

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Abderrahmane MIRA Béjaïa
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique



Mémoire de fin de cycle

En vue de l'obtention du diplôme de Master en électronique

Option : Automatique

Thème

Identification et commande à base de réseaux de neurones d'une éolienne

Réaliser par :

M^r DJENADI Ali

Encadré par :

M^r H. LEHOUCHE

Devant le jury :

M^{elle} S. MEZZAH

M^r S. LADJOUZI

**Année universitaire
2012/2013**

Remerciements

J'adresse mes remerciements et ma gratitude à notre Dieu tout puissant le miséricordieux qui m'a aidé et donné la force de persévérer chaque jour tout au long de ce travail.

J'exprime mes remerciements les plus sincères et ma vive reconnaissance à mon enseignant et promoteur Monsieur H. LEHOUCHE Docteur Maitre Conférencier à l'université A. Mira de Béjaïa qui n'a jamais épargné ni son temps ni ses efforts pour me conseiller et m'orienter vers le meilleur. Qu'il puisse trouver ici ma profonde gratitude.

Je remercie le président et tous les membres du jury de m'avoir honoré par leur présence et d'avoir accepté et pris de leur temps pour examiner mon travail.

Je présente mes remerciements les plus sincères à Monsieur B. BOUKHEZZAR et Monsieur S. LADJOUZI pour leurs aides et leurs conseils précieux fournis pendant la réalisation de ce travail.

Mes remerciements pour tous les enseignants qui nous ont fournis l'essentiel de leurs connaissances et conseils pour la réalisation de ce travail.

Enfin, mes remerciements les plus distingués et ma gratitude la plus sincère à toute personne qui m'ont encouragés, orientés réconfortés et ayant participés de loin ou de près, directement ou indirectement à l'accomplissement de ce présent travail.

Dédicaces

Je dédie mon travail :

A mes très chers parents qui mon soutenus tout au long de mes études;

A ma sœur qui a était toujours à mes côtés ;

.A mes grands-parents et toute ma famille :

A tous mes amis ;

A toute la famille universitaire ;

Ali DJENADI

Sommaire

Sommaire

Liste des figures	iii
Liste des tableaux	vi
Nomenclature	vii
Abréviations	ix
Introduction générale	1
Chapitre 1: Modélisation d'une éolienne à axe horizontal	3
1.1. Introduction	3
1.2. Généralités sur l'énergie éolienne et l'éolienne.....	3
1.2.1. Définition de l'énergie éolienne.....	3
1.2.2. Définition de l'éolienne.....	3
1.2.3. Classification des éoliennes.....	3
1.2.4. Conception d'une éolienne à axe horizontale.....	5
1.3. Principe de transformation d'énergie	7
1.4. Théorie de l'élément de pale.....	8
1.5. Coefficient de puissance aérodynamique.....	12
1.6. Modélisation de la turbine à deux masses.....	15
1.6.1. Hypothèses simplifiant la modélisation mécanique de la turbine.....	15
1.6.2. Modélisation du modèle à deux masses.....	17
1.7. Conclusion.....	18
Chapitre 2 : Réseaux de neurones, identification et commande	19
2.1. Introduction.....	19
2.2. Le neurone formel.....	19
2.3. Les réseaux de neurones artificiels (RNA).....	20
2.3.1. Réseau de neurones statiques (non bouclés).....	21
2.3.2. Réseau de neurones dynamiques (Bouclés ou récurrents).....	22
2.3.3. Apprentissage des RNA (algorithme de rétro propagation).....	23

2.4.	L'identification à base de RNA	28
2.5.	Commande de systèmes à base de RNA.....	29
2.5.1.	Exposition du problème de méthode MRAC.....	29
2.5.2.	La commande MRAC directe.....	30
2.5.3.	Commande MRAC indirecte.....	30
2.6.	Conclusion.....	31
 Chapitre 3 : Commande et identification à base de RNA d'une éolienne		32
3.1.	Introduction.....	32
3.2.	Identification du système éolien par les RNA.....	32
3.2.1.	Structure de l'identification.....	32
3.2.2.	Résultats et discussions.....	34
3.3.	Commande d'une éolienne par les RNA.....	36
3.3.1.	Stratégie de commande d'une éolienne.....	36
3.3.2.	Technique d'extraction du maximum de la puissance.....	37
3.3.3.	Simulation du modèle de l'éolienne en boucle ouverte.....	40
3.3.3.1.	Profil du vent utilisé.....	40
3.3.3.2.	Simulation en boucle ouverte.....	40
3.3.3.3.	Résultats et discussions.....	41
3.3.4.	Commande MRAC directe d'une éolienne.....	43
3.3.4.1.	Structure de la commande MRAC directe.....	43
3.3.4.2.	Résultats et discussions.....	44
3.3.5.	Commande MRAC indirecte d'une éolienne.....	47
3.3.5.1.	Structure de la commande MRAC indirecte.....	47
3.3.5.2.	Résultats et discussions.....	48
3.3.6.	Evaluation de la méthode MRAC neuronale.....	51
3.4.	Conclusion.....	52
 Conclusion générale		53
 Références bibliographiques		54
 Annexes		56

Liste des figures

Liste des figures

Figure 1.1 Eolienne de type Darrieus.....	4
Figure 1.2 Eolienne de type Savonius.....	4
Figure 1.3 Eolienne à axe horizontal.....	5
Figure 1.4 Schéma de la nacelle.....	6
Figure 1.5 Conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique.....	7
Figure 1.6 Coupe transversal de la pale.....	8
Figure 1.7 les vents agissants sur l'élément de pale.....	9
Figure 1.8 les forces agissantes sur l'élément de pale.....	10
Figure 1.9 Mouvement de l'air sur la turbine.....	12
Figure 1.10 Coefficient de puissance C_p en fonction de β et λ	14
Figure 1.11 Modèle à deux masses d'une éolienne	16
Figure 1.12 Modèle Simulink d'une Turbine à deux masses.....	18
Figure 2.1 La structure d'un neurone formel.....	19
Figure 2.2 La structure d'un réseau de neurones.....	20
Figure 2.3 La structure d'un réseau de neurones MLP.....	21
Figure 2.4 RNA totalement récurrent.....	22
Figure 2.5 RNA à mémoire.....	22
Figure 2.6 RNA d'Elman.....	23
Figure 2.7 Organigramme de la procédure de la rétro propagation.....	27
Figure 2.8 Identification parallèle.....	28
Figure 2.9 Identification série-parallèle.....	28
Figure 2.10 Le schéma de commande adaptative.....	29

Figure 2.11 Schéma général de la commande MRAC directe.....	30
Figure 2.12 Schéma général de la commande MRAC indirecte.....	31
Figure 3.1 Structure de l'identification.....	33
Figure 3.2 Résultats de la fonction newff de MatLab.....	34
Figure 3.3 Résultats de l'identification (sortie ω_g (rad/sec)).....	35
Figure 3.4 L'erreur d'identification.....	35
Figure 3.5 Caractéristique Puissance-Vitesse d'une éolienne.....	36
Figure 3.6 Bilan de puissance d'une éolienne.....	37
Figure 3.7 Coefficient de puissance en fonction de λ , pour $\beta=2$	38
Figure 3.8 Profil de la vitesse du vent d'une moyenne de 7 m/s.....	40
Figure 3.9 Vitesse de rotation de la génératrice et vitesse de référence.....	41
Figure 3.10 puissance électrique produite et puissance aérodynamique.....	41
Figure 3.11 Rendement de l'éolienne sans processus de commande.....	42
Figure 3.12 Schéma de la commande MRAC directe utilisée.....	43
Figure 3.13 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (rad/sec) ..	44
Figure 3.14 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (tr/min)..	45
Figure 3.15 Puissance électrique P_{elec} et la puissance aérodynamique P_a (watts).....	45
Figure 3.16 Rendement en puissance de la commande MRAC directe.....	46
Figure 3.17 signale de commande MRAC directe.....	46
Figure 2.18 Schéma de la commande MRAC indirecte utilisée.....	47
Figure 3.19 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (rad/sec)..	48
Figure 3.20 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (tr/min)..	49
Figure 3.21 Puissance électrique P_{elec} et la puissance aérodynamique P_a (watts).....	49

Figure 3.22 Rendement en puissance de la commande MRAC indirecte.....50

Figure 3.23 signale de commande MRAC indirecte.....50

Figure 3.24 Vitesse de rotation de commande adaptative et robuste.....51

Figure 3.25 rendement de commande adaptative et robuste.....51

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau N°1 : Classification des éoliennes [4].....4

Nomenclature

Nomenclature

P_{dispo}	Puissance disponible de l'air.
V	Vitesse du vent.
ρ	Densité de l'air
S	Surface balayée par les pales de la turbine.
P_a	Puissance aérodynamique
C_p	Coefficient de puissance de la turbine
β	Angle de calage (Pitch angle)
λ	Rapport de vitesse de pointe de la turbine, le TSR (TIP-speed ratio)
ω_T	Vitesse de la turbine
R	Rayon du rotor
T_a	Couple aérodynamique de la turbine
n_g	Le gain du multiplicateur
J_g	Inertie des masses du côté de la génératrice
K_g	Coefficient de frottements visqueux externes de la génératrice
K_r	Coefficient de frottements visqueux externes du rotor
J_r	Inertie des masses du côté du rotor
T_{ls}	Couple de l'arbre lent
B_{ls}	Coefficient de frottements sur l'arbre lent
θ_T	Position angulaire du rotor
θ_{ls}	Position de l'arbre lent
K_{ls}	Coefficient de torsion sur l'arbre lent
ω_{ls}	Vitesse de l'arbre lent
T_{hs}	Couple de l'arbre rapide
ω_g	Vitesse de rotation de la génératrice
T_{em}	Couple électromagnétique de la génératrice

T_{mec}	Couple mécanique de la génératrice
P_{elec}	Puissance électrique
P_{mec}	Puissance mécanique
$\omega_{g ref}$	Vitesse de rotation de la génératrice de référence

Abréviations

Abréviations

RNA	Réseaux de neurones artificiels.
MRAC	Model Reference Adaptive Control
MLP	Multi-Layer Perceptron
CART	Control Advanced Research Turbine
TDL	Time Delay Line
MPPT	Maximum Power point tracking

Introduction générale

Introduction générale

L'énergie électrique est la principale base de la technologie moderne, cette énergie est produite à partir de sources primaires, telle que les énergies fossiles dont le principe et la combustion des carburants fossiles et les énergies fissiles qui sont à base de fission nucléaire [1].

L'électricité est considérée comme énergie propre par excellence. Cependant, elle est produite à plus de 80% de sources fossiles et fissiles qui en plus d'être des ressources épuisables, elles contribuent à la production de déchets nuisibles à l'environnement, d'autre part, le besoin grandissant des sociétés en terme d'énergie, a lancé de plus belle la recherche de nouvelle source d'énergie primaire plus adaptée au mode de vie et à la consommation de la vie moderne. Dans ce contexte les sources d'énergie renouvelables présentent le plus grand intérêt et sont les plus susceptibles de répondre aux attentes de production et environnementales exigées, parmi ces énergies, l'énergie éolienne.

L'énergie éolienne confirme sa position de deuxième source de production d'électricité renouvelable après l'énergie hydraulique (459,9 TWh en 2011), elle représente plus de 10% de production d'électricité renouvelable (10,3% en 2011) et de 2,1% de la production d'électricité mondiale [2].

Néanmoins pour satisfaire les besoins énergétiques d'électricité d'origine éolienne demandés, il est crucial de développer des outils efficaces de production, à cet effet, les stratégies de commande des systèmes peuvent augmenter sensiblement le rendement d'une éolienne.

Plusieurs techniques de commande ont été appliquées, dont les principaux objectifs sont : de générer le maximum de puissance en dessous de la puissance nominale à vents faibles, de maintenir une puissance nominale à vents forts et de minimiser les efforts subis par les mécanismes de l'éolienne.

Dans ce travail, on s'est intéressé à la commande à vents faibles d'une éolienne à axe horizontal, et cela en appliquant une commande intelligente à base de réseaux de neurones sur un modèle non-linéaire à deux masses d'une éolienne.

Le choix de la commande à base de réseaux de neurones est due à leurs capacité d'approximation et de modélisation des fonctions non-linéaires, de traitement parallèle,

d'apprentissage et surtout de stockage d'informations (neurone récurrent et neurone à mémoire) pour des besoins ultérieurs. Ces caractéristiques rendent les réseaux de neurones plus adaptés au contrôle des systèmes dynamiques non-linéaires [3].

Ce travail se restreint à la commande d'une éolienne à axe horizontal dans des conditions de vents faibles, où l'objectif est d'optimiser le rendement énergétique en maximisant la puissance de l'éolienne, à cet effet ce mémoire est organisé en trois chapitres.

Le premier chapitre est consacré aux généralités sur l'éolienne et leurs classifications, pour se limiter à l'étude de l'éolienne à axe horizontal, où nous présentons sa conception et le principe de transformation de l'énergie à travers ses composants. La modélisation du comportement aérodynamique et mécanique est exposée, pour aboutir sous certaines hypothèses à un modèle non linéaire à deux masses de l'éolienne.

Le deuxième chapitre traite les réseaux de neurones artificiels et leurs différentes architectures. Un algorithme d'apprentissage supervisé, basé sur la rétro-propagation de l'erreur est présenté. Dans ce chapitre on aborde également les méthodes d'identification et de commande basées sur les réseaux de neurones artificiels, où nous exposons deux méthodes de commande, la commande adaptative à modèle de référence (MRAC), directe et indirecte.

Le troisième chapitre est centré sur l'identification et la commande MRAC d'une éolienne à axe horizontal, en se basant sur le modèle non linéaire à deux masses. Des simulations en boucle ouverte montrent le comportement du système sans système de commande. Au final, les méthodes de commande MRAC sont utilisées pour maximiser la puissance extraite du vent et d'optimiser le rendement énergétique de l'éolienne, tout en minimisant les efforts sur l'éolienne.

Chapitre 1

Modélisation d'une éolienne
à axe horizontal

1.1. Introduction

Ce chapitre porte sur le fonctionnement de l'éolienne étudiée, nous nous intéresserons à la théorie de l'élément de pale pour avoir un aperçu général sur l'effet du vent sur les pales, aussi nous dresserons une modélisation de la partie mécanique de l'éolienne dont le modèle mathématique obtenu est supposé à deux masses, ce modèle fera l'objet de simulation sous le logiciel MatLab Simulink.

1.2. Généralités sur l'énergie éolienne et l'éolienne

1.2.1. Définition de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne, est une énergie produite à partir de la force du vent sur les pales d'une éolienne. Lorsque le vent se met à souffler, les forces qui s'appliquent sur les pales induisent la mise en rotation du rotor. L'énergie électrique ainsi produite peut être distribuée sur le réseau électrique grâce à un transformateur. [1]

1.2.2. Définition de l'éolienne

L'éolienne, est un dispositif destiné à convertir l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique. Les éoliennes sont composées de pales en rotation autour d'un rotor et actionnées par le vent. Elles sont généralement utilisées pour produire de l'électricité et entrent dans la catégorie des énergies renouvelables. [1]

1.2.3. Classification des éoliennes

Les éoliennes peuvent être classées selon leurs caractéristiques techniques ou bien selon leur type d'axe. Le choix du type d'éolienne à utiliser repose sur des critères économiques, d'espace utilisable et sur la production demandée.

Les classes d'éoliennes selon leurs principales caractéristiques techniques sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau N°1 : Classification des éoliennes [4]

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

D'autre part on peut caractériser une éolienne par son type d'axe, dans ce contexte il y a deux types d'éoliennes, éolienne à axe verticale et éolienne à axe horizontal.

- L'éolienne à axe verticale, de type Darrieus (Figure 1.1) ou Savonius (figure 1.2) sont des turbines à axe verticale de forme cylindrique, ce type d'éolienne a pratiquement disparu dans les projets industriels.



Figure 1.1 Eolienne de type Darrieus



Figure 1.2 Eolienne de type Savonius

- L'éolienne à axe horizontal (Figure 1.3) dont ce travail fait l'objet d'étude, est l'éolienne la plus utilisée de nos jours, elle est constituée de pales qui font une rotation autour d'un axe horizontal grâce à la force de portance. [4]

1.2.4. Conception d'une éolienne à axe horizontal

Le schéma d'une éolienne à axe horizontal et ses principaux composants sont représentés sur la figure 1.3.

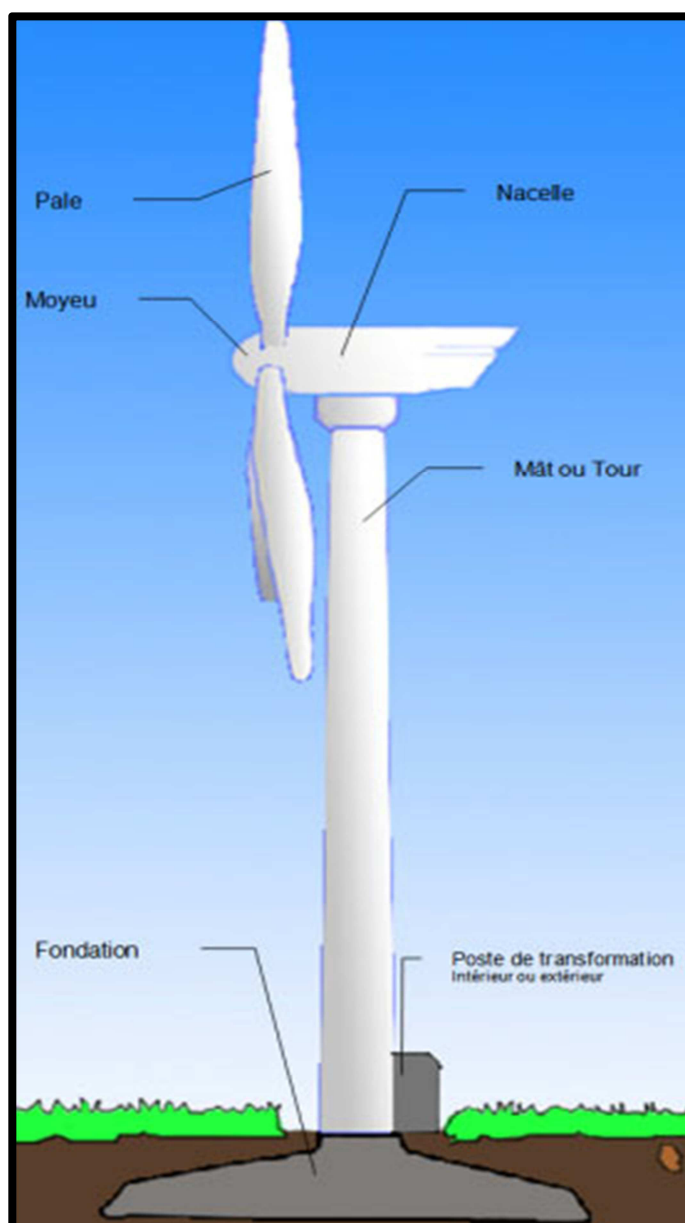


Figure 1.3 Eolienne à axe horizontal

Le schéma détaillé de la nacelle de l'éolienne à axe horizontal est présenté sur la figure 1.4.

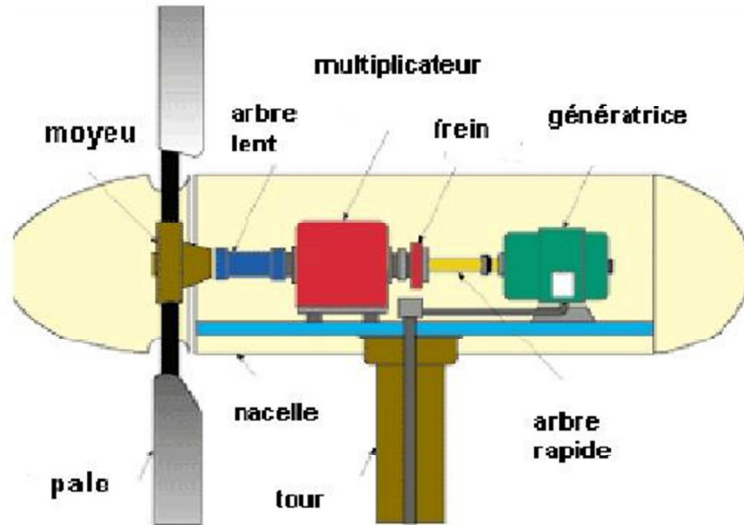


Figure 1.4 Schéma de la nacelle

Les composants d'une éolienne dépendent de sa conception, cependant une éolienne classique est généralement constituée de :

- Un mat (tour), est ordinairement en métal, construit de façon à supporter tous les composants (nacelle + rotor) il peut atteindre une dimension de 80 m de hauteur.
- Un rotor, est constitué de pales généralement trois, montées sur un moyeu.
- Une nacelle, montée au sommet de la tour, elle renferme tous les composants nécessaires au bon fonctionnement de la conversion de l'énergie mécanique en électricité, les principaux composants de la nacelle sont :
 - L'arbre lent, transmet l'énergie mécanique du moyeu au multiplicateur.
 - Le multiplicateur, est une boîte de vitesse qui adapte la vitesse de la turbine (très faible de l'ordre de quelques tours par minute) à celle de la génératrice (très rapide).
 - Le frein, permet de réduire ou de stopper le mouvement de l'éolienne au besoin.
 - L'arbre rapide relie le multiplicateur à la génératrice.
 - La génératrice, généralement asynchrone convertit l'énergie mécanique transmise via l'arbre rapide en énergie électrique.

L'éolienne possède aussi, des systèmes d'orientation des pales (Pitch control) et d'autres pour l'orientation de la nacelle suivant la direction du vent (Yaw control), d'autre part de nombreux capteurs sont installés sur l'éolienne (Ex : un anémomètre qui mesure la vitesse du vent) mais aussi des systèmes de sécurités (Ex : frein hydraulique). Ces composants se diffèrent d'une machine à une autre, dépendant de sa conception et de la commande ainsi que de ses besoins.

1.3. Principe de transformation d'énergie

L'éolienne peut être divisée en deux parties principales, une partie mécanique composée de la turbine, la transmission, le multiplicateur et le rotor de la génératrice et une partie électrique qui consiste dans la génératrice et des convertisseurs qui adaptent l'énergie électrique produite aux réseaux électriques.

La turbine à vent permet de convertir une partie de l'énergie cinétique disponible dans le vent en énergie électrique utilisable qui peut être injectée au réseau électrique, cette conversion se fait en deux étapes principales de transformations :

- Premièrement la turbine (rotor), convertie l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique.
- Par la suite la génératrice (moteur électrique), transforme l'énergie mécanique en énergie électrique.

La chaîne de conversion générale suivante (Figure 1.5) montre les conversions subites par l'énergie cinétique du vent capturé :

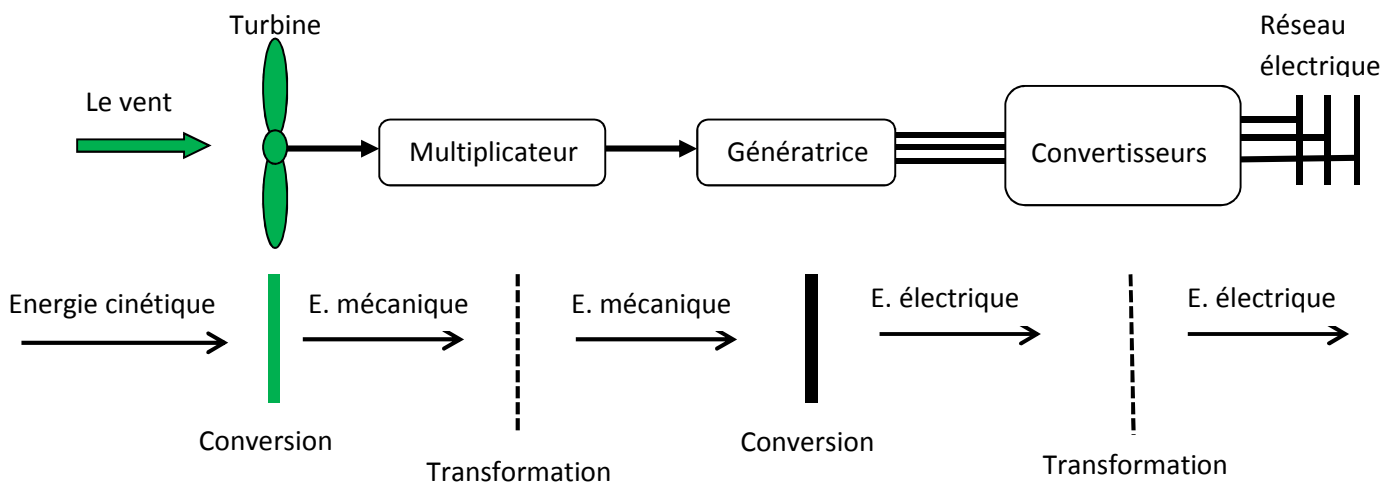


Figure 1.5 Conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique

L'énergie extraite du vent varie avec le cube de la vitesse de celui-ci, ce qui rend la compréhension des caractéristiques concernant la variation du vent dans l'espace et dans le temps, nécessaire pour une exploitation optimale de l'énergie éolienne, et cela dans le choix des sites d'installation des éoliennes et leurs conceptions [5].

