

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

THESE DE DOCTORAT D'ETAT

**EVALUATION DE LA SECURITE
DES RESEAUX D'ENERGIE ELECTRIQUE :
APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES
ARTIFICIELS**

Soutenu Publiquement le 26 Juin 2004

par :

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Mohamed BOUDOUR

Ingénieur d'Etat et Magister de l'E.N.P. d'Alger

Devant le Jury :

Dr. R. Ibtouen	Professeur	- E.N.P. -	Président
Dr. A. Hellal	Maître de Conférences	- E.N.P. -	Rapporteur
Dr. A. Boubakeur	Professeur	- E.N.P. -	Examineur
Dr. F. Boudjema	Professeur	- E.N.P. -	Examineur
Dr. M. Attari	Professeur	- U.S.T.H.B. -	Examineur
Dr. M. Ghezaili	Département R.D.	- SONELGAZ -	Invité
Dr. M. Amorouayeche	Département G.R.T.E.	- SONELGAZ -	Invitée

ELEMENTS D'ORIGINALITÉ

A la connaissance certifiée de l'auteur, les contributions suivantes sont originales:

1- Pour la sécurité statique :

- i- Développement d'un nouvel algorithme d'écoulement de puissance tenant compte du comportement dynamique des charges et de la participation de chaque groupe de production.*
- ii- Application d'une architecture en parallèle des réseaux spécialisés à apprentissage supervisé et la capacité adaptative de la mémoire de Kohonen à apprentissage non supervisé pour atteindre des performances intéressantes en termes de vitesse d'exécution et de fiabilité dans la capture d'incidents dangereux.*

2- Pour la sécurité dynamique :

- i- Développement d'un nouvel indice de sécurité basé sur le calcul des couples synchrone et amortisseur et applicable aux réseaux d'énergie multimachine.*
- ii- Deux méthodes faisant appel à des fonctions de voisinage linéaire et non linéaire de la mémoire de Kohonen sont proposées pour l'estimation des indices critiques de sécurité.*
- iii- L'application de la carte auto-organisatrice croissante a permis de résoudre le problème de la corrélation entre le nombre d'unités composant la carte topologique de Kohonen et la dimension du réseau électrique.*

3- Pour la sécurité transitoire :

- i. Développement d'une fonction d'énergie de Lyapunov pour des modèles multimachines complets en considérant les organes de régulation de vitesse et de tension.*
- ii. Une nouvelle technique permettant le calcul des puissances limites de la stabilité transitoire utilisant les cartes auto-organisatrices et les réseaux à apprentissage supervisé, est proposée afin d'éviter la nécessité de recourir à l'analyse de la sensibilité de la marge de l'énergie transitoire vis-à-vis des variations paramétriques du système.*

Avant-Propos



Le travail présenté dans cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire des Réseaux Electriques de l'école Nationale Polytechnique d'Alger, dirigé par Monsieur Abdelhafid Hellal, Maître de Conférences. Je tiens à le remercier d'avoir assuré la direction scientifique de mes travaux, pour l'attention qu'il a portée à ce travail ainsi que pour les conseils qu'il m'a prodigués. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude et mon ardent souhait de continuer cette collaboration au-delà de ce travail.

Je remercie vivement Monsieur Rachid Ibtouen, Professeur à l'école Nationale Polytechnique, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider ce jury de thèse. Je tiens également à le remercier pour son soutien continu.

Je tiens à remercier :

- *Monsieur Ahmed Boubakeur, Professeur à l'école Nationale Polytechnique;*
- *Monsieur Fares Boudjemaa, Professeur à l'école Nationale Polytechnique;*
- *Monsieur Mokhtar Attari, Professeur à l'université des Sciences & Technologie Houari Boumediene;*

pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de juger ce travail et siéger à ce Jury de thèse.

Mes remerciements vont également à :

- *Monsieur Mohamed Ghezaili, Docteur au département Recherche et Développement de la SONELGAZ ;*
- *Madame Meriem Amorouayeche, Docteur au département G.R.T.E. de la SONELGAZ ;*

Qui ont bien voulu, malgré leurs multiples occupations, participer à ce Jury de thèse.

