

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE MOHAMED SEDDIK BENYAHIA JIJEL

Faculté des sciences et de la technologie

Département D'Électronique

N° :/2023

MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE : Sciences et Technologies

FILIERE: Electronique

SPECIALITE : Microélectronique

Thème

**Prédiction de la vitesse du vent et de la puissance
délivrée par une éolienne par les techniques
d'apprentissage automatique**

Présenté Par : SAIFI Saber

Encadré Par : Mme. M. BOUZERDOUM

BOUMEZBEUR Khalid

Moufida

Date de soutenance : 26/06/2023

Jury de Soutenance

Président : MERABET Souad

Grade MCA

Univ MSB Jijel

Encadreur : BOUZERDOUM Moufida

Grade MCB

Univ MSB Jijel

Examineur : MELLIT Adel

Grade Pr

Univ MSB Jijel

Promotion : 2022 /2023

طاقة الرياح هي مصدر ضخم للطاقة المتجددة التي يتم استغلالها على نطاق واسع لتوليد الكهرباء وإمداد مصادر الطاقة المتجددة. تستغل طاقة الرياح باستخدام توربينات الرياح التي تحول حركة الرياح إلى طاقة ميكانيكية ثم إلى طاقة كهربائية. تم استخدام تقنيات التعلم الآلي للتنبؤ بسرعة الرياح وطاقاتها من خلال نموذجي MLP و LRN. هذه النماذج تم تدريبها باستخدام قاعدة بيانات حقيقية تم جمعها من منشأة رياح تقع في جنوب إيطاليا. تم التحقق من صحة نماذج التنبؤ من خلال دراسة مقارنة بين القيم الفعلية والمتوقعة من خلال حساب معايير الأداء، وهي: RMSE، MAE، MAPE و R. وقد أظهرت النماذج المقترحة أداءً جيداً للتنبؤ بسرعة الرياح والطاقة التي توفرها أنظمة الرياح.

كلمات مفتاحية: طاقة الرياح، سرعة الرياح، محاكاة، MLP، LRN، تنبؤ، فعالية.

Résumé

L'énergie éolienne est une source énorme d'énergie renouvelable qui est largement utilisée pour la production d'électricité et la fourniture d'énergie renouvelable. Elle est exploitée à l'aide des turbines éoliennes qui convertissent le mouvement du vent en énergie mécanique, puis en énergie électrique. Des techniques d'apprentissage automatique sont utilisées pour prévoir la vitesse et la puissance du vent qui sont le MLP et le LRN. Ces modèles sont entraînés en utilisant une base de données réelle recueillie à partir d'une installation éolienne située en sud de l'Italie. La validation de ces prédicteurs a été réalisée sur une étude comparative entre les valeurs réelles et prédites en calculant des critères de performances à savoir : RMSE, MAE, MAPE et R. Les modèles proposés ont montrés une bonne performance pour prévoir la vitesse du vent et la puissance délivrée par les systèmes éoliens.

Mots clés : Puissance éolienne, vitesse du vent, modélisation, MLP, LRN, prévision, performance.

Abstract

Wind energy is a huge source of renewable energy which is widely used for electricity generation and renewable energy supply. It is exploited using wind turbines which convert the movement of the wind into mechanical energy and then into electrical energy. Machine learning techniques are used to predict wind speed and power which are MLP and LRN. These models are trained using a real database collected from a wind installation located in southern Italy. The validation of these predictors was carried out on a comparative study between the actual and predicted values by calculating performance criteria, namely: RMSE, MAE, MAPE and R. The proposed models showed good performance in predicting wind speed and the power delivered by wind systems.

Keywords: wind power, wind speed, modeling, MLP, LRN, forecasting, performance.

Remerciements

*Avant tout, nous remercions notre **ALLAH** le tout puissant de nous avoir donné la force d'atteindre notre but et d'accomplir notre travail.*

Nous tenons à remercier notre encadreur

***Dr. Bouzerdoum Moufida** pour ces conseils précieux ainsi que pour la confiance et l'aide qu'elle nous a accordées pour mener à bien ce travail.*

*De plus, nous tenons à remercier les membres de jury **Pr. A. Mellit** et **Dr. S. Merabet** pour accepter d'évaluer ce travail.*

Nos remerciements vont aussi à l'ensemble de nos professeurs tout le long de ces années d'études.



Dédicaces

Je dédie ce travail

A

Mes chers parents,

*Merci pour tout. Vous êtes mes piliers et ma force
dans la vie.*

A mes chers frères et sœurs.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

Avec tout mon amour et ma gratitude.



Saifi

Saber



Dédicaces

Je dédie ce travail

A

Mes chers parents,

*Merci pour tout. Vous êtes mes piliers et ma force
dans la vie.*

A mes chers frères et sœurs.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

Avec tout mon amour et ma gratitude.



Boumezbeur

Khalid

Table des matières

Introduction générale..... 1

Chapitre 1

Généralités sur les éoliennes

1.1. Introduction 4

1.2. Introduction à l'énergie éolienne 4

 1.2.1. Introduction..... 4

 1.2.2. Historique de l'éolien..... 5

1.3. L'énergie éolienne en quelques chiffres 6

 1.3.1. Production mondiale d'énergie éolienne 6

 1.3.2. Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2021..... 6

 1.3.3. La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde 6

 1.3.4. La production et l'historique d'énergie éolienne en Algérie 8

1.4. Définition de l'énergie éolienne 9

1.5. Descriptif de l'éolienne..... 10

1.6. Les composantes d'une éolienne 11

 1.6.1. Un mât (ou tour) 12

 1.6.2. Une nacelle 12

 1.6.3. Le rotor 12

1.7. Principe de fonctionnement d'une éolienne 12

1.8. Les différents types d'éoliennes 13

 1.8.1 Eolienne à axe vertical..... 13

 1.8.1.1. Avantages 14

 1.8.1.2. Inconvénients..... 14

1.8.2. Eoliennes à axe horizontal	15
1.8.2.1. Avantages	15
1.8.2.2. Inconvénients.....	16
1.9. Classification des turbines éoliennes	16
1.10. Taille des aérogénérateurs.....	16
1.11. Les avantages et les inconvénients de l'énergie éolienne	17
1.11.1. Les avantages d'énergie éolienne	17
1.11.2. Les inconvénients d'énergie éolienne.....	18
1.12. Conclusion.....	18

Chapitre 2

Méthodes d'apprentissage automatique

2.1. Introduction	20
2.2. L'intelligence artificielle	20
2.3. L'apprentissage des réseaux de neurones	21
2.3.1. L'apprentissage supervisé	21
2.3.2. L'apprentissage non supervisé	22
2.3.3. L'apprentissage semi-supervisé	23
2.3.4. L'apprentissage par renforcement	23
2.4. Les réseaux de neurones artificiels	23
2.4.1. Définition	23
2.4.2. Le neurone biologique	23
2.4.3. Le neurone formel.....	24
2.4.4. Modélisation d'un neurone formel	25
2.4.5. Fonctions d'activations.....	26
2.5. Architecture des réseaux de neurones.....	27

2.6. Perceptrons multicouches (MLP)	29
2.7. Réseau à couche récurrente (LRN)	30
2.8. Application des réseaux de neurones	31
2.9. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones	32
2.9.1. Avantages.....	32
2.9.2. Inconvénients	32
2.10. Conclusion	33

Chapitre 3

Résultats de prédiction et discussions

3.1. Introduction	35
3.2. Série temporelle	35
3.3. Présentations de la base de données	36
3.4. Procédure de développement d'un réseau de neurones	38
3.4.1. Collecte des données.....	38
3.4.2. Séparation des bases de données	38
3.4.3. Choix de l'architecture du réseau	38
3.4.4. Prétraitement des données	38
3.4.5. Apprentissage.....	38
3.4.6. Validation et tests.....	39
3.5. Critères d'évaluation	40
3.5.1. Le coefficient de corrélation (R).....	40
3.5.2. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	40
3.5.3. L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE)	41
3.5.4. L'erreur absolue moyenne (MAE).....	41

3.6. Normalisation des données	42
3.7. Résultats de simulation et discussions	42
3.7.1. La prédiction de la vitesse du vent par les modèles MLP et LRN.....	42
3.7.1.1. Variation du nombre de neurones	42
3.7.1.2. Variation de la fonction d'activation.....	45
3.7.1.3. Variation de l'algorithme d'apprentissage	46
3.7.2. La prédiction de la puissance du vent par les modèles MLP et LRN.....	48
3.7.2.1. Variation du nombre de neurones	48
3.7.2.2. Variation de la fonction d'activation.....	50
3.7.2.3. Variation de l'algorithme d'apprentissage	52
3.8. Conclusion.....	54
Conclusion générale.....	56
Références Bibliographiques.....	58
Annexe.....	60

Liste des figures

Figure 1.1. Les formes d'éoliennes à travers l'histoire.	5
Figure 1.2. Evolution des nouvelles installations éoliennes dans le monde.....	7
Figure 1.3. Répartition des installations éoliennes cumulées en 2021 dans le monde.....	7
Figure 1.4. Atlas de la vitesse moyenne du vent de l'Algérie estimée à 10 m du sol.....	8
Figure 1.5. Principaux organes du système de conversion éolien.	9
Figure 1.6. Conversion de l'énergie cinétique du vent.	10
Figure 1.7. Eléments constituant une éolienne.	11
Figure 1.8. Schéma des différents éléments d'une éolienne.	11
Figure 1.9. Technologie éolienne à axe vertical.....	14
Figure 1.10. Technologie éolienne à axe horizontale.....	15
Figure 1.11. Correspondance taille-puissance des éoliennes.	17
Figure 2.1. Schéma de décomposition du domaine de l'intelligence artificielle et de ces sous-domaines	21
Figure 2.2. Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.....	22
Figure 2.3. Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.....	22
Figure 2.4. Schéma d'un modèle semi-supervisé.	23
Figure 2.5. Neurone biologique	24
Figure 2.6. Neurone formel	25
Figure 2.7. Structure d'un réseau de neurones non récurrent (statique)	28
Figure 2.8. Structure d'un réseau de neurones récurrent (dynamique)	28
Figure 2.9. Exemple d'architecture d'un MLP.....	30
Figure 2.10. Réseau LRN	31

Figure 3.1. Installation éolienne en sud de l'Italie.	36
Figure 3.2. Signal de la vitesse du vent.	37
Figure 3.3. Signal de la puissance du vent.	37
Figure 3.4. Schéma général de construction d'un modèle neuronal.	39
Figure 3.5. Vitesse du vent réelle et prévue par MLP avec 8 neurones.	43
Figure 3.6. Vue d'une partie de la figure (3.5)	44
Figure 3.7. Vitesse du vent réelle et prévue par LRN avec 8 neurones.	44
Figure 3.8. Vitesse du vent réelle et prévue par MLP avec la fonction d'activation logsig. ...	45
Figure 3.9. Vitesse du vent réelle et prévue par LRN avec la fonction d'activation tansig.	46
Figure 3.10. Vitesse du vent réelle et prévue par MLP avec l'algorithme d'apprentissage trainlm.	47
Figure 3.11. Vitesse du vent réelle et prévue par LRN avec l'algorithme d'apprentissage trainlm.	47
Figure 3.12. Puissance du vent réelle et prévue par MLP avec 8 neurones.	49
Figure 3.13. Vue d'une partie de la figure (3.12).	49
Figure 3.14. Puissance du vent réelle et prévue par LRN avec 24 neurones.	50
Figure 3.15. Puissance du vent réelle et prévue par MLP avec la fonction d'activation tansig.	51
Figure 3.16. Puissance du vent réelle et prévue par LRN avec la fonction d'activation tansig.	51
Figure 3.17. Puissance du vent réelle et prévue par MLP avec l'algorithme d'apprentissage trainscg.	52
Figure 3.18. Puissance du vent réelle et prévue par LRN avec l'algorithme d'apprentissage trainlm.	53
Figure A.1. Performance du modèle MLP.	60
Figure A.2. Performance du modèle LRN.	60

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Découpage fonctionnel de l'installation éolienne.	13
Tableau 1.2. Classification des turbines éoliennes.....	16
Tableau 2.1. Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel	26
Tableau 2.2. Fonction de transfert $y= f(x)$	27
Tableau 3.1. Résultats des valeurs de critères de performance par nombre de neurone pour la vitesse du vent.	43
Tableau 3.2. Résultats des valeurs de critères de performance par fonction d'activation pour la vitesse du vent.	45
Tableau 3.3. Résultats des valeurs de critères de performance par algorithme d'apprentissage pour la vitesse du vent.	46
Tableau 3.4. Résultats des valeurs de critères de performance par nombre de neurone pour la puissance du vent.	48
Tableau 3.5. Résultats des valeurs de critères de performance par fonction d'activation pour la puissance du vent.....	50
Tableau 3.6. Résultats des valeurs de critères de performance par fonction d'activation pour la puissance du vent.....	52

Les abréviations

RNA	Réseau de Neurones Artificiels
MLP	Multi Layer Perceptron
LRN	Layer Reccurent Network
R	Le coefficient de corrélation
RMSE	Erreur Quadratique Moyenne
MAE	Erreur Absolue Moyenne
MAPE	Erreur Absolue Moyenne en Pourcentage



***Introduction
Générale***

Introduction générale

Les énergies renouvelables sont des sources d'énergie provenant du soleil, du vent, de la géothermie, des chutes d'eau, des marées ou de la biomasse ; ce sont des énergies propres, inépuisables et sans émission de gaz à effet de serre : ce sont les énergies de l'avenir.

Parmi ces énergies, l'énergie éolienne est indiquée, qui convertit l'énergie cinétique du vent en énergie de rotation. Le principal outil de conversion de cette énergie est le générateur pneumatique [1].

Selon l'agence internationale de l'énergie (IEA), la capacité installée d'énergie éolienne mondiale à atteindre 837 GW [2] à la fin d'année 2021, ce qui signifie qu'un grand nombre de parc éolien ont été installés dans le monde entier.

L'énergie éolienne est une forme indirecte d'énergie solaire [3]. L'absorption du rayonnement solaire par l'atmosphère crée des différences de température et de pression qui déplacent les masses d'air, qui créent du vent [3].

Depuis des décennies, l'énergie éolienne connaît une croissance considérable dans le monde entier. Cependant, la génération de cette énergie dépend de la force et de la vitesse du vent, qui est très fluctuante et donc très incertaine.

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

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

Dans ce travail, nous nous intéressons à proposer un modèle de prédiction de la vitesse et de la puissance du vent en utilisant des techniques d'intelligence artificielles, en l'occurrence les réseaux de neurones multicouches (MLP) et les réseaux de neurones récurrents (LRN). Pour ce faire, on a utilisé une base de données d'un système éolien installé en sud de l'Italie.

Le sujet de ce mémoire, présenté est rédigé en trois chapitres qui se résument dans ce qui suit :

Le premier chapitre introduit quelques notions fondamentales sur l'énergie éolienne telles que le principe de fonctionnement et les différents types d'éoliennes.

Le deuxième chapitre concerne les techniques d'apprentissage automatique en l'occurrence les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Le troisième chapitre présente les résultats de simulation par le langage de programmation MATLAB pour notre modèle proposé pour la prédiction de la vitesse du vent ainsi que la puissance délivrée. Nous avons proposé de définir les erreurs suivantes comme critères de performance : racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), erreur absolue moyenne (MAE) et le coefficient de corrélation (R).

A la fin, on termine ce mémoire par une conclusion générale, ainsi qu'une bibliographie indiquant quelques sources d'informations utilisées.



Chapitre 1
Généralités sur les éoliennes

1.1. Introduction

Dans ce chapitre on va rappeler quelques notions essentielles sur l'énergie éolienne, en faisant une description générale sur différents types d'éoliennes, ses avantages et ses inconvénients.

Des détails sur la constitution d'une éolienne et les différents composants de la chaîne de production de cette énergie ont été également présentés.

1.2. Introduction à l'énergie éolienne

1.2.1. Introduction

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

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

Ils furent aussi utilisés pour pomper l'eau des rivières afin d'irriguer les terres. Le moulin à vent est apparu en Europe au XIIe siècle. Un nouveau type de moulin à axe horizontal en forme de tour fut inventé : La structure tournait autour d'un pivot à la base et les pales étaient face au vent. Par la suite, une tour fixe fut adoptée, seule la partie supérieure, à laquelle étaient fixées les pales, tournait sous l'effet du vent. Au XVIIIe siècle, un gouvernail a été inventé pour que la partie supérieure du moulin tourne automatiquement et s'arrête lorsque les pales font face au vent [4].

1.2.2. Historique de l'éolien

L'humanité utilise le vent depuis la nuit des temps (bateau à voile, moulin à vents...). C'est certainement la forme d'énergie renouvelable qui connaît le plus fort développement, les éoliennes ayant fait de gros progrès depuis une dizaine d'années (plus 55% en productivité, moins 50% en niveau de bruit). Une éolienne est une machine qui transforme l'énergie cinétique du vent (déplacement d'une masse d'air) en énergie mécanique ou électrique. Les éoliennes sont conçues de manière à produire un maximum de puissance pour des vents de forces moyennes fréquemment rencontrées. Elles atteignent leur puissance nominale pour une vitesse de vent de 50 km/h. La machine est alors stoppée afin de lui éviter de subir des charges trop importantes. Cette énergie offre deux grands avantages, puisqu'elle est totalement propre et renouvelable.

Quant à les premières éoliennes, il faut remonter jusqu'à 4000 années en arrière pour en trouver la trace, c'est sous le règne d'Hammourabi, roi de Babylone, qu'apparurent les premiers système d'irrigation entraînée par le vent et on utilisait déjà en Perse les premiers moulin à vent à axe verticale pour moudre du grain, des moulins à vent semblables et extrêmement primitifs ont survécu en Afghanistan jusqu'à nos jours ,petit à petit cette technologie commença à faire son chemin vers toute l'Europe [5]. La figure 1.1 montre les formes d'éoliennes à travers l'histoire.

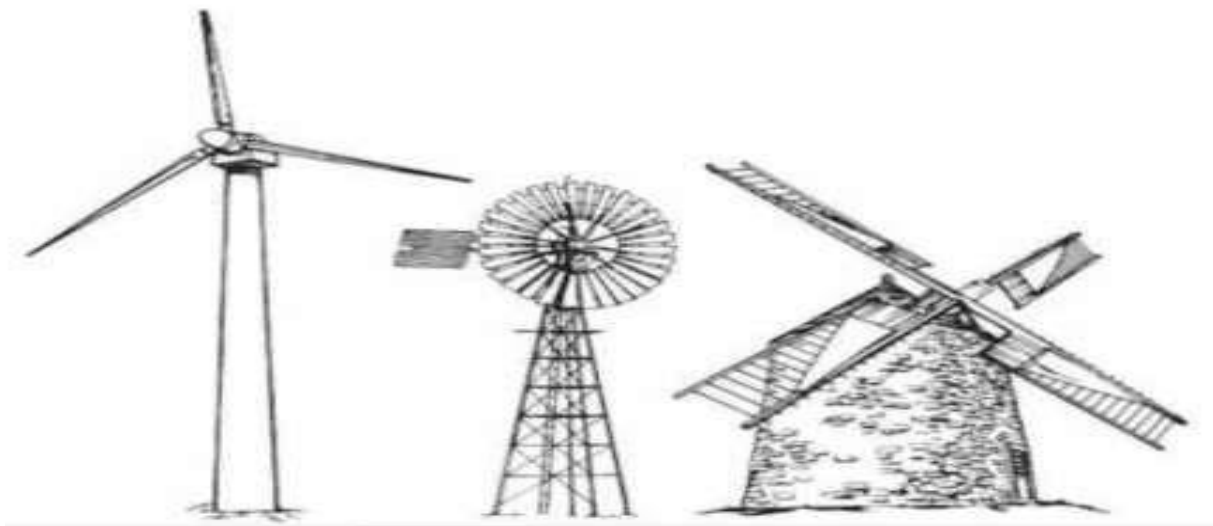


Figure 1.1. Les formes d'éoliennes à travers l'histoire [5].

