

IV.1 Introduction

Nous avons consacré ce dernier chapitre à l'évaluation de la stabilité dynamique d'une machine synchrone en temps réel.

En effet, les réseaux de neurones sont capables d'évaluer la stabilité dynamique en une période très courte. Cependant, le choix d'une structure d'un réseau de neurones adapté à un problème posé n'est pas évident d'autant, en plus la méthode d'apprentissage correspondante doit assurer certaines performances désirées et elle est liée au type du problème posé et à la structure du réseau de neurones utilisée.

Plusieurs chercheurs ont montré qu'un perceptron multicouches permet de résoudre les problèmes du système de puissance tels que : l'analyse de la stabilité transitoire, contrôle d'alarme, l'identification des harmoniques de la charge et l'analyse de l'observabilité. Il convient pour notre étude d'utiliser ce type de réseau de neurones, les perceptrons multicouches suivent un apprentissage supervisé selon la règle de rétropropagation de l'erreur. La vitesse de convergence de cette technique d'apprentissage peut être améliorée en utilisant la rétropropagation de gradient de l'erreur à un pas adaptatif.

IV.2 Identification du système

Le système étudié est un générateur synchrone connecté à un nœud infini à travers une ligne de transmission figure (II-1). Le comportement dynamique de la machine synchrone (stable ou instable) peut être déterminé à l'aide du critère des valeurs propres pour un point de fonctionnement donné, décrit par la puissance active P et la puissance réactive Q (ou par la puissance active P et le facteur de puissance FP).

Cette procédure de calcul est répétée pour plusieurs points de fonctionnement décrits par (P, FP) . L'objectif est de déterminer les points d'apprentissage de réseaux de neurones.

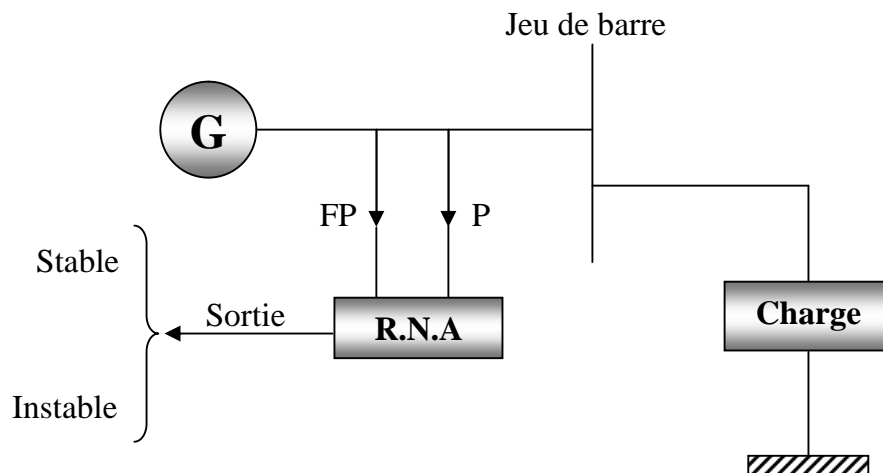


Figure (IV. 1) Identification du système étudié.

IV.2.1 Les paramètres de système d'énergie électrique

- La machine synchrone :

$$\begin{aligned} \omega_r &= 377 & L_d &= 1.7 & L_q &= 1.64 & D &= 0 \\ L_f &= 1.65 & L_D &= 1.605 & L_Q &= 1.526 & T'_{d0} &= 5.9 \\ R_a &= 0.001096 & R_D &= 0.0131 & R_f &= 0.000742 \\ R_Q &= 0.054 & i_d &= i_q &= 0.15 & M &= 4.74 \end{aligned}$$

- La ligne de transmission :

$$r_e = 0.02 \quad x_e = 0.4$$

- Le système d'excitation :

$$\begin{aligned} S_E &= T_E = 0 & K_E &= 1 & K_A &= 400 \\ T_A &= 0.05 & K_F &= 0.025 & T_F &= 1 \end{aligned}$$

- Le stabilisateur PI (PSS) :

$$K_p = 0.125 \dots 20 \quad K_I = 0.45 \dots 0.25$$

- La charge :

$$P = 0 \dots 2 \quad FP = 0.5 \dots 1$$

A partir de la méthode des valeurs propres on choisi quelques points qui se trouvent à la limite de la stabilité qui sont utilisés comme des vecteurs d'apprentissage pour calculer la sortie neuronal (stable ou instable).