Dans notre document nous allons présenter seulement l'effet du vent en niveau des pales de la turbine et modéliser les forces mise en jeu.

1.4. Théorie de l'élément de pale

Le but du théorème est de modéliser les forces exercées sur un élément de pale pendant l'interaction avec le vent, afin de retrouver le couple aérodynamique résultant, pour cela une coupe transversale est faite sur une pale (élément de pales) (Figure 1.6).

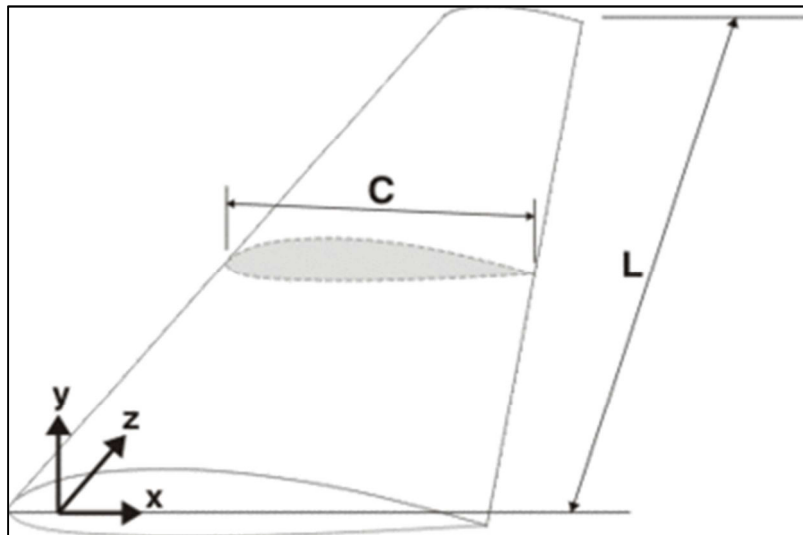


Figure 1.6 Coupe transversal de la pale

La figure 1.7 représente les vents agissants sur l'élément de pale.

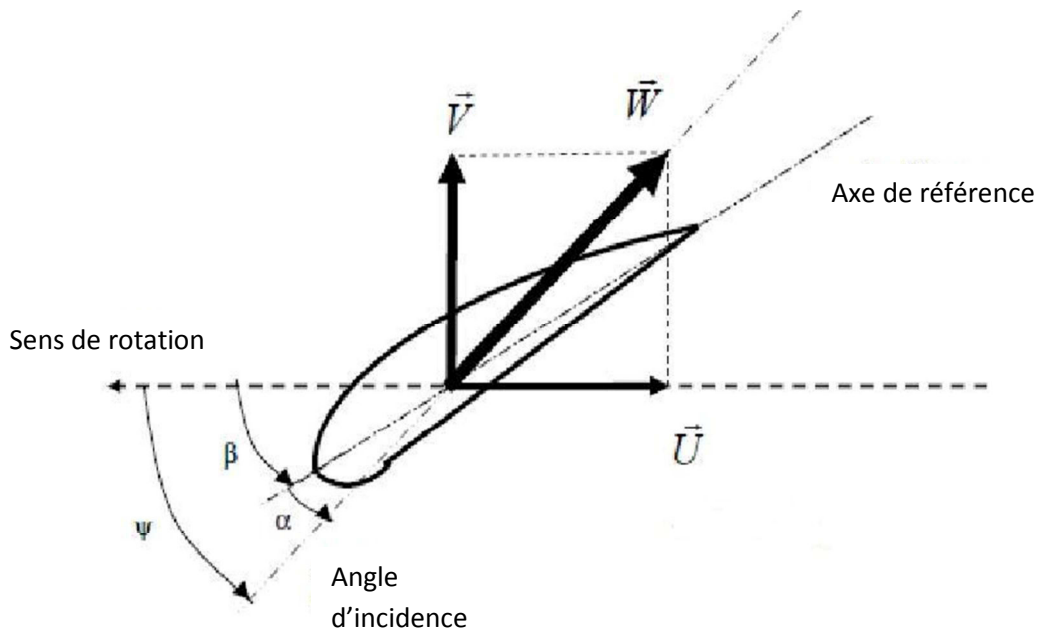


Figure 1.7 les vents agissants sur l'élément de pale

Avec le mouvement de rotation de l'élément de pale, ce dernier subit un vent incident \vec{V} et un vent relatif \vec{U} de sens inverse au sens de rotation, le vent apparent (vitesse du vent) résultant est obtenu avec :

$$\vec{W} = \vec{U} + \vec{V} \quad (1.1)$$

Le vent apparent fait un angle d'attaque ψ avec le plan de rotation:

$$\psi = \text{Arctg} \left(\frac{V}{U} \right) \quad ; \quad \psi = \beta + \alpha \quad (1.2)$$

Avec : β L'angle du pitch. Et α est l'angle d'incidence

Le vent apparent de vitesse \vec{W} agit sur l'élément de pale avec une force résultante $d\vec{F}$, qu'on peut décomposer en deux forces (Figure 1.8) [6]:

- La force de portance $d\vec{L}$, normale à la direction du vent apparent.
- La force de trainée $d\vec{D}$, parallèle à la direction du vent.

Ou bien avec les deux forces suivantes :

- La force de poussée axiale $d\vec{F}_a$, perpendiculaire au plan de rotation.
- La force de poussée tangentielle $d\vec{F}_t$, dans la direction de rotation.

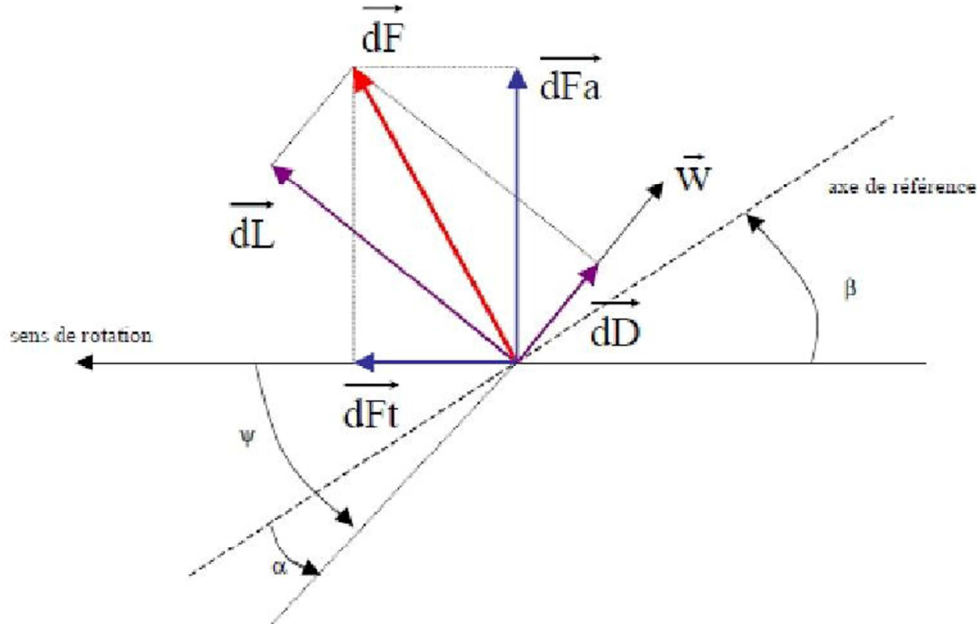


Figure 1.8 les forces agissantes sur l'élément de pale

Avec :

$$\begin{cases} dF_t = dL \cdot \sin(\psi) - dD \cdot \cos(\psi) \\ dF_a = dL \cdot \cos(\psi) + dD \cdot \sin(\psi) \end{cases} \quad (1.3)$$

Aussi on a les modules des forces de trainée et de portance comme suite :

$$\begin{cases} dL = \frac{1}{2} \rho \cdot W^2 \cdot dA \cdot C_L \\ dD = \frac{1}{2} \rho \cdot W^2 \cdot dA \cdot C_D \end{cases} \quad (1.4)$$

Avec C_L coefficient de portance, C_D coefficient de trainée, W le module du vent apparent, ρ est la densité de l'air et dA surface de l'élément de pale.

Les coefficients C_L et C_D sont en fonction de l'angle d'incidence α et pour des valeurs faibles de « α » l'air est plus rapide au-dessous de la pale qu'au-dessus ce qui crée une dépression qui est à l'origine de la force de portance, c'est le même phénomène qui permet de soulever un avion, dans notre cas, il pousse la pale vers l'avant, cependant à partir d'une valeur « α » la dépression disparaît ce qui élimine la portance, cet état s'appelle le décrochage. D'autre part la résistance de l'air est aussi importante dans le design des pales,

cette résistance ce traduit par la force de trainée, elle augmente avec l'augmentation de la surface de la pale exposée à la direction du vent, ce phénomène est plus important avec des valeurs de « α » élevées [6].

On note que la rotation de la turbine est causée par le couple résultant de l'ensemble des forces tangentielles agissantes sur les pales, L'intégration le long des N_p pales des couples élémentaires exercées sur chaque tronçon :

$$dT_T = N_p \cdot r \cdot dF_t \quad (1.5)$$

Nous avons donc le couple aérodynamique $T_T = T_a$ et la puissance captée (aérodynamique) par la turbine :

$$P_a = P_T = T_T \cdot \omega_T \quad (1.6)$$

Avec ω_T , la vitesse de rotation de la turbine.

1.5. Coefficient de puissance aérodynamique

La puissance théorique disponible de l'air d'une vitesse V en mouvement sur une surface en forme de disque (Figure 1.9) est obtenue avec la dérivée de l'énergie cinétique de l'air par rapport au temps. [6]

$$P_{dispo} = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot S \cdot V^3 \quad (1.7)$$

Avec :

- ρ , est la densité de l'air.
- S , la surface balayée par la turbine en forme de disque.
- V , la vitesse du mouvement de l'air (vitesse du vent), cette vitesse est supposée uniforme et horizontale sur toute la surface S .

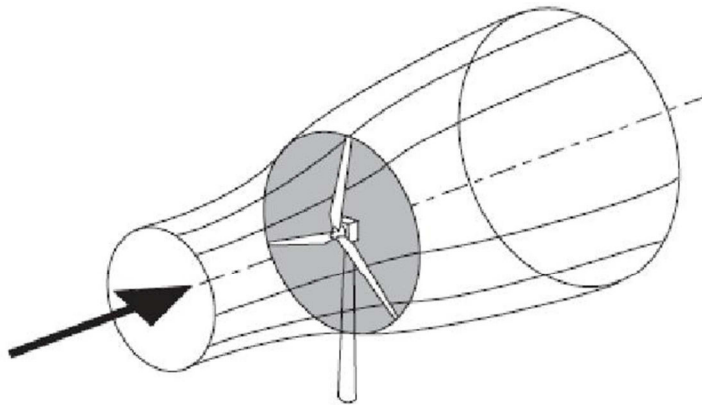


Figure 1.9 Mouvement de l'air sur la turbine

Des équations (1.6) et (1.7) on déduit le coefficient de puissance C_p donné par :

$$C_p = \frac{P_a}{P_{dispo}} \quad (1.8)$$

Le coefficient de puissance est un paramètre sans dimension, il exprime le rendement de la turbine de l'extraction de l'énergie du vent, chaque éolienne est spécifiée par son propre coefficient de puissance qui est en fonction du nombre et de la forme géométrique des pales, et cela dépend des caractéristiques du site d'installation et des performances visées pour l'éolienne [7].

Le C_p peut être obtenu grâce au test de soufflerie, les résultats donnent une fonction non-linéaire de l'angle de calage β et du rapport de vitesse de pointe λ le TSR (Tip-speed ratio).

$$\text{Avec :} \quad \lambda = \frac{\omega_T \cdot R}{v} \quad (1.9)$$

$w_T \cdot R$ désigne la vitesse tangentielle du bout de la pale, R étant le rayon du rotor.

Cependant on peut avoir C_p comme expression analytique en fonction de λ , pour un angle donné de β , l'expression utilisée est une régression polynomiale de forme [7] :

$$C_p(\lambda) = \sum_{i=0}^n a_i \cdot \lambda^i \quad (1.10)$$

Dans ce travail l'expression de C_p considéré est de forme suivante :

$$C_p(\lambda, \beta) = c_1 \left(\frac{c_2}{\lambda_0} - c_3 \cdot \beta - c_4 \right) \cdot \exp\left(\frac{-c_5}{\lambda_0}\right) + c_6 \cdot \lambda \quad (1.11)$$

$$\text{Avec :} \quad \frac{1}{\lambda_0} = \frac{1}{\lambda + 0.08 \cdot \beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1}$$

Pour le modèle de l'éolienne utilisé dans notre cas les paramètres c_i sont :

$$c_1 = 0.5109 \quad ; \quad c_2 = 116 \quad ; \quad c_3 = 0.4 \quad ; \quad c_4 = 5 \quad ; \quad c_5 = 21 \quad ; \quad c_6 = 0.0068$$

La figure 1.10 représente le coefficient C_p en fonction de différente valeur de β et λ . Selon (1.11)

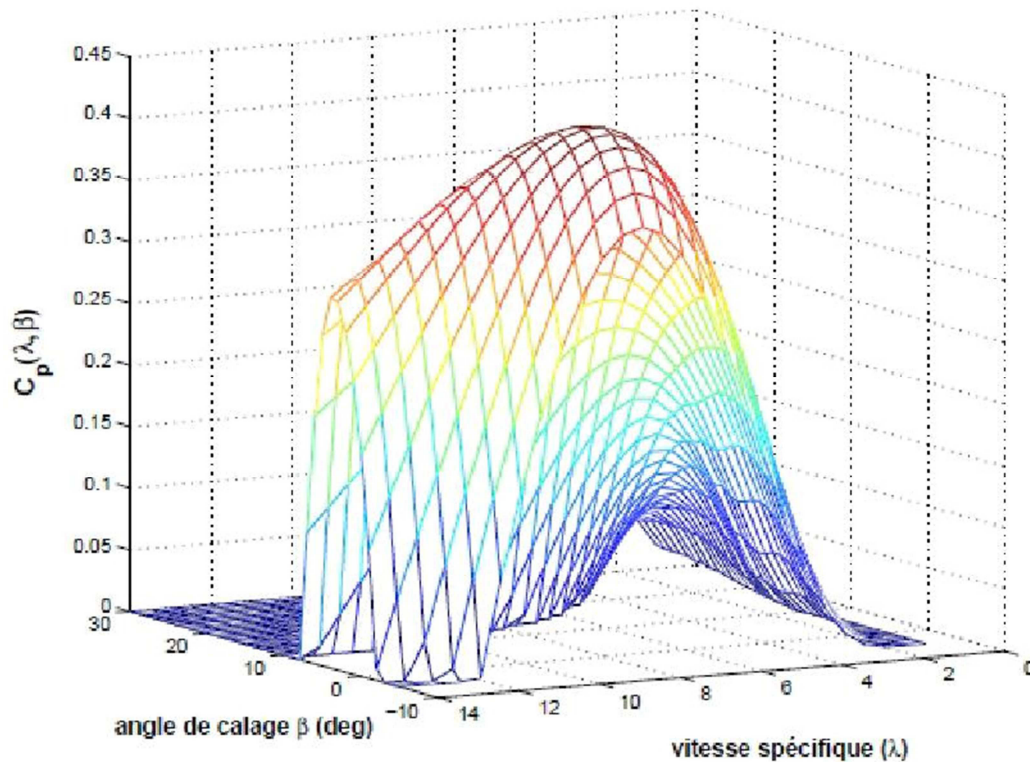


Figure 1.10 Coefficient de puissance C_p en fonction de β et λ

Il faut aussi savoir que le C_p a une limite théorique maximale donnée par la théorie de Betz [7], ce qui veut dire que seulement une partie de l'énergie cinétique du vent peut être extraite.

$$C_{p,max} \approx 0.5926$$

Des équations (1.6), (1.7) et (1.8) on a les formules du couple et de la puissance aérodynamique suivantes :

$$T_a = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot S \cdot V^3 \cdot C_p(\lambda, \beta) \cdot \frac{1}{\omega_T}$$

Avec : $S = \pi \cdot R^2$ et $\omega_T = \frac{\lambda}{R} \cdot V$

On a: $T_a = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot \pi \cdot R^3 \cdot V^2 \cdot C_p \cdot \frac{1}{\lambda}$ (1.12)

Avec: $P_a = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot \pi \cdot R^2 \cdot V^3 \cdot C_p$ (1.13)

1.6. Modélisation de la turbine à deux masses

1.6.1. Hypothèses simplifiant la modélisation mécanique de la turbine

La turbine étudiée (la partie mécanique) est constituée de deux pales orientables de longueur R , fixées à un arbre d'entraînement tournant à une vitesse de ω_T ce dernier entraîne un générateur via un multiplicateur de gain n_g .

On émet les hypothèses suivantes sur les composants cités [8] :

- Les deux pales sont considérées de même conception :
 - même inertie, élasticité, coefficient de frottement par rapport à l'air et par rapport au support (moyeu).
 - Les pales sont soumises à des forces \vec{F}_1, \vec{F}_2 dépendant de la vitesse du vent.
- L'arbre d'entraînement des pales possède :
 - une inertie, une élasticité et coefficient de frottement par rapport au multiplicateur.
 - tourne à une vitesse de ω_T .
- le rotor de la génératrice possède :
 - une inertie J_g et coefficient de frottement K_g
 - tourne à une vitesse de ω_g
 - transmet un couple T_{mec} à la génératrice.

En considérant la vitesse du vent parfaitement uniforme sur toutes les pales, ce qui veut dire que les forces appliquées sur les pales sont égales ($\vec{F}_1 = \vec{F}_2$), donc on peut considérer les deux pales comme une seule masse caractérisée par la somme des caractéristiques de chaque pale, aussi la nature de conception des pales les rendent moins résistantes à l'air, donc on peut négliger les frottements comparés aux pertes en frottement de la génératrice.

La vitesse de la turbine est très faible, donc on peut négliger les frottements comparés aux pertes en frottement de la génératrice.

Cependant, la taille très grande du rotor permet de le considérer comme une seule masse, ou les inerties du multiplicateur, de l'arbre lent, des pales, de la turbine, du moyeu (négligeable) sont intégrées à celle du rotor l'ensemble est représenté par J_r . Les torsions des pales, du moyeu, du multiplicateur et de l'arbre lent sont regroupées dans un coefficient d'élasticité globale B_{ls} . Les frottements des dispositifs d'entraînement sont pris en compte par les coefficients K_r et K_g (resp. arbre lente, arbre rapide) [7].

D'autre part, on considère l'arbre lent flexible et l'arbre rapide parfaitement rigide et on représente l'inertie de l'arbre rapide associée à celle de la génératrice par J_g .

Ces considérations nous permettent la conception d'un modèle à deux masses de l'éolienne (figure 1.11), qui est le plus utilisé dans la littérature.

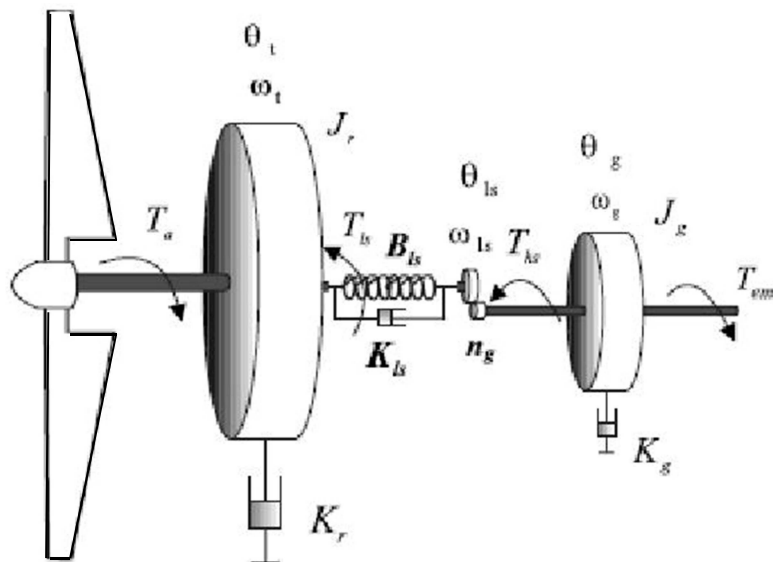


Figure 1.11 Modèle à deux masses d'une éolienne

1.6.2. Modélisation du modèle à deux masses

En utilisant les différentes équations basées sur des théories physiques qui décrivent la dynamique de chaque partie du modèle à deux masses, on construit un modèle mathématique de la partie mécanique de l'éolienne, qui nous permettra d'étudier la commande de l'éolienne.

la dynamique du rotor peut être exprimée par l'équation du premier ordre suivante :

$$J_r \cdot \dot{\omega}_T = T_a - T_{ls} - K_r \omega_T \quad (1.14)$$

Avec
$$T_{ls} = B_{ls} \cdot (\theta_T - \theta_{ls}) + K_{ls} \cdot (\omega_T - \omega_{ls}) \quad (1.15)$$

L'équation (1.15) est le résultat des effets de frottement et de torsion générés par la différence entre la vitesse et la position angulaire de l'arbre lent et le rotor [7].

Le couple et la vitesse de l'arbre lent sont transférés vers l'arbre rapide *via* le multiplicateur de gain n_g , dont on a les équations suivantes :

$$\begin{cases} T_{hs} = \frac{1}{n_g} \cdot T_{ls} \\ \omega_g = n_g \cdot T_{ls} \\ \omega_g = n_g \cdot \omega_{ls} \end{cases} \quad (1.16)$$

Si par contre on prend en compte les pertes du multiplicateur on a :

$$\omega_g = \eta \cdot \frac{T_{ls}}{\omega_{ls}} \quad (1.17)$$

Avec un multiplicateur idéal on a :

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} = \frac{\theta_g}{\theta_{ls}} \quad (1.18)$$

Le couple de l'arbre rapide entraîne la génératrice elle-même freinée par le couple électromagnétique, et les frottements visqueux. La dynamique de la génératrice est caractérisée par l'équation :

$$J_g \cdot \dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g \omega_g - T_{em} = T_{mec} \quad (1.19)$$

La transformation des équations (1.14) et (1.19) dans le domaine de Laplace donne :

$$\begin{cases} \omega_T = \frac{1}{J_r.s+K_r} (T_a - T_{ls}) \\ \omega_g = \frac{1}{J_g.s+K_g} (T_{hs} - T_{em}) \end{cases} \quad (1.19)$$

En implémentant les équations précédentes sous Simulink (MatLab) on a construit un modèle d'éolienne (Figure 1.12), dont la constitution interne du modèle est exposée dans les annexes. Ce modèle est constitué de trois entrées et une sortie. Les entrées sont le couple électromagnétique T_{em} , l'angle de calage (Pitch) β et la vitesse du vent V . La sortie du modèle est la vitesse de la génératrice ω_g .