1.3. L'énergie éolienne en quelques chiffres

1.3.1. Production mondiale d'énergie éolienne

La capacité éolienne installée dans le monde est de 318 GW fin 2013, et devrait augmenter de plus de 4 fois et atteindre 1107 GW en 2030. La puissance éolienne installée dans le monde devrait être multipliée par 3 pour atteindre 910 GW en 2025 et le marché mondial de l'éolien devrait plus que doubler au cours de cette période, passant de 21 à 47 milliards € [6].

1.3.2. Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2021

L'éolien et le solaire ont pour la première fois généré 10 % de l'électricité mondiale en 2021, selon la revue mondiale de l'électricité (Ember's Global Electricity Review 2022) [4]. Ce cap est atteint par 50 pays, y compris les cinq plus grandes économies du monde : les États-Unis, la Chine, le Japon, l'Allemagne et le Royaume-Uni. Dans l'ensemble, les sources renouvelables ont généré 28,4 % de l'électricité mondiale en 2021 dont 15,3 % d'hydroélectricité, 6,6 % d'éolien, et 3,7 % de solaire. C'est toujours moins que le charbon (36,5 %), mais plus que le gaz naturel (22,2 %) et le nucléaire (9,9 %) [7].

1.3.3. La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde

En 2021, la filière éolienne a connu, en matière de nouvelles installations, « la 2^{ème} meilleure année de son histoire » au niveau mondial (après 2020) : 93,6 GW de nouvelles capacités éoliennes ont été déployées, portant la puissance du parc mondial en fin d'année à 837 GW (soit 12% de plus qu'à fin 2020) comme illustré sur la figure 1.2 [8].

Sur ce total, le GWEC (Global Wind Energy Council) répertorie 72,5 GW de nouvelles éoliennes terrestres, soit une chute de 18% par rapport au niveau de 2020 en raison d'un ralentissement dans les deux principaux pays de développement de la filière : la Chine et les États-Unis (la fin de tarifs d'achats garantis en Chine en 2021 a causé une chute de 39% des installations dans ce pays par rapport à l'année 2020) [8].

L'éolien offshore (éolienne en mer) a pour sa part connu de loin la meilleure année de son histoire, avec 21,1 GW de nouvelles installations, soit près de « trois fois plus que l'année précédente » (portant à 57 GW la puissance cumulée des éoliennes offshore dans le monde à fin 2021) [8].

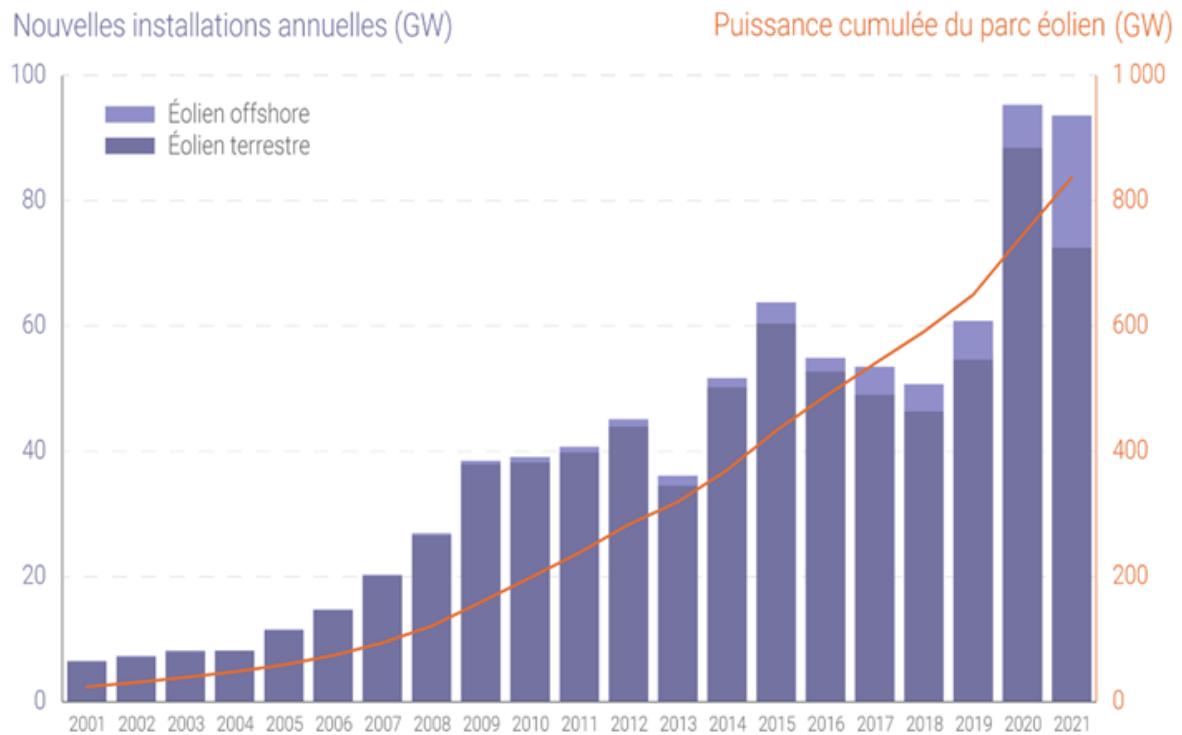


Figure 1. 2. Evolution des nouvelles installations éoliennes dans le monde [8].

La figure 1.3 montre la répartition par zone géographique d'éoliennes dans le monde en 2021. La Chine reste de loin la principale zone de développement de la filière : l'empire du milieu a à lui seul compté pour 40% des installations d'éoliennes terrestres et 48% des installations d'éoliennes offshore au niveau mondial [8].



Figure 1.3. Répartition des installations éoliennes cumulées en 2021 dans le monde [8].

1.3.4. La production et l'historique d'énergie éolienne en Algérie

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

Cette représentation de la vitesse sous forme de carte, a deux objectifs : le premier est d'identifier les vastes régions avec de bonnes promesses d'exploitation de l'énergie éolienne. Le second est de mettre en évidence la variation relative de la ressource à travers le pays [9].

La carte représentée dans la figure 1.4 montre que le sud est caractérisé par des vitesses plus élevées que le nord, plus particulièrement le sud-ouest avec des vitesses supérieures à 4 m/s et qui dépassent la valeur de 6 m/s dans la région d'Adrar. Concernant le nord, la vitesse moyenne est globalement peu élevée. Il est noté cependant, l'existence de microclimats sur les sites côtiers d'Oran, Bejaia et Annaba, sur les hauts plateaux de Tiaret et El kheiter ainsi que dans la région délimitée Bejaia au nord et Biskra au sud. Toutefois, la vitesse du vent subit des variations en fonction des saisons qui ne doit pas négliger, en particulier, lorsqu'il s'agit d'installer des systèmes de conversion de l'énergie éolienne. La réalisation d'une carte saisonnière a montré clairement que l'automne et l'hiver sont moins ventés. Néanmoins, il faut remarquer que la région de Tiaret fait l'exception avec une vitesse plus faible en été qu'en hiver.

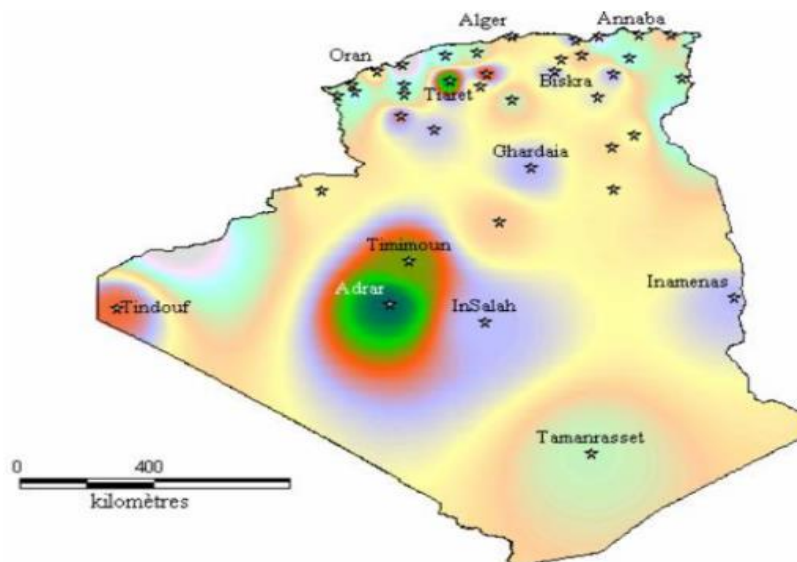


Figure 1.4. Atlas de la vitesse moyenne du vent de l'Algérie estimée à 10 m du sol [9].

1.4. Définition de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne est l'utilisation d'éoliennes pour produire de l'électricité et extraire l'énergie de l'énergie cinétique du vent, qui est considérée comme un type d'énergie électromécanique. En tant que l'une des énergies renouvelables largement utilisées pour remplacer les combustibles fossiles, l'énergie éolienne est une énergie renouvelable aux réserves abondantes, mais elle varie d'un endroit à l'autre.

Le SCE (Système de Conversion Eolien) est constitué d'un générateur électrique, entraîné par une turbine éolienne à travers le multiplicateur, d'un système de commande, d'un convertisseur statique, d'un transformateur et enfin d'un réseau électrique (voir figure 1.5) [10].

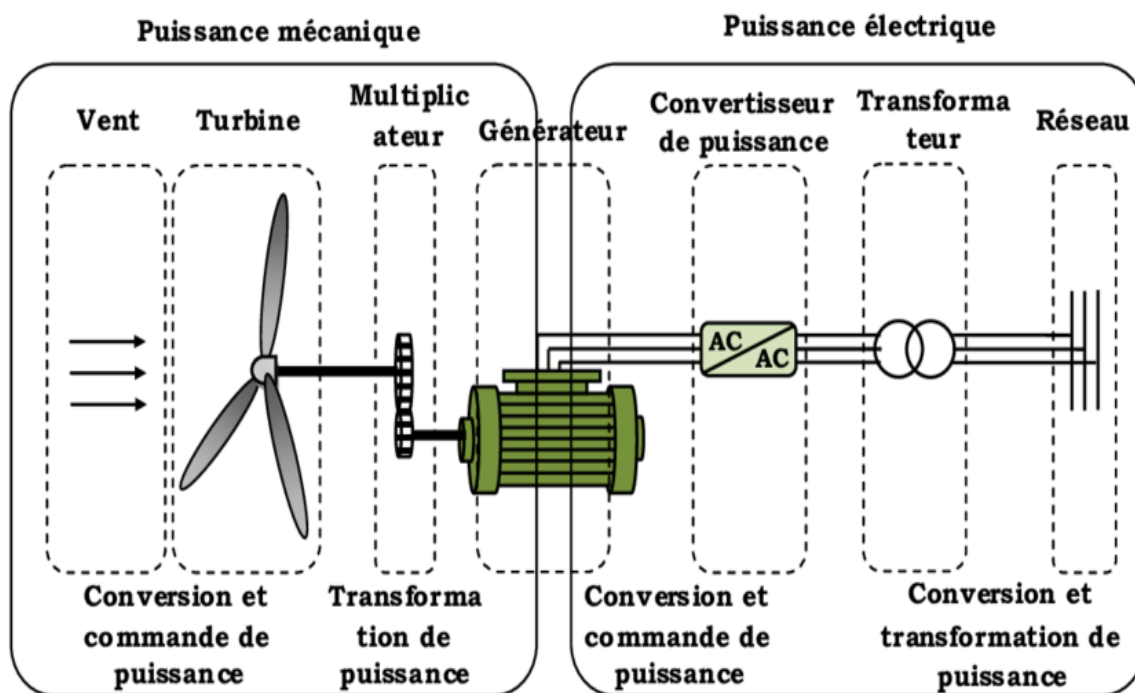


Figure 1.5. Principaux organes du système de conversion éolien [10].

La figure 1.6 représente la chaîne de conversion de l'énergie cinétique du vent. L'énergie cinétique se transforme en énergie mécanique qui est enfin se convertis en énergie électrique.

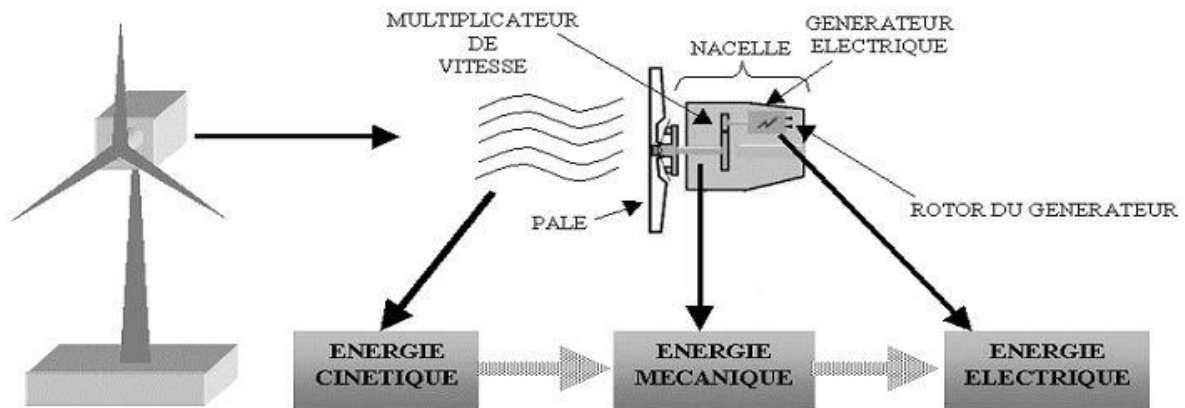


Figure 1.6. Conversion de l'énergie cinétique du vent [11].

L'énergie éolienne est une énergie renouvelable non dégradée, géographiquement disponible, et surtout en corrélation saisonnière (l'énergie électrique est largement plus demandée en hiver et c'est souvent à cette période que la moyenne des vitesses des vents est la plus élevée). De plus, c'est une énergie qui ne produit aucun rejet atmosphérique ni déchet radioactif. Elle est toutefois aléatoire dans le temps et son captage reste assez complexe, nécessitant des mâts et des pales de grandes dimensions (jusqu'à 60 m pour des éoliennes de plusieurs mégawatts) dans des zones géographiquement dégagées pour éviter les phénomènes de turbulences [12].

L'énergie éolienne fait partie des nouveaux moyens de production d'électricité décentralisée proposant une alternative viable à l'énergie nucléaire sans pour autant prétendre la remplacer (l'ordre de grandeur de la quantité d'énergie produite étant largement plus faible). Les installations peuvent être réalisées sur terre mais également de plus en plus en mer où la présence du vent est plus régulière. De plus, les éoliennes sont ainsi moins visibles et occasionnent moins de nuisances sonores.

1.5. Descriptif de l'éolienne

L'éolienne, appelée également aérogénérateur, permet de transformer l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. L'hélice d'une éolienne entre en rotation par la force du vent et permet ainsi la production d'énergie mécanique ou électrique.

Une éolienne est constituée par une tour au sommet de laquelle se trouve la nacelle. Etant donné que la vitesse du vent augmente lorsque l'on s'éloigne du sol, une tour peut mesurer entre 50 et 80 m de haut. Typiquement une éolienne de 1 MW a une hauteur de 80 mètres de haut, ce qui correspond à la hauteur d'un immeuble de 32 étages. La tour a la forme

d'un tronç en cône où, à l'intérieur, sont disposés les câbles de transport de l'énergie électrique, les éléments de contrôle, les appareillages de connexion au réseau de distribution ainsi que l'échelle d'accès à la nacelle. La nacelle regroupe tout le système de transformation de l'énergie éolienne en énergie électrique et divers actionneurs de commande. Tous ces éléments sont représentés sur la figure 1.7.

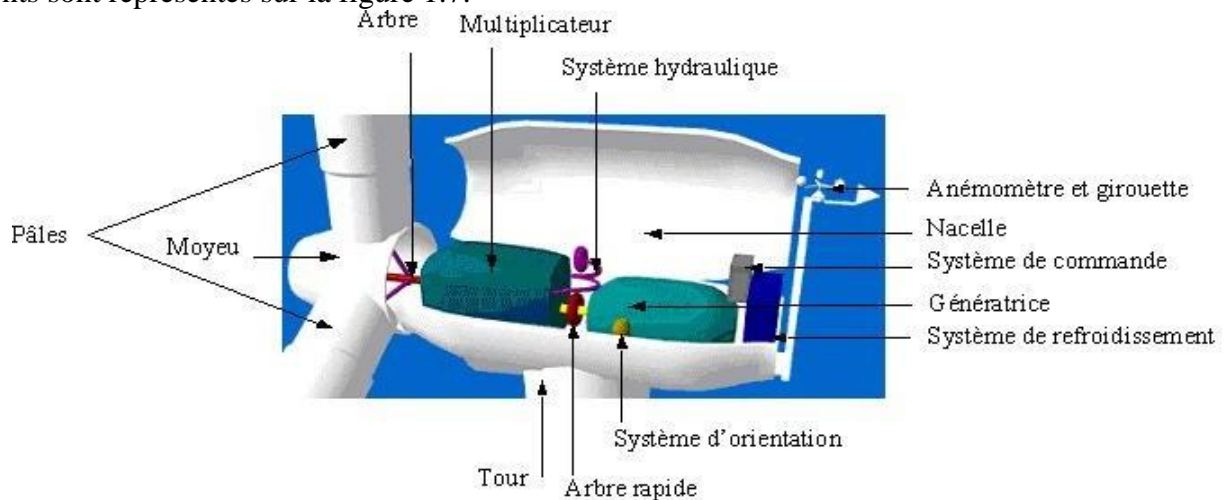


Figure 1.7. Eléments constituant une éolienne [13].

1.6. Les composantes d'une éolienne

On peut considérer trois composantes essentielles dans une éolienne, la nacelle, le rotor, et le mât, comme elles sont illustrées sur la figure 1.8 :

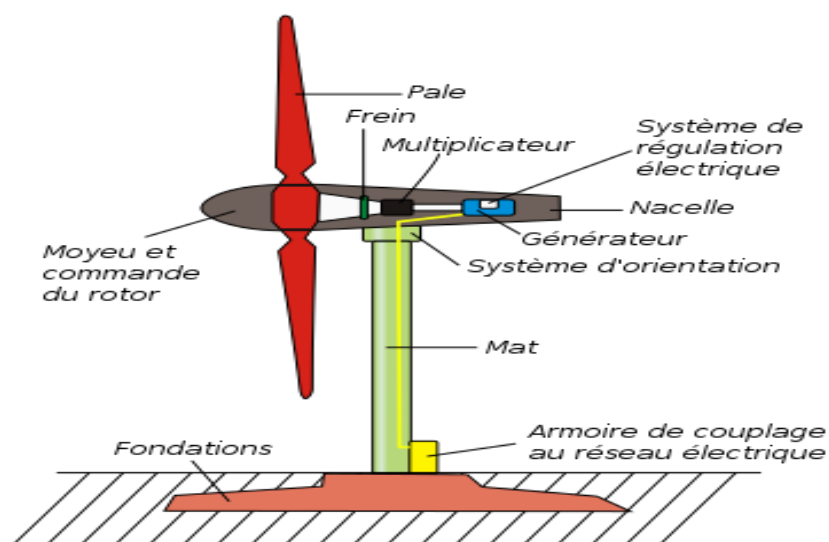


Figure 1.8. Schéma des différents éléments d'une éolienne [14].

