

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE : TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT : D'ELECTRONIQUE
N° : 2020/ ESEM /



DOMAINE : Sciences et Technologies
FILIERE : Électronique
OPTION : Electronique du Système Embarqué

Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de Master Académique

Par: BENAMARA zahia

Et

CHATRA farida

Intitulé

**Systeme de prédiction de la vitesse du
vent basé sur l'utilisation des
Machines à vecteurs de support (SVM)**

Soutenu devant le jury composé de:

M^{er}.Garah Messaoud
M^{er}. Mezaache Hatem
M^{er}. Djerioui Mohamed

Université de M'SILA
Université de M'SILA
Université de M'SILA

Président
Rapporteur
Examineur

Année universitaire : 2019 /2020

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciement

Nous tenons à remercier avant et après tout Allah le tout puissant qui nous a donné la foi et la force pour réaliser notre travail

Nous adressons nos plus vifs remerciements à notre encadreur «Mr. Mezaache Hatem» pour disponibilité constante

Nous adressons notre plus sincère remerciement à notre famille particulièrement à nos parents pour leur patience à notre égard sans jamais douter de nos capacités

Enfin nous remercions chaleureusement toute les personnes du proche qui nous donné un coup de main afin de terminer ce travail

Dédicaces

*Aux êtres les plus chers à mon coeur, ma mère et mon
père, qui
M'ont beaucoup soutenu durant mon cursus d'étude et à
qui
Je serai éternellement reconnaissant, qui m'ont permis de
Devenir Ce que je suis aujourd'hui.*

*Je dédie ce modeste travail A mes frères HECINE et
MOKHTAR*

A mes sœurs, chacune en son nom

A tout ma famille

A mes amies

A tous les enseignants qui m'ont aidé

*Enfin à tous ceux et celles qui m'ont encouragé et
soutenu.*

Ben amara zahia

Dédicaces

*Aux êtres les plus chers à mon cœur, ma mère et mon
père, qui*

*M'ont beaucoup soutenu durant mon cursus d'étude et à
qui*

*Je serai éternellement reconnaissant, qui m'ont permis de
Devenir Ce que je suis aujourd'hui .*

*Je dédie ce modeste travail A Mon mari ZARFAOUI
abdelkader*

A mes frères moussa, elhachmi, hamza, khaled et daradji

A tout ma famille

A mes amies

A tous les enseignants qui m'ont aidé

*Enfin à tous ceux et celles qui m'ont encouragé et
soutenu.*

Chatra farida

Sommaire

Sommaire.....	i
Liste des figures.....	vi
Liste des tableaux.....	vii
Liste des symboles et des abréviations.....	viii
Introduction Générale	1
Chapitre I: Généralités sur l'énergie renouvelable et l'énergie éolienne	
I.1.Introduction.....	4
I.2.Définition des énergies renouvelables.....	4
I.3.Différentes types de l'énergie Renouvelable.....	4
I.4.Sources d'énergies renouvelables.....	5
I.4.1.Energie hydraulique.....	5
I.4.2.Energie éolienne.....	5
I.4.3.Energie solaire.....	6
I.4.4.Energie géothermie.....	6
I.4.5.Energie biomasse.....	7
I.5.Importance des énergies renouvelables en Algérie.....	7
I.6.L'énergie éolienne.....	8
I.6.1.Introduction.....	8
I.6.2.Historique de l'éolienne.....	9
I.6.3. L'énergie éolienne en quelques chiffres.....	10
I.6.3.a. Production mondiale d'énergie éolienne.....	10
I.6.3.b. Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2015.....	10
I.6.3.c. La capacité mondiale de production d'énergie éolienne dans le monde.....	11
I.6.3.d. La production et l'historique d'énergie éolienne en Algérie.....	11
I.7.Définition de l'énergie éolienne.....	12
I.8.Caractéristiques technologiques des éoliennes à axe horizontal.....	13
I.8.1. le mât (le tour).....	13
I.8.2. un rotor.....	13
I.8.3.Une nacelle.....	13
I.9.Types d'éoliennes.....	14

Sommaire

I.9.1.Eolienne à axe vertical.....	15
I.9.1.a. Avantages.....	15
I.9.1.b. Inconvénient.....	15
I.9.2. Eoliennes à axe horizontal.....	16
I.9.2.a. Avantages.....	16
I.9.2.b. Inconvénient.....	16
I.10.Avantage et Inconvénient de l'énergie éolienne.....	17
I.10.1.Avantage.....	17
I.10.2.Inconvénients.....	27
I.11.Principe de fonctionnement d'une éolienne.....	18
I.12.Description d'une éolienne.....	20
I.13.Conclusion.....	21

Chapitre II : Description Générale du SVM et SVR

II.1.Introduction.....	23
II.2.Apprentissage Automatique.....	23
II.3.Méthode d'apprentissage automatique.....	23
II.3.1.L'apprentissage supervisé.....	23
II.3.2.L'apprentissage non supervisé.....	24
II.3.3.Apprentissage semi-supervisé.....	25
II.3.4.Apprentissage par renforcement.....	26
II.4.Machine à vecteurs de support (SVM).....	27
II.4.1.Problème de classification linéaire de SVM.....	27
II.4.2.Problème de classification non linéaire de SVM.....	29
II.4.3.Hyperplans et vecteurs de support.....	30
II.4.5.L'hyperplan optimal.....	30
II.4.6.Classificateur de marge maximale.....	31
II.5.Régression Vectorielle de Support (SVR).....	31
II.5.1.Régression linéaire.....	33
II.5.2.Régression non linéaire.....	33

Sommaire

II.5.3.Fonctions du noyau SVM.....	34
II.5.3.1.Noyau polynomial.....	34
II.5.3.2.Noyau gaussien.....	34
II.5.3.3.Fonction de base radiale gaussienne (RBF).....	34
II.5.3.4.Noyau sigmoïde.....	34
II.5.3.5. Noyau linéaire.....	35
II.6.Comparaison entre la régression linéaire et la régression non linéaire.....	35
II.6.10.Similarités.....	35
II.6.2.Différences.....	35
II.7.Fonction de perte quadratique.....	36
II.8.Fonction de perte de Huber.....	36
II.9.Fonction de perte insensible aux ϵ	37
II.10.Conclusion.....	39

Chapitre III : Résultats de Simulation et Discussion

III.Introduction.....	41
III.1.Série temporelle.....	41
III.1.1Utilisation.....	41
III.2.Présentations de la base de données.....	42
III.2.1. Caractéristiques du site.....	42
III.2.2. Repartitions des données.....	42
III.3.Application SVM pour la prédiction de la vitesse du vent.....	43
III.3.1.Critères d'Evaluation.....	43
III.3.1.1.Coefficient de détermination (R^2).....	44
III.3.1.2.Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE).....	44
III.3.1.3.L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE).....	44
III.3.1.4.L'erreur absolue moyenne (MAE).....	44
III.4.Résultats de simulation.....	45
III.4.1.La prédiction de la vitesse du vent pour site Connecticut.....	45
III.4.1.2.Prédiction par la Machine à Vecteurs de Support SVM.....	45
III.4.1.2.Prédiction par le réseau de neurone type MLP.....	51
III.5.Conclusion.....	54
Conclusion Générale.....	56
Référence bibliographie.....	58

LISTE DES FIGURES

Chapitre I: Généralité sur l'énergie renouvelable et énergie éolienne

Figure. I.1: Schéma de différentes énergies renouvelables.....5

Figure. I.2: Principe de fonctionnement d'une centrale hydraulique.....5

Figure .I.3: Principe de fonctionnement d'énergie solaire.....6

Figure. I.4: Principe de fonctionnement d'énergie géothermie.....7

Figure I.5: Principe de fonctionnement d'énergie biomasse.....7

Figure. I.6: Objectifs du programme Algérien des ENR.....8

Figure I.7: Les formes d'éoliennes à travers l'histoire.....10

Figure I.8: La ferme éolienne d'Adrar.....12

Figure I.9: Principe de fonctionnement d'une Eolienne.....12

Figure. I.10: Principaux composants d'une éolienne.....14

Figure I.11: Capteurs à axe vertical.....15

Figure I.12: Capteurs à axe horizontal.....16

Figure. I.13: Conversion de l'énergie cinétique du vent.....20

Figure I.14: Schéma d'une éolienne de type aérogénérateur.....20

Chapitre II: Description générale du SVM et SVR

Figure .II.1: Schéma d'un modèle supervisé.....24

Figure .II.2: Schéma d'un modèle non-supervisé.....25

Figure .II.3: Schéma d'un modèle semi-supervisé.....25

Figure.II.4: Hyperplan optimal dans un problème à deux dimensions.....28

Figure .II.5: Hyperplans dans l'espace d'entités 2D et 3D.....30

Figure .II.6: l'hyperplan de séparation optimal est celui qui sépare les données avec une marge maximale.....31

Figure. II.7: Régression linéaire et Régression non linéaire.....33

Figure .II.8: Un graphique de la fonction de perte quadratique typique.....36

Figure II.9: Graphique de la perte de Hoss (axes Y) par rapport aux prévisions.....37

Figure II.10: Fonction de perte ϵ -insensible de Vapnik.....37

Figure II.11: Relation entre la capacité du modèle et l'erreur de formation.....38

Chapitre III: Résultats de simulation et discussion

Figure III.1: Signal de la vitesse du vent du site Connecticut.....41

Figure III.2.1: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau RBF pour Epsilon=0.1.....44

Figure III.2.2 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Gaussienne pour Epsilon=0.1.....45

Figure III.2.3 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Linéaire pour Epsilon=0.1.....45

Figure III.2.4: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Polynomiale pour Epsilon=0.1.....46

Figure III.3.1: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau RBF pour Epsilon=0.2.....46

Figure III.3.2: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Gaussienne pour Epsilon=0.2.....47

Figure III.3.3: Vitesse du vent réel et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Linéaire pour Epsilon=0.2.....47

Figure III.3.4: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Polynomiale pour Epsilon=0.2.....48

Figure III.4.1: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau RBF pour Epsilon=0.3.....48

Figure III.4.2: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Gaussienne pour Epsilon=0.3.....49

Figure III.4.3: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Linéaire pour Epsilon=0.3.....49

Figure III.4.4: Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Polynomiale pour Epsilon=0.3.....50

Figure III.5.1: Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 1 couche cachée.....51

Figure III.5.2: Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 2 couches cachées..51

Figure III.5.3: Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 3 couches cachées..52

Figure III.5.4: Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 4 couches cachées..52

LIST DES TABLEAUX

Chapitre I: Généralité sur l'énergie renouvelable et l'énergie éolienne

Tableau I.1: Composants d'une éolienne.....14

Chapitre II: Description générale du SVM et SVR

Tableau .II.1: fonction de noyau commune.....32

Chapitre III: Résultats de Simulation et Discussion

Tableau III.1: Caractéristiques géographiques du site Connecticut.....41

Tableau III.2: Critères de performances R^2 , RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur SVM avec Epsilon=0.1.....44

Tableau III.3: Critères de performances R^2 , RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur SVM avec Epsilon=0.2.....46

Tableau III.4: Critères de performances R^2 , RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur SVM avec Epsilon=0.3.....48

Tableau III.5: Critères de performances R^2 , RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur MLP-RNA.....50

LISTE DES ABREVIATIONS

SVM: Support Vector Machine

SVR: support vector régression

RBF: fonction de base radiale

RMSE: Root Mean Squared Error

MAE: Mean Absolute Error

MAPE: Mean Absolute Percentage Error

MLP: Multilayer perceptron

NREL: National Renewable Energy Laboratory

d : degré du polynôme

β_0 : est l'interception

x_i : Vecteur de support cellulaire

R^2 : Coefficient de détermination

N : Est le nombre de mesures

\hat{y}_i : Valeur prédite

y_i : Valeur de mesure $n^{\circ}i$

\bar{y} : La moyenne des mesures

n : nombre de points équipés

F_T : Valeur prévue

A_T : Valeur réelle

Introduction Générale

Introduction Générale

Les énergies renouvelables sont des énergies propres inépuisables et ne dégagent pas les gaz à effet de serre. Parmi ces énergies, on cite l'énergie éolienne qui transforme l'énergie cinétique du vent en énergie rotative. L'outil principal de transformation de cette énergie est l'aérogénérateur [1].

L'énergie éolienne est une forme indirecte de l'énergie solaire. L'absorption du rayonnement solaire dans l'atmosphère engendre des différences de température et de pression qui mettent les masses d'air en mouvement, et créent le vent [1].

Depuis plusieurs dizaines d'années, l'énergie éolienne connaît une croissance considérable dans le monde. Cependant, la production de cette énergie est dépendante de l'intensité et la vitesse du vent, fortement volatile, et est donc caractérisée par un haut degré d'incertitude [1].

Une bonne connaissance des caractéristiques du vent en tout site est importante pour une exploitation adéquate et fiable des ressources éoliennes.

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

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

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

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

- Pour faire fonctionner des stations météo ou toutes autres installations électriques isolées à faible consommation, une éolienne de petite taille peut fournir cette énergie tout au long de l'année.

- Pour alimenter en éclairage des maisons ou villages dans des contrées isolées exposées au vent, des installations d'éoliennes de quelques mètres de diamètresont choses courantes.

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 [2].

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

Dans ce mémoire, nous présentons quelques principes de la machine à vecteurs de support et support vecteur régression, où nous avons utilisé SVM pour la prédiction de la vitesse du vent.

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

Le deuxième chapitre est consacré pour une présentation générale de la machine à vecteurs de supports et son utilisation dans le domaine de classification et régression.

Le troisième chapitre est le fruit de notre travail où il présente les résultats de simulation par Matlab pour notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur la Machine à vecteurs de supports utilisé en régression, par la suite une comparaison avec le système de prédiction basé sur le RNA de type MLP. On terminera ce mémoire par conclusion générale, ainsi qu'une bibliographie indiquant quelques sources d'informations utilisées.

Chapitre I

Généralité sur l'énergie
renouvelable et l'énergie
éolienne

I.1 Introduction

Qu'est-ce qu'une énergie ? Une énergie désigne l'ensemble des matières primaires ou des phénomènes naturels utilisés pour la production d'énergie. Mais les énergies que l'on utilise actuellement, comme le carburant, sont néfastes pour l'environnement du fait des rejets de gaz à effet de serre comme le plus connu le CO₂. C'est pourquoi il est important d'utiliser des énergies renouvelables. Selon l'INSEE ; les énergies renouvelables incluent l'énergie d'origine solaire (éolienne, hydraulique, thermique, photovoltaïque, biomasse) [1].

Les énergies renouvelables n'engendrent pas de déchets ni d'émissions polluantes de manière directe. Elles sont issues de phénomènes naturels réguliers provoqués principalement par le Soleil, la Lune et la Terre [1].

I.2. Définition des énergies renouvelables

Les énergies renouvelables sont propres et inépuisables. Et vu que les autres sources d'énergie sont à coût élevé, plusieurs pays ont encouragé les chercheurs d'étudier et développer des systèmes de conversion d'énergie renouvelables énergie solaire, énergie éolienne, hydraulique, géothermique ...etc. Les énergies renouvelables s'imposent comme la solution d'avenir pour satisfaire de façon durable les besoins énergétiques mondiaux [2].

I.3. Différentes types de l'énergie Renouvelable

Il y a de cinq types de l'énergie renouvelable sont :

- Energie hydraulique.
- Energie géothermique.
- Energie biomasse.
- Energie solaire.
- Energie éolienne.

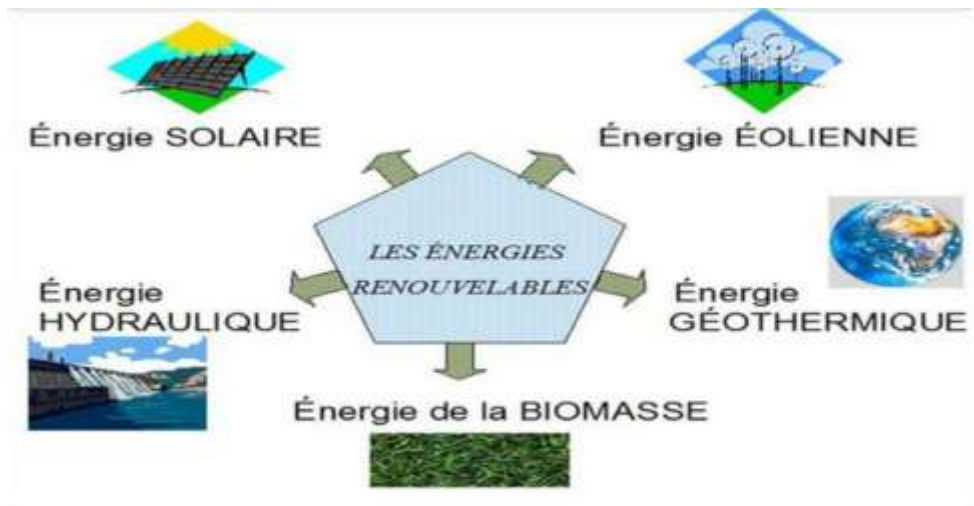


Figure I.1 : Schéma de différentes énergies renouvelables [3].

I.4. Sources d'énergies renouvelables

I.4.1. Energie hydraulique

L'énergie électrique est produite par la transformation de l'énergie cinétique de l'eau en énergie électrique par l'intermédiaire d'une roue motrice relié avec un rotor d'une turbine selon la figure (I.2). La quantité d'énergie extraite de l'eau retenue derrière un barrage dépend du volume d'eau et de la hauteur de chute. Le bruit, l'impact sur la vie aquatique, des installations lourdes, et des sites limités pour l'exploitation sont ses principaux inconvénients [4].

