **Générale**

---

## Conclusion Générale

---

### Conclusion Générale :

L'objectif principal de ce travail c'est la prédiction de la vitesse du vent à partir de l'application de la méthode de l'analyse discriminante linéaire en utilisant des différents techniques d'apprentissage profond basé sur les Réseaux de Neurones Artificiel, le but de cette étude et de trouver la technique la plus efficace, la plus rapide et la plus précise parmi les techniques que nous avons choisies, qui sont la CNN et LSTM. Pour cette raison une simulation à l'aide du logiciel MATLAB à été effectuée pour deux sites de données réelles situé en États-Unis.

Et pour évaluer notre système nous avons choisie comme critères la Racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE), l'erreur Quadratique Moyenne (MAE), Le coefficient compétence de prédiction (FS) et Le coefficient de détermination ( $R^2$ ).

Nous avons observé que le système de prédiction utilisant la technique LSTM « long-short term memory » a donné d'excellents résultats que CNN.

En général, l'application de ces techniques nous permet d'obtenir des estimations précises des valeurs futures de la vitesse du vent, ce qui se traduit par une amélioration de la prédiction de la vitesse du vent.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Chemidi Abdelkarim, Analyse, modélisation et commande avancée d'une éolienne utilisée dans une ferme, En vue d'obtention du Diplôme De Doctorat, Université Abou Bekr Belkaid- Tlemcen.
- [2] Chikh Djamel, Tayeb bey Nadjib, Prédiction de la Vitesse du Vent Par un Modèle Du Réseau de Neurones Autorégressif, mémoire de master.
- [3] Tamam BASBOUS, Hybridation pneumatique d'un moteur Diesel en vue de son utilisation dans un Système Hybride Éolien-Diesel avec Stockage d'Énergie sous forme d'Air Comprimé, Université du Québec à Chicoutimi, Thèse doctoral.
- [4] Cheikh Ridha, Etude et Commande d'une Eolienne à base d'une Machine Synchrones à Aimants Permanents et d'une Machine Asynchrone à Double Alimentation, Thèse doctoral.
- [5] Abbad Imane, Simulation de l'effet des paramètres climatiques (température, poussière et éclairage) sur le rendement d'une cellule solaire, Mémoire de master en physique 2019.
- [6] Laurence Serra, Barrières à l'implantation de projets d'énergie renouvelable dans les communautés hors réseau des régions Nordiques canadiennes, Université Sherbrooke, Mémoire de Magister, Canada, 2011.
- [7] Traore Massitan , Gestion du système photovoltaïque d'une alimentation privée connecte au réseau, mémoire de master.
- [8] Nations Unies. (s.d.). Qu'est-ce que l'énergie renouvelable ? , Récupéré à partir de <https://www.un.org/fr/climatechange/what-is-renewable-energy>.
- [9] Abdelhamid Lilia , Contribution à l'Amélioration des Performances des Générateurs Eoliens - Evaluation de l'Impact des Energies Renouvelables sur l'Environnement , Université Hadj Lakhdar de Batna ,Thèse doctoral.
- [10] Mirecki Adam, Etude comparative de chaînes de conversion D'énergie dédiées à une éolienne de petite Puissance, thèse doctoral.
- [11] M.rinoudo, j.p .Joseleau , La Biomasse Végétale Peut-Elle Le Pétrole,2008.
- [12] Djebbari Mohamed, Islam Hrantia Choukri, Etude d'une Station de Pompage, université badji Mokhtar, Annaba.
- [13] M. Boudia Sidi Mohammed ,Energies Renouvelables Optimisation de l'Évaluation Temporelle du Gisement Énergétique Éolien par Simulation Numérique et Contribution à la Réactualisation de l'Atlas des Vents en Algérie, Thèse doctoral.