1.6.1. Un mât (ou tour)

C'est un tube d'acier, il doit être le plus haut possible pour bénéficier du maximum de l'énergie cinétique du vent et d'éviter les perturbations près du sol. Au sommet du mât se trouve la nacelle [15].

1.6.2. Une nacelle

C'est le moteur de l'éolienne. C'est à l'intérieur de cet équipement que se trouve le générateur d'électricité qui permet de convertir l'énergie produite par le mouvement de l'hélice en électricité et le reste de la machinerie qui dirige les pales en fonction de la force du vent (frein, suivi du vent, mise au repos) [16].

1.6.3. Le rotor

Le rotor est composé du nez de l'éolienne et de l'hélice. L'hélice est généralement composée de trois pales. Les pales sont placées au-devant de la nacelle et reliées ainsi à elle. Les pales produisent une énergie mécanique qui est transformée en électricité par la nacelle. L'électricité produite par la nacelle est transportée par des câbles situés dans le mât jusqu'à une cabine de dispersion [16].

1.7. Principe de fonctionnement d'une éolienne

L'énergie mécanique directement produite par le mouvement des pales de l'hélice est transformée en énergie électrique. Les pales de l'hélice tournent sous l'effet du vent et sous le contrôle du superviseur situé dans la nacelle. Dans celle-ci se trouve un alternateur relié aux pales qui va transformer l'énergie mécanique en électricité [16].

Les éoliennes sont conçues pour produire de l'électricité à un prix aussi bas que possible. Leurs conditions de fonctionnement dépendent essentiellement des conditions de vent sur lesquelles aucune action n'est possible. Par conséquent, on ne peut agir qu'en limitant, de manière optimale dans certaines conditions, et toujours de manière stricte dans d'autres conditions, l'énergie effectivement convertie par la turbine puis par le générateur électrique, avant le transfert vers le réseau [17].

Le tableau 1.1 montre les éléments de l'installation éolienne et leurs fonctions.

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

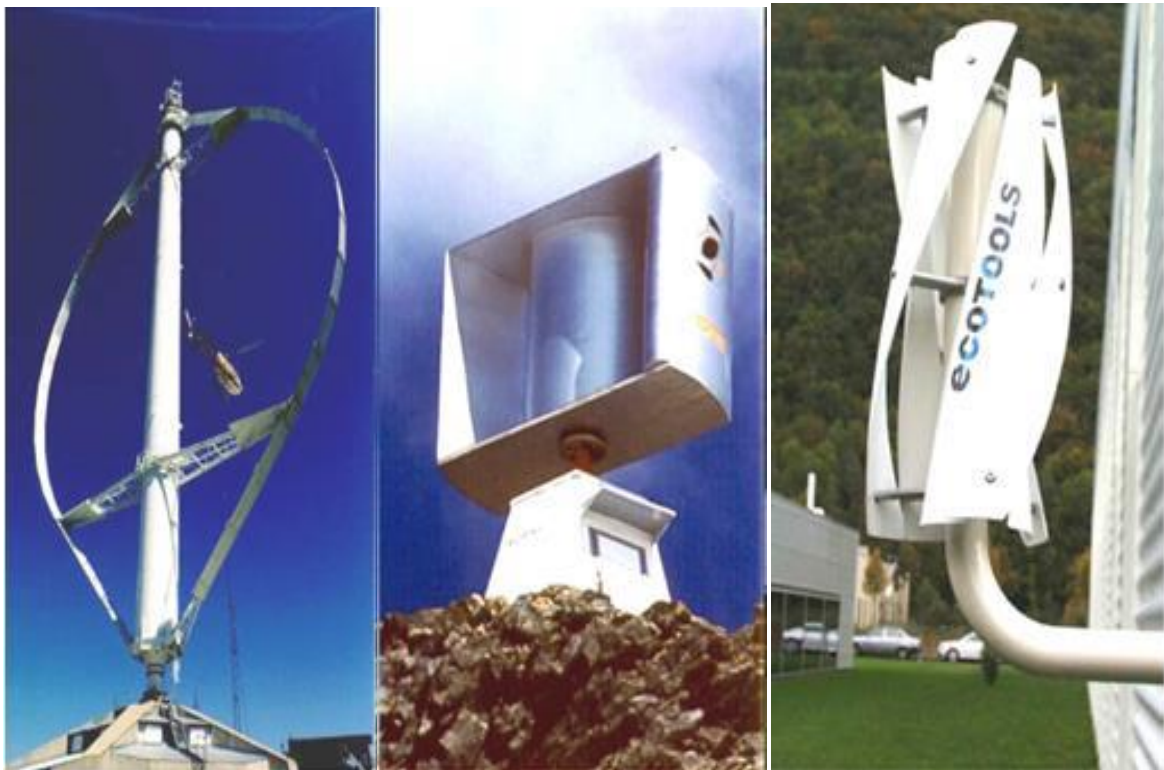
Tableau 1.1. Découpage fonctionnel de l'installation éolienne.

1.8. Les différents types d'éoliennes

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

1.8.1 Eolienne à axe vertical

Ils ont été les premières structures développées pour produire de l'électricité. De nombreuses variantes technologiques ont été testées dont seulement deux structures sont parvenues au stade de l'industrialisation, le rotor de Savonius et le rotor de Darrieux (voir figure 1.9) [18].



a) Darrieux

b) Darrieux de type H

c) Savonius

Figure 1.9. Technologie éolienne à axe vertical [19].

A nos jours, ce type d'éolienne est plutôt marginal et son utilisation est beaucoup moins répandue. Elles présentent des avantages et des inconvénients que nous pouvons citer comme suit [18].

1.8.1.1. Avantages

- La conception verticale offre l'avantage de mettre le multiplicateur, la génératrice et les appareils de commande directement au sol.
- Son axe vertical possède une symétrie de révolution ce qui permet de fonctionner quel que soit la direction du vent sans avoir à orienter le rotor.
- Sa conception est simple, robuste et nécessite peu d'entretien [18].

1.8.1.2. Inconvénients

- Elles sont moins performantes que celles à axe horizontal.
- La conception verticale de ce type d'éolienne impose qu'elle fonctionne avec un vent proche du sol, donc moins fort car freiné par le relief.
- Leur implantation au sol exige l'utilisation des tirants qui doivent passer au-dessus des pales, donc occupe une surface plus importante que l'éolienne à tour [18].

1.8.2. Eoliennes à axe horizontal

Ce sont les éoliennes actuellement les plus répandues sans doute à cause de leurs avantages remarquables, elles comportent généralement des hélices à deux ou trois pales face ou sous le vent.

Les différentes technologies d'éolienne à axe horizontal (voir figure 1.10) :

- Moulin américain.
- Voilure bipale.
- Voilure tripale [18].



a) Moulin American

b) Voilure bipale

c) Voilure tripale

Figure 1.10. Technologie éolienne à axe horizontale [19].

1.8.2.1. Avantages

- Une très faible emprise au sol par rapport aux éoliennes à axe vertical.
- Cette structure capte le vent en hauteur, donc plus fort et plus régulier qu'au voisinage du sol.
- Le générateur et les appareils de commande sont dans la nacelle au sommet de la tour [18].

1.8.2.2. Inconvénients

- Coût de construction très élevé.
- L'appareillage se trouve au sommet de la tour ce qui gêne l'intervention en cas d'incident.
- Malgré ses inconvénients, cette structure est la plus utilisée de nos jours. Cependant, les structures à axe vertical sont encore utilisées pour la production d'électricité dans les zones isolées [18].

1.9. Classification des turbines éoliennes

Les solutions techniques permettant de recueillir l'énergie du vent sont très variées. Le tableau 1.2 représente la classification des turbines éoliennes [20].

Echelle	Diamètre de l'hélice	Puissance délivrée
Petite	moins de 12 m	moins de 40 KW
Moyenne	12 m à 45 m	de 40 KW à 1 MW
Grande	46 m et plus	1MW et plus

Tableau 1.2. Classification des turbines éoliennes.

1.10. Taille des aérogénérateurs

Un aérogénérateur, plus couramment appelé éolienne, est un dispositif qui transforme une partie de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique disponible sur un arbre de transmission puis en énergie électrique par l'intermédiaire d'une génératrice [11].

La figure 1.11 illustre la correspondance taille-puissance des éoliennes.

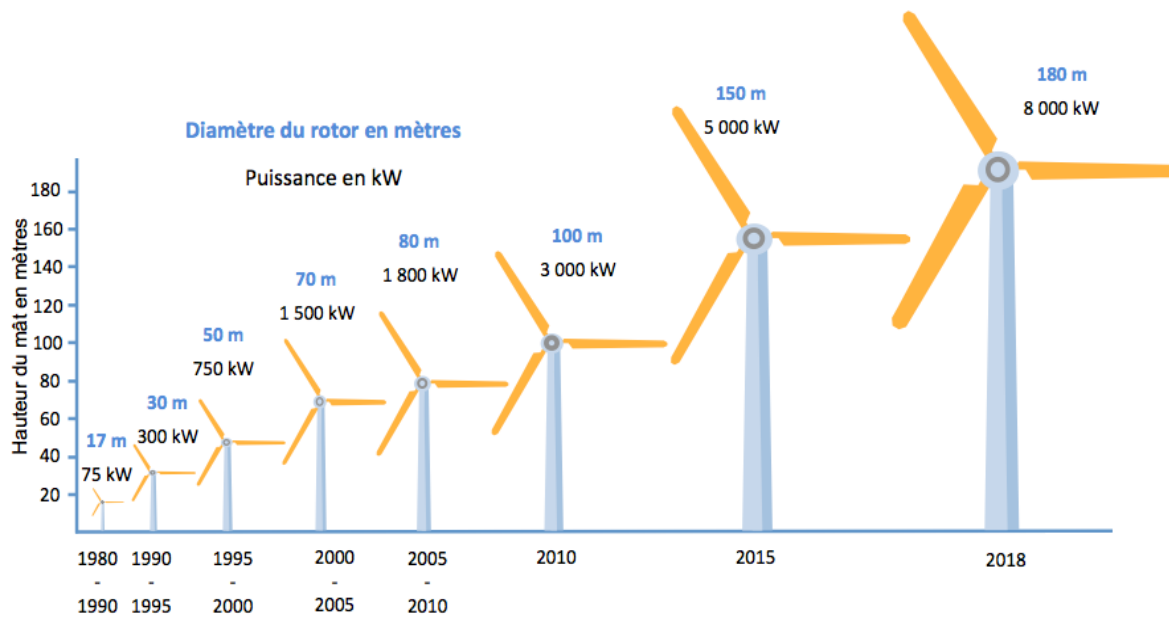


Figure 1.11. Correspondance taille-puissance des éoliennes [21].

1.11. Les avantages et les inconvénients de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne a ses propres avantages, lui permettant de se développer et d'évoluer parmi d'autres sources d'énergie, ce qui lui permettra de jouer un rôle important dans le futur, mais seulement si ses inconvénients décrits ci-dessous sont évités [22].

1.11.1. Les avantages d'énergie éolienne

L'énergie éolienne est avant tout une énergie qui respecte l'environnement :

- L'énergie éolienne, propre, fiable, économique, et écologique, c'est une énergie qui respecte l'environnement.
- L'énergie éolienne est une énergie renouvelable propre, gratuit, et inépuisable.
- Chaque mégawatheure d'électricité produit par l'énergie éolienne aide à réduire de 0,8 à 0,9 tonne les émissions de CO₂ rejetées chaque année par la production d'électricité d'origine thermique.
- Parmi toutes les sources de production d'électricité, celle d'origine éolienne subit de très loin le plus fort taux de croissance.
- L'énergie éolienne n'est pas non plus une énergie à risque comme l'énergie nucléaire et ne produit pas de déchets toxiques ou radioactifs.
- Les parcs éoliens se démontent très facilement et ne laissent pas de trace.
- C'est une source d'énergie locale qui répond aux besoins locaux en énergie.

- La durée de vie des éoliennes modernes est maintenant de 20 à 25 ans, ce qui est comparable à de nombreuses autres technologies de production d'énergie conventionnelle [22].

1.11.2. Les inconvénients d'énergie éolienne

L'énergie éolienne possède aussi des désavantages qu'il faut citer :

- L'impact visuel, cela reste néanmoins un thème subjectif.
- La source d'énergie éolienne étant stochastique, la puissance électrique produite par les aérogénérateurs n'est pas constante.
- La qualité de la puissance produite n'est donc pas toujours très bonne.
- La qualité de la puissance électrique : la source d'énergie éolienne étant stochastique, la puissance électrique produite par les aérogénérateurs n'est pas constante [22].

1.12. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait quelques généralités sur l'énergie éolienne, fournissant un bref historique de l'utilisation de l'énergie éolienne. Ensuite, l'état de l'énergie éolienne dans le monde ces dernières années est présenté, le potentiel éolien de l'Algérie a également été présenté. Aussi, des types d'éoliennes (axe horizontal et vertical), quelques notions sur les types d'éoliennes utilisées. Enfin, nous avons cité les avantages et les inconvénients de l'énergie éolienne.



Chapitre 2

Méthodes d'apprentissage automatique

2.1. Introduction

L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle qui consiste à développer des algorithmes capables de s'adapter à des données d'entrée et d'apprendre de nouvelles informations afin de fournir des résultats prédictifs. Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage automatique, chacune ayant ses propres avantages et limitations.

Dans ce chapitre, nous intéressons à l'utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction. Tout d'abord, nous parlons des méthodes d'apprentissage automatique. Nous décrivons des définitions, des modèles généraux, des techniques et des types de réseaux de neurones. Enfin, nous décrivons les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones.

2.2. L'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique et des mathématiques rassemblant un ensemble de techniques algorithmiques et de théories permettant de réaliser des machines imitant l'intelligence humaine. Son but est de reproduire l'intelligence afin d'être capable de résoudre des problèmes complexes. Cet objectif passe par la modélisation de l'intelligence humaine en tant que phénomène, comme cela pourrait être fait dans le domaine de la physique, de la chimie ou de la biologie. L'intelligence artificielle est un domaine en pleine expansion, trouvant sa théorie et ses applications dans de très nombreux domaines, comme la théorie des probabilités, les neurosciences, la robotique, la théorie des jeux, la santé et les transports [23].

Le domaine de l'intelligence artificielle est scindé en plusieurs sous domaines imbriqués (présentés figure 2.1). L'apprentissage automatique est un sous domaine de l'intelligence artificielle consistant à apprendre par l'expérience ou par une base de données des règles implicites pour répondre à un problème donné. Ce domaine s'oriente spécialement autour de l'analyse statistique de données d'entraînement. Dans le cadre de l'apprentissage automatique, nous verrons qu'il existe de nombreux algorithmes utilisant des modèles mathématiques variés. Le réseau de neurones est un de ces modèles, certainement le plus répandu et celui utilisé dans les domaines les plus diverses. L'apprentissage profond est un ensemble de techniques tirant parti des réseaux de neurones pour résoudre des problèmes complexes. Ces techniques sont très utilisées, notamment dans le domaine du traitement d'image, le traitement de séries temporelles [23].

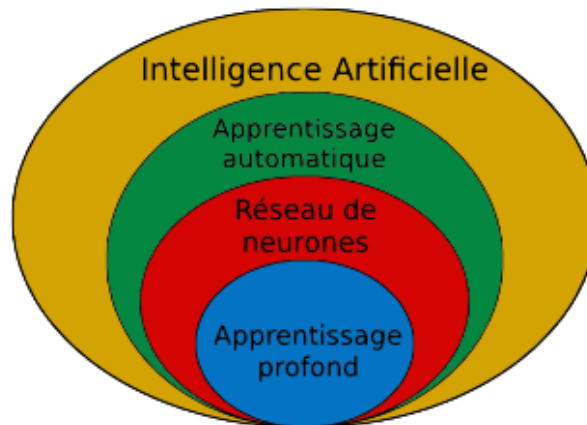


Figure 2.1. Schéma de décomposition du domaine de l'intelligence artificielle et de ces sous-domaines [23].

2.3. L'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif qui modifie les paramètres du réseau en réponse aux stimuli qu'il reçoit de l'environnement. Le type d'apprentissage dépend de la façon dont les changements de paramètres se produisent.

Cette définition implique que le réseau doit être stimulé par l'environnement, qu'il change en réponse à ce stimulus, et que ces changements suscitent de nouvelles réponses à l'environnement dans le futur. Par conséquent, le réseau peut s'améliorer avec le temps [24].

Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage automatique, qui sont utilisées pour entraîner des modèles à partir de données. Voici quelques-unes des méthodes les plus courantes :

2.3.1. L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle à la figure (2.2). L'environnement est inconnu du réseau. Celui-ci produit une entrée $\mathbf{p}(t)$ qui est acheminé à la fois au professeur et au réseau. Grâce à ses connaissances intrinsèques, le professeur produit une sortie désirée $\mathbf{d}(t)$ pour cette entrée. On suppose que cette réponse est optimale. Elle est ensuite comparée (par soustraction) avec la sortie du réseau pour produire un signal d'erreur $\mathbf{e}(t)$ qui est réinjectée dans le réseau pour modifier son comportement via une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de simuler la réponse du professeur. Autrement dit, la connaissance de l'environnement par le professeur est graduellement transférée vers le réseau jusqu'à l'atteinte d'un certain critère d'arrêt. Par la suite, on peut éliminer le professeur et laisser le réseau fonctionner de façon autonome. On peut remarquer qu'un apprentissage

supervisé n'est rien d'autre qu'un apprentissage par correction des erreurs, sans professeur pour fournir les valeurs cibles, il ne peut d'aucune façon apprendre de nouvelles stratégies pour de nouvelles situations qui ne sont pas couvertes par les exemples d'apprentissage [24].

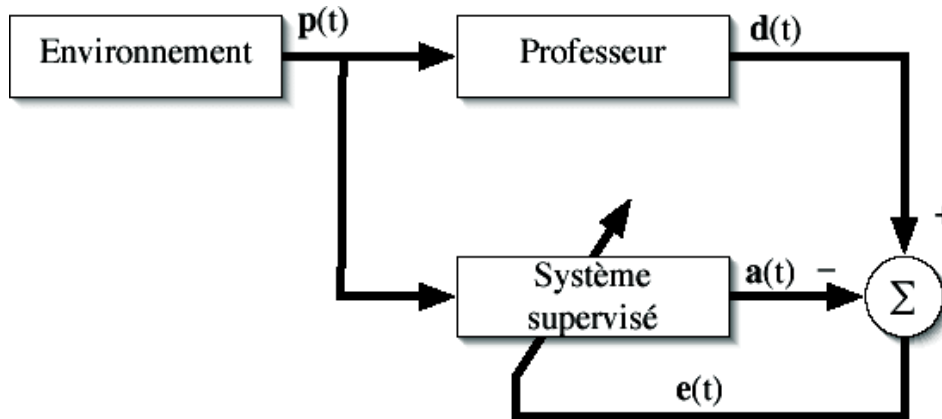


Figure 2.2. Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone [24].

2.3.2. L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage « non-supervisé » ou encore « auto-organisé » est caractérisé par l'absence complète de professeur, c'est-à-dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des données en entrée, et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant ces données à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible. Pour y arriver, il importe d'abord de définir une mesure de la qualité pour ce modèle, et de s'en servir par la suite pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques. A la fin de l'apprentissage, le réseau a développé une habilité à former des représentations internes des données de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent, de créer automatiquement des classes de stimuli similaires (voir figure 2.3) [24].