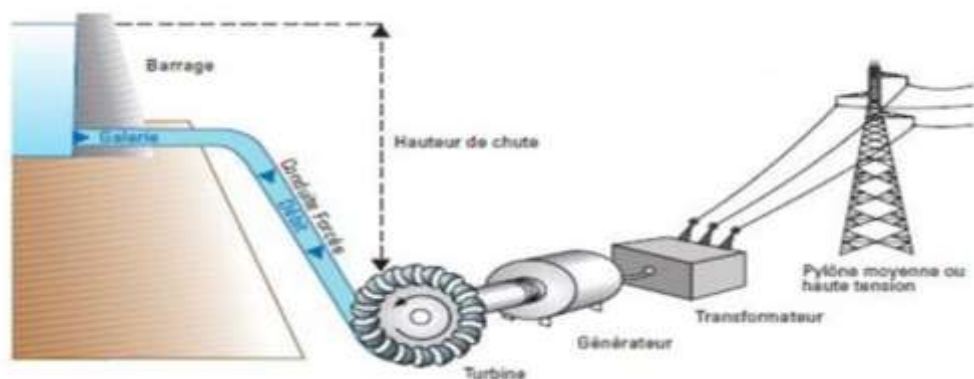


Figure I.2 : Principe de fonctionnement d'une centrale hydraulique [w1]

I.4.2 Energie éolienne

L'énergie éolienne consiste à utiliser l'énergie cinétique du vent par l'intermédiaire d'un rotor et de pales. Les principaux avantages de cette source sont qu'elle est non polluante. Néanmoins l'énergie éolienne est intermittente, et l'installation de parc éolien engendre des impacts paysages et sonores [4] [5].

I.4.3. Energie solaire " Photovoltaïque "

L'énergie photovoltaïque est basée sur l'effet photoélectrique à partir d'un rayonnement solaire d'après la figure (I.3). C'est une énergie « propre » puisque la production énergétique à partir des modules (PV) n'engendre pas de Gaz à Effet de Serre (GES). Cette ressource a donc l'avantage d'être inépuisable et utilisable en tout point d'un territoire, celui-ci permet de créer un courant électrique continu. Mais, la quantité d'énergie est liée aux conditions climatiques et une surface considérable est nécessaire pour produire une grande quantité d'énergie car le rendement des panneaux (PV) est relativement faible (typiquement entre 10 et 18 %) [6] [7] [w2].

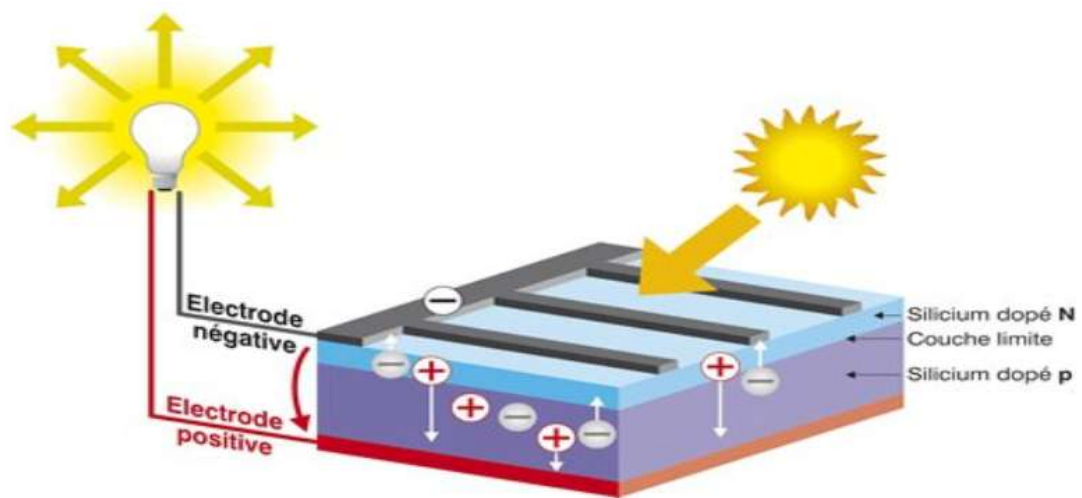


Figure I.3 : Principe de fonctionnement d'énergie solaire [w2]

I.4.4 .Energie géothermie

La géothermie exploite le différentiel thermique de l'écorce terrestre pour en extraire de la chaleur utilisable par l'homme qui a étudié et exploiter ce phénomène d'augmentation de la température en fonction de la profondeur d'après la figure (I.4). L'exploitation de cette ressource consiste à extraire l'énergie géothermique contenue dans le sol pour l'utiliser sous la forme du chauffage ou pour la transformer en électricité à l'aide de turbines. Cette ressource à l'avantage de préserver l'environnement puisque qu'elle est indépendante des conditions météorologiques [8] [5].

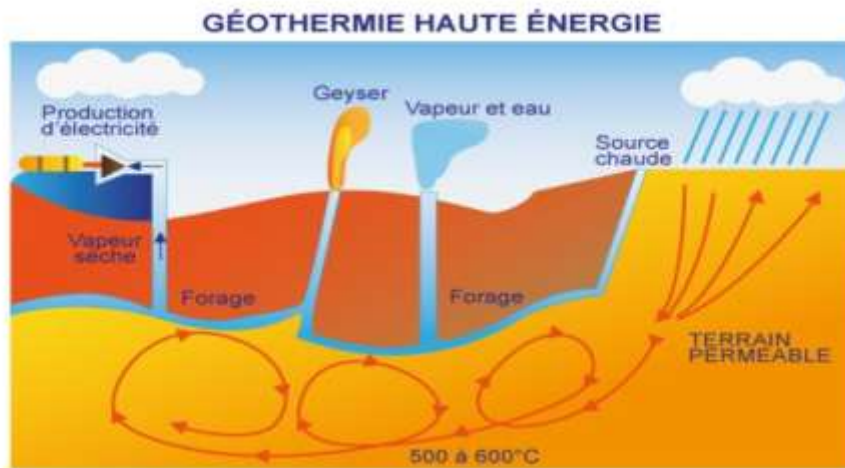


Figure I.4 : Principe de fonctionnement d'énergie géothermie [w2]

I.4.5 Energie biomasse

La biomasse désigne l'ensemble des matières organiques pouvant se transformer en énergie. On entend par matière organique aussi bien les matières d'origine végétale (résidus alimentaires, bois, feuilles) selon la figure (I.5). La biomasse utilisée par l'homme dans le monde depuis qu'il maîtrise le feu, pour le chauffage et la cuisson surtout, mais essentiellement dans les pays peu industrialisés. Le problème le plus important est que la biomasse n'est pas inépuisable. Quand on l'exploite biocarburants de biomasse de manière naturelle elle est peu menacée sur l'environnementaux [8] [w1].



Figure I.5 : Principe de fonctionnement d'énergie biomasse [w1]

I.5. Importance des énergies renouvelables en Algérie :

La consommation actuelle de l'Algérie en énergie, obtenue essentiellement du gaz et du pétrole, est de 25 à 30 (TWh / Année), et pour le but d'économiser ses ressources en hydrocarbures notre pays développe la conception d'une stratégie

intelligente de durable par la diversification des ressources d'énergies renouvelables à savoir le gisement solaire exceptionnel qui couvre une superficie de 2.381.745 Km^2 , avec plus de 3000 heures d'ensoleillement par an et l'existence d'un potentiel énergétique appréciable éolien et géothermique facilement mobilisable [9] [10] [w3].

L'Algérie a mis en place une stratégie nationale de maîtrise de l'énergie adaptée à un contexte d'économie de marche c'est pour cela il est très important d'adapter l'exploitation des différentes sources d'énergie au nouveau contexte économique et politique mondiale. Le programme des énergies renouvelables dans sa version actualisée, consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 22000 MW à l'horizon 2030 pour le marché national, avec le maintien de l'option de l'exportation comme objectif stratégique, si les conditions du marché le permettent. Ainsi pour diversifier les sources d'énergie et préparer l'Algérie de demain [w3].

L'Algérie représente le potentiel solaire le plus important de tout le bassin méditerranéen, Aussi Notre pays dispose d'une énergie thermo-solaire de plus de 169,44 TWh par an et de plus de 13,90 TWh/ans d'énergie photovoltaïque d'après la figure (I.6). Le programme de développement des énergies renouvelables 2011-2030 adopté par le gouvernement en février 2011 permettra d'atteindre à l'horizon 2030 une part de renouvelables de près de 27% dans le bilan national de production d'électricité. La répartition de ce programme par filière technologique, se présente comme suit figure (I.6) [10] [w3] :

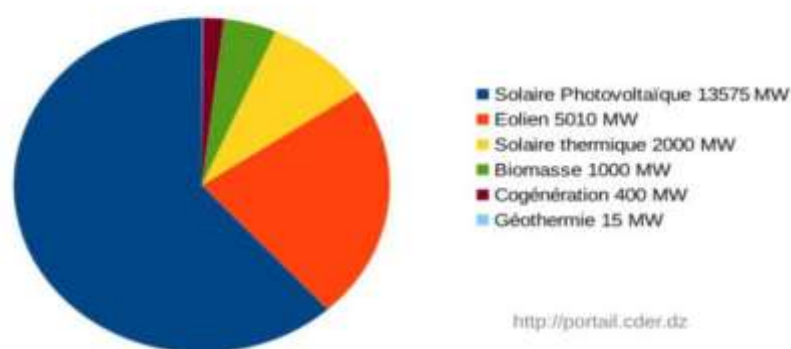


Figure I.6 : Objectifs du programme Algérien des ENR, [w3]

I.6. l'énergie éolienne

I.6.1.Introduction

Depuis l'utilisation du moulin à vent, la technologie des capteurs éoliens n'a cessé d'évoluer. C'est au début des années quarante que de vrais prototypes d'éoliennes

à pales profilées ont été utilisés avec succès pour générer de l'électricité. Plusieurs technologies sont utilisées pour capter l'énergie du vent (capteur à axe vertical ou à axe horizontal) et les structures des capteurs sont de plus en plus performantes [11].

Mécaniques de l'éolienne, l'efficacité de la conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique est très importante. Là encore, de nombreux dispositifs existent et, pour la plupart, ils utilisent des machines synchrones et asynchrones. Les stratégies de Machines et leurs éventuelles interfaces de connexion au réseau doivent permettre de capter un maximum d'énergie sur une plage de variation de vitesse de vent la plus large possible, Ceci dans le but d'améliorer la rentabilité des installations éoliennes [11].

1.6.2. Historique de l'éolienne

Parmi toutes les énergies renouvelables, à part l'énergie du bois, c'est l'énergie du vent qui a été exploitée en premier par l'homme. Depuis l'antiquité, elle fut utilisée pour la propulsion des voiliers et ensuite les moulins à blé et les constructions permettant le pompage d'eau. Les premières utilisations connues de l'énergie éolienne remontent à 2 000 ans avant J-C environ. Hammourabi, fondateur de la puissance de Babylone, avait conçu tout un projet d'irrigation de la Mésopotamie utilisant la puissance du vent. La première description écrite de l'utilisation des moulins à vent en Inde date d'environ 400 ans av. J.-C. En Europe, les premiers moulins à vent ont fait leur apparition au début du moyen âge. Utilisés tout d'abord pour mouliner le grain, d'où leur nom de " moulins ", ils furent aussi utilisés aux Pays-Bas pour assécher des lacs ou des terrains inondés [23].

Dès le XIV^e siècle, les moulins à vent sont visibles partout en Europe et deviennent la principale source d'énergie. Seulement en Hollande et au Danemark, vers le milieu du XIX^{ème} siècle, le nombre des moulins est estimé respectivement à plus de 30000 et dans toute l'Europe à 200000. A l'arrivée de la machine à vapeur, les moulins à vent commencent leur disparition progressive. L'arrivée de l'électricité donne l'idée à Paule La Cour en 1891 d'associer à une turbine éolienne une génératrice. Ainsi, l'énergie en provenance du vent a pu être « redécouverte » et de nouveau utilisée (dans les années 1940 au Danemark) [23].

Au début du siècle dernier, les aérogénérateurs ont fait une apparition massive (6 millions de pièces fabriquées) aux Etats-Unis où ils étaient le seul moyen d'obtenir de l'énergie électrique dans les campagnes isolées. Dans les années 60, fonctionnait dans le monde environ 1 million d'aérogénérateurs. Le premier choc pétrolier de 1973 a

relancé de nouveau la recherche et les réalisations éoliennes dans le monde de manière très dynamique. La crise pétrolière de 1973 a relancé de nouveau la recherche et les réalisations éoliennes dans le monde [23].

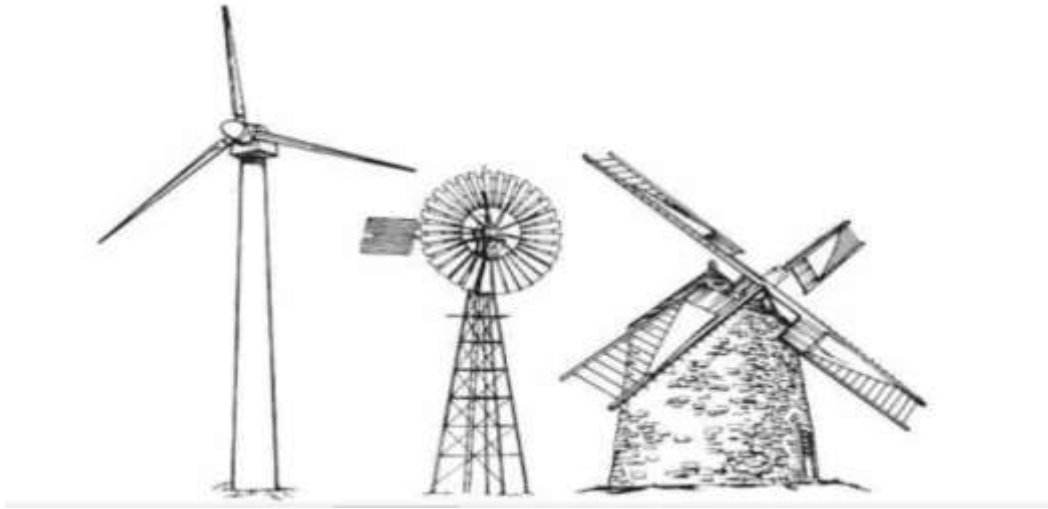


Figure I.7 :: Les formes d'éoliennes à travers l'histoire

1.6.3. L'énergie éolienne en quelques chiffres

1.6.3.a. Production mondiale d'énergie éolienne

La capacité éolienne installée dans le monde est de 318 GW fin 2013, et devrait augmenter de plus de 400% et atteindre 1.107 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 € [w4].

1.6.3.b. Les plus grands producteurs d'énergie éolienne dans le monde en 2015

L'entreprise chinoise Science and Technology a été à la tête des producteurs mondiaux d'énergie éolienne en 2015. Le groupe chinois a installé 7.8 Gigawatts de turbines éoliennes, toutes en Chine, un bond lié à l'essor du secteur impulsé par le gouvernement du pays. Le danois occupe à la deuxième place, avec 7.3 GW installés, 2.5 qu'en 2014. La compagnie a élargie son marché, avec des projets dans un total de 32 pays.

General Electric est descendu à la troisième position reste la compagnie du secteur la plus puissante des Etats-Unis, qui compte 62% des installations mondiales faites par des groupes américains. GE a installé 5.9 gigawatts, 700 mégawatts plus que

l'année précédent. Le quatrième poste du top 10 est partagé entre l'allemande Siemens et l'espagnole Gamesa, car les deux compagnies ont installé 3.1GW en 2015. Une autre entreprise allemande, Enercon, occupe la sixième position, et reste le leader du pays avec 48% des turbines éoliennes installés [w4].

L'étude a été élaborée par Bloomberg New Energy Finance, qui souligne que c'est la première fois qu'un constructeur chinois occupe ce rang de leader sur ce marché. En 2014, Goldwind était quatrième avec 4,5 GW installés. La totalité de ses commandes ont été enregistrées sur le marché chinois, alors que la Chine a représenté en 2015 la moitié du marché mondial. Quatre fabricants chinois apparaissent d'ailleurs dans la queue du top 10 : Guodian, Ming Yang, En vision et CSIC [w4].

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

Les chiffres les plus actuelles concernant la capacité mondiale de production d'énergie éolienne datent de 2013 C'est 318.137 MW , En 2015, la capacité mondiale augmenta de 12,5% et de 10,3% en Europe pour atteindre 318.137 MW fin 2013 (soit +35.467 MW en 2013) et l'équivalent de 227 réacteurs nucléaires EPR ! (source GWEC -conseil Mondial pour l'Energie Eolienne) [w4].

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

En ce qui concerne l'Algérie, la ressource éolienne varie beaucoup d'un endroit à un autre. Ceci est dû à une topographie et un climat diversifiés. Les premiers travaux Algériens sur le potentiel éolien ont été publiés par Said et al, [12] en 1984, suivis par Benssad, en 1985, [13], Hammouche, en 1990 [14], KasbadjiMerzouk en 1994 [15] et F. Youcef Ettoumi en 2002 [16].

Après plus d'une année de retard, l'Algérie a mis en service sa première ferme éolienne en Adrar, qui doit servir de projet pilote pour le plan éolien du gouvernement de 420MW à l'horizon 2024. La ferme éolienne d'Adrar constituée de 12 éoliennes d'une puissance unitaire de 0.85MW chacune (pour une capacité globale de 10 mégawatts), implantée sur une superficie de 30 hectares dans la zone de Kabertène à 72 km au nord du chef-lieu de la wilaya. Cette nouvelle centrale de production d'électricité fait partie d'un vaste plan de projets de génération de 22 GW, d'énergie renouvelable à l'horizon 2030 dont 1,7 GW en éolien [16].



Figure I.8 : La ferme éolienne d'Adrar

I.7.Définition de l'énergie éolienne :

L'énergie éolienne est une énergie "renouvelable" non dégradée, géographiquement diffuse, et surtout en corrélation saisonnière (l'énergie électrique est largement plus demandée en hiver et c'est souvent à cette période que la moyenne des vitesses des vents est la plus élevée) [5].

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 60m pour des éoliennes de plusieurs mégawatts) dans des zones géographiquement dégagées pour éviter les phénomènes de turbulences [5].