J'associe tout particulièrement à ces remerciements tous mes collègues et amis du département Electrotechnique de l'U.S.T.H.B. qui m'ont été d'un soutien moral extrêmement appréciable. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Enfin, je remercie particulièrement mon ami Tahar qu'assuré le tirage de cet ouvrage.

Dédicaces

A la mémoire de mon père,

A ma très chère mère,

Aucune dédicace ne saurait exprimer toute l'affection que je vous porte. Ce travail est le résultat de votre immense sacrifice et de la tendresse que vous m'avez toujours apportée. Je ne pourrais m'en acquitter autrement que par des vœux et des prières.

A ma chère Amel,

Avec tout mon amour.

A toute ma famille,

En témoignage de mon profond respect et de mon affection

A tous mes amis,

En gage de la cordialité et sincère amitié qui nous lient.

TABLE DES MATIERES

Introduction Générale	1
Chapitre 1^{er} Etat de l'art sur l'évaluation de la Sécurité des Réseaux d'énergie Electrique	4
I.1 Sécurité des Réseaux Electriques	4
I.1.1 Evaluation de la Sécurité	5
I.1.2 Etats de Fonctionnement d'un Réseau	5
I.1.3 Sécurité Statique	6
I.1.4 Sécurité Dynamique	7
I.1.5 Sécurité Transitoire	7
I.2 Techniques d'évaluation de la Sécurité Statique	8
I.2.1 Méthode de Classement	8
I.2.2 Technique de Sélection	10
I.2.3 Facteurs de Distribution	10
I.2.4 Estimation des Limites	12
I.2.5 Limites Efficaces	12
I.2.6 Reconnaissance de Formes	13
I.2.7 Réseaux de Neurones Artificiels	14
I.3 Techniques d'évaluation de la Sécurité Transitoire	15
I.3.1 Intégration Numérique	15
I.3.2 Méthode de Type Lyapunov	16
I.3.3 Méthode Probabilistique	16

I.3.4 Méthode par Reconnaissance de Forme	16
I.3.5 Réseaux de Neurones Artificiels	17
I.4 Réseaux de Neurones Appliqués dans les R.E.E.	17
I.4.1 Evaluation de la Stabilité Transitoire	18
I.4.2 Identification, Modélisation et Prédiction	18
I.4.3 Contrôle	19
I.4.4 Prévion de Charge	20
I.4.5 Détection des Défauts	21
I.4.6 Evaluation de la Sécurité des R.E.E.	22
I.4.7 Conclusions et Axes de Recherche	24
I.5 Objectifs et Contributions	26
<u>Chapitre 2^{ème} Modélisation</u>	28
II.1 Introduction	28
II.2 Modélisation des Réseaux Multimachines	29
II.2.1 Equations Mécaniques	29
II.2.2 Equations Electriques	30
IV.2.2.1 Variation des f.e.m d'axe transversal	31
IV.2.2.2 Variation des f.e.m d'axe direct	31
II.2.3 Modèle avec Régulations de Vitesse et Tension	32
IV.2.3.1 Régulation de Tension	32
IV.2.3.1 Régulation de Vitesse	33
II.3 Modélisation du Réseau de Transport	34
II.4 Réseau Neuronal à Apprentissage Supervisé	37
II.4.1 Modèle du Perceptron	37
II.4.2 Modèle de Rétropropagation	38
II.4.3 Réseau Projeté à Interconnexions Stochastiques	40

II.5 Réseau à Apprentissage non Supervisé	42
II.5.1 Modèle de Kohonen	42
II.5.2 Carte Auto-organisatrice Hierarchisée croissante	45
II.6 Contraintes d'exploitation des Réseaux de Neurones	47
II.6.1 Erreur d'échantillonnage	47
II.6.2 Erreur de dimensionnement	47
II.7 Conclusion	48
<u>Chapitre 3^{ème}</u> Evaluation de la Sécurité Statique	50
III.1 Introduction	50
III.2 Modèle de Charge	51
III.3 Ecoulement de Charge Découplé Rapide	52
III.3.1 Facteurs de Participation	52
III.3.2 Modification de l'écoulement de Charge Standard	53
III.3.3 Nouveaux Bilans de Puissance	54
III.3.4 Formation de l'algorithme	56
III.4 Performances du Modèle	57
III.4.1 Aspect Temporel	58
III.4.2 Capture des Incidents Dangereux	59
III.4.3 Influence du Nœud de Référence	59
III.5 Evaluation de la Sécurité Statique	61
III.5.1 Influence du Plan de Charge	61
III.5.2 Extraction de l'ensemble Caractéristique	64
III.6 Carte Topologique de Kohonen	66
III.6.1 Construction du Réseau de Neurones	66
III.6.2 Adaptation de Poids	67
III.6.3 Résultats de Simulation	68