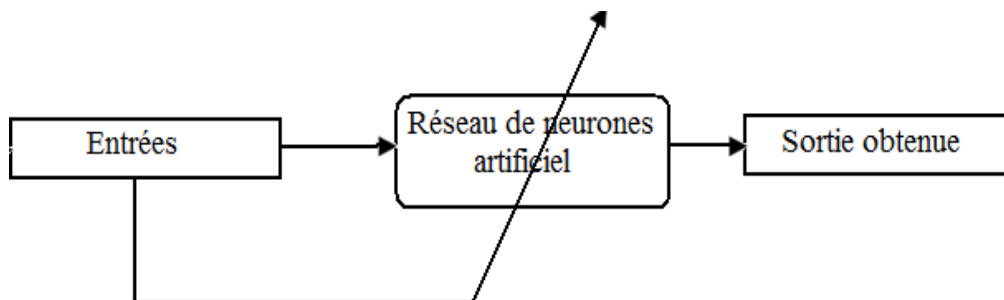


Figure 2.3. Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone [24].

2.3.3. L'apprentissage semi-supervisé

Cette méthode est une combinaison d'apprentissage supervisé et non supervisé. Elle utilise à la fois des données étiquetées et non étiquetées pour l'entraînement du modèle. Cela peut être utile lorsque les données étiquetées sont rares ou coûteuses à obtenir (voir figure 2.4).

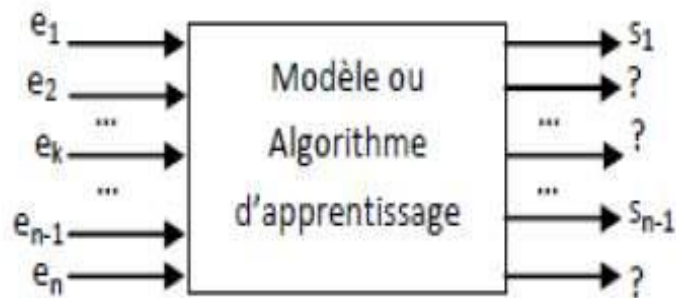


Figure 2.4. Schéma d'un modèle semi-supervisé.

2.3.4. L'apprentissage par renforcement

Cette méthode implique l'apprentissage à partir de l'interaction d'un agent avec un environnement. L'agent prend des actions dans l'environnement et reçoit des récompenses ou des sanctions en fonction de ses actions. L'agent apprend alors à prendre les actions qui maximisent les récompenses au fil du temps [25].

2.4. Les réseaux de neurones artificiels

2.4.1. Définition

Le réseau de neurones artificiels est un modèle informatique, et son inspiration originale est un modèle de modèles biologiques, à savoir le cerveau neuronal humain. Les réseaux de neurones artificiels sont optimisés par l'apprentissage statistique. D'une part, ils sont placés dans la famille des applications statistiques, permettant des fonctions à grande échelle, des espaces structurés flexibles et partiels. D'autre part, dans les familles disposant de méthodes d'intelligence artificielle, des décisions peuvent être prises pour prendre des décisions non formelles de raisonnement logique [26].

2.4.2. Le neurone biologique

Le cerveau humain est le meilleur modèle de machine polyvalente incroyablement rapide et surtout douée d'une parfaite capacité d'auto organisation. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Il est constitué d'unité

biologiques élémentaires (environ 10^{12} neurones), chacune reçoit et envoie des informations (1000 à 10000 synapses par neurone). Les cellules nerveuses appelées neurones qui sont des éléments de base du système nerveux centrale. Le neurone biologique est composé de quatre parties distinctes (voir figure 2.5) [27].

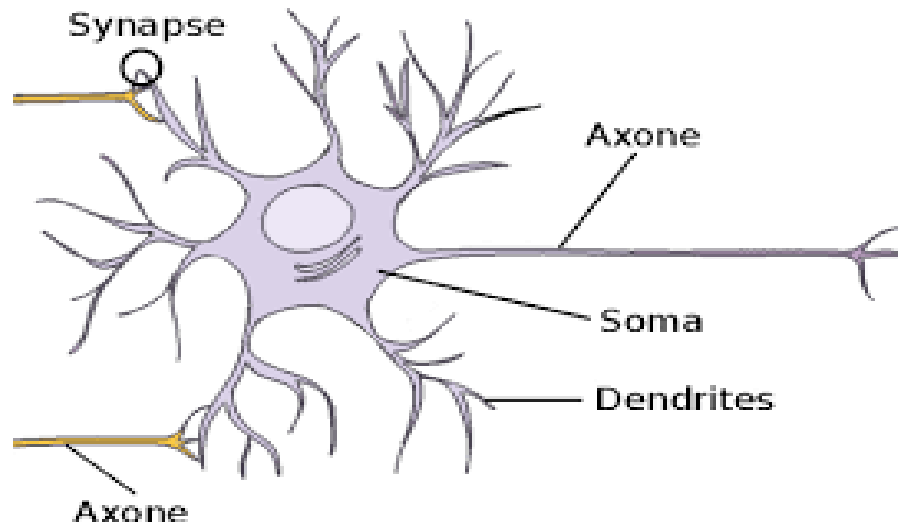


Figure 2.5. Neurone biologique [27].

- **Le corps cellulaire** : qui contient le noyau de la cellule nerveuse ; c'est en cet endroit que prend naissance l'influx nerveux, qui représente l'état d'activité du neurone.
- **Les dendrites** : ramifications tubulaires courtes formant une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire ; ce sont les entrées principales du neurone, qui captent l'information venant d'autres neurones.
- **L'axone** : longue fibre nerveuse qui se ramifie à son extrémité ; c'est la sortie du neurone et le support de l'information vers les autres neurones.
- **La synapse** : qui communique l'information, en la pondérant par un poids synaptique, à un autre neurone ; elle est essentielle dans le fonctionnement du système nerveux.

2.4.3. Le neurone formel

Un neurone formel (ou simplement neurone) est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées entrées du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa sortie. Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure 2.6 [28].

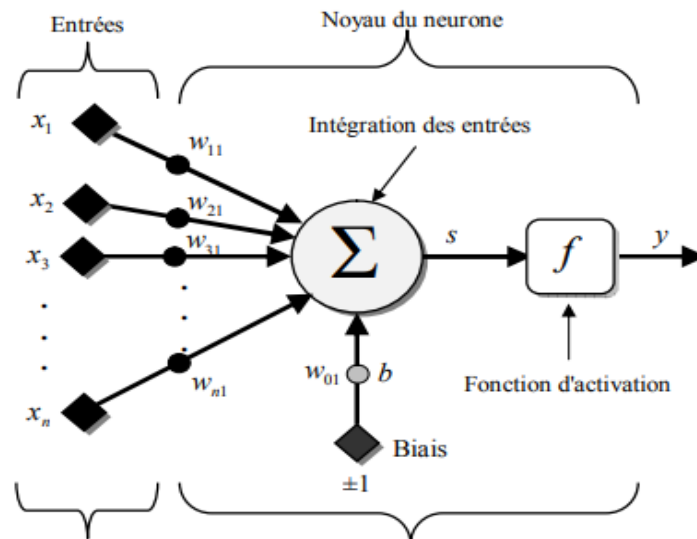


Figure 2.6. Neurone formel [29].

Des observations de neurone biologique, découle le modèle du neurone formel proposé par W. M. Culloch et W. Pitts en 1943 [29] :

- Les x_i représentent les vecteurs d'entrées, elles proviennent soit des sorties d'autres neurones, soit de stimuli sensoriels (capteur visuel, sonore...).
- Les w_{ij} sont les poids synaptiques du neurone j . Ils correspondent à l'efficacité synaptique dans les neurones biologiques ($w_{ij} > 0$: synapse excitatrice ; $w_{ij} < 0$: synapse inhibitrice). Ces poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage.
- Biais : entrée prend souvent les valeurs -1 ou +1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage.
- Noyau : intègre toutes les entrées et le biais et calcul la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage.

2.4.4. Modélisation d'un neurone formel

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseau de neurones sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux. On pourra résumer cette modélisation par le tableau 2.1, qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel [29].

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

Tableau 2.1. Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel [29].

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la figure 2.6. Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat s de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie y du neurone. Les n entrées du neurone correspondent au vecteur $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T$, alors que $w = [w_{11}, w_{21}, w_{31}, \dots, w_{n1}]^T$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie s de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{aligned}
 s &= \sum_{i=1}^n w_{i1} x_i \pm b & (2.1) \\
 &= \sum_{i=1}^n w_{i1} x_i + w_{21} x_2 + w_{31} x_3 + \dots + w_{n1} x_n \pm b
 \end{aligned}$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$s = x^T w \pm b \quad (2.2)$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées plus ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat s de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif [29].

2.4.5. Fonctions d'activations

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

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

- En dessous du seuil, le neurone est considéré comme non-actif.
- Aux alentours du seuil, le neurone est considéré en phase de transition.
- Au-dessus du seuil, le neurone est considéré comme actif.

Il y a plusieurs types de fonctions de transfert qui peuvent être utilisées. Les plus utilisées sont représentées dans le tableau 2.2 :










Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
Seuil	$y = 0$ si $x < 0$ $y = 1$ si $x \geq 0$	
Seuil symétrique	$y = -1$ si $x < 0$ $y = 1$ si $x \geq 0$	
Linéaire	$y = x$	
Linéaire saturée	$y = 0$ si $x < 0$ $y = v$ si $0 \leq x \leq 1$ $y = 1$ si $x > 1$	
Linéaire saturée symétrique	$y = -1$ si $x < -1$ $y = v$ si $-1 \leq x \leq 1$ $y = 1$ si $x > 1$	
Linéaire positive	$y = 0$ si $x < 0$ $y = v$ si $x \geq 0$	
Sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + \exp^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$a = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	
Compétitive	$y = 1$ si x maximum $y = 0$ autrement	

Tableau 2.2. Fonction de transfert $y = f(x)$ [27].

2.5. Architecture des réseaux de neurones

Un réseau de neurones artificiel (RNA) est formé d'un ensemble de neurones formels interconnectés. Le facteur déterminant le type d'un réseau de neurones est la nature de connexions entre ses cellules. Selon ce paramètre, les réseaux de neurones peuvent être classés en deux principales catégories suivant la structure des connexions : les réseaux non récurrents (statiques) et les réseaux récurrents (dynamiques) [27].

- **Les réseaux de neurones non récurrents (Feed-forward) :** Dans un réseau de la première catégorie comme montré dans la figure 2.7, les réseaux non récurrents ont une structure hiérarchique qui consiste en plusieurs couches ; une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La sortie pour chaque neurone dépend uniquement des sorties des neurones précédents dont les signaux circulent de la couche d'entrée à la couche de sortie dans une seule direction.
- **Les réseaux de neurones récurrents (Feed-back) :** Pour les réseaux récurrents, plusieurs neurones sont interconnectés pour organiser le réseau où la circulation de l'information est bidirectionnelle, telle que l'état global du réseau dépend de ses états. Dans la littérature de ce type de réseaux, on cite le modèle de Hopfield comme indiqué dans la figure 2.8.

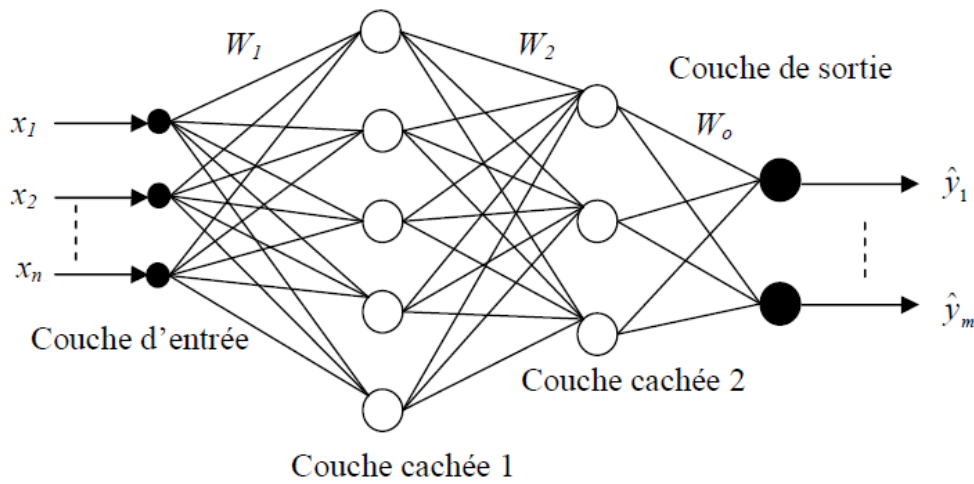


Figure 2.7. Structure d'un réseau de neurones non récurrent (statique) [27].

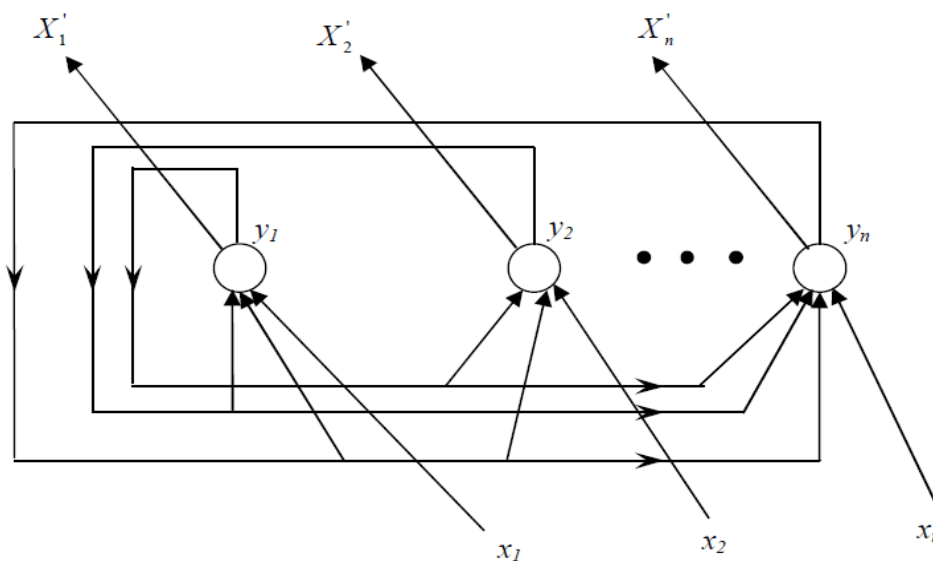


Figure 2.8. Structure d'un réseau de neurones récurrent (dynamique) [27].

2.6. Perceptrons multicouches (MLP)

Les perceptrons multi-couches (Multi Layer Perceptron : MLP) ont d'abord été introduits pour résoudre des problèmes complexes de classification. Mais en raison de leur propriété d'approximateur universel, ils ont été rapidement utilisés comme modèles de régression non linéaire, et ensuite pour la modélisation des séries temporelles et la prévision.

Présentés une première fois par Y. Le Cun, les réseaux de neurones de type perceptron multicouches sont des réseaux à propagation avant, composés d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Chaque couche du réseau est composée de neurones artificiels. La première couche cachée reçoit l'information provenant des entrées. L'information est traitée et transmise vers les couches suivantes jusqu'à la dernière. Les MLP sont connus comme étant des approximateurs universels et sont très utilisés dans des problèmes de régression non linéaire. La figure 2.9 illustre la structure de ce type de réseau.

Le réseau est formé donc de plusieurs couches, qui s'appellent, par convention [27] :

- **La couche d'entrée** : Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.
- **Les couches cachées** : Le MLP peut comporter une ou plusieurs couches cachées, en ce sens qu'elle n'a pas de contact direct avec l'extérieur. Les fonctions d'activations sont en général non linéaires sur cette couche mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix de sa taille n'est pas implicite et doit être ajusté.
- **La couche de sortie** : Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrées dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables qu'on veut en sortie.

Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées. Ce sont les poids de ces connexions qui gouvernent le fonctionnement du réseau et programment une application de l'espace des entrées vers l'espace des sorties, à l'aide de la transformation non linéaire [27].

Au final, l'expression algébrique du réseau de neurones, i.e. de la fonction de régression non linéaire neuronale, aura pour expression :

$$y = w_{o,s} + \sum_{j=1}^N [w_j \times f(w_{o,j} + \sum_{i=1}^n w_i x_i)] \quad (2.3)$$

Avec :

- n : le nombre de variables d'entrées.
- N : le nombre de neurones dans la couche cachée.
- w_i : les poids relatifs à la connexion entre variables d'entrée et neurone.
- w_j : les poids relatifs à la connexion allant du neurone j vers la sortie.
- w_{0j} : les poids relatifs à la connexion entre biais et neurone.
- w_{0s} : le poids relatif à la connexion entre biais et sortie.

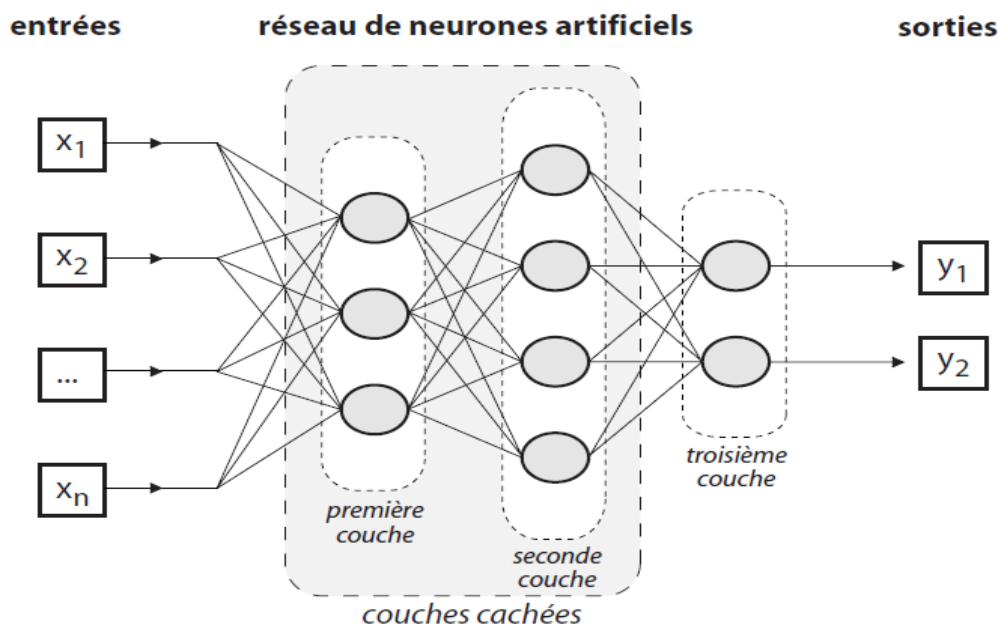


Figure 2.9. Exemple d'architecture d'un MLP [27].

2.7. Réseau à couche récurrente (LRN)

Les réseaux de neurones récurrents (Layer Recurrent Network : LRN) sont par nature des outils bien adaptés à la prévision des séries temporelles. L'utilisation de connexions à délais judicieusement choisies permet d'améliorer la prise en compte des dépendances à long terme des algorithmes basés sur le gradient.

Les connexions récurrentes, ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation, défini dans un réseau multicouche. Les réseaux récurrents sont appelés aussi réseaux dynamiques comme on a vu précédemment. Cela est dû à la caractéristique dynamique de ces réseaux, ils évoluent dans le temps car la sortie actuel $y(t)$ de ces réseaux dépendent aussi des valeurs de sorties précédente $y(t-1)$. La notion du temps dans ces réseaux est importante [27].

Le réseau dynamique à mettre en œuvre est le réseau à couche récurrente. Une version antérieure simplifiée de ce réseau a été introduit par Elman. Le réseau Elman original avait seulement deux couches, et permet une fonction de transfert de type tangente hyperbolique de la couche cachée et une fonction de transfert de type linéaire pour la couche de sortie. Le réseau Elman originale a été formé à l'aide d'une approximation de l'algorithme de rétropropagation. Dans le LRN, il existe une boucle de rétroaction, avec un retard unique, autour de chaque couche du réseau à l'exception de la dernière couche. La figure suivante illustre un réseau LRN à deux couches [27].