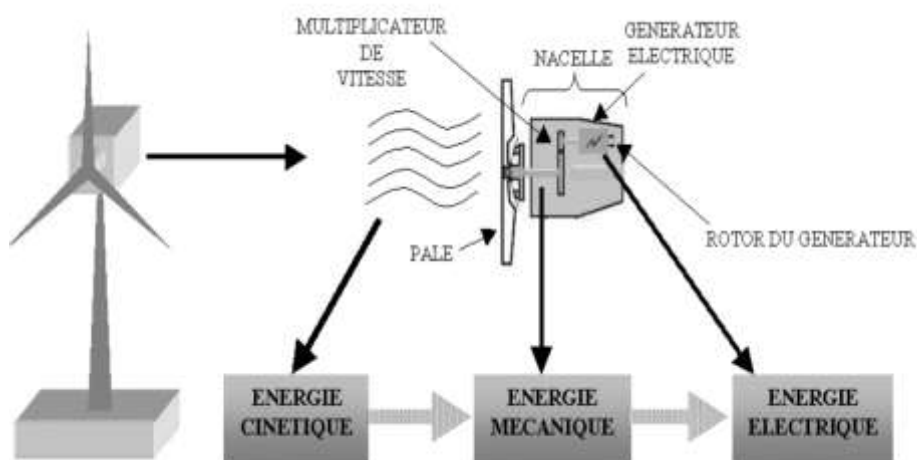


Figure I.9 : Principe de fonctionnement d'une Eolienne [w2].

I.8. Caractéristiques technologiques des éoliennes à axe horizontal

On peut considérer trois composants essentiels dans une éolienne : le rotor, la nacelle et la tour :

I.8.1. Le mât (le tour)

Généralement en métal, supporte l'ensemble des équipements permettant de produire l'électricité (nacelle + rotor). Il est fixé sur une fondation implantée dans le sol, une lourde semelle en béton qui assure l'ancrage et la stabilité de l'éolienne. Le mât des éoliennes atteint aujourd'hui 80 m de haut pour les plus puissantes (exceptionnellement jusqu'à 100 m). [16] Les éoliennes sont-elles si haut perchées. C'est parce que le vent souffle plus fort à quelques dizaines de mètres de hauteur, où il n'est pas perturbé par l'effet des obstacles : relief, arbres, maisons... Et la puissance fournie par une éolienne est proportionnelle au cube de la vitesse du vent [6].

I.8.2. Un rotor

Composé de plusieurs pales (en général 3) et du nez de l'éolienne. Les pales sont aujourd'hui faites de matériaux composites à la fois légers et assurant une rigidité et une résistance suffisantes : polyester renforcé de fibre de verre et/ou fibre de carbone. [9] Leur longueur atteinte actuellement entre 30 et 55 mètres, soit un diamètre du rotor compris entre 60 et 110 mètres. La puissance d'une éolienne est proportionnelle à la surface balayée par ses pales (un cercle), donc au carré de son diamètre rotor. [6] Le rotor est relié à la nacelle par le moyeu, Elle transforme l'énergie cinétique du vent en Énergie mécanique [1].

I.8.3. Une nacelle

C'est la salle des machines montée au sommet du mât, elle regroupe tous les éléments mécaniques permettant de coupler le rotor éolien ou générateur électrique et abritant les composants mécaniques et pneumatiques et certains composants électroniques nécessaires au fonctionnement de la machine [1]. Le transport de l'électricité produite dans la nacelle jusqu'au sol est assuré par des câbles électriques descendant à l'intérieur du mât de l'éolienne [1].

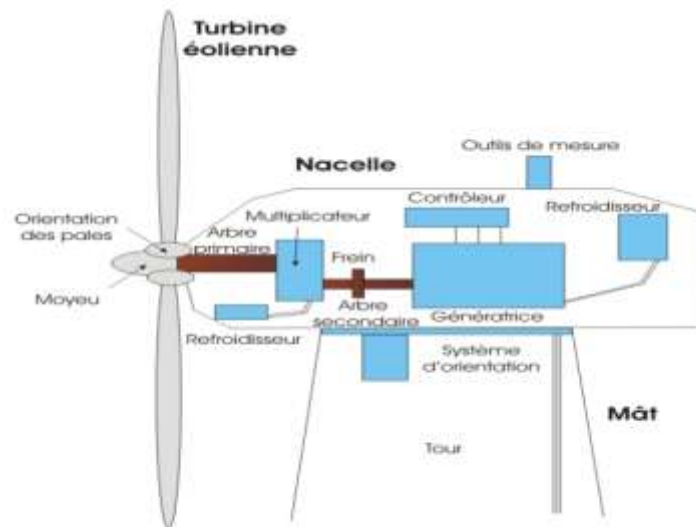


Figure I.10: Principaux composants d'une éolienne [w5].

Tableau I.1 : Composants d'une éolienne

Repère	Désignation	Repère	Désignation
1	Fondation	11	Accouplement à haute fréquence
2	Tour	12	Frein à disque
3	Pignon d'entraînement de la nacelle	13	Multiplicateur de vitesse
4	Roue d'entrée liée à la tour	14	Accouplement à base fréquence
5	Moteur d'orientation de la Nacelle	15	Arbre lent
6	Nacelle orientable	16	Moyeu du rotor à 3 pales
7	Unité centrale	17	Pale à pas variable
8	Girouette	18	Réseau électrique

I.9. Types d'éoliennes

Les éoliennes peuvent être classées en deux grandes catégories : les éoliennes à axe vertical et les éoliennes à axe horizontal :

I.9.1. 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 [17].

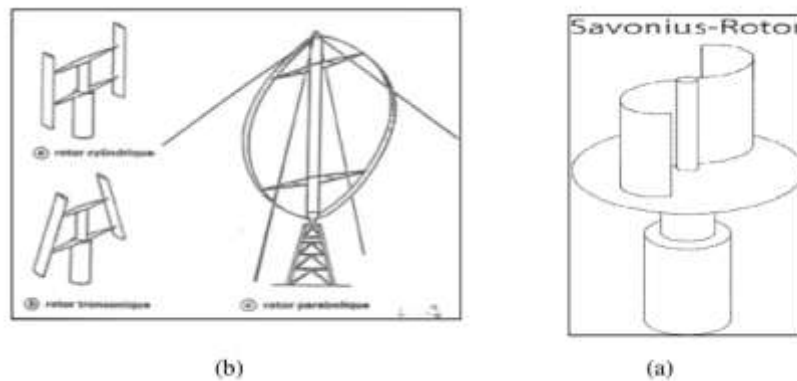


Figure I.11: Capturs à axe vertical [w6]

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 [17].

I.9.1.a. 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 [17].

I.9.1.b. Inconvénient

- 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 [17].

I.9.2. 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 [17].

Les différentes technologies d'éolienne à axe horizontal :

- Moulin américain.
- Voilure bipale.
- Voilure tripale [17].

I.9.2.a. 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 [17].

I.9.2.b. Inconvénient

- Coût de construction très élevé.
- L'appareillage se trouve au sommet de la tour ce qui gêne l'intervention en cas D'incident [17].

Malgré ses inconvénients, cette structure est la plus utilisée de nos jours. Cependant, les Structures à axe vertical son encore utilisé pour la production d'électricité dans les zones isolés. Dans le reste de notre étude nous intéressons à la structure la plus répandue et la plus Efficace à savoir celle à axe horizontal et à trois pales [17].

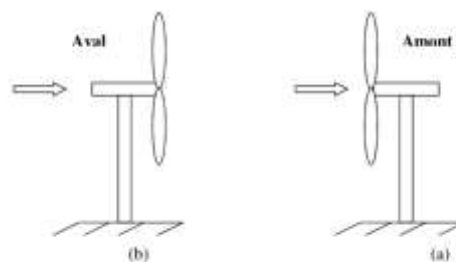


Figure I.12: Capteurs à axe horizontal

I.10. Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne

I.10.1. Avantages

Outre les nombreux avantages qu'elle partage avec les autres sources renouvelables d'énergie, l'exploitation de l'énergie du vent présente une série d'avantages propres:

– L'énergie éolienne est une énergie renouvelable propre, écologique, économique et inépuisable. C'est une énergie qui respecte l'environnement [w6].

– Bien que ne pouvoir envisager de remplacer totalement les sources traditionnelles d'énergie, l'énergie éolienne peut toutefois proposer une alternative intéressante et renouvelable. Elle s'inscrit parfaitement dans l'effort global de réductions des émissions de CO₂.

– 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 [19].

– L'exploitation de l'énergie éolienne n'est pas un procédé continu puisque les éoliennes en fonctionnement peuvent facilement être arrêtées, contrairement aux procédés continus de la plupart des centrales thermiques et des centrales nucléaires [19].

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

– C'est l'énergie la moins chère entre les énergies renouvelables [20].

– Le coût d'investissement nécessaire est faible par rapport à des énergies plus traditionnelles. Ce type d'énergie est facilement intégré dans un système électrique déjà existant [20].

I.10.2. Inconvénients

Mêmes s'ils ne sont pas nombreux, l'éolien a quelques désavantages :

– L'impact visuel gênant qui reste néanmoins un thème subjectif [19].

– Les bruits mécaniques ou aérodynamiques [20].

– Les éoliennes peuvent nuire à la migration des oiseaux.

– 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 [19].

– Les systèmes éoliens coûtent généralement plus cher à l'achat que les systèmes utilisant des sources d'énergie classiques, comme les groupes électrogènes à essence. A long terme, ils constituent cependant une source d'énergie économique et ils demandent peu d'entretien [19].

– Il a fallu plusieurs décennies pour réaliser ² des éoliennes silencieuses, esthétiques et résistantes aux conditions météorologiques [21].

1.11. Principe de fonctionnement d'une éolienne

Sous l'effet du vent, le rotor tourne. Dans la nacelle, l'arbre principal entraîne un alternateur qui produit l'électricité. La vitesse de rotation du rotor (de 12 à 15 tours/minute) doit être augmentée par un multiplicateur de vitesse jusqu'à environ 1500 tours/minute, vitesse nécessaire au bon fonctionnement de l'alternateur. Des convertisseurs électroniques de puissance ajustent la fréquence du courant produit par l'éolienne à celle du réseau électrique auquel elle est raccordée (50 Hz en Algérie), tout en permettant au rotor de l'éolienne de tourner à vitesse variable en fonction du vent [23].

La tension de l'électricité produite par l'alternateur, de l'ordre de 600 à 1000 volts, est ensuite élevée à travers un transformateur de puissance, situé dans la nacelle ou à l'intérieur du mât, jusqu'à un niveau de 20 ou 30 KV. Ce niveau de tension permet de véhiculer l'électricité produite par chacune des éoliennes d'une centrale éolienne jusqu'au point de raccordement au réseau électrique public [23].

La tension de l'électricité produite par la centrale peut alors être de nouveau transformée, en fonction du niveau de tension de raccordement de la centrale au réseau public. Pour les centrales éoliennes de 10 à 15 MW de capacité, le niveau de tension de raccordement est, généralement de 20KV. Pour les centrales de capacité plus importante, le niveau de tension de raccordement peut aller de 60 à 90 KV, voire même 225 KV [23].

Pour pouvoir démarrer, une éolienne a besoin d'une vitesse de vent minimale, de l'ordre de 10 à 15 km/h. Et au-delà de 90 km/h, les turbines s'arrêtent de tourner. Tout d'abord, la probabilité d'occurrence des vents d'une vitesse supérieure à 90 km/h

est généralement faible (inférieure à 1%), et si les éoliennes fonctionnaient dans ces conditions, elles subiraient d'efforts importants qui entraîneraient une usure prématurée de leurs équipements [23].

Compte tenu du faible gain relatif sur la production que représente un fonctionnement par vent fort, les ingénieurs préfèrent, dans ces conditions, stopper les machines et attendre le retour de vents plus modérés et plus réguliers. Si les éoliennes ne fonctionnent pas au-delà d'une vitesse du vent de 90 km/h, leurs fondations ne sont pas moins conçues pour résister à des vents beaucoup plus importants [23].

La puissance d'une éolienne classique est de 1 à 1,5 MW, mais les éoliennes de la nouvelle génération atteignent 2 à 3 MW et des modèles de 5 MW sont d'ores et déjà testés par les constructeurs. Sous l'effet du vent, le rotor tourne, dans la nacelle, l'arbre principal entraîne un alternateur qui produit l'électricité [23].

La vitesse de rotation du rotor (de 12 à 15 tours/minute) doit être augmentée par un multiplicateur de vitesse jusqu'à environ 1500 tours/minute, vitesse nécessaire au bon fonctionnement de l'alternateur. Des convertisseurs électroniques de puissance ajustent la fréquence du courant produit par l'éolienne à celle du réseau électrique auquel elle est raccordée (50 Hz en Europe et en Algérie), tout en permettant au rotor de l'éolienne de tourner à vitesse variable en fonction du vent [23].

La tension de l'électricité produite par l'alternateur, de l'ordre de 600 à 1000 volts, est ensuite élevée à travers un transformateur de puissance, situé dans la nacelle ou à l'intérieur du mât, jusqu'à un niveau de 20 ou 30 KV, ce niveau de tension permet de véhiculer l'électricité produite par chacune des éoliennes d'une centrale éolienne jusqu'au point de raccordement au réseau électrique public (en France, le réseau EDF) [23].

La tension de l'électricité produite par la centrale peut alors être de nouveau transformée, en fonction du niveau de tension de raccordement de la centrale au réseau public.

Pour les centrales éoliennes de 10 à 15 MW de capacité, le niveau de tension de raccordement est, généralement de 20KV. Pour les centrales de capacité plus importante, le niveau de tension de raccordement peut aller de 60 à 90 KV, voire même 225 KV [23].



Figure I.13 : Conversion de l'énergie cinétique du vent [17].

1.12. Description d'une éolienne

Une éolienne 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 [22].

Pour convertir l'énergie éolienne en énergie électrique le générateur va utiliser le phénomène d'induction. En effet ce dernier est composé de deux parties, une partie mobile le rotor et une partie fixe, le stator, permettant de créer un champ magnétique et de générer un courant électrique. L'éolienne est également équipée d'une girouette permettant l'orientation des pales en fonction de la direction du vent. Elle doit être également fixée solidement au sol. S'agissant du mât, il doit être dimensionné précisément en fonction de la machine, des fondations Plusieurs systèmes existent : haubané, treillis, autoporteur...etc.

Pour qu'une éolienne produise quelques notions importantes doivent être pris avant l'installation. L'éolienne doit être adaptée au site et à ses besoins, Il faut vérifier le vent, on considère qu'un site est exploitable lorsque l'on dispose d'une vitesse minimale de vent de 4m/s, à une hauteur du sol de 10m. La donnée 'vent' est essentielle à l'installation d'une éolienne, cependant le coût d'une étude précise, à l'aide d'un anémomètre peut se révéler élevé. Il faut que cela reste cohérent avec le prix global de votre projet. L'observation du site (la présence de moulins,

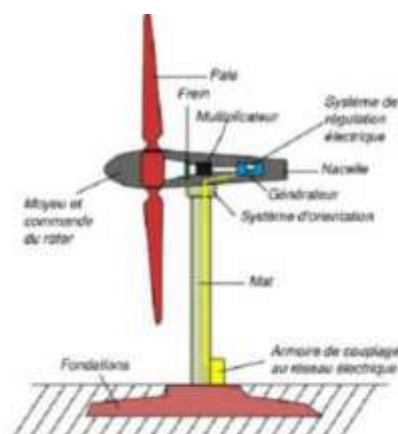


Figure I. 14 : Schéma d'une éolienne de type aérogénérateur [23]

d'éoliennes altitude, vents dominants, végétation...) et l'intuition peuvent se révéler de bons indicateurs du potentiel éolien dans un premier temps

Ce potentiel conditionnera le choix d'une machine de puissance nominale adaptée. Un autre critère important reste l'évaluation de ses besoins en électricité au regard de ces consommations journalières et annuelles. Cette étape permettra également de réfléchir plus largement à maîtriser ses consommations électriques [22].

Pratiquement, les éoliennes doivent résister à des tempêtes aussi violentes. Les principaux avantages de l'énergie éolienne sont l'autonomie en électricité, la possibilité de produire de jour comme de nuit et un impact environnemental réduit par des précautions simples vis à vis de la population et du paysage. L'énergie produite peut être soit stockée dans des batteries, soit injecté aux normes dans le réseau. Cette dernière solution étant économiquement et techniquement beaucoup plus pertinente [22].

I.13. Conclusion

Une description générale sur l'énergie a été présentée dans ce chapitre . dans ce contexte, quelques généralités sur les systèmes éoliens où on a donné un bref historique sur l'utilisation de l'énergie éoliennes, la représentation d'une éolienne et son énergie de production, les différents types d'éolienne et leurs principales composantes, les avantages et les inconvénients de l'énergie éoliens, la rentabilité d'une énergie éolienne, nous avons expliqué le principe de conversion aérodynamique du vent, de plus un petit rappel des notions élémentaire nécessaire à la compréhension de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique et aussi présenté.

Le deuxième chapitre est consacré pour une description générale sur l'apprentissage automatique et les techniques Machine à vecteurs de support et Régression Vectorielle de Support.

Chapitre II

Description Générale du SVM
et SVR

II.1. Introduction :

Ce chapitre est consacré pour la présentation de l'apprentissage automatique et ces types qui existent, ainsi pour la description des techniques Machine à vecteurs de support et Régression Vectorielle de Support.

II.2.Apprentissage Automatique

L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA). En général, l'objectif de l'apprentissage automatique est de comprendre la structure des données et de les intégrer dans des modèles qui peuvent être compris et utilisés par tout le monde.

Bien que l'apprentissage automatique soit un domaine de l'informatique, il diffère des approches informatiques traditionnelles. En effet dans cette dernière, les algorithmes sont des ensembles d'instructions explicitement programmées utilisées par les ordinateurs pour calculer ou résoudre des problèmes. Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent aux ordinateurs de s'entraîner sur les entrées de données et utilisent l'analyse statistique pour produire des valeurs qui se situent dans une plage spécifique. Pour cette raison, l'apprentissage automatique facilite l'utilisation des ordinateurs dans la construction de modèles à partir de données d'échantillonnage afin d'automatiser les processus de prise de décision en fonction des données saisies [w7].

II.3.Méthode d'apprentissage automatique

Généralement dans l'apprentissage automatique, les tâches sont classées en grandes catégories, qui sont basées sur la façon dont l'apprentissage est reçu ou comment le feedback sur l'apprentissage est donné au système développé.