Les vecteurs d'apprentissage sont :

$P_s = [1.3224 \ 1.4146 \ 1.4532 \ 1.5097 \ 1.5483 \ 1.6018 \ 1.6374 \ 1.7147 \ 1.7593 \ 1.7890$
 $1.7920 \ 1.7890 \ 1.7890 \ 1.7890 \ 1.7890 \ 1.1530 \ 1.0490 \ 0.9539 \ 0.8470 \ 0.7519$
 $0.6538 \ 0.5409 \ 0.4458 \ 0.3358].$

$FP_s = [0.5142 \ 0.5649 \ 0.5849 \ 0.6238 \ 0.6450 \ 0.6792 \ 0.7087 \ 0.7594 \ 0.7818 \ 0.8149$
 $0.8432 \ 0.8903 \ 0.9151 \ 0.9540 \ 0.9670 \ 0.9670 \ 0.9434 \ 0.9363 \ 0.9363 \ 0.9351$
 $0.9363 \ 0.9363 \ 0.9481 \ 0.9682].$

$P_{is} = [1.3759 \ 1.4413 \ 1.4681 \ 1.5394 \ 1.5810 \ 1.6493 \ 1.6909 \ 1.7444 \ 1.7741 \ 1.8366$
 $1.8514 \ 1.8544 \ 1.8455 \ 1.8514 \ 1.8484 \ 1.1501 \ 1.0461 \ 0.9569 \ 0.8529 \ 0.7519$
 $0.6478 \ 0.5498 \ 0.4428 \ 0.3507].$

$FP_{is} = [0.5094 \ 0.5401 \ 0.5613 \ 0.6050 \ 0.6274 \ 0.6651 \ 0.6969 \ 0.7323 \ 0.7512 \ 0.8031$
 $0.8267 \ 0.8821 \ 0.9139 \ 0.9564 \ 0.9882 \ 0.9882 \ 0.9705 \ 0.9623 \ 0.9611 \ 0.9611 \ 0.9634$
 $0.9634 \ 0.9752 \ 0.9917].$

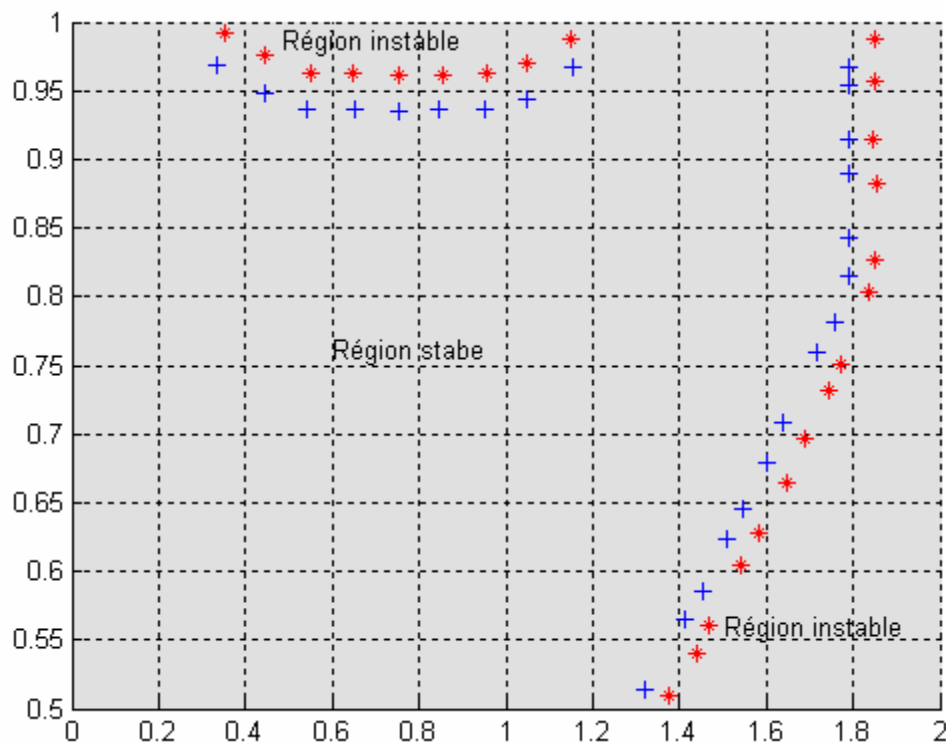


Figure (IV.2) Les points d'apprentissages

Une fois le réseau de neurones est déterminé, ce dernier est prêt pour évaluer la stabilité de système d'énergie électrique, voir figure (IV.3).