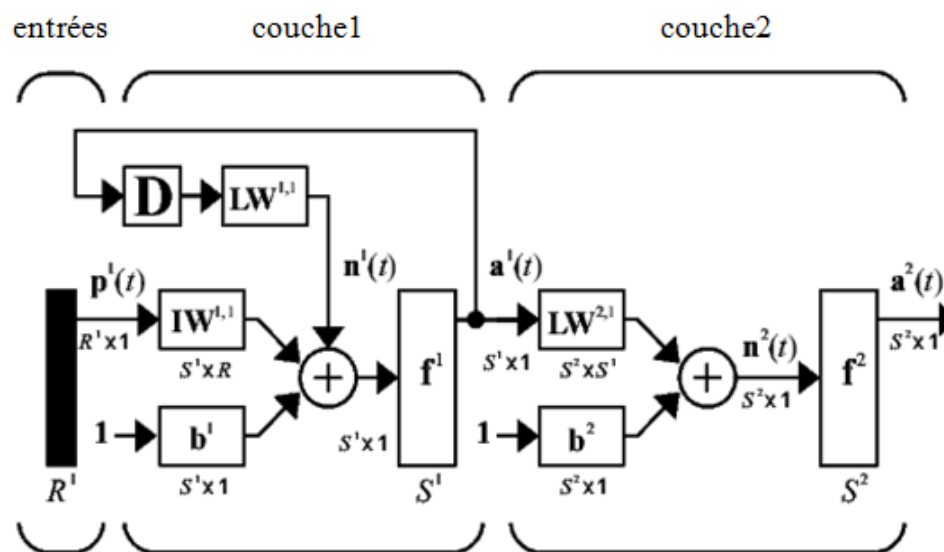


Figure 2.10. Réseau LRN [27].

2.8. Application des réseaux de neurones

Aujourd'hui, les réseaux de neurones ont de nombreuses applications dans des domaines très variés [31] :

- Traitement d'image : compression d'images, reconnaissance de caractères et de signatures, reconnaissance de formes et de motifs, chiffrement, classification, ...
- Traitement du signal : traitement de la parole, identification de sources, filtrage, classification, ...
- Traitement automatique des langues : segmentation en mots, représentation sémantique des mots, étiquetage morpho-syntaxique, traduction automatique, ...

- Contrôle : diagnostic de pannes, commande de processus, contrôle qualité, robotique,
- Optimisation planification, régulation de trafic, gestion, finance, ...
- Simulation : simulation boîte noire, prévisions météorologiques.
- Classification d'espèces animales étant donnée une analyse ADN.
- Modélisation de l'apprentissage et perfectionnement des méthodes de l'enseignement.
- Approximation d'une fonction inconnue ou modélisation d'une fonction connue mais complexe à calculer avec précision.

2.9. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des formulations mathématiques simplifiées de neurones biologiques. Dans cette partie, nous résumerons les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones artificiels [32].

2.9.1. Avantages

- Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Facilité d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par « rétro-propagation des erreurs ». L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en maths, informatique ou statistiques requises.
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables [32].

2.9.2. Inconvénients

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids sont inintelligibles pour l'utilisateur [32].

2.10. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons essayé de donner une description générale de l'apprentissage automatique et aussi ses types présents dans la littérature par la suite nous avons aussi présenté les définitions de réseau de neurones artificiel. Ainsi, nous avons parlé des réseaux de neurones multicouches en l'occurrence les perceptions multicouches (MLP) et les réseaux à couches récurrentes (LRN). Enfin, nous avons présenté quelques applications, avantages et inconvénients des réseaux de neurones.



Chapitre 3

***Résultats de prédiction et
discussions***

3.1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter et de commenter les résultats de simulation obtenus à l'aide du logiciel MATLAB. Dans une première étape, on va présenter la base des données qui a été utilisée dans ce travail. Ensuite, on va détailler la méthodologie de prédiction utilisant les réseaux de neurones de type MLP et LRN. Nous verrons, entre autre, les outils statistiques qui permettent de comparer ces prédicteurs, à savoir: la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et le coefficient de corrélation (R).

3.2. Série temporelle

Une série temporelle est une suite d'observations d'une même variable à des différentes dates. Cette variable peut être de n'importe quelle nature, économique, démographique, biologique ou météorologique, tout ce qui est chiffrable et qui varie au cours du temps peut être représenté par une série temporelle. On considère en général que l'intervalle de temps entre deux observations reste constant dans une même série. L'aspect chronologique est déterminant, car c'est ce qui permet de comprendre et d'expliquer l'évolution de cette variable.

Les séries temporelles sont utilisées en :

- Préviation de la production d'énergie éolienne : à l'aide de séries chronologiques historiques de la vitesse du vent et de la puissance de sortie des éoliennes, on peut développer des modèles prédictifs pour estimer la production future d'énergie éolienne.
- Analyse financière : les séries chronologiques sont utilisées sur les marchés financiers pour analyser les fluctuations des cours des actions, des taux de change, des prix des matières premières, etc.
- Surveillance des données de santé : les séries temporelles sont utilisées en médecine pour surveiller les signes vitaux des patients, tels que la pression artérielle, la fréquence cardiaque.
- Traitement du signal : signaux de communications, de radars, de sonars, analyse de la parole.

3.3. Présentations de la base de données

Le système éolien considéré a été installé en sud de l'Italie. La figure suivante montre une telle installation.



Figure 3.1. Installation éolienne en sud de l'Italie.

Les figures 3.2 et 3.3 représentent la vitesse du vent et la puissance délivrée par l'installation éolienne considérée.

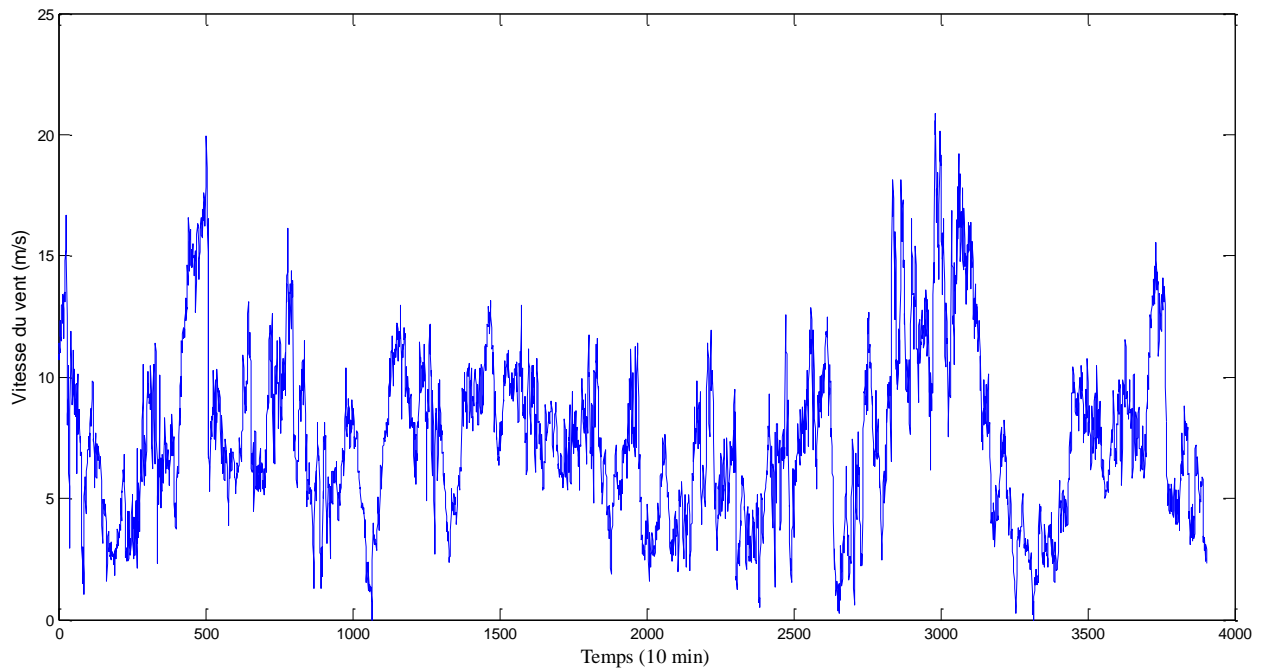


Figure 3.2. Signal de la vitesse du vent.

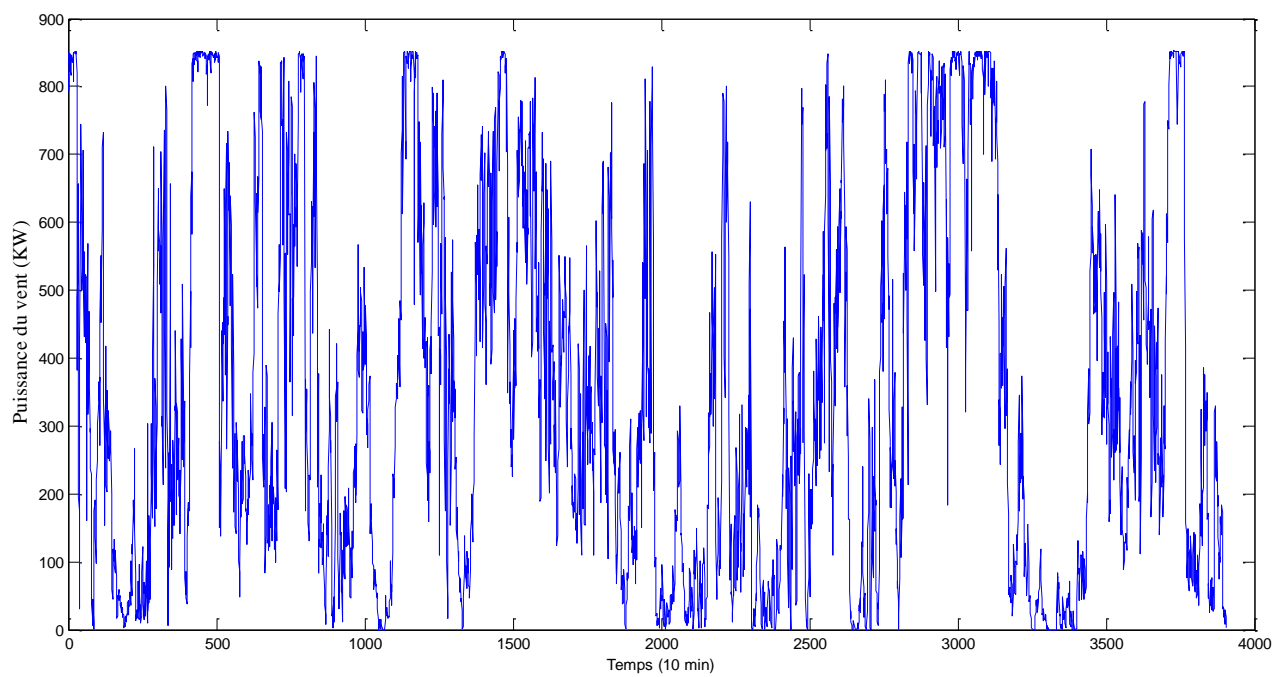


Figure 3.3. Signal de la puissance du vent.

3.4. Procédure de développement d'un réseau de neurone

3.4.1. Collecte des données

L'objectif de cette étape est de rassembler un nombre de données suffisant pour construire une base représentative de données, qui servira à l'apprentissage et au test du réseau de neurones. Cette base de données constitue l'entrée du réseau de neurones, et par conséquent c'est elle qui détermine à la fois la taille du réseau (et donc le temps de simulation), et les performances du système (capacité de généralisation).

3.4.2. Séparation des bases de données

Après avoir construit la base de données, il est nécessaire de procéder à la phase de séparation en trois ensembles. On construit un ensemble pour effectuer l'apprentissage, l'autre pour la validation, qui permet de contrôler la phase d'apprentissage, et une autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage d'une manière quantitative. Toutefois, les bases de test et de validation représentent 10 à 20% (tenant compte du nombre de données dont dispose) de la base de données totale et doivent être représentatives et distinctes.

3.4.3. Choix de l'architecture du réseau

La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau. Dans le cas des réseaux de neurones multicouches, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche.

3.4.4. Prétraitement des données

De manière générale, les bases de données doivent subir un prétraitement afin d'être adaptées aux entrées et sorties du réseau de neurones. Un prétraitement courant consiste à effectuer une normalisation appropriée, qui tient compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau.

3.4.5. Apprentissage

Une fois on a choisi l'architecture du réseau de neurone, elle doit subir une phase d'apprentissage. Cette dernière consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant la base d'apprentissage.

3.4.6. Validation et tests

Alors que les tests concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau de neurones développé, des tests s'imposent afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation. Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage.

La figure 3.4 résume sous la forme d'un organigramme, la démarche générale et les principales étapes de la construction d'un modèle neuronal.

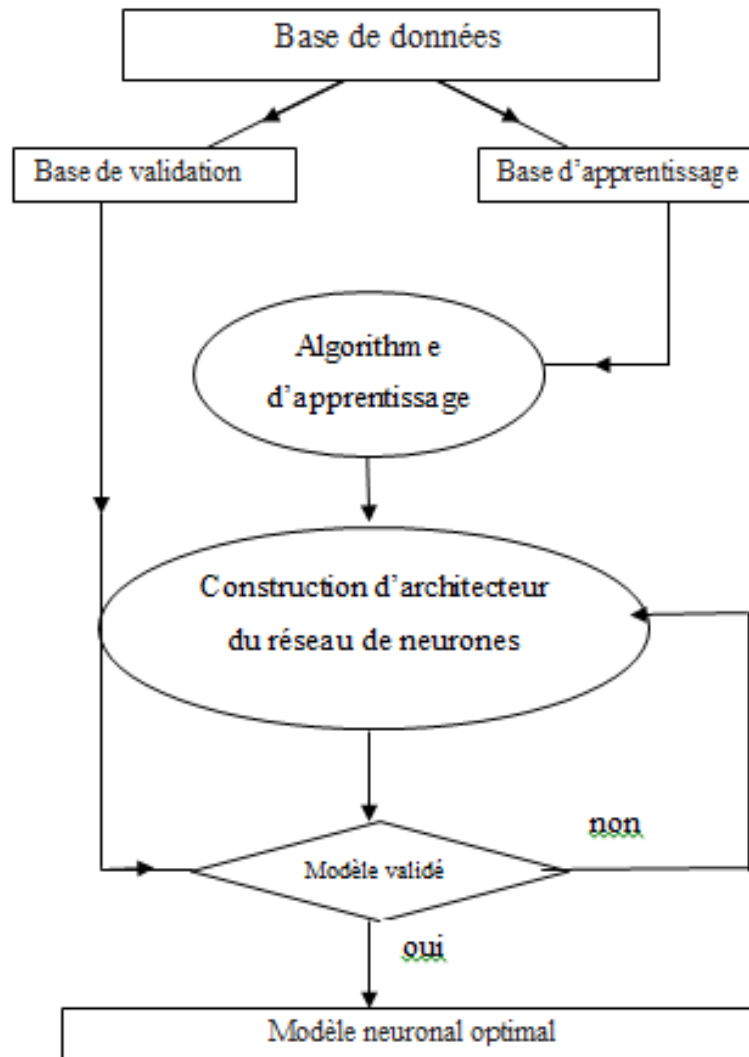


Figure 3.4. Schéma général de construction d'un modèle neuronal.

3.5. Critères d'évaluation

Une simple analyse visuelle des résultats d'une simulation n'est pas une évaluation objective du modèle. En effet, l'œil humain n'est pas capable de voir toutes les différences qui peuvent exister entre deux courbes d'allure générale similaire. Ainsi nous avons besoin de nous doter de critères objectifs pour comparer les simulations aux observations.

Plusieurs critères objectifs mathématiques existent pour quantifier les écarts entre les observations et la simulation.

3.5.1. Le coefficient de corrélation (R)

Le coefficient de corrélation est un coefficient statistique permettant de mettre en évidence, une liaison entre deux types de séries de données statistiques. Le coefficient de corrélation est compris entre 1 et -1 et on considère généralement que si sa valeur absolue est supérieure à 0,95, il y a une liaison forte entre les deux séries. Si la valeur est proche de 1, les séries évoluent dans le même sens, si elle est proche de -1, elles évoluent en sens opposé.

La formule du coefficient de corrélation est la suivante :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)^2}} \quad (3.1)$$

Dans lequel :

N : est le nombre de mesures.

y_i : la valeur de la mesure n_i .

\hat{y}_i : la valeur prédite.

\bar{y} : la moyenne des mesures.

$\bar{\hat{y}}$: la moyenne des valeurs prédites.

Le coefficient de corrélation mesure combien les valeurs prédites se rapprochent-elles des valeurs réelles. Clairement, une valeur du coefficient de corrélation plus proche de l'unité implique une meilleure prévision.

3.5.2. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est une mesure courante pour évaluer la précision d'un modèle de régression ou prédictif.

La RMSE est calculée en prenant la racine carrée de la moyenne des carrés des écarts entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles. Il mesure l'écart moyen entre les

prédictions du modèle et les observations réelles, donnant plus de poids aux erreurs plus importantes.

La valeur de RMSE est toujours positive, représentant zéro dans le cas idéal. Sa formule est donnée par :

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \right]^{1/2} \quad (3.2)$$

Plus la RMSE est faible, plus les prédictions du modèle sont précises. Cependant, il est important de noter que la RMSE seule ne fournit pas d'informations sur la qualité globale du modèle et doit être interprétée conjointement avec d'autres mesures d'évaluation. De plus, la RMSE peut être sensible aux valeurs aberrantes, il est donc recommandé de l'utiliser en combinaison avec d'autres mesures pour évaluer pleinement les performances du modèle.

3.5.3. L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE)

L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) calcule la moyenne du pourcentage d'erreur absolu entre les valeurs prévues et réelles. Elle est généralement exprimée en pourcentage et peut être interprétée comme la précision moyenne de la prévision par rapport à la valeur réelle.

La formule de la MAPE est la suivante :

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (3.3)$$

3.5.4. L'erreur absolue moyenne (MAE)

L'erreur absolue moyenne (MAE) est une mesure couramment utilisée pour évaluer l'exactitude d'un modèle de prévision ou d'estimation. Il mesure la moyenne des différences absolues entre les valeurs prédites et réelles, quelle que soit la direction de l'erreur.

Mathématiquement, la MAE est calculée de la manière suivante :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.4)$$

3.6. Normalisation des données

Une base de données de 3906 échantillons a été divisée en deux parties : un ensemble de 2734 (70%) des échantillons est utilisé pour l'apprentissage des modèles MLP et LRN, autre série de 585 (15%) des échantillons est utilisée pour la validation et une dernière série de 585 (15%) est utilisée pour le test. Avant d'appliquer l'algorithme d'apprentissage, les données (entrée / sortie) doit être normalisé par rapport à [0,1], en utilisant l'équation (3.5):

$$y_i^* = \frac{y_i - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \quad (3.5)$$

Où y_i est la valeur d'origine des données, y_i^* est la variable normalisée correspondante, y_{min} est la valeur minimale dans $\{y_i\}$, y_{max} est la valeur maximale dans $\{y_i\}$.

La procédure appliquée dans le développement des modèles MLP et LRN est la suivante: d'abord, les entrées de données sont normalisées comme décrit ci-dessus, et ensuite l'entraînement, le test et la validation des ensembles sont été sélectionnés. Après cela, les paramètres ont été choisis pour créer et former les modèles. Enfin, les données ont été normalisées et les performances des modèles ont été vérifiées sur la base de l'erreur entre les valeurs de sorties et d'entrées.