Il existe deux méthodes d'apprentissage automatique qui sont largement adoptées ce sont **l'apprentissage supervisé** qui forme des algorithmes basés sur des données d'entrée et de sortie étiquetées par l'homme et **l'apprentissage non supervisé** qui ne fournit pas à l'algorithme des données étiquetées pour lui permettre de trouver une structure et de découvrir une logique dans données entrées. Explorons donc ces méthodes plus en détail [w7].

II.3.1.L'apprentissage supervisé

Pour ce type d'apprentissage, l'ordinateur est fourni avec des exemples d'entrées qui sont étiquetés avec les sorties souhaitées. L'objectif de cet apprentissage

est que l'algorithme puisse «apprendre» en comparant sa sortie réelle avec les sorties «enseignées» pour trouver des erreurs et modifier le modèle en conséquence [w7].

L'apprentissage supervisé utilise donc des modèles pour prédire les valeurs d'étiquettes sur des données non étiquetées supplémentaires. Un cas d'utilisation de l'apprentissage supervisé consiste à utiliser des données historiques pour prédire des événements futurs statistiquement probables. Il peut utiliser les informations historiques sur les marchés boursiers pour anticiper les fluctuations à venir ou être utilisé pour filtrer les courriers indésirables [w7].

Cette approche a pour objectif la conception d'un modèle reliant des données d'apprentissage à un ensemble de valeurs de sortie (un comportement) [24].

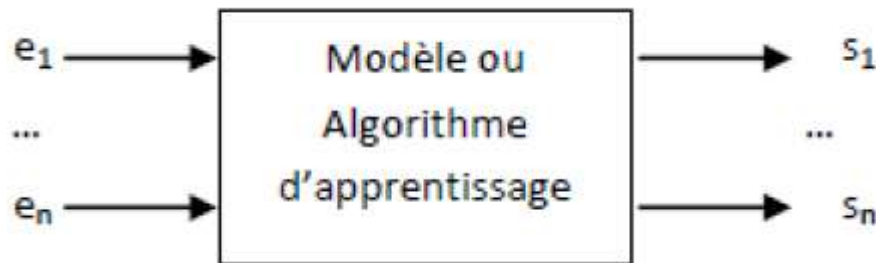


Figure .II.1: Schéma d'un modèle supervisé.

II.3.2.L'apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, les données sont non étiquetées, de sorte que l'algorithme d'apprentissage trouve tout seul des points communs parmi ses données d'entrée. Les données non étiquetées étant plus abondantes que les données étiquetées, les méthodes d'apprentissage automatique qui facilitent l'apprentissage non supervisé sont particulièrement utiles [w7].

L'objectif de l'apprentissage non supervisé peut être aussi simple que de découvrir des modèles cachés dans un ensemble de données, mais il peut aussi avoir un objectif d'apprentissage des caractéristiques, qui permet à la machine intelligente de découvrir automatiquement les représentations nécessaires pour classer les données brutes [w7].

L'apprentissage non supervisé est couramment utilisé pour les données transactionnelles. Il peut aussi examiner des données complexes, plus expansives et apparemment sans point commun, dont le but est d'organiser de manière potentiellement significative. Il vise à concevoir un modèle structurant l'information. La différence ici

est que les comportements (ou catégories ou encore les classes) des données d'apprentissage ne sont pas connus [24].

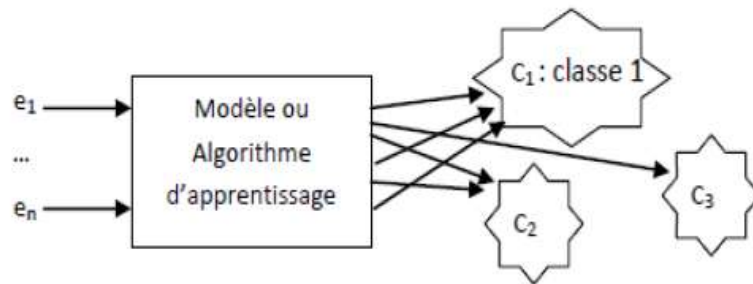


Figure .II.2 : Schéma d'un modèle non-supervisé.

II.3.3.Apprentissage semi-supervisé

Un autre type d'apprentissage automatique c'est l'apprentissage semi supervisé qui est situé entre l'apprentissage non supervisé (sans données de formation étiquetée) et apprentissage supervisé (avec des données de formation complètement étiquetés). De nombreux chercheurs d'apprentissage machines ont constaté que les données non marquées, lorsqu'il est utilisé conjointement avec une petite quantité de données étiquetées ,peuvent produire une amélioration considérable de la précision d'apprentissage sur l'apprentissage non supervisé (où aucune donnée est étiquetée), mais sans le temps et les coûts nécessaires à sous surveillance l'apprentissage (où toutes les données sont étiquetés) [w8].

L'apprentissage semi-supervisé peut être d'une grande valeur pratique. Apprentissage semi-supervisé est également un intérêt théorique dans l'apprentissage de la machine et comme un modèle pour l'apprentissage humain [w8].

Les données d'entrée sont constituées d'exemples étiquetés et non étiquetés. Ce qui peut être très utile quand on a deux types de données, car cela permet de ne pas en laisser de côté et d'utiliser toute l'information [24].

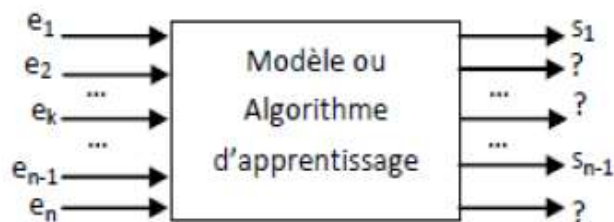


Figure .II.3 : Schéma d'un modèle semi-supervisé

II.3.4.Apprentissage par renforcement

L'apprentissage automatique a comme objectif de créer des programmes intelligents, à travers de processus d'apprentissage et d'évolution. L'apprentissage par renforcement consiste à apprendre par interaction avec l'environnement et, en observant le résultat de certaines actions. Il permet à des machines de déterminer automatiquement le comportement idéal dans un contexte spécifique, afin de maximiser ses performances. Pour cela, un simple retour des résultats est nécessaire pour apprendre comment les machines doivent agir. Ceci est appelé le signal de renforcement [w8].

Cela reproduit la manière fondamentale dont l'humain et les animaux apprennent. En tant qu'êtres humains, nous pouvons effectuer des actions et observer leurs résultats sur notre environnement [w8].

Les données en entrée sont les mêmes que pour l'apprentissage supervisé, cependant l'apprentissage est guidé par l'environnement sous la forme de récompenses ou de pénalités données en fonction de l'erreur commise lors de l'apprentissage. Généralement l'apprentissage par renforcement peut être caractérisé par les étapes suivantes :

- L'agent observe un état d'entrée.
- Une action est déterminée par une fonction de prise de décision (politique).
- L'action est effectuée.
- L'agent reçoit une résultat en fonction de son environnement.
- Informations sur le résultat donnée pour cette état ou action est enregistrée.

En effectuant des actions, on observe les récompenses qui en résultent, afin de déterminer la meilleure action pour un état donné.

Finalement, si suffisamment d'états sont observés, une politique de décision optimale sera générée et nous aurons une machine qui agit parfaitement dans cet environnement particulier.

La machine ne sait pas quelles actions ou décisions prendre, comme dans la plupart des formes d'apprentissage de la machine, mais il doit découvrir quelles actions donnent le plus de récompenses en les essayant. Dans les cas les plus intéressants, les actions peuvent affecter non seulement la récompense immédiate, mais aussi la situation suivante et, à travers elle, toutes les récompenses suivantes [w8].

II.4. Machine à vecteurs de support (SVM)

L'algorithme SVM est une technique d'apprentissage supervisé basée sur la théorie de l'apprentissage statistique, qui a été développée par Vapnik en 1995, récemment considéré comme l'un des outils les plus puissants pour résoudre les problèmes de reconnaissance de formes et de régression dans de nombreuses applications. Il a une bonne capacité de généralisation, une efficacité de calcul et est très robuste en dimensions élevées [25].

En raison de sa capacité à surpasser la plupart des autres algorithmes d'apprentissage [26], il a été appliqué avec succès à de nombreuses applications, allant de la reconnaissance de caractères manuscrits [27] à la biologie [28] [29] à l'analyse des séries chronologiques financières [30] etc.

II.4.1. Problème de classification linéaire de SVM

Considérons un ensemble de données d'apprentissage S avec un ensemble de N observations (\bar{x}_i, y_i)

$$S = \{(\bar{x}_1, y_1), \dots, (\bar{x}_N, y_N)\} \quad (1)$$

Où $\bar{x}_i \in \mathfrak{R}^m$, $y_i \in \{-1, +1\}$, pour $i = 1 \dots N$

Le but est de trouver un hyperplan optimal (classificateur linéaire) à partir de l'ensemble de données qui classe correctement tous les membres dans S . Le classificateur linéaire est défini par deux vecteurs w et b .

$$\begin{cases} \bar{w}_i \bar{x}_i + b \geq 1, \forall i = +1 \\ \bar{w}_i \bar{x}_i + b \leq -1, \forall i = -1 \end{cases} \quad (2)$$

L'hyperplan optimal est celui qui minimise le risque empirique et la dimension VC [4]. Dans la théorie SVM, la dimension VC est liée à la plus petite distance d'un point à l'hyperplan de séparation dans l'espace d'entrée, connue sous le nom de marge [5] notée γ sur la (figure.II.4)

L'hyperplan optimal est celui qui a la plus grande marge pour un ensemble d'apprentissage donné. Il est défini par une paire (w, b) qui satisfait (1) telle que w est minimum. C'est un problème d'optimisation contraint et peut être formulé comme minimisant une fonction quadratique sous des contraintes linéaires [26]:

Minimize: $\|w\|^2$

Subject to:

$$y_i (\bar{w} \cdot \bar{x} + b) - 1 \geq 0, \text{ for } i=1, \dots, N \quad (3)$$

Afin de généraliser aux ensembles d'apprentissage non séparables et aux SVM non linéaires, ce problème d'optimisation classique est formulé comme une formulation double en introduisant la fonction lagrangienne:

$$L(\bar{w}, b, \bar{\lambda}) = \|\bar{w}\| - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i(\bar{w} \cdot \bar{x}_i + b) - 1] \quad (4)$$

Où le vecteur double $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ est le multiplicateur de Lagrange et b est un nombre réel. Le problème de minimisation nécessite la différenciation de L par rapport à \bar{w} et b . Soit (λ) W la valeur minimale de L lorsque $\bar{\lambda}$ est fixe et (\bar{w}, b) varie sans $\bar{\lambda}$ $= (\lambda_1^*, \dots, \lambda_N^*)$ désigne le vecteur de solution. Le problème de minimisation ci-dessus peut être résumé comme suit:

Maximisé:

$$w(\bar{\lambda}) = (\bar{w}_{\bar{\lambda}}, b_{\bar{\lambda}}, \bar{\lambda}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j \lambda_i \lambda_j x_i x_j \quad (5)$$

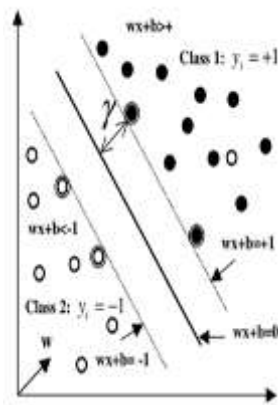
Avec des contraintes:

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (6)$$

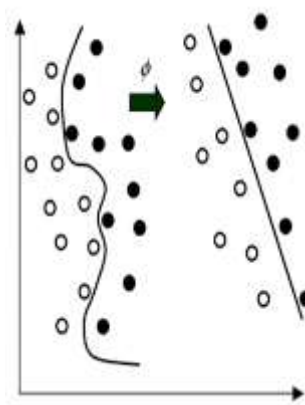
$$\lambda_i \geq 0, \forall i=1, \dots, N \quad (7)$$

Alors le couple \bar{w}^* , définit l'hyperplan:

$$\begin{cases} \bar{w} = \sum_{i=1}^N \lambda_i^* y_i x_i, \\ b^* = \frac{1}{2} [\min_{i:y=+1} (\bar{w}^* \cdot \bar{w}_i) + \max_{i:y=-1} (\bar{w}^* \cdot \bar{x}_i)] \end{cases} \quad (8)$$



a) Classification linéaire



b) Mappage non linéaire dans l'espace d'entités

Figure.II.4 : Hyperplan optimal dans un problème à deux dimensions.

Dans le problème de la formulation double, le vecteur double $\bar{\lambda}^* = (\lambda_1^*, \dots, \lambda_N^*)$ est déterminé pour déterminer l'hyperplan optimal (\bar{w}^*) . Chaque élément du vecteur

double représente une contrainte. Il existe deux types de contraintes: les contraintes actives pour $\lambda_i > 0$ et les contraintes inactives pour $\lambda_i = 0$. Les contraintes actives correspondent aux points dont la distance à l'hyperplan optimal est exactement égale à la marge. Ils sont appelés vecteurs de support (les points arrondis d'un cercle sur la figure .II.4.a).

II.4.2.Problème de classification non linéaire de SVM

Dans ce qui est présenté précédemment, l'ensemble d'apprentissage $S = \{(\bar{x}_1, y_1), \dots, (\bar{x}_N, y_N)\}$ est supposé séparable linéairement. Dans les applications réelles, la classification de deux classes nécessite normalement une forme plus sophistiquée. SVM est étendu pour gérer de tels cas par cartographie non linéaire utilisant l'espace des entités (FigureII.4.b).

Supposons que l'on puisse définir un ensemble de fonctions d'entités ϕ_1, \dots, ϕ_M sur l'espace objet. Ensuite, un objet \bar{x} peut être mappé à un espace d'entité de dimension supérieure via la transformation suivante:

$$\bar{x} = (x_1, \dots, x_m) \rightarrow \phi(\bar{x}) = \phi_1(\bar{x}), \dots, \phi_M(\bar{x}) \quad (9)$$

Après avoir mappé tous les points de l'ensemble d'entraînement à l'espace d'entités, nous avons un ensemble de points:

$$\phi(S) = \{\phi(\bar{x}_1, y_1), \dots, (\bar{x}_N, y_N)\} \quad (10)$$

Dans l'espace caractéristique \mathfrak{R}^M . L'ensemble d'apprentissage $\phi(S)$ peut être séparable linéairement dans l'espace des fonctions. De la section précédente, nous voyons que les classificateurs classent le nouvel exemple \bar{x} en fonction du signe de la fonction:

$$f(\bar{x}) = \sum_1^N y_i \lambda_i \phi(\bar{x}_i) \phi(\bar{x}) + b^* \quad (11)$$

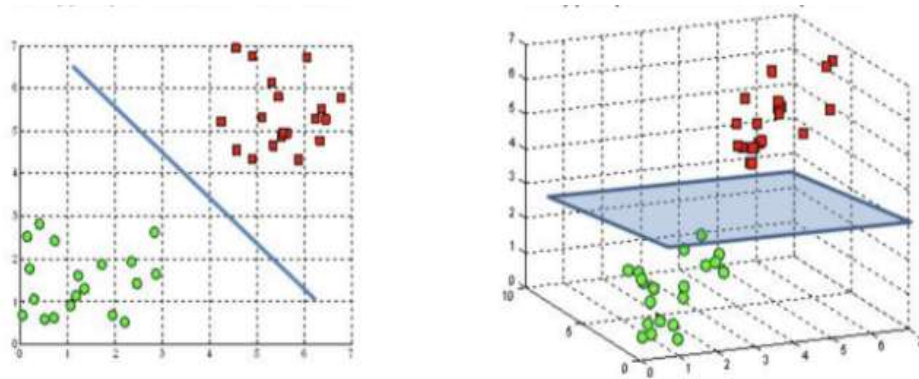
L'équation (11) montre que la cartographie peut être construite en utilisant le produit scalaire $\phi(\bar{x}_i) \cdot \phi(\bar{x})$. La fonction du noyau $K(\bar{x}, \bar{x}') = \phi(\bar{x}) \cdot \phi(\bar{x}')$ est introduite pour cartographier implicitement les données d'entrée dans l'espace de fonctionnalité. Il existe certains noyaux, y compris les noyaux polynomiaux, la fonction de base radiale (RBF) et le noyau sigmoïde. RBF est le noyau le plus populaire et est utilisé dans cette étude. Le RBF a la forme:

$$K(\bar{x}, \bar{x}') = \exp\left(-\frac{\|\bar{x} - \bar{x}'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

Où σ est un paramètre du noyau.

II.4.3. Hyperplans et vecteurs de support

Les hyperplans sont des décisions de limites qui aident à classer les points de données. Les points de données qui tombent sur n'importe quelle partie de l'hyperplan peuvent être dédiés à différentes classes. En outre, la taille de l'hyperplan dépend du nombre de formes. Si le nombre de formes d'entrée est de 2, l'hyperplan n'est qu'une ligne. Si le nombre de formes d'entrée est de 3, alors l'hyperplan devient un plan bidimensionnel. Cela peut être difficile à imaginer si le nombre de formes dépasse 3 [31].



un hyperplan en R^3 est une ligne

un hyperplan en R^2 est un plan

Figure II.5: Hyperplans dans l'espace d'entités 2D et 3D.

L'algorithme est basé sur les idées de base des machines à vecteurs de support (SVM) et tente de maximiser la marge du classificateur, qui est la distance minimale entre l'hyperplan défini par le classificateur et les points d'entraînement. Il existe une forte motivation théorique pour maximiser la marge d'un classifieur qui découle d'un résultat de la théorie de l'apprentissage statistique [32] [33] qui relie une limite sur l'erreur de généralisation d'un classifieur à la taille de sa marge. Il a également une interprétation très intuitive: les classificateurs avec des marges plus importantes sont plus robustes [34].

II.4.5. L'hyperplan optimal

Supposons les données d'entraînement :

$$(x_1, y_1), \dots, (x_\ell, y_\ell), \quad x \in \mathbb{R}^n, \quad y \in \{+1, -1\},$$

Peut être séparé par un hyperplan :

$$(w \cdot x) - b = 0 \tag{13}$$

On dit que cet ensemble de vecteurs est séparé par l'hyperplan optimal (ou l'hyperplan à marge maximale) s'il est séparé sans erreur et que la distance entre le vecteur le plus proche de l'hyperplan est maximale (figure.II.6).