- [14] Driss Zejli , Rachid Benchrifa ,Unité des Technologies et Economie des Energies Renouvelables, 'TEER' Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique, CNRST-Maroc.
- [15] Statista. (n.d.), Notre Engagement pour la Recherche, Récupéré à partir de <https://fr.statista.com/a-propos/notre-engagement-pour-la-recherche>.
- [16] E. [Hua, Wind Turbines, Fundamentals, Technologies, Application, Economics, 2nd ed. Springer, 2005.
- [17] Programme des Energies Renouvelables, CREG, Adrar, mars 2015
- [18] : ADF Magazine. (2022, April). L'Afrique a des ressources éoliennes. Africa Development Forum Magazine. récupéré par <https://adf-magazine.com/fr/2022/04/lafrique-a-des-ressources-eoliennes/>.
- [19] Présentation Pour Obtenir Le Diplôme De Magister En Physique Ecole Doctorale « Energies Renouvelables » ,Etude D'une Chaine De Conversion D'énergie Eolienne, universite Mentouri ,Constantine.
- [20] Toulait Ghalia, Etuded'un système de conversion de l'énergie éolienne à base de la machine synchrone, Mémoire de Fin d'Etudes de master académique.
- [21] Tamaarat Azouz, Modélisation et commande d'un système de conversion d'énergie éolienne à base d'une MADA, Thèse présentée en vue de l'obtention Du diplôme de Doctorat.
- [22] Info-Éolien. (n.d.). Énergie éolienne - Composants. Récupéré à partir de <http://www.info-eolien.com/energie-eolienne-composants.html>.
- [23] Comment ça marche l'énergie éolienne - Le fonctionnement de l'énergie éolienne. (n.d.). M'atterre. Récupéré à partir de : <https://mtatterre.fr/dossiers/comment-ca-marche-lenergie-eolienne/lefonctionnement-de-lenergie-eolienne>
- [24] Contrôle des puissances d'un système éolien basé sur une MADA, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued, Mémoire de fin d'études
- [25] Éolienne verticale Darrius. (n.d.). EcoSources. Récupéré à partir de : <https://www.ecosources.org/eolienne-verticale-darrius>
- [26] Eoliennes Shop. (n.d.). Éolienne Savonius Puissance. Récupéré à partir de : <https://eolienneshop.com/products/eolienne-savonius-puissance>
- [27] Université Virtuelle Environnement et Développement durable (UVED). (n.d.). Différents types d'éoliennes. Récupéré à partir : [https://uved.univ-perp.fr/module2/co/2-2-1-2-differents\\_types\\_eoliennes.html](https://uved.univ-perp.fr/module2/co/2-2-1-2-differents_types_eoliennes.html)

[28] Muljadi, E., Butterfield, C. P., & Wan, Y. H. (1998). Axial-Flux, Modular, PM Generator with a toroidal winding for wind turbine application, In Proceedings of conference of the Industry Application Society, IEEE (p. 174).

[29] Quels sont les types d'éoliennes ? (n.d.). Futura Sciences. Récupéré à partir : <https://www.futura-sciences.com/planete/questions-reponses/energie-renouvelable-sont-types-eoliennes-1226/>

[30] Taille des éoliennes. (s.d.). Récupéré à partir de <http://xn--drmstrre-64ad.dk/wp-content/wind/miller/windpower%20web/fr/tour/wtrb/size.htm>.

[31] Louam abdelhak bilal , Deep Learning basé sur les méthodes de réduction pour la reconnaissance de visage, Université Mohamed Khider Biskra, Mémoire de Fin d'Études, 2018 – 2019.

[32] Marie Quimet, Réduction de dimensionnalité non linéaire et vorace, Université de Montréal, décembre, 2004.

[33] Mansouri Hanane, Analyse en Composantes Principales(ACP), université Mohamed khider, BISKRA, Juin 2019, mémoire de fin d'étude.

[34] Engels, Philippe Grosjean & Guyliann. "Science Des Données Biologiques III." 1.3 Analyse Discriminante Linéaire, 4 Feb. 2022, [wp.sciviews.org/sdd-umons3-2021/analyse-discriminante-lin%C3%A9aire.html](http://wp.sciviews.org/sdd-umons3-2021/analyse-discriminante-lin%C3%A9aire.html).

[35] Rachedi Temer Abdelatif, Diagnostic des systèmes non linéaires par les méthodes statistiques à base de fonctions à noyaux, université badji Mokhtar Annaba, mémoire de fin d'étude, 2019.

[36] Modélisation à base de l'analyse en composantes principales (ACP) - projet de fin d'étude.