3.7. Résultats de simulation et discussions

Les sections suivantes présentent les résultats de simulation de nos modèles développés pour la prédiction de la vitesse du vent ainsi que de la puissance délivrée par l'installation éolienne en utilisant le logiciel MATLAB et en se basant sur les deux techniques de prédictions qui sont le MLP et le LRN. Dans un premier lieu on va présenter les résultats de simulation de la vitesse du vent ensuite on va présenter ceux de la puissance délivrée.

Pour les deux cas, on va changer le nombre de neurones dans la couche cachée (8, 16 et 24), la fonction d'activation de la couche cachée (logsig, tansig et poslin) et aussi l'algorithme d'apprentissage (trainlm, trainscg et trainbfg). Pour la couche de sortie on va utiliser la fonction d'activation linéaire purelin.

3.7.1. La prédiction de la vitesse du vent par les modèles MLP et LRN

3.7.1.1. Variation du nombre de neurones

Le tableau suivant présente les résultats des critères de performances de nos modèles de prédiction de la vitesse du vent, et les figures illustrent la vitesse du vent réelle et prévue pour les valeurs : 8, 16 et 24 neurones obtenus en simulation.

	Neurones	RMSE	MAE	MAPE	R
MLP	8	0.6780	0.5334	8.9484	0.9745
	16	0.6782	0.5329	9.0314	0.9742
	24	0.6779	0.5330	9.0409	0.9743
	Neurones	RMSE	MAE	MAPE	R
LRN	8	0.6707	0.5263	8.8926	0.9748
	16	0.6716	0.5276	8.9007	0.9747
	24	0.6719	0.5275	8.9150	0.9747

Tableau 3.1. Résultats des valeurs de critères de performance par nombre de neurone pour la vitesse du vent.

D’après ce tableau, on remarque que c’est le nombre 8 neurones qui donne les meilleures performances pour les deux types de prédicteurs.

Les figures 3.5 et 3.7 présentent la vitesse du vent réelle et prédite par les modèles de prédiction MLP et LRN respectivement pour 8 nombres de neurones.

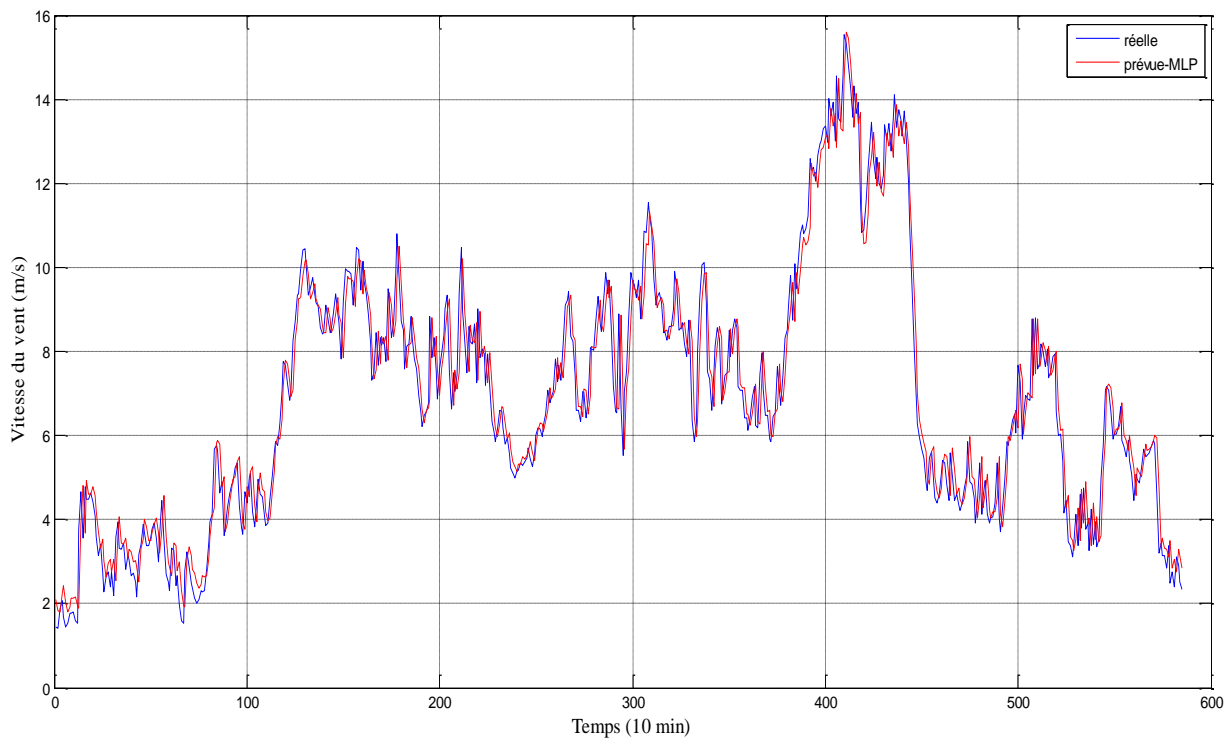


Figure 3.5. Vitesse du vent réelle et prévue par MLP avec 8 neurones.

La figure 3.6 montre une vue d'une partie de la figure (3.5). Dans les sections suivantes, on va présenter une partie des figures pour être mieux clair.

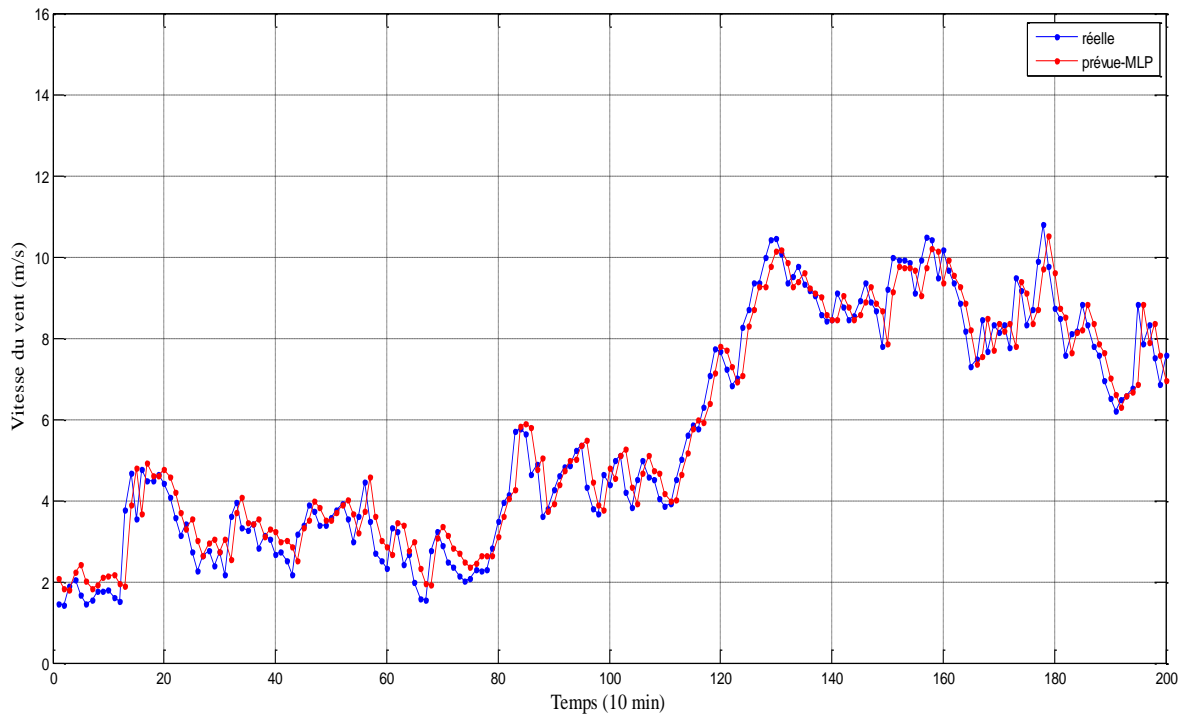


Figure 3.6. Vue d'une partie de la figure (3.5).

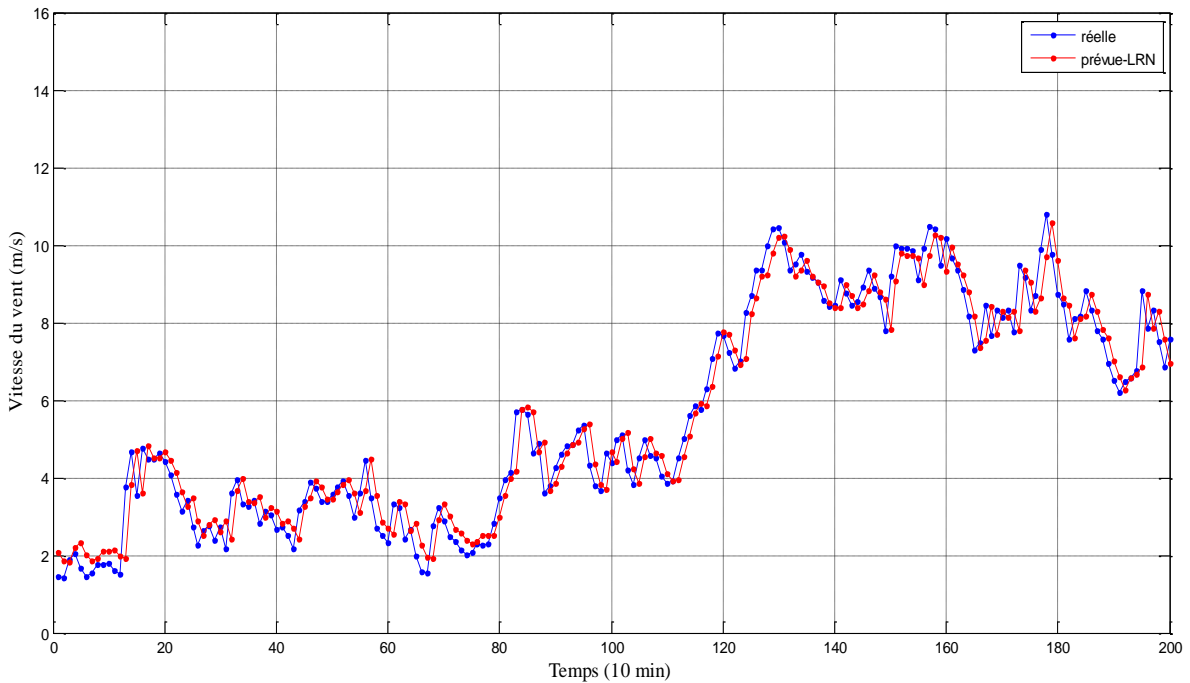


Figure 3.7. Vitesse du vent réelle et prévue par LRN avec 8 neurones.

3.7.1.2. Variation de la fonction d'activation

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE, MAE MAPE et R, où on a varié la fonction d'activation :

MLP	Fonction d'activation	RMSE	MAE	MAPE	R
	poslin	0.6764	0.5311	8.9899	0.9744
	tansig	0.6780	0.5334	8.9484	0.9745
	logsig	0.6740	0.5304	8.9770	0.9746
LRN	Fonction d'activation	RMSE	MAE	MAPE	R
	poslin	0.6766	0.5298	8.9436	0.9744
	tansig	0.6707	0.5263	8.8926	0.9748
	logsig	0.6710	0.5270	8.8876	0.9748

Tableau 3.2. Résultats des valeurs de critères de performance par fonction d'activation pour la vitesse du vent.

D'après ce tableau, on remarque que c'est la fonction d'activation logsig qui donne la meilleure performance pour le modèle MLP tandis que pour le modèle LRN c'est la fonction d'activation tansig qui la donne.

Les figures 3.8 et 3.9 présentent la vitesse du vent réelle et prédite par les modèles de prédiction MLP et LRN respectivement avec la fonction d'activation logsig et tansig.

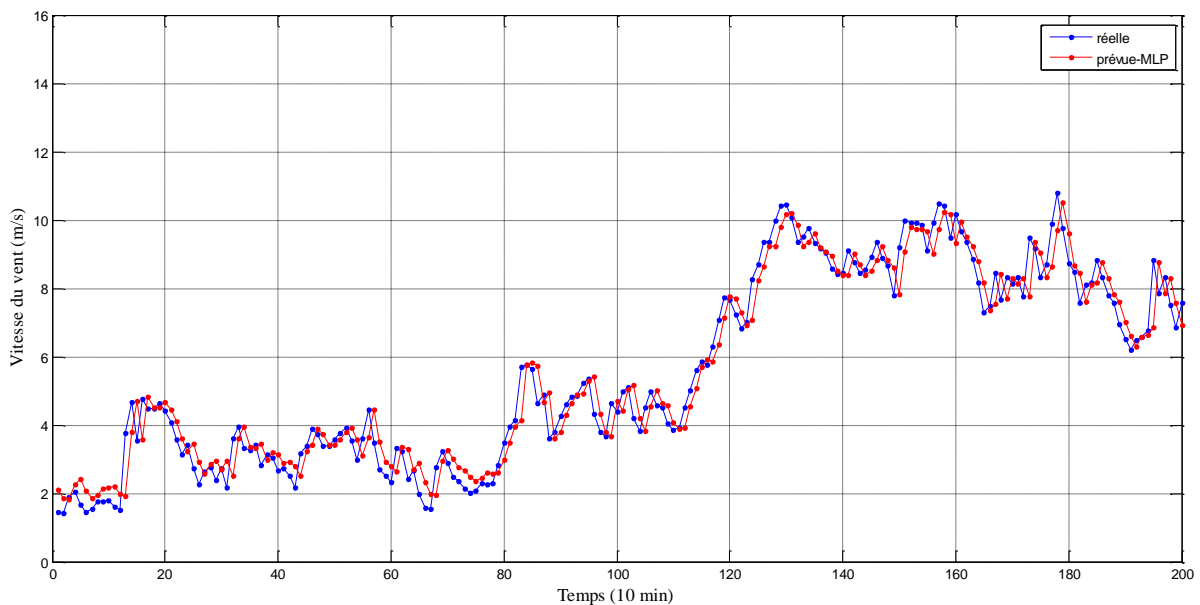


Figure 3.8. Vitesse du vent réelle et prévue par MLP avec la fonction d'activation logsig.

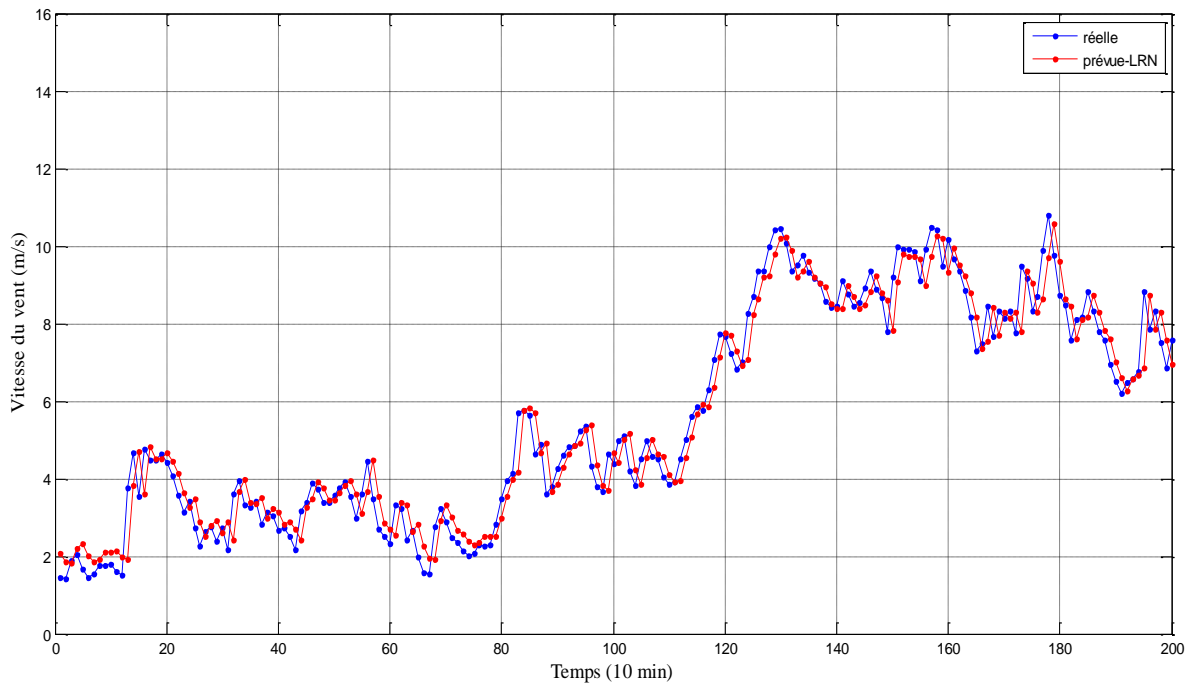


Figure 3.9. Vitesse du vent réelle et prévue par LRN avec la fonction d’activation tansig.

3.7.1.3. Variation de l’algorithme d’apprentissage

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE, MAE, MAPE et R, où on a varié l’algorithme d’apprentissage :

MLP	Algorithme d’apprentissage	RMSE	MAE	MAPE	R
	trainscg	0.6752	0.5362	9.0016	0.9745
trainbfg	0.6738	0.5366	8.9945	0.9746	
trainlm	0.6740	0.5304	8.9770	0.9746	
LRN	Algorithme d’apprentissage	RMSE	MAE	MAPE	R
	trainscg	0.6821	0.5362	9.0053	0.9742
	trainbfg	0.6889	0.5380	8.9587	0.9738
	trainlm	0.6707	0.5263	8.8926	0.9748

Tableau 3.3. Résultats des valeurs de critères de performance par algorithme d’apprentissage pour la vitesse du vent.

D'après ce tableau, on remarque que c'est l'algorithme d'apprentissage trainlm qui donne les meilleures performances pour les deux types de prédicteurs.

Les figures 3.10 et 3.11 présentent la vitesse du vent réelle et prédite par les modèles de prédiction MLP et LRN respectivement avec l'algorithme d'apprentissage trainlm.

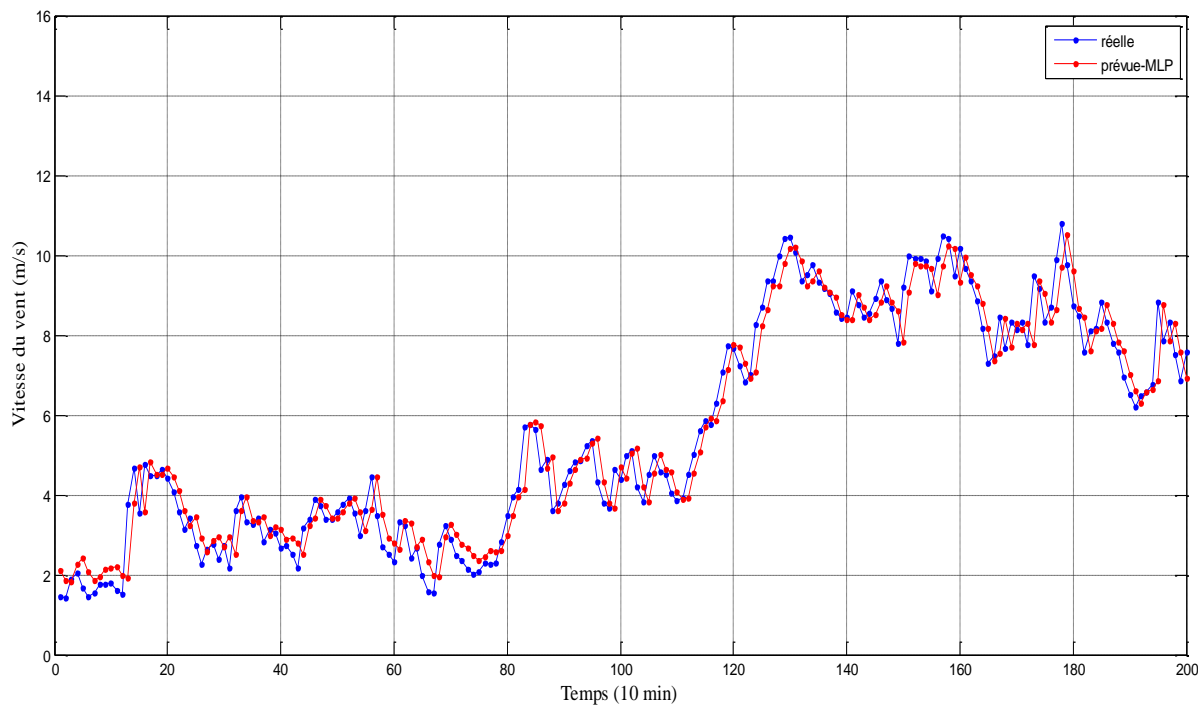


Figure 3.10. Vitesse du vent réelle et prévue par MLP avec l'algorithme d'apprentissage trainlm.