Pour décrire l'hyperplan séparateur, utilisons la forme suivante :

$$(w \cdot x_i) - b \geq 1 \text{ if } y_i = 1 \quad (14)$$

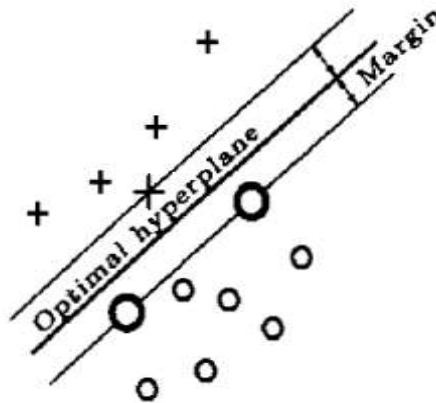


Figure .II.6: l'hyperplan de séparation optimal est celui qui sépare les données avec une marge maximale

II.4.6. Classificateur de marge maximale

La plus courte de ces distances est appelée la distance minimale entre l'hyperplan et l'observation, et elle est appelée marge. Par conséquent, l'hyperplan à marge maximale est l'hyperplan qui a la plus grande marge, c'est-à-dire qui a la plus grande distance entre l'hyperplan et les observations d'entraînement. En utilisant cet hyperplan, nous pouvons classer les données de test [35].

$$y_i(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_h X_{ih}) > 0 \quad (15)$$

Où :

β_0 : est l'interception

β_1 : Définition du premier axe

β_h : Définition du dernier axe

II.5. Régression Vectorielle de Support (SVR)

Contrairement aux problèmes de classification, dans les sorties de régression vectorielle de support, i et y sont des valeurs réelles. Le SVM est étendue aux problèmes de régression (SVR) en introduisant une fonction de perte alternative qui est modifiée pour inclure une mesure de distance [36]. Il existe 4 types populaires de fonctions de perte: Quadratique, Laplace, Huber et ϵ -insensible. Pour la régression linéaire, la régression optimale est donnée par:

$$\phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i^- + \xi_i^+) \quad (16)$$

Où C est une valeur prédéfinie

ξ^+, ξ^- sont des variables lentes représentant des contraintes and inférieures et supérieures sur les sorties du système.

Pour la régression non linéaire, de la même manière que pour les problèmes de classification, un modèle non linéaire est généralement requis pour un mappage non linéaire des données d'entrée dans un espace d'entités dimensionnelles élevées, et l'approche noyau est utilisée. En régression non linéaire, le type de fonction de perte insensible à ε - est utilisé et la fonction de régression est donnée par :

$$\max_{\lambda, \lambda^*} w(\lambda, \lambda^*) = \max_{\lambda, \lambda^*} \sum_{i=1}^N \lambda_i^* (y_i - \varepsilon) - \lambda_i (y_i + \varepsilon) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\lambda_i^* - \lambda_i) (\lambda_j^* - \lambda_j) K(x_i x_j) \tag{17}$$

Sujet à:

$$\begin{cases} 0 \leq \lambda_i, \lambda_i^* \leq C \forall i \in \{1, \dots, N\} \\ \sum_{i=1}^N (\lambda_i - \lambda_i^*) = 0 \end{cases} \tag{18}$$

Les multiplicateurs de Lagrange λ_i, λ_i^* sont trouvés en résolvant l'équation (17) avec contraintes (18). La solution est donnée par:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\bar{\lambda} - \lambda_i^*) K(x_i, x) + \bar{b} \tag{19}$$

Où

$$\bar{b} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\lambda_i - \lambda_i^*) ((x_i, x_r) + (x_i, x_s)) \tag{20}$$

Les contraintes d'égalité peuvent être supprimées si le noyau contient un terme de biais b qui a été pris en compte dans la fonction noyau. Dans ce cas, la fonction de régression est réduite à:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\bar{\lambda}_i - \lambda_i^*) K(x_i, x) \tag{21}$$

Certains noyaux communs sont présentés dans le tableau I. I

Noyaux	Fonction
Linéaire	$x \cdot y$
Polynomial	$[(x \cdot x_i) + 1]^d$
Radial Baise fonction	$\{-\gamma x - x_i ^2\}$

Tableau.II.1 : fonction de noyau commune

Étant donné que le problème de classification SVM et le problème de régression SVR partagent le même fondement théorique, ils sont nommés de manière interchangeable. Il existe deux types de régression qui sont: la régression linéaire et la régression non linéaire.

II.5.1. Régression linéaire

La régression linéaire est une méthode simple pour créer des régressions. Il essaie de trouver une ligne à travers l'ensemble de données qui minimise la valeur d'erreur des moindres carrés [30]. Il donne sa réponse sous la forme d'une ligne, en un nombre de dimensions égal au nombre de dimensions des données d'entrée. L'algorithme est fourni avec les données d'entrée choisies et les valeurs cibles. Il les utilise pour générer une ligne de régression à travers la ligne d'entrée multidimensionnelle qui correspond le mieux aux données. La régression résultante est ensuite testée de nouvelles valeurs et une erreur quadratique moyenne est générée [37].

II.5.2. Régression non linéaire

La régression non linéaire génère une équation permettant de décrire la relation non linéaire entre une variable de réponse continue et une ou plusieurs variables de prédiction, et prévoit de nouvelles observations. Utilisez la régression non linéaire plutôt que la régression sur les moindres carrés lorsque vous ne pouvez pas modéliser de manière adéquate la relation avec des paramètres linéaires. Les paramètres sont linéaires lorsque chaque terme du modèle est additif et contient seulement un paramètre qui multiplie le terme [38].

Les fonctions du noyau transforment les données en un espace de caractéristiques de plus grande dimension pour permettre d'effectuer la séparation linéaire.

$$y = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot (\varphi(x_i), \varphi(x)) + b \quad (22)$$

$$y = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot K(x_i, x) + b \quad (23)$$

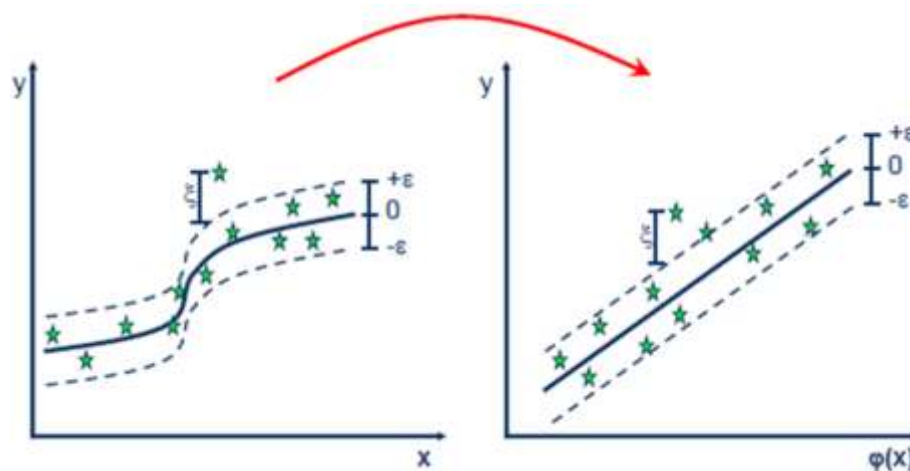


Figure. II.7 : Régression linéaire et Régression non linéaire

II.5.3.Fonctions du noyau SVM

Les algorithmes SVM utilisent un ensemble de fonctions mathématiques définies comme le noyau. La fonction du noyau est de prendre des données en entrée et de les transformer dans la forme requise. Différents algorithmes SVM utilisent différents types de fonctions du noyau. Ces fonctions peuvent être de différents types. Par exemple, linéaire, non linéaire, polynomiale, fonction de base radiale (RBF) et sigmoïde [39].

II.5.3.1.Noyau polynomial

Le noyau polynomial est un noyau non stationnaire. Les noyaux polynomiaux sont bien adaptés aux problèmes où toutes les données d'apprentissage sont normalisées. $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^d$ (24)

Où d est le degré du polynôme.

II.5.3.2.Noyau gaussien

C'est un noyau à usage général; utilisé lorsqu'il n'y a aucune connaissance préalable des données. L'équation est:

$$K(x_i \cdot x_j) = \exp\left(\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (25)$$

II.5.3.3.Fonction de base radiale gaussienne (RBF)

Le noyau fonction de base radiale gaussienne (RBF) est défini sur l'intervalle $[-1, 1]$. Il est donné par la formule récursive:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (26)$$

Pour:

$$\gamma > 0$$

Parfois paramétré avec:

$$\gamma = 1/2\sigma^2$$

II.5.3.4.Noyau sigmoïde

Le noyau sigmoïde provient du domaine des réseaux de neurones, où la fonction sigmoïde bipolaire est souvent utilisée comme fonction d'activation pour les neurones artificiels. L'équation est:

$$(x, y) = \tanh(\alpha x^T y + C) \quad (27)$$

II.5.3.5. Noyau linéaire

Le noyau linéaire est la fonction de noyau la plus simple. Il est donné par le produit interne commun (x, y) plus une constante optionnelle C . Les algorithmes du noyau utilisant un noyau linéaire sont souvent équivalents à leur homologue non-noyau.

L'équation est:

$$K(x, y) = x^T y + C \quad (28)$$

II.6. Comparaison entre la régression linéaire et la régression non linéaire

Pour mieux comprendre les principes de base de la régression non linéaire, il est important d'en connaître les similarités et les différences avec la régression linéaire.

II.6.1. Similarités

Les deux analyses :

- Décrivent mathématiquement la relation entre une variable de réponse et une ou plusieurs variables de prédiction.
- Peuvent modéliser une relation en courbe.
- Minimisent la somme des carrés de l'erreur résiduelle (SCE).
- Proposent des hypothèses similaires, vérifiables à l'aide de graphiques des valeurs résiduelles.

II.6.2. Différences

La différence fondamentale entre la régression linéaire et la régression non linéaire (à laquelle ces analyses doivent leur nom) tient aux formes fonctionnelles acceptables du modèle. De façon plus spécifique, la régression linéaire requiert des paramètres linéaires, ce qui n'est pas le cas de la régression non linéaire. Utilisez la régression non linéaire plutôt que la régression linéaire lorsque vous ne pouvez pas modéliser de manière adéquate la relation avec des paramètres linéaires [38].

Une fonction de régression linéaire doit être linéaire dans les paramètres, ce qui limite l'équation à une seule forme basique. Les paramètres sont linéaires lorsque chaque terme du modèle est additif et contient seulement un paramètre qui multiplie le terme :

Réponse = constante + paramètre X prédicteur + ... + paramètre X prédicteur.

Ou

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K \quad (29)$$

Une équation non linéaire peut prendre différentes formes. Les formes de courbes non linéaires possibles sont notamment: concave, convexe, à croissance ou décroissance exponentielle, à courbe sigmoïde (S) et asymptotique.

La régression non linéaire utilise une procédure différente de celle utilisée dans la régression linéaire pour réduire la somme des carrés de l'erreur résiduelle (SCE) [38].

II.7.Fonction de perte quadratique

Fonction de perte utilisée dans la régression linéaire, également appelée perte L_2 . Cette fonction calcule les carrés de la différence entre la valeur prédite d'un modèle pour un exemple étiqueté et la valeur réelle de l'étiquette. En raison de la mise au carré, cette fonction de perte amplifie l'influence des mauvaises prédictions. En d'autres termes, la perte quadratique réagit plus fortement aux anomalies que la perte L_2 [40].

Perte L_2 = le carré de la différence entre l'étiquette et la prédiction

Perte $L_2 = (\text{observation} - \text{prédiction}(x))^2$

$$\text{pert } L_2 = (y - \hat{y})^2$$

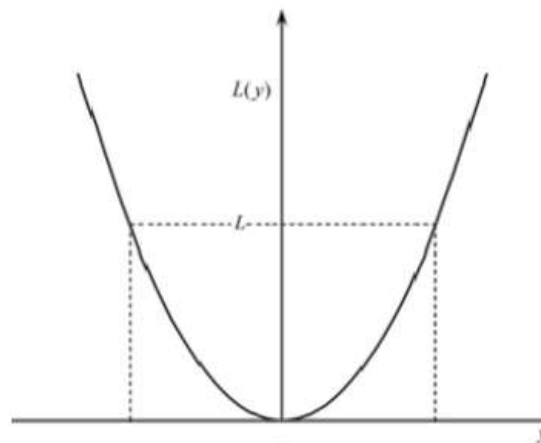


Figure .II.8: Un graphique de la fonction de perte quadratique typique

II.8.Fonction de perte de Huber

La perte de Huber est moins sensible aux valeurs aberrantes dans les données que la perte d'erreur au carré. Elle est également différentiable à 0. Il s'agit essentiellement d'une erreur absolue, qui devient quadratique lorsque l'erreur est faible. La taille de cette erreur pour la rendre quadratique dépend d'un hyper paramètre, δ (delta), qui peut être réglé. La perte de Huber approche MSE quand $\delta \sim 0$ et MAE quand $\delta \sim \infty$ (grands nombres) [41].

$$L_{\delta}(y, f(x)) = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - f(x))^2 & \text{for } |y - f(x)| \leq \delta \\ \delta|y - f(x)| - \frac{1}{2}\delta^2 & \text{autrement} \end{cases} \quad (29)$$

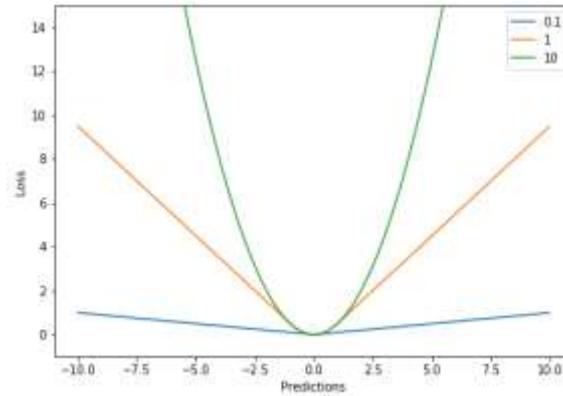


Figure .II.9: Graphique de la perte de Hoss (axes Y) par rapport aux prévisions (Axe X). Valeur vraie = 0

II.9.Fonction de perte insensible aux ε

Afin de mesurer les erreurs d'entraînement, la fonction de perte linéaire insensible à ε de Vapnik est couramment utilisée:

$$(x,y,f) = \max(0, |y - f(x)| - \varepsilon) \quad (30)$$

Quoi qu'il en soit, la perte est nulle si la différence entre la (x) prédite et la valeur observée y est inférieure à ε ; sinon, la perte est donnée par la différence absolue entre ces deux valeurs. Ainsi, la fonction de perte ε -insensible linéaire de Vapnik définit un «tube» de «rayon» ε (voir figure .II.10) autour des valeurs cibles y . Ensuite, il s'ensuit que:

$$|y - f(x)| - \varepsilon = \xi, \text{ pour les points de données «au-dessus» du tube} \quad (31)$$

$$|-(x)| - \varepsilon = \xi^*, \text{ pour les points de données «sous» le tube} \quad (32)$$

Ici ξ et ξ^* sont des variables d'écart pour les situations mutuellement exclusives présentées en (31) et (32).

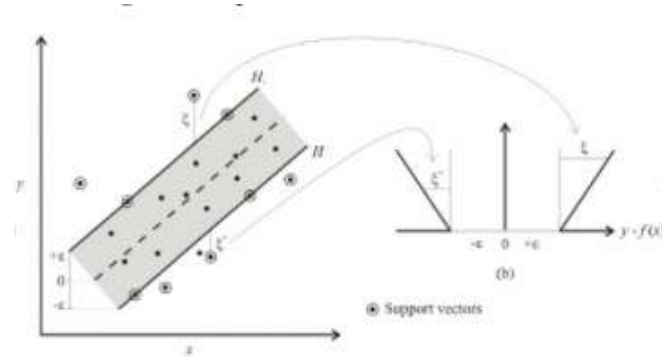


Figure II.10 : Fonction de perte ε -insensible de Vapnik

En effet, pour le cas linéaire le LD lagrangien lié au problème de formation duale est donné en (33) en fonction des vecteurs duels α et α^* :

$$L_{\mathcal{D}}(\alpha_i \alpha_i^*) = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j (\alpha_i \alpha_i^*) (\alpha_j \alpha_j^*) x_i^T x_j - \sum_i [\varepsilon(\alpha_i + \alpha_i^*) + y_i(\alpha_i - \alpha_i^*)],$$

$$i, = 1, 2, \dots, \ell \quad (33)$$

$$\sum_i (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (34)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad (35)$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C \quad (36)$$

Où α_i et α_i^* sont les multiplicateurs de Lagrange associés aux contraintes du problème primal (voir [14]) et C est le paramètre qui mesure le compromis entre les erreurs d'apprentissage et la capacité de la machine, comme illustré sur la figure .II.6 si α_i ou α_i^* est strictement positif, l'exemple associé x_i est un vecteur de support cellulaire. Dans la figure .II.5, observez que les vecteurs supports se trouvent sur ou au-dessus des hyperplans définissant le ε -tube.

Ensuite, la fonction de régression est donnée dans (36) par un développement impliquant les variables doubles α_i et α_i^* (voir [37] pour plus de détails).

$$(x) = \sum_i (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i^T x + b \quad (37)$$

Où b est le paramètre d'interception du modèle de régression [37].

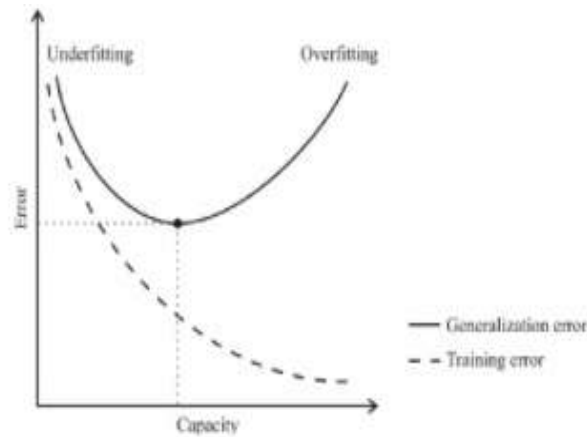


Figure .II.11: Relation entre la capacité du modèle et l'erreur de formation.