[37] Bahloul rachida, FACTORISATION MATRICIELLE NON NEGATIVE POUR LA RECONNAISSANCE FACIALE, UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS – MOSTAGANEM, Mémoire de Fin d'Etudes, 2018-2019

[38] [webhttps://wp.sciviews.org/sdd-umons3-2021/analyse-discriminantlin%C3%A9aire.html](https://wp.sciviews.org/sdd-umons3-2021/analyse-discriminantlin%C3%A9aire.html)

- [39] Belhabib abdelkader , Lagha Omar, Développement d'une application à base de l'algorithme de classification k-means, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, Mémoire de fin d'études, 2011-2012.
- [40] Rabah idou, Ahmed himeur, Reconnaissance d'images par les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), Université Mohammed Seddik BenYahia Jijel, 2019-2020.
- [41] Belhabib abdelkader , Lagha Omar, Développement d'une application à base de l'algorithme de classification k-means, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, Mémoire de fin d'étude, 2011-2012.
- [42] Bensaid Radjaà, Goual Samira, Utilisation de l'Apprentissage par Renforcement pour le Green Networking dans un Réseau de Radio Cognitive, Université Abou Bekr Belkaid– Tlemcen, Mémoire de fin d'études, 2017-2018.
- [43] Boughaba Mohammed , Boukhris Brahim, L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, Mémoire Master Professionnel, 2016/2017
- [44] Malki Narimene , Classification automatique des textes par Les réseaux de neurones à convolution, Université LARBI ben M'HIDI d'Oum El Bouaghi, 2018/2019.
- [45] Y. Djeriri, Les réseaux neurones artificiels, UDL-SBA-2017.
- [46] Chaibi Hassen, Contribution à la génération de carte d'atténuation pour PET basée sur les images IRM segmentées, Université des Sciences et des Technologies d'Oran Mohamed Boudiaf, Mémoire, 2009-2010
- [47] Naima Ifrek ,Lahna boussaid , Etude et application du réseau ELM (Extreme Learning Machine) pour la classification de données, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, mémoire de fin f'etude ,12/07/2017.
- [48] Bourouh Mouloud , Kanoun Zakaria, Détection d'intrusions à base des réseaux de neurones et algorithmes génétiques, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, Mémoire de fin d'études, 2016-2017
- [49] reconnaissance d'images par les réseaux de neurones convolutionnels cnn ,université, mohammed, seddik,ben yahia jijel, mémoire de master.

- [50] Prédiction de la Vitesse du Vent Par un Modèle Du Réseau de Neurones Autorégressif, Mémoire de master, Université Mohamed Boudiaf Msila,
- [51] Dr. Merzougui, Deep learning, Réseaux de neurones, Univ-batan2, mémoire de fin d'étude.
- [52] RABARIJAONA E. S1, RANDRIAMITANTSOA P.A2, CONTRIBUTION A L'ETUDE DE L'APPRENTISSAGE D'ENSEMBLE AVEC DES SOUS MODELES HYBRIDES CNN\_SIFT ET CNN\_D SIFT APPLIQUEE A LA RECONNAISSANCE DE L'EXPRESSION FACIALE, Ecole Supérieur Polytechnique d'Antananarivo (ESPA) Université d'Antananarivo ,MADA-ETI, ISSN, Vol.2, 2020
- [53] Ralf C. Staudemeyer, Eric Rothstein Morris, Understanding LSTM , a tutorial into Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks, Singapore University of Technology and Design, September 23, 2019.
- [54] Djballah Mohamed Abd Elmoumen, Système de prédiction de la consommation d'énergie basé Deep Learning, Université de 8 Mai 1945 – Guelma , Mémoire de Fin d'études Master, septembre 2021.
- [55] Kloul Nawel, Meddah Yasmine, Classification de polarité d'opinions à base d'aspects à l'aide de l'apprentissage profond, UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMARI DE TIZI OUZOU, mémoire de fin d'étude, 2019 – 2020.
- [56] <https://konfuzio.com/en/lstm/>
- [57] Jürgen Schmidhuber IDSIA, Corso Elvezia 36 ,6900 Lugano, Switzerland, Fakultat fur Informatik Technische Universitat Munchen, 80290 Munchen, Germany, LONG SHORT-TERM MEMORY
- [58] Time séries : comprendre le rôle de la série temporelle (journaldunet.fr).
- [59] Liu, Y., Liu, Q., Yang, Z., Zeng, Z., Zhao, L., & Liu, W. (2018). Deep learning for extreme weather prediction. Proceedings of the IEEE, 106(11), 2156-2181
- [60] Test Set. Astrology Page. Récupérer par <https://fr.theastrologypage.com/test-set>
- [61] Drissi Kenza, Prédiction des Radiations Solaires Application à la Région de M'sila, , UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF, Mémoire , M'SILA, Le : /31/05/2017.
- [62] MAE et RMSE - Quelle métrique est la meilleure ? [ichi.pro](https://ichi.pro/fr/mae-et-rmse-quelle-metrique-est-la-meilleure-212438902128898). récupérer par <https://ichi.pro/fr/mae-et-rmse-quelle-metrique-est-la-meilleure-212438902128898>