III.6.4 Phase de Test	69
III.6.5 Interprétation et Discussion	70
III.7 Nouvel Outil d'évaluation de la Sécurité	70
III.7.1 Architecture du Réseau de Neurones	70
III.7.2 Phase d'apprentissage	72
III.7.3 Phase de Test	74
III.7.4 Interprétation et Discussion	75
III.8 Conclusion	76
<u>Chapitre 4^{ème}</u> Evaluation de la Sécurité Dynamique	78
IV.1 Introduction	78
IV.2 Modèle du Réseau d'étude	79
IV.3 Analyse des Couples Synchrone et Amortisseur	81
IV.3.1 Analyse Modale	83
IV.4 Régions de Sécurité Dynamique	85
IV.4.1 Critère de Stabilité	86
IV.4.2 Contraintes de Fonctionnement	87
IV.4.3 Contours de Sécurité	88
IV.5 Modèle du Réseau Neuronal Multicouches	88
IV.5.1 Architecture	88
IV.5.2 Fonction d'activation	89
IV.5.3 Modes d'apprentissage et de Classification	90
IV.6 Résultats de Simulation	91
IV.6.1 Etude Comparative	92
IV.6.2 Influence des Paramètres du Réseau	92
IV.6.2.1 Gain du régulateur de tension	92
IV.6.2.2 Conditions de fonctionnement	94

IV.6.2.3 Etat des lignes de transport	96
IV.6.3 Discussion	99
IV.7 Modèle du Réseau Neuronal de Kohonen	100
IV.7.1 Facteurs d'apprentissage et Fonction de Voisinage	102
IV.7.2 Résultats de Simulation	103
IV.7.3 Discussion	105
IV.8 Carte Auto-Organisatrice Hiérarchisée Croissante....	106
IV.8.1 Extraction du Vecteur Forme	106
IV.8.2 Architecture Proposée	107
IV.8.3 Résultats de Simulation	109
IV.8.4 Discussion	111
IV.9 Conclusion	112
<u>Chapitre 5^{ème}</u> Evaluation de la Sécurité Transitoire	113
V.1 Introduction	113
V.2 Méthodes de Résolution	114
V.2.1 Méthode de l'intégrale Première	115
V.2.2 Méthode du Gradient Variable	116
V.3 Domaine de Stabilité	118
V.3.1 L'approche de l'énergie Potentielle Maximale	119
V.3.2 L'approche des Accélérations	120
V.4 Application au Modèle du Second Ordre.....	121
V.4.1 Energie Transitoire Individuelle	122
V.4.1.1 Evolution des angles rotoriques pendant le défaut	122
V.4.1.2 Energie transitoire individuelle	123

V.4.2 Energie Critique	123
V.5 Application au Modèle à Deux Axes avec Régulation....	124
V.5.1 Modélisation du Système d'ordre Six	124
V.5.2 Energie Transitoire Individuelle	125
V.5.2.1 Evolution de la tension de l'excitatrice	126
V.5.2.2 Evolution de la composante transversale	127
V.5.2.3 Evolution de la composante directe de la fem	128
V.5.2.4 Evolution de l'angle et vitesse rotoriques	128
V.5.2.5 Evolution de la puissance mécanique	129
V.6 Simulations	130
V.7 Application des Réseaux de Neurones Artificiels	134
V.7.1 Architecture du Réseau Proposé	134
V.7.2 Sélection du Vecteur Forme	135
V.7.3 Estimation de la Puissance Limite	136
V.8 Résultats et Discussion	139
V.9 Conclusion	140
 Conclusion Générale	 141
 Références Bibliographiques	 144