II.10.Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons essayé de donner une description générale pour le problème d'apprentissage automatique et aussi ces types présentes dans la littérature tel que l'apprentissage supervisé, non supervisé, semi supervisé et par renforcement, par la suite nous avons aussi présenté les concepts fondamentaux de la classification linéaire et non linéaire et aussi la régression linéaire et non linéaire qui sont basés sur la Machine à vecteurs de support (SVM) et Régression Vectorielle de Support (SVR) respectivement.

Le chapitre suivant est consacré totalement à la simulation, est dédié à l'évaluation des performances d'un système de prédiction de la vitesse de vent à l'aide de Machines à Vecteur supports (SVM).

Chapitr III

Résultats de simulation et Discussion

III. Introduction

Ce chapitre est le fruit de notre travail son objectif est de présenter les résultats de simulation obtenus à l'aide du logiciel MATLAB par notre système de prédiction de la vitesse du vent proposé où nous avons utilisé des bases de données réelles de la vitesse du vent.

Les travaux de ce mémoire consistent à étudier les méthodes de la prédiction de la vitesse du vent, en utilisant Machines à Vecteurs de Support(SVM) avec des différentes Fonctions Noyaux (Polynomiales, Gaussienne, Linéaire et RBF) l'évaluation des performances de notre système de prédiction est basé sur le critère statistique suivants: le Coefficient de détermination (R^2), la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Squared Error « RMSE »), Erreur Absolue moyenne (Mean Absolute Error « MAE ») et Erreur moyenne en pourcentage absolu (Mean Absolute Percentage Error « MAPE ») En suite notre système proposé est comparé par un autre système de prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur le réseau de neurone de type MLP.

III.1. Série temporelle

Une Série temporelle ,ou série chronologique ,est une suite de valeurs numériques ou observations représentant l'évolution d'une grandeur spécifique au cours du temps de telle sorte que ces variables aléatoires peuvent être exprimées mathématiquement où l'objectif est d'analyser leurs comportement, généralement pour comprendre son évolution passée et pour en prévoir le comportement futur.

III.1.1.Utilisation

Les Série temporelle ont sont utilisées en :

- finance et économétrie : indices boursiers, prix, données économiques des entreprises, ventes et achats de biens, productions agricoles ou industrielles.
- médecine et biologie : évolution de pathologies, relevées d'examen tels qu'électroencéphalogrammes et électrocardiogrammes.
- sciences de la Terre et de l'Espace : indices de marées, variations des phénomènes physiques évolution des taches solaires, phénomènes d'avalanche.
- traitement du signal : signaux de communications, de radars, de sonars, analyse de la parole.

- métrologie (variations de phase ou de fréquence des oscillateurs, dérive et bruit des capteurs inertiels, caractérisation du trafic Internet).

III.2. Présentations de la base de données

Pour développer notre système de prédiction de la vitesse du vent, Nous avons utilisé deux bases de données réelles pour deux Sites situés aux Etats-Unis, à partir du site web du laboratoire national des énergies renouvelables D'Etats-Unis « NREL » (National Renewable Energy Laboratory).

III.2.1. Caractéristiques du site

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

Site	Longitude	Latitude	L'altitude	Zone (km ²)	Densité (MW/km ²)	Total MW pour site
Connecticut	-73.22	41.88	471	7	20	140

Tableau III.1 : Caractéristiques géographiques du site Connecticut.

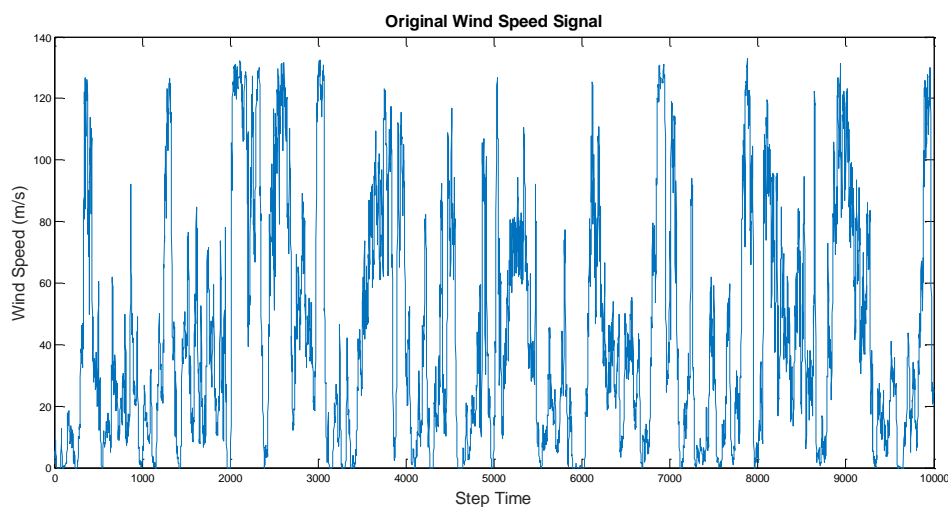


Figure III.1 : Signal de la vitesse du vent du site Connecticut.

III.2.2. Répartitions des données

✓ L'ensemble d'apprentissage

L'ensemble d'apprentissage est un ensemble de données d'exemples utilisés pendant le processus d'apprentissage et est utilisé pour ajuster les paramètres (par exemple, les poids).

La plupart des approches qui recherchent dans les données de formation des relations empiriques ont tendance à sur-adapter les données, ce qui signifie qu'elles peuvent identifier et exploiter des relations apparentes dans les données de formation qui ne sont pas généralement valables.

✓ L'ensemble de test

L'ensemble de test est un ensemble de données expérimentales qui est aussi indépendant de l'ensemble de données d'apprentissage, mais qui suit la même distribution de probabilité que l'ensemble de données d'apprentissage. Si un échantillon qui s'inscrit dans la base de données d'entraînement s'inscrit dans la base de données de test, un niveau d'ajustement inférieur se produit. Le meilleur emplacement pour la base de données de formation par opposition à la base de données habituelle des points de test élevés. Un ensemble de tests est un ensemble d'exemples utilisés uniquement pour évaluer les performances (par exemple, la généralisation) d'un classificateur particulier.

Une fois le meilleur modèle est choisi, il soit capable de prédire la vitesse du vent pour les jours qui suivants.

III.3. Application SVM pour la prédiction de la vitesse du vent

Il existe un grand nombre de méthodes qui sont utilisées pour la prédiction de vitesse du vent, dont chacune a ces avantages et ces inconvénients, pour notre cas nous avons choisi la Machine à Vecteurs de Supports (SVM).

Les résultats obtenus par le système de prédiction proposé sont comparés avec les résultats d'un autre système de prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur le réseau de neurones multicouches (MLP).

III.3.1. Critères d'Evaluation

Pour évaluer les performances de notre modèle proposé, on a choisis les critères statistiques suivants R^2 , RMSE, MAPE et MAE.

III.3.1.1 Coefficient de détermination (R^2)

Ce coefficient varie entre 0 et 1, soit entre un pouvoir de prédiction faible et un pouvoir de prédiction fort. Le coefficient de détermination (R^2 , soit le carré du coefficient de corrélation linéaire r) est un indicateur qui permet de juger la qualité d'une régression linéaire simple. Il mesure l'adéquation entre le modèle et les données observées ou encore à quel point l'équation de régression est adaptée pour décrire la distribution des points. Plus le coefficient de détermination se rapproche de 0, plus le nuage de points se disperse autour de la droite de régression. Au contraire, plus le R^2 tend vers 1, plus le nuage de points se resserre

autour de la droite de régression. Quand les points sont exactement alignés sur la droite de régression, alors $R^2 = 1$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (38)$$

Dans lequel :

N : Est le nombre de mesures ;

\hat{y}_i : À valeur prédite ;

y_i : La valeur de la mesure $n^{\circ}i$;

\bar{y} : La moyenne des mesures ;

III.3.1.2. Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

(Root Mean Squared Error) l'erreur quadratique moyenne donne la moyenne de la différence quadratique entre la prévision du modèle et la valeur cible. Elle peut être utilisée comme mesure de la qualité d'un estimateur.

$$\text{RMSE} = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i) - (y_i - \hat{y}_i)}{\text{nombre d'erreurs}} \quad (39)$$

Où

\hat{y}_i : À valeur prédite ;

y_i : La valeur de la mesure $n^{\circ}i$;

III.3.1.3. L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE)

C'est la moyenne des écarts en valeur absolue par rapport aux valeurs observées. C'est donc un pourcentage et par conséquent un indicateur pratique de comparaison. Le MAPE ne peut s'appliquer qu'à des valeurs strictement positives

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (40)$$

Où:

n : nombre de points équipés

F_T : est la valeur prévue.

A_T : est la valeur réelle

III.3.1.4. L'erreur absolue moyenne (MAE)

Cette erreur présente la moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts.

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (41)$$

Avec:

X et Y sont des variables d'observations appariées qui expriment le même phénomène

x : La valeur observée ;

y : La valeur théorique ;

n : nombre de points ;

III.4.Résultats de simulation:

Les tableaux suivants et les figures suivantes présentent les résultats de simulation de notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent pour le site Connecticut en utilisant le logiciel MATLAB, où notre système est basé sur la Machine à Vecteurs de Support (SVM) par la suite on donne aussi les résultats de simulation pour un système de prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur un réseau de Neurones Artificiels de type MLP.

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

III.4.1.2. Prédiction par la Machine à Vecteurs de Support SVM:

Les tableaux suivants présentent les résultats des critères de performances de notre système de prédiction de la vitesse du vent, et les figures illustrent la vitesse du vent réels et prédites pour les valeurs 0.1,0.2 et 0.3 d'Epsilon obtenu en simulation.

Fonctions Noyaux	R ²	RMSE	MAPE	MAE
RBF	83.4455	10.3586	23.0897	0.2309
Gaussienne	88.2357	8.6720	18.7641	0.1876
Linéaire	96.2610	4.8399	10.5971	0.1060
Polynomiale	95.5433	5.2890	11.7164	0.1172

Tableau III.2. : Critères de performances R², RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur SVM avec Epsilon=0.1

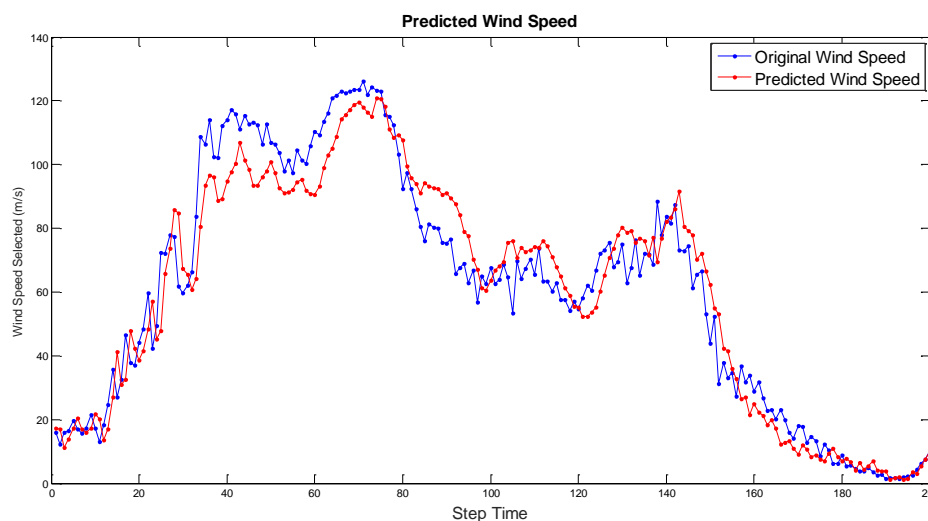


Figure III.2.1 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau RBF pour Epsilon=0.1.

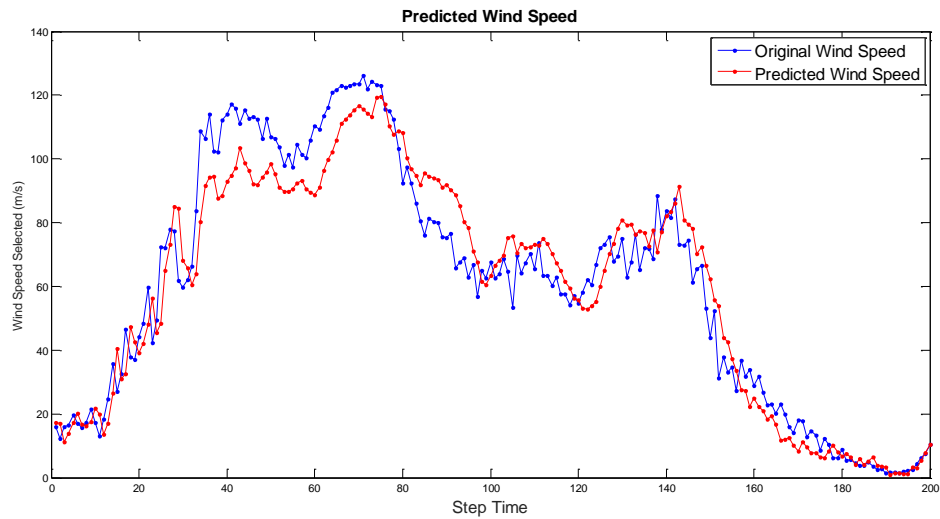


Figure III.2.2 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Gaussienne pour Epsilon=0.1.

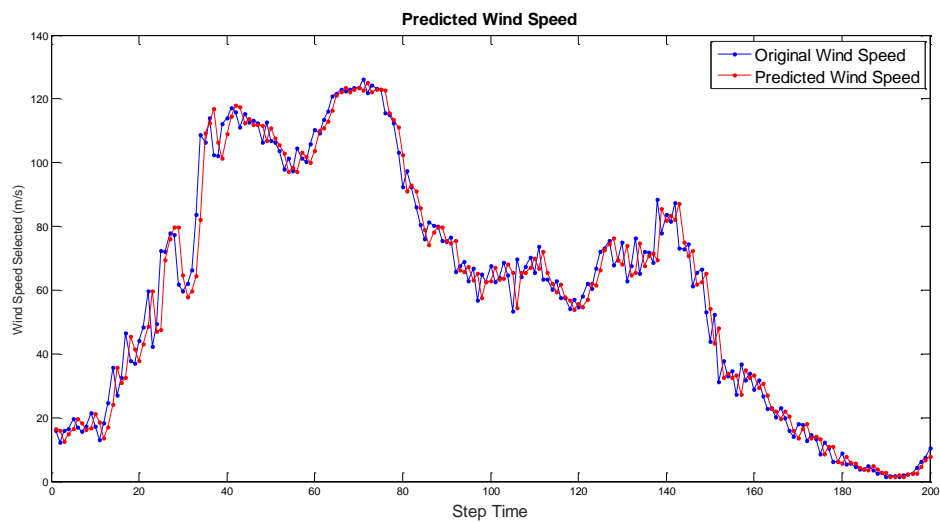


Figure III.2.3 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Linéaire pour Epsilon=0.1.

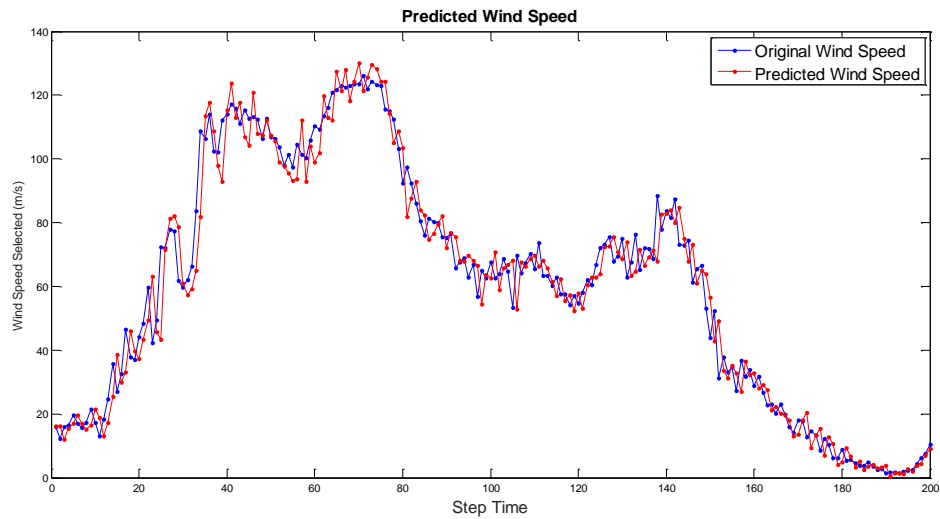


Figure III.2.4 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Polynomiale pour Epsilon=0.1.

Fonctions Noyaux	R ²	RMSE	MAPE	MAE
RBF	86.2844	9.3892	20.5517	0.2055
Gaussienne	86.5391	9.2981	20.3165	0.2032
Linéaire	96.2470	4.8489	10.6143	0.1061
Polynomiale	95.5352	5.2891	11.6146	0.1161

Tableau III.3. : Critères de performances R², RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur SVM avec Epsilon=0.2

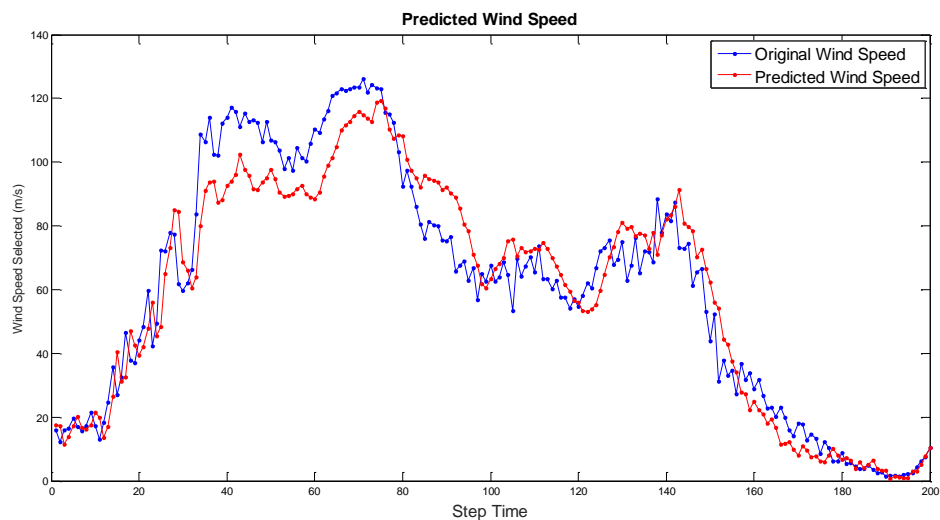


Figure III.3.1 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau RBF pour Epsilon=0.2.