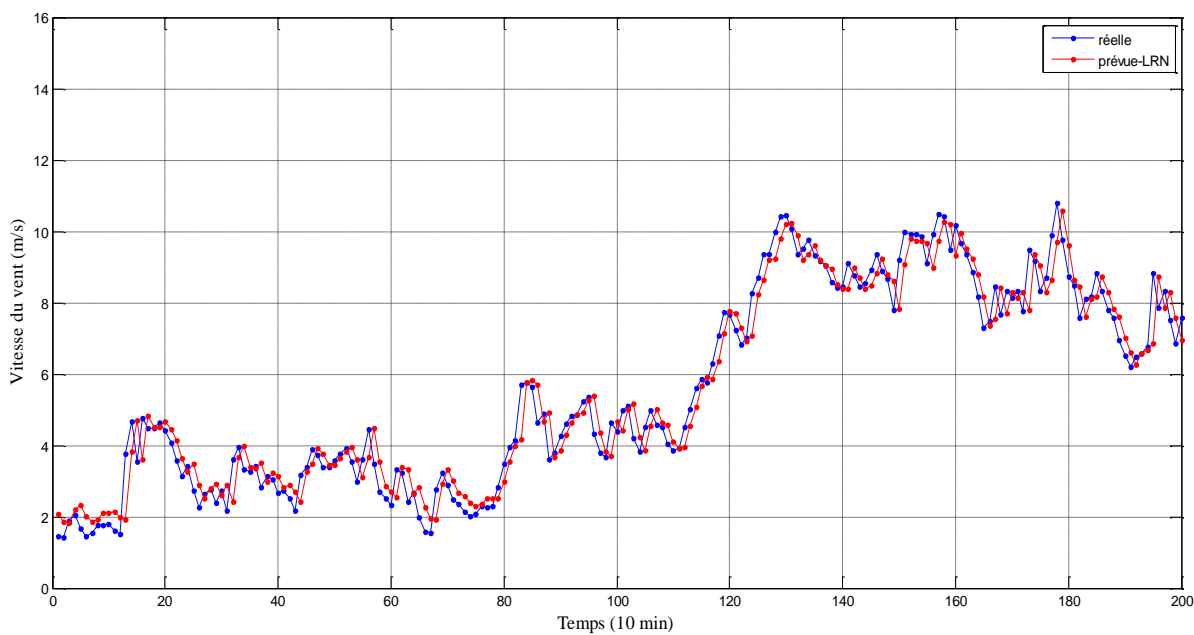


Figure 3.11. Vitesse du vent réelle et prévue par LRN avec l'algorithme d'apprentissage trainlm.

D'après les tableaux (3.1, 3.2 et 3.3) et les figures (3.6, 3.7, 3.8, 3.9, 3.10 et 3.11) présentées précédemment on remarque que le changement de nombre de neurones, les fonctions d'activation et les algorithmes d'apprentissage ne change pas beaucoup de résultats. Nous pouvons donc affirmer que l'utilisation de 8 neurones et la fonction logsig avec l'algorithme d'apprentissage trainlm est le meilleur choix pour le modèle de type MLP tandis que l'utilisation de 8 neurones et la fonction tansig avec l'algorithme d'apprentissage trainlm est le meilleur choix pour le modèle de type LRN. Sans oublier que tous les modèles développés utilisent la fonction d'activation linéaire (purelin) comme fonction de sortie.

D'après les résultats de simulation que nous avons présenté précédemment, nous pouvons dire que le réseau de neurones de type LRN, peut être considéré comme le meilleur modèle de prédiction de la vitesse du vent pour le cas étudié.

3.7.2. La prédiction de la puissance du vent par les modèles MLP et LRN

3.7.2.1. Variation du nombre de neurones

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE, MAE, MAPE et R, pour différent nombre de neurones :

	Neurones	RMSE	MAE	MAPE	R
MLP	8	58.9112	41.1787	26.1015	0.9726
	16	59.4152	42.2350	26.2977	0.9722
	24	59.3406	41.7415	26.5646	0.9722
	Neurones	RMSE	MAE	MAPE	R
LRN	8	58.4258	40.9076	26.1376	0.9731
	16	58.4522	41.3164	26.2673	0.9731
	24	58.4383	40.7837	26.0256	0.9731

Tableau 3.4. Résultats des valeurs de critères de performance par nombre de neurone pour la puissance du vent.

D'après ce tableau, on remarque que c'est le nombre 8 neurones qui donne la meilleure performance pour le modèle MLP tandis que pour le modèle LRN c'est le nombre 24 neurones qui le donne.

Les figures 3.12, et 3.14 présentent la puissance du vent réelle et prédites par les modèles de prédiction MLP et LRN respectivement pour 8 et 24 neurones.

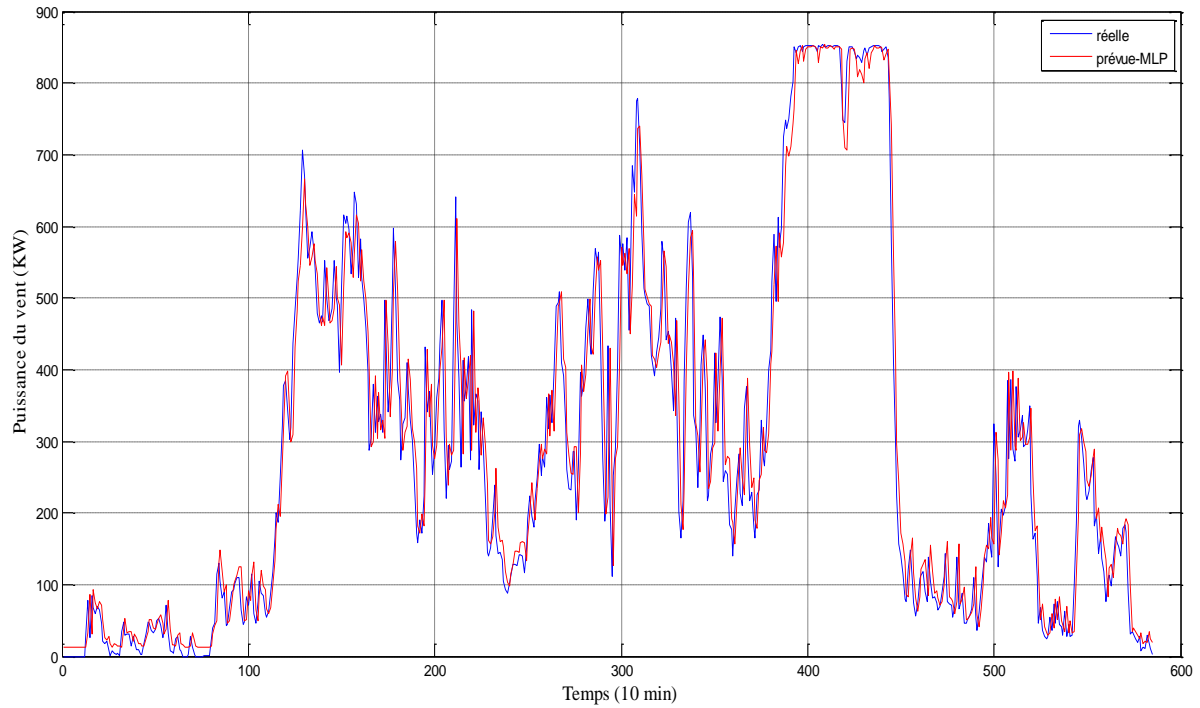


Figure 3.12. Puissance du vent réelle et prévue par MLP avec 8 neurones.

La figure 3.13 montre une vue d'une partie de la figure (3.12). Dans les sections suivantes, on va présenter une partie des figures pour être mieux clair.

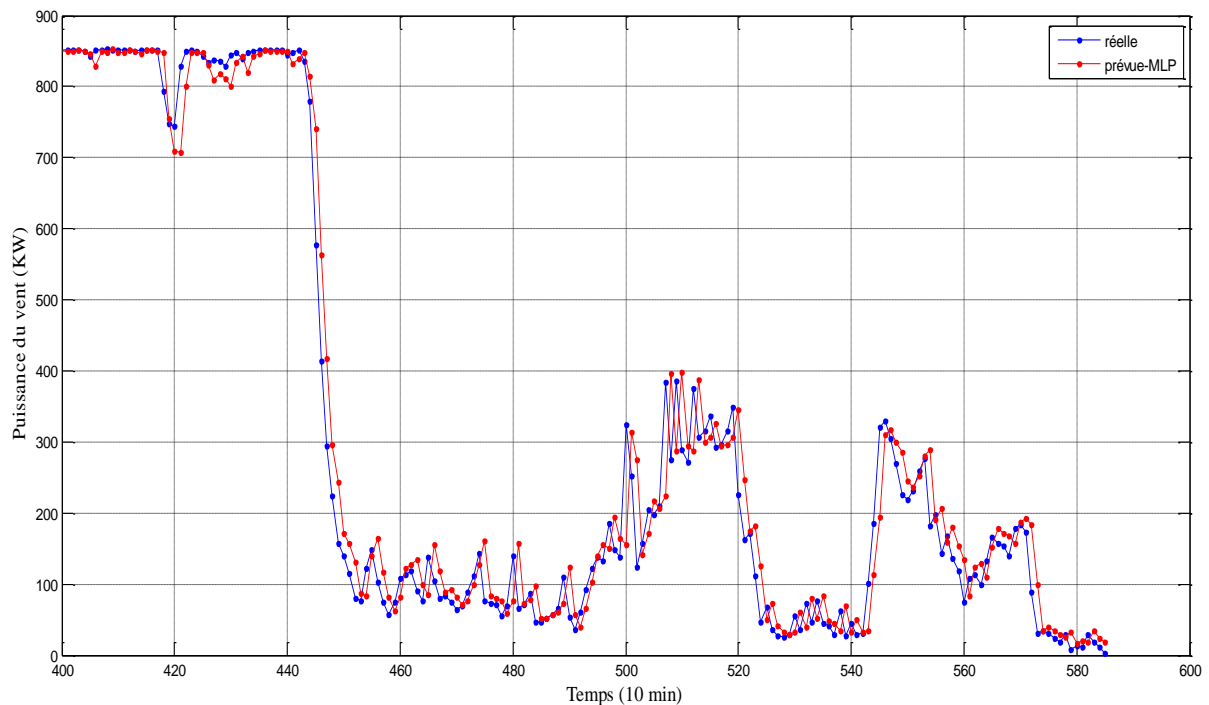


Figure 3.13. Vue d'une partie de la figure (3.12).

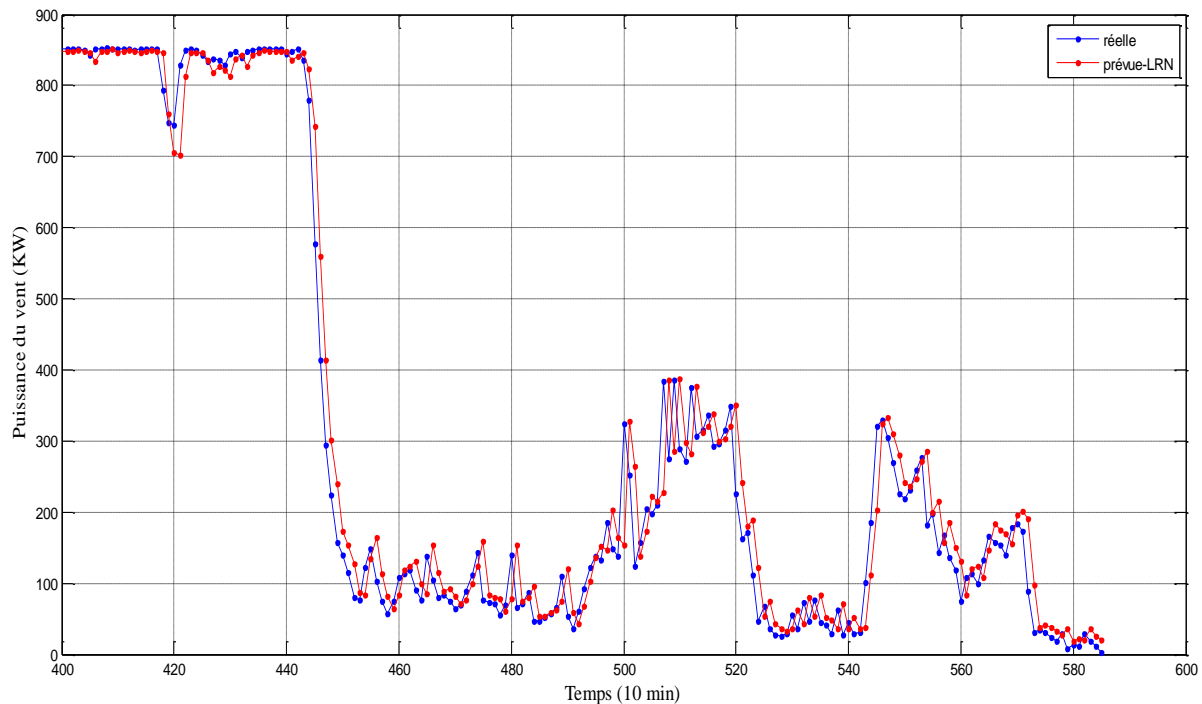


Figure 3.14. Puissance du vent réelle et prévue par LRN avec 24 neurones.

3.7.2.2. Variation de la fonction d'activation

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE, MAE, MAPE et R, où on a varié la fonction d'activation :

	Fonction d'activation	RMSE	MAE	MAPE	R
MLP	poslin	58.9628	42.4113	26.3360	0.9726
	tansig	58.9112	41.1787	26.1015	0.9726
	logsig	59.2286	41.5757	25.9983	0.9724
LRN	Fonction d'activation	RMSE	MAE	MAPE	R
	poslin	58.5310	41.0535	26.2667	0.9730
	tansig	58.4383	40.7837	26.0256	0.9731
	logsig	58.4693	40.8621	26.6381	0.9730

Tableau 3.5. Résultats des valeurs de critères de performance par fonction d'activation pour la puissance du vent.

D'après ce tableau, on remarque que c'est la fonction d'activation tansig qui donne les meilleures performances pour les deux types de prédicteurs.

Les figures 3.15 et 3.16 présentent la puissance du vent réelle et prédites par les modèles de prédiction MLP et LRN respectivement avec la fonction d'activation tansig.

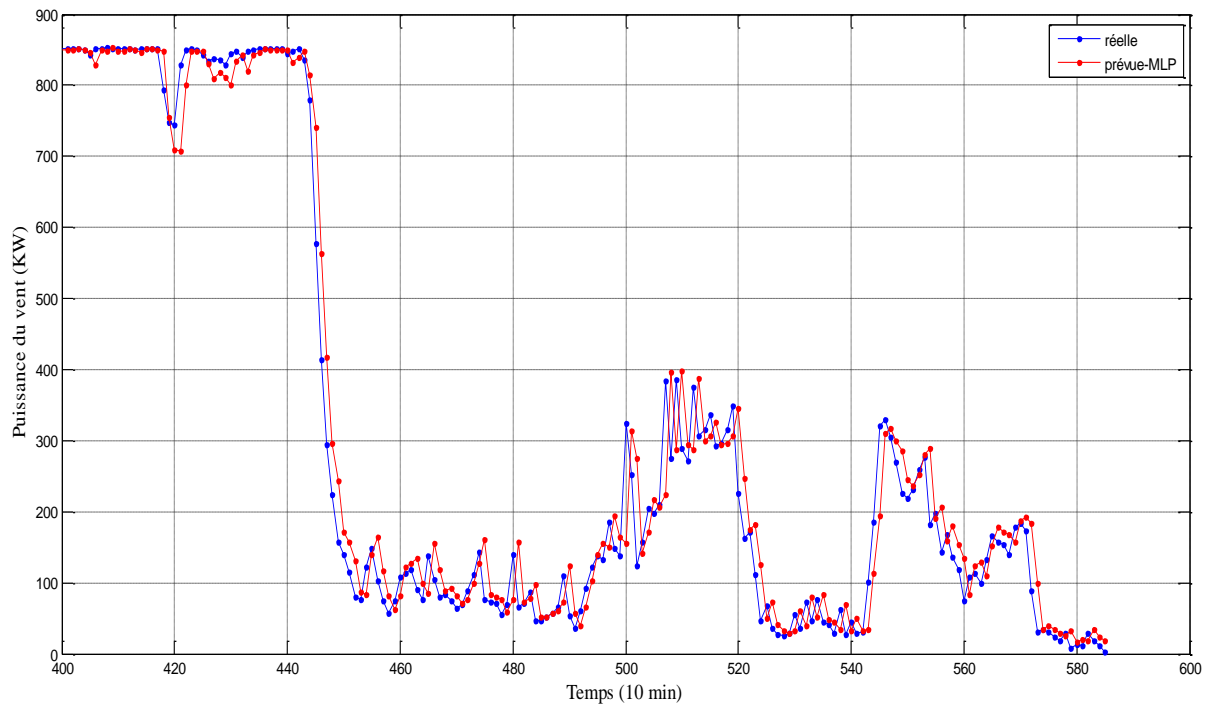


Figure 3.15. Puissance du vent réelle et prévue par MLP avec la fonction d'activation tansig.

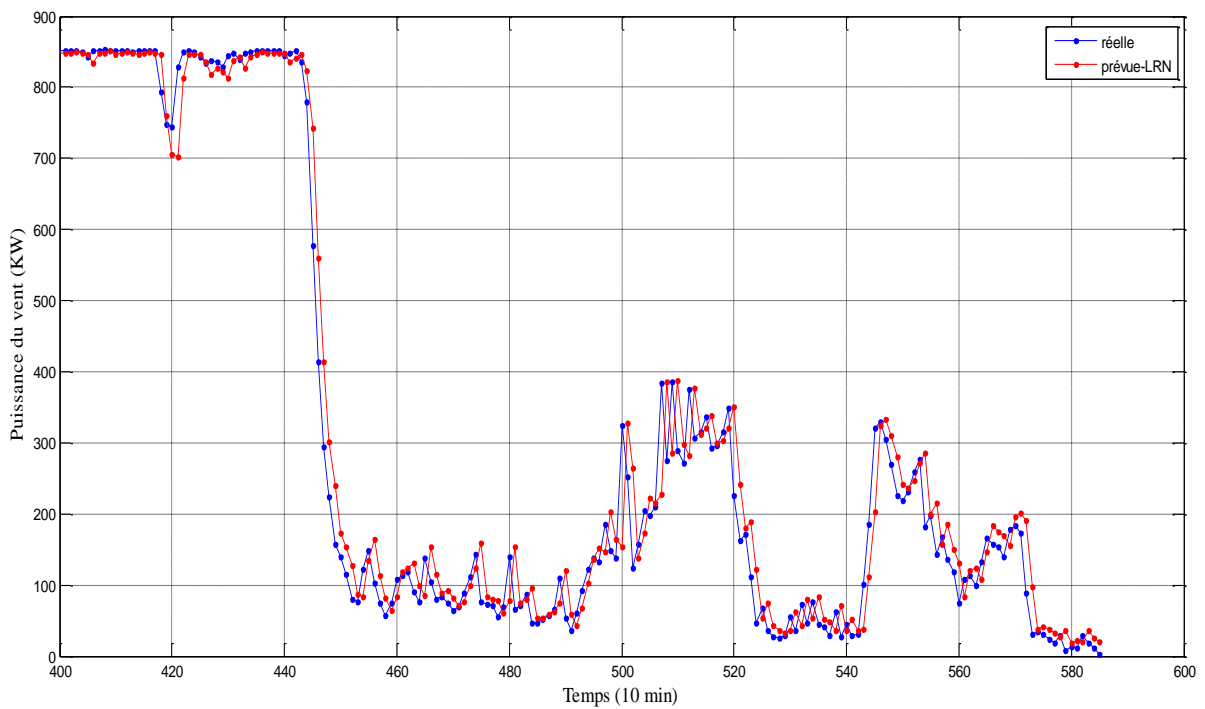


Figure 3.16. Puissance du vent réelle et prévue par LRN avec la fonction d'activation tansig.