ABREVIATIONS ET SYMBOLES

ANN	: réseau de neurones artificiels
COA	: centre d'angle
CPU	: temps d'exécution machine
CUEP	: point d'équilibre instable proche
DFDLF	: écoulement de puissance découplé rapide dynamique
FA	: erreur de signalisation
FC	: erreur de classification
FD	: erreur de discrimination
FDLF	: écoulement de puissance découplé rapide
GHSOM	: carte auto-organisatrice adaptative
IP	: vecteur d'entrée au réseau de neurones
ITP	: points d'apprentissage non surs
ITO	: points de test non surs
MOD	: mode de perturbation
NRLF	: écoulement de puissance par newton-Raphson
OP	: point de fonctionnement
OC	: conditions de fonctionnement
OPC	: point de contrôle
PEBS	: surface limite de l'énergie potentielle
PEI	: point d'équilibre instable
PEIC	: point d'équilibre instable de contrôle
PNSI	: réseau de neurone à interconnexions stochastiques
SBS	: méthode d'intégration dans l'espace temporel
SOM	: carte topologique de Kohonen
SR-T	: région de sécurité par le critère des couples
SR-E	: région de sécurité par le critère des valeurs propres
STO	: points de test sûrs

- STP : points d'apprentissage sûrs
- GL_i : niveau de génération de la machine i
- DL_i : niveau de demande au nœud i
- LS_i : état de la ligne de transport i
- Pch : plan de charge
- B' : matrice du FDLF active
- B'' : matrice du FDLF réactive
- V : vecteur des tensions terminales
- M_i : moment d'inertie de la machine i
- δ_i : angle rotorique électrique de la machine i
- ω_i : pulsation de la machine i par rapport à la référence
- P_{mi} : puissance mécanique développée par la turbine i
- P_{ei} : puissance électrique développée par la machine i
- P_a : puissance d'accélération ou de décélération
- X_d : réactance d'axe direct en régime permanent
- X_q : réactance d'axe en quadrature en régime permanent
- X'_d : réactance directe transitoire
- X'_q : réactance quadratique transitoire
- T'_{d0} : constante de temps transitoire
- E'_q : f.e.m transitoire d'axe direct
- E'_d : f.e.m transitoire d'axe transversal
- E_{fd} : tension de l'excitatrice
- K_A : gain statique du régulateur de tension
- T_A : constante de temps du régulateur de tension
- σ : dosage accélérométrique
- K_v : gain statique du régulateur de vitesse
- T_v : constante de temps du régulateur de vitesse
- $[I_R]$: vecteur des courants injectés aux nœuds producteurs
- $[E'_R]$: vecteur des f.e.m transitoires des machines.
- $[Y_{tr}]$: matrice admittance réduite aux nœuds générateurs
- G_{ij} : conductance de transfert entre le nœud i et le nœud j
- B_{ij} : susceptance de transfert entre le nœud i et le nœud j
- X : vecteur d'entrée du réseau neuronal multicouches
- d_r : sortie désirée du réseau multicouches associé à X

- Y_r : sortie de la dernière couche lors de la présentation de X
- ξ_r : erreur quadratique calculée pour le couple (X, Y)
- α : facteur d'apprentissage
- W : matrice des poids synaptiques
- U : matrice unité
- R : vecteur réponse
- H : matrice fonction d'activation
- mqe : erreur quadratique moyenne
- qe : erreur quadratique
- C_i : ensemble des vecteurs d'entrée
- e : unité d'erreur
- N_e : ensemble des unités voisines de e .
- n_p : facteur de la caractéristique active de la tension de la charge
- n_q : facteur de la caractéristique réactive de la tension de la charge
- k_{pf} : facteur de la caractéristique active de la fréquence de la charge
- k_{qf} : facteur de la caractéristique réactive de la fréquence de la charge
- ΔP : écart de puissance production - charge dans le réseau
- x_i : facteur de participation
- Δf : variation de la fréquence vis-à-vis de sa valeur initiale
- f_0 : fréquence nominale du réseau
- P_{g_i} : puissance générée au noeud i
- P_{d_i} : puissance demandée au noeud i
- P_L : pertes totales du réseau
- m : nombre de noeuds générateurs
- n : nombre de noeuds dans le réseau
- V_i, δ_i : module et angle de la tension au noeud i
- ΔT_e : écart du couple électrique
- $\Delta \delta$: écart de la phase de la tension
- $\Delta \omega$: écart de la pulsation électrique
- M : moment d'inertie du groupe
- T_{ds} : couple amortisseur propre
- T_{dm} : couple amortisseur mutuel
- T_{ss} : couple synchrone propre