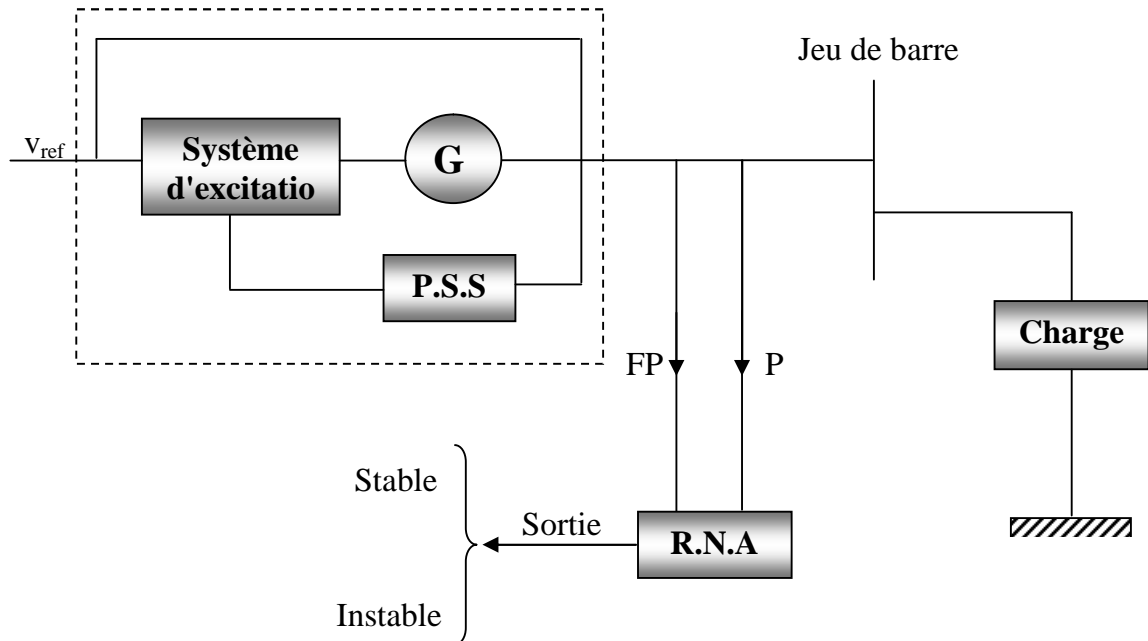


Figure (IV.3) Système d'énergie électrique

IV.3 Simulation

IV.3.1 L'algorithme d'apprentissage

L'algorithme de rétropropagation est représenté comme suit :

Etape 01 : Initialiser toutes les connexions par des valeurs aléatoires faibles.

Etape 02 : Présenter une entrée $X=[P,FP]$ et Y la sortie souhaitée.

Etape 03 : Calculer :

1. Les sorties des neurones de la couche cachée par l'équation (I-27)
2. La somme des entrées de la couche de sortie par l'équation (I-28).
3. Les sorties de réseau par l'équation (I-29).

Etape 04 : Calculer :

1. Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche de sortie par l'équation (I-40).
2. Les termes de l'erreur pour les neurones de la couche cachée par l'équation (I-46).

Etape 05 : Ajuster :

1. Les poids de la couche de sortie par l'équation (I-39).
2. Les poids de la couche cachée par l'équation (I-47).

Etape 06 : Revenir à l'étape 03 jusqu'à la stabilisation du système.

Après plusieurs essais et choix d'architecture (nombre de couche, nombre de neurones dans chaque couche) avec un pas d'apprentissage variable, on a pu obtenu l'architecture suivante :

- 07 neurones dans la première couche.
- 05 neurones dans la deuxième couche.
- 01 neurone dans la troisième couche.