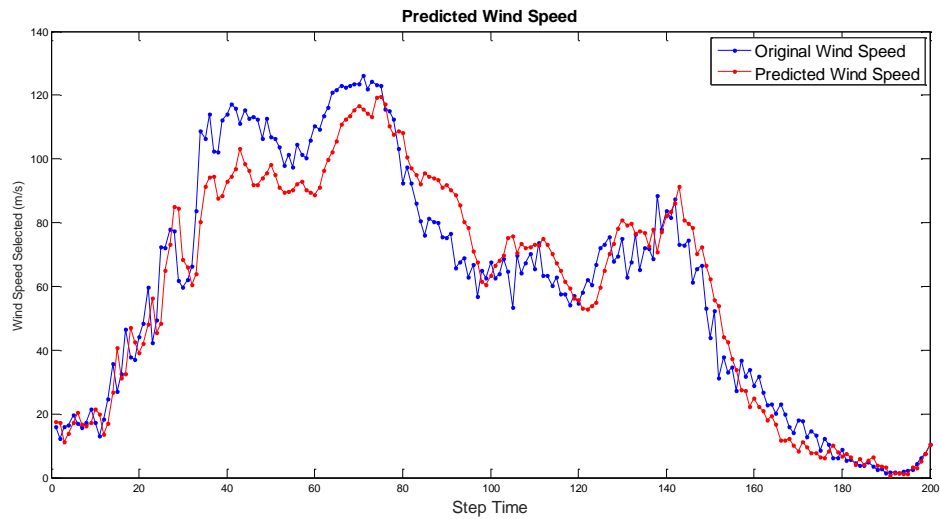


Figure III.3.2 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Gaussienne pour Epsilon=0.2.

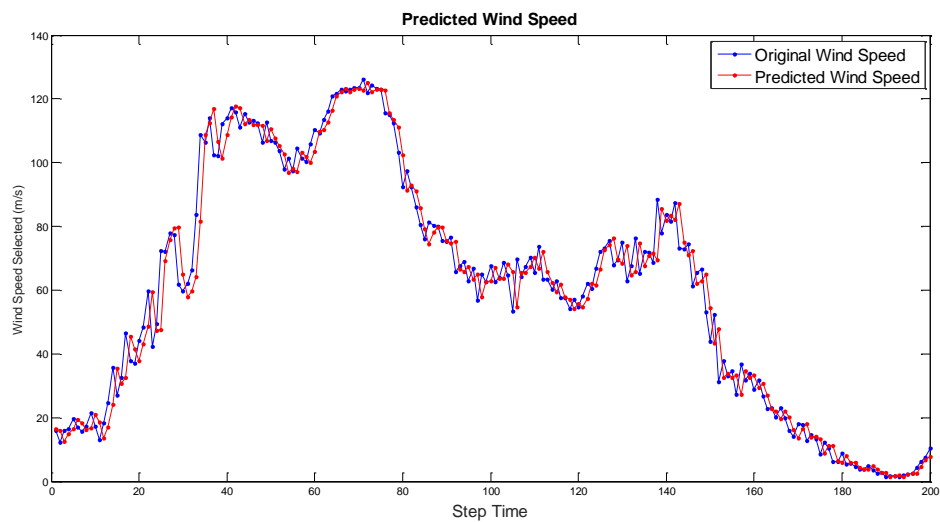


Figure III.3.3 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Linéaire pour Epsilon=0.2.

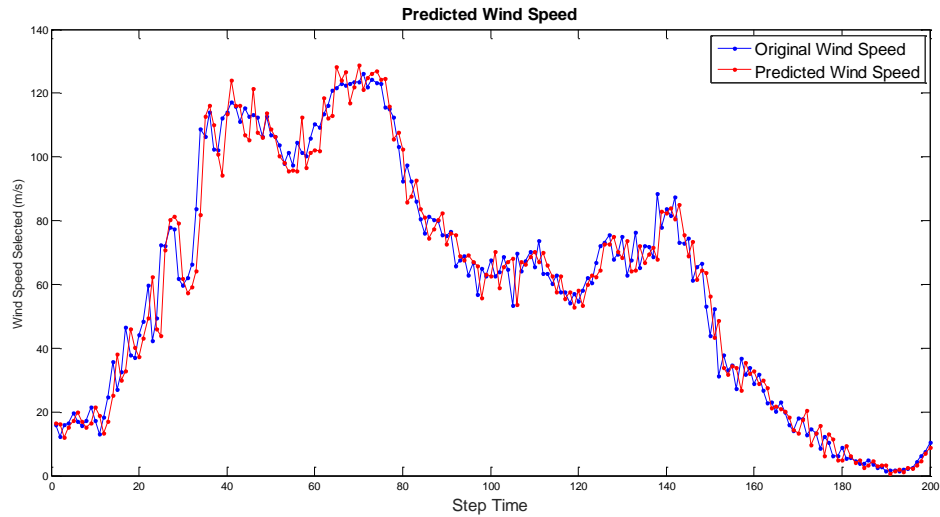


Figure III.3.4 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Polynomiale pour Epsilon=0.2.

Fonctions Noyaux	R ²	RMSE	MAPE	MAE
RBF	87.7459	8.8593	19.2111	0.1921
Gaussienne	86.6086	9.2750	20.2536	0.2025
Linéaire	96.2520	4.8457	10.6237	0.1062
Polynomiale	95.0858	5.5489	12.0001	0.1200

Tableau III.4 : Critères de performances R², RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur SVM avec Epsilon=0.3.

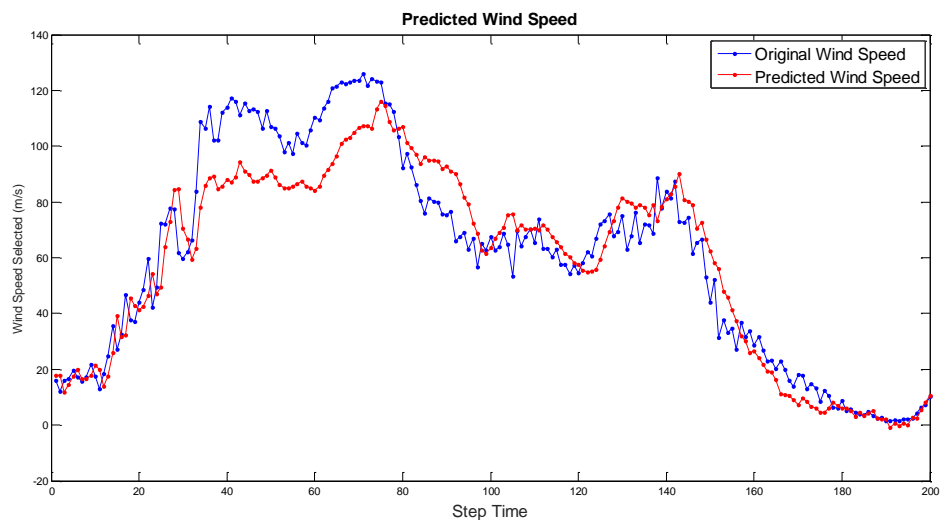


Figure III.4.1 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau RBF pour Epsilon=0.3.

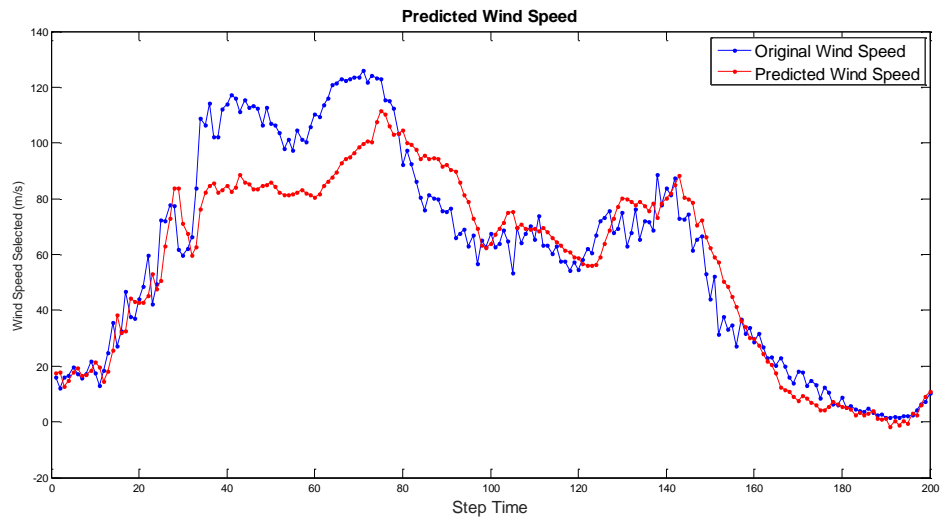


Figure III.4.2 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Gaussienne pour Epsilon=0.3.

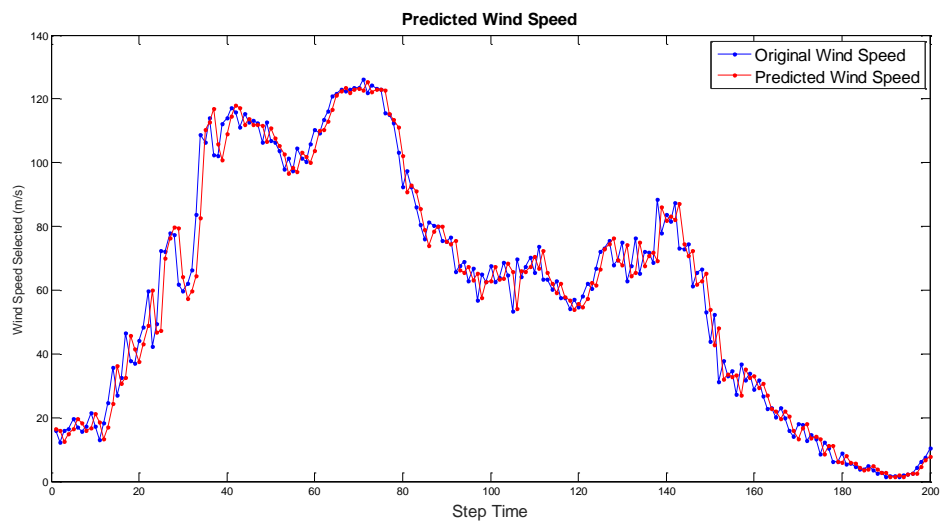


Figure III.4.3 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Linéaire pour Epsilon=0.3.

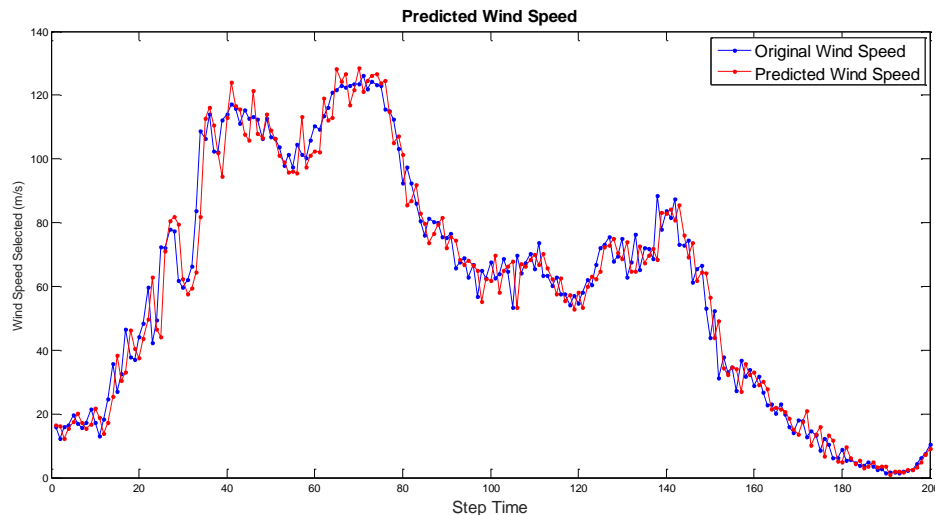


Figure III.4.4 : Vitesse du vent réels et prédites par SVM-avec une Fonction Noyau Polynomiale pour Epsilon=0.3.

D'après les Tableaux III.1, III.2 et III.3 et les figures III.1.1, III.1.2, III.1.3, III.1.4; III.2.1, III.2.2, III.2.3, III.2.4 ; et III.3.1, III.3.2, III.3.3, III.3.4 on remarque que le changement de la Fonction Noyau conduit à un changement dans la précision de la prédiction de la vitesse du vent, nous remarquons aussi que les Fonctions Noyau Polynomiale et Linéaire donnent des bon résultats, or la Fonction Noyau linéaire est plus précise dont le Coefficient de détermination $R^2=96.2610$ pour $\varepsilon = 0.1$. Le changement de ε augmente la charge des calculs sans aucun gain de performance

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

Dans le tableau suivant, nous présentons les calculs des critères de performances R^2 , RMSE, MAPE et MAE de notre système de prédiction basé MLP où nous avons fait des changements sur le nombre de couche cachées du réseau de neurone MLP.

MLP	R^2	RMSE	MAPE	MAE
1 Couche Cachée	92.6514	6.4737	16.3849	0.1638
2 Couches Cachées	90.5142	6.8986	19.9350	0.1993
3 Couches Cachées	88.9095	8.2791	27.0825	0.2708
4 Couches Cachées	81.2757	9.0239	24.5635	0.2456

Tableau III.5 : Critères de performances R^2 , RMSE, MAPE et MAE pour le système basé sur MLP-RNA

Les Figures III.4.1, III.4.2, III.4.3, III.4.4 présentent la Vitesse du vent réel et prédites par le système de prédiction basé sur le réseau de neurones MLP

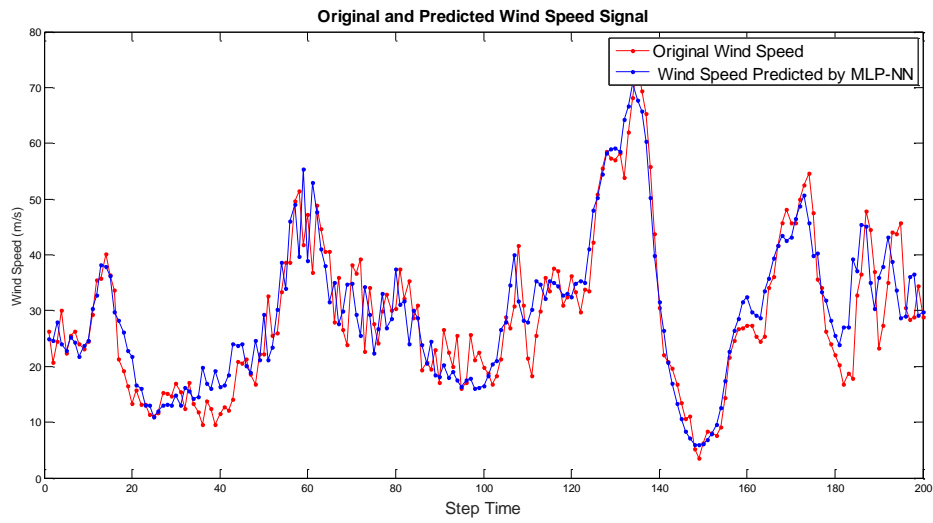


Figure III.5.1 : Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 1 couche cachée.

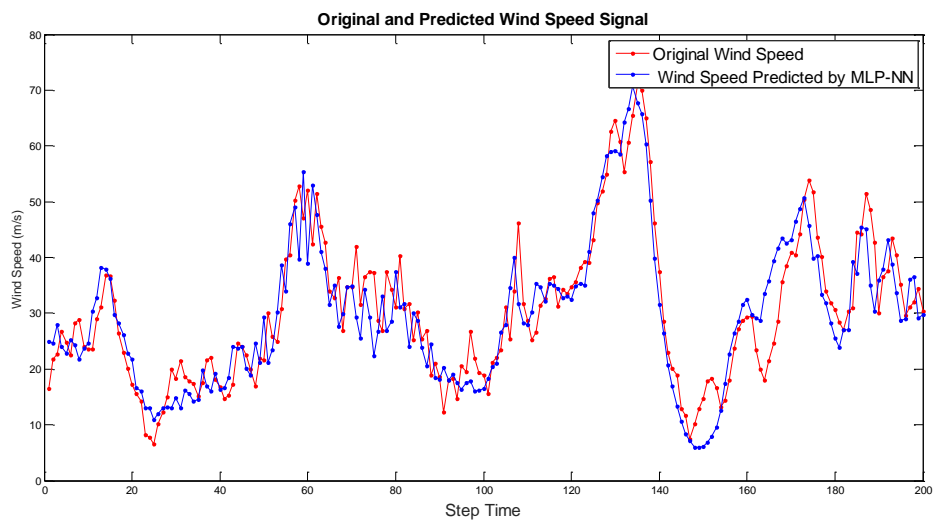


Figure III.5.2 : Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 2 couches cachées.