- T_{sm} : couple synchrone mutuel
 T_{crd} : couple amortisseur critique
 T_{crs} : couple synchrone critique
 T_{cr}^i : indice estimé par le neurone de sortie i
 N_i : nombre de vecteurs d'entrée classés par le neurone de sortie i
 T_{crk}^i : indice du vecteur d'entrée k classé par le neurone de sortie i
 $E(x)$: plus grand entier inférieur ou égal à x
 t_{max} : nombre de cycles pendant la phase d'apprentissage.
 N : nombre d'échantillons classés
 T_{cre}^k : valeur estimée de l'indice de sécurité pour le vecteur d'entrée k
 $T_{cr; }^k$: valeur réelle de l'indice de sécurité pour le vecteur d'entrée k
 $V(x)$: fonction d'énergie de Lyapunov
 V_{lim} : valeur limite de la fonction $V(x)$
 t_e : temps d'élimination du défaut
 t_{cr} : temps critique d'élimination du défaut
 $\nabla V(x)$: vecteur gradient variable de $V(x)$
 $\partial A(x_s)$: domaine des points d'équilibre stable
 E_c : énergie cinétique de la fonction de Lyapunov
 E_p : énergie potentielle de la fonction de Lyapunov
 V_i : énergie transitoire individuelle de la machine i
 V_{cr} : énergie critique
 V_e : énergie transitoire à l'élimination du défaut
 V_c : variable corrélée à l'énergie critique
 ΔV : marge de l'énergie transitoire

LISTE DES FIGURES

Figure I.1 <i>Etats de fonctionnement d'un R.E.E.</i>	6
Figure I.2 <i>Organigramme de filtrage par facteur de performances</i>	9
Figure I.3 <i>Organigramme de sélection des contingences critiques</i>	11
Figure I.4 <i>Répartition d'un réseau en trois sous réseaux</i>	12
Figure II.1 <i>Structure du régulateur de tension</i>	33
Figure II.2 <i>Représentation des lignes et des transformateurs</i>	34
Figure II.3 <i>Représentation d'un Perceptron</i>	37
Figure II.4 <i>Organigramme de la rétropropagation du gradient</i>	39
Figure II.5 <i>Structure du modèle PNSI</i>	40
Figure II.6 <i>Structure du modèle de Kohonen</i>	42
Figure II.7 <i>Organigramme de la méthode de Kohonen</i>	43
Figure II.8 <i>Facteur d'apprentissage suivant la loi du chapeau mexicain</i>	43
Figure II.9 <i>Facteur d'apprentissage suivant la loi exponentielle</i>	44
Figure II.10 <i>Carte topologique</i>	44
Figure II.11 <i>représentation graphique de la GHSOM</i>	46
Figure III.1 <i>Performances temporelles des écoulements de charge</i>	58
Figure III.2 <i>Influence du nœud de référence (Bus1)</i>	60
Figure III.3 <i>Influence du nœud de référence (Bus2)</i>	60
Figure III.4 <i>Facteur multiplicateur de distribution uniforme</i>	62
Figure III.5 <i>Distribution en surface de la puissance apparente de la charge</i>	63
Figure III.6 <i>Réseau d'application IEEE 14 nœuds</i>	63
Figure III.7 <i>Carte de classification pour le vecteur d'état de dimension 40</i>	68
Figure III.8 <i>Carte de classification pour le vecteur d'état de dimension 6</i>	69
Figure III.9 <i>architecture du réseau proposé</i>	71
Figure III.10 <i>Couche 1 de la GHSOM</i>	73
Figure IV.1 <i>Réseau d'application</i>	79
Figure IV.2 <i>Schéma bloc du réseau multimachine</i>	80
Figure IV.3 <i>Facteur de contribution du mode 2 au mode 1 CF_{21}</i>	84

Figure IV.4a <i>Couples synchrones</i>	85
Figure IV.4b <i>Couples amortisseurs</i>	85
Figure IV.5a <i>Mode 1 dans le plan complexe</i>	85
Figure IV.5b <i>Variation du mode 2</i>	85
Figure IV.6 <i>Procédure de recherche</i>	86
Figure IV.7 <i>Algorithme de tracé des contours de sécurité</i>	87
Figure IV.8a <i>Topologie du réseau neuronal</i>	89
Figure IV.8