Le modèle de simulation est basé sur des paramètres réels d'une éolienne CART (Control Advanced Research Turbine), dont les caractéristiques sont relatées dans les annexes.

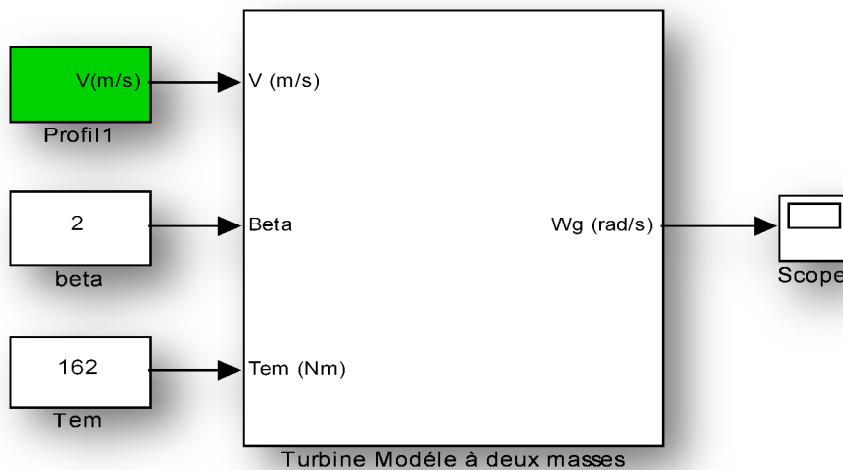


Figure 1.12 Modèle Simulink d'une Turbine à deux masses

1.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons exposé des généralités sur l'éolienne à axe horizontal ainsi que son fonctionnement, grâce notamment au principe de transformation de l'énergie et au théorème de l'élément de pale. Nous avons aussi procédé à une modélisation mathématique de la partie mécanique de l'éolienne en un modèle à deux masses, moyennant certaines hypothèses. Le modèle élaboré a été implémenté sous MatLab Simulink.

Chapitre 2

Réseaux de neurones, identification
et commande

2.1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont devenus un outil puissant dans le domaine de la commande des systèmes physiques réels, notamment avec le développement des algorithmes d'apprentissage.

Les RNA possèdent divers caractéristiques intéressantes que d'autre méthode mathématique ne peut offrir individuellement. Ils ont une capacité de déduction subtile, de relations inconnues à partir de données divers, ils sont de nature non-linéaire, ce qui peut être utile dans la résolution de problèmes complexes dont il est difficile de les aborder mathématiquement [10].

Plus important, les RNA sont des systèmes dynamiques (selon l'architecture utilisée) qui peuvent interagir avec d'autres systèmes physiques en temps réel. [10]. Ces atouts rendent les RNA prometteurs dans la commande des systèmes.

Dans ce chapitre nous aborderons des généralités sur les neurones artificiels et leurs fonctionnements dans un réseau de neurones artificiels.

2.2. Le neurone formel

Un neurone formel est un modèle mathématique simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique, il possède plus en moins les mêmes paramètres qu'un neurone biologique à savoir, une ou plusieurs entrées, des poids pour chaque entrée, un seuil et une fonction d'activation [11] (Figure 2.1).

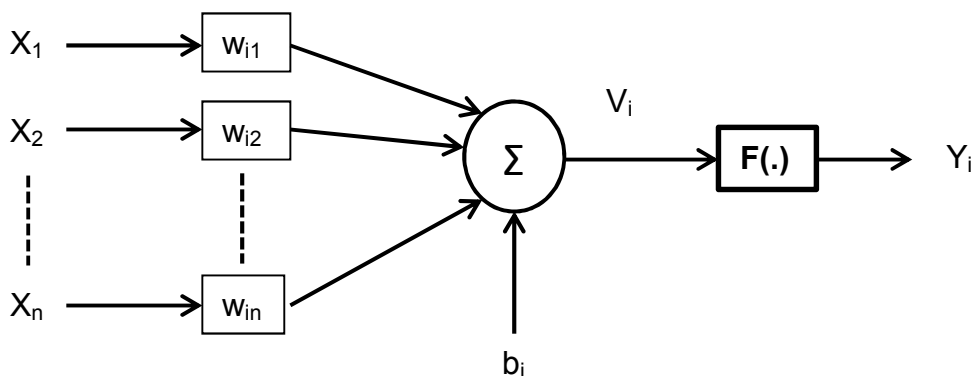


Figure 2.1 La structure d'un neurone formel

Les constituants du neurone formel sont :

X_j : L'entrée « $j^{\text{ème}}$ » connectée au neurone « i ».

w_{ij} : désigne le poids de l'entrée « j » du neurone « i ».

Chaque entrée est multipliée par son poids, les résultats sont sommés et comparés au seuil b_i , on a :

$$V_i = \sum_{j=1}^n X_j \cdot w_{ij} + b_i \quad (2.1)$$

$F_i(\cdot)$: C'est la fonction d'activation (transfert).

A partir de la valeur V_i , la fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone donc:

$$Y_i = F_i(V_i)$$

Chaque neurone artificiel est caractérisé par sa fonction de transfert (d'activation), ces fonctions sont généralement croissantes et continues, et parmi les plus utilisées ; la fonction linéaire et la fonction sigmoïdale. Leurs choix dépendent du type d'application et du domaine de variation des variables d'entrées /sorties [11].

2.3. Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un réseau de neurones artificiels (Figure 2.2) est un modèle mathématique qui simule la structure et les fonctionnalités d'un réseau de neurone biologique, il est constitué de plusieurs neurones formels (unité) interconnectés entre eux suivant une architecture précise et organisée en niveaux appelés couches du réseau [11].

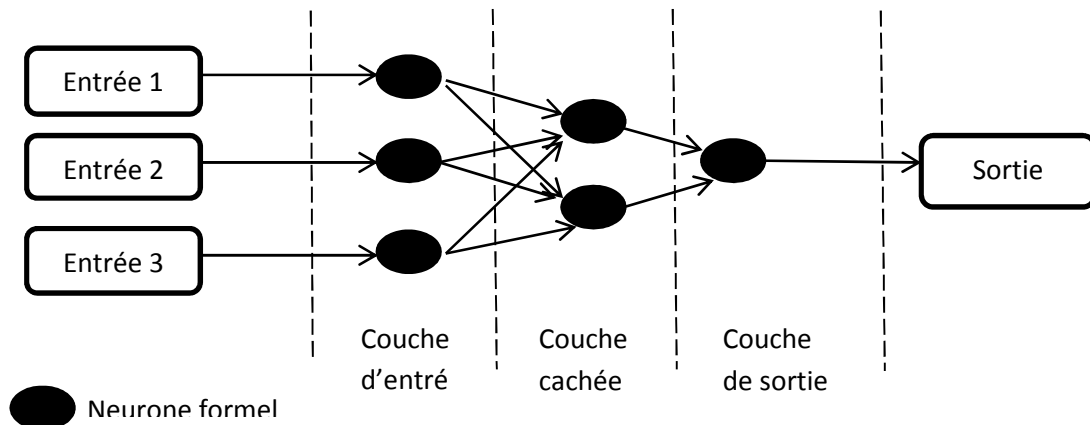


Figure 2.2 La structure d'un réseau de neurones

Chaque neurone d'une même couche du RNA possède les mêmes caractéristiques et les connexions entre deux couches se font à travers des poids w_{ij} .

L'information est portée par les valeurs de ses poids, alors que son traitement se fait par l'intermédiaire de la structure (l'architecture) du réseau.

L'interconnexion entre les neurones formels n'est pas aléatoire, les recherches dans le domaine ont permis la conception d'architecture adaptée à la résolution de différents problèmes, on peut distinguer deux types de réseaux : statique (non bouclé) et dynamique (bouclé) [11].

2.3.1. Réseau de neurones statique (non bouclé)

Les RNA non bouclés appelés aussi feed-forward, sont des réseaux où l'information est transmise de la couche d'entrée vers la couche de sortie du réseau dans une seule direction possible et sans boucle de retour. L'architecture la plus utilisée est le perceptron multi-couches (MLP). Le MLP (Figure 2.3) est composé de N ($N \geq 3$) couches successives, une couche d'entrée excitée par les entrées du réseau, des couches cachées et une couche de sortie qui donne le résultat final. Le MLP est très utilisé dans la modélisation des systèmes complexes, c'est un approximateur universel performant [11].

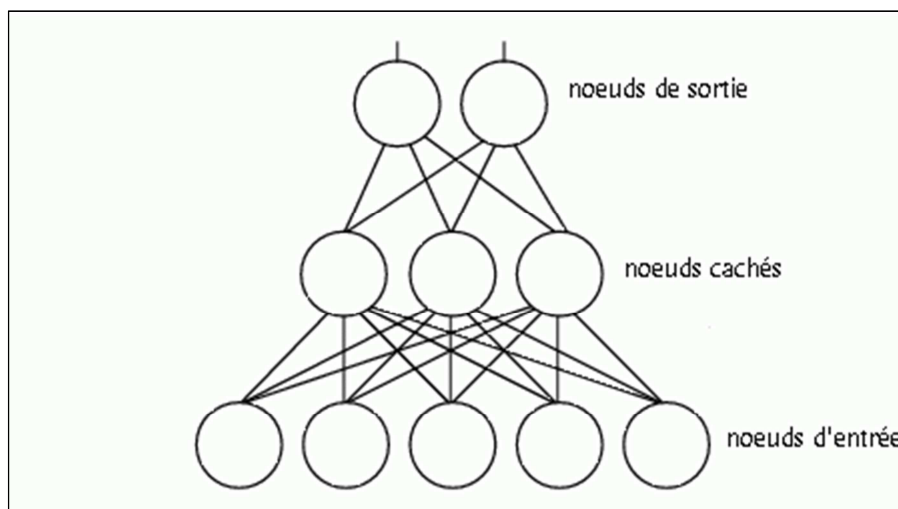


Figure 2.3 La structure d'un réseau de neurones MLP

2.3.2. Réseau de neurones dynamique (Bouclé)

Les RNA dynamiques, sont similaires aux réseaux statiques, sauf qu'ils n'ont pas de limite d'interconnexion entre les neurones formels, que ce soit les connexions directes ou les connexions de retour de boucle (back-loops).

L'information dans les RNA dynamiques peut être transmise dans le sens direct et dans le sens inverse (backwards transmission) ; chaque neurone peut recevoir ces propres valeurs du passé ou bien les valeurs du passé d'autres neurones [11].

Cette caractéristique engendre des états internes au réseau qui lui donnent un comportement dynamique, ce qui constitue un outil extrêmement utile dans l'identification et la commande des systèmes dynamiques [11]

Différentes architectures de réseaux de neurones dynamiques sont présentes dans la littérature, on peut citer : les RNA totalement récurrents, les RNA à mémoires, réseaux d'Elman...etc. (Figures 2.4).

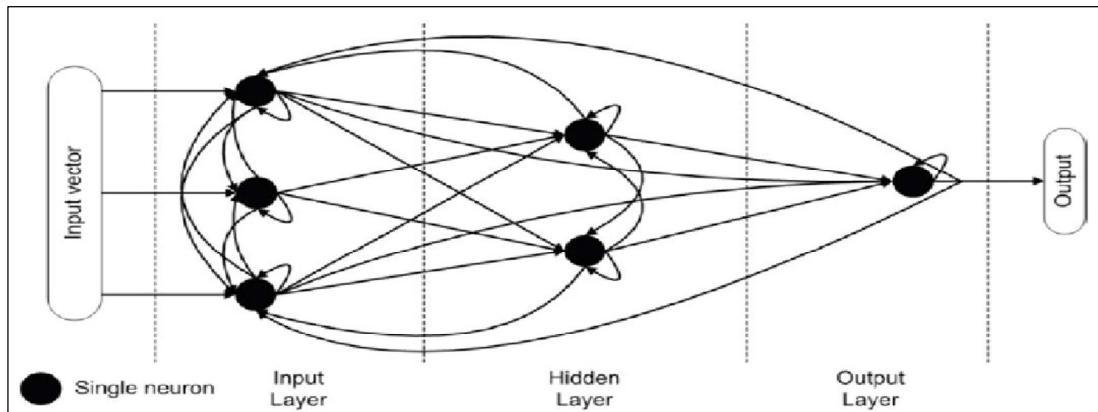


Figure 2.4 RNA totalement récurrent

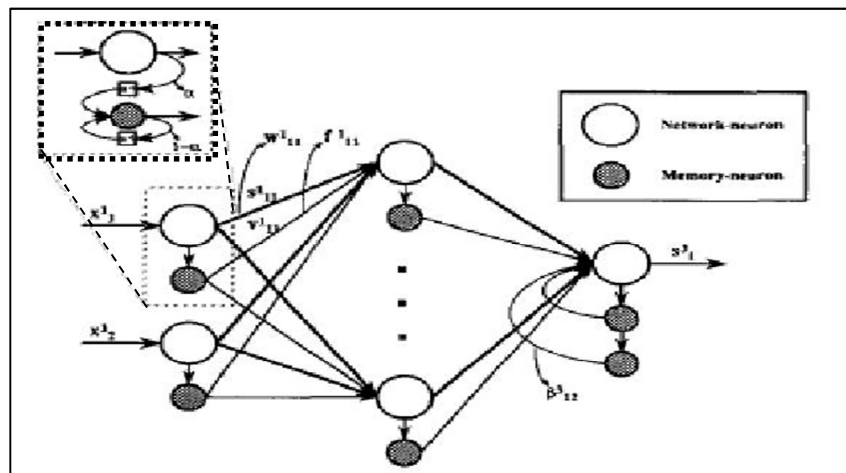


Figure 2.5 RNA à mémoire

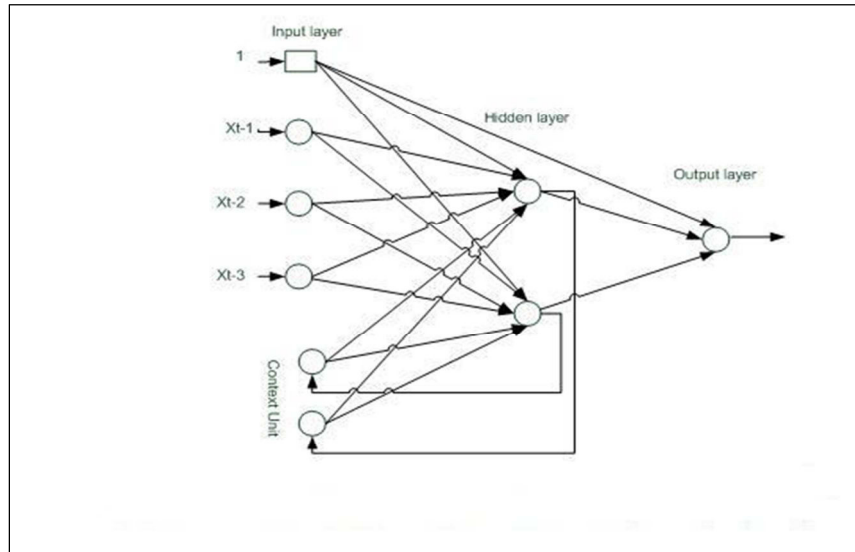


Figure 2.6 RNA d'Elman

2.3.3. Apprentissage des RNA (algorithme de rétro propagation)

L'apprentissage des RNA est un algorithme qui consiste dans l'adaptation des poids (biais y compris) et plus rarement de couche et/ou de neurone, pour effectuer une tâche précise. On distingue trois types d'apprentissage [12] :

- *L'apprentissage supervisé* : il repose sur un superviseur qui fournit des valeurs de sortie (valeurs désirées), dans ce cas l'apprentissage consiste à ajuster les paramètres du réseau pour minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.
- *L'apprentissage non supervisé* : dans ce cas le réseau ne prend pas en considération des valeurs désirées, donc il n'y a pas de superviseur, par contre, il modifie les paramètres internes en collectant des informations dans son environnement (classification), en d'autre terme c'est un autodidacte.

Un troisième type d'apprentissage est utilisé, le semi supervisé, il ne nécessite pas de comportement de référence (valeurs désirées) mais seulement d'informations grossières (faux, vrais, ...) sur le comportement du réseau [11].

L'algorithme de rétro propagation est un algorithme d'apprentissage supervisé très utilisé, son principe repose sur l'adaptation des poids du réseau de neurones, dans le sens contraire du gradient du critère de performance à minimiser. Les équations suivantes résument l'algorithme [13].

Soit le RNA de la figure 2.2, on suppose que l'apprentissage se fait à chaque itérations, les variables mises en jeux sont exprimées en fonction de l'indice « k ».

Avec :

$f(.)$: Fonction d'activation.

$w_{l,j,i}$: Poids qui relie le $i^{\text{ème}}$ neurone dans la couche $(l-1)$ au $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche l .

$S_{l,j}$: Somme pondérée à l'entrée du $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche l .

$u_{l,j}$: Sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche l .

N_l : Nombre de neurones de la couche l .

L : Nombre de couches dans le réseau.

On a le critère de performances à minimiser :

$$J_N(k) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{j=1}^{N_L} (u_{L,j}(k) - u_{L,j}^d(k))^2 \quad (2.2)$$

$J_N(k)$: Valeur du critère d'erreur.

$u_{L,j}(k)$: $j^{\text{ème}}$ sortie du réseau.

$u_{L,j}^d(k)$: Valeur désirée correspondante.

Les paramètres du réseau sont ajustés suivant la règle du gradient :

$$w_{l,j,i}(k+1) = w_{l,j,i}(k) - \mu \cdot \left. \frac{\delta J_N}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k \quad (2.3)$$

μ : est le taux d'apprentissage.

Pour un poids arbitraire dans la couche l , le gradient $\delta J_N / \delta w_{l,j,i}$ est donné par :

$$\left. \frac{\delta J_N}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k = \frac{\delta J_N}{\delta u_{l,j}} \cdot \left. \frac{\delta u_{l,j}}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k \quad (2.4)$$

Avec :

$$\left. \frac{\delta u_{l,j}}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k = \frac{\delta f(S_{l,j})}{\delta S_{l,j}} \cdot \left. \frac{\delta S_{l,j}}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k \quad (2.5)$$

Le premier terme de l'équation (2.5) est la dérivée de la fonction d'activation qu'on peut exprimer par la dérivée totale $df(S_{l,j})/dS_{l,j}$.

En utilisant la dérivée de la fonction de transfert sigmoïdale bipolaire donnée par :

$$f'(S_{l,j}) = \frac{1}{2} [1 - f(S_{l,j})^2] = \frac{1}{2} [1 - u_{l,j}^2]$$

Le deuxième terme de (2.5) est la dérivée de la somme pondérée donnée par :

$$\frac{\delta S_{l,j}}{\delta w_{l,j,i}} = u_{l-1,i}$$

Donc, (2.5) devient :

$$\left. \frac{\delta u_{l,j}}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k = \frac{1}{2} [1 - u_{l,j}^2] \cdot u_{l-1,i} \quad (2.6)$$

Le terme $\frac{\delta J_N}{\delta u_{l,j}}$ du gradient (2.4), exprime la sensibilité de J_N à la sortie du neurone $u_{l,j}$, ce dernier influe sur la valeur de J_N à travers les neurones des couches qui suivent.

Le terme $\frac{\delta J_N}{\delta u_{l,j}}$ peut-être considéré comme étant une fonction de sensibilité des neurones de la couche suivante :

$$\left. \frac{\delta J_N}{\delta u_{l,j}} \right|_k = \sum_{m=1}^{N_{l+1}} \frac{\delta J_N}{\delta u_{l+1,m}} \cdot \left. \frac{\delta u_{l+1,m}}{\delta u_{l,j}} \right|_k \quad (2.7)$$

Avec :

$$\frac{\delta u_{l+1,m}}{\delta u_{l,j}} = \frac{\delta f(S_{l+1,m})}{\delta S_{l+1,m}} \cdot \left. \frac{\delta S_{l+1,m}}{\delta u_{l,j}} \right|_k = \frac{1}{2} [1 - u_{l+1,m}^2] \cdot w_{l+1,m,j} \quad (2.8)$$

On obtient à la couche de sortie :

$$\left. \frac{\delta J_N}{\delta u_{L,j}} \right|_k = u_{L,j}(k) - u_{L,j}^d(k) = e_{L,j}(k) \quad (2.9)$$

$e_{L,j}$, est l'erreur sur la sortie du $j^{\text{ème}}$ neurones dans la couche L. Par analogie (2.7) sont des erreurs équivalentes, on peut écrire : $\frac{\delta J_N}{\delta u_{l,j}} = e_{l,j}$, en arrangeant les éléments correspondants à chaque couche « l », on obtient un vecteur d'erreur :

$$E_l = [e_{l,1}, e_{l,2}, e_{l,3}, \dots, e_{l,N}]$$

Des équations (2.7) et (2.8), on a :

$$\left. \frac{\delta J_N}{\delta u_{l,j}} \right|_k = e_{l,j} = \sum_{m=1}^{N_{l+1}} e_{l+1,m} \cdot \frac{1}{2} [1 - u_{l+1,m}^2] \cdot w_{l+1,m,j} \quad (2.10)$$

L'équation (2.10) permet le calcul séquentiel des vecteurs d'erreurs de chaque couche en commençant par la sortie du RNA et à travers chaque couche, jusqu'à l'entrée, c'est une rétro propagation de l'erreur vers l'entrée de la sortie du RNA.

On a aussi de (2.4), (2.6) et (2.10) l'équation suivante:

$$\left. \frac{\delta u_{l,j}}{\delta w_{l,j,i}} \right|_k = g_{l,j,i}(k) = e_{l,j}(k) \cdot \frac{1}{2} [1 - u_{l,j}(k)^2] \cdot w_{l-1,j}(k) \quad (2.11)$$

L'équation (2.11) exprime la valeur du gradient correspondant à chaque poids $w_{l,j,i}$.

Finalement les poids sont adaptés suivant l'équation suivante :

$$w_{l,j,i}(k + 1) = w_{l,j,i}(k) - \mu \cdot g_{l,j,i}(k) \quad (2.12)$$

Pour chaque couche l , les éléments $g_{l,j,i}$, forment une matrice G , aussi avec les poids nous avons des matrices W et avec les entrées comme vecteur, cette mise en forme matricielle des variables nous permet d'utiliser des logiciels adaptés aux calculs matriciel (Ex : MatLab).

L'organigramme suivant (Figure 2.5) résume la procédure de l'algorithme.

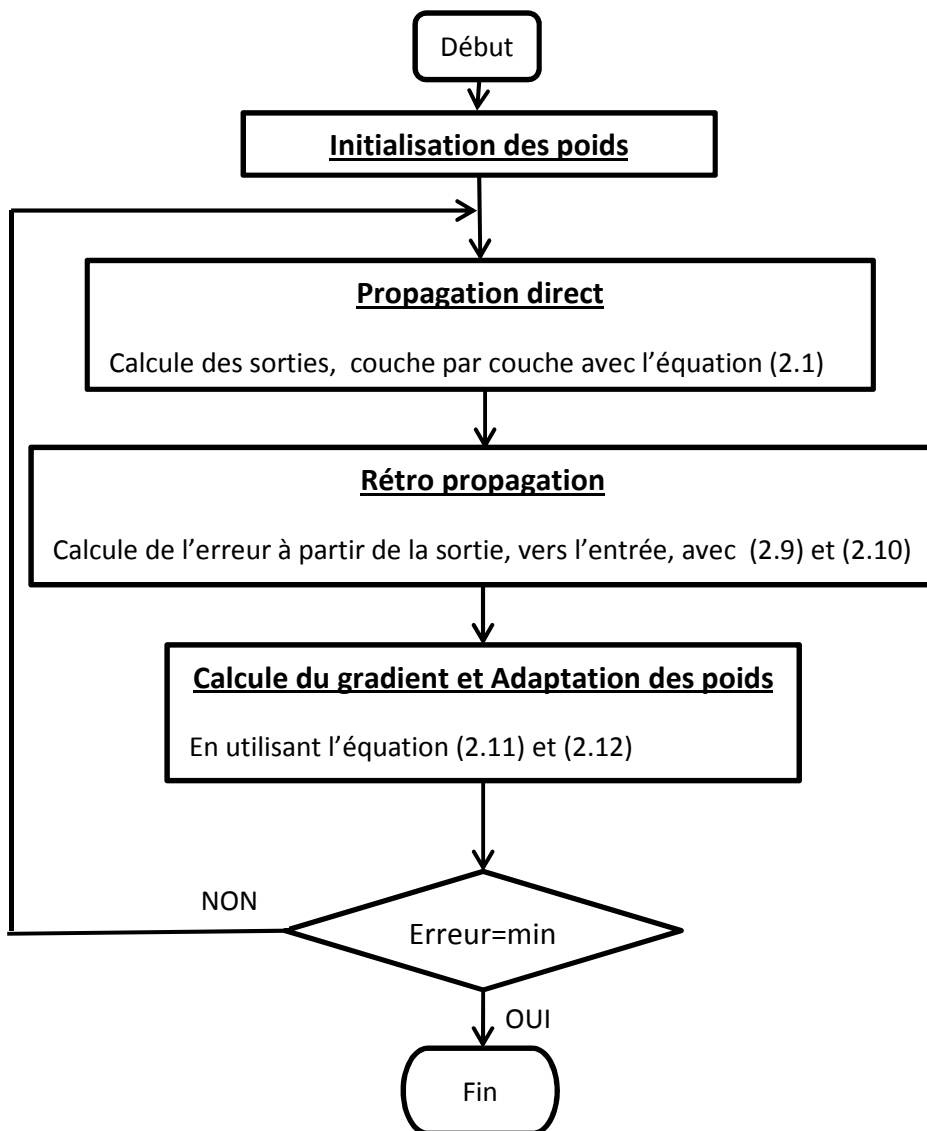


Figure 2.7 Organigramme de la procédure de la rétro propagation

2.4. L'identification à base de RNA

L'identification est une procédure qui consiste dans l'ajustement des paramètres d'un modèle mathématique afin d'optimiser sa sortie pour qu'elle corresponde à la sortie du système à identifier.

Dans les RNA, l'identification se fait avec l'adaptation des poids du RNA dans le but d'avoir une sortie qui émule la sortie du système (minimisation de l'erreur).

Il existe deux types de méthodes d'identification : l'identification parallèle (Figure 2.6) et l'identification séries-parallèles (Figure 2.7), cette dernière est la plus utilisée et préférable dans l'identification des systèmes dynamiques non linéaires [14].

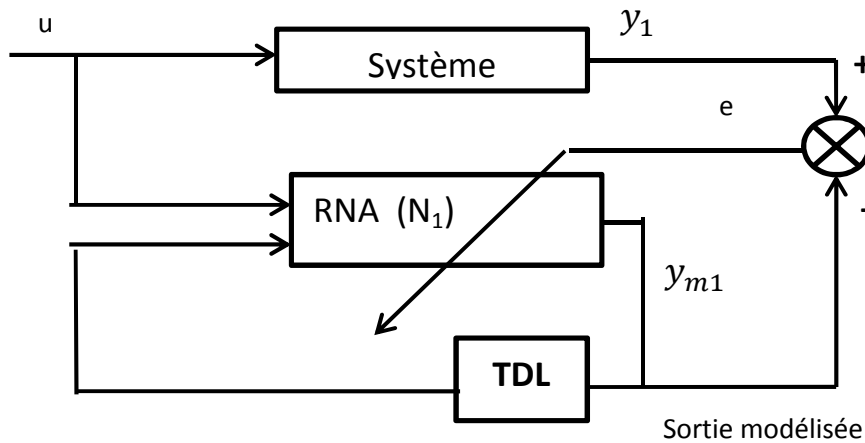


Figure 2.8 Identification parallèle

Avec : $y_{m1}(k) = N_1[y_{m1}(k-1), u(k)]$

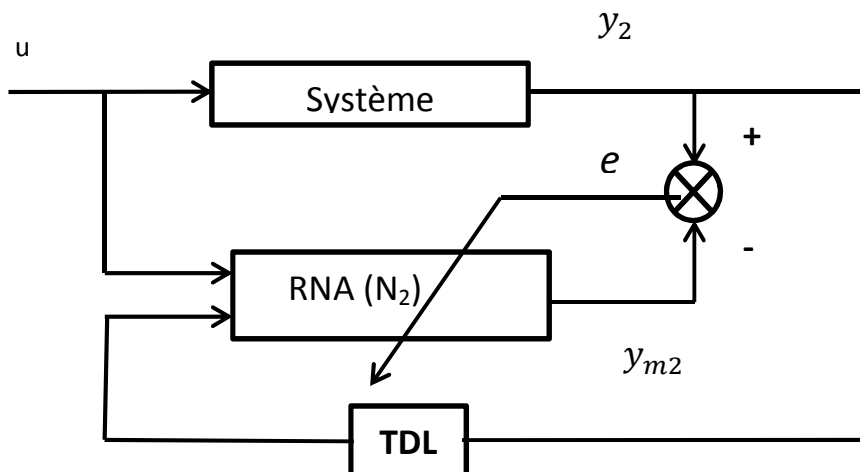


Figure 2.9 Identification série-parallèle

Avec : $y_{m2}(k) = N_2[y_2(k-1), u(k)]$

2.5. Commande de systèmes à base de RNA

Les RNA dynamiques nous donnent la possibilité d'utiliser le contrôle adaptatif des systèmes non linéaires plus efficacement. Différentes méthodes adaptatives existent dans la littérature, exemple : la commande à gain programmé (gain scheduling), régulateur auto adaptatif, la commande adaptative par modèle de référence (MRAC) [14].

A travers ce travail, nous nous sommes intéressés à la méthode MRAC à base de réseaux de neurones pour la commande d'une éolienne à axe horizontal.

2.5.1. Exposition du problème de méthode MRAC

Soit un système inconnu avec entrée-sortie $\{u(k), y(k)\}$, et un modèle de référence stable avec entrée-sortie $\{r(k), y_r(k)\}$, ce modèle est choisi tel que sa sortie $y_r(k)$ représente la sortie désirée.

L'objectif de la commande MRAC, est de concevoir un contrôleur de telle sorte que l'erreur $e(k) = y(k) - y_r(k)$, tend vers zéro asymptotiquement avec le temps [14] (Figure 2.8).

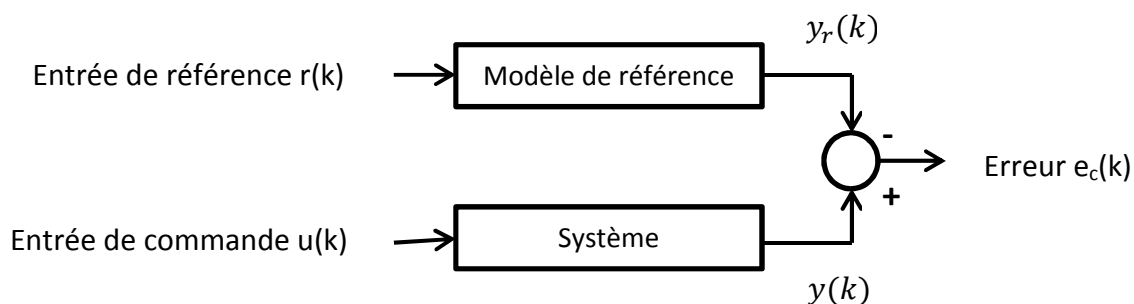


Figure 2.10 schéma de commande adaptative

Deux méthodes de commande adaptative à modèle de référence sont disponibles : la commande MRAC directe et indirecte.

2.5.2. La commande MRAC directe

Cette méthode de commande n'utilise pas d'identification (estimateur) du système, l'erreur entre le système et le modèle de référence « $e_c = y_r - y$ », est utilisée directement pour ajuster les paramètres du contrôleur [15], la structure générale est illustrée dans la Figure 2.9.

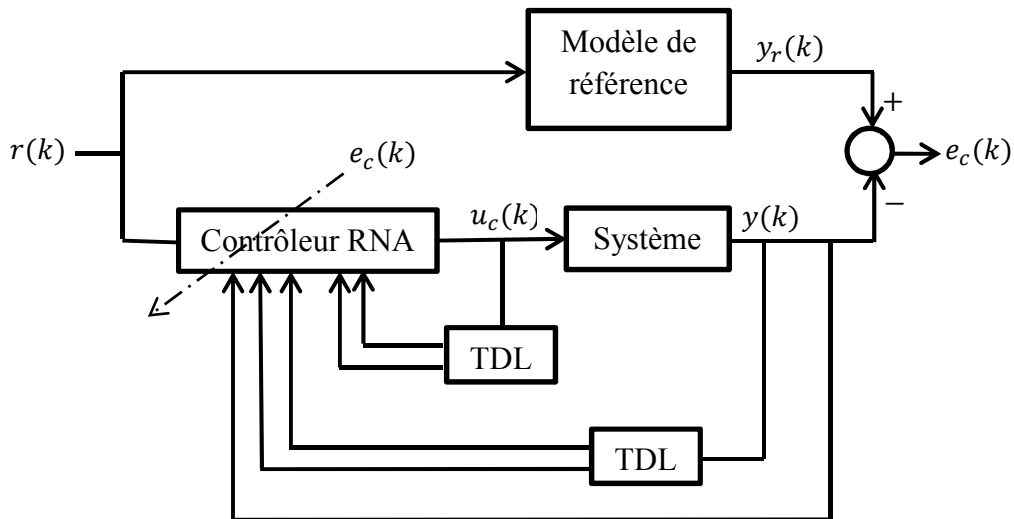


Figure 2.11 Schéma général de la commande MRAC

2.5.3. Commande MRAC indirecte

La commande MRAC utilise un modèle d'identification (estimateur) du système qui procède avec le contrôleur.

Dans la commande MRAC neuronale, le contrôleur et l'identificateur sont des réseaux de neurones (Figure 2.10). En utilisant l'algorithme de rétro propagation, l'erreur entre le système et le modèle de référence « $e_c = y_r - y$ » est rétro-propagée à travers le réseau N2 de la sortie jusqu'à la couche d'entrée de N2.

Sachant que la sortie du contrôleur est liée à la couche d'entrée de l'identificateur (réseau N2), alors l'erreur de sortie du contrôleur a la même valeur que l'erreur sur l'entrée du réseau N2 « e_0 ».

Par la suite l'erreur obtenue est rétro-propagée à son tour dans le réseau du contrôleur N1 afin d'adapter les poids du contrôleur [16].

Chapitre 3

Commande et identification

à basse de RNA d'une éolienne

3.1. Introduction

Ce troisième chapitre est consacré à l'application des RNA pour l'identification du système mécanique éolien d'une part, et à la conception d'une commande MRAC sur le même système, afin d'optimiser ses performances et son rendement par rapport à l'énergie cinétique du vent captée par la turbine, tout en respectant les limites physiques de la machine.

Afin de tester le système de commande et l'identification plus efficacement, on a ajouté au modèle, divers perturbations :

- une perturbation additive constante à la commande d'une valeur de $\frac{10}{n_g}$
- Des perturbations au niveau du coefficient de torsion K_{lS} , du coefficient de frottement visqueux B_{lS} et au niveau du multiplicateur.

Ces perturbations sont présentes sous forme d'impulsion (voir Annexes).

3.2. Identification du système éolien par les RNA

Pour la procédure d'identification nous utiliserons l'identification série-parallèle (Figure 3.1). L'objectif est d'entraîner le RNA pour émuler la sortie de la partie mécanique de l'éolienne.

3.2.1. Structure de l'identification

Dans notre cas la sortie « y » du système à identifier (la partie mécanique de l'éolienne), est la vitesse de rotation de la génératrice « ω_g » et l'entrée « u » est son couple électromagnétique « T_{em} ». Le vent sera considéré comme une perturbation et l'angle de calage « β » comme une entrée constante ($\beta=2^\circ$).

La sortie du RNA « y_m », est obtenue comme suite :

$$y_m(k) = N[y(k-1), u(k)] \rightarrow \omega_{g m}(k) = N[\omega_g(k-1), T_{em}(k)]$$

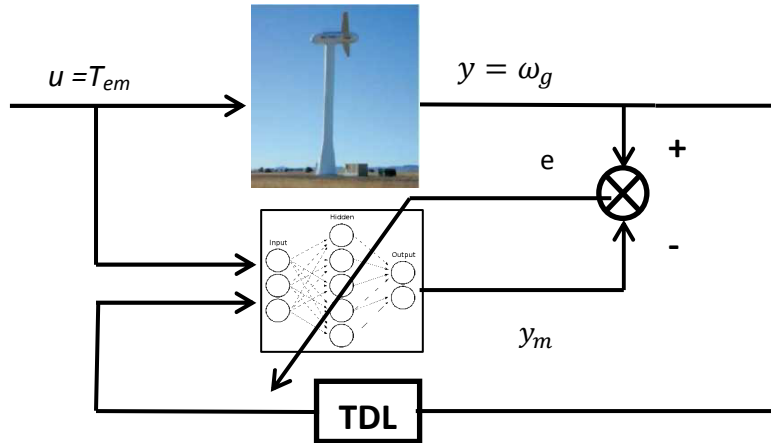


Figure 3.1 Structure de l'identification

Pour faciliter l'identification nous utiliserons la fonction du logiciel MatLab (newff), pour concevoir le RNA.

Le RNA utilisé dans l'identification est un réseau MLP simple avec les caractéristiques suivantes :

- Il possède deux couches, une couche cachée d'un seul neurone, et une couche de sortie avec un seul neurone aussi.
- La fonction d'activation du neurone de la couche cachée est une sigmoïde bipolaire et pour le neurone de la couche de sortie est une fonction linéaire.
- Les poids et biais sont initialisés aléatoirement.

L'apprentissage du réseau se fera avec l'algorithme Levenberg-Marquardt. Cet algorithme est basé sur le même principe que l'algorithme de rétro-propagation, il converge quand le gradient est inférieur à une valeur prédéterminée, ou bien quand l'erreur est égale à une valeur de référence [17].

Pour l'entraînement du RNA nous avons d'abord simulé le système éolien en boucle ouverte avec un signal aléatoire, pour obtenir des échantillons de données de la vitesse de rotation de la génératrice et de son couple électromagnétique. Nous avons récolté 6000 données pour les deux variables.

3.2.2. Résultats et discussions

Après 427 itérations les résultats obtenus sont illustrés par les Figure 3.2 et 3.3.

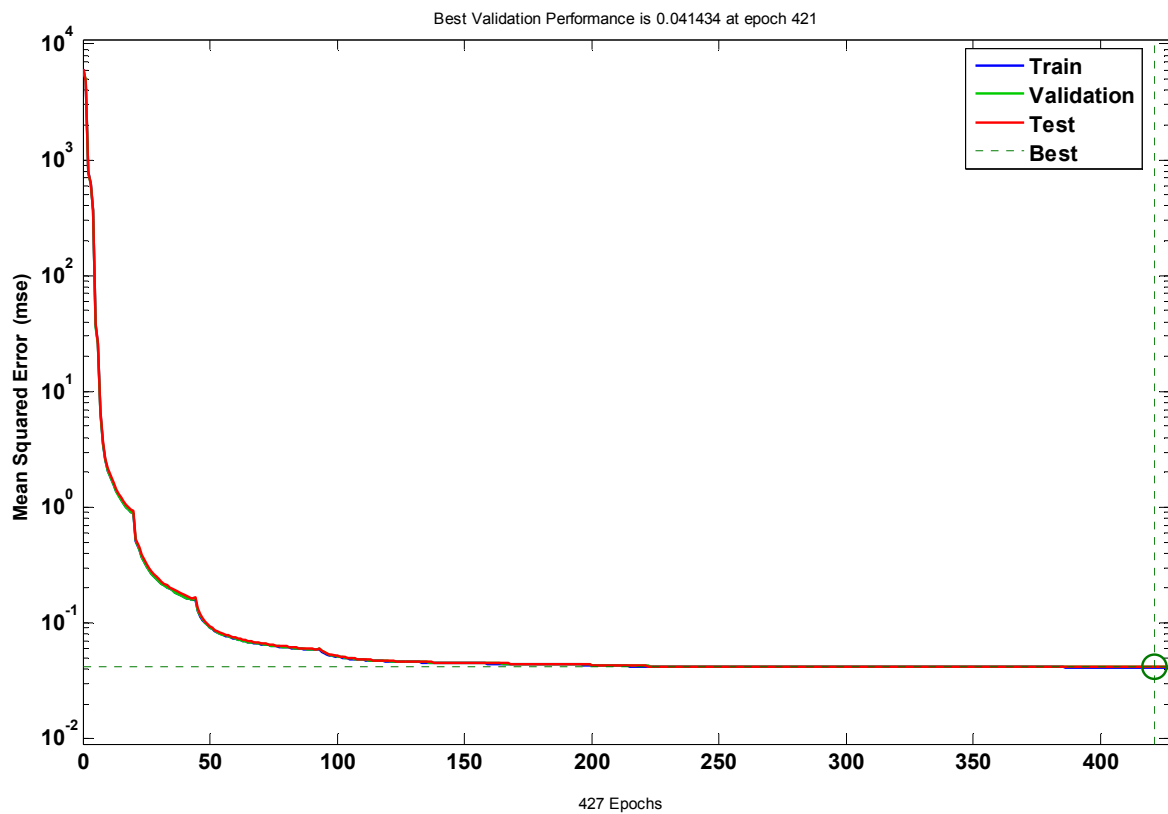


Figure 3.2 Résultats de la fonction newff de MatLab

Les poids du réseau de neurones obtenus sont :

- Les poids de la couche cachée sont : $W_1 = \begin{bmatrix} 0.05597 \\ 1.057 \times 10^{-5} \end{bmatrix}$
- Les poids de la couche de sortie : $W_2 = 17.8558$

En excitant l'entrée du RNA, et du système avec un signal « u » sinusoïdale on obtient les sorties suivantes :

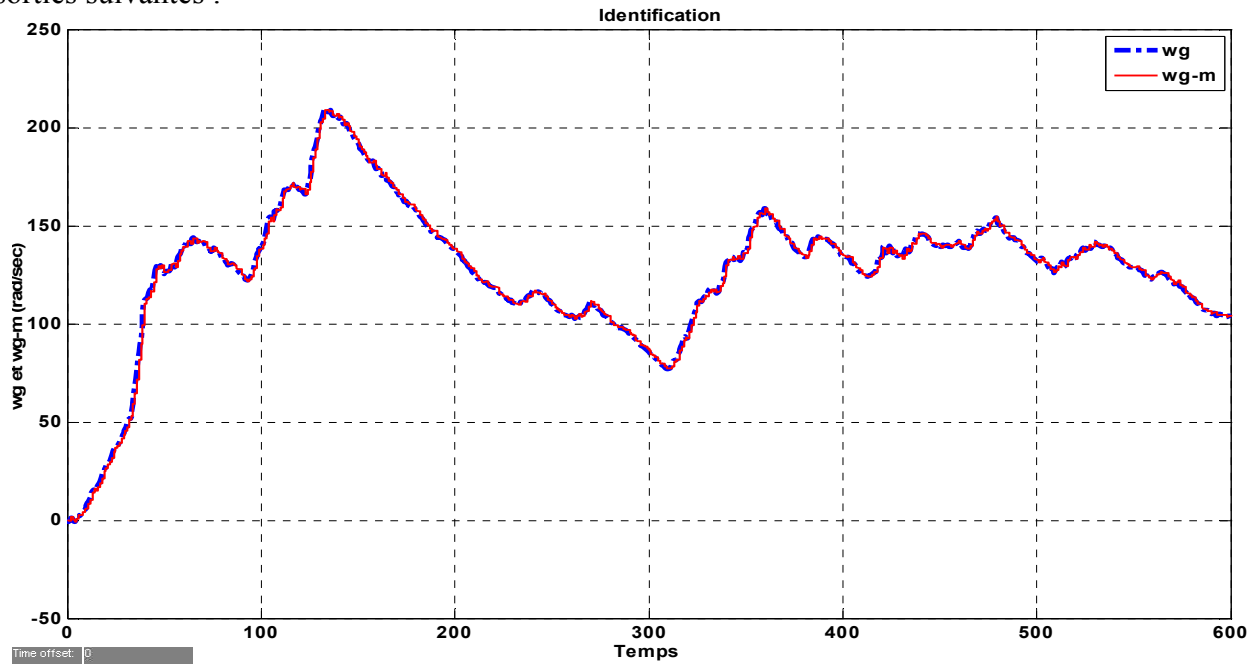


Figure 3.3 Résultats de l'identification (sortie ω_g et ω_{g_m} (rad/sec))

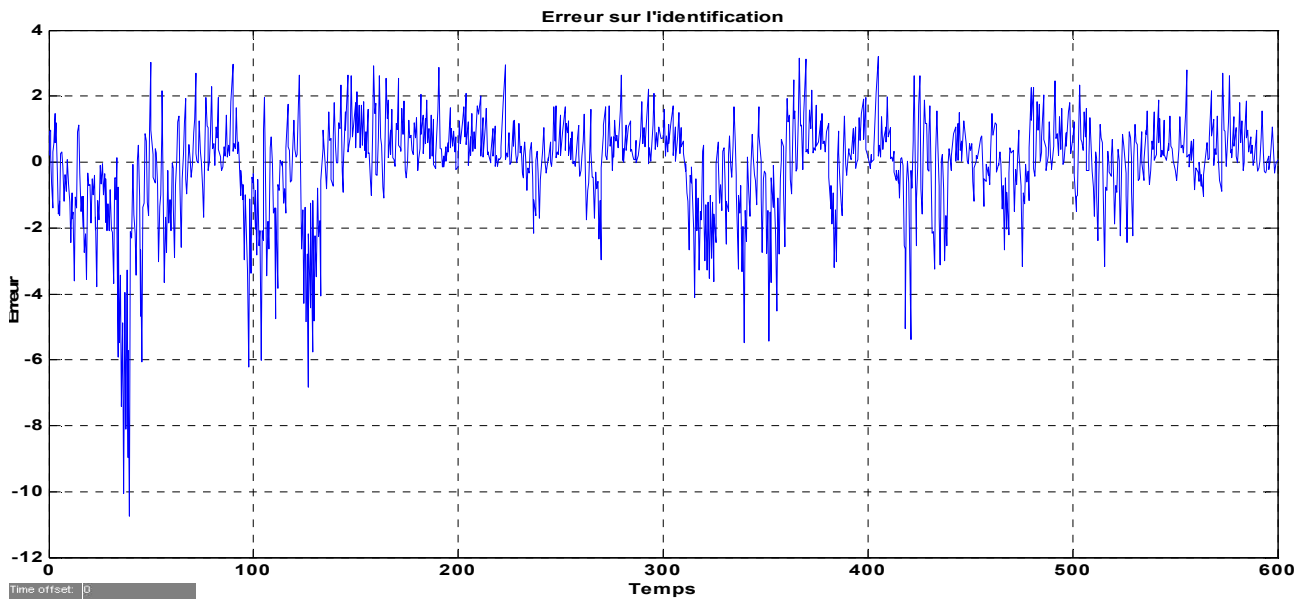


Figure 3.4 L'erreur d'identification

On observe que la sortie du RNA émule la sortie du système pour tout l'intervalle de temps. Ces résultats montrent que le réseau de neurones arrive à suivre la consigne que nous lui avons exigée. Même en présence de perturbation, et les résultats de l'identification sont satisfaisants. L'erreur d'identification est acceptable, elle présente au début des piques indésirables, cependant, elle tend vers zéro par la suite.

3.3. Commande d'une éolienne par les RNA

3.3.1. Stratégie de commande d'une éolienne

La puissance d'une éolienne est dépendante de sa vitesse mécanique, et donc de la vitesse du vent. On peut décomposer la caractéristique puissance-vitesse d'une turbine à vent en quatre principales zones de fonctionnement (Figure 3.5) [8].

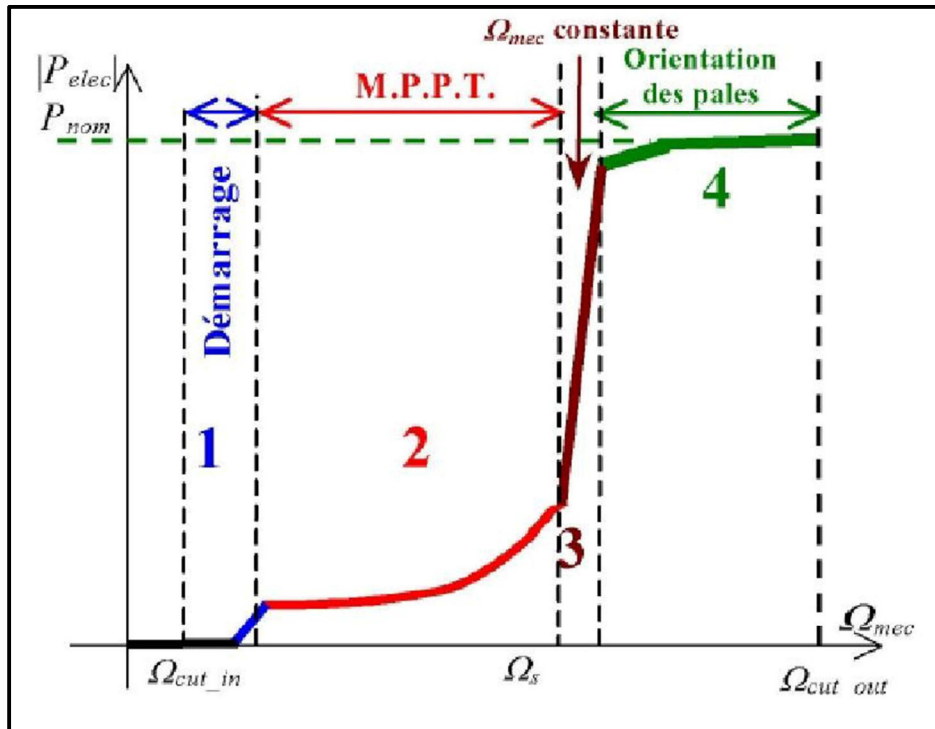


Figure 3.5 Caractéristique puissance-vitesse d'une éolienne

- **Zone 1 :** Elle commence à une vitesse seuil de démarrage, avant cette zone le vent est très faible pour faire tourner l'éolienne.
- **Zone 2 :** Dans cette zone le vent fait tourner la turbine à des vitesses différentes mais au-dessous de la vitesse nominale. Le but de la commande dans ce cas est d'adapter la vitesse de la génératrice afin de faire correspondre la vitesse de rotation à la puissance maximale, qui peut être extraite. C'est la commande, MPPT (Maximum Power Point Tracking).
- **Zone 3 :** dans cette zone la puissance de la génératrice peut atteindre des valeurs de 90% de la puissance nominale, dans ce cas de figure l'éolienne fonctionne à vitesse constante.

- **Zone 4** : le vent dans cette zone est très fort, la commande se fait sur deux points : sur la vitesse de la génératrice et sur le système d'orientation des pales (Pitch Control), pour limiter la vitesse de rotation à des valeurs que la conception de la machine supporte.
- Au-delà de la zone 4, le vent est beaucoup trop fort pour l'éolienne, un système de sécurité arrête la machine [8].

Dans ce travail, nous nous intéresserons à la commande dans la zone 2 du fonctionnement, qui a comme objectif la maximisation de la puissance captée, en contrôlant la vitesse de rotation de la génératrice, et cela en agissant sur le couple électromagnétique.

3.3.2. Technique d'extraction du maximum de la puissance

La puissance aérodynamique « P_a » captée du totale de puissance du vent disponible (calculé théoriquement), est limitée par la loi de Betz.

En régime permanent cette énergie est convertie en énergie électrique, pour une grande part, mais aussi en énergie mécanique et en pertes en frottement visqueux. L'énergie mécanique produite est stockée dans l'inertie de l'arbre de la génératrice.

Le bilan de puissance qu'on peut dresser est le suivant (Figure 3.6) :

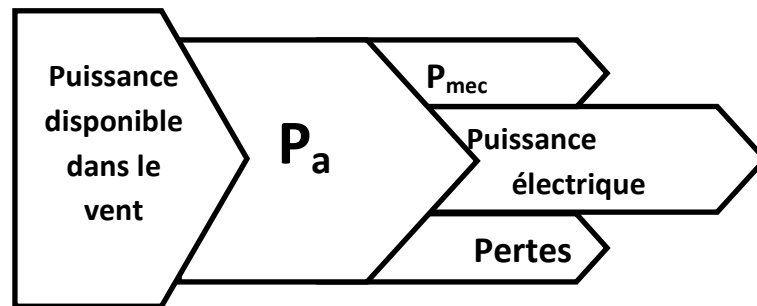


Figure 3.6 Bilan de puissance d'une éolienne

La puissance mécanique de la génératrice est donnée par :

$$P_{mec} = T_{mec} \cdot \omega_g = \frac{1}{2} \cdot C_{pmax} \cdot \frac{\rho \cdot \pi \cdot R^5}{n_g^3 \cdot \lambda_{opt}^3} \omega_g^3 \quad (3.1)$$

On supposant que les pertes fer de la génératrice sont négligeables on peut admettre que :

$$P_{mec} = P_{elec}$$

Et
$$Rendement = \frac{P_{mec}}{P_a} \quad (3.2)$$

La limite de Betz, est une limite théorique, qui ne peut être atteinte par une turbine. Cependant chaque turbine à son propre maximum de puissance qu'elle peut extraire du vent, qui s'exprime par le max du coefficient de puissance C_p .

Dans le premier chapitre nous avons exprimé le coefficient de puissance en fonction de deux variables λ et β , à travers une fonction non linéaire et possédant un seul maximum pour des valeurs de λ et β optimales [7].

La figure 3.7 illustre le coefficient de puissance de l'éolienne utilisée dans ce travail, pour un angle $\beta=2^\circ$ (angle optimale dans la zone 2 de fonctionnement de l'éolienne).

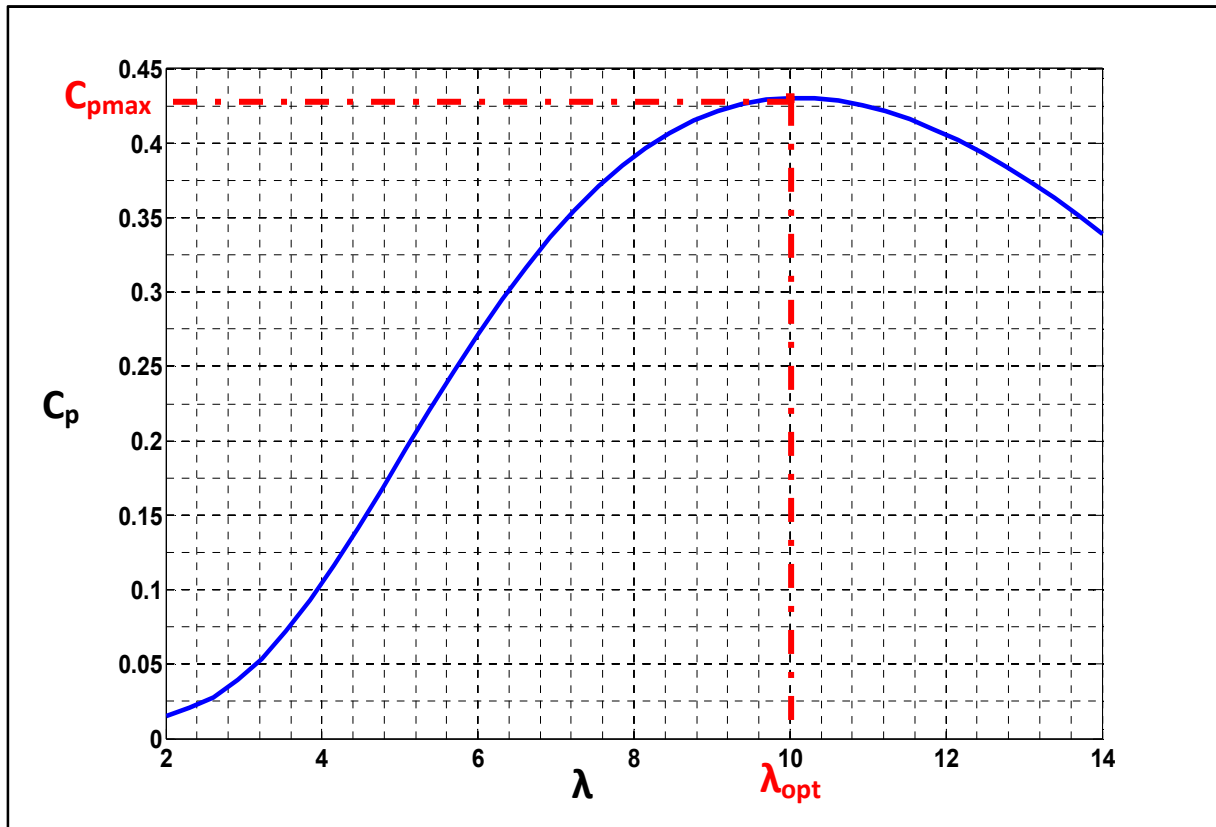


Figure 3.7 Coefficient de puissance en fonction de λ , pour $\beta=2$

Pour maximiser la puissance, il faut maintenir les variables λ et β à leurs valeurs maximales. Etant donné que $\beta_{opt} = 2^\circ$, dans la zone 2 de fonctionnement, et d'après la courbe de la figure 3.7 on a :

$$C_p = C_{p_max} \text{ pour } \beta_{opt} = 2^\circ \text{ et } \lambda_{opt} = 10$$

Avec :

$$\lambda = \frac{R}{v} \cdot \omega_t$$

Et comme la vitesse du vent « v » est une entrée non contrôlable, il faut donc varier la vitesse de rotation de la génératrice « ω_g », afin de suivre une valeur de référence et pour conserver la valeur de $\lambda = \lambda_{opt} = 10$.

On peut déduire la vitesse de la turbine de référence :

$$\omega_{t_ref} = \omega_{t_opt} = \frac{\lambda_{opt} \cdot v}{R} \quad (3.3)$$

On a la valeur de référence de la vitesse de la génératrice :

$$\omega_{g_ref} = n_g \cdot \omega_{t_ref} \quad (3.4)$$

Donc :

$$\omega_{g_ref} = \frac{\lambda_{opt} \cdot n_g}{R} \cdot v \quad (3.5)$$

Sachant que d'après l'équation dynamique et la transformé de Laplace induite dans la modélisation de l'éolienne (chapitre 1, équations (1.18) et (1.19)), la vitesse de rotation de la génératrice « ω_g », est en fonction de son couple électromagnétique « T_{em} ».

L'objectif de la commande dans ce travail, est de paramétrer le contrôleur à base de RNA, de tel sort à varier le couple de la génératrice pour adapter la vitesse de rotation « ω_g », afin que le système suive la vitesse de référence ω_{g_ref} , tout en respectant les limites physiques de la machine. A cet effet nous avons appliqué une commande MRAC directe et indirecte sur l'éolienne (partie mécanique).

3.3.3. Simulation du modèle de l'éolienne en boucle ouverte

3.3.3.1. Profil du vent utilisé

Le profil du vent utilisé est un tableau de valeurs d'une moyenne de 7 m/sec, d'une période de 10 min et d'une intensité de turbulence de 25%, la figure 1.13, illustre ce profil en fonction du temps.

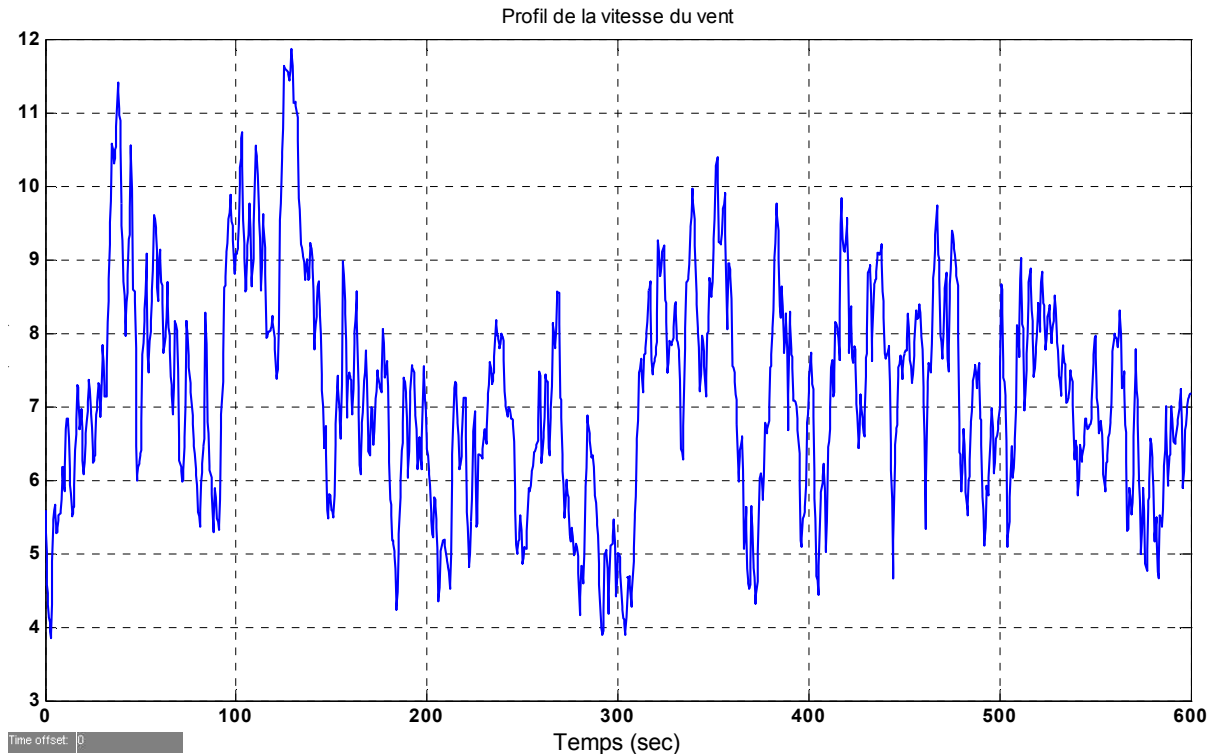


Figure 3.8 Profil de la vitesse du vent d'une moyenne de 7 m/s

3.3.3.2. Simulation en boucle ouverte

L'objectif de la simulation en boucle ouverte est de montrer l'influence de la variation de la vitesse du vent et des diverses perturbations qui agissent sur l'éolienne, sans recours à une boucle fermée ou à un contrôleur, pour cela nous comparerons les résultats avec un modèle de référence.

La simulation ce fera avec les entrées suivantes : le profil du vent décrit précédemment comme V , $\beta = 2^\circ$, $T_{em} = 162 \text{ N.m}$.

3.3.3.3. Résultats et discussions

La figure 3.9, montre la vitesse de rotation de la génératrice ω_g , et la vitesse de rotation de référence ω_{g_ref} .

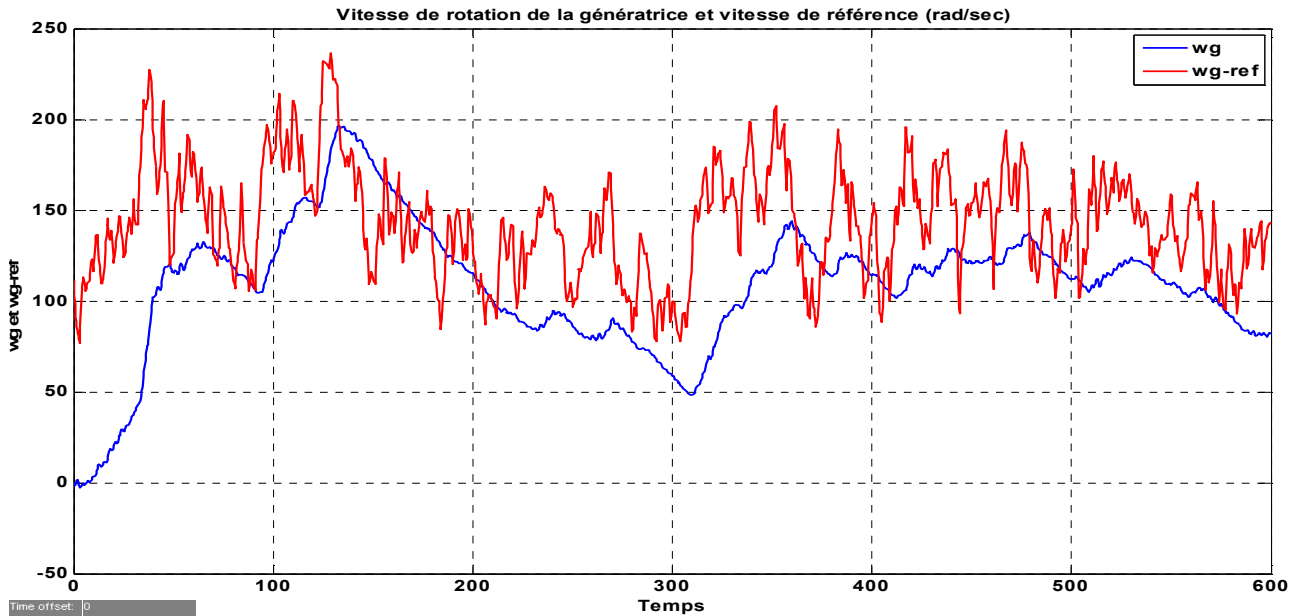


Figure 3.9 Vitesse de rotation de la génératrice et vitesse de référence

La figure 3.10, illustre la puissance mécanique produite et la puissance de référence.

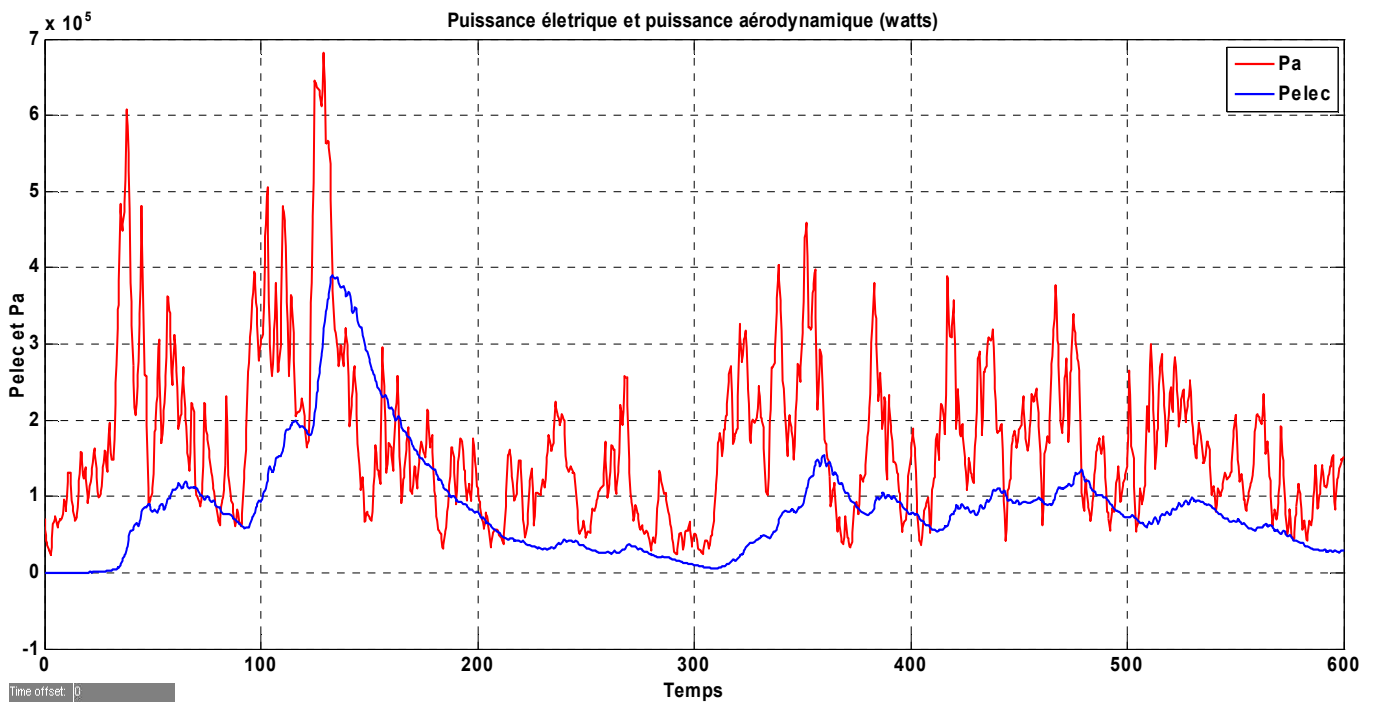


Figure 3.10 puissance électrique produite et puissance aérodynamique

La figure 3.11, montre le rendement de l'éolienne, en boucle ouvert, sans système de commande.

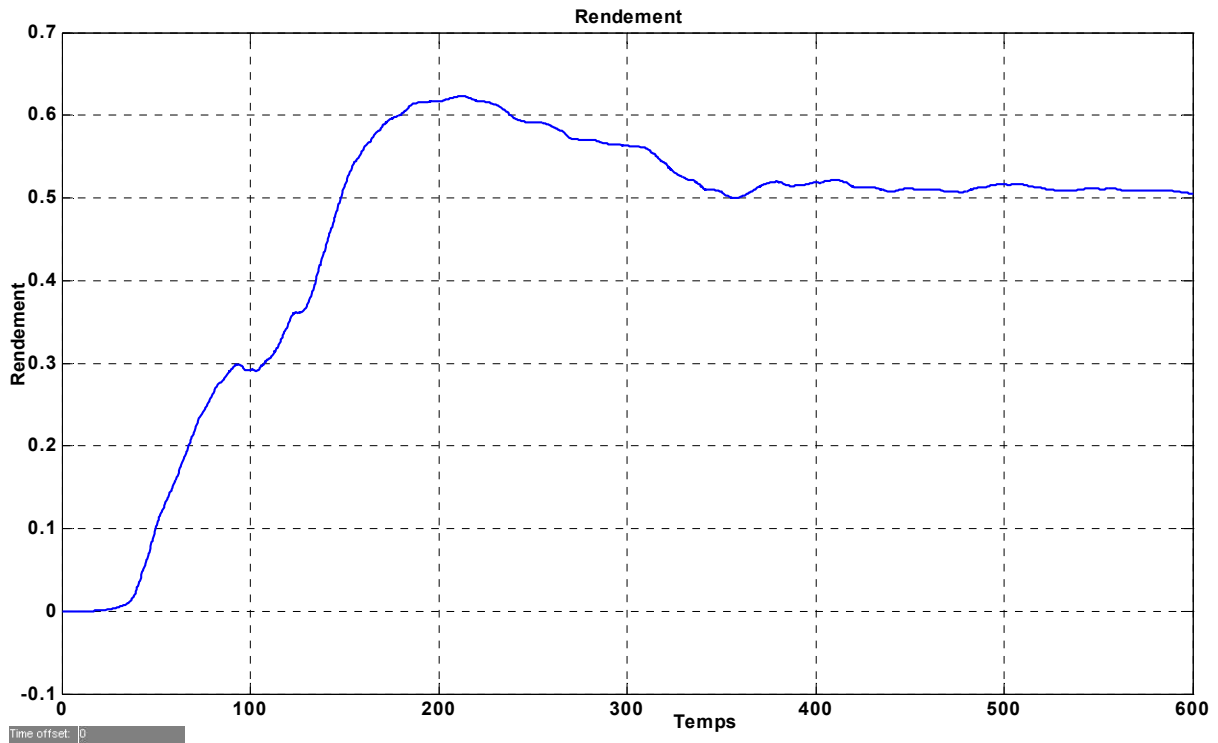


Figure 3.11 Rendement de l'éolienne sans processus de commande

La figure 3.9, montre clairement que la vitesse de la génératrice est loin de suivre la référence indiquée qui permet de maximiser la puissance, et la figure 3.10 confirme cela, elle illustre la maigre production de la génératrice en termes de puissance électrique, et cela se traduit par un rendement très faible (Figure 3.11).

La simulation en boucle ouverte, montre la nécessité de la commande pour augmenter la puissance électrique et améliorer le rendement de l'éolienne.

3.3.4. Commande MRAC direct d'une éolienne

3.3.4.1. Structure de la commande MRAC directe

La propriété d'approximation universelle des RNA leur donne la possibilité d'approximer toute fonction à la précision souhaitée, à condition que les entrées et les sorties soient convergentes, et dans ce cas, on peut supposer qu'il existe un nombre suffisant de neurones cachés et des poids optimaux de tel façon que l'erreur e_c converge vers zéro [15].

Différentes approches de la commande MRAC directe ont été utilisées dans la littérature, dans ce travail nous avons adopté la méthode utilisée par [15], dont la structure est la suivante :

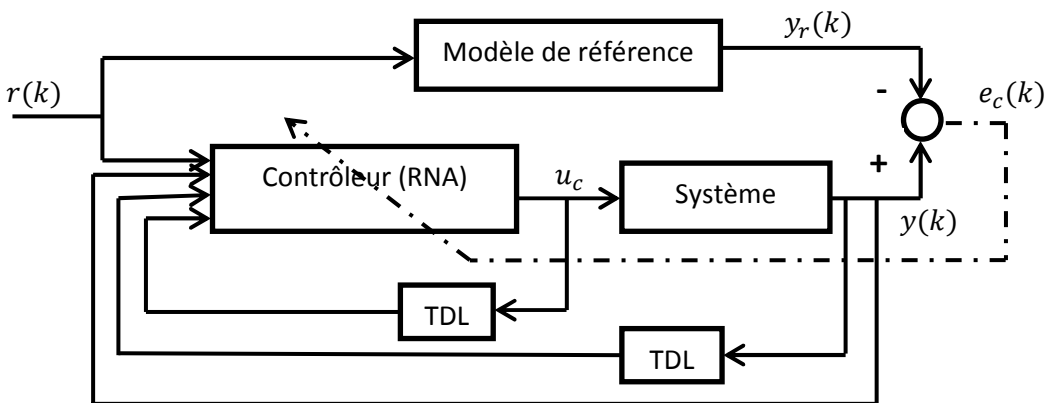


Figure 3.12 Schéma de la commande MRAC

Dans ce système, l'entrée de commande « u_c », est le couple électromagnétique « T_{em} », et la sortie est la vitesse de rotation de la génératrice ω_g , sachant que l'angle de calage $\beta = 2^\circ$, et le vent est considéré comme une perturbation.

Le modèle de référence est obtenu avec l'équation de la vitesse de rotation optimale de la génératrice (3.3)

L'entrée de commande est obtenue comme suite :

$$u_c(k) = T_{em}(k) = N[y(k) \quad y(k-1) \quad u_c(k-1) \quad r(k)] \quad (3.6)$$

Le but de la commande est d'influer sur le système pour avoir une sortie qui émule la sortie de référence.

Le réseau de neurones utilisé comme contrôleur est un réseau dynamique, où la sortie est ramenée à l'entrée avec un retard dans le temps, ces caractéristiques sont :

- Il contient deux couches, une couche cachée de trois neurones et une couche de sortie d'un seul neurone.
- Les poids sont initialisés aléatoirement avec des valeurs comprises entre 0 et 1.
- Les fonctions d'activations utilisées pour tous les neurones sont des fonctions sigmoïdales bipolaires de la forme suivantes :

$$f(x) = c \cdot \frac{1 - \exp(-k \cdot x)}{1 + \exp(-k \cdot x)} \quad (3.7)$$

La constante « c » représente l'amplitude des fonctions, on prend : « c=1 », pour la couche cachée et « c=1000 », pour la couche de sortie. Le choix de ces valeurs va permettre à la sortie du réseau de neurones de prendre des valeurs égales à 1000. La constante « k », représente la pente de la fonction, on prend « k=1 ».

- L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de la rétro-propagation de l'erreur. L'erreur utilisée est l'erreur entre la sortie du système « y », et la sortie de référence « y_r ». Le taux d'apprentissage est $\mu = 0.01$.

3.3.4.2. Résultats et discussions

Les résultats obtenus de la simulation de la commande MRAC directe sont les suivants :

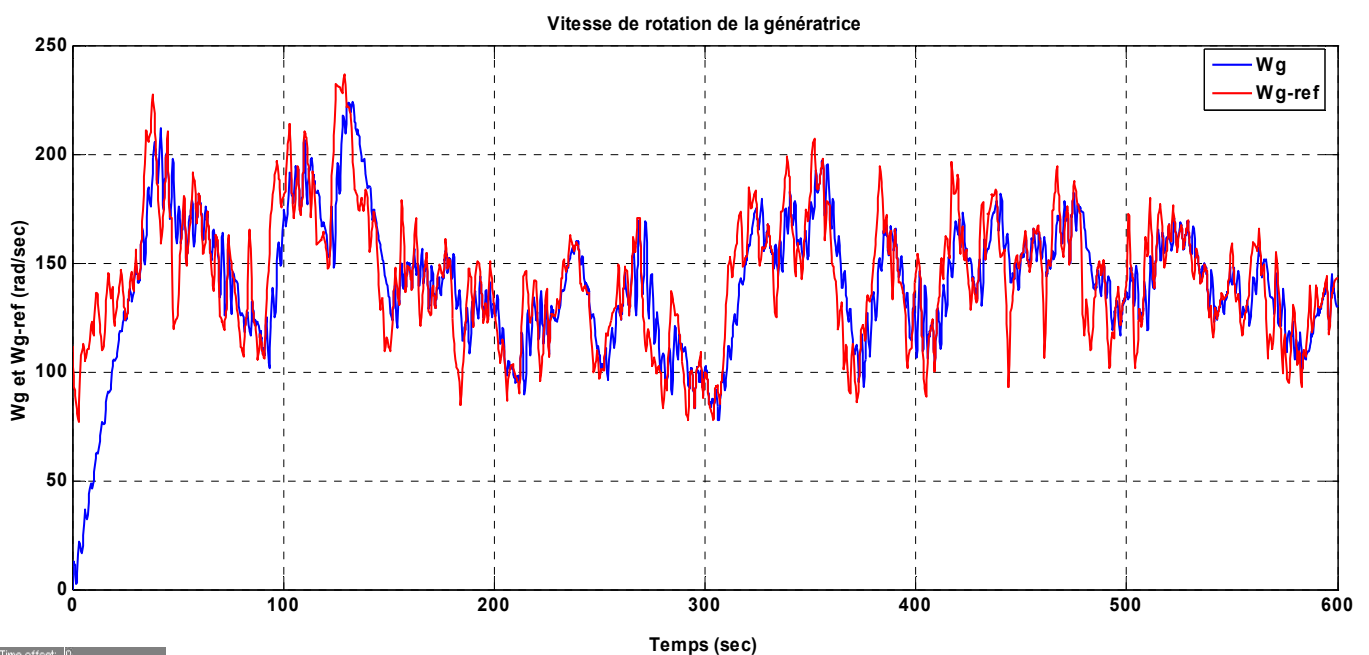


Figure 3.13 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (rad/sec)

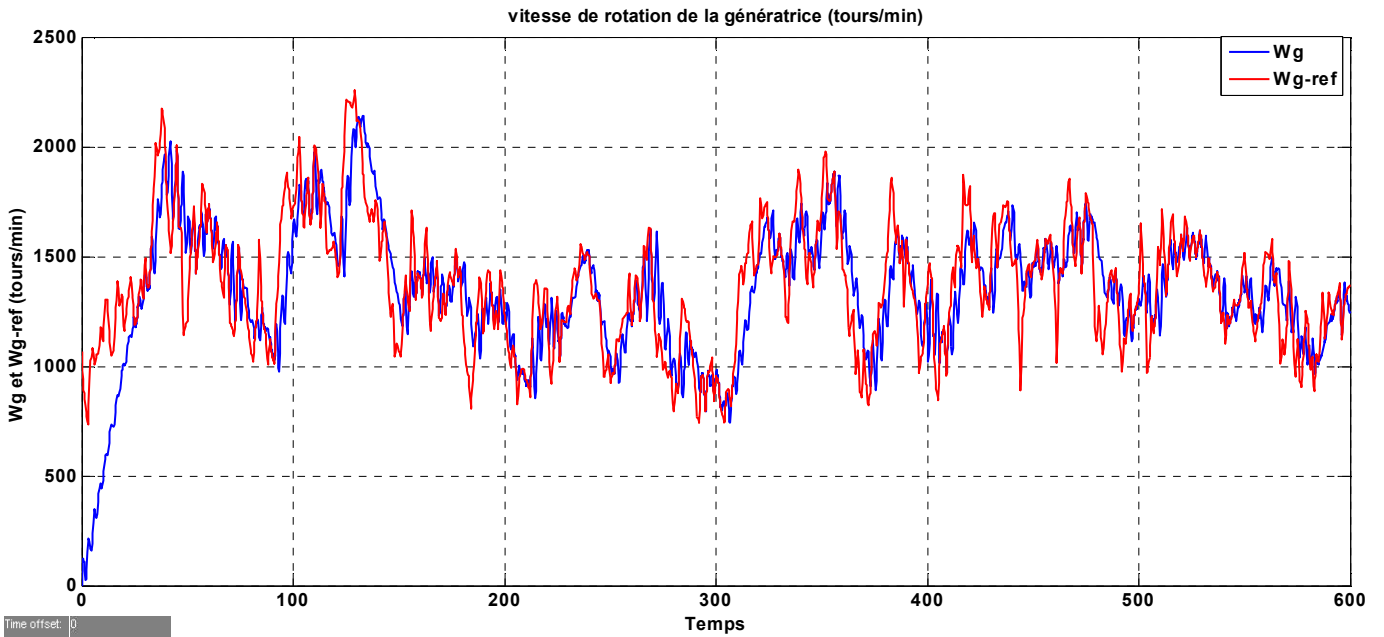


Figure 3.14 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (tr/min)

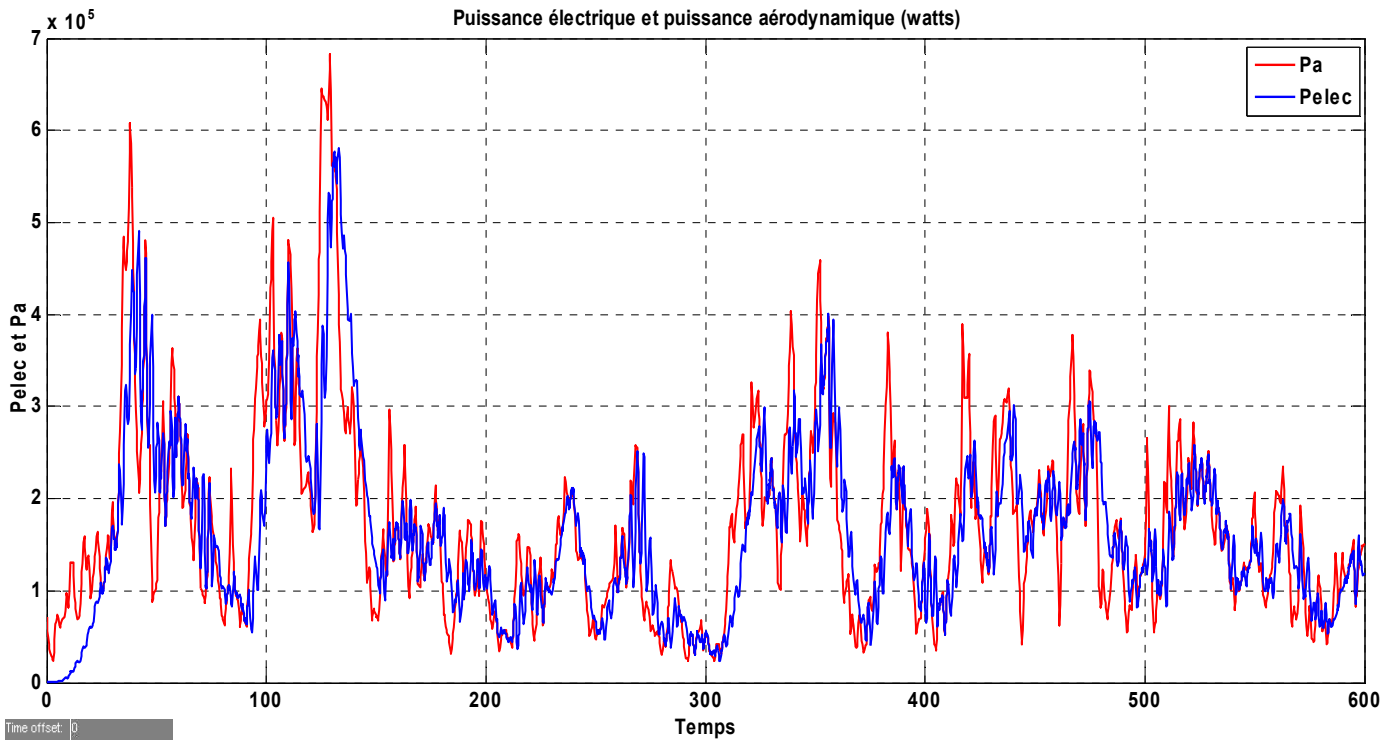


Figure 3.15 Puissance électrique P_{elec} et la puissance aérodynamique P_a (watts)

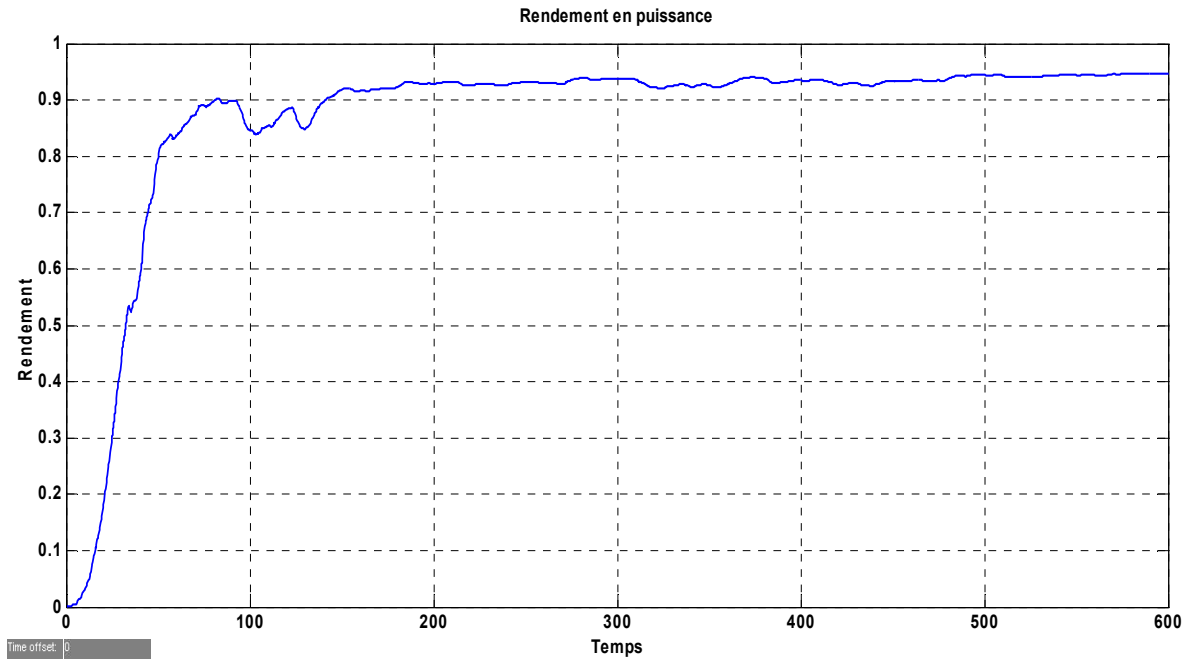


Figure 3.16 Rendement en puissance de la commande MRAC directe

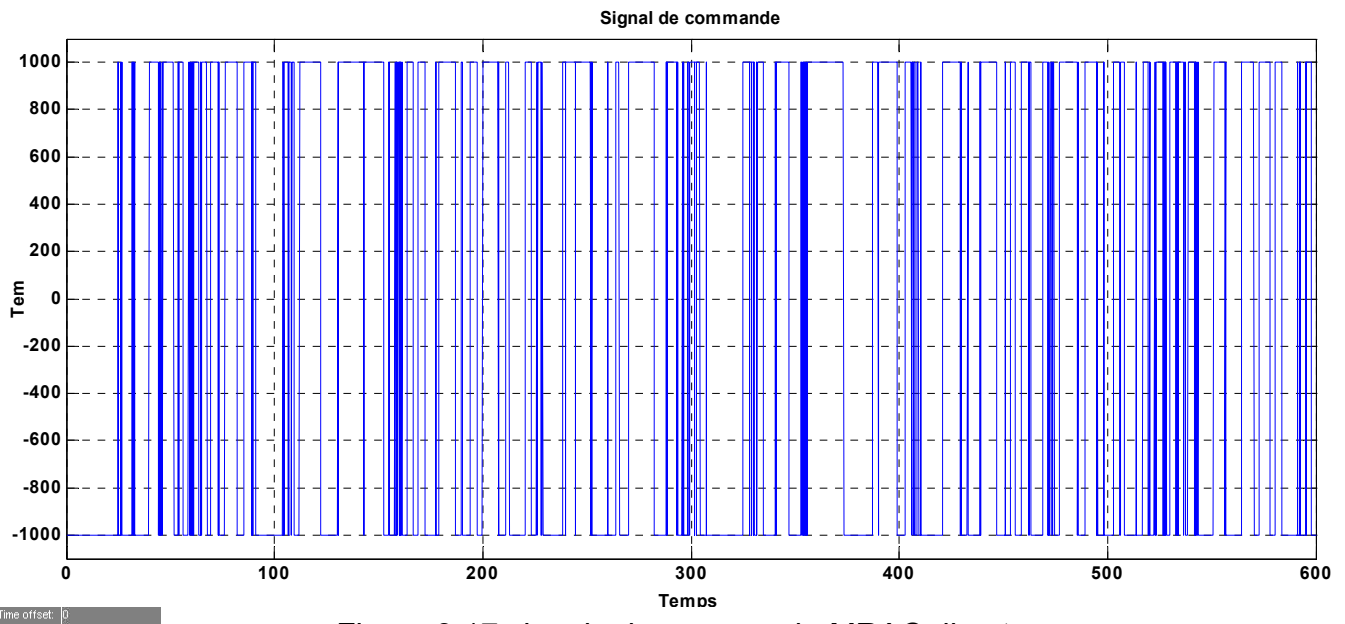


Figure 3.17 signal de commande MRAC directe

On remarque de la figure 3.13, que la sortie du système arrive à suivre le modèle de référence d'une manière très satisfaisante, même avec les perturbations dues au vent. La commande compense les fluctuations lorsque le vent change de vitesse. La même observation peut être faite concernant la puissance (Figure 3.15), et le rendement d'une valeur de 0.95 (Figure 3.16) illustre la très bonne production de la commande MRAC directe, et cela en respectant les limites de la machine, le couple électromagnétique qui est le signal de commande est en dessous de la limite de la génératrice :

$$|T_{em}| \ll T_{em-max} = 165/n_g \text{ KN.m.}$$

3.3.5. Commande MRAC indirecte d'une éolienne

3.3.5.1. Structure de la commande MRAC indirecte

Contrairement à la méthode MRAC directe, la méthode indirecte utilise un estimateur (identificateur) pour le système, dont l'objectif est de rétro-propager l'erreur entre la sortie du système et la référence, afin d'avoir l'erreur sur l'entrée de l'identificateur et par conséquent avoir aussi l'erreur sur la sortie du contrôleur, qui est une variable inconnue dans la méthode MRAC directe. Par la suite, cette erreur est rétro-propagée à travers le contrôleur afin d'adapter les poids de celui-ci.

L'architecture de la commande utilisée est montrée sur la figure 3.14 suivante :

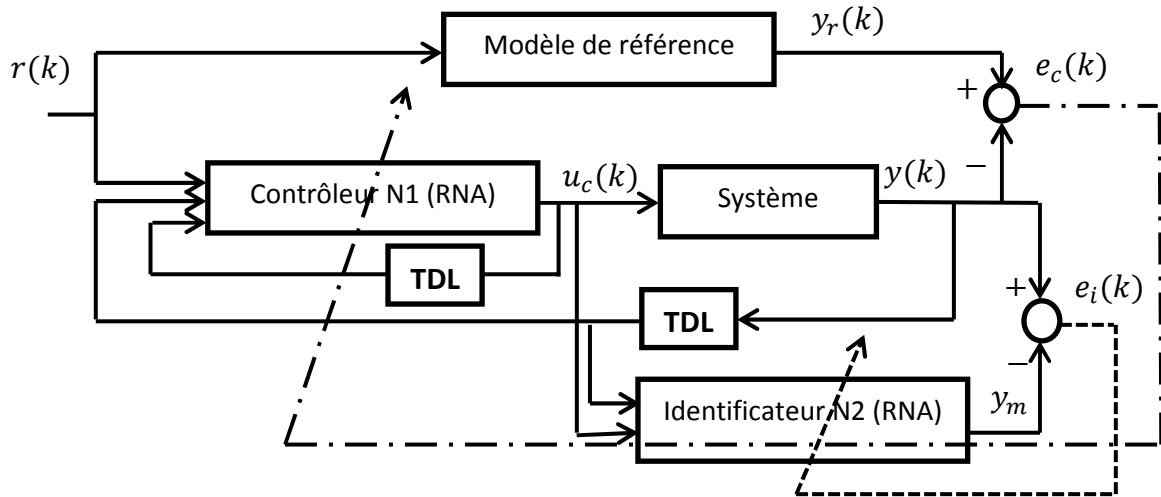


Figure 3.18 Schéma de la commande MRAC indirect utilisée

Dans cette structure de commande, le contrôleur est un RNA dynamique qu'on entraîne avec l'algorithme d'apprentissage basé sur la rétro-propagation de l'erreur.

Le modèle identifié est un RNA qui est déjà entraîné pour émuler la sortie du système, c'est-à-dire que le réseau n'a pas besoin d'apprentissage et pour cela, nous avons utilisé le modèle identifié dans la première partie de ce chapitre. Le choix de cette approche est de rendre la simulation plus rapide et pour réduire les calculs

L'entrée de commande u_c est toujours le couple électromagnétique « T_{em} », elle se présente comme suit :

$$u_c(k) = T_{em}(k) = N[y(k-1) \quad u_c(k-1) \quad r(k)] \quad (3.8)$$

Le but de la commande est le même que dans la méthode MRAC directe, il consiste dans le contrôle du couple « T_{em} » pour avoir une sortie qui poursuit le modèle de référence.

Le réseau de neurones utilisé pour le contrôleur a les caractéristiques suivantes :

- Il contient deux couches, une couche cachée d'un seul neurone et une couche de sortie d'un seul neurone aussi.
- Les poids sont initialisés aléatoirement avec des valeurs comprises entre 0 et 1.
- Les fonctions d'activations utilisées pour tous les neurones sont des fonctions sigmoïdales bipolaires de la forme suivante :

$$f(x) = c \cdot \frac{1 - \exp(-k \cdot x)}{1 + \exp(-k \cdot x)} \quad (3.9)$$

On prend : « $c=1$ », pour la couche cachée et « $c=1300$ », pour la couche de sortie. Le choix de ces valeurs va permettre à la sortie du réseau de neurones de prendre des valeurs égales à 1300. La constante « k », représente la pente de la fonction, on prend « $k=1$ ».

- L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de la rétro-propagation de l'erreur et le taux d'apprentissage est $\mu = 0.1$.

3.3.5.2. Résultats et discussions

Les résultats obtenus de la simulation de la commande MRAC indirecte sont les suivants :

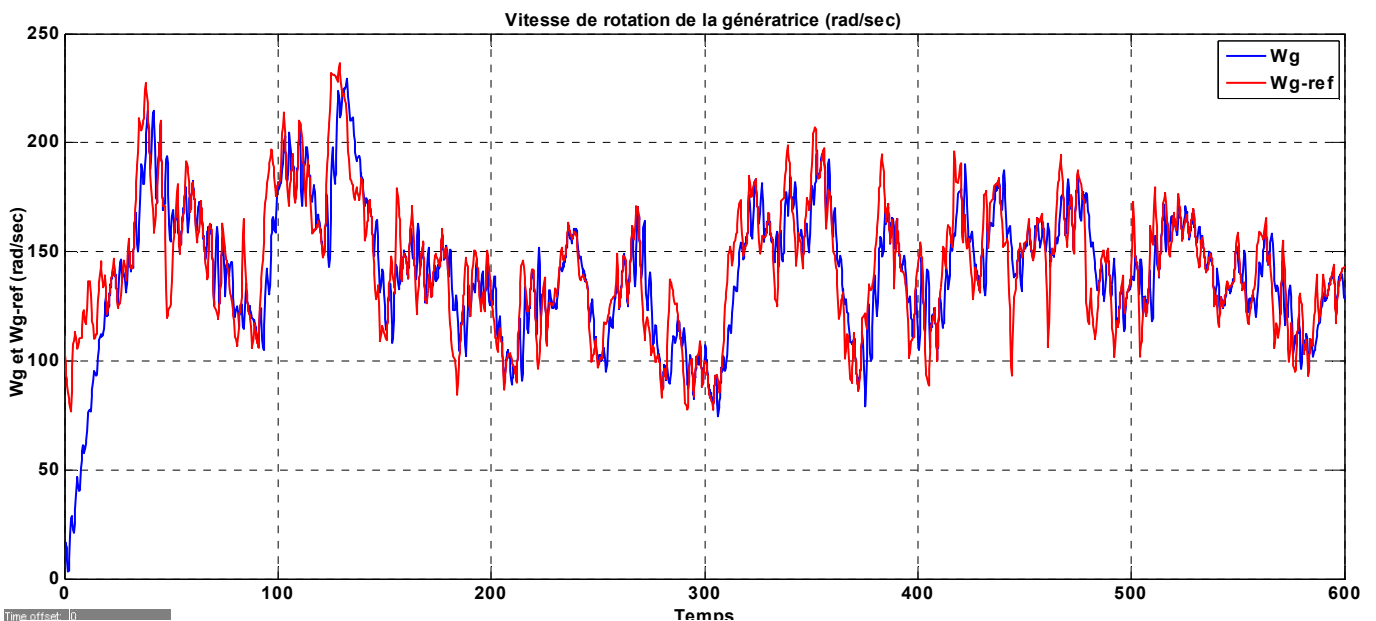


Figure 3.19 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (rad/sec)

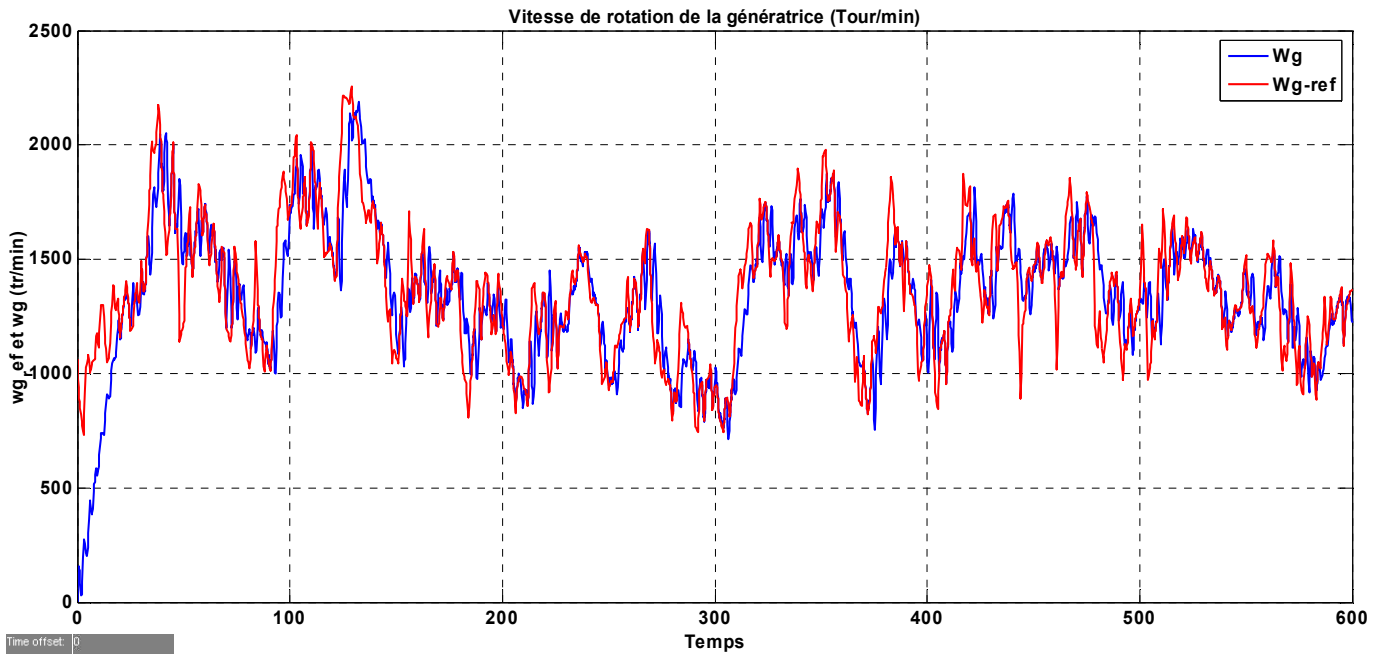


Figure 3.20 Vitesse de rotation de la génératrice ω_g et la vitesse de référence ω_{g_ref} (tr/min)

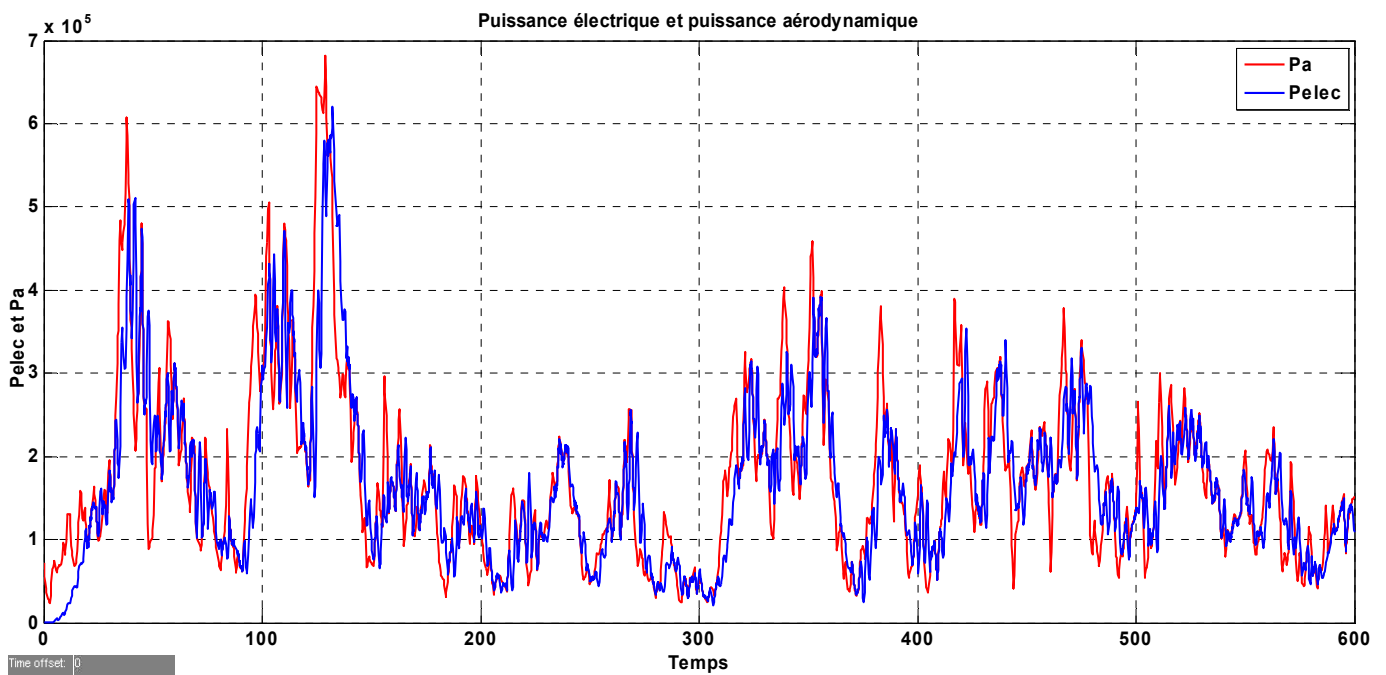
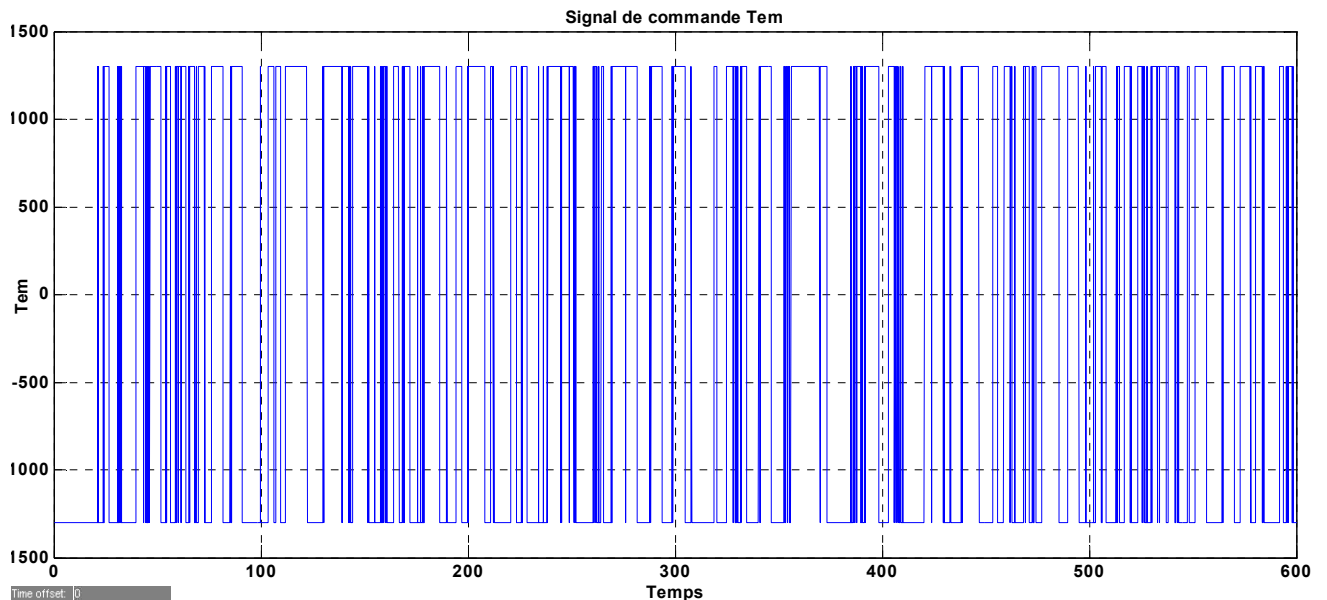
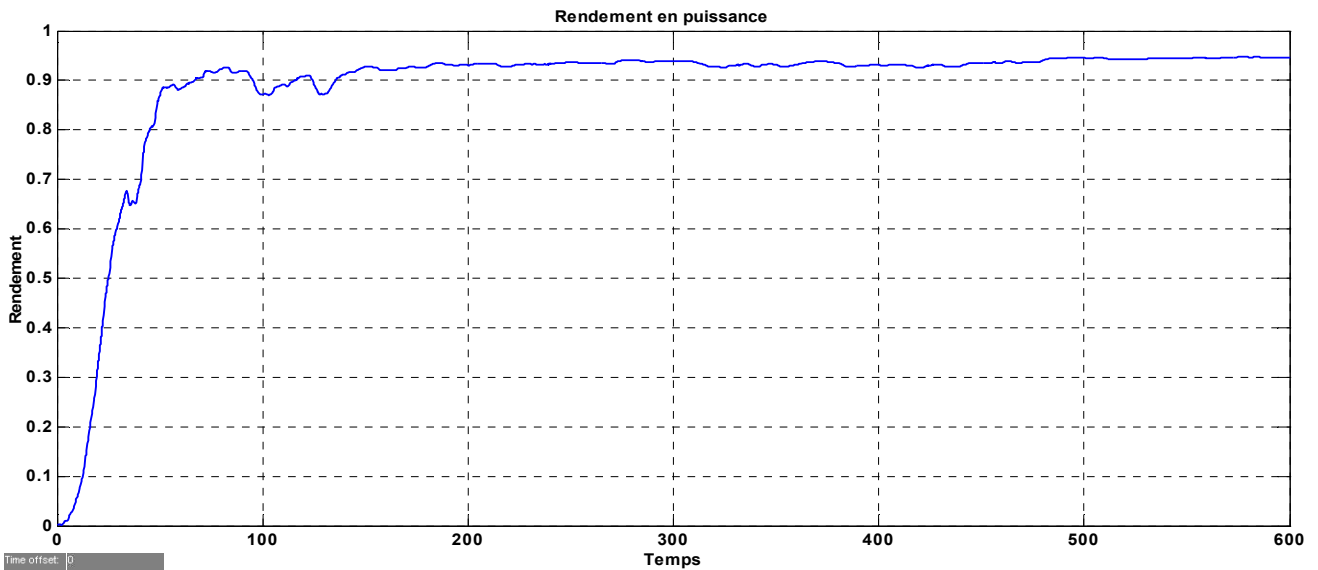


Figure 3.21 Puissance électrique P_{elec} et la puissance aérodynamique P_a (watts)



Les figures 3.19 et 3.20, montrent une très bonne poursuite de vitesse de référence $\omega_{g\ ref}$ par la vitesse de rotation du système ω_g , ce qui permet à la génératrice de produire une grande puissance « P_{elec} » (Figure 3.21), et par conséquent le rendement est élevé (Figure 3.22).

C'est résultats de simulation sont obtenus en respectant les limites physiques de la machine, le signal de commande utilisé ne dépasse pas la limite possible de la machine qui est de $T_{em-max} = 165/n_g \text{ KN.m}$.

3.3.6. Evaluation de la méthode MRAC neuronale

Dans le but d'avoir une idée sur l'amélioration apportée par la commande neuronale adoptée, nous avons comparé les résultats obtenus avec les résultats d'une commande adaptative robuste [18].

La figure 3.24, illustre la vitesse de rotation de la génératrice obtenue avec la commande adaptative robuste, et la figure 3.25, montre le rendement de méthode.

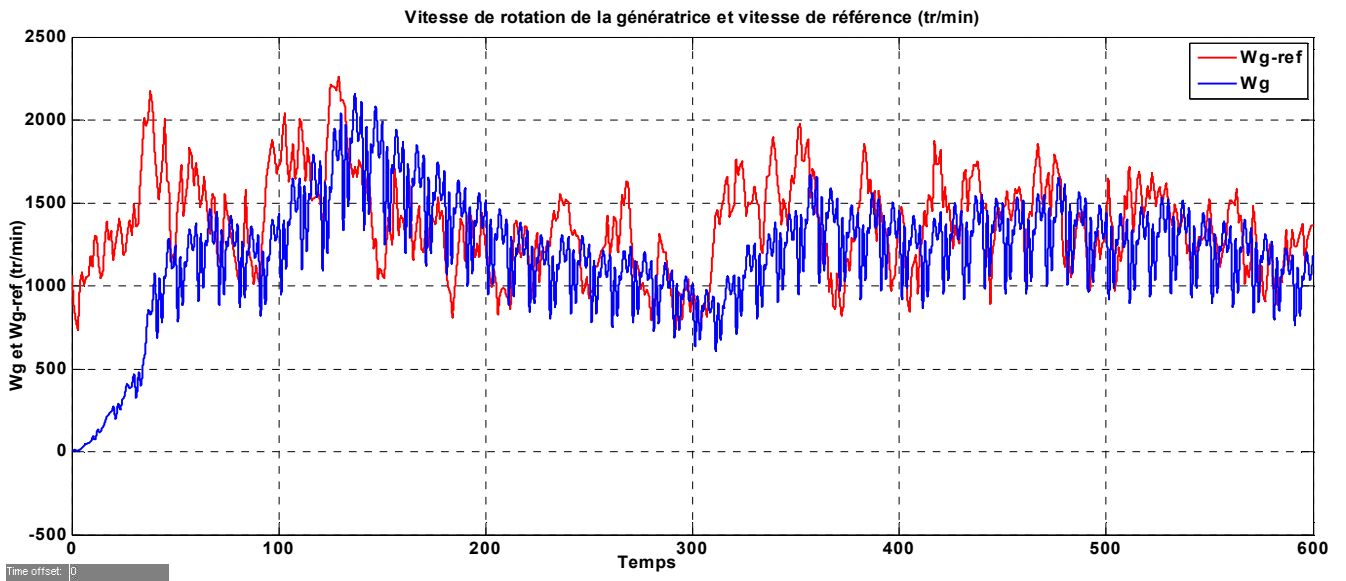


Figure 3.24 Vitesse de rotation de commande adaptative robuste

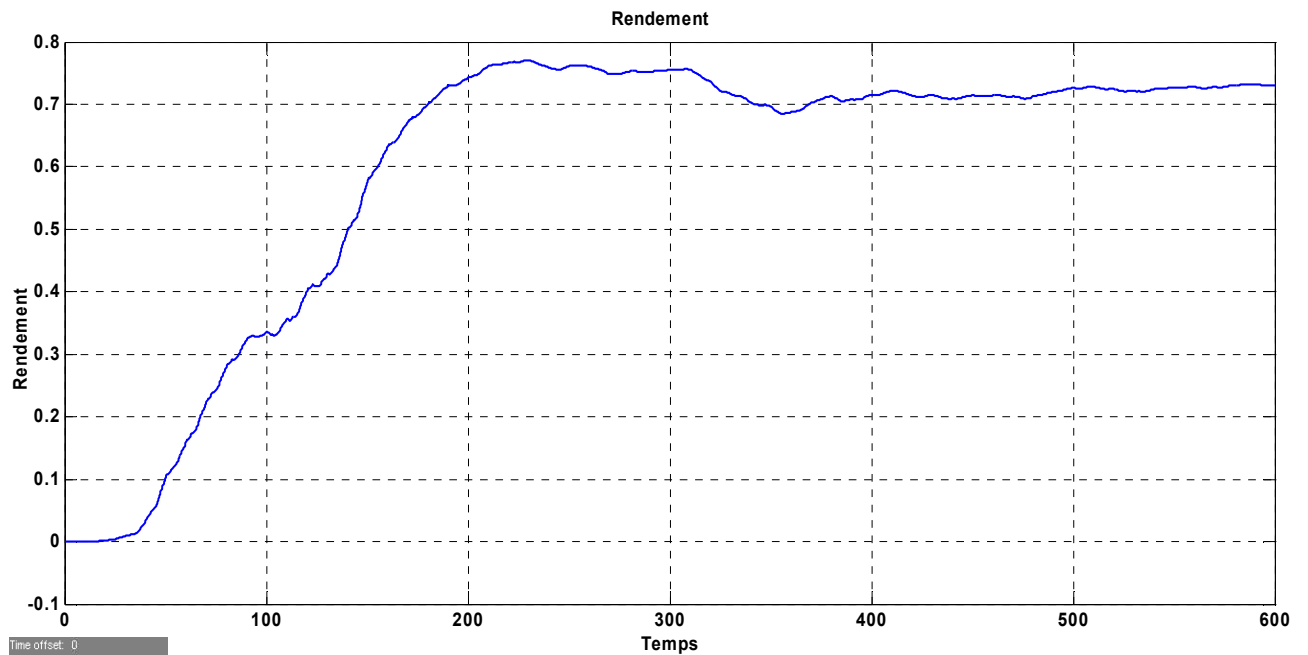


Figure 3.25 rendement de commande adaptative robuste

Contrairement à la commande adaptative robuste, la commande basée sur les RNA donne une meilleure poursuite de la référence même avec des changements brusques de celle-ci (Figure 3.13 et 3.19).

On remarque aussi que le rendement de la commande MRAC neuronale, est plus stable et atteint des valeurs supérieures à 0.9, et cela à partir de « $t = 100 \text{ sec}$ »,

3.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons identifié la partie mécanique de l'éolienne et nous avons abordé la commande de l'éolienne à base de réseaux de neurones, ou nous avons utilisé deux méthodes adaptatives neuronales, la méthode directe et indirecte.

Les deux méthodes ont montré des résultats satisfaisants et cela en prenant en compte des perturbations diverses dans le système.

Les deux commandes ont eu un rendement stable d'une valeur supérieur à 0.90, toute en respectant les limites physiques de l'éolienne.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale et perspectives

Nous nous sommes intéressés dans ce travail à l'identification et à la commande à base de réseaux de neurones artificiels d'une éolienne à axe horizontal. Nous avons fixé l'objectif de concevoir une commande neuronale pour la partie mécanique de l'éolienne dans la zone 2 de fonctionnement (vents faibles), dont le but est de maximiser l'extraction d'énergie du vent tout en réduisant les charges subies par l'éolienne.

Afin d'atteindre ces objectifs, nous avons élaboré une commande adaptative à modèle de référence neuronale avec deux approches différentes ; la méthode directe et la méthode indirecte. Et pour obtenir de bonnes performances on a opté pour les réseaux de neurones dynamique qui ont un meilleur comportement avec les systèmes dynamiques.

Les résultats obtenus montrent une bonne poursuite du modèle de référence que nous avons fixé, ce qui reflète l'efficacité de la commande neuronale dans ce type de système où le modèle de référence est en fonction de la vitesse du vent qui est une variable aléatoire non contrôlable.

La comparaison des résultats de la commande neuronale avec des résultats obtenus grâce à une commande adaptative robuste, a montré l'importance des réseaux de neurones dans la commande des systèmes non linéaires et dynamiques.

En guise de perspectives, plusieurs axes de recherche peuvent être entrepris. Il serait intéressant d'utiliser d'autres architectures neuronales comme RBF (Radial Basis Function), tout en prenant en compte plus de perturbations possibles, afin d'avoir une commande robuste. Il serait aussi, important d'étendre la commande de l'éolienne sur les autres zones de fonctionnement, en prenant en considération les différents mécanismes de contrôle à exemple du contrôle de l'angle de calage (pitch control) et le contrôle de la nacelle (yaw control). D'autre part, il faut envisager une commande sur la partie électrique de l'éolienne pour garantir une production optimale et d'assurer un comportement stable en présence de perturbations dans tous les systèmes de l'éolienne.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] L'actualité professionnelle du secteur de l'environnement. www.actu-environnement.com.
- [2] *La production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde*. Quatorzième inventaire édition 2012. www.energies-renouvelables.org.
- [3] Chao-Chee. K. and Kwang. Y. L. *Diagonal Recurrent Neural Networks for Dynamic Systems Control*. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 6 (1):144-156, January 1995.
- [4] Redjem. R. *Etude d'une chaîne de conversion d'énergie éolienne*. Thèse de Magistère en Electrotechnique. Université Mentouri de Constantine. 2009.
- [5] Burton. T., Sharpe. D., Jenkins. N. and Bossanyi. E. *Wind energy handbook*. Wiley. England. 2001.
- [6] Laverdure. N. *L'intégration des générateurs éoliens dans les réseaux faibles ou insulaires*. Thèse de Doctorat à l'école Doctorale « Electronique, Electrotechnique, Automatique et traitement du signal ». 2005.
- [7] Boukhezzar. B. *Les stratégies de commande pour l'optimisation et la régulation de puissance des éoliennes à vitesse variable*. Thèse de Doctorat en sciences de l'Université de Paris XI Orsay. 2006.
- [8] El Aimani. S. *Modélisation de différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension*. Thèse de Doctorat en Génie Electrique. Université des Sciences et Technologies de Lille. 2004.
- [9] Usaola. J., Ledesa. P., Rodriguez. J. M., Frenandez. J. L., Beato. D., Iturbe. R. and Wilhelmi. J. R. *Transient stability studies in grids with great wind power penetration. Modelling issues and operation requirements*. IEEE. 1534-1541. 2003.
- [10] Hammerstrom. D. *Working with neural network*. IEEE Spectrum. 46-53. 1993.
- [11] Suzuki. K. *Artificial neural networks-methodological advances and biomedical applications*. InTech. 2011.

- [12] Burns. R.S. *Advanced Control Engineering*. Butterworth Heinemann. 2001.
- [13] Haykin. S. *Neural networks a comprehensive foundation*. Pearson Education. Second edition. 1999.
- [14] Narendra. K.S. *Neural networks for identification and control*. Center for Systems Science. Yale University.
- [15] Suresh. S and Kannan. N. *Direct adaptive neural flight control system for an unstable unmanned aircraft*. *Applied Soft Computing*. Elsevier. 8:937-948. 2008.
- [16] Ladjouzi. S. *Commande des systèmes dynamique par les réseaux de neuronaux récurrents (RNNs) et la propagation direct de l'erreur (FPE)*. Thèse de Magistère en Automatique et Traitement du Signal. Université de Béjaia. 2005.
- [17] Jia-li. T., Yi-jun. L and Fang- sheng. W. *Levenberg- Marquardt neural network for gear fault diagnosis*. International Conference on Networking and Digital Society. IEEE. 123- 127. 2010.
- [18] Igroufa. R. *Commande adaptative et robuste appliquée sur une éolienne*. Mémoire de Master en électronique option Automatique à l'Université de Béjaia. 2012.

Annexes

Annexe A

A.1. Les caractéristiques de l'éolienne CART utilisée :

Paramètre	Signification
Diamètre du rotor	43.3 m
Rapport de transmission	43.165
Hauteur du moyeu	36.6 m
Puissance électrique nominale	600 kW
Vitesse nominale du rotor	42 tr/min
Couple maximal du générateur (coté arbre lent)	162 kN.m
Vitesse maximale du système de calage	53 tr/min

A.2. Modèle à deux masses

Paramètre	Signification
$R = 21.65 \text{ m}$	Rayon du rotor
$\rho = 1.29 \text{ kg/m}^3$	Masse volumique de l'air
$J_r = 3.25 \times 10^5 \text{ kg.m}^2$	Inertie des masses du coté du rotor
$J_g = 34.4 \text{ kg.m}^2$	Inertie des masses du coté de la génératrice
$K_r = 27.36 \text{ N.} \frac{\text{m}}{\text{rad}} / \text{s}$	Coefficient de frottements visqueux externes du rotor
$K_g = 0.2 \text{ N.} \frac{\text{m}}{\text{rad}} / \text{s}$	Coefficient de frottements visqueux externes de la génératrice
$K_{ls} = 9500 \text{ N.} \frac{\text{m}}{\text{rad}} / \text{s}$	Coefficient de frottements visqueux internes de l'arbre lent
$B_{ls} = 2.691 \times 10^5 \text{ N.} \frac{\text{m}}{\text{rad}}$	Coefficient de torsion de l'arbre lent
$n_g = 43.165$	Rapport de transmission du multiplicateur

Annexe B

Bloc du modèle à deux masses de l'éolienne

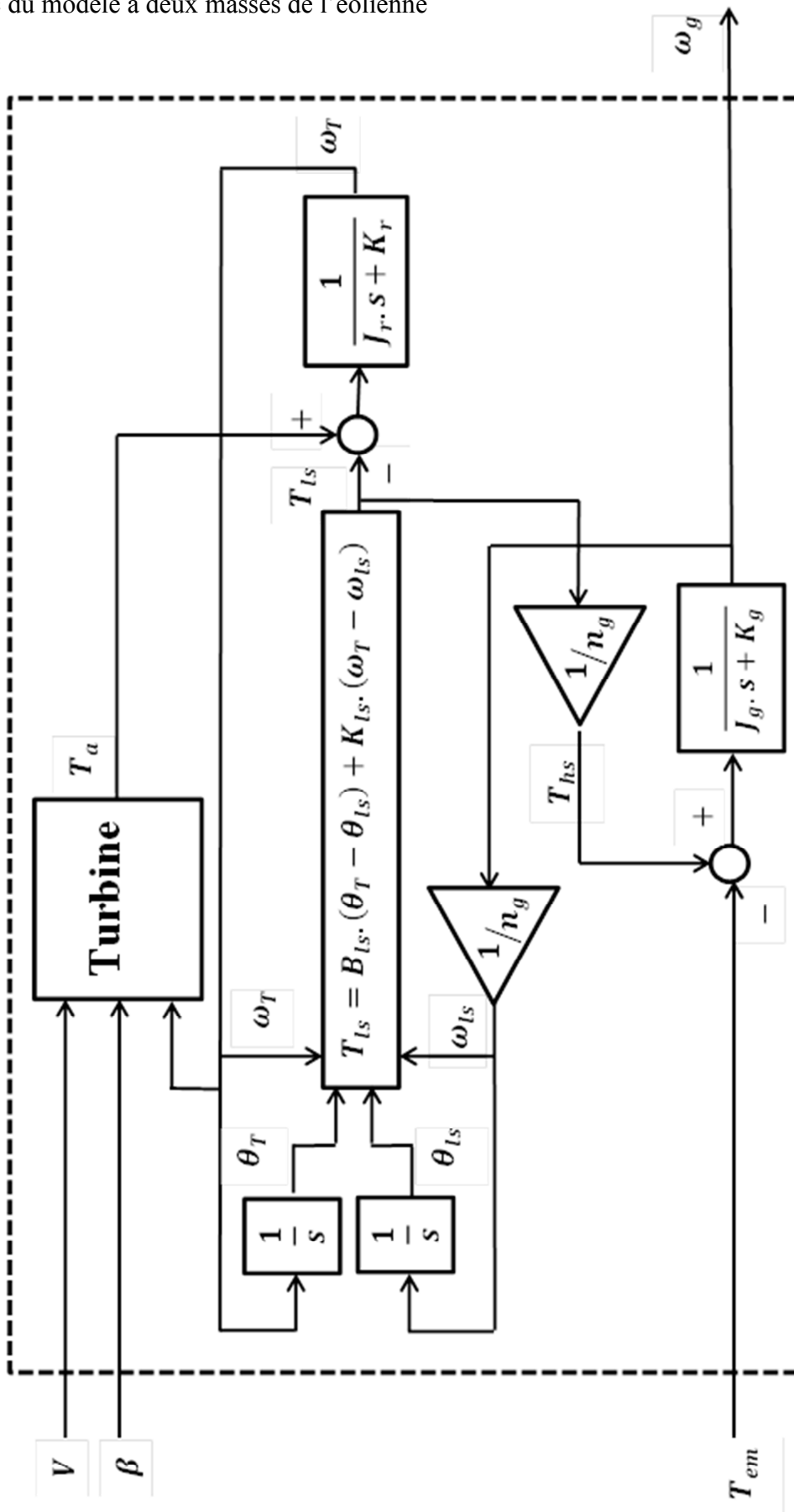


Figure B : Blocs d'une turbine à deux masses

Annexe C

Les blocs de perturbations utilisées

C.1 Les perturbations sur le multiplicateur

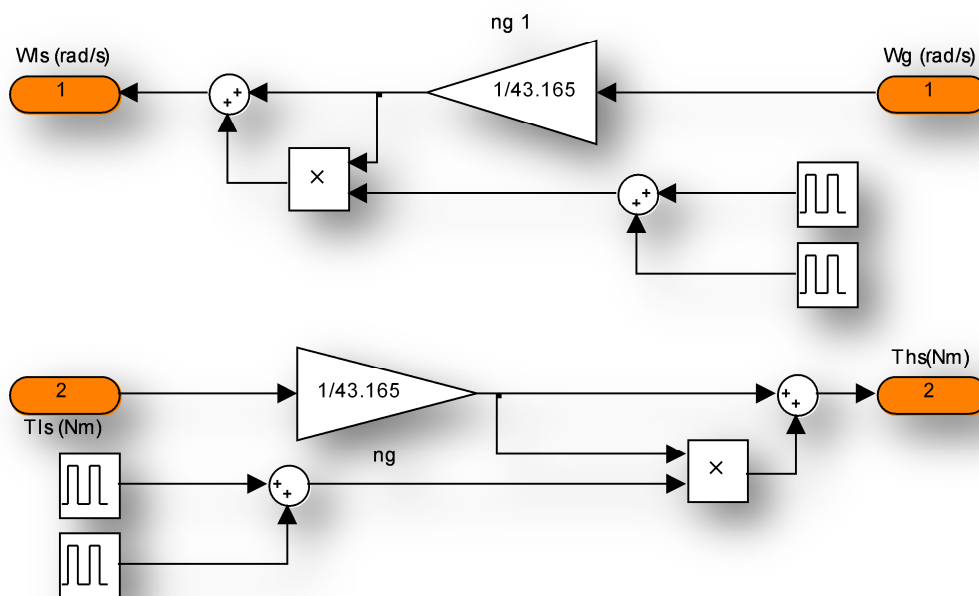


Figure C.1 Les perturbations sur le multiplicateur

C.2 Les perturbation sur les coefficients de frottement visqueux et de torsion

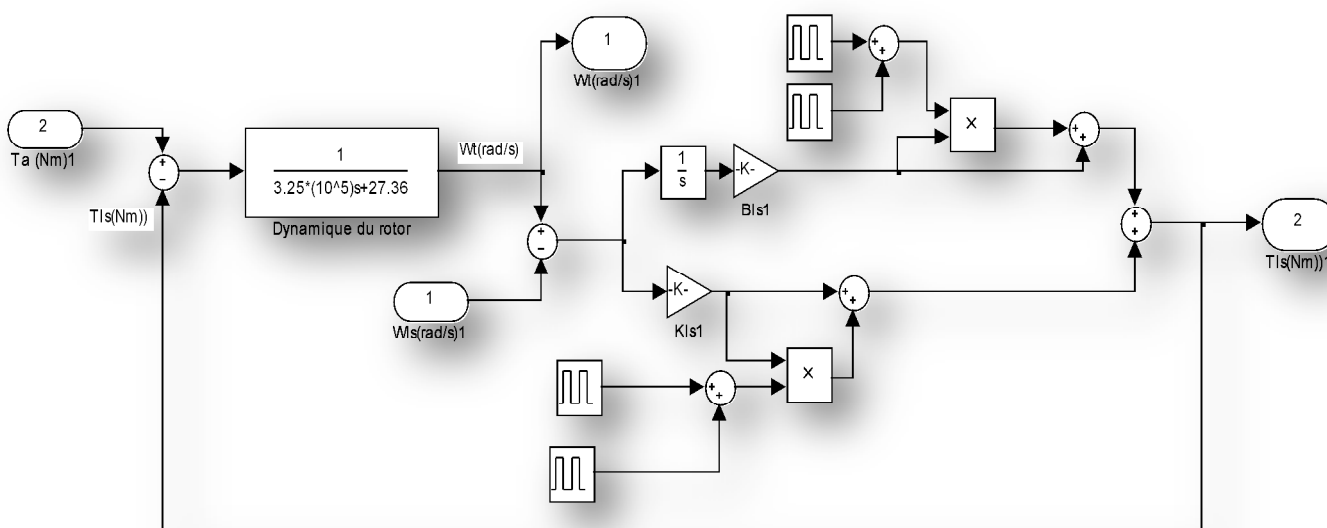


Figure C.2 Les perturbation sur les coefficients de frottement visqueux et de torsion

Annexe D

Bloc Simulink utilisé dans l'identification

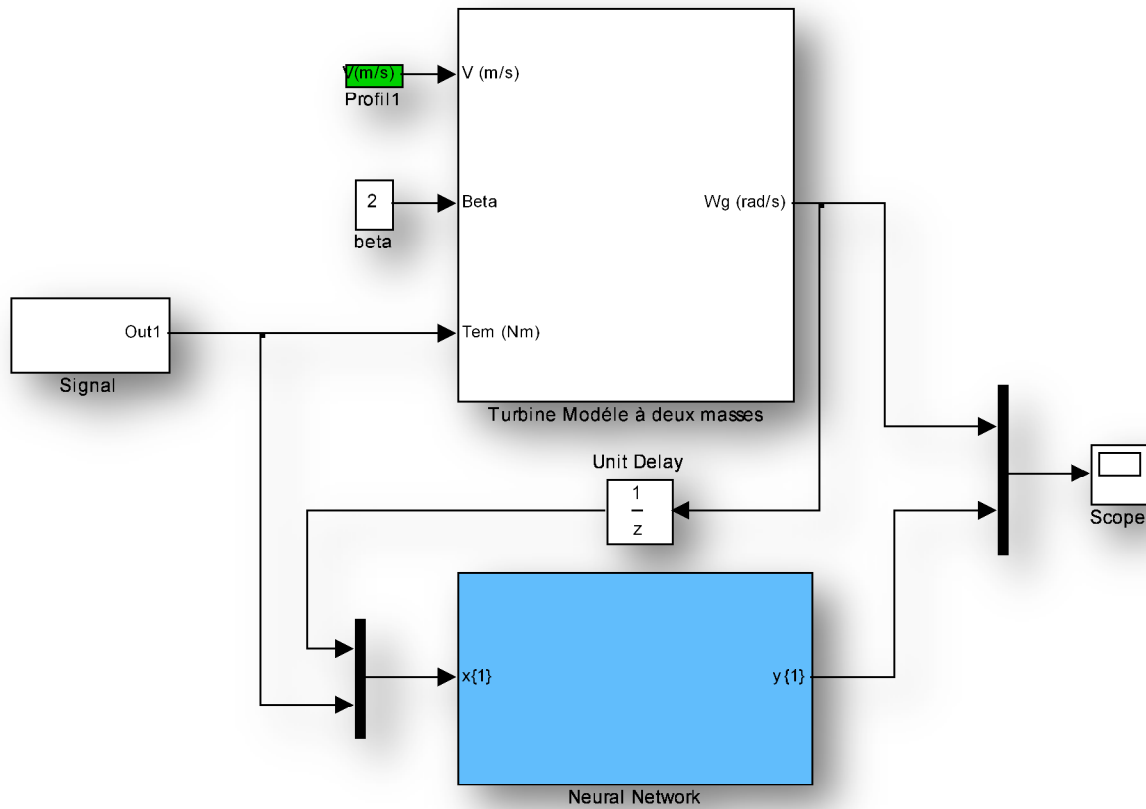


Figure D Bloc Simulink utilisé dans l'identification

Annexe E

E.1. Bloc Simulink de la commande MRAC directe

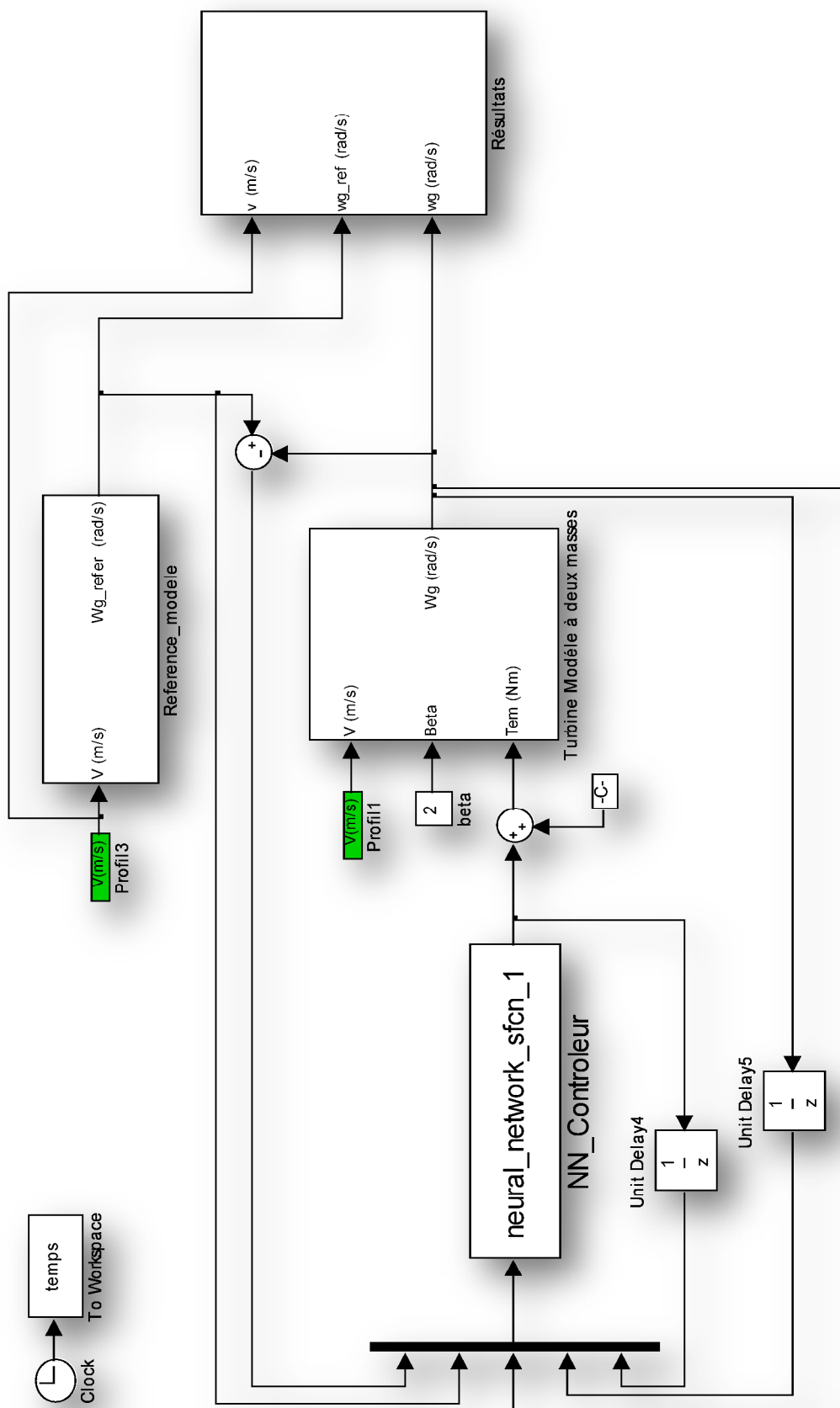


Figure E.1. Bloc Simulink de la commande MRAC directe

E.2. Bloc Simulink de la commande MRAC indirecte

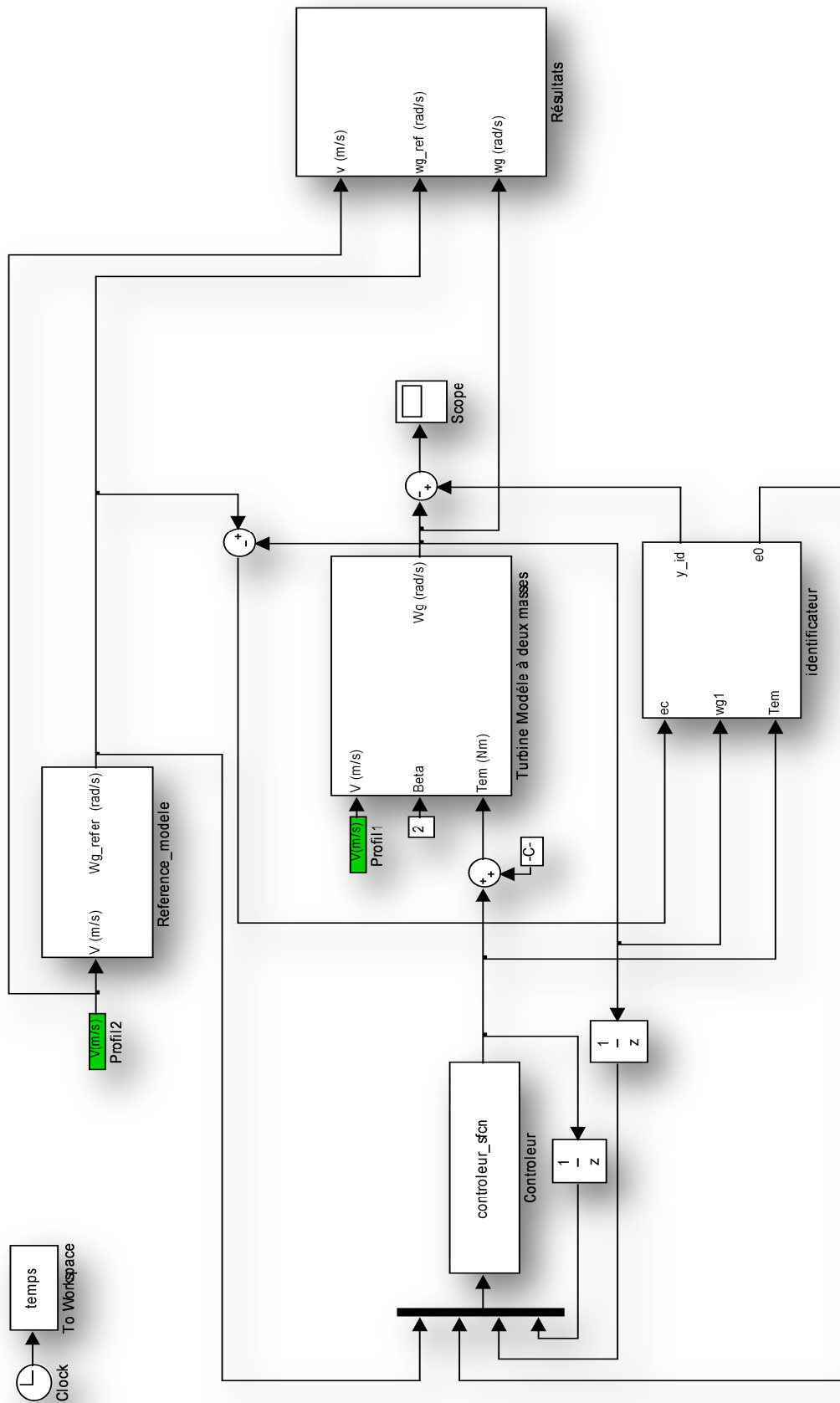


Figure E.2. Bloc Simulink de la commande MRAC indirecte

Résumé :

L'objectif de Ce mémoire est l'identification et la commande à base de réseaux de neurones artificiels dynamiques, d'une éolienne à axe horizontal et à vitesse variable, dont le but est de maximiser la capture de l'énergie du vent dans la zone de fonctionnement.

Une identification à base d'un réseau neuronale MLP, a permis d'avoir un modèle approximatif du système que nous avons employé dans la commande neuronale de l'éolienne.

Afin d'optimiser le rendement de l'éolienne, on a synthétisé une commande neuronale basée sur les deux approches de la méthode adaptative à modèle de référence, les méthodes ; directe et indirecte. Et pour permettre l'évaluation des techniques adoptées, on a comparé les résultats avec une commande adaptative robuste.

Les résultats obtenus avec des simulations mettent en évidence l'amélioration des performances de l'éolienne, grâce à la capacité d'approximation des réseaux de neurones et leur adaptation rapide aux changements turbulents et brusques de la référence.

Mots-clés : Eolienne à vitesse variable, Réseaux de neurones artificiels, identification, commande adaptative.

Abstract

The aim of this dissertation is the identification and control based on dynamic artificial neural networks of a variable speed wind turbine with horizontal axis, in order to achieve the objective of maximizing the extracted energy from the wind.

The identification built on MLP neural networks, provides an approximation of the system that we have used in the wind turbine control.

In the purpose of optimizing the wind turbine's efficiency, a direct and indirect neuronal control based on the model reference adaptive control was used. In the other hand we compared the results found, with those of an indirect robust adaptive control.

The simulation results make evidence that the neural networks control gives, a better improvement of the performances of the wind turbine, which is due to their approximation capacity and their quick adaptation to abrupt changes of the reference.

Keywords: Variable speed wind turbine, artificial neural networks, identification, adaptive control.