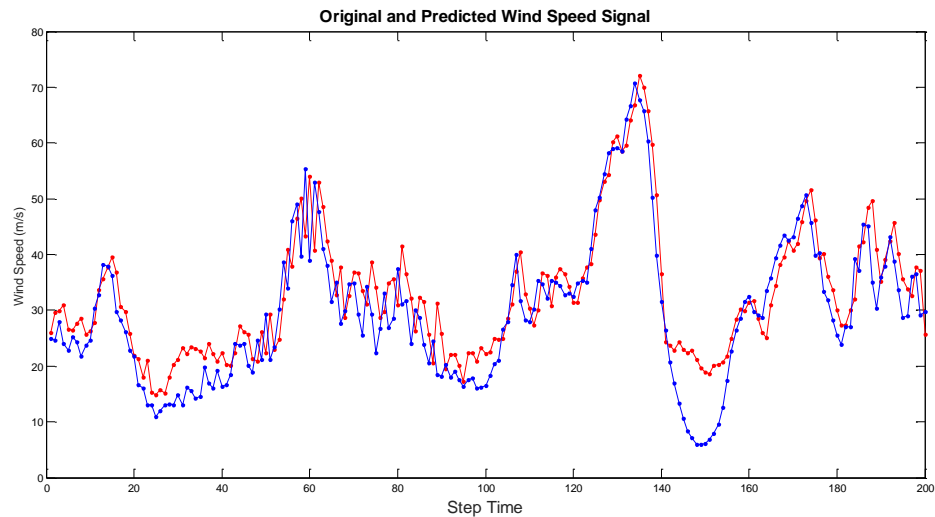


Figure III.5.3 : Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 3 couches cachées.

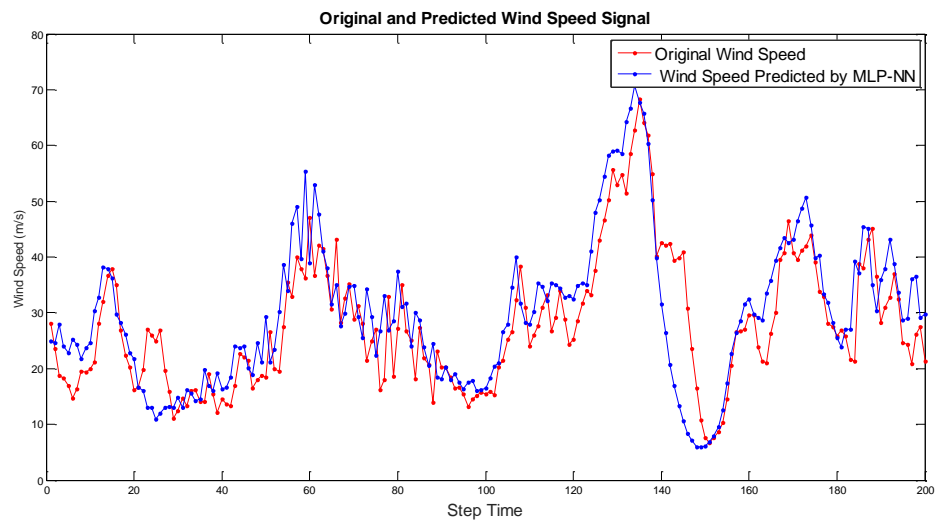


Figure III.5.4 : Vitesse du vent réel et prédites par RNA- MLP avec 4 couches cachées.

D'après le Tableau II.4 et les figures III.4.1, III.4.2, III.4.3, III.4.4 on remarque que le changement de nombre de couche cachée augmente la charge des calculs sans aucun gain de performance. Nous pouvons donc, affirmer que l'utilisation d'une seule couche cachée est le meilleur pour le modèle de type MLP.

D'après les résultats de simulation que nous avons présenté précédemment on peut dire que le système de prédiction de la vitesse du vent basé sur la technique de la Machine à Vecteurs de Support (SVM) qui a une fonction Noyau Linéaire avec une valeur 0.1 de Epsilon, peut être vu comme le meilleur système de prédiction de la vitesse du vent pour le cas étudié.

III.5 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons tenté d'établir une synthèse globale sur le travail qui a été réalisé dans ce mémoire. On a vu et discuté les résultats de simulation obtenus pour la prédiction de la vitesse du vent, nous avons proposé pour notre système de prédiction la technique d'apprentissage SVM, ainsi que la mise en œuvre d'un autre système de prédiction qui utilise un RNA de type MLP.

Cette étude a permis de valider et d'évaluer les performances de chacune des méthodes présentées. Une étude détaillée a été menée dans le but de sélectionner de manière critique l'approche proposée. Le critère statistique lié au coefficient de détermination (R^2), la racine carrée de l'erreur carrée de la racine moyenne «RMSE», l'erreur absolue moyenne «MAE» et le pourcentage d'erreur absolu moyen «MAPE» ont été les facteurs pertinents qui ont permis l'évaluation des méthodes étudiées.

Les résultats obtenus ont montré que l'approche SVM - Fonction linéaire du noyau donne des performances remarquables en termes de prédiction de la vitesse du vent.

Conclusion Générale

Conclusion générale :

L'objectif de notre travail est porté sur l'implémentation d'un système de prédiction de la vitesse du vent en utilisant une technique de Machine à vecteurs de support (SVM) qui sera par la suite comparé a un autre système de prédiction de la vitesse du vent basé sur un réseau de neurone de type MLP.

Nous avons commencé notre travail par une définition des énergies renouvelables, Différentes types et sources d'énergies renouvelables, en plus le principe de l'énergie éolienne et les caractéristiques technologiques des éoliennes. Et à la fin nous avons présenté des avantages et des inconvénients des éoliennes

Les machines à vecteurs de supports sont très prometteuses dans le domaine de la prédiction où nous avons utilisé cette méthode pour la prédiction de la vitesse du vent.

Notre système proposé pour la prédiction de la vitesse du vent est appliqué sur des données réelles où nous avons fait des changements sur la valeur de ϵ et aussi le type de la fonction noyau, les résultats obtenus en simulation ont fournis des bonnes performances pour notre système en particulier pour le noyau linéaire. Pour $\epsilon = 0,1$.

En comparant notre système proposé avec un autre système de prédiction de la vitesse du vent basé sur un réseau de neurones de type MLP, nous pouvons voir que , la machine à vecteurs de support est généralement meilleure que le réseau neurones de type MLP.

Références Bibliographique

BIBLIOGRAPHIE

[1] SEDDAOUI Mawloud & KARMAS Malik, Distribution des vents en Algérie et présentation d'une éolienne moyenne puissance (constitution et fonctionnement), mémoire, Université DjillaiLiabes de Sidi Bel Abbes Faculté Technologie, Le 2012/2013.

[2] Khalfa Lotfi Université Badji Mokhtar Annaban, Etude et Simulation d'une éolienne à base d'une Machine Asynchrone Doublement Alimentée, mémoire, Le juin 2017.

[3] Sadi Mohamed,,L'impact Des Energies Renouvelables Sur Le Réseau Electrique Ouest Algérien 220 KV, Université de Taher Moulay de Saida, Le 2013/2014.

[4] I. Hussein, A. Ilinca, J.Perron "Investigations Des Différentes Alternatives Renouvelables et Hybrides pour l'Électrification des Sites Isolés", Rapport interne Laboratoire de Recherche en Énergie Éolienne, LREE-03, Université du Québec à Rimouski,Canada, 2008.

[5] L. Stoyanov, "Etude de Différentes Structures de Systèmes Hybrides à Sources d'Energie Renouvelables ," Thèse de Doctorat, Cotutelle de l'Université de Corse Pasqual Paoli & l'Université Technique de Sofia , 2011.

[6] A. Goetzberger, V. Hoffman, U.Volker, "Photovoltaic Solar Energy Generation", Optical Sciences, Springer, 2005.

[7] G. Masson, S.Orlandi, M. Sreking, "Global Market Outlook for Photovoltaics " European Photovoltaic Industry Association (EPIA), for PV (2014–2018), June 2014.

[8] H. Kanchev, " Gestion des Flux énergétiques dans un Système Hybride de Sources d'énergie renouvelable : Optimisation de la planification opérationnelle et ajustement d'un micro réseau électrique urbain ," Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lille, 2014.

[9] A.N.Cheigui, , "Les Energies du Future en Algérie : Sécurité, Enjeux et Perspectives ", Université Joseph Fourier de Grenoble, Rapport Projet Maghreb-Europe,200.

[10] A. B. Stambouli, , “Promotion of Renewable Energies in Algeria: Strategies and perspectives”, Renewable and Sustainable Energy Reviews v15 ,pp.1169-1181, 2011 .

[11] Frédéric poitiers, etude et commande de generatrices asynchrones pour l'utilisation de l'energie eolienne.

-Machine asynchrone à cage autonome.

-Machine asynchrone à double alimentation reliée au réseau Université de Nantes école doctorale sciences et technologies Le 19/12/2003.

[12] M. Said and A. Ibrahim, «Energy in the Arab World’, Energy» Vol. 9, N°3, pp. 217 - 238, 1984.

[13] H. Bensaid, « The Algerian Programme on Wind Energy ». Proceeding of WEAC, pp. 21-27, Oxford, 1985.

[14] R. Hammouche , « Atlas Vent de l’Algérie/ONM » Office des Publications Universitaires (OPU), Alger 1990.

[15] N. Kasbadji merzouk , « An Evaluation of Wind Energy Potential in Algeria ». Proceeding of EWEC'94 congress, Thessaloniki, Grèce, 1994.

[16] F.Youcef Ettoumi, « Ressources Energétiques Renouvelables en Algérie », Thèse de doctorat d’état, USTHB, 2002.

[17] LATRECHE Mohammed Tahar, Commande Floue de la Machine Synchrone à Aimant Permanent (MSAP) utilisée dans un système éolien, Université Ferhat Abbas de setif UFASALGERIE département d’électronique Mémoire de Magister, Le24/06/2012.

[18] R. Ramakumar, A. Naeter, « Role of Renewable Energy in the Development and Electrification of Remote and Rural Areas », Power Engineering Society General Meeting IEEE, 6-12, Vol.2, pp. 2103 – 2105, June 2004.

- [19] H. Camblong, « Minimisation de l'Impact des Perturbations d'Origine Eolienne dans la Génération d'Electricité par des Aérogénérateurs à Vitesse Variable », Thèse de Doctorat, ENSAM Bordeaux, 2003.
- [20] L. Chang, « Systèmes de conversion de l'énergie éolienne », IEEE Canadian Review, Summer /Eté 2002, PP. 1-5.
- [21] B. Multon, G. robin, M. Ruellan et H. Ben Ahmed, « Situation énergétique mondiale à l'aube du 3ème millénaire : Perspectives offertes par les ressources renouvelables », Revue 3EI, n° 36, Mars 2004, pp. 1-14.
- [22] S El Aimani, « Modélisation des différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension », thèse de doctorat, l'université des sciences et technologies de Lille (USTL).
- [23] Ida et rna pour la predection de la vitesse du vent 2016/2017.
- [24] Machine Learning for Wind Energy Prediction – Possible Improvements over Traditional Methods Department of Informatics Faculty of mathematics and natural sciences UNIVERSITY OF OSLO May 25, 2017.
- [25] Kecman, V., 2001. Learning And Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, And Fuzzy Logic Models, The MIT press, Cambridge, Massachusetts, London, England.
- [26] Vert, J.P., 2001. Introduction to support vector machines (SVM) and application in bioinformatics. Seminar, Bioinformatics Center, Kyoto University.
- [27] Lodhi, H., John S.T, Christianini, J.N., and Watkins, C., 2001. Text classification using string kernels. Advances in Neural Information Processing Systems, 13.

- [28] Furey, T.S., Cristianini, N.D., Bednarski, D.W., Schummer M., and Haussler, D., 2000. Support Vector Machine Classification and Validation of Cancer Tissue Samples Using Microarray Expression Data. *Bioinformatics*, 16(10), 906-914, Oxford University Press.
- [29] Minh, N.N., 2004. Two-stage support vector machines for protein structure and solvent prediction. PhD. thesis, school of Computer Engineering, Nanyang Technological University, Singapore.
- [30] Kim, K.J., 2003. Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing* 55, 307 – 319.
- [31] Smola, A.J., Scholkopf, B., 1998. A tutorial on Support vector Regression. NeuroCOLT2 Technical Report Series, NC2-TR-1998-030.
- [32] Machines à vecteurs supports, st-m-app-svm. Wikistat
- [33] conception et comparaison de lois de commande adaptative à base de réseaux de neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure, hicham chaoui, Décembre 2002.
- [34] Attalaoui soumia, Merzougui Amel, Analyse et modélisation à base de neurones artificiels dédiées à la prédiction de la vitesse du vent, mémoire de master, Université de M'sila, Année 2018/2019
- [35] réseaux de neurones gif-21140 et gif-6432 par Marc Parizeau 2004 université laval
M.S . BERRACHED, 'Analyse Technico-économique des Systèmes de Conversion.
- [36] A. BAKHTI, ' application des méthodes intelligentes pour la prédiction des températures', mémoire de master, Université de M'sila, Année 2017 /2018.
- [37] Ozdamar, Yaylali, Tayakar et Lopez «Inversion of Multi/layer Networks». Int. Joint. Conf. Neural Networks, Washington, Juin, pp 425-430, 1989.

[38] FJ. Pineda «Generalization of Back-Propagation to Recurrent Neural Networks», Physical Review letters, 59(19), pp 2229-2232,1987.

[39] R.L. Watrous « Learning Algorithms for Connectionist Networks: Applied Gradient Methods of Nonlinear Optimization», IEEE First International Conference on Neural Networks, 2, pp 619-627, 1987.

[40] K.S. Narendra, et K. Parthasarathy «Gradient Methods for the Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks», IEEE Trans on Neural Networks, 2(2), pp 252-262, 1991.

[41] Mavrouniotis et Chang Numerical Recipes in C. New York : Cambridge University Press, 1990.

[w1] <http://www.connaissancedesenergies.org/>

[w2] <http://www.energies-renouvelables.org/observ-er/html/inventaire/Fr/sommaire.asp>

[w3] <http://portail.cder.dz/spip.php?article4446>

[w4] Site web : <http://www.planetoscope.com>

[w5] Historique des éoliennes.7

<http://www.lei.ucl.ac.be/multimedia/eLEE/FR/realisations/EnergiesRenouvelables/index.htm>

[W6] http://fr.wikipedia.org/wiki/Image:Savonius_Rotor.png

[w7]<https://www.supinfo.com/articles/single/6041-machine-learning-introduction-apprentissage-automatique> .

[w8] https://www.wigm.univmlv.fr/~dr/XPOSE2014/Machin_Learning/D_Machine_Learning
<https://support.minitab.com/fr-fr/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/regression/supporting-topics/nonlinear-regression/understanding-algorithms-and-starting-values-in-nonlinear-regression/> .

Résumé

Avec l'augmentation des activités agricoles et industrielles dans tous les pays du monde, la demande en énergie augmente également, et pour ne pas rester toujours liés aux électrique, fossile et nucléaire. la plus part des pays du monde sont dirigé vers l'utilisation des énergies naturelles et renouvelables, et parmi ces énergies on trouve l'énergie éolienne.

L'énergie éolienne est une source d'énergie naturelle, renouvelable, propre, inépuisable et presque gratuite, cette énergie est liée aux variation de la vitesse du vent.

Pour une bonne exploitation de l'énergie éolienne et une bonne gestion de l'énergie électrique du réseau électrique, la prédiction de la vitesse du vent est devenue une étape essentielle pour l'installation des sites (parcs) éolienne d'une part la prédiction de la vitesse du vent est nécessaire car le vent est un source d'énergie irrégulière.

Plusieurs types de modèles et méthodes de prédiction de la vitesse du vent présentés dans la littérature .à titre d'exemple on peut cité ARIMA, filtre de Kalman, RNA.....etc.

Dans ce travail on va proposé un système pour la prédiction de la vitesse du vent qui est basé sur l'utilisation d'une série temporelle (TS) de données mesurées sur un site et essayé de prédire les valeurs futures de la vitesse du vent en utilisant machines à vecteurs de support.

Mots clés: Intelligence Artificielle, Réseaux de Neurones Artificiels, machine à vecteurs de support (SVM), Série Temporelles, Prédiction, Vitesse du Vent.

Abstract

With the increase in agricultural and industrial activities in all countries around the world, the demand for energy increases regularly, and in order for these countries not to remain linked to electric, fossil nor nuclear energy, most countries are moving towards the use of clean and renewable natural energy, endless and almost free, this energy exists in many variations due to the differences of wind speed.

In order to optimize the utilization of this energy, forecasting wind speed has become an essential step for installing wind turbine sites . On the other hand, forecasting winds speed is necessary because winds is an irregular source of energy.

Several patterns and methods of forecasting wind speed are presented in written works, to name a few, we can mention the kalman filter, the ARIMA, RNA method.....etc

In this work, we will propose a wind speed prediction system that relies on the use of a time series (TS) of measured data at the sites and an attempt to predict future values of wind velocity using support vector machines (SVM).

Keywords: artificial intelligence, artificial neural networks, support vector machine (SVM), time series, prediction, wind speed.

المخلص

مع تزايد الانشطة الزراعية والصناعية في كل دول العالم، يزداد الطلب على الطاقة بانتظام، ولكي لا تبقى هذه الدول مرتبطة بالطاقة الكهربائية، الأحفورية أو النووية ، فإن غالبية الدول تتجه صوب استعمال الطاقات النظيفة والمتجددة ومن بين هذه الطاقات نجد طاقة الرياح..
طاقة الرياح نوع من الطاقات الطبيعية النظيفة والمتجددة، غير منتهية وتقريبا مجانية، هذه الطاقة تتواجد باختلافات كثيرة نظرا لسرعة الرياح المتغيرة
من أجل استغلال أمثل لهذه الطاقة، فإن التنبؤ بسرعة الرياح أضحي خطوة أساسية وذلك من أجل تركيب مواقع توربينات الرياح، ومن ناحية أخرى ، فإن التنبؤ بسرعة الرياح ضروري لأن الرياح مصدر غير منتظم للطاقة يتم تقديم عدة أنماط وطرق حول التنبؤ بسرعة الرياح ضمن أعمال مكتوبة، على سبيل المثال لا الحصر يمكن أن نذكر مرشح كالمان، طريقة ARIMA.RNA إلخ
ففي هذا العمل ، سنقترح نظامًا للتنبؤ بسرعة الرياح يعتمد على استخدام سلسلة زمنية (TS) للبيانات المقاسة في الموقع ومحاولة التنبؤ بالقيم المستقبلية لسرعة الرياح في باستخدام آلات ناقلات الدعم (SVM).
الكلمات الرئيسية: الذكاء الاصطناعي ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، آلات ناقلات الدعم ، (SVM) ، السلاسل الزمنية ، التنبؤ ، سرعة الرياح.