Les fonctions d'activation :

- sigmoïde $\frac{(1 - e^{-s})}{(1 + e^{-s})}$ dans la première et la deuxième couche.
- Heaviside (0, 1) dans la troisième couche.

Et avec un pas d'apprentissage $\mu = 0.05$ et après plusieurs itérations de 15478 avec une erreur de 10^{-5} , voire figure (IV.4).

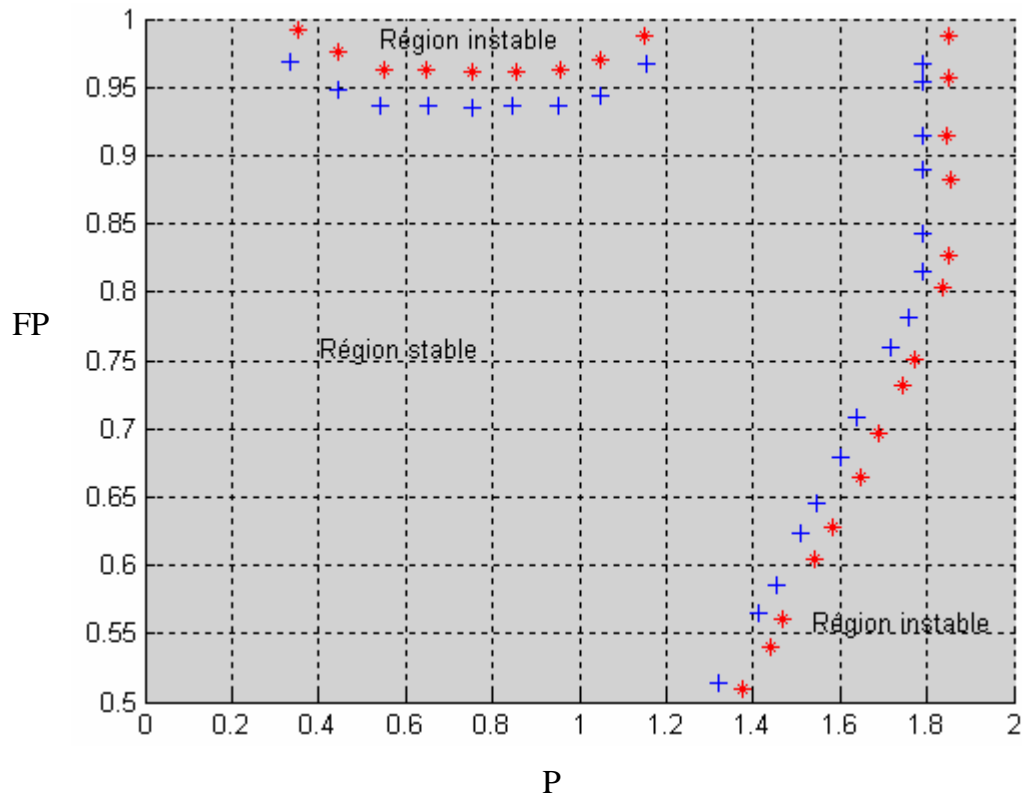


Figure (IV.4) Régions de stabilité.

IV.3.2 Résultats de simulation

Malgré les difficultés de connaissance l'architecture, le pas d'apprentissage et le nombre d'itération utilisés, les résultats obtenus par les réseaux de neurones artificiels étaient très identiques à ceux obtenus par le critère des valeurs propres. Ce qui prouve l'efficacité de la rétropropagation dans la résolution des problèmes de la stabilité dynamique.

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre la rétropropagation est utilisée comme technique d'apprentissage. Les résultats obtenus montrent que la rétropropagation constitue un outil précieux pour l'évaluation de la stabilité en temps réel. Les sorties neuronales sont pratiquement identiques aux sorties désirées.

A partir des résultats obtenus on trouve que l'application des réseaux de neurones pour l'évaluation de la stabilité dynamique de la machine synchrone donne une solution à notre problème mieux que le critère des valeurs propres grâce à ses avantages tels que :

1. La rapidité d'évaluation de la stabilité en temps réel.
2. Généralisation de problème à partir de quelques points d'apprentissage.