3.7.2.3. Variation de l’algorithme d’apprentissage

Dans le tableau suivant nous allons présenter les calculs des RMSE, MAE, MAPE et R, où on a varié l’algorithme d’apprentissage :

MLP	Algorithme d’apprentissage	RMSE	MAE	MAPE	R
		trainscg	58.7368	42.4125	25.9880
	trainbfg	58.7554	41.0010	26.7653	0.9727
	trainlm	58.9112	41.1787	26.1015	0.9726
LRN	Algorithme d’apprentissage	RMSE	MAE	MAPE	R
	trainscg	58.8500	41.6063	78.4825	0.9727
	trainbfg	58.5365	41.3918	27.4654	0.9730
	trainlm	58.4383	40.7837	26.0256	0.9731

Tableau 3.6. Résultats des valeurs de critères de performance par algorithme d’apprentissage pour la puissance du vent.

D’après ce tableau, on remarque que c’est l’algorithme d’apprentissage trainscg qui donne la meilleure performance pour le modèle MLP tandis que pour le modèle LRN c’est l’algorithme d’apprentissage trainlm qui le donne.

Les figures 3.17 et 3.18 présentent la vitesse du vent réelle et prédite par les modèles de prédiction MLP et LRN respectivement avec l’algorithme d’apprentissage trainscg et trainlm.

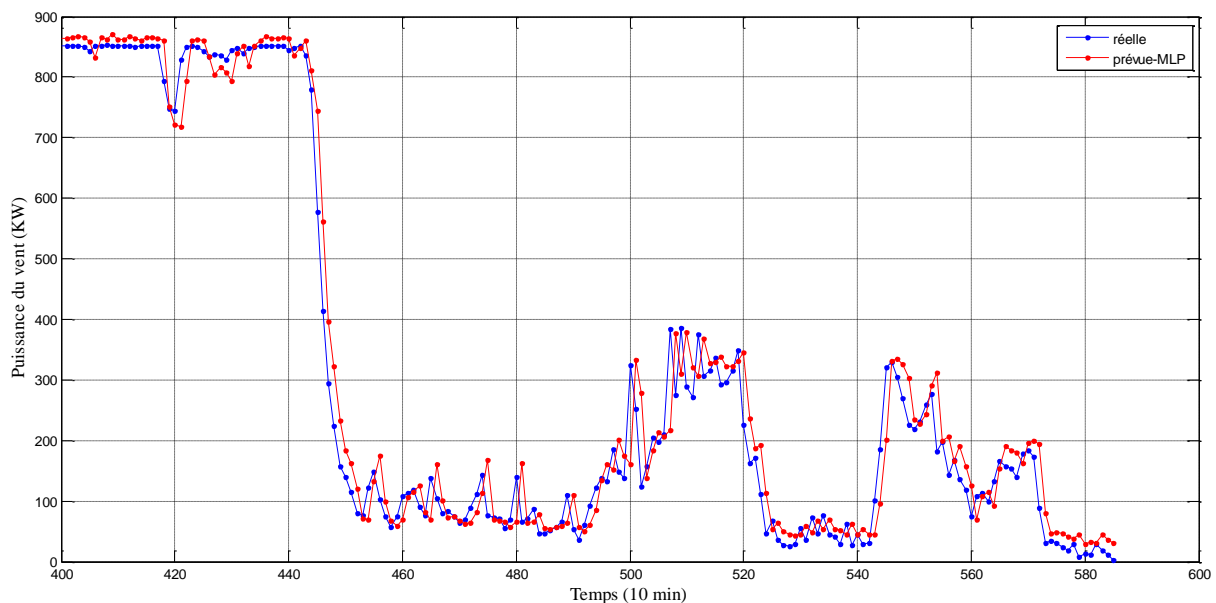


Figure 3.17. Puissance du vent réelle et prévue par MLP avec l’algorithme d’apprentissage trainscg.

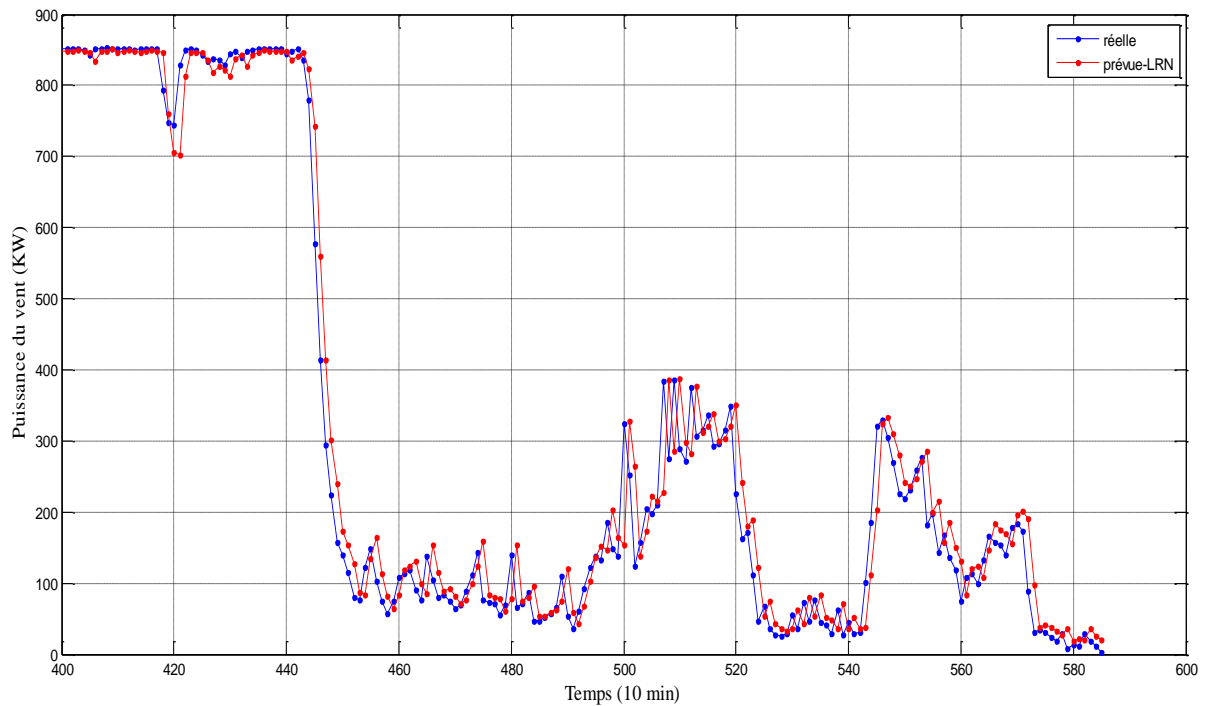


Figure 3.18. Puissance du vent réelle et prévue par LRN avec l’algorithme d’apprentissage trainlm.

D'après les tableaux (3.4, 3.5 et 3.6) et les figures (3.13, 3.14, 3.15, 3.16, 3.17 et 3.18) présentées précédemment on remarque que le changement de nombre de neurones, les fonctions d'activation et les algorithmes d'apprentissage ne change pas beaucoup de résultats. Nous pouvons donc affirmer que l'utilisation de 8 neurones et la fonction tansig avec l'algorithme d'apprentissage trainscg est le meilleur choix pour le modèle de type MLP tandis que l'utilisation de 24 neurones et la fonction tansig avec l'algorithme d'apprentissage trainlm est le meilleur choix pour le modèle de type LRN. Sans oublier que tous les modèles développés utilisent la fonction d'activation linéaire (purelin) comme fonction de sortie.

D'après les résultats de simulation que nous avons présenté précédemment, nous pouvons dire que le réseau de neurones de type LRN, peut être considéré comme le meilleur modèle de prédiction de la puissance du vent pour le cas étudié.

3.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu et discuté les résultats obtenus pour la prévision de la vitesse et de la puissance du vent, où nous avons proposé deux types de réseaux de neurones qui sont le MLP et le LRN. En effet, pour évaluer les performances de nos modèles développés on a calculé les critères statistiques suivants : R, RMSE, MAPE et MAE, puis on a présenté les courbes réelles et prédites pour cette étude. Les résultats tendent à confirmer que les techniques de prédiction que nous avons utilisé, sont favorables à la prédiction de la vitesse et la puissance du vent.



Conclusion générale

Conclusion générale

L'objectif principal de ce mémoire est d'utiliser certaines techniques d'apprentissage automatique basé sur les réseaux de neurones artificiels dans le domaine de la prévision de la vitesse et de la puissance du vent, et nous avons montré dans cette étude les performances de chaque type. Le but est de découvrir laquelle des méthodes est la plus efficace dans ce domaine à travers une étude comparative entre les deux modèles : le MLP et le LRN. Pour cela nous avons réalisé une simulation à l'aide du logiciel MATLAB d'une base de données réelle installée en sud de l'Italie.

La discussion des résultats obtenus est liée aux critères établis suivants : RMSE, MAPE, MAE et R pour les deux modèles de prédiction basés sur le MLP et le LRN.

D'après les résultats de simulation que nous avons présenté dans le chapitre d'applications, nous avons pu constater que la technique basée sur le réseau de neurones LRN a fourni une bonne simulation de notre système de prédiction de la vitesse et la puissance du vent par rapport au modèle MLP.

Les résultats de cette étude confirment la capacité de ces modèles développés à prédire les valeurs de la vitesse et la puissance du vent avec précision.

Comme perspectives à notre étude, nous envisageons :

- De prédire la vitesse et la puissance des systèmes éoliennes à des échelles temporelles plus larges.
- D'utiliser d'autres techniques d'apprentissage automatique comme les réseaux de neurones profonds.



***Références
Bibliographiques***

Références Bibliographiques

- [1] <https://www.ecologie.gouv.fr/energies-renouvelables>
- [2] https://iea-wind.org/wp-content/uploads/2022/12/IEA_Wind_TCP_Annual_Report_2021.pdf
- [3] <https://www.connaissancedesenergies.org/fiche-pedagogique/energie-eolienne>
- [4] H. E. Kathouth., C. Reggab. «Etude comparative des différents types des RNA utilisés pour la prévision de la vitesse du vent », mémoire de master, université de M'sila, 2021.
- [5] D.Djellab, R.Yourmeche. «Système hybride pour la prédiction de la vitesse du vent baser sur l'analyse discriminante linéaire (LDA) et processus gaussien (GP)», mémoire de master, université de M'sila, 2019.
- [6] <http://www.planetoscope.com>
- [7] <https://www.techniques-ingenieur.fr/actualite/articles/electricite-le-monde-se-tourne-vers-leolien-le-solaire-et-le-charbon-111027/>
- [8] <https://www.connaissancedesenergies.org/eolien-dans-le-monde-les-nouvelles-installations-en-2021-en-infographies-220610>
- [9] B. D. Habiboullah, B.Ladjedel. «Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction de la vitesse de vent », mémoire de master, université de M'sila, 2018.
- [10] Z.TIR. «Contribution à l'étude d'un aérogénérateur asynchrone en cascade», mémoire de magister, université de Sétif, 2010.
- [11] F. Poitiers. «Etude et commande de génératrices asynchrones pour l'utilisation de l'énergie éolienne-machine asynchrone à cage autonome-machine asynchrone a doublé alimentation reliée au réseau», thèse de doctorat, université de Nantes, 2003.
- [12] A. Belhou. «LDA et RNA pour la prédiction de la vitesse du vent», mémoire de master, université de M'sila, 2017.
- [13] S. El Aimani. « Modélisation des différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension », thèse de doctorat, université des sciences et technologies de, 2004.
- [14] <https://www.les-energies-renouvelables.eu/conseils/eolienne/principe-fonctionnement-eolienne/>
- [15] T. Ghennam. « Supervision d'une ferme éolienne pour son intégration dans la gestion d'un réseau électrique, apports des convertisseurs multi niveaux au réglage des éoliennes à base de machine asynchrone à double alimentation », thèse de doctorat d'école militaire polytechnique d'Alger, 2011.
- [16] D. Chikh., N. Tayeb Bey. «Prédiction de la vitesse du vent par un modèle du réseau de neurones autorégressif », mémoire de master, université de M'sila, 2021.

- [17] B. Multon., G. Robin., O. Gergaud., H. Ben Ahmed. «Le génie électrique dans le vent : état de l'art et recherches dans le domaine de la génération éolienne», JCGE'03, Saint-Nazaire, 5 et 6 Juin 2003.
- [18] S. Metatla. «Optimisation et régulation des puissances d'une éolienne à base d'une MADA», mémoire de magister, école nationale polytechnique d'Alger, 2009.
- [19] M. T. Latreche. «Commande floue de la machine synchrone à aimant permanent (MSAP) utilisée dans un système éolien», mémoire de magister, université de Sétif, 2012.
- [20] <http://electronique1.blogspot.com/2011/02/eoliennes-axe-horizontal.html>
- [21] A. Tebbal., M. Sekhri. « Commande prédictive d'un système éolien à base d'une machine synchrone à aimant permanent», mémoire de master, université de Jijel, 2019.
- [22] H. Camblong. «Minimisation de l'impact des perturbations d'origine éolienne dans la génération d'électricité par des aérogénérateurs à vitesse variable », thèse de doctorat, école nationale supérieure d'arts et métiers de Bordeaux, 2003.
- [23] L.De Matteis, S.Janny, S.Nathan et W.Shu-Quartier. « Introduction à l'apprentissage automatique », culture sciences de l'ingénieur, école normale supérieure Paris-saclay, 2022.
- [24] M. Parizeau. « Réseaux de neurones », presse de l'université de Laval, Automne 2004.
- [25] A. Rosay. «Détection d'intrusions dans les objets connectés par des techniques d'apprentissage automatique», étude dans les domaines de l'éducation et des voitures connectées, thèse de doctorat, université le Mans, 2022.
- [26] M. Y. Ammar. «Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu», thèse de doctorat, institut national polytechnique de Toulouse, 2007.
- [27] M. Bouzerdoum. « Contribution à la modélisation et à l'analyse de la performance des systèmes photovoltaïques connectés aux réseaux électriques », thèse de doctorat, université de Jijel, 2015.
- [28] G. Dreyfus. «Les réseaux de neurones pour la modélisation des procédés industriels », cours mécanique industrielle et matériaux n°51, école supérieure de physique et de chimie industrielles de Paris, 2022.
- [29] https://www.researchgate.net/publication/319939107_Les_Reseaux_de_Neurones_Artificiels
- [30] E. Brakni. « réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire infiniTEM», mémoire de maîtrise de l'université du Québec à Chicoutimi, 2011.
- [31] https://fr.wikiversity.org/wiki/Réseaux_de_neurones/Applications_des_reseaux_de_neurones
- [32] S. Chekroun. «commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée», mémoire de magister, école normale supérieure d'enseignement technologique d'Oran, 2009.

Annexe : Performance des modèles neuronales

Les figures suivantes montrent les deux types des réseaux de neurones à couche utilisés dans cette étude en termes d'architecture et de performance sous le logiciel MATLAB.

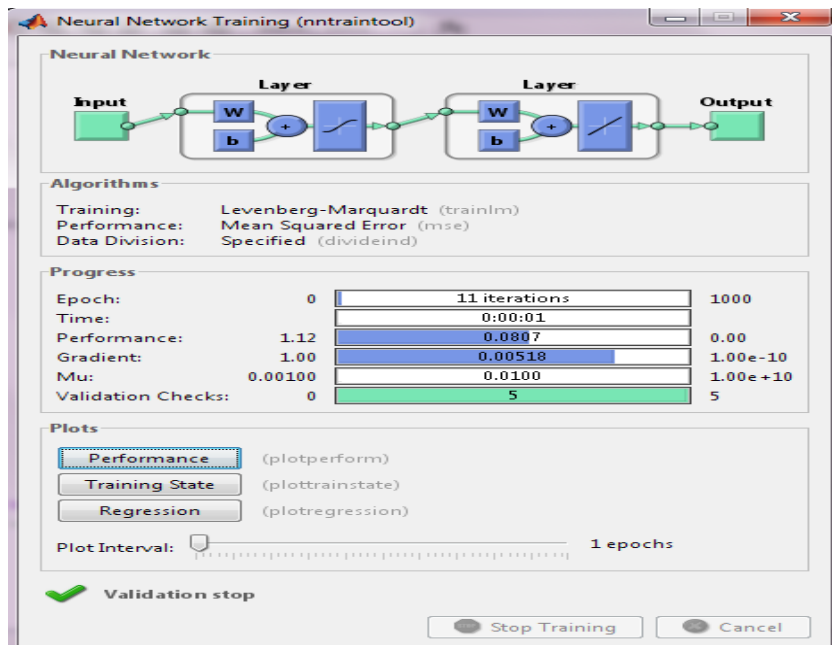


Figure A.1. Performance du modèle MLP.

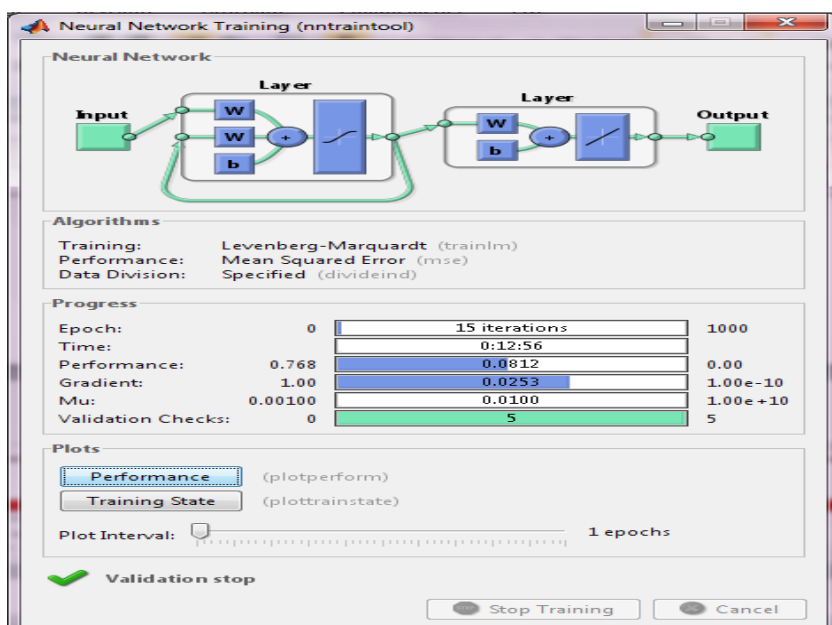


Figure A.2. Performance du modèle LRN.