

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Abderrahmane MIRA de Béjaïa

Faculté des Sciences et des Sciences de l'Ingénieur

Département D'Electronique

Mémoire

En vue de l'obtention du Diplôme de Magister en Automatique et
Traitement du Signal

Option : Systèmes

Présenté et soutenu par : ZEBLAH REBIHA

Thème

Synthèse des stabilisateurs de puissance (PSS)
en utilisant les techniques de l'intelligence
artificielle

Jury

Président : RHIREDDINE ABDEKRIM

Maitre de conférences, université de Béjaïa

Rapporteur : MENDIL BOUBEKEUR

Professeur, université de Béjaïa

Examineurs : ZEBBOUDJ YUCEF

Professeur, université de Béjaïa

MOKRANI KARIM

Maitre de conférences, université de Béjaïa

Invité : ACHOUR ABDEYAZID

CC, université de Béjaïa

Soutenu le :

Dédicaces

A ma chère mère.

A mon cher père.

A mon marrai.

A mes sœurs et à mon frère.

Remerciements

Je tien à remercier mon directeur de mémoire Monsieur B. MENDIL pour sa disponibilité le long de la réalisation de cette thèse, et pour tout les conseils et les orientations qu'il n'a pas cessé de me prodigué.

Touts les membres du jury méritent mes remerciements les plus sincères pour avoir accepter de juger le présent travail.

Je remercie également touts ceux qui ont de prés ou de loin participer à la réalisation de ce travail.

SOMMAIRE

Sommaire

Introduction Générale.....	1
-----------------------------------	----------

Chapitre I : SYSTEMES DE PRODUCTION DE L'ENERGIE ELECTRIQUE

1. Introduction.....	3
2. Production de l'électricité.....	3
2-1. Réglage de la tension.....	4
2-2. Réglage de la fréquence.....	4
3. Modèle d'une centrale hydroélectrique.....	5
3-1. Rôle du générateur.....	5
3-2. Rôle du régulateur de fréquence.....	6
3-3. Rôle du régulateur de tension.....	6
4. La machine synchrone.....	7
4-1. Fonctionnement en alternateur (génératrice).....	8
4-2. Mise en équation de la MS (alternateur).....	8
4-3. Les expressions de tension.....	9
4-4. Transformation de Park – Simplification des équations.....	11
4-5. Expression du couple.....	13
4-6. Equation mécanique.....	13
5. Couplage d'un alternateur au réseau électrique.....	13
6. Etude du système d'excitation (AVR) de la M.S.....	14
6-1. Représentation des différents blocs.....	15
7. Conclusion.....	17

Chapitre II : STABILISATEUR DE SYSTEME DE PUISSANCE (PSS) CLASSIQUE

1. Introduction.....	18
-----------------------------	-----------

2. Représentation du PSS appliqué au système MS-Réseau infini.....	18
3. La M.S avec son système de commande (AVR-PSS).....	21
4. Simulation.....	21
4-1 Etude de la stabilité du réseau avec l'utilisation du PSS	22
4-2 PSS avec une action proportionnelle intégrale	25
4-3 Application d'un défaut dans le réseau électrique	27
5. Conclusion.....	29

Chapitre III : COMMANDE DU SYSTEME MS/RI PAR PSS FLOU

1. Introduction.....	30
2. Logique Floue et Sous-Ensembles Flous.....	30
2-1. Variables linguistiques floues.....	31
2-2. Résonnement flou.....	31
3. Commande floue.....	35
4. Représentation du PSSF appliqué au système MS-Réseau infini.....	36
5. Etude de la présence d'un défaut dans le réseau.....	43
6. Conclusion.....	46

Chapitre IV : SYNTHÈSE DE PSS NEURONAL PAR L'APPROUCHE MFA/FEP

1. Introduction.....	47
2. Neurone biologique et modèle formel.....	47
3. Structure d'un réseau de neurones.....	49
3-1 Equation du réseau.....	49
3-2 Apprentissage du réseau.....	50

4. Réseaux neuronaux dynamiques.....	51
4-1 Réseau avec retour d'état.....	51
4-2 Equation du réseau.....	52
4-3 Apprentissage des réseaux dynamiques.....	52
5. Structure de commande MFA/FEP.....	54
6. Entraînement du réseau contrôleur DTRNN par l'algorithme FEP.....	55
7. Application de l'approche MFA/FEP au PSS neuronal.....	57
8. Application d'un défaut dans le réseau.....	60
9. Conclusion.....	62
Conclusion générale.....	63

Annexes

Références bibliographiques

INTRODUCTION
GENERALE

Introduction Générale

L'énergie électrique est une forme secondaire d'énergie. En effet, n'étant jamais disponible directement dans la nature, elle doit être obtenue à partir d'autres formes d'énergie (énergie mécanique, thermique, chimique, etc.). Si la répartition des différentes sources d'énergie primaire varie d'un pays à l'autre, la quasi-totalité de la production d'énergie électrique provient d'une conversion mécanique-électrique. L'énergie mécanique étant elle-même issue de diverses sources d'énergie primaire.

Dans une centrale de production d'énergie électrique, on retrouve toujours les mêmes éléments, à savoir :

- un système d'aménagement ou de récupération de l'énergie potentielle (un barrage dans le cas de l'énergie hydraulique, une chaudière ou un réacteur nucléaire dans le cas de l'énergie thermique) ;
- une turbine pour convertir cette énergie potentielle en une énergie cinétique (une turbine hydraulique, à vapeur, etc.) ;
- un générateur actionné par la turbine et assurant la conversion mécanique-électrique
- un appareillage électrique de réglage, de coupure, de transformation et de distribution, réalisant dans les conditions optimales d'interconnexion de la centrale de production avec le réseau électrique qui assurera distribution et transport d'énergie.

Le consommateur peut être une industrie, un habitant, des équipements publics, situé en zone urbaine, agricole ou montagnarde, etc. Comme le réseau électrique est toujours exposé à des défauts (surcharges, courts-circuits, etc.) qui influent directement sur les centrales de productions, alors des régulations automatiques de tension et de fréquence du réseau doivent être toujours assurées de façon continue.

Notre travail s'inscrit dans ce contexte. Il traite la stabilité des réseaux électriques et la régulation de la tension des centrales de production en épuisant des capacités de traitement des techniques de l'intelligence artificielle, à savoir la logique floue et les réseaux neuronaux.

En effet, on a commencé par l'étude du PSS classique en utilisant un modèle linéarisé autour d'un point de fonctionnement nominal et en calculant les paramètres du PSS en utilisant les méthodes classiques. La sortie du PSS est injectée, comme un signal de commande supplémentaire, au système d'excitation. Mais, l'utilisation d'un modèle linéarisé, d'un processus réel naturellement non linéaire, limite les performances et la robustesse du PSS.

Dans la deuxième partie de notre travail, on a testé les capacités de modélisation et de raisonnement approximatifs des systèmes flous pour la synthèse des PSS. Néanmoins, l'usage de données qualitatives et de l'empirique nous a incité à chercher une technique plus optimisante. Pour ce faire, on a fait appel aux réseaux de neurones récurrents et notre approche d'apprentissage indépendante du modèle (MFA) à base de l'algorithme de la propagation directe (FEP).

Pour une meilleure présentation de notre travail, le mémoire est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre présente un bref exposé sur les systèmes de production et de régulation de l'énergie électrique. Le chapitre II est consacré à l'étude du PSS classique. La synthèse du PSS flou est exposée dans le chapitre III. Enfin, le dernier chapitre présente notre étude sur le PSS neuronal.

CHAPITRE I

Systemes de Production de l'Energie Electrique

I.1 Introduction

Un distributeur d'énergie doit fournir, sur tout un territoire, de l'énergie de qualité à de divers utilisateurs (industriels, particuliers,...). Pour arriver à cet objectif il faut assurer un fonctionnement normal du système électrique en limitant le nombre d'incidents et leurs conséquences lorsqu'ils se produisent. Ces incidents ont pour origine l'un ou plusieurs des quatre phénomènes suivants : les surcharges en cascade, l'écroulement de la tension, l'écroulement de la fréquence et la rupture de synchronisme.

Notre étude traite le problème de stabilisation des réseaux électriques en exploitant les techniques de l'intelligence artificielle (logique floue et réseaux de neurones). Mais, avant d'entrer dans le vif du sujet, on va commencer tout d'abord par un exposé sur les systèmes de production de l'énergie électrique.

I.2 Production de l'électricité

Les centrales électriques (thermiques à flamme, hydrauliques, nucléaires,...) produisent du courant alternatif en utilisant la force motrice (vapeur d'eau, eau,...) qui fait tourner l'arbre de la turbine qui, à son tour, entraîne un rotor (partie tournante circulaire composée d'électro-aimants). Ce dernier est entouré du stator (partie fixe sur laquelle sont placées des bobines de fil de cuivre) et l'ensemble forme l'alternateur qui transforme l'énergie mécanique produite par la turbine en énergie électrique (**Fig.I.1**).

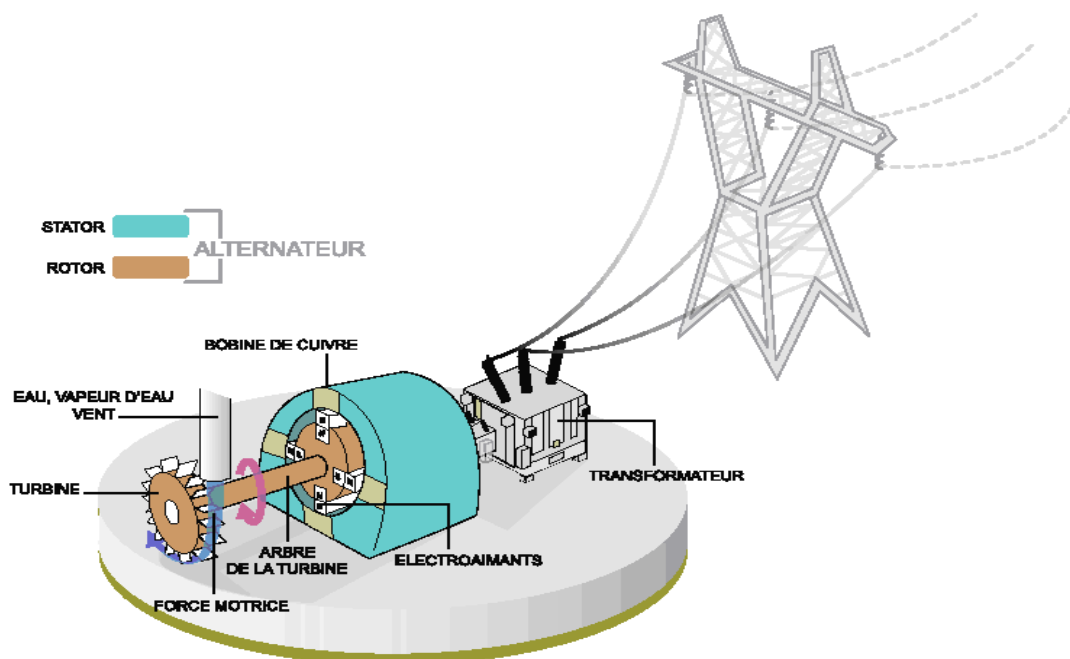


Fig. I.1 : Exemple d'une centrale électrique

L'énergie électrique est délivrée sous forme de tensions constituant un système sinusoïdal triphasé, équilibré direct. Ce dernier est caractérisé par les paramètres suivants: l'amplitude des trois tensions, la fréquence et les harmoniques. La qualité de la tension peut être affectée soit par certains incidents inhérents à la nature physique du matériel ou organes d'exploitation du réseau, soit par le fonctionnement de certains récepteurs particuliers [1].

I.2.1 Réglage de la tension :

Le niveau de tension électrique doit rester dans une plage autorisée en tous points du réseau, dans toutes les situations de production et de consommation prévisibles. En effet, la tension peut localement être dégradée. Par exemple, les jours de forte consommation, les transits à travers les lignes du réseau sont importants. Ce qui provoque une chute de tension.

La chute de tension dans les lignes du réseau :

Lorsque le transit dans une ligne électrique est assez important, la circulation du courant dans la ligne provoque une chute de la tension. La tension est alors plus basse en bout de ligne qu'en son origine et plus la ligne est chargée en transit de puissance, plus la chute de tension sera importante. Chaque centrale impose la tension à sa sortie. Mais, la tension évolue dans le réseau en fonction de la consommation (baissant lorsque la consommation augmente, remontant lorsqu'elle diminue). C'est pourquoi dans le réseau maillé, la tension est différente suivant l'endroit où l'on se trouve.

Pour que la tension reste à chaque instant dans une plage acceptable pour les matériels, des dispositifs de réglage automatique de la tension sont répartis sur le réseau de transport. Ils agissent principalement sur les groupes de production et peuvent réguler la tension aux points du réseau où ils sont raccordés. Ces dispositifs évitent l'apparition de phénomènes tels que les écroulements de tension (chute de tension). Ce travail consiste à étudier ce type de régulateurs (régulateurs de tension).

I.2.2 Réglage de la fréquence :

Les centrales de production d'électricité sont interconnectées grâce au maillage du réseau de transport. Pour que le réseau interconnecté fonctionne, les alternateurs de toutes les centrales doivent tourner à la même vitesse électrique, afin de produire une tension de fréquence uniforme dans tout le réseau. C'est ce qu'on appelle le synchronisme des alternateurs.

La fréquence doit être alors maintenue autour de la valeur nominale de 50 Hz, quelles que soient les variations de consommation ou de production. En effet, d'une part, une fréquence évoluant sans cesse rendrait l'électricité inutilisable pour de multiples usages, d'autre part, la plupart des composants du système électrique sont conçus pour fonctionner dans une plage de fréquence donnée, en dehors de laquelle des dysfonctionnements de matériels peuvent apparaître. La fréquence varie en permanence très légèrement en fonction de la consommation d'électricité et des événements affectant la production. On distingue :

- les petites variations globales et aléatoires autour de 50 Hz dues aux évolutions continues de la consommation ;
- les variations globales de fréquence, qui peuvent être provoquées par des variations brutales de production (arrêt inopiné d'une centrale ou avarie sur la ligne de raccordement d'un groupe) ;
- les fortes variations locales de fréquence qui surviennent lors d'incidents de type court-circuit ;

Prenons l'exemple de variations de fréquence liées à des variations de consommation. Lorsque la consommation exactement égale à la production (situation d'équilibre) l'arbre de la turbine conserve son rythme, la fréquence est donc maintenue. Si la consommation augmente, l'arbre de la turbine va ralentir, donc la fréquence du courant produit va baisser. Si la consommation baisse, l'arbre de la turbine accélère et la fréquence augmente. Des systèmes de régulation permettent de corriger ces variations de fréquence [2].

I.3 Modèle d'une centrale hydroélectrique

En guise d'étude, prenant l'exemple d'une centrale hydroélectrique. Le modèle standardisé de celle-ci est composé du générateur, du régulateur de tension, du régulateur de vitesse et du régulateur de puissance.

De manière plus détaillée, le générateur est composé de la conduite forcée (sert à créer la pression nécessaire à l'application d'un couple sur les aubes de la turbine), de la turbine et du rotor sur lequel est monté l'alternateur. La charge absorbe une quantité de puissance active qui est proportionnelle à la fréquence. Le régulateur de puissance modifie la consigne de vitesse afin de réaliser l'échange de puissance prévu pour le générateur. La régulation de l'amplitude de la tension, qui fait l'objet de notre étude, est considérée indépendante de la régulation de fréquence. En réalité,

il y a une influence croisée entre les deux régulations. Cependant, les régulateurs utilisés dans la pratique sont mono-variables.

I.3.1 Rôle du générateur :

Les générateurs doivent produire une onde de tension dont la fréquence et l'amplitude se situent à l'intérieur de certaines tolérances. Le maintien de la fréquence est assuré par un équilibre de puissance active alors que le maintien de l'amplitude est assuré par un équilibre de puissance réactive. Si la génération de puissance active dépasse la consommation, alors la fréquence augmente et si la génération de puissance réactive dépasse la consommation, l'amplitude de la tension augmente. La source de puissance active est la force motrice qui est dans le cas des générateurs hydroélectriques la chute de l'eau dans la conduite forcée. La source de puissance réactive est le flux magnétique dans la machine qui est réglé par le courant d'excitation de l'alternateur.

I.3.2 Rôle du régulateur de fréquence :

Le régulateur de vitesse ou de fréquence agit sur la force motrice fournie à la machine à l'aide du positionnement des directrices, qui sont des vannes permettant d'ajuster le débit et la direction de l'eau sur les aubes, pour équilibrer la puissance active. Si l'ouverture des directrices est augmentée, alors le générateur fournit plus de puissance active et la fréquence augmente.

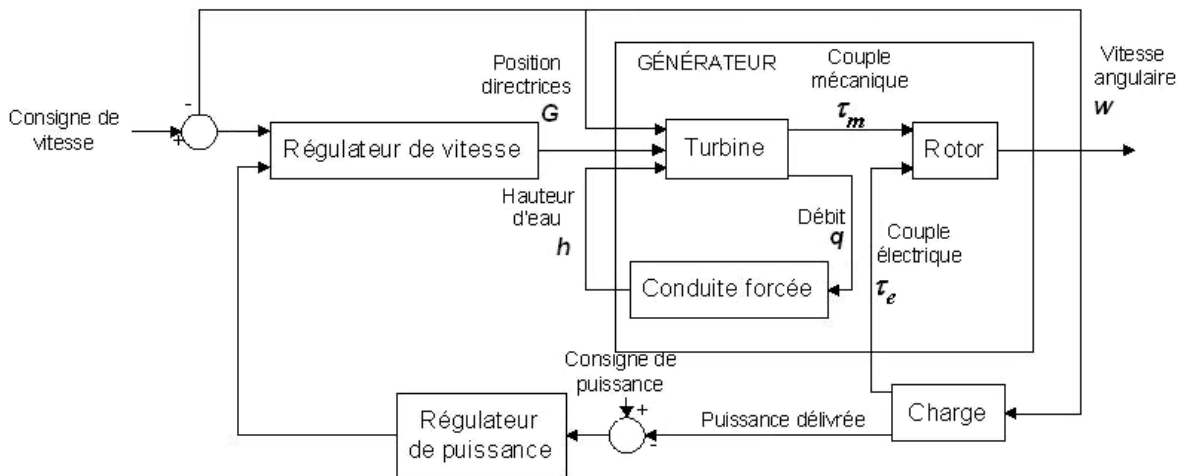


Fig. I.2 : Diagramme fonctionnel de la régulation de puissance et de fréquence

I.3.3 Rôle du régulateur de tension :

Le régulateur de tension agit sur le courant d'excitation de l'alternateur pour produire plus ou moins de puissance réactive. Si le courant d'excitation augmente, alors la puissance réactive produite augmente et la tension locale du nœud augmente [3].

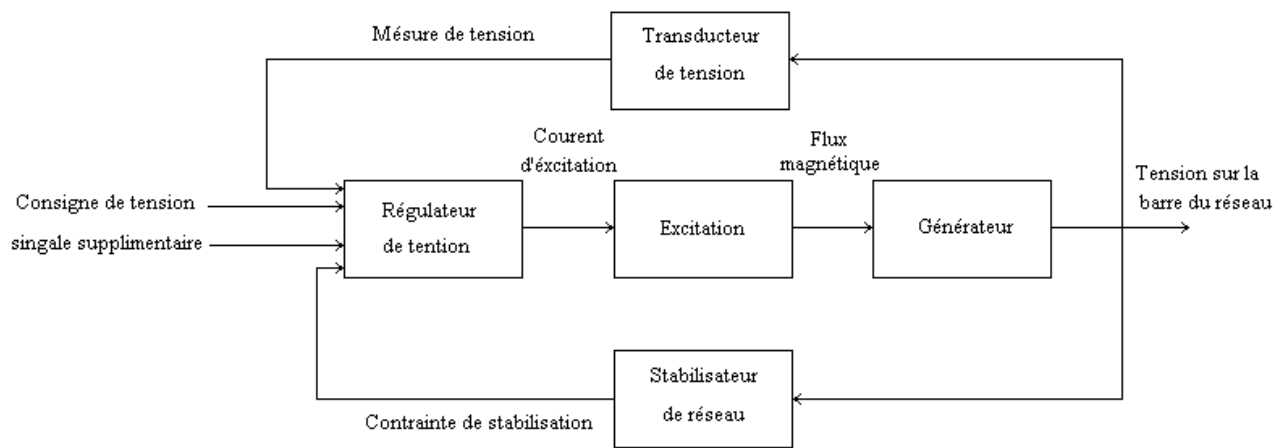


Fig. I.3 : Diagramme fonctionnel de la régulation de tension

I.4. La machine synchrone

La machine synchrone est un système électrique permettant de convertir de l'énergie mécanique en énergie électrique (alternateur) et inversement (moteur). Comme dans toutes les machines tournantes, on distingue la partie fixe (stator) et la partie tournante (rotor).

- **Rotor (inducteur) :** Il est constitué d'un enroulement parcouru par un courant d'excitation I_f continu créant un champ magnétique continu. Le rotor peut être constitué par un aimant permanent.
- **Stator (induit) :** Le stator permet de créer un champ tournant au moyen de courants alternatifs à la pulsation :

$$\Omega = \frac{\omega}{p}$$

$$n = \frac{f}{p}$$

Ω : vitesse de rotation du champ tournant en rad.s^{-1} ;

ω : pulsation des courants alternatifs en rad.s^{-1} . $\omega = 2.\pi.f$;

n : vitesse de rotation du champs tournant en trs.s^{-1} ;

f : fréquence des courants alternatifs en Hz ;

p : nombre de paires de pôles.

Le champ tournant du stator accroche le champ inducteur solide du rotor. Donc Le rotor ne peut tourner qu'à la vitesse de synchronisme Ω (le cas de fonctionnement en moteur).

- La figure représente les deux types de machines synchrones.

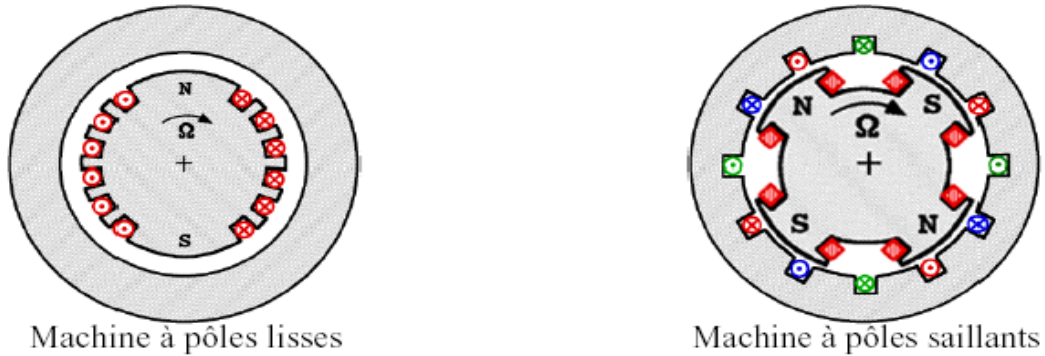


Fig. I.4 : Types de machines synchrones

Le rotor de la MS est constitué de pôles, autour desquels est bobiné l'enroulement inducteur. Le rotor à pôles saillants entraîne un entrefer fortement variable, et par conséquent la position relative du rotor par rapport aux enroulements statoriques influe sur la perméance du circuit magnétique vue du stator. Par contre, dans le cas de rotor à pôles lisses, on peut considérer l'entrefer constant sur toute la périphérie du rotor. Alors, la perméance du circuit magnétique est indépendante de la position du rotor [4].

I.4.1 Fonctionnement en alternateur (génératrice) :

Le rotor et son champ sont entraînés par une turbine. Les bobines de l'induit sont alors le siège de f.e.m. alternative de pulsation $\omega = p. \Omega$.

I.4.2 Mise en équation de la MS (alternateur) :

La machine idéalisée comporte au stator, les bobinages (A, B, C) des trois phases décalés de 120° électrique. Au rotor, elle comporte le bobinage inducteur F et l'amortisseur direct D suivant l'axe direct et l'amortisseur Q suivant l'axe en quadrature. Les amortisseurs s'opposent à toute variation rapide du flux à travers le rotor.

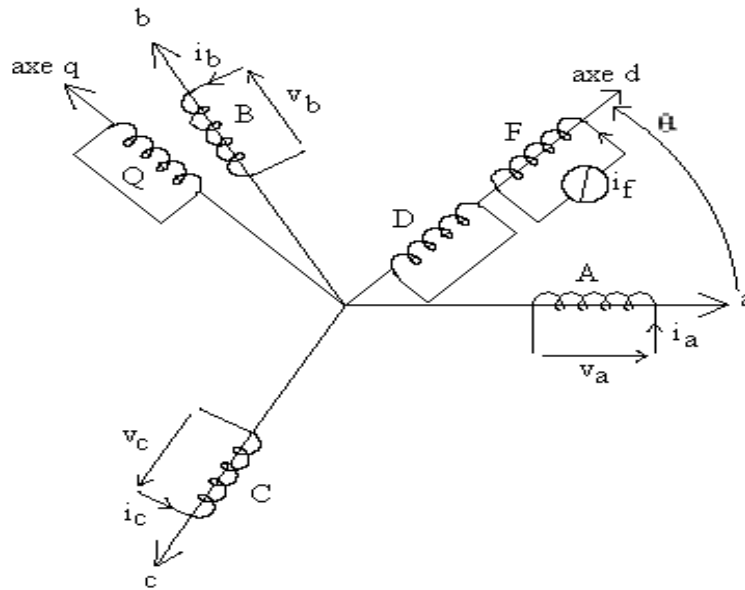
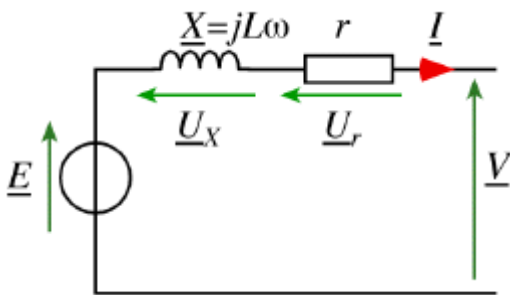


Fig. I.5 : représentation d'une MS idéalisée

Le schéma équivalent par phase le plus simple possible d'une machine synchrone en régime sinusoïdal, en négligeant les phénomènes de saturation est présenté sur **Fig. I.6**.



\underline{E} : f.e.m. à vide (V) \underline{V} : tension aux bornes d'un enroulement de la machine (V)

r : résistance de l'enroulement (Ω)

X : réactance synchrone (Ω)

Fig. I.6 : Schéma équivalent d'une machine synchrone

Le diagramme de Fresnel de **Fig.I.7** correspondant à l'équation des tensions d'une phase de la machine donne :

$$\underline{E} = \underline{V} + jL\omega \underline{I} + R \underline{I}$$

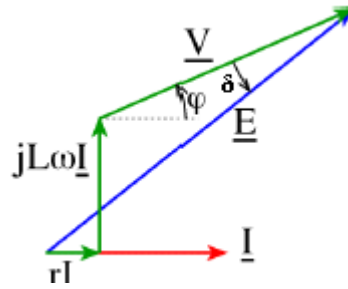


Fig. I.7 : Diagramme de la machine synchrone

I.4.3 Les expressions des tensions :

Les équations générales des tensions de la machine synchrone s'obtiennent en écrivant que la tension appliquée à chacun des six enroulements comme la somme de la chute ohmique et de la chute inductive due au flux total qui le traverse [6].

A. Les équations des tensions relatives au stator :

$$\begin{cases} v_A = -r_A i_A - \frac{d\phi_A}{dt} \\ v_B = -r_B i_B - \frac{d\phi_B}{dt} \\ v_C = -r_C i_C - \frac{d\phi_C}{dt} \end{cases} \quad (I.1)$$

Où $r_A = r_B = r_C = r$

B. Les équations des tensions relatives au rotor :

$$\begin{cases} v_F = r_F i_F + \frac{d\phi_F}{dt} \\ 0 = r_D i_D + \frac{d\phi_D}{dt} \\ 0 = r_Q i_Q + \frac{d\phi_Q}{dt} \end{cases} \quad (I.2)$$

En explicitant les expressions des flux et en mettant les équations sous la forme matricielle on obtient :

$$[v_S] = [R_S] [i_S] + \frac{d}{dt} \{ [L_{SS}] [i_S] + [M_{SR}] [i_R] \} \quad (I.3)$$

$$[v_R] = [R_R] [i_R] + \frac{d}{dt} \{ [M_{RS}] [i_S] + [L_{RR}] [i_R] \} \quad (I.4)$$

Avec :

$$[v_S] = \begin{bmatrix} v_A \\ v_B \\ v_C \end{bmatrix} ; [v_R] = \begin{bmatrix} v_F \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} ; [i_S] = \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix} ; [i_R] = \begin{bmatrix} i_F \\ i_D \\ i_Q \end{bmatrix}$$

$$[R_S] = \begin{bmatrix} r & 0 & 0 \\ 0 & r & 0 \\ 0 & 0 & r \end{bmatrix} ; [R_R] = \begin{bmatrix} r_F & 0 & 0 \\ 0 & r_D & 0 \\ 0 & 0 & r_Q \end{bmatrix} ; [M_{RS}] = [M_{SR}]^t$$

$$[L_{SS}] = \begin{bmatrix} L_A & M_{AB} & M_{AC} \\ M_{AB} & L_B & M_{BC} \\ M_{AC} & M_{BC} & L_C \end{bmatrix} ; [M_{SR}] = \begin{bmatrix} M_{AF} & M_{AD} & M_{AQ} \\ M_{BF} & M_{BD} & M_{BQ} \\ M_{CF} & M_{CD} & M_{CQ} \end{bmatrix} ;$$

$$[L_{RR}] = \begin{bmatrix} L_F & M_{FD} & 0 \\ M_{FD} & L_D & 0 \\ 0 & 0 & L_Q \end{bmatrix}.$$

Les inductances en fonction de θ (θ : est l'angle entre l'axe d et l'axe de référence ou angle du rotor) ont pour expressions :

$$\begin{cases} L_A = L_S + L_m \cos 2\theta \\ L_B = L_S + L_m \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ L_C = L_S + L_m \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad (I.5)$$

$$\begin{cases} M_{AB} = M_S + L_m \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ M_{BC} = M_S + L_m \cos 2\theta \\ M_{AC} = M_S + L_m \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) \end{cases} \quad (I.6)$$

$$\begin{cases} M_{AF} = M_{FS} \cos \theta \\ M_{BF} = M_{FS} \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ M_{CF} = M_{FS} \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad (I.7)$$

$$\begin{cases} M_{AD} = M_{DS} \cos \theta \\ M_{BD} = M_{DS} \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ M_{CD} = M_{DS} \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad (I.8)$$

$$\begin{cases} M_{AQ} = -M_{QS} \sin \theta \\ M_{BQ} = -M_{QS} \sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ M_{CQ} = -M_{QS} \sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad (I.9)$$

I.4.4 Transformation de Park – Simplification des équations :

Une grande simplification dans la description mathématique de la machine synchrone peut être obtenue en réalisant une transformation de variables. La transformation utilisée habituellement est la transformation de Park qui permet le passage des grandeurs statoriques (v_a, v_b, v_c) et (i_a, i_b, i_c) à leur composantes relatives (v_0, v_d, v_q) et (i_0, i_d, i_q) [5], [6].

$$[v_S] = [P(\theta)][v_{cS}] \quad ; \quad [i_S] = [P(\theta)][i_{cS}] \quad (I.10)$$

Avec :

$$[v_{cS}] = \begin{bmatrix} v_0 \\ v_d \\ v_q \end{bmatrix} \quad ; \quad [i_{cS}] = \begin{bmatrix} i_0 \\ i_d \\ i_q \end{bmatrix} \quad ; \quad [P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \sin \theta & \sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix}$$

$[P(\theta)]$, en abrégé $[P]$, étant la matrice de la transformation, on a donc :

$$[P][v_{cS}] = [R_S][P] [i_{cS}] + \frac{d}{dt} \{ [L_{SS}][P] [i_{cS}] + [M_{SR}] [i_R] \}$$

$$[v_R] = [R_R] [i_R] + \frac{d}{dt} \{ [M_{RS}] [i_S] + [M_{RR}] [i_R] \}$$

Après calculs et simplification on obtient l'équation matricielle suivante :

$$[v] = [H] \times [i] \quad (I.11)$$

Avec:

$$[v] = \begin{bmatrix} v_0 \\ v_d \\ v_q \\ v_F \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad ; \quad [i] = \begin{bmatrix} i_0 \\ i_d \\ i_q \\ i_F \\ i_D \\ i_Q \end{bmatrix}$$

$$[H] = \begin{bmatrix} R_S + L_0 p & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_S + L_d p & -L_q \omega & M_F p & M_D p & -M_Q \omega \\ 0 & L_d \omega & R_S + L_q p & M_F \omega & M_D \omega & M_q p \\ 0 & M_F p & 0 & R_F + L_F p & M_{FD} p & 0 \\ 0 & M_D p & 0 & M_{FD} p & R_D + L_D p & 0 \\ 0 & 0 & M_Q p & 0 & 0 & R_Q + L_Q p \end{bmatrix}$$

Avec p est l'opérateur différentiel et ω qui est égale à $\frac{d\theta}{dt}$ est la vitesse angulaire du rotor.

$$L_d = L_S - M_S + \frac{3}{2} L_m \quad ; \quad L_q = L_S - M_S - \frac{3}{2} L_m \quad ; \quad L_0 = L_S + 2 M_S \quad ;$$

$$M_F = \sqrt{\frac{3}{2}} M_{FS} \quad ; \quad M_D = \sqrt{\frac{3}{2}} M_{DS} \quad ; \quad M_Q = \sqrt{\frac{3}{2}} M_{QS}$$

Nous avons pour le flux la matrice suivante :

$$\begin{aligned}
 \Phi_d &= L_d i_d + M_F i_F + M_D i_D \\
 \Phi_q &= L_q i_q + M_Q i_Q \\
 \Phi_F &= L_F i_F + M_F i_D + M_{FD} i_D \\
 \Phi_D &= L_D i_D + M_D i_d + M_{FD} i_F \\
 \Phi_Q &= L_Q i_Q + M_Q i_q
 \end{aligned} \tag{I.12}$$

I.4.5 Expression du couple :

L'expression du couple électromécanique T_{em} de la machine avec un nombre de pôles P est donnée par :

$$T_{em} = \frac{P_{em}}{\omega} = \frac{3P}{2} (\Phi_d i_q + \Phi_q i_d) \quad \text{N.m} \tag{I.13}$$

Avec :

P_{em} : est la puissance électromécanique en w.

ω : est la vitesse angulaire du rotor en rad/s.

La valeur du couple électromécanique est positive dans le cas du fonctionnement en moteur et négative dans le cas de génératrice.

I.4.6 Equation mécanique :

L'équation qui définit le mouvement du rotor est :

$$T_{em} + T_{mec} - T_{amor} = J \frac{d\omega}{dt} \quad \text{N.m} \tag{I.14}$$

Le couple électromécanique T_{em} et le couple mécanique T_{mec} sont dans la direction de rotation du rotor. Par contre, le couple d'amortissement T_{amor} est dans la direction opposée de rotation du rotor [4].

I.5 Couplage d'un alternateur au réseau électrique

Supposant qu'on désire raccorder un nouvel alternateur au réseau afin de le faire participer à la production d'énergie. Le raccordement de ce nouvel alternateur se fait au nœud (A', B', C') du réseau. En ce nœud, la tension forme un système triphasé équilibré direct (V_{A'}, V_{B'}, V_{C'}) dont la valeur efficace V et la pulsation ω sont fixées par le fonctionnement des appareils déjà en service.

L'alternateur est démarré par son moteur d'entraînement (turbine T) et est amené à une vitesse telle que sa pulsation ω' voisine de ω. Puis, on ajuste le courant d'excitation I_f de façon que la f.e.m. à vide E soit voisine de V. L'alternateur délivre alors un système de tension triphasées (V_A, V_B, V_C) de pulsation ω' et de valeur efficace E.

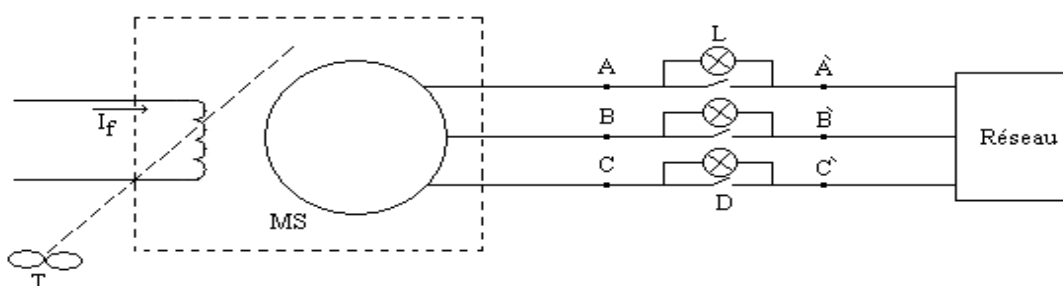


Fig. I.8 Couplage d'un alternateur au réseau

En effet, entre les points A et A', B et B', C et C' il y a la tension :

$$V_A - V_{A'} = E\sqrt{2}\cos\omega't - V\sqrt{2}\cos\omega t$$

Alors on ne peut fermer l'interrupteur triphasé D qu'au moment où ces différences de tension sont nulles. Pour cela, on utilise divers dispositifs dont le plus élémentaire consiste à connecter trois lampes entre respectivement les points AA', BB', CC'. Le couplage doit être fait lorsque les lampes sont éteintes. Dans la pratique industrielle, ce dispositif est remplacé par un synchronoscope. Mais, le principe reste le même.

I.6. Etude du système d'excitation (AVR) de la MS

Comme on l'a déjà cité, les variations de la tension de sortie de la machine sont contrôlées par une influence adéquate sur le courant d'excitation. Pour ce faire, des dispositifs de réglage automatique sont intégrés avec l'excitatrice de la machine. Le système d'excitation étudié est représenté sur par *Fig.I.9*. Il comporte un régulateur amplificateur, l'excitatrice et un stabilisateur [6], [7].

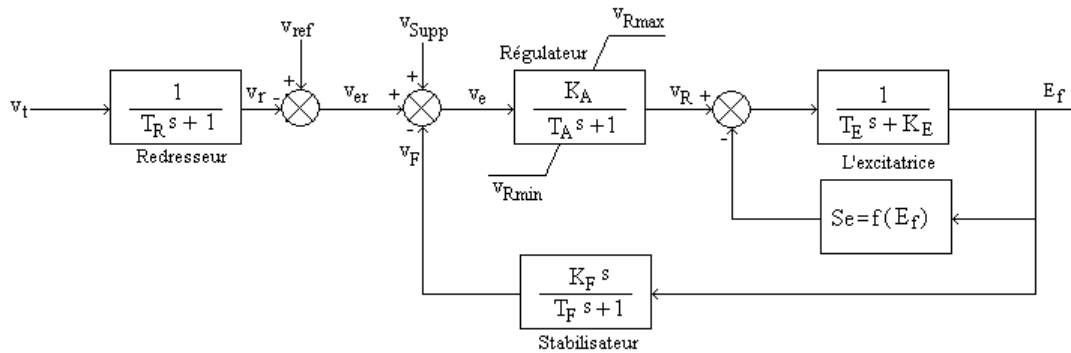


Fig. I.9 : Système d'excitation (AVR) de la machine synchrone

I.6.1 Représentation des différents blocs :

- **Redresseur :** Le premier bloc représente la fonction de transfert du redresseur et du filtre de la tension à la sortie de la machine (v_t).

- **Régulateur :** Le deuxième bloc est un régulateur de tension ayant une constante de temps (T_A) et un gain (K_A). Il consiste typiquement à amplifier l'erreur (v_e) avec une limitation :

$$v_e = v_{er} + v_{Supp} - v_F .$$

Les signaux d'entrée du régulateur de tension sont : le signal de retour du stabilisateur (v_F), le signal d'erreur (entre la tension à la sortie de la machine et la tension de référence) et le signal supplémentaire (v_{supp}) du PSS (voir le chapitre suivant).

- **Le stabilisateur :** K_F et T_F sont respectivement le gain et la constante de temps du stabilisateur. Son rôle est de fournir l'avance de phase nécessaire pour atteindre les marges de phase appropriées dans la réponse fréquentielle en boucle ouverte, (l'amortissement en boucle fermée dépend de la marge de phase et de l'amortissement en boucle ouverte).

- **L'excitatrice :** Les systèmes d'excitation peuvent être classés selon la source primaire de puissance d'excitation. On distingue deux types : à courant continu (dc-exciter) et ceux à courant alternatif (ac-exciter).

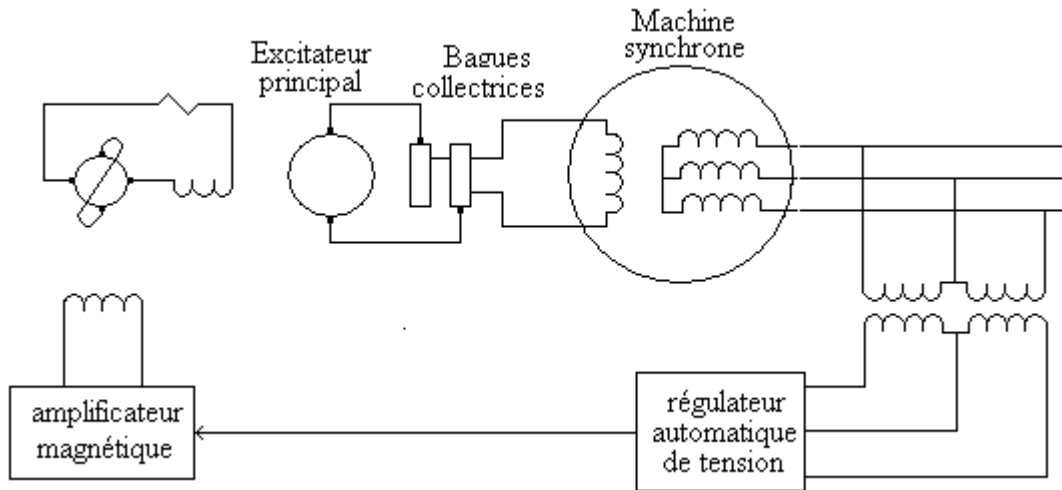


Fig. I.10. : Système d'excitation de type dc

La puissance primaire d'excitation est générée par un générateur dc dont le bobinage d'excitation est monté sur le même axe que le rotor de la machine synchrone. Le générateur de C.C sert d'excitateur principal.

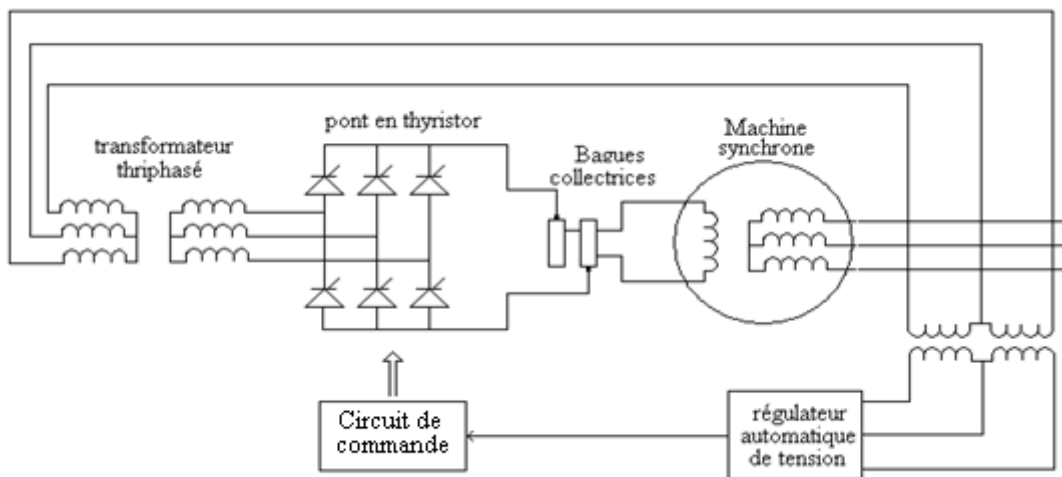


Fig. I.11.: Système d'excitation de type ac

Le modèle de l'excitatrice inclut le bobinage d'excitation et la non linéarité magnétique du chemin principal du champ de l'excitatrice (la saturation du circuit magnétique donnée par la fonction S_e).

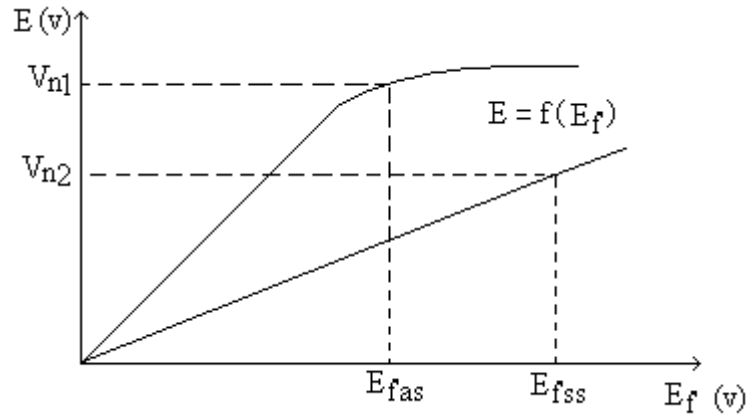


Fig. I.12. : Courbe de magnétisation de l'excitatrice

Avec :

E : la f.e.m induit par phase.

E_{fas} et E_{fss} : les tensions inducteurs donnant à vide les tensions nominales V_{n1} et V_{n2} respectivement avec et sans saturation.

La fonction de saturation S_e peut être estimée par une exponentielle :

$$S_e = f(E_f) = A \exp (B E_f)$$

En négligeant le phénomène de saturation, on aura le schéma simplifié du système d'excitation de la machine synchrone connecté à un réseau infini de **Fig.I.13** [6].

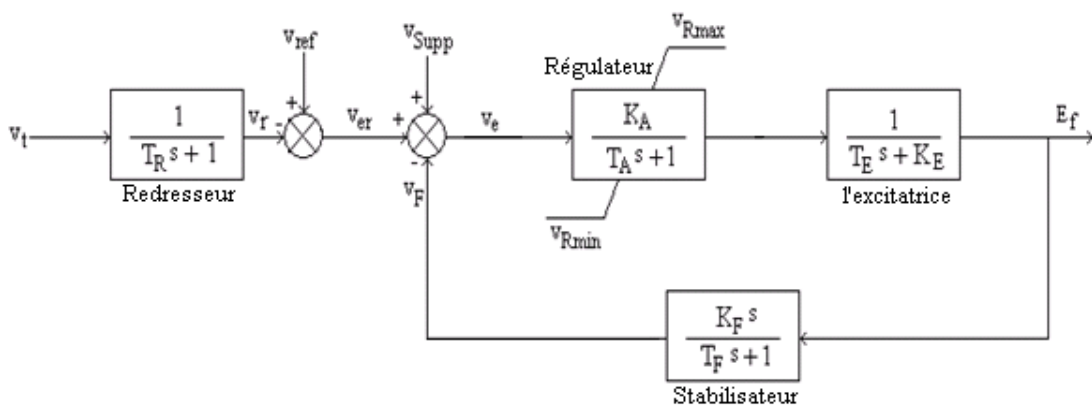


Fig. I.13 : Le schéma simplifié du système d'excitation de la machine synchrone

I.7 Conclusion

La centrale de production d'énergie est constituée d'un alternateur, d'un transformateur et d'un système d'excitation de la machine. Ce dernier inclut un régulateur pour la tension de sortie de la machine qui est liée aux lignes du réseau électrique exposé aux perturbations. Ce système d'excitation (AVR : régulateur automatique de tension) permet donc de garder la stabilité du réseau. L'ajout d'un signal supplémentaire généré par un stabilisateur du système de puissance (PSS) sur la consigne de l'AVR permet de réaliser un ensemble (AVR+PSS) conduisant à une stabilité très élevée du réseau.

CHAPITRE II

Stabilisateur de Système de Puissance (PSS) classique

II.1 Introduction

Notre objectif est de réaliser un système d'excitation qui permet un meilleur réglage de la tension de sortie de l'alternateur et donc du réseau. Un PSS (pour Power System Stabiliser) s'adapte parfaitement comme complément au système d'excitation et permet une amélioration de la stabilité du réseau électrique.

II.2 Représentation du PSS appliqué au système MS-réseau infini

Le stabilisateur a pour fonction d'améliorer l'amortissement des oscillations de puissance et la stabilité du réseau de transport en dotant le système d'excitation du générateur d'un signal de contrôle adéquat qui permet d'influencer la consigne du régulateur automatique de tension (AVR). Le signal de stabilisation est élaboré à partir de la variation de la vitesse angulaire du rotor ou, aussi, à partir de la puissance électrique. Le schéma bloc représentant le PSS classique est montré sur la figure II.1. Il est constitué d'un gain K_s , d'un compensateur de phase et d'un limiteur [7].

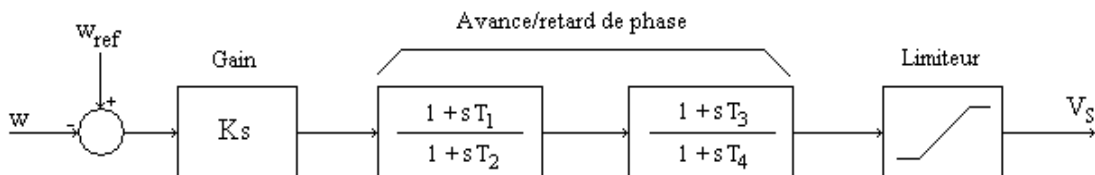


Fig. II.1 : Structure d'un PSS classique

La fonction de transfert du PSS est donnée par:

$$G_s(s) = \frac{V_s}{dw} = K_s \frac{(1+sT_1)(1+sT_3)}{(1+sT_2)(1+sT_4)} \quad (II.1)$$

avec $dw = w_{ref} - w$

Le gain K_s : est un facteur important dans la structure du PSS classique. Il permet d'augmenter l'amortissement des oscillations et d'améliorer aussi la stabilité de la réponse du système en boucle fermée. Ses valeurs varient dans une proportion à une certaine valeur critique. Au-delà de celle-ci, l'amortissement des oscillations commence à diminuer.

Bloc compensateur de phase : On peut utiliser les diagrammes de Bode pour comprendre l'effet d'une compensation sur un système. La fonction de transfert du compensateur de phase est donnée par:

$$D(s) = \frac{1+aTs}{1+Ts} \quad (\text{II.2})$$

- Compensation par avance de phase ($a>1$) :

La figure II.2 représente un exemple d'une compensation par avance de phase pour $a=2$ et $T=0.05$. Celle-ci permet d'ajouter une phase positive, pouvant aller jusqu'à 90 degré, au système entre les fréquences $1/aT$ et $1/T$. Le maximum de phase $\Phi_m = \sin^{-1} \left(\frac{a-1}{a+1} \right) = 19.47^\circ$ se produit à la fréquence $\omega = \frac{1}{T\sqrt{a}} = 14.14 \text{ rad/s}$. Ce qui augmente la marge de phase et, par conséquent, la stabilité du système. Elle augmente aussi le gain du système en hautes fréquences. Ce qui réduit le temps de montée et le temps de réponse.

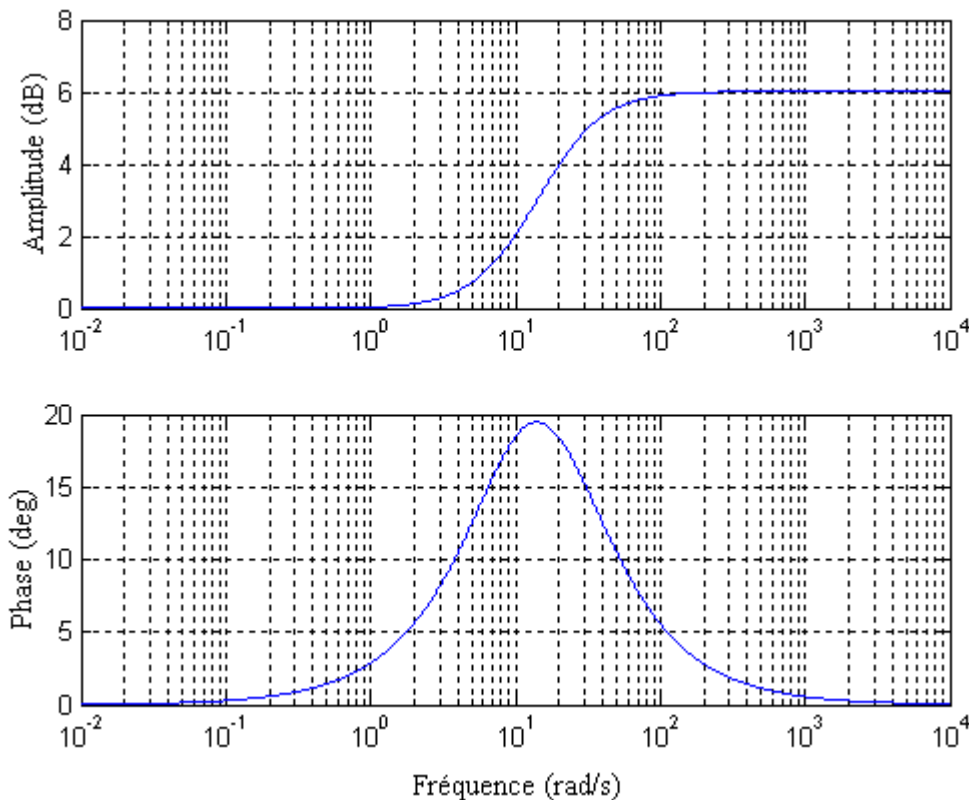


Fig. II.2 : Les diagrammes de Bode d'une compensation par avance de phase

- Compensation par retard de phase ($a < 1$) :

La figure II.3 représente un exemple d'une compensation par retard de phase pour $a=0.5$ et $T=0.1$. La compensation par retard de phase, pouvant aller jusqu'à -90 degré, permet d'ajouter une phase négative au système entre les fréquences $1/T$ et $1/aT$. Le maximum de phase $\Phi_m = \sin^{-1} \left(\frac{a-1}{a+1} \right) = -19.47^\circ$ se produit à la fréquence $\omega = \frac{1}{T\sqrt{a}} = 14.14$ rad/s. Cette compensation augmente le gain du système en basses fréquences. Ceci permet de réduire l'erreur statique, mais affecte la stabilité du système.

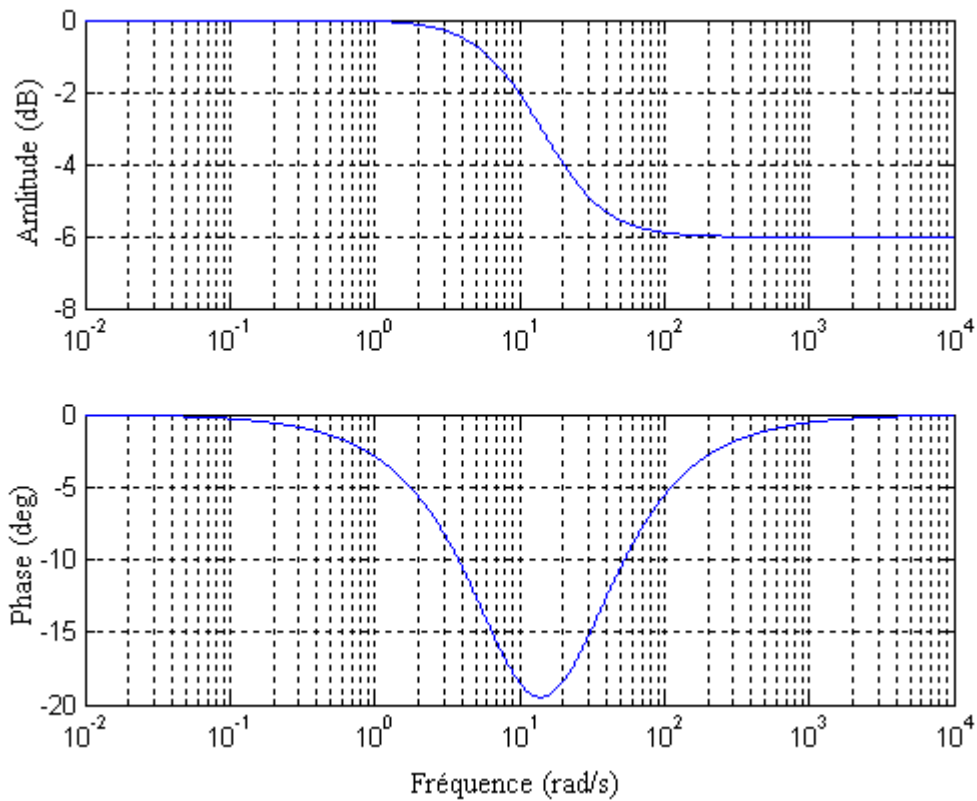


Fig. II.3 : Un exemple d'une compensation par retard de phase

Les variables du PSSC dépendent des paramètres de la machine, elles sont déterminées séparément pour chaque type de générateur.

II.3 M.S avec son système de commande (AVR-PSS)

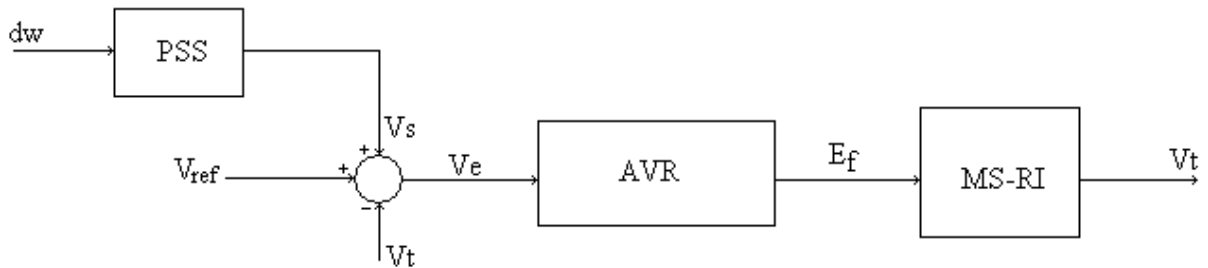


Fig. II.4 : Système de commande de la MS-RI

Avec :

dw : la variation de la vitesse angulaire du rotor de la MS.

V_s : le signal de sortie du PSS.

E_f : le signal de commande du MS-RI.

V_t : la tension de sortie de la machine.

On note que le PSS est décrit par (II.1) et que la structure de l'AVR est illustrée par *Fig.I.9*. L'ensemble (AVR + PSS) doit fournir, au bout d'un certain temps, une tension de commande E_f telle que le système (MS-RI) présente une grandeur de sortie V_t égale à la consigne V_{ref} .

II.4 Simulation

Le modèle de la machine utilisé pendant la simulation a pour paramètres :

- La puissance nominale : $P_n = 3.125 \times 10^6$ (VA).
- La tension nominale : $V_n = 2400$ (V).
- La fréquence nominale : $f_n = 50$ (Hz).

Le modèle global de simulation, sous Matlab, est constitué d'une machine synchrone (alternateur), de régulateurs, de réseau infini et des charges (*voir Annexe B*). Le travail consiste à comparer la stabilité du système (MS-RI) on utilisant un système de commande avec et sans PSS. On tient à préciser que pour cette étude concernant les PSS classiques, on a utilisé directement les modèles *Simulink* déjà existants, même pour l'AVR et le PSS.

II.4.1 Etude de la stabilité du réseau avec l'utilisation du PSS :

Les paramètres utilisés pour l'AVR et le PSS sont donnés en *Annexe A*. De la figure, on peut constater que la durée du régime transitoire de la tension de sortie est $t_{tr} = 4s$, pour les deux cas avec et sans PSS. Cependant, on constate que les ondulations et le dépassement sont moins importants avec PSS.

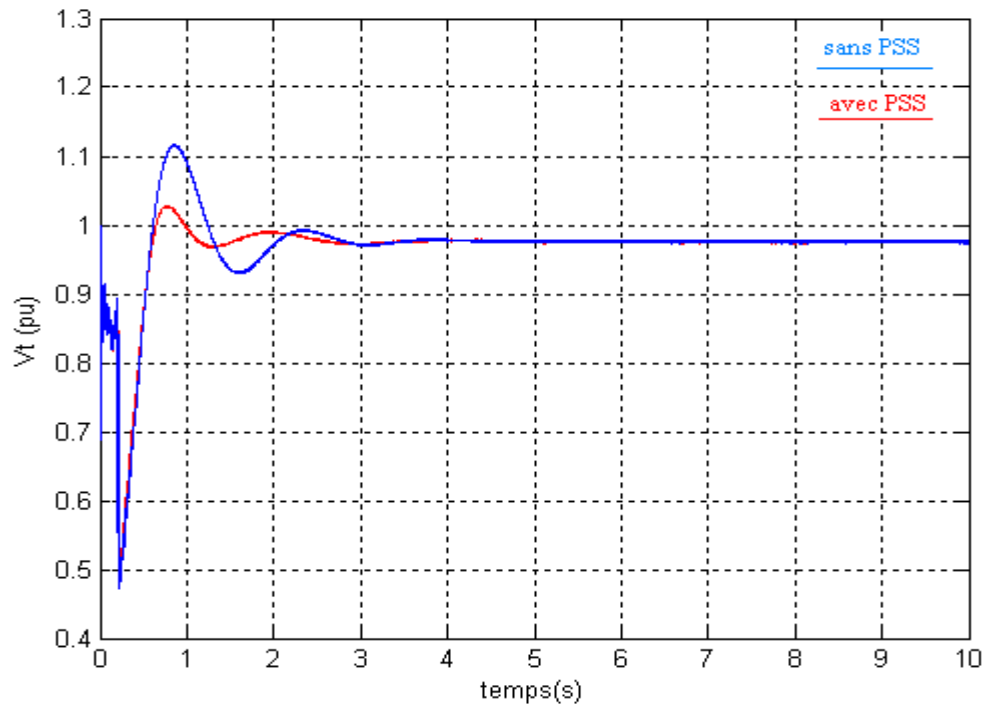


Figure II.5 : La tension de sortie de la machine

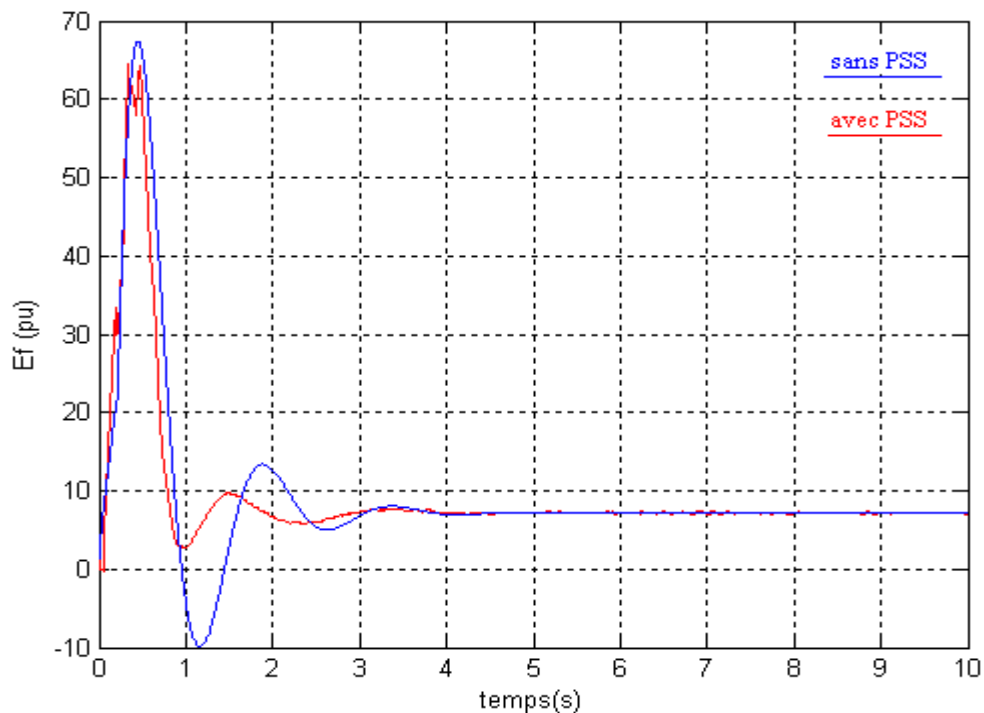


Fig. II.6 : La tension de commande

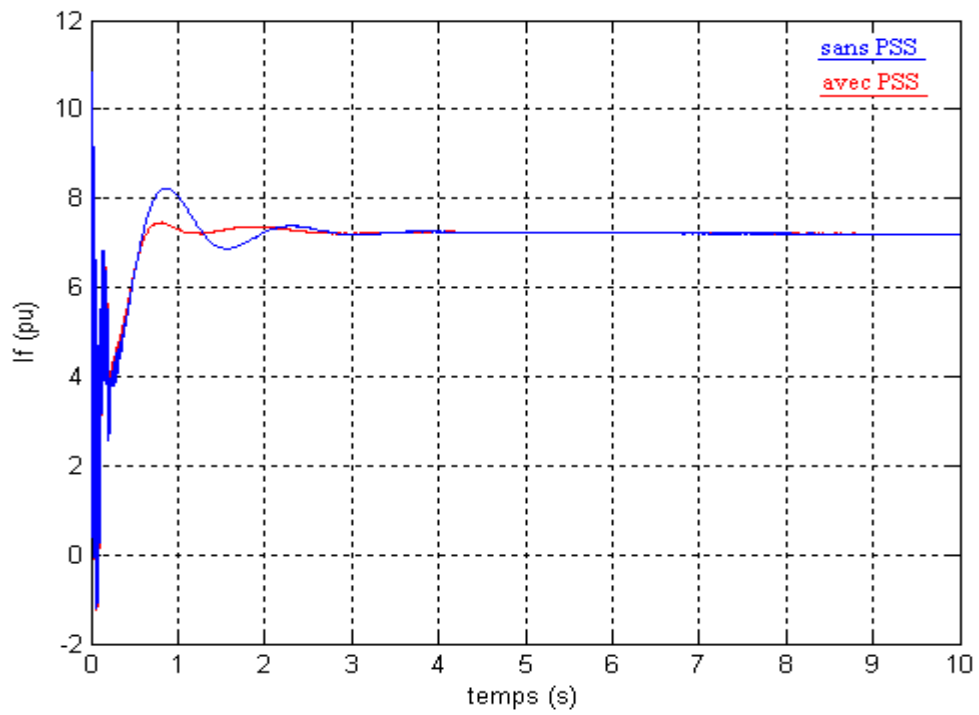


Fig. II.7 : Le courant d'excitation

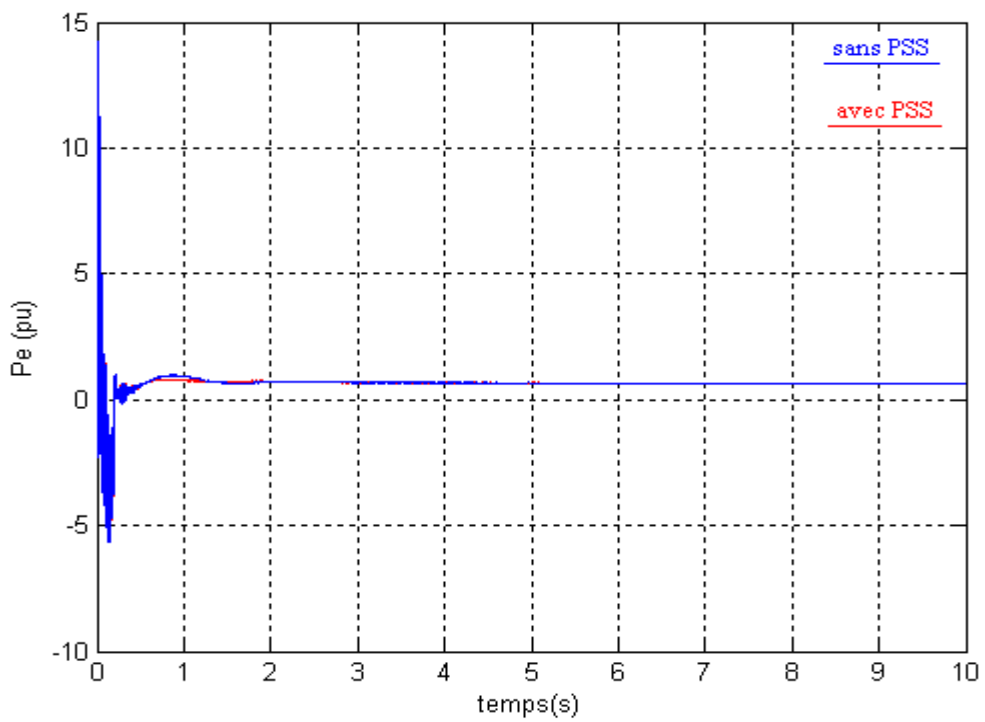


Fig. II.8 : La puissance électrique

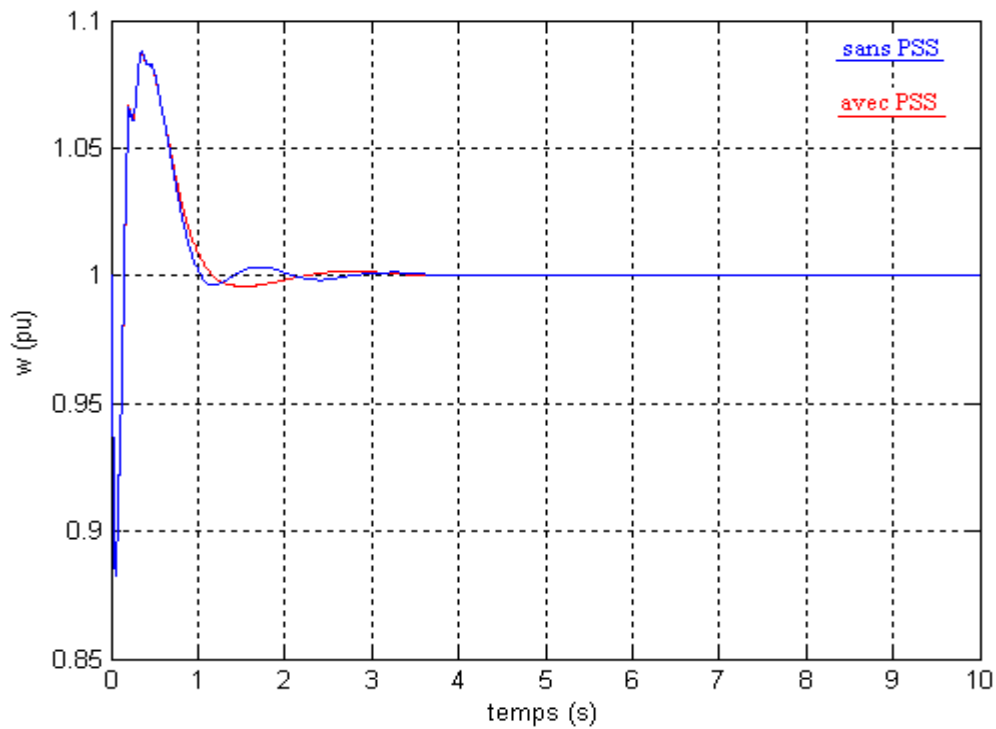


Fig. II.9 La vitesse angulaire du rotor de la machine

D'après les figures, on peut remarquer l'influence du PSS sur la réponse du système.

- Pour un système de commande sans PSS :

Le temps de montée : $t_m = 0.53$ s.

Le temps de réponse : $t_r = 1.84$ s.

Le dépassement : $D = 0.115$ pu.

Le coefficient d'amortissement $\zeta = 0.56$.

L'erreur statique $\xi_s = 0.025$ pu.

- Pour un système de commande avec le PSS :

$t_m = 0.53$ s.

$t_r = 0.57$ s.

$D = 0.027$ pu.

$\zeta = 0.75$.

$\xi_s = 0.025$ pu.

A partir de ces résultats, on constate que l'intégration du PSS dans le système d'excitation (AVR) permet d'avoir une tension de sortie de la machine plus stable et avec un meilleur amortissement. Alors que la précision est la même et $\xi_s \neq 0$. Ce qui nécessite une correction. Ceci fait l'objet du paragraphe suivant.

II.4.2 PSS avec une action proportionnelle intégrale :

Avec une simple action proportionnelle (K_s), il est impossible d'obtenir un bon compromis erreur statique / stabilité. Il est alors indispensable de trouver une structure de correction permettant de limiter, voire d'annuler l'erreur statique. Le correcteur doit ainsi fixer la forme de la réponse au moyen d'une correction proportionnelle, puis d'annuler l'erreur statique à l'aide d'une action intégrale.

Un tel correcteur est caractérisé par: $C(s) = \frac{1+sT_c}{T_c s}$ (II.3)

Si $\omega \rightarrow 0$ alors $C(s) = \frac{1}{T_c s}$, on retrouve donc l'action intégrale au niveau de l'erreur statique.

Si $\omega \gg 1/T_c$ alors $C(s) \rightarrow 1$, le correcteur n'a alors plus aucune action.

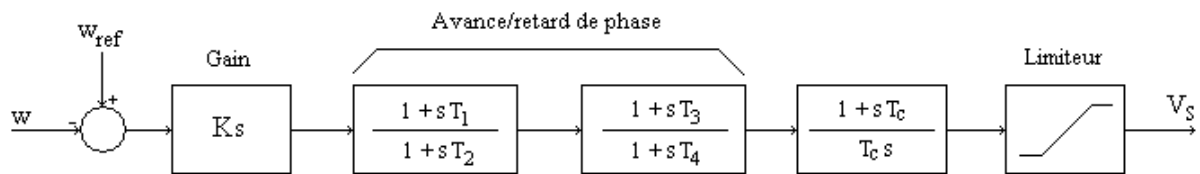


Fig. II.10 : La structure du PSS avec une action proportionnelle intégrale

Les paramètres du régulateur PI utilisés sont donnés en *Annexe A*. Les résultats obtenus après l'ajout du correcteur proportionnel intégral (PI) dans la structure du PSS classique sont illustrés par les figures suivantes.

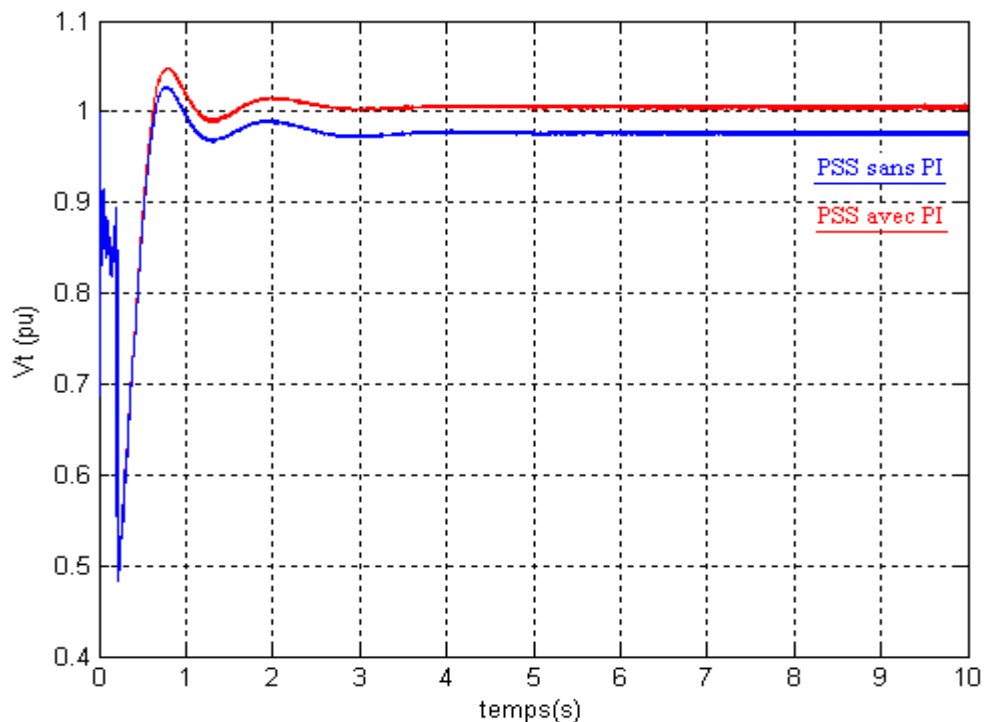


Fig. II.11 : La tension de sortie de la machine

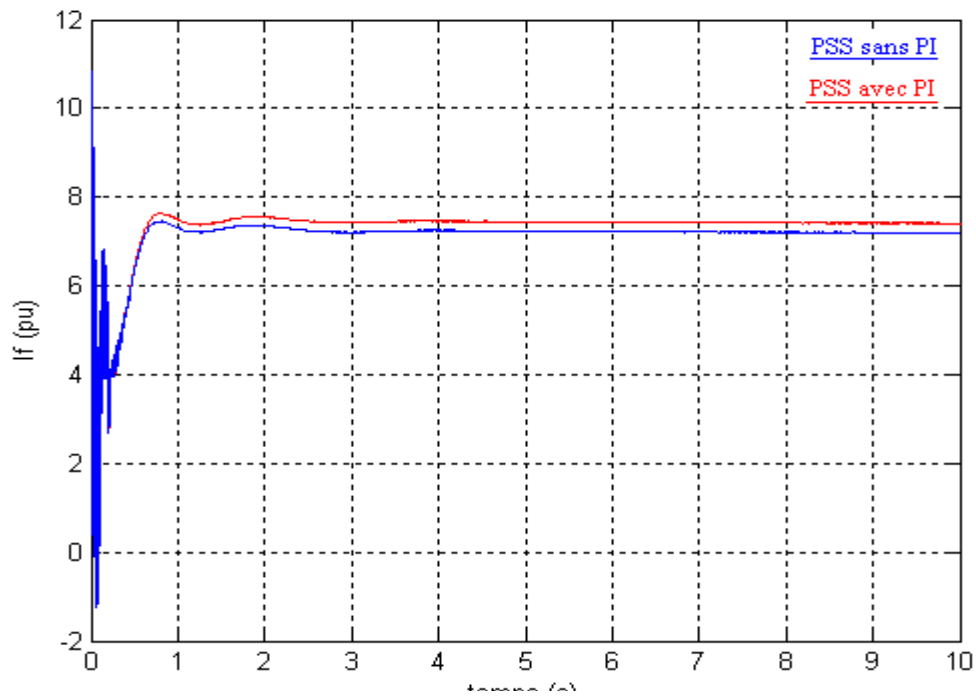


Fig. II.12 : Le courant d'excitation

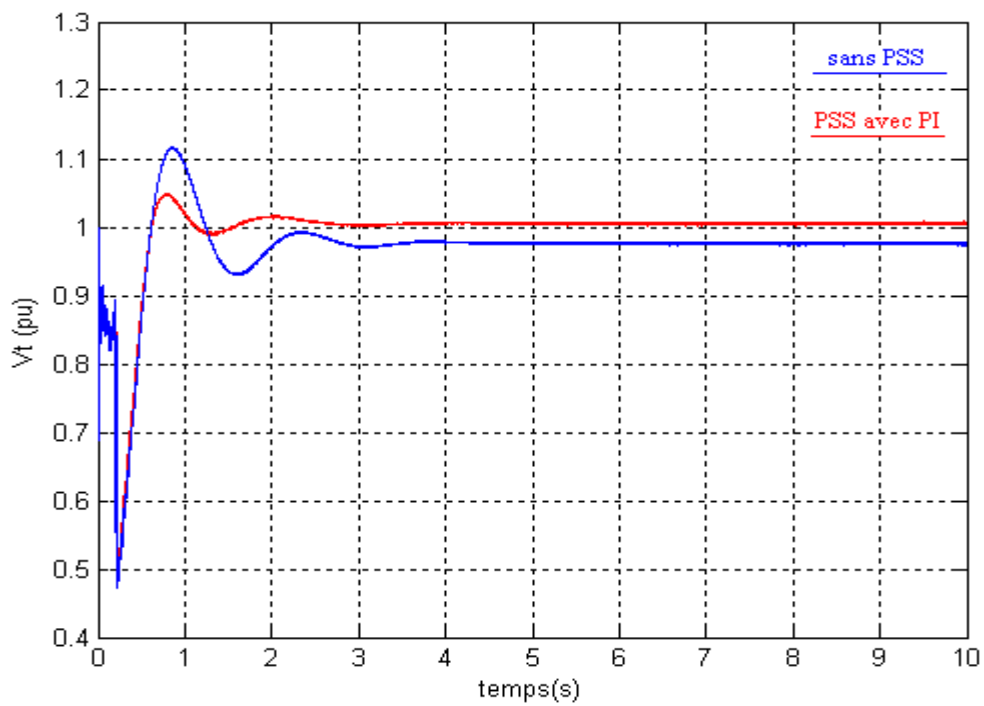


Fig. II.13 La tension de sorties de la machine

Avec l'utilisation du correcteur PI, on remarque que l'erreur statique est quasi-nulle; d'où une réponse plus précise tout en gardant la stabilité du système.

II.4.3 Application d'un défaut dans le réseau électrique :

A partir de $t = 5\text{s}$, on applique un défaut dans le réseau. Dans cette étude, on considère, par exemple, un court circuit provisoire qui dure 0.1s (durée nécessaire pour la commutation du disjoncteur de protection).

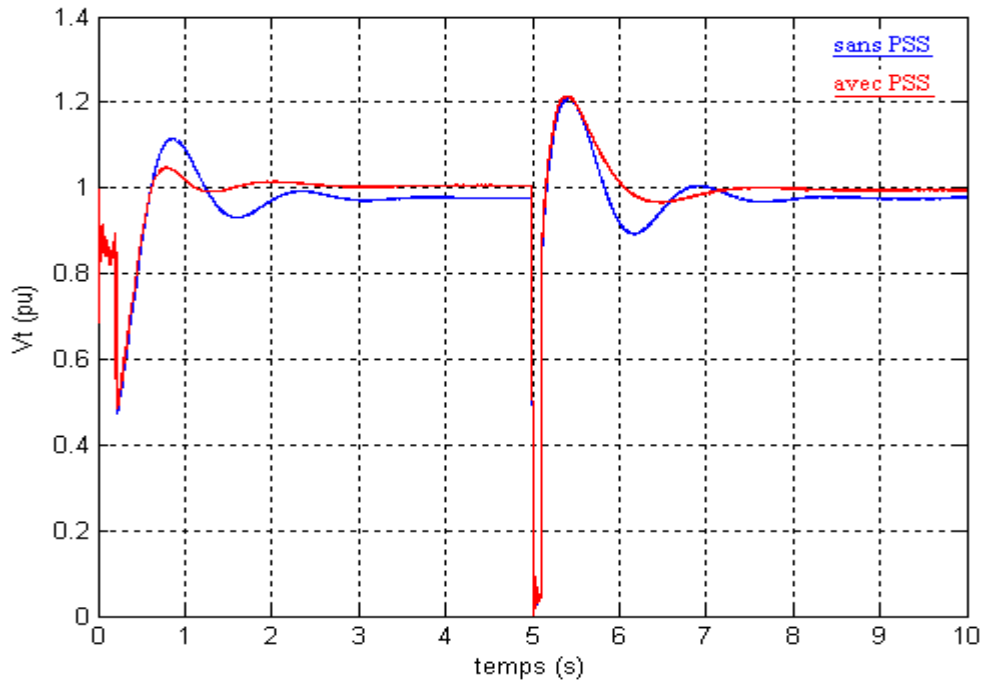


Fig. II.14 : La tension de sortie de la machine

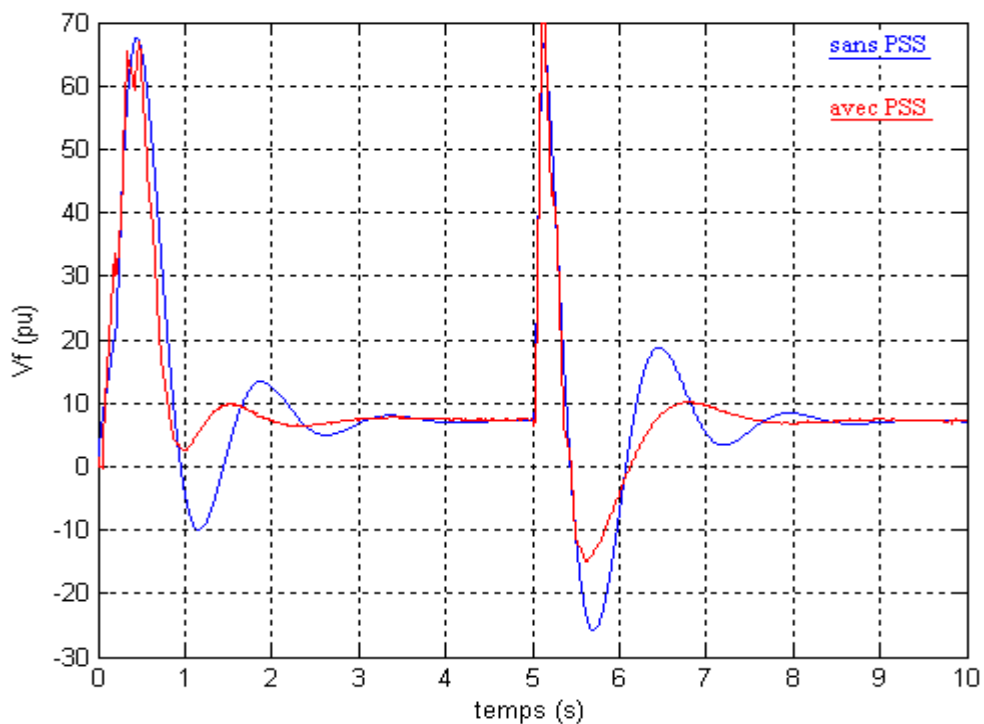


Fig. II.15 : La tension de commande

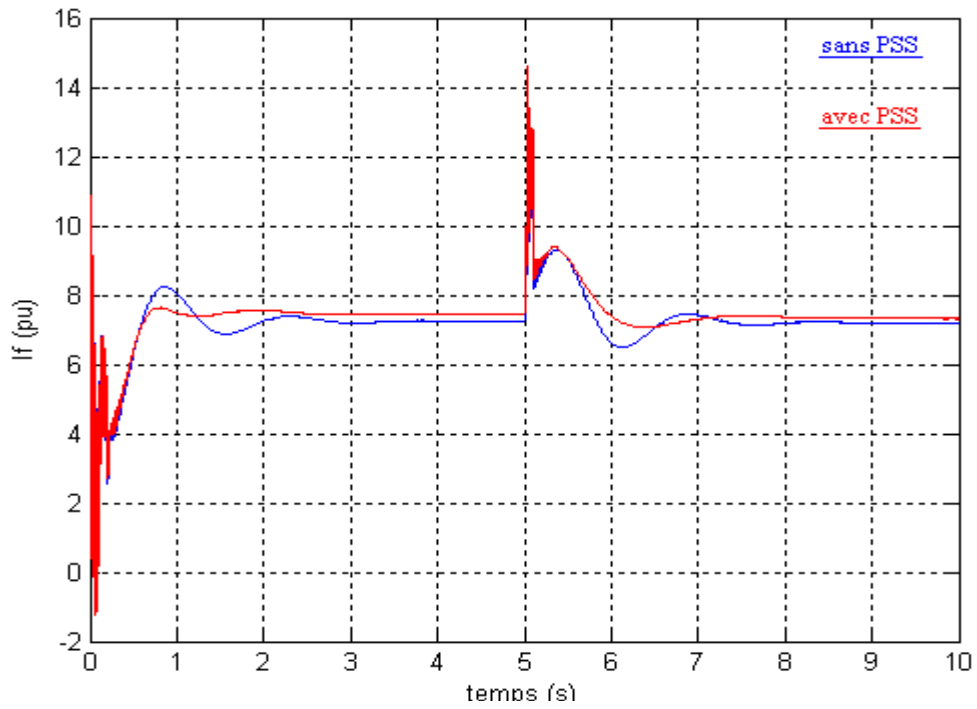


Fig. II.16 : Le courant d'excitation

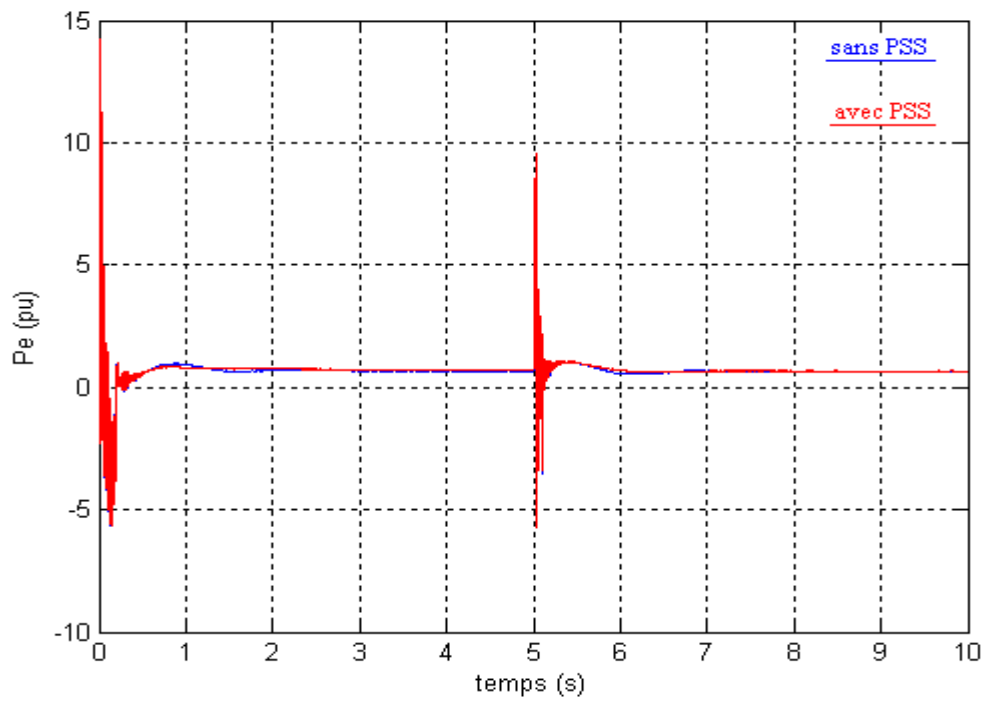


Fig. II.17 : La puissance électrique

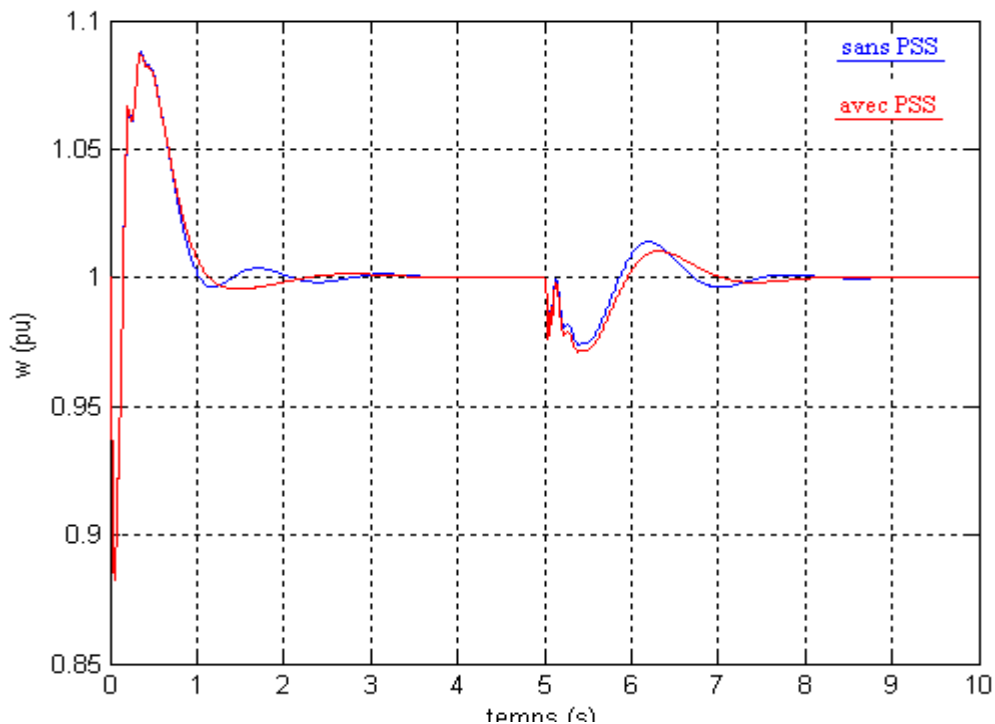


Figure II.18 : La vitesse angulaire du rotor de la machine

On remarque que le court-circuit a provoqué une chute de tension très importante dans le réseau. Ce qui affecte directement la tension de sortie de la machine et donc la vitesse de rotation du rotor de la machine (la fréquence du réseau), le courant d'excitation et la puissance électrique. On remarque aussi que la tension de sortie de la machine reprend mieux sa valeur de référence en injectant le signal supplémentaire du PSS dans le système d'excitation (commande). On peut constater que les oscillations de puissance provoquées par des perturbations (changements de charge soudaines, court circuit,... etc.) sont rapidement amorties dans le cas du PSS.

Les paramètres du PSS ont été réglés en utilisant un grand nombre de simulations. On s'est limité ici à la présentation du meilleur résultat garantissant le bon amortissement du régime transitoire.

II.5 Conclusion

L'utilisation d'un stabilisateur analogique classique a amélioré la réponse de la machine et, par conséquent, la stabilité globale du réseau électrique. Mais l'implémentation physique de ce dernier est délicate à cause de la complexité des non linéarités du système réel à commander ; au lieu du modèle mathématique simplifié considéré ici pour la synthèse du PSS. Les techniques de l'intelligence artificielle se présentent des alternatives plus appropriées. Ceci est dû à leurs propriétés d'approximation universelle et de raisonnement. Les deux chapitres restant présentent notre étude sur la synthèse des PSS en utilisant la logique floue et les réseaux de neurones.

CHAPITRE III

Commande du Système MS/RI par PSS Flou

III.1 Introduction

La logique floue est une théorie qui a connu un grand succès depuis que Zadeh a introduit le concept de sous-ensembles flous en 1965. Elle trouve sa place dans le domaine de la commande pour une large gamme de systèmes, notamment en génie électrique. Elle présente l'avantage d'utiliser des règles linguistiques simples permettant de traduire facilement le savoir faire d'un expert pour répondre à une problématique spécifique.

Dans ce sens, des contrôleurs à base de logique floue améliorent de façon globale aussi bien les performances dynamiques que la robustesse des systèmes commandés, en s'appuyant sur la connaissance de ceux-ci.

III.2 Logique Floue et Sous-Ensembles Flous

La logique floue permet d'étendre la logique classique, associée aux variables booléennes ne prenant que deux valeurs 0 et 1, en tenant compte de variables dont les valeurs sont des sous-ensembles flous prenant des valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$.

L'univers de discours d'une variable donnée, c'est-à-dire son domaine de variation, peut alors être subdivisé en plusieurs sous-ensembles au moyen de fonctions d'appartenance. La figure III.1 montre un univers de discours subdivisé en trois valeurs floues représentées par des fonctions d'appartenance triangulaires.

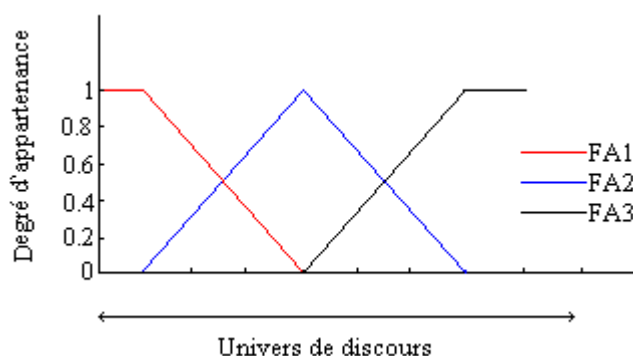


Fig. III.1 : Exemple de fonctions d'appartenance

La problématique sera donc de choisir le nombre et le type de sous-ensembles flous pour chacune des variables devant être traitées.

III.2.1 Variables linguistiques floues :

Chaque mot x dans un langage L peut être vu comme une description d'un sous-ensemble flou $SF(x)$ d'un univers du discours U où $SF(x)$ représente le sens de x . Dans ce sens, un langage dans son ensemble peut être considéré comme un système d'assignation des étiquettes atomiques ou composites (mots, citations,...) aux sous-ensembles flous de U . D'où découle la notion des variables linguistiques.

Une variable linguistique comme son nom l'indique, est une variable dont les valeurs sont des mots ou des citations dans un langage naturel ou synthétique. En général, elles sont générées à partir d'un terme primaire (par exemple jeune), de son anonyme (vieux), d'une collection de modificateurs (non, très, plus ou moins,...) et des connectifs "ET" et "OU" [8].

III.2.2 Résonnement flou :

Une caractéristique qui distingue la logique floue est que les prémisses (conditions) et les conclusions dans une règle sont exprimées, généralement, sous forme canonique. Cette représentation met en évidence le fait que chaque prémisse est une contrainte sur une variable et que la conclusion est une contrainte induite calculée à travers un processus de propagation de contraintes. Dans ce qui suit, on montre mathématiquement comment se fait cette propagation de contraintes dans les règles de type SI-ALORS. On commence par la définition des opérateurs de la logique floue [9], [11].

Conjonction floue :

La conjonction floue est une opération logique " ET " entre deux sous-ensembles flous A_1 et A_2 de deux univers du discours X_1 et X_2 . Elle peut être définie par la relation dans l'espace produit $X = X_1 \times X_2$:

$$FA_{Ax} (x_1, x_2) = FA_{A_1.A_2} (x_1, x_2) = FA_{A_1} (x_1) * FA_{A_2} (x_2) \quad (III.1)$$

Avec:

$FA_{Ax} (x_1, x_2)$: est le degré d'appartenance de x_1 et x_2 dans le sous-ensemble flou produit A_x .

$FA_{A_1} (x_1)$: est le degré d'appartenance de x_1 dans le sous-ensemble flou A_1 .

$FA_{A_2} (x_2)$: est le degré d'appartenance de x_2 dans le sous-ensemble flou A_2 .

Le symbole " * " représente la norme T. Deux normes sont souvent utilisées :

- Intersection floue :

$$FA_{A_1} * FA_{A_2} = \text{Min} (FA_{A_1} , FA_{A_2}) \quad (III.2)$$

- Produit algébrique :

$$FA_{A_1} * FA_{A_2} = FA_{A_1} \cdot FA_{A_2} \quad (III.3)$$

Disjonction floue :

L'opération logique " OU " entre deux sous-ensembles flous A_1 et A_2 de deux univers du discours X_1 et X_2 peut être définie par la relation floue :

$$FA_{A_1+A_2}(x_1, x_2) = FA_{A_1}(x_1) \dot{+} FA_{A_2}(x_2) \quad (\text{III.4})$$

Le symbole " $\dot{+}$ " représente la co-norme T. Deux co-normes sont souvent utilisées :

- Union floue :

$$FA_{A_1}(x_1) \dot{+} FA_{A_2}(x_2) = \text{Max}(FA_{A_1}, FA_{A_2}) \quad (\text{III.5})$$

- Somme algébrique :

$$FA_{A_1}(x_1) \dot{+} FA_{A_2}(x_2) = FA_{A_1}(x_1) + FA_{A_2}(x_2) - FA_{A_1}(x_1) \cdot FA_{A_2}(x_2) \quad (\text{III.6})$$

Implication floue :

Une implication linguistique " SI x est A ALORS y est B " est un autre exemple de relation floue entre deux sous-ensembles flous A est B. Cette citation conditionnelle floue est représentée par un sous-ensemble flou R dont la fonction d'appartenance peut être exprimée par :

- Opérateur Min :

$$FA_{A \rightarrow B}(x, y) = \text{Min}[FA_A(x), FA_B(y)] \quad (\text{III.7})$$

- Produit algébrique :

$$FA_{A \rightarrow B}(x, y) = FA_A(x) \cdot FA_B(y) \quad (\text{III.8})$$

Une règle floue de la forme :

$$\text{SI } x_1 \text{ est } A_1 \text{ ET } x_2 \text{ est } A_2 \text{ ALORS } y \text{ est } B$$

peut être représentée par une relation floue R dont la fonction d'appartenance est déterminée en utilisant les équations de conjonction et d'implication floue données précédemment.

Modélisation d'un système flou :

Soit un système flou à n entrées et une seule sortie composé de m règles de la forme :

$$R_j: \text{SI } x_1 \text{ est } A_{j1} \text{ ET } x_2 \text{ est } A_{j2} \text{ ET } \dots \text{ ET } x_n \text{ est } A_{jn} \text{ ALORS } y \text{ est } B_j$$

Les variables linguistiques x_1, x_2, \dots, x_n et y sont définies dans les univers U_1, U_2, \dots, U_n et V , respectivement. Les étiquettes $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jn}$ et B_j représentent les antécédents et la conséquence de la règle R_j .

On voit que la partie condition est constituée de n citations liées par le conjonctif ‘‘ ET ‘‘. Chaque proposition ‘‘ x_i est A_{ji} ‘‘ induit un ensemble flou caractérisé par une fonction d’appartenance $FA_{A_{ji}}(x_i)$. Ainsi, la partie condition de la règle R_j induit un ensemble flou composé $A_j = A_{j1} \wedge A_{j2} \wedge \dots \wedge A_{jn}$ à travers l’espace produit $U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$. Cet ensemble est décrit par :

$$\begin{aligned} FA_{A_j}(\underline{x}) &= FA_{A_j}(x_1, x_2, \dots, x_n) = FA_{A_{j1}}(x_1) \wedge FA_{A_{j2}}(x_2) \wedge \dots \wedge FA_{A_{jn}}(x_n) \\ &= \bigwedge_{i=1}^n FA_{A_{ji}}(x_i) \end{aligned} \quad (\text{III.9})$$

Où $\underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ est le vecteur d’entrée, A_j est l’antécédent composé par l’intersection floue des condition élémentaires, et ‘ \wedge ’ désigne l’opérateur de conjonction.

La citation ‘‘ SI- ALORS ‘‘ est une implication floue définie à travers l’espace produit $U \times V$ par la fonction :

$$FA_{A_j \rightarrow B_j}(\underline{x}, y) = FA_{A_j}(\underline{x}) \Phi FA_{B_j}(y) \quad (\text{III.10})$$

Le symbole Φ représente l’opération ‘‘ SI- ALORS ‘‘.

Enfin en substituant (III.9) dans (III.10) on obtient le modèle correspondant à la règle R_j :

$$FA_{R_j}(\underline{x}, y) = FA_{A_j \rightarrow B_j}(\underline{x}, y) = [\bigwedge_{i=1}^n FA_{A_{ji}}(x_i)] \Phi FA_{B_j}(y) \quad (\text{III.11})$$

Comme on vient de le citer, (III.11) correspond au modèle de la règle R_j . Celle-ci peut être excitée par un ensemble flou d’entrée $A_x(\underline{x})$ défini par :

$$A_x(\underline{x}) = A_{x1}(x_1) \wedge A_{x2}(x_2) \wedge \dots \wedge A_{xn}(x_n) = \bigwedge_{i=1}^n A_{xi}(x_i) \quad (\text{III.12})$$

Le système flou n’utilise que les principes de la logique floue. On doit disposer, alors, d’un *fuzzificateur* pour transformer les valeurs numériques mesurées $x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn}$ à des ensembles flous $A_{x1}(x_1), A_{x2}(x_2), \dots, A_{xn}(x_n)$. Deux types de fuzzificateurs sont utilisés :

- *Fuzzificateur singleton* : $A_{xi}(x_i)$ est un singleton flou c’est-à-dire $FA_{A_{xi}}(x_i) = 1$ pour $x_i = x_{mi}$ et $FA_{A_{xi}}(x_i) = 0$ pour $x_i \neq x_{mi}$.

- *Fuzzificateur non singleton* : $A_{xi}(x_i)$ est un ensemble caractérisé par $FA_{A_{xi}}(x_i) = 1$ pour $x_i = x_{mi}$ et $FA_{A_{xi}}(x_i)$ décroît quand x_i s’éloigne de x_{mi} .

Enfin, une règle R_j , représentée par (III.11), excitée par l'ensemble flou d'entrée $A_x (\underline{x})$, produit un ensemble flou de sortie :

$$B_j^*(y) = A_x (\underline{x}) \circ R_j(x, y).$$

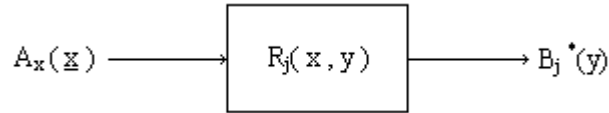


Fig. III.2 : Illustration de la composition de l'ensemble d'entrée $A_x (\underline{x})$ avec la règle R_j

Soit :

$$B_j^*(y) = FA_{A_x} (\underline{x}) \circ FA_{A_j \rightarrow B_j} (\underline{x}, y)$$

$$= \{ \bigwedge_{i=1}^n FA_{A_{x_i}} (x_i) \} \circ \{ [\bigwedge_{i=1}^n FA_{A_{j_i}} (x_i)] \Phi FA_{B_j} (y) \} \quad (III.13)$$

Le symbole ' \circ ' représente l'opération de composition qui est définie par *Max-produit* ou par *Max-Min*.

Après simplification on obtient :

$$B_j^*(y) = \text{Max} \{ \bigwedge_{i=1}^n [FA_{A_{x_i}} (x_i) * FA_{A_{j_i}} (x_i)] \} \Phi FA_{B_j} (y) \quad (III.14)$$

Le choix des opérateurs logiques ($*$, Φ , \dagger , \wedge) s'effectue d'une manière empirique, suivant l'application pratique. En plus, certaines considérations permettent de simplifier énormément le modèle et le choix de certains opérateurs devient inutile.

Le choix du fuzzificateur singleton conduit à la disparition des opérateurs de la composition "Max" et "produit/min" dans (III.14), conduisant ainsi au modèle simplifié suivant :

$$B_j^*(y) = \bigwedge_{i=1}^n [FA_{A_{j_i}} (x_i)] \Phi FA_{B_j} (y) \quad (III.15)$$

III.3 Commande Floue

La structure d'un système de commande floue peut être décomposée en trois grands modules. Le premier de ces modules traite les entrées du système. Il permet d'associer à chacune des entrées réelles une fonction d'appartenance.

Le deuxième module est constitué du moteur d'inférence et de la base de règles représentée sous forme matricielle (table de décisions). Celle-ci est constituée de règles de type : "Si..., Alors...". Le moteur d'inférence permet de générer une conclusion à partir des entrées et des règles actives [12], [14], [15].

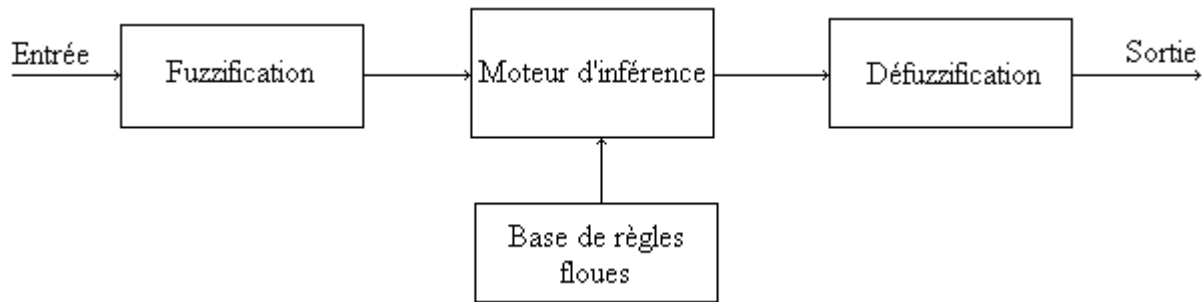


Fig. III.3 : Structure d'un contrôleur flou

Enfin, le module de *défuzzification* permet de transformer le sous-ensemble flou de sortie en une grandeur numérique. Deux méthodes de défuzzification sont plus utilisées :

- *Centre de gravité* :

La sortie numérique y est la moyenne pondérée des sorties de toutes les règles :

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m y_j \cdot FA_{Ax \circ R_j}(y_j)}{\sum_{j=1}^m FA_{Ax \circ R_j}(y_j)} \quad (\text{III.16})$$

Avec y_j est le centre de la fonction d'appartenance caractérisant la valeur linguistique B_j , où $FA_{B_j}(y_j) = 1$. L'équation (III.15) devient :

$$FA_{Ax \circ R_j}(y_j) = \bigwedge_{i=1}^n FA_{A_{ji}}(x_i) \quad (\text{III.17})$$

et est appelée la valeur de vérité de la règle R_j , notée par W_j . On écrit ainsi

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m y_j \cdot W_j}{\sum_{j=1}^m W_j} \quad (\text{III.18})$$

- *Moyenne des maximums* :

La sortie y est égale à la moyenne des éléments qui possèdent un degré d'appartenance

maximal :

$$y = \frac{\sum_{j \in H} y_j \cdot W_j}{\sum_{j \in H} W_j} \quad (\text{III.19})$$

$$H = \{ j / W_j = \text{Max}, j = 1 \dots m \}.$$

III.4 Présentation du PSSF Flou Appliqué Au Système MS-Réseau Infini

Le stabilisateur flou reçoit deux entrées " dw , \dot{dw} " et une seule sortie " V_{SF} "; avec

$$dw = (w - w_{ref}) \text{ et } \dot{dw} = d(dw)/dt.$$

Chacune de ces variables est caractérisée par des valeurs linguistiques caractérisées par des fonctions d'appartenance dans leurs univers du discours normalisé $[-1, 1]$.

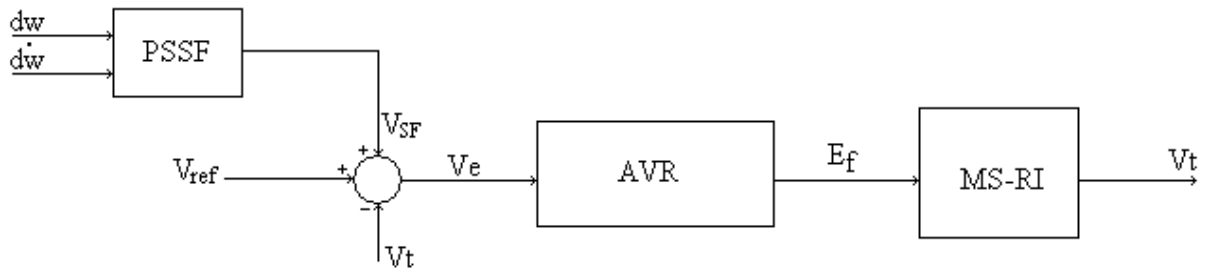


Fig. III.4 : Système de commande de la MS-RI avec l'utilisation du PSSF

La figure III.5 montre un organigramme du stabilisateur flou (PSSF) définissant d'une manière générale les étapes de conception de ce dernier [16].

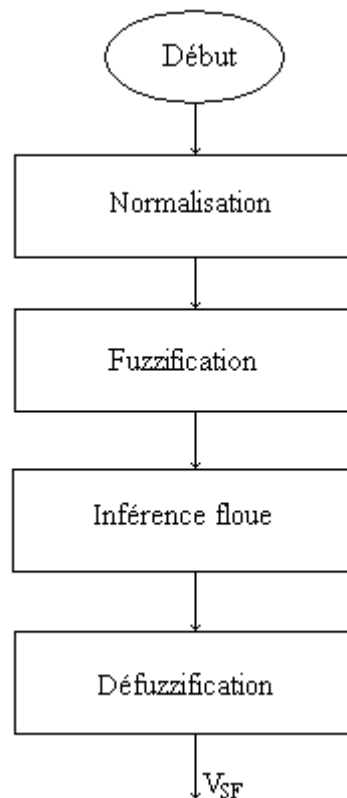


Fig. III.5 : Organigramme du PSSF

Sept valeurs linguistiques sont associées aux variables d'entrée/sortie du PSSF:

NG (négatif grand), **NM** (négatif moyen), **NP** (négatif petit), **ZR** (zéro),

PP (positif petit), **PM** (positif moyen), **PG** (positif grand).

Une base de 49 règles floues a été conçue en se basant sur nos connaissances concernant la dynamique du processus, surtout, après l'étude du PSS classique. Les règles sont arrangées sous forme d'une table, appelée table de décision. Chaque case représente une règle floue. La sortie globale du PSSF (régulateur flou) V_{SF} est obtenue en utilisant la méthode du centre de gravité.

Afin de concevoir un PSS flou bien optimisé, nous avons procédé au réglage des différents paramètres par simulation. Afin de voir leur influence sur les résultats, nous présentons quelques essais.

A. Conception du PSS flou :

Dans le *premier essai*, on a utilisé la table de décision (Table III.1) et les fonctions d'appartenance de figure III.6.

		dw						
V_{SF}		NG	NG	NG	NG	NM	PP	ZR
dw	NG	NG	NG	NM	NM	NP	ZR	PP
	NM	NG	NM	NP	NP	ZR	PP	PP
	NP	NM	NM	NP	ZR	PP	PM	PM
	ZR	NP	NP	ZR	ZR	PP	PP	PP
	PP	NM	NP	ZR	PP	PP	PM	PM
	PM	NP	ZR	PP	PM	PM	PG	PG
	PG	ZR	PP	PM	PM	PM	PG	NP

Table III.1 : Algorithme de contrôle du PSSF

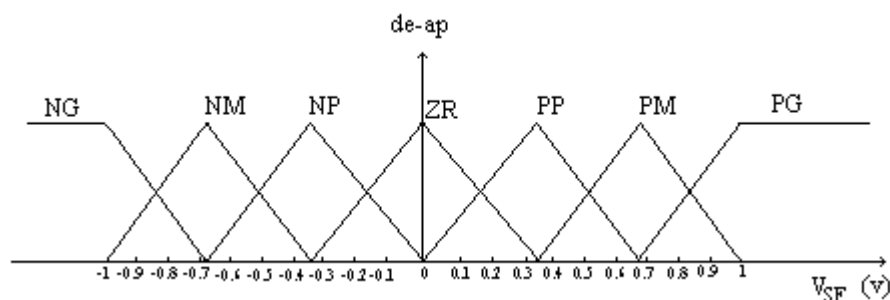


Figure III.6 : Fonctions d'appartenance des variables floues dw , \dot{dw} et V_{SF}

La tension de sortie du système commandé (MS-RI) est illustrée en *fig. III.7*. On constate une erreur statique importante et une réponse plus lente par rapport à celle correspondant au PSS classique ; d'où la nécessité de réglages en commençant par la table de décision.

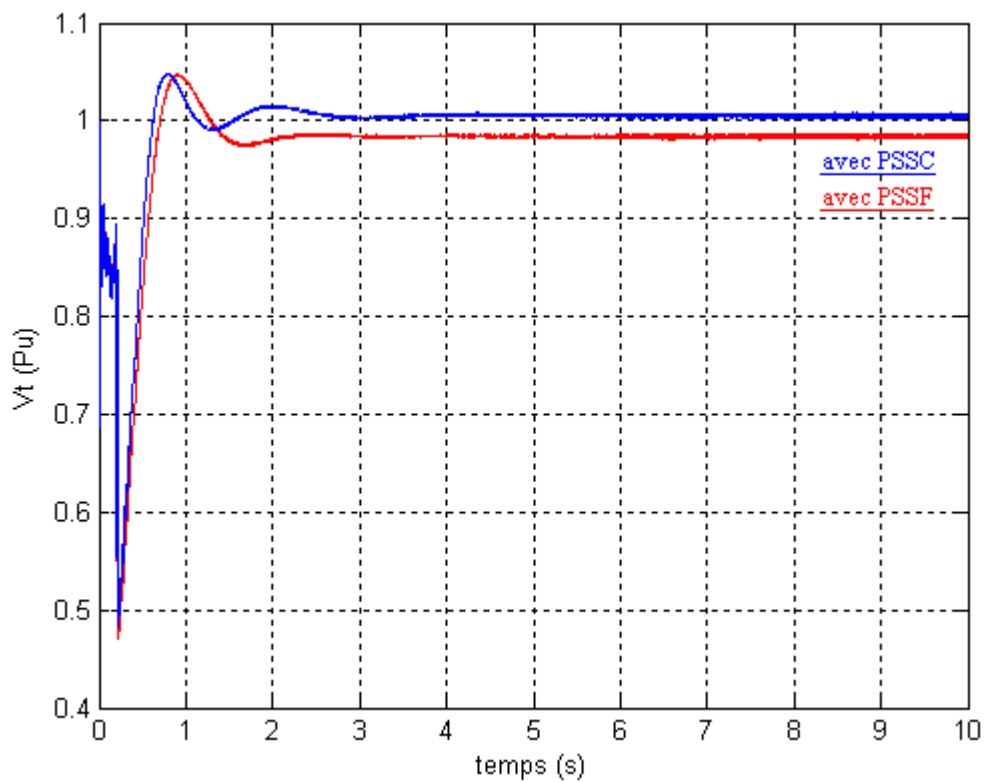


Fig. III.7 : La tension de sortie de la MS

B. Réglage de la table de décision :

Dans cette étude, nous avons procédé à l'ajustement des conséquences des règles. Après plusieurs tâtonnements, on a élaboré la table de décision (III.2) qui donne des résultats meilleurs illustrés par *Fig.III.8*.

		dw						
		V _{SF}	NG	NM	NP	ZR	PP	PM
dw	NG	NG	NG	NM	NM	NP	ZR	ZR
	NM	NM	NM	NP	NP	ZR	ZR	PM
	NP	NM	NP	NP	ZR	ZR	PP	PP
	ZR	NP	NP	ZR	ZR	PP	PP	PP
	PP	NP	ZR	ZR	PP	PP	PM	PM
	PM	ZR	ZR	PP	PP	PM	PM	PM
	PG	ZR	PP	PM	PM	PM	PM	PG

Table III.2 : Algorithme de contrôle du PSSF

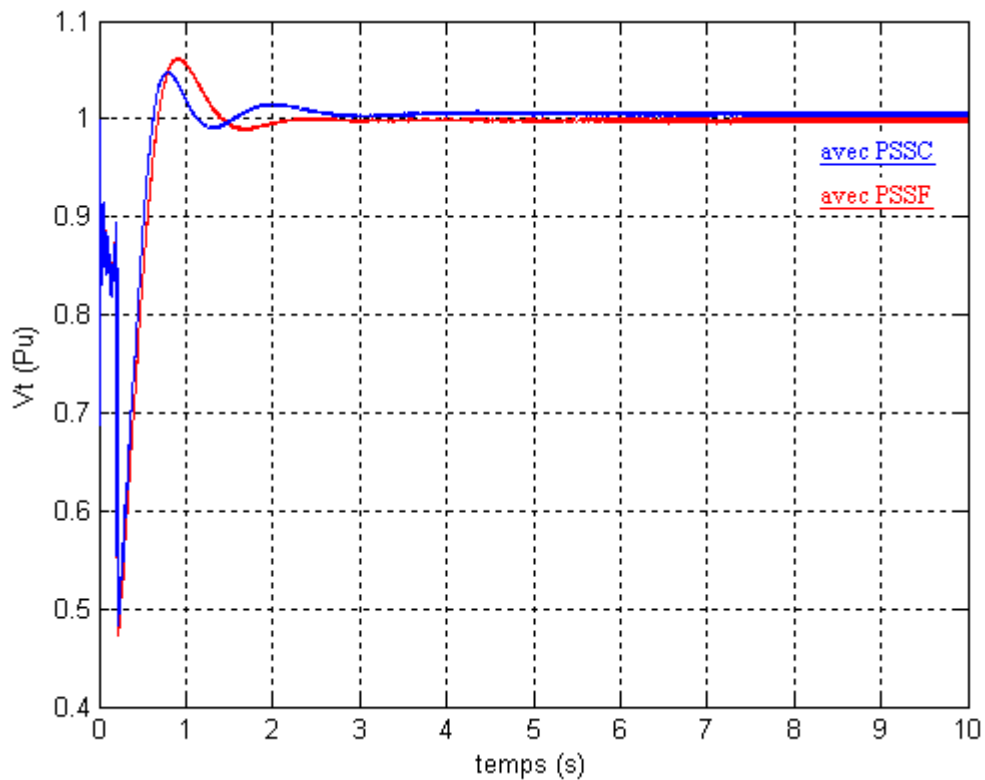


Fig. III.8 : La tension de sortie de la MS après ajustement des conséquences.

On remarque que la réponse du système avec le PSSF est plus lente que celle avec le PSS classique, mais l'erreur statique est annulée.

C. Réglage de la forme des fonctions d'appartenance :

Afin d'améliorer encore la réponse du PSSF, nous avons procédé au réglage de la forme des fonctions d'appartenance. D'abord, nous avons opté pour des fonctions d'appartenance pour les variables d'entrée de plus en plus étroites en se rapprochant de l'origine (*fig. III.9*). Ceci se justifie par le besoin à la précision en arrivant à l'état final. Puis, nous avons réglé les centres et les ouvertures des fonctions triangulaires ainsi que les chevauchements entre elles. En utilisant la table de décision III.2, nous avons obtenu le résultat de *Fig. III.10*.

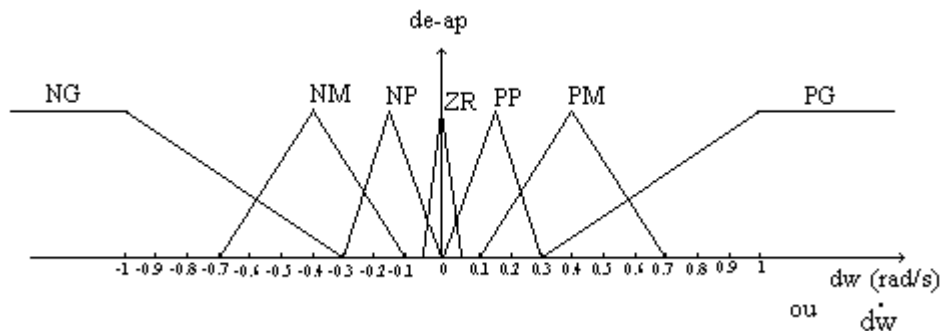


Fig. III.9 : Fonctions d'appartenance de la variable floue dw ou $\dot{d}w$

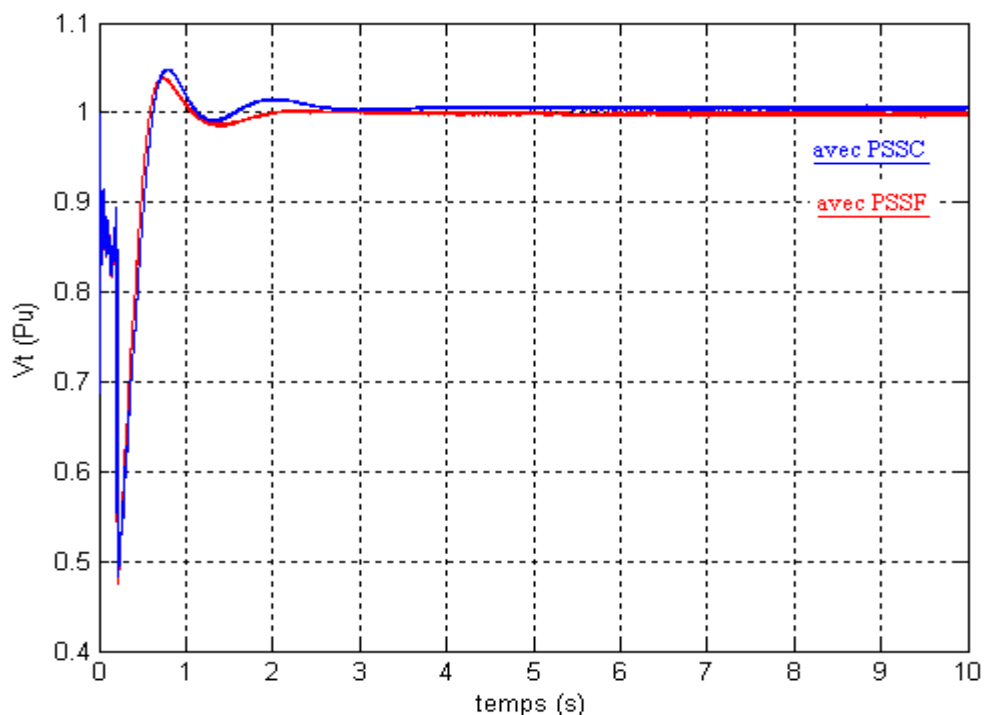


Fig. III.10 : La tension de sortie de la machine après ajustement des fonctions d'appartenance.

Nous constatons que le dernier réglage a permis d'améliorer la réponse du système (MS-RI) en réduisant, en particulier, le dépassement. Nous remarquons aussi que le signal de commande est plus lisse avec moins d'oscillations.

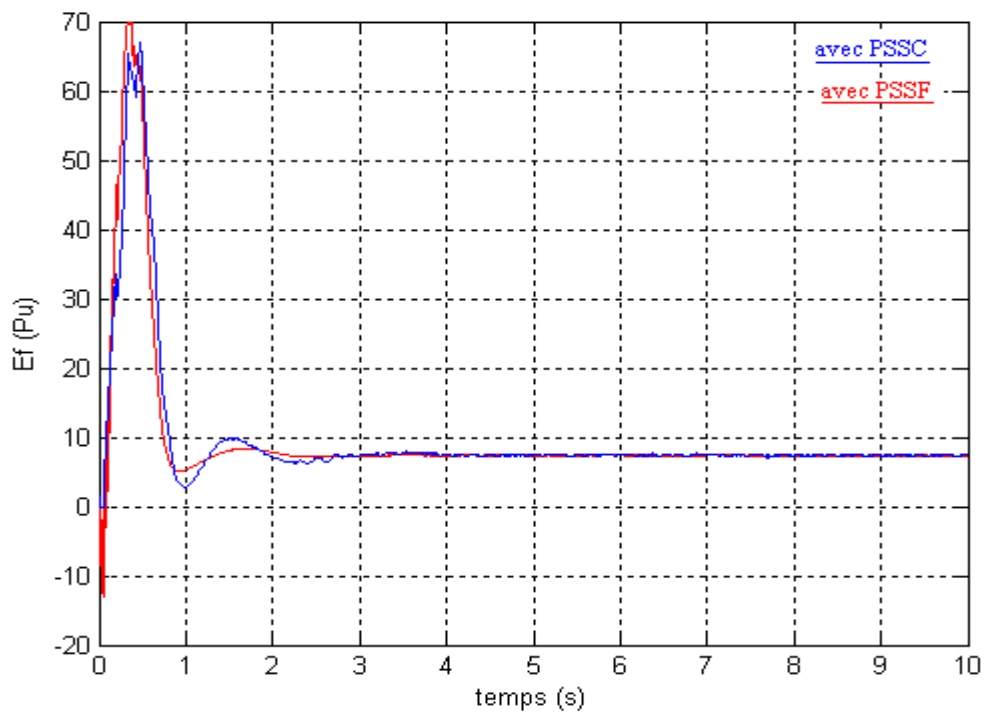


Fig. III.11 : La tension de commande

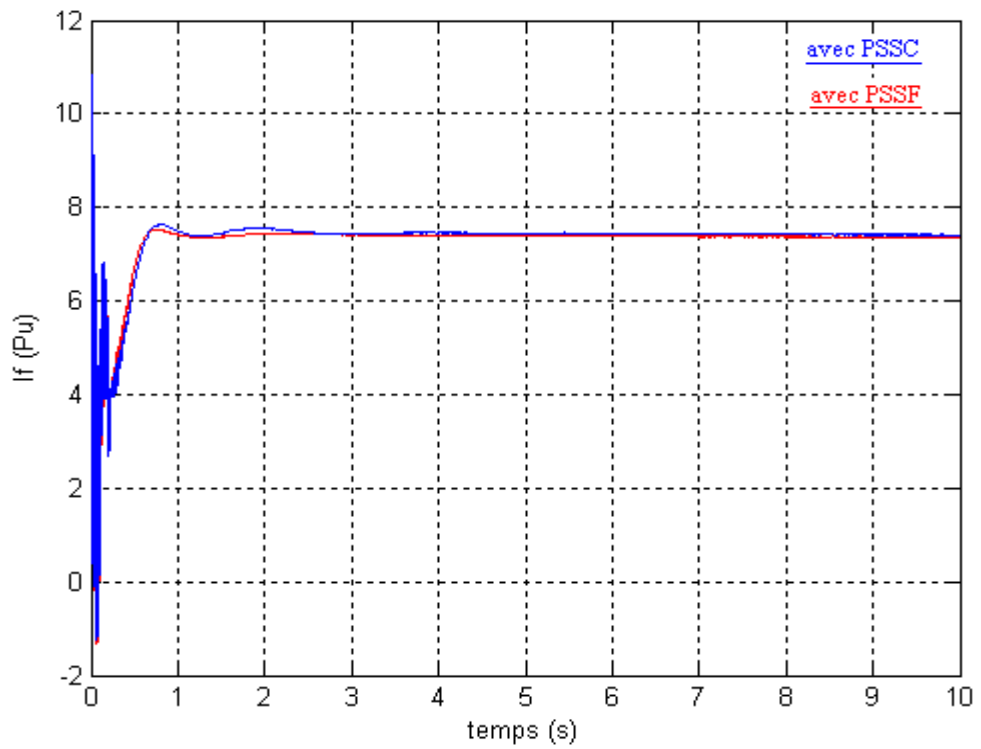


Fig. III.12 : Le courant d'excitation

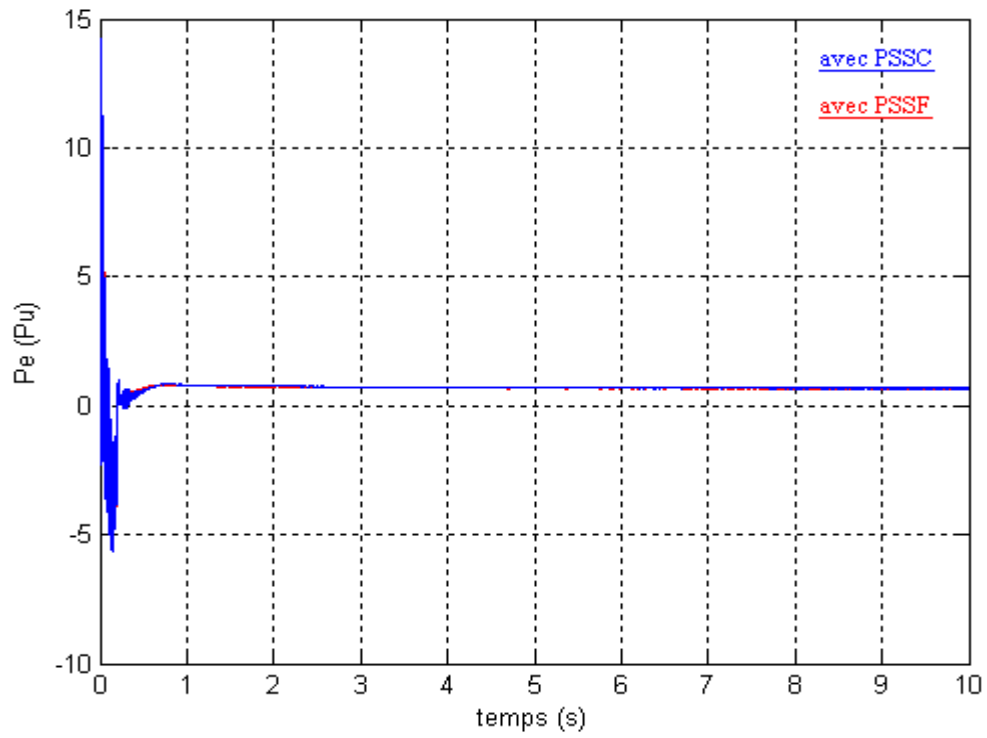


Fig. III.13 : La puissance électrique

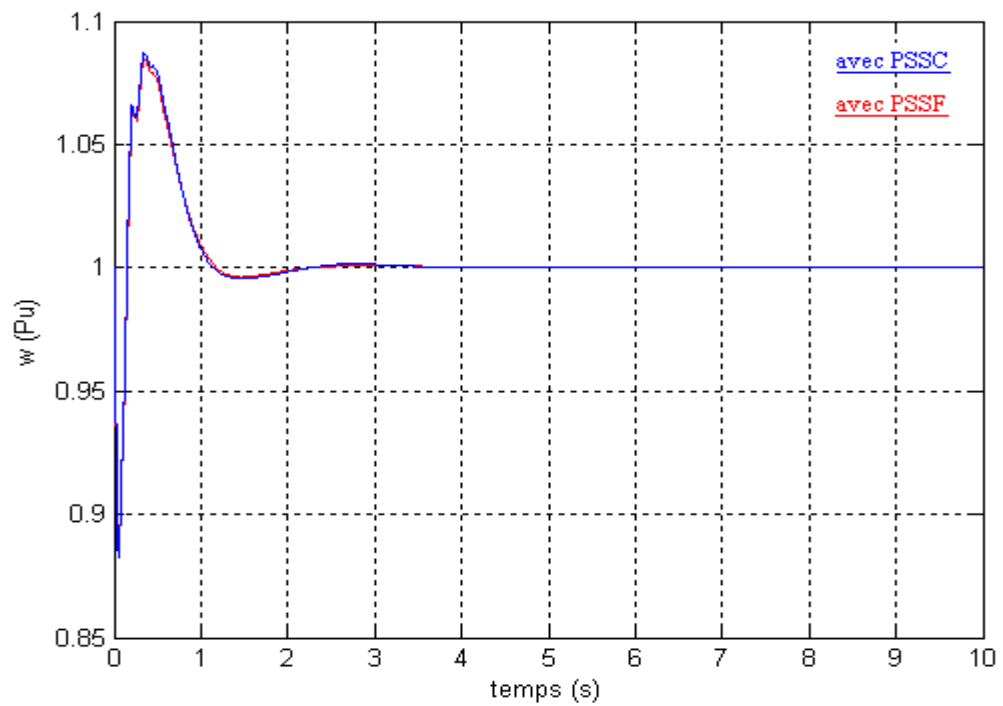


Fig. III.14 : La vitesse angulaire du rotor de la machine

- Evaluation quantitative des résultats :

- Pour un système de commande avec le PSSC :

- Pour un système de commande avec le PSSF :

Le temps de montée : $t_m = 0.51$ s.

$t_m = 0.48$ s.

Le temps de réponse : $t_r = 0.57$ s.

$t_r = 0.53$ s.

Le dépassement : $D = 0.048$ pu.

$D = 0.038$ pu.

Le coefficient d'amortissement $\zeta = 0.69$.

$\zeta = 0.72$.

L'erreur statique $\xi_s = 0.005$ pu.

$\xi_s = 0$ pu.

Ces résultats montrent l'amélioration apportée par le PSSF dans le système d'excitation de la MS-RI, par rapport au PSSC. Nous remarquons une erreur statique nulle, un amortissement meilleur et la réduction du temps de réponse, du temps de montée et du dépassement.

III.5 Etude de la présence d'un défaut dans le réseau

Pour tester la robustesse du système vis-à-vis des défauts, nous avons provoqué un court circuit de durée 0.1s à partir de $t = 5$ s.

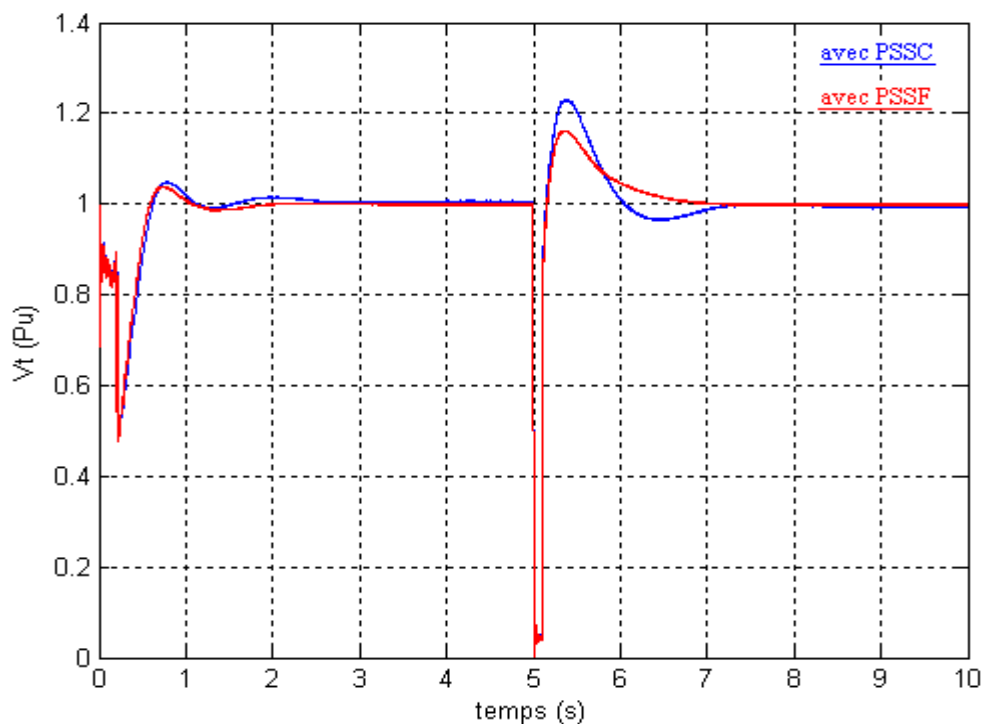


Fig. III.15 : La tension de sortie de la machine

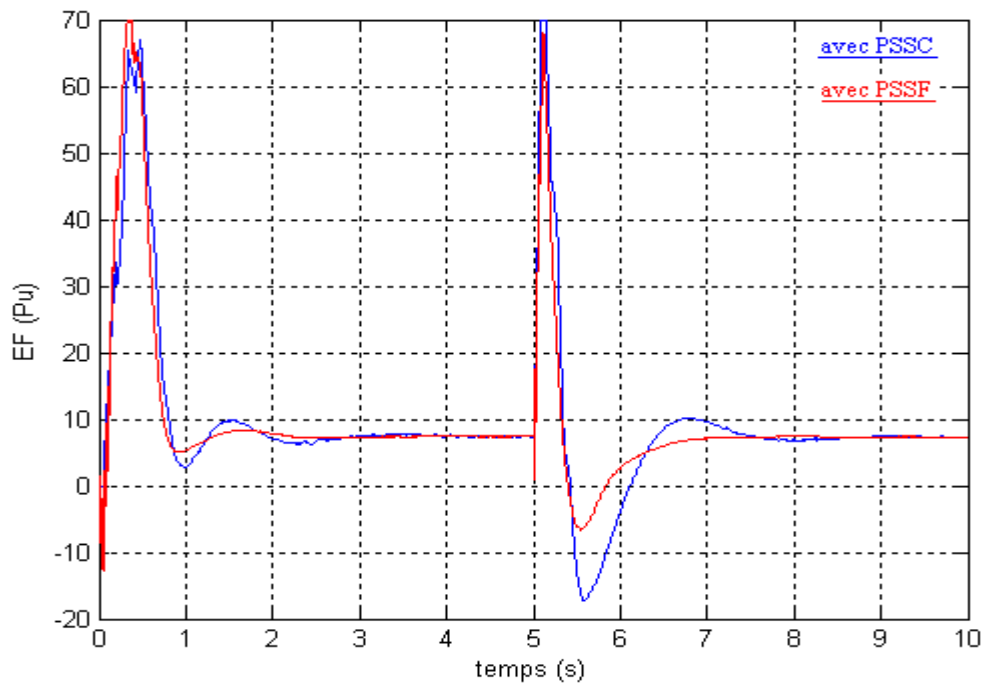


Fig. III.16 : La tension de commande

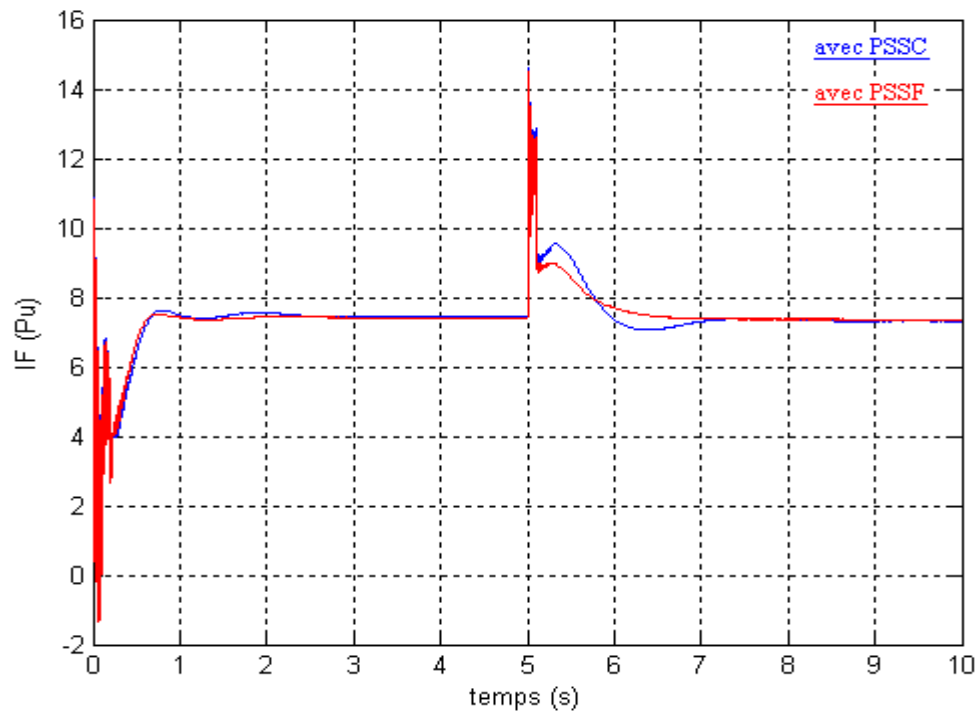


Fig. III.17 : Le courant d'excitation

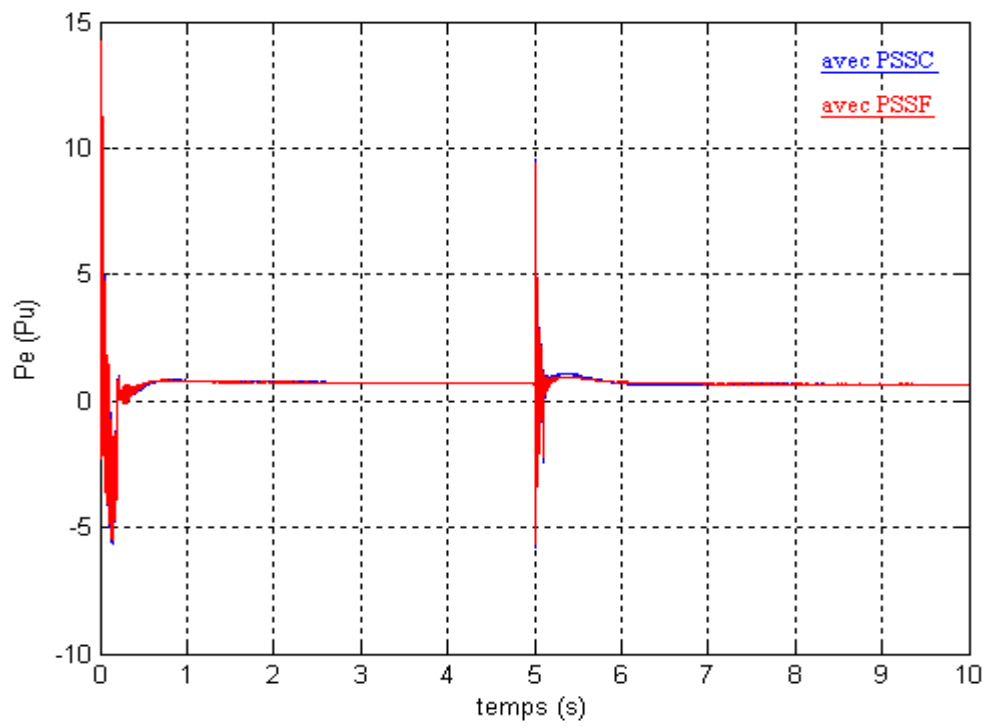


Fig. III.18 : La puissance électrique

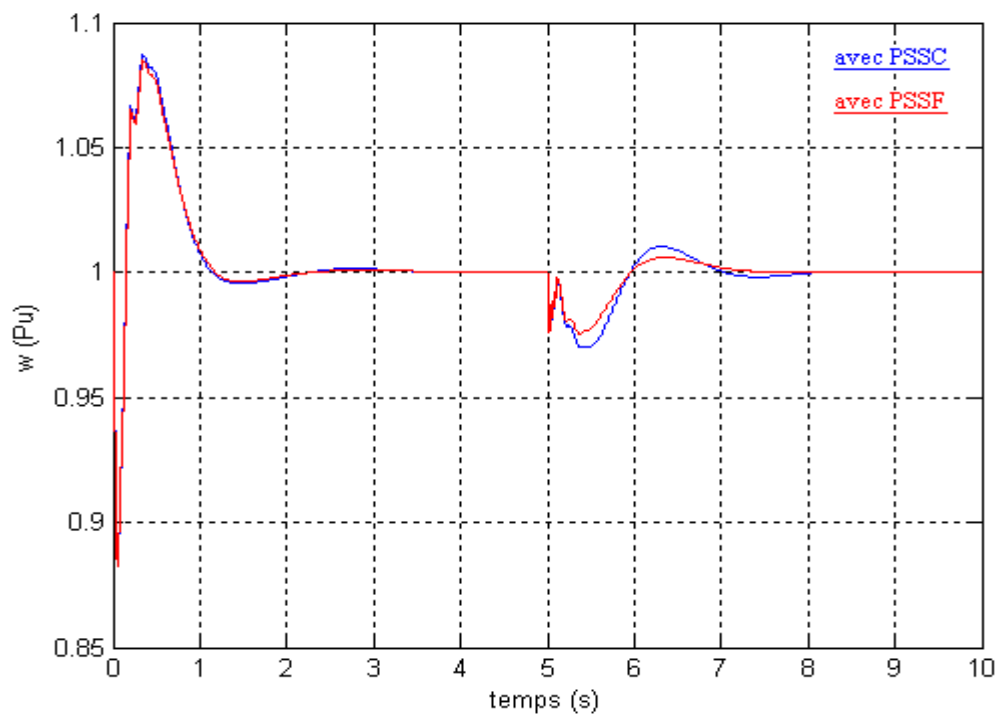


Fig. III.19 : La vitesse angulaire du rotor de la machine

Nous remarquons que la provocation d'un défaut dans le réseau a affecté la tension de sortie, la vitesse de rotation ou la fréquence du réseau, le courant d'excitation et la puissance électrique. Nous remarquons aussi que le système revient au régime permanent avec moins d'oscillations et avec un temps plus court en utilisant le système de commande (AVR) avec le PSSF par rapport au PSSC ; d'où l'importance de la conception floue.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié la commande par un PSS flou afin d'améliorer la stabilité du réseau électrique. Les résultats de simulation montrent les meilleures performances du stabilisateur flou par rapport au PSS conventionnel. Il reste à les comparer par rapport à celles du PSS neuronal présenté en chapitre 4.

CHAPITRE IV

**Synthèse de PSS Neuronal par l'approche
MFA/FEP**

IV.1 Introduction

Le cerveau est l'organe de l'intelligence de l'être humain, reste à savoir comment s'articule son anatomie. L'une des premières approches est celle issue de la neurobiologie. L'idée de base consiste à modéliser le premier niveau de l'intelligence humaine (le neurone biologique). L'idée principale des réseaux de neurones est la suivante : On se donne une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite un certain nombre de ces unités sous forme d'un réseau capable de résoudre un certain problème d'émulation ou de classification. La structure et taille du réseau et le mécanisme d'apprentissage utilisé dépendent du type et de la complexité de l'application en question.

IV.2 Neurone Biologique et Modèle Formel

Neurone biologique :

Un neurone biologique est constitué d'un corps cellulaire appelé 'soma', de plusieurs prolongements d'entrée de l'ordre $0.01\mu\text{m}$ appelés 'dendrites' et un prolongement de sortie appelé 'axone'.

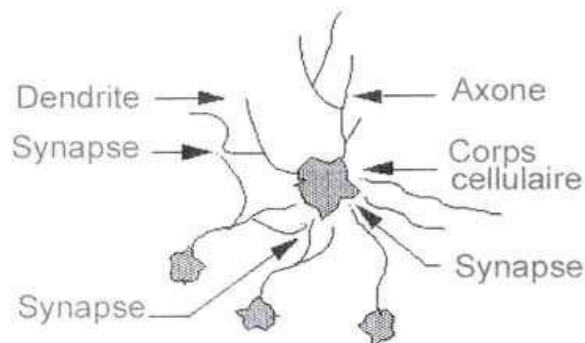


Fig.IV.1 : Anatomie d'un neurone biologique

Le cerveau est constitué d'environ mille milliards de neurones. La sortie de chaque neurone est liée à des milliers d'autres neurones. Chaque neurone effectue un traitement local. Il collecte les signaux issus des dendrites et leur fait la somme. Si l'amplitude résultante dépasse un certain seuil interne, un signal est envoyé à travers l'axone vers d'autres neurones. Les interactions entre les neurones se font au niveau du corps cellulaire ou dans les dendrites à des points de jonctions appelés 'synapses'.

Neurone formel :

Conceptuellement, le fonctionnement du neurone biologique peut être représenté par le modèle de la figure IV.2. Ce neurone formel peut être considéré comme un opérateur ou élément processeur qui collecte les entrées et fournit une sortie seulement quand la somme dépasse un certain seuil interne.

L'évaluation de la sortie se fait typiquement par la somme pondérée, soustraction du seuil et le passage du résultat à travers une non linéarité [17].

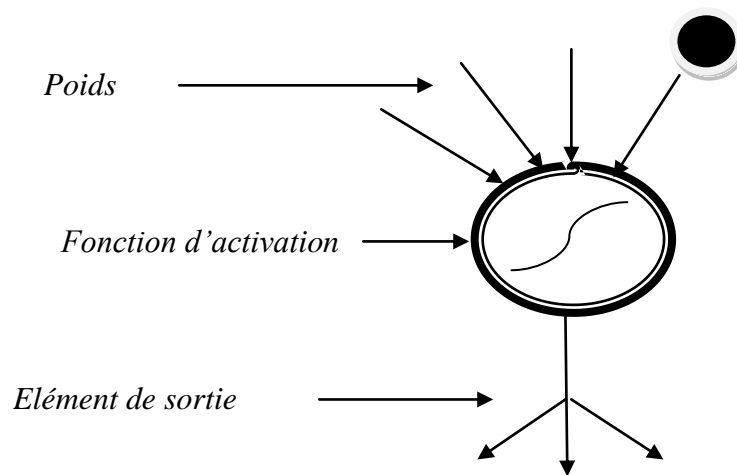


Fig. IV.2 : Le modèle du neurone formel

Mathématiquement, ceci peut être modélisé par les équations suivantes :

$$S = \sum_{i=0}^n W_i \times U_i \qquad U = f(S) \qquad (IV.1)$$

n : nombre d'entrées.

U_i : composante du vecteur d'entrée.

W_i : composante du vecteur de poids synaptiques.

S : somme pondérée appelée potentiel.

U : la sortie ou réponse du neurone.

f : fonction d'activation.

IV.3 Structure d'un Réseau de Neurones

Les capacités d'un seul neurone sont limitées. L'implémentation de fonctions complexes nécessite l'intégration de plusieurs neurones sous forme d'un réseau à topologie spécifique. Un exemple de réseau est illustré par la figure IV.3. Plusieurs neurones sont arrangés par couches en cascade ; d'où l'appellation MLP (Multi Layer Perceptron) [18], [19].

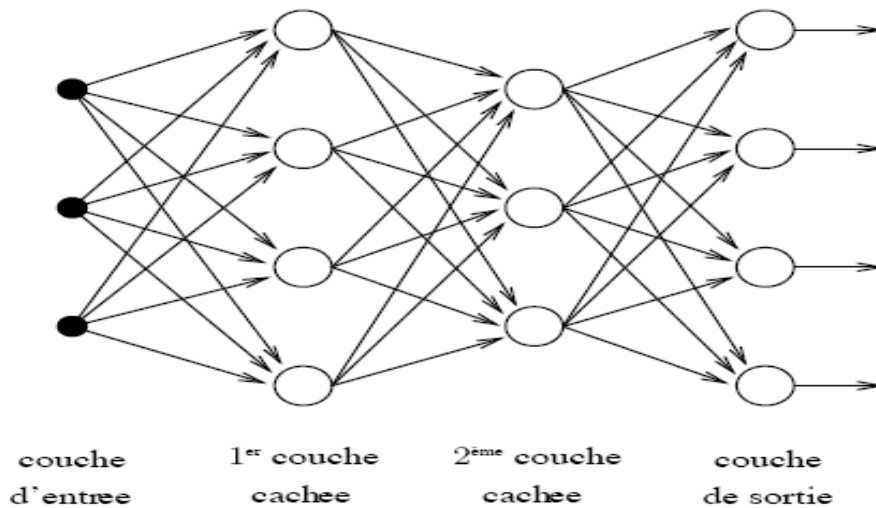


Fig. IV.3 : Architecture d'un réseau multicouches.

IV.3.1 Equations du réseau :

Le réseau statique est caractérisé par les équations suivantes :

$$\begin{cases} S_i^l(k) = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} W_{ij}^{l-1} \times U_j^{l-1}(k) \\ U_i^l(k) = f[S_i^l(k)] \\ i = 1, 2, \dots, N_l \quad \text{et } 1 \leq l \leq L \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

$U_i^l(k)$: Sortie du neurone i de la couche l à l'instant k .

$S_i^l(k)$: La somme des entrées pondérées du neurone i de la couche l à l'instant k .

W_{ij}^{l-1} : Le poids de la connexion entre le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche $l - 1$ et le neurone i .

IV.3.2 Apprentissage du réseau :

Toute l'information que peut contenir un réseau neuronal réside dans les poids synaptiques. L'apprentissage consiste donc à ajuster ces derniers de telle façon qu'il puisse générer correctement la sortie correspondante à chaque point de l'espace d'entrée. Ainsi, l'apprentissage peut être défini comme tout changement dans la matrice de poids.

L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent les poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée (apprentissage non supervisé) et dans certains cas en fonction des sorties désirées (apprentissage supervisé).

- **Apprentissage par retro propagation du gradient :**

La retro propagation est la méthode d'apprentissage la plus utilisée pour l'entraînement des réseaux de neurones. Le principe de cet algorithme est de calculer les sorties des neurones, couche par couche de l'entrée vers la sortie (propagation directe), calculer les erreurs sur les sorties des neurones de la sortie vers l'entrée (retro propagation), puis calculer le gradient et l'adaptation des poids synaptiques. Le processus est répété autant de fois que l'erreur reste supérieure à un seuil.

Le critère à minimiser est sous la forme :

$$J_N(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_L} [U_{L,j}(k) - U_{L,j}^d(k)]^2 \quad (\text{IV.3})$$

$J_N(k)$: Valeur du critère d'erreur à l'instant k .

$U_{L,j}(k)$: $j^{\text{ème}}$ Sortie du réseau à l'instant k .

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

Les paramètres du réseau sont ajustés comme suit :

$$W_{l,j,i}(k+1) = W_{l,j,i}(k) - \mu \frac{\partial J_N}{\partial W_{l,j,i}(k)} \quad (\text{IV.4})$$

Les poids sont adaptés suivant l'expression :

$$W_{l,j,i}(k+1) = W_{l,j,i}(k) - \mu \times g_{l,j,i}(k) \quad (\text{IV.5})$$

Où μ est le taux d'apprentissage et $g_{l,j,i}$ forment les éléments de la matrice du gradient correspondant à la matrice de poids W .

IV.4 Réseaux Neuronaux Dynamiques

Les réseaux de neurones dynamiques ont une topologie de connexions récurrentes. Chaque neurone peut recevoir, comme entrées, les sorties des autres neurones et sa propre sortie. Cette particularité d'interconnexion permet de tenir compte de la dimension temps et de rendre ces réseaux très appropriés pour la modélisation et le contrôle des processus dynamiques.

IV.4.1 Réseaux avec retour d'état :

Ce type de réseaux, faisant l'objet de notre étude, possède une seule couche de neurones connectés entre eux. Dans le cas le plus général, les neurones sont entièrement interconnectés (c'est-à-dire, chaque neurone est connecté à tous les autres neurones et possède un retour sur lui-même). En plus, chaque neurone peut recevoir une entrée externe. Cette architecture est illustrée sur la figure IV .4 [21], [22].

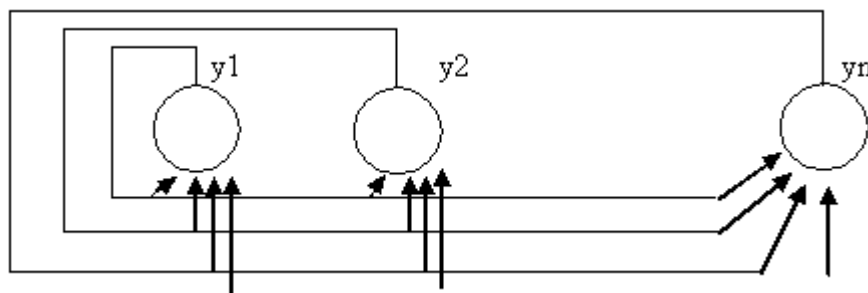


Fig. IV.4 : Réseau avec retour d'état

Dans notre travail, on a utilisé une architecture récente utilisée dans le domaine de la modélisation et du contrôle des systèmes dynamiques ; à savoir l'architecture neuronale récurrente à temps discret DTRNN (Discret Time Recurrent Neural Network). Celle-ci est analogue au réseau d'Hopfield Figure IV.5.

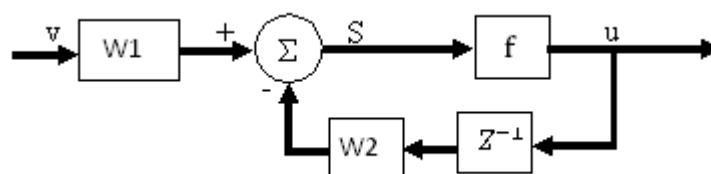


Fig. IV.5 : Réseau Récurrent discret (DTRNN)

IV.4.2 Equations du réseau :

A l'origine, les équations régissant ce type de réseau sont de la forme :

$$U_i(k + 1) = f[\sum_{j=1}^m W_{ij} \times U_j(k) + v_i(k)] \quad (IV.6)$$

Si on considère que les entrées v_i sont aussi pondérées selon la figure IV.5, (IV.6) peut être réécrite sous la forme suivante :

$$U_i(k + 1) = f[\sum_{j=0}^{m+n} W_{ij} \times U_j(k)] \quad (IV.7)$$

Avec :

$$U_j(k) = \begin{cases} 1 & j = 0 \\ U_j(k) & j = 1, \dots, n \\ v_{j-n}(k) & j = n + 1, \dots, n + m \end{cases} \quad (IV.8)$$

Où :

$U_i(k + 1)$: $i^{\text{ème}}$ Variable d'état du réseau ($i=1, \dots, n$).

$v_j(k)$: $j^{\text{ème}}$ Entrée externe ($j=1, \dots, m$).

n : nombre de neurones dans le réseau.

m : dimension du vecteur d'entrée V .

$U_{0i}(k)=1$: Entrée seuil.

Les sorties sont choisies parmi les variables d'état. L'apprentissage est accompli à l'aide d'algorithmes qui adaptent les coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés (entrées / sorties désirées correspondantes).

IV.4.3 Apprentissage des réseaux dynamiques :

Plusieurs méthodes d'apprentissage ont été proposées pour l'entraînement des réseaux dynamiques. Dans notre exposé, nous se limitons à l'entraînement du réseau DTRNN, par l'algorithme RTRL (Real Time Recurrent Learning). Ce dernier peut être formulé comme suit :

$$J_p(W) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{k_p} \sum_{j \in \Omega} [U_j(k) - U_j^d(k)]^2 \quad (IV.9)$$

$J_p(W)$: Est le critère quadratique d'erreur à travers la $p^{\text{ème}}$ séquence.

k_p : Longueur de la $p^{\text{ème}}$ séquence d'entraînement.

Ω : est l'ensemble des neurones de sorties.

$U_j(k)$: Sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone de sortie.

$U_j^d(k)$: Valeur désirée correspondante à $U_j(k)$.

Les paramètres du réseau sont ajustés comme suit :

$$W_{j,i}(m+1) = W_{j,i}(m) - \mu \frac{\partial J_p}{\partial W_{j,i}} \quad (\text{IV.10})$$

Où m est l'indice d'itération concernant l'adaptation des poids qui s'incrémente à la fin de chaque séquence. On tient à préciser qu'on intéresse à des processus sur un certain horizon de temps correspondant à une séquence d'actions. La sortie du réseau peut être jugée à la fin de chaque essai. Ainsi, le gradient peut être exprimé par :

$$\frac{\partial J_p(W)}{\partial W_{j,i}} = \sum_{k=1}^{K_p} \sum_{h \in \Omega} [U_h(k) - U_h^d(k)] * P_{j,i}^h(k) \quad (\text{IV.11})$$

Où $P_{j,i}^h(k)$ est une dérivée partielle définie comme suit :

$$\begin{aligned} P_{j,i}^h(k) &= \frac{\partial U_h(k)}{\partial W_{j,i}} \\ &= f' \left[\sum_{\alpha=0}^{n+m} W_{h,\alpha} * U_{\alpha}(k-1) \right] * \left[\delta_{h,j} * U_j(k-1) + \sum_{\beta=1}^n W_{h,\beta} * \frac{\partial U_{\beta}(k-1)}{\partial W_{j,i}} \right] \end{aligned} \quad (\text{IV.12})$$

Où $\delta_{h,j}$ est la fonction delta de Kronecker définie comme suit :

$$\delta_{h,j} = 1 \text{ Pour } h=j \quad \text{et } \delta_{h,j}=0 \text{ pour tout } h \neq j.$$

Après substitution, on obtient

$$W_{j,i}(m+1) = W_{j,i}(m) - \mu \sum_{k=1}^{K_p} \sum_{h \in \Omega} [U_h(k) - U_h^d(k)] * P_{j,i}^h(k) \quad (\text{IV.13})$$

La complexité de cet algorithme est liée essentiellement au calcul des termes récurrents $P_{j,i}^h(k)$.

IV.5 Structure de commande MFA/FEP

Le problème principal dans les systèmes de commande est de concevoir un contrôleur qui peut générer la commande adéquate afin de répondre à un certain ensemble de spécifications constituant l'objet de l'action de commande. Souvent, ces spécifications sont exprimées en termes de rapidité, précision et stabilité.

Dans le cas de la commande neuronale, le problème revient à trouver une meilleure manière pour l'ajustement des poids de ce réseau. La difficulté principale est comment utiliser l'erreur sur la sortie du système pour modifier les paramètres du contrôleur, du fait que le système physique est interposé entre la grandeur commandée et le signal de commande.

Plusieurs stratégies d'apprentissage ont été proposées pour surmonter ce problème. On trouve la méthode d'apprentissage supervisé, apprentissage généralisé par modèle inverse, modélisation direct par apprentissage spécialisé,..., et la structure de commande indépendante du modèle (MFA pour Modél Free Approach). Dans ce travail, on s'intéressera à cette dernière.

Le principe de cette structure consiste à évaluer l'erreur de sortie (i.e. l'écart entre la sortie du système et sa valeur désirée) à l'entrée du contrôleur et la faire propager directement, de l'entrée vers la sortie, pour avoir les erreurs des couches cachées et celle de la couche de sortie. Ceci peut être réalisé par l'algorithme de la propagation directe de l'erreur (FEP) confectionné spécialement pour cet objectif. Ce qui permet un calcul direct et rapide des erreurs des couches consécutives, exigées pour l'ajustement des paramètres du contrôleur. Cette commande est représentée sur la figure IV.6 [23].

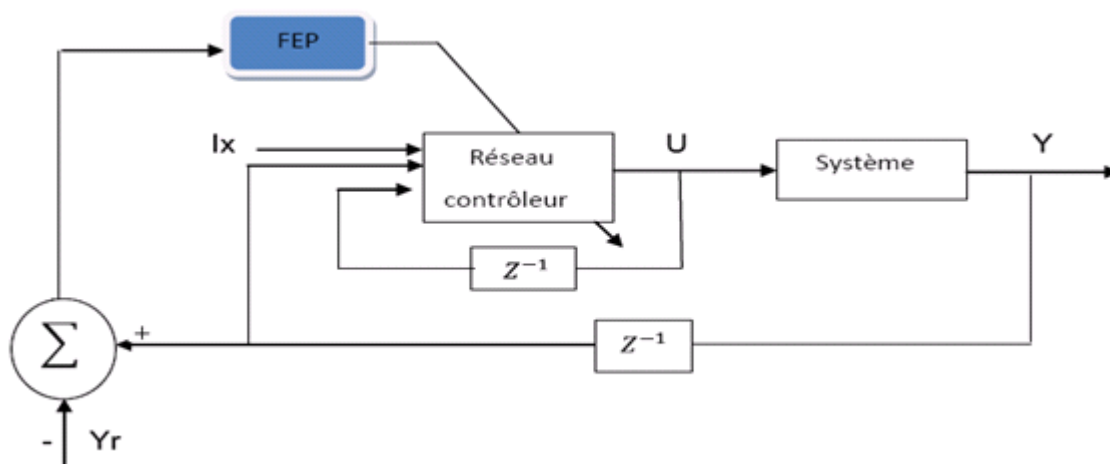


Fig. IV.6 : Structure de commande MFA à base de FEP

IV.6 Entraînement du réseau contrôleur DTRNN par l'algorithme FEP

L'entraînement des réseaux récurrents DTRNN par l'algorithme RTRL est une opération assez complexe. La retro propagation de l'erreur dans le réseau ne peut pas être fait qu'à travers les lignes de retard. Une fois cette erreur véhiculée, l'algorithme RTRL se charge du calcul du vecteur global en utilisant les termes $P_{ji}^h(k)$. Seulement, une telle opération exige un temps énorme et un espace mémoire considérable.

Face à ces inconvénients, l'approche MFA/FEP constitue une alternative plus efficace. L'injection directe de l'erreur de l'entrée permet d'avoir l'ensemble du vecteur d'erreur de sortie nécessaire pour l'adaptation des poids du réseau. L'interprétation formelle de ce principe est donnée par le paragraphe suivant. Le réseau DTRNN est régi par les équations suivantes (IV.7) et (IV.8). Le vecteur d'entrée total $X(k)$ au réseau est constitué de l'entrée seuil, des entrées externes $x_i(k)$ et des variables d'état du réseau (retours $u_i(k)$) :

$$X(k) = \begin{bmatrix} 1 \\ X_1(k) \\ \vdots \\ X_m(k) \\ u_1(k-1) \\ \vdots \\ u_n(k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0(k) \\ X_1(k) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ X_L(k) \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad U(k) = \begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ U_n(k) \end{bmatrix}$$

$X(k)$: vecteur d'entrée total du réseau.

$U(k)$: vecteur d'état du réseau récurrent.

L'adaptation des poids se fait toujours avec la formule suivante :

$$W_{ij}^1(k+1) = W_{ij}^1(k) - \mu \frac{\partial J}{\partial W_{ij}^1(k)} \quad (\text{IV.14})$$

J Est le critère à minimiser défini par l'équation (IV.9). Le gradient se calcule comme:

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}^1(k)} = \frac{\partial J}{\partial U_i(k)} \frac{\partial U_i}{\partial W_{ij}^1(k)} \quad (\text{IV.15})$$

Calculant maintenant la partie $\frac{\partial J}{\partial U_i(k)}$. Soit l'erreur calculée entre la sortie du réseau et la sortie désirée :

$$e_y(k) = U_L(k) - U_L^d(k) = \Delta U_L(k) \quad (\text{IV.16})$$

En injectant cette erreur à l'entrée du réseau, on obtient :

$$\frac{\partial J}{\partial U_i(k)} = e_i(k) = \sum_{j=0}^L \frac{\partial f(S_i(k))}{\partial x_j} \Delta U_j \quad (\text{IV.17})$$

Toutes les composantes du vecteur d'erreur à l'entrée seront toutes mises à zéro exceptées celles qui correspondent aux variables de retour. L'équation (IV.17) deviendra :

$$e_i(k) = \frac{\partial f(S_i(k))}{\partial x_L(k)} \Delta U_L(k) \quad (\text{IV.18})$$

$$e_i(k) = \frac{\partial f(S_i(k))}{\partial S_i(k)} \frac{\partial S_i(k)}{\partial x_L(k)} e_y(k) \quad (\text{IV.19})$$

Le vecteur d'erreur global est calculé alors comme suit :

$$e(k) = e_y(k) \sum_{i=1}^n f'(s_i(k)) w_{iL} \quad (\text{IV.20})$$

Le calcul de la deuxième partie du gradient (IV.15) $\frac{\partial U_i}{\partial W_{ij}^1(k)}$ se fait comme suit :

$$\frac{\partial U_i}{\partial W_{ij}^1(k)} = \frac{\partial f(s_i(k))}{\partial s_i(k)} \frac{\partial s_i(k)}{\partial W_{ij}^1(k)} = \sum_{j=0}^{n+m} f'(s_i(k)) x_j(k) \quad (\text{IV.21})$$

On combinant les équations (IV.17) et (IV.21), on obtient :

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}^1(k)} = e_i(k) \sum_{j=0}^{n+m} f'(s_i(k)) x_j(k) \quad (\text{IV.22})$$

qui représente le gradient du critère J par rapport aux poids W_{ij} .

IV.7 Application de l'approche MFA/FEP au PSS Neuronal

Le but de cette commande est d'assurer la régulation optimale de la tension de sortie d'un système de puissance en utilisant l'approche MFA/FEP comme outil d'implémentation.

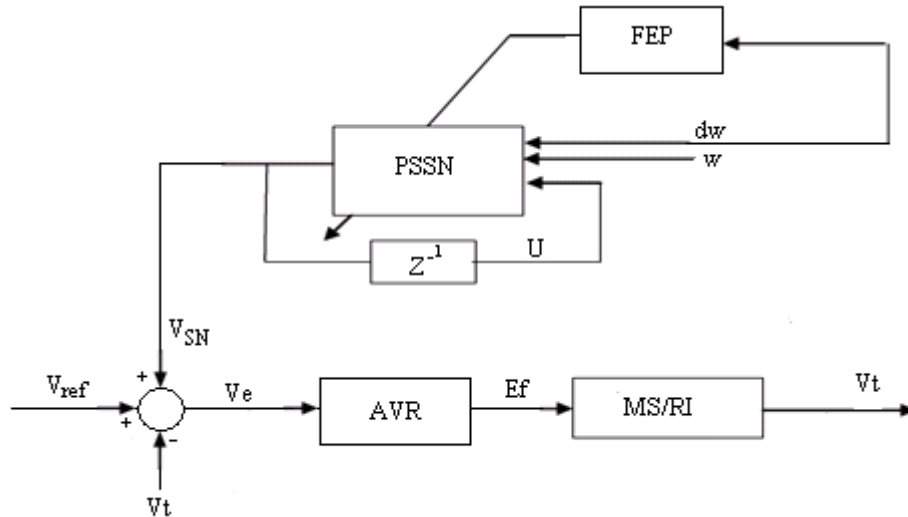


Fig.IV.7 : Système de commande de la MS-RI avec l'utilisation du PSSN

Le PSS Neuronal (PSSN) reçoit à l'entrée un vecteur $X = [dw \ w \ U]^T$, avec U est son propre vecteur d'état. La sortie du PSSN, V_{SN} , qui est choisie comme sa première variable d'état, est appliquée à l'entrée du régulateur automatique de tension.

Pour une structure adéquate du stabilisateur, on a choisi un réseau de 3 neurones. Ce réseau reçoit 3 entrées externes (dw , w , valeur numérique) et ses 3 variables d'états dont la première représente la sortie du PSSN. Le taux d'apprentissage est fixé à $\mu = 0.2$.

Les étapes suivies lors de la commande sont exprimées comme suit :

- Initialisation des poids à de petites valeurs dans un intervalle $[0 \ 0.1]$. La matrice des poids synaptiques est de dimension 3×6 (3 sorties et 6 entrées).
- Initialisation du vecteur des variables d'états.
- Calcul du vecteur de sortie du réseau contrôleur.
- Application de la commande au système MS/RI.
- Propagation d'erreur et adaptation des poids.

Résultats de simulation :

Après plusieurs essais de simulation, l'apprentissage est accompli et le PSSN arrive à stabiliser le système MS-RI. Les résultats sont illustrés par les figures et comparés avec ceux obtenus avec le PSS flou.

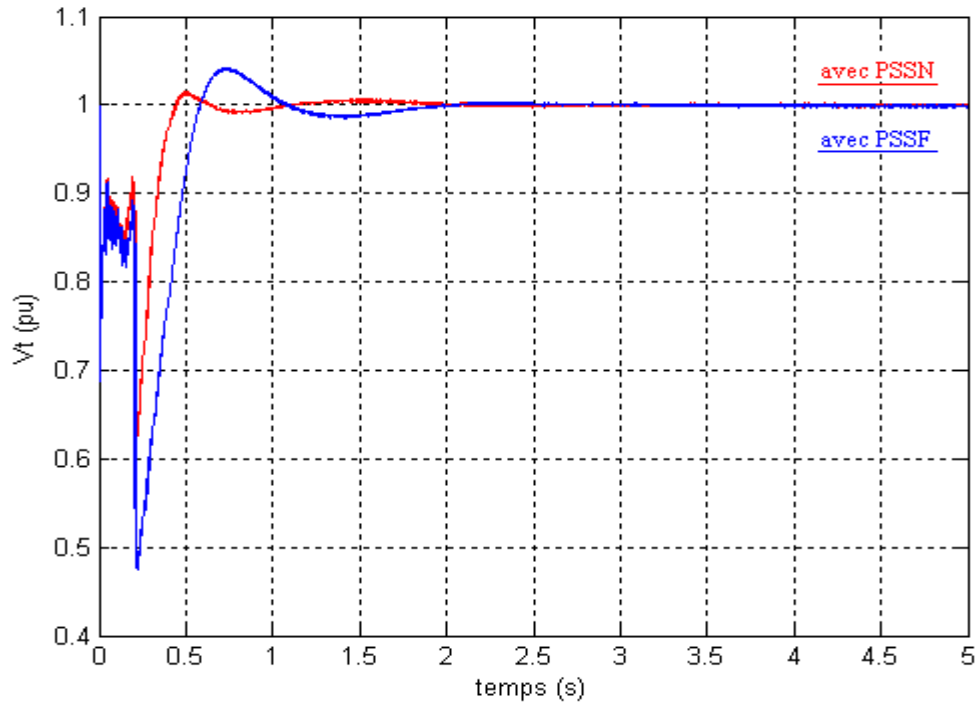


Fig. IV.8 : La tension de sortie de la MS

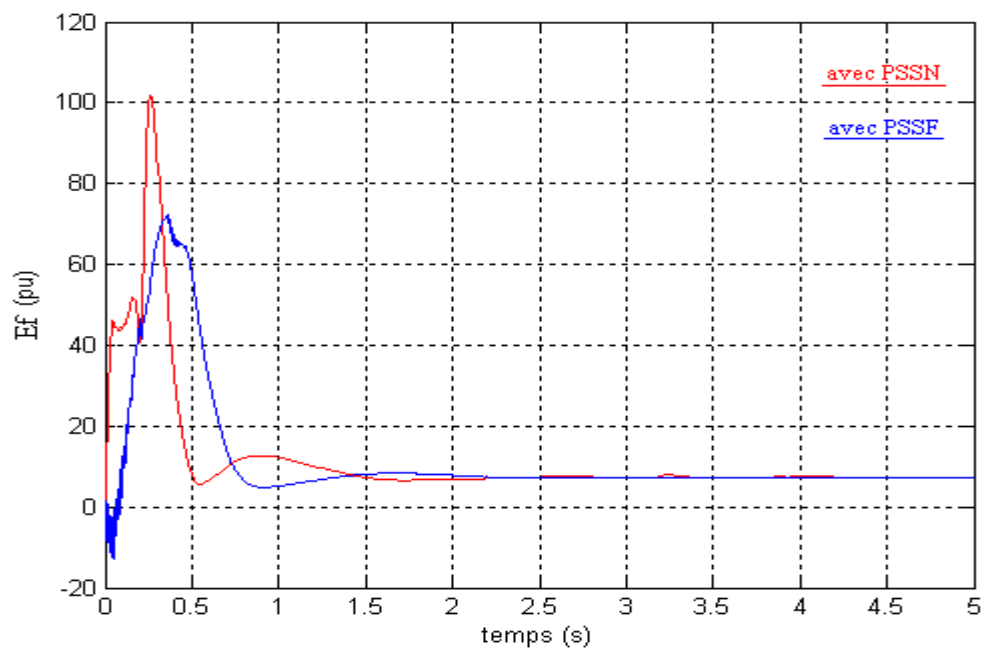


Fig. IV.9 : La tension de commande

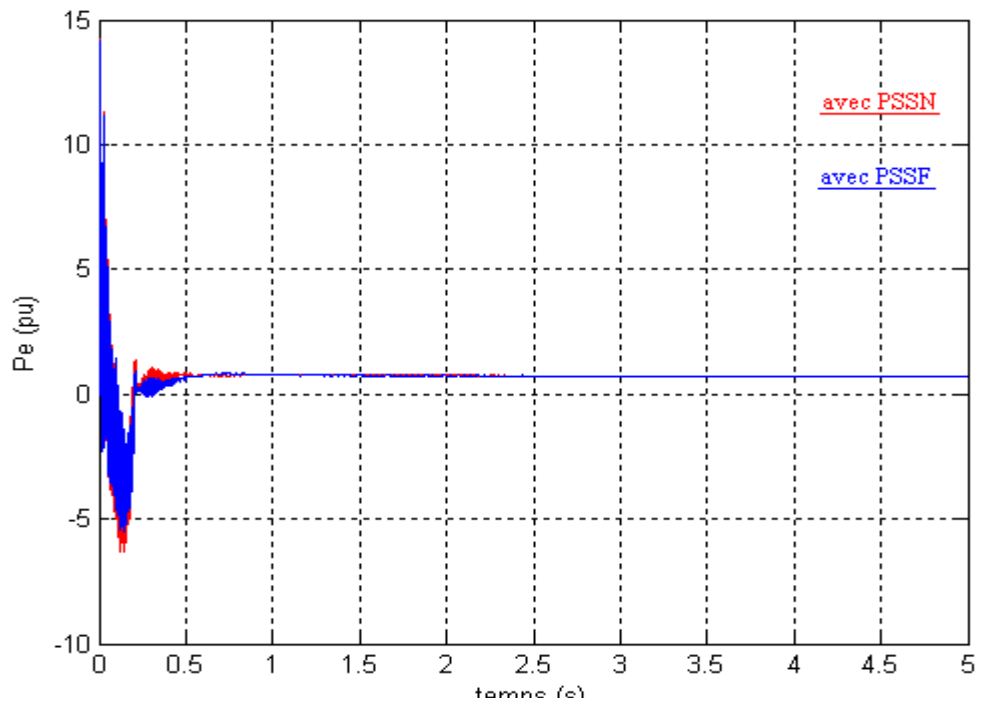


Fig. IV.10 : La puissance électrique

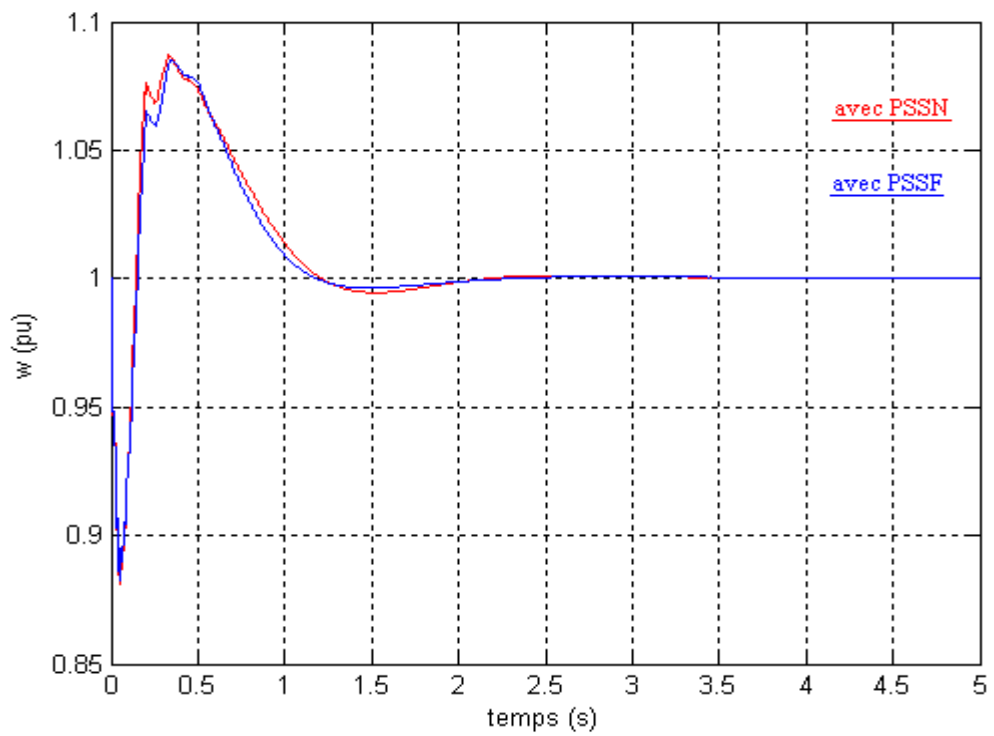


Fig. IV.11 : La vitesse angulaire du rotor de la machine

- Evaluation quantitative des résultats :

- PSSF :

Le temps de montée : $t_m = 0.48$ s.

Le temps de réponse : $t_r = 0.53$ s.

Le dépassement : $D = 0.038$ pu.

Le coefficient d'amortissement $\zeta = 0.72$.

L'erreur statique $\xi_s = 0$ pu.

- PSSN :

$t_m = 0.34$ s.

$t_r = 0.37$ s.

$D = 0.013$ pu.

$\zeta = 0.69$.

$\xi_s = 0$ pu.

A partir de ces résultats, on peut remarquer que la réponse du système MS/RI se stabilise à la valeur de référence après 2 s et avec un temps de réponse, de montée et un dépassement beaucoup plus meilleurs avec l'intégration du PSSN par rapport à la réponse obtenue avec un système de commande PSSF.

IV.8 Application d'un défaut dans le réseau

A partir de $t = 2.5$ s on applique un défaut dans le réseau. Comme dans les précédentes études, on considère comme exemple, un court circuit provisoire qui dure 0.1s (durée nécessaire pour la commutation du disjoncteur de protection).

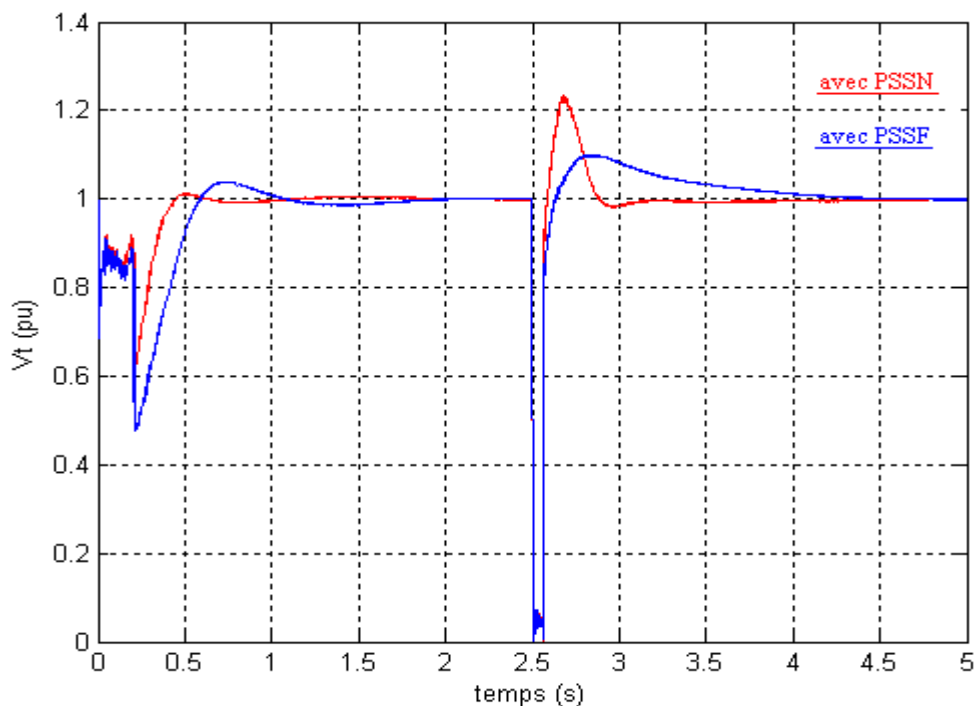


Fig. IV.12 : La tension de sortie de la MS

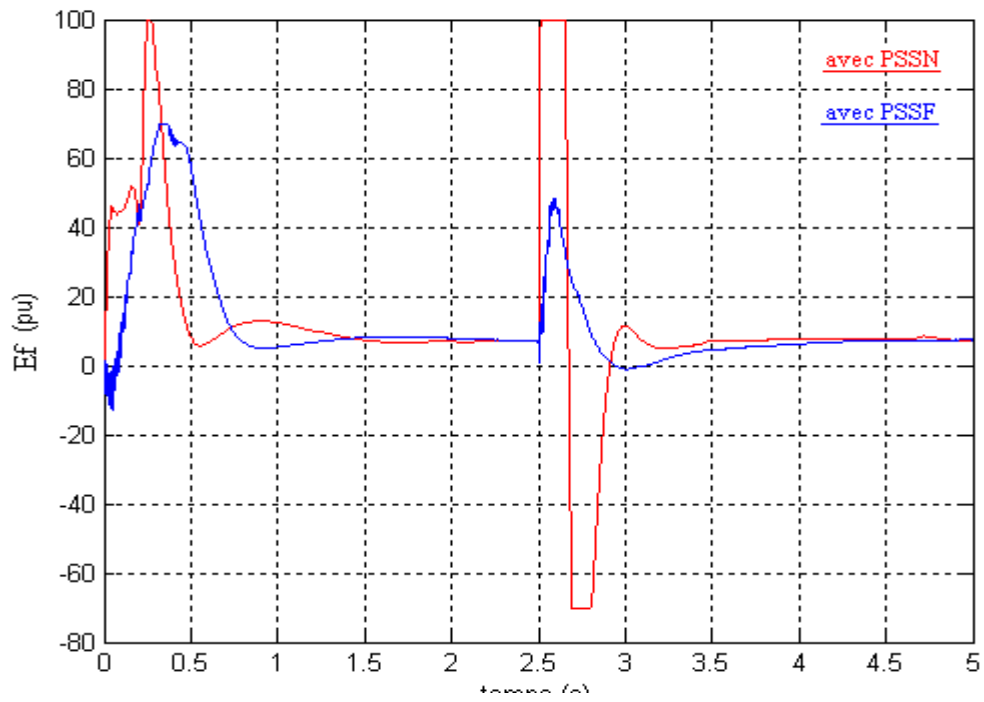


Fig. IV.13 : La tension de commande

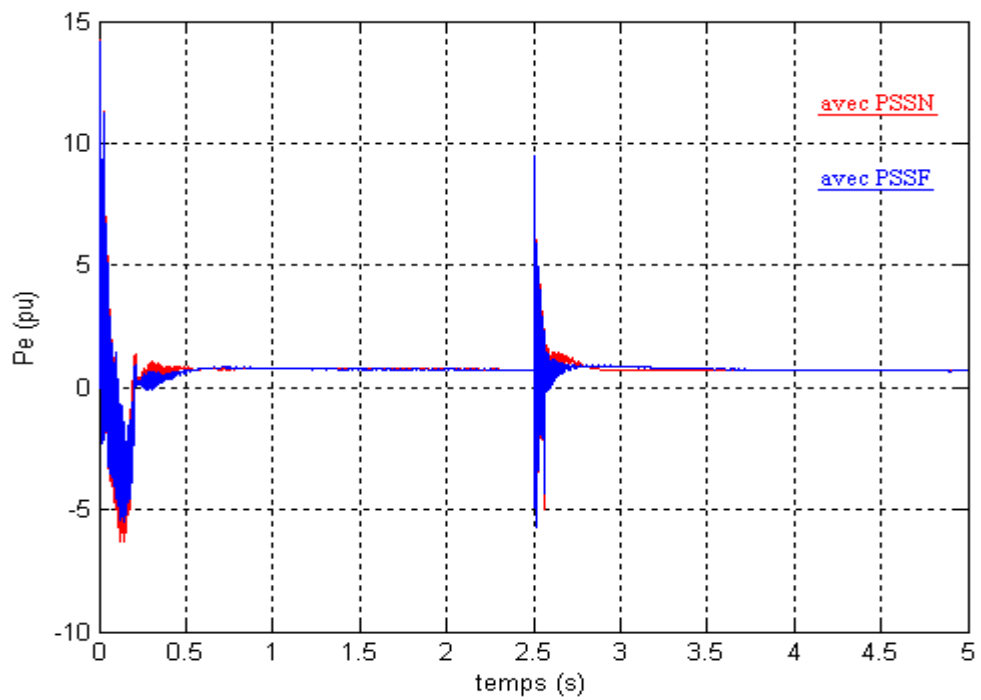


Fig. IV.14 : La puissance électrique

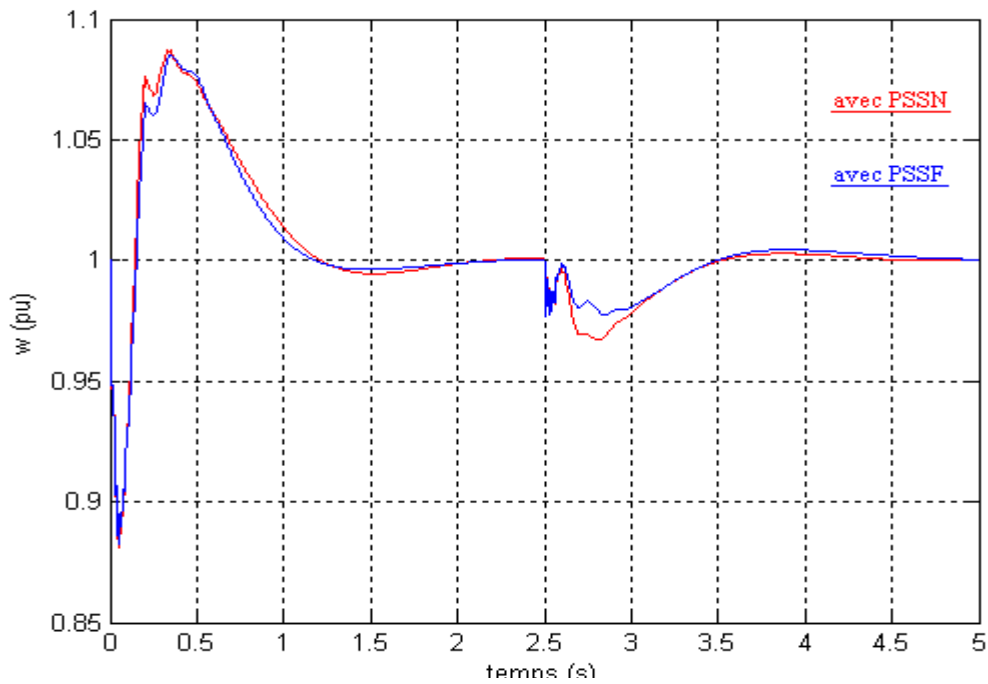


Fig. IV.15 : La vitesse angulaire du rotor de la machine

Comme on l'a déjà expliqué dans les chapitres précédents, un défaut dans le réseau provoque immédiatement un défaut dans la tension nominale. Ce qui influe sur les autres grandeurs, à savoir la fréquence de la MS ou du réseau, les puissances électriques, etc. Alors, ce qui exige une prise en charge pour réduire les conséquences.

IV.9 Conclusion

Dans ce chapitre, on a exposé le principe des réseaux de neurone récurrents et celui de la structure MFA/FEP et on a montré la possibilité de leur exploitation pour la synthèse de PSSN. Les résultats montrent la validité et l'efficacité de l'approche proposée.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale

Le travail réalisé concerne, essentiellement, l'exploitation des techniques de l'intelligence artificielle pour la stabilisation des réseaux électriques.

On a commencé par une étude générale sur les systèmes de production et de régulation. On a vu que la diversité des consommateurs fait que le réseau électrique est toujours exposé à des défauts qui influent directement sur les centrales de productions ; d'où la nécessité de la régulation automatique

Dans la première partie de ce travail, on a repris l'étude du PSS classique qui nous a servi de référence. La deuxième partie traite la synthèse du PSS flou. Les résultats obtenus montrent sa supériorité de ce dernier par rapport au premier. Néanmoins, les capacités d'optimisation des réseaux de neurones ont donné des résultats meilleurs.

Malgré nos efforts, la présence d'un défaut dans le réseau électrique provoque toujours des chutes brutales. Cependant, le retour au régime de fonctionnement normal dépend de la qualité du PSS utilisé.

Ce travail de simulation a été réalisé à base des blocs Simulink modélisant le processus réel. Une application pratique sera d'une grande importance pour une validation réelle des différentes parties étudiées, en tenant compte de l'environnement physique et des contraintes imposées.

Le long de notre travail, on s'est intéressé seulement à la stabilisation de la tension. L'étude de la régulation de la fréquence et des autres aspects du sujet font partie de nos perspectives.

ANNEXE

Annexe A

1- Les paramètres de l'AVR :

- **Le redresseur :**

$$G_{\text{Redresseur}}(S) = \frac{1}{T_R S + 1}$$

Avec :

$$T_R = 0.02$$

- **Le régulateur :**

$$G_{\text{Régulateur}}(S) = \frac{K_A}{T_A S + 1}$$

Avec :

$$K_A = 200 \quad \text{et} \quad T_A = 0.01$$

- **Le stabilisateur :**

$$G_{\text{Stabilisateur}}(S) = \frac{K_F S}{T_F S + 1}$$

Avec :

$$K_F = 0.001 \quad \text{et} \quad T_F = 0.01$$

- **L'excitatrice :**

$$G_{L'excitatrice}(S) = \frac{1}{T_E S + K_E}$$

Avec :

$$K_E = 0.1 \quad \text{et} \quad T_E = 1$$

2- Les paramètres du PSS :

$$G_s(s) = K_s \frac{(1+T_1 S)(1+T_3 S)}{(1+T_2 S)(1+T_4 S)}$$

Avec:

$$K_s = 0.7 \quad , \quad T_1 = T_3 = 0.568 \quad , \quad T_2 = T_4 = 0.0227$$

3- Les paramètres du régulateur PI :

$$C(S) = \frac{T_C S + 1}{T_C S}$$

Avec :

$$T_C = 0.8$$

Annexe B

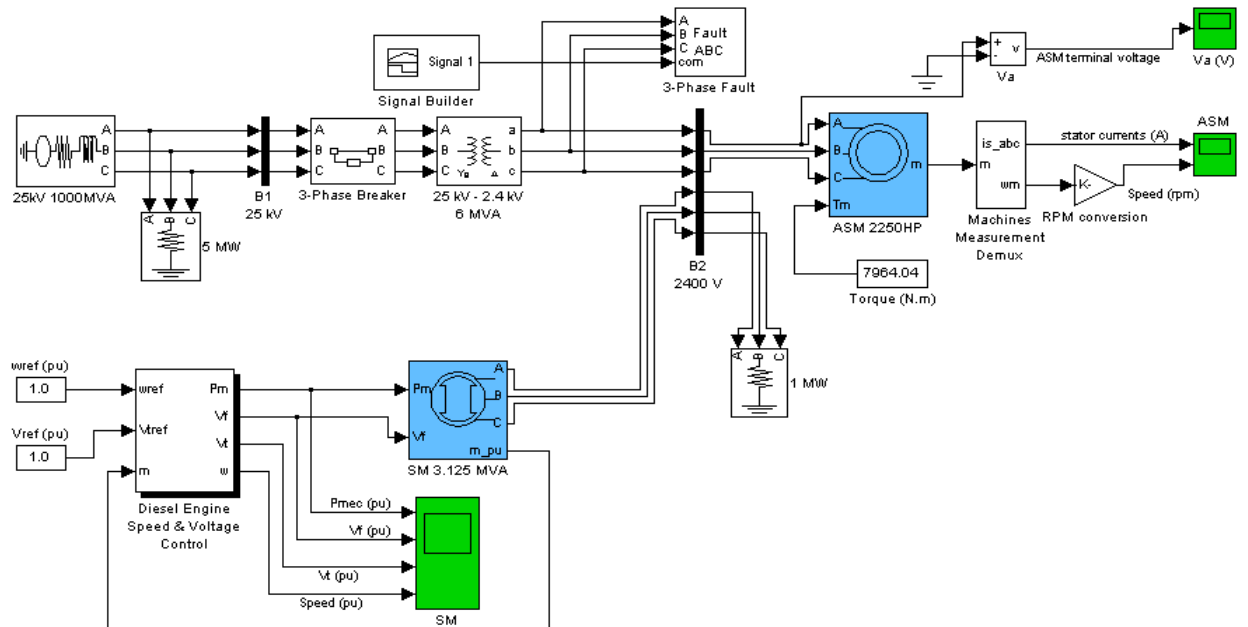


Fig B.1 : Le schéma global de simulation

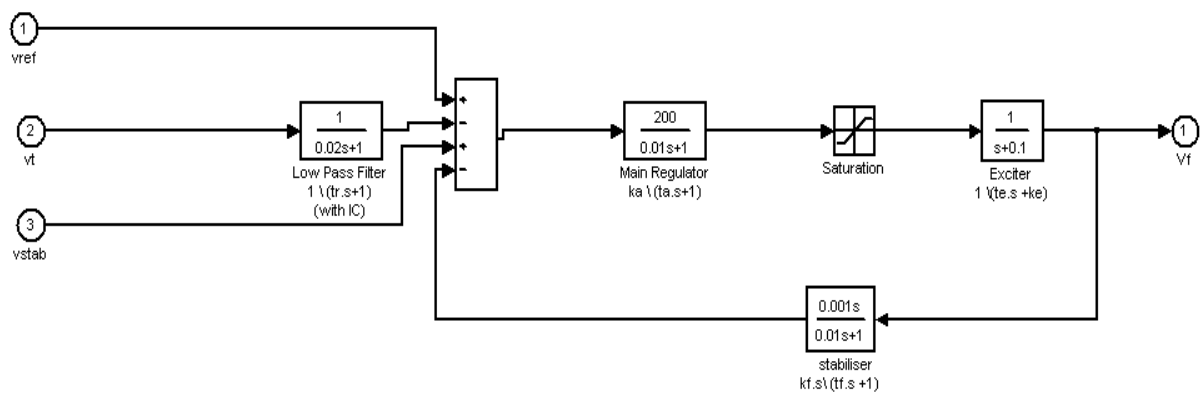


Fig B.2 : Le schéma de simulation de l'AVR

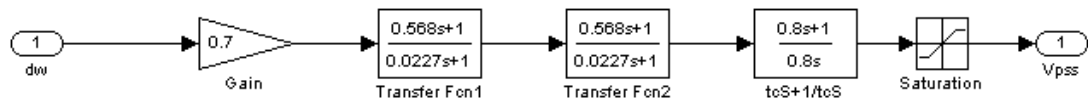


Fig B.3 : Le schéma de simulation du PSS classique

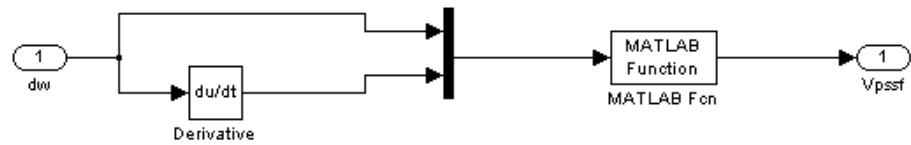


Fig B.4 : Le schéma de simulation du PSS flou

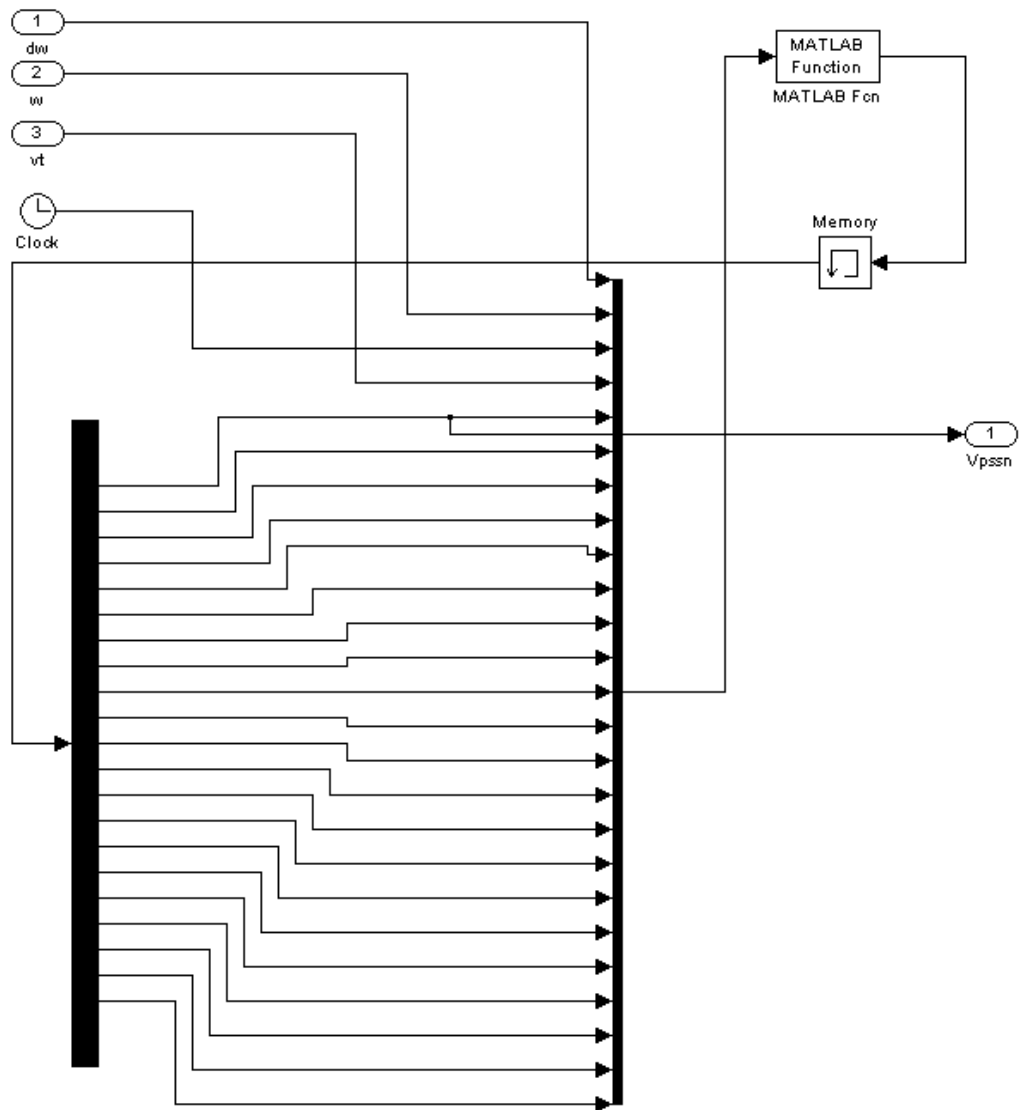


Fig B.5 : Le schéma de simulation du PSS neuronal

ABBREVIATIONS

PSS : Power System Stabiliser.

PSSC : PSS Classique.

PSSF : PSS Flou.

PSSN : PSS Neuronal.

AVR : Automatique Voltage Régulator.

MS : Machine Synchrone.

RI : Réseau Infini.

MFA: Modèl Free Aproch.

FEP: Feed Forward Propagation (algorithme de la propagation directe de l'erreur).

Ω : vitesse de rotation du champ tournant en rad.s^{-1} .

ω : pulsation des courants alternatifs en rad.s^{-1} .

n : vitesse de rotation du champ tournant en trs.s^{-1} .

f : fréquences des courants alternatifs en Hz.

p : nombre de paires de pôles de la machine synchrone.

θ : angle entre l'axe d et l'axe de référence ou angle du rotor.

δ : angle interne de la machine synchrone.

φ : le déphasage entre le courant et la tension aux borne d'un enroulement de la machine.

Φ : le flux magnétique.

L_A, L_B, L_C : inductances propres statoriques.

L_F, L_D, L_Q : inductances propres rotoriques.

M_{AB}, M_{AC}, M_{BC} : inductances mutuelle entre les enroulements statoriques

$M_{AF}, M_{AD}, M_{AQ}, M_{BF}, M_{BD}, M_{BQ}, M_{CF}, M_{CD}, M_{CQ}$: inductances mutuelle entre les enroulements statoriques et rotoriques.

M_{FD} : inductances mutuelles entre deux enroulements rotoriques.

L_S : partie fixe des inductances propres statoriques.

L_m : l'amplitude des inductances statoriques en fonction de θ .

M_S : partie fixe des inductances mutuelles entre phase statoriques.

M_{FS}, M_{QS}, M_{DS} : l'amplitude des inductances mutuelles entre enroulement statorique et rotorique.

T_{em} : couple électromécanique.

T_{mec} : couple mécanique.

T_{amor} : couple d'amortissement.

F_{A1}, F_{A2}, F_{A3} : fonctions d'appartenance des sous-ensembles flous A_1, A_2, A_3 .

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographies

- [1] V. Del, "*Electric power systems*", Professor Emeritus, City University of New York, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey 07632, 1992.
- [2] P. Kundur, "*Power system stability and control*", Mc Graw hill, 1994.
- [3] A. Fouad, Vijay. Vittal, "*Power System Transient Stability Analysis Using The Transient Energy Function Method*", Prentice Jersey 07632, 1992.
- [4] G. Sturtzer, E. Smigiel, "*Modélisation et Commande des Moteurs Triphasée*", Edition Ellipses, Mars 2000.
- [5] J. Chapman, "*Electric Machinery Fundamentals*", New York, MC Graw Hill:[s,n], 1991.
- [6] Chee. Munong, "*Dynamic Simulation of Electric Machinery (using Matlab/Simulink)*", Prentice Hall PTR, 1998.
- [7] P. M. Anderson, A. A. Fouad, "*Power System Control and Stability*", JOHN WILEY and SONS, 2003.
- [8] J.M. Mendel, "*Fuzzy Logic Systems For Engineering: A Tutorial*", Proceedings of IEEE Special Issue On Engineering. Applications Of Fuzzy Logic " Vol.83, No.3, pp.345-377, Mar. 1995.
- [9] B. Mendil, K. Benmahammed, "*Simple Activation Functions For Neural and Fuzzy Neural Networks*", Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium On Circuits & Systems for the New Millennium (ISCAS'99) , Orlando, Florida, USA, May 30-June 02, 1999. Vol.5, pp.347-350.
- [10] B. Mendil, "*Contrôle Neuronal Flou*", Thèse de Magister, Institut d'Electronique, Université de Sétif, Avril 1994.
- [11] B. Kosko, "*Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*", Englewood Cliffs, Nj: Prentice-Hall, 1992.

- [12] L.X.Wang, "*Adaptive Fuzzy Systems & Control: Design & Stability Analysis*", Engw.Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1994.
- [13] W. Mielczarski, "*Fuzzy Logic Techniques in Power Systems*", Department of Electrical and Computer Systems Engineerig, Clayion, Victoria 3168, Australia, May 1997.
- [14] G. Dreyfus, "*Les Réseaux de Neurones*", Mécanique Industrielle et Matériaux, Rapport technique n° 51, Septembre 1998.
- [15] D. R. Hush, B. G. Horne, "*Progress in Supervised Learning Neural Networks*", IEEE signal Proc. Magazine. Vol 10, N°. 1, pp. 8-39, Jan 1993.
- [16] P. K. Simpson, "*Artificial Neural Systems*", Pergmon Press Elmsford, New York, 1989.
- [17] C. Touzet, "*Les réseaux de neurones artificiels. Introduction au connexionnisme Cours, exercices et travaux pratiques*", laboratoire d'études et recherches, Nimes, 1992.
- [18] A. Aussem, "*Théorie et applications des Réseaux de Neurones Récurrents et Dynamiques à la Prédiction, à la Modélisation et au contrôle Adaptatif des Processus Dynamiques*", Thèse Doctorat, Université Paris V, Juin 1995.
- [19] J. Hernandez, R. Parra, J. Alvarez, J. Alarcon, J. Ibarra, "*A Neural Network structure and learning algorithm for control of dynamic systems*", Journal of Mexican Society of Instrumentation, Vol. 3, n° 9, pp 62-68, 1998.
- [20] B. Mendil, K. Benmahammed, "*Model Free Approach for Learning Control Systems*", International Journal of Computer Research, Vol. 11, n° 2, pp 239-247.
- [21] Tony Abou-Assaleh, "*Evolution of Recurrent Neural Network to control Autonomous Life Agents*", Rapport technique, Département des Sciences de l'Ordinateur, Université de Waterloo, Canada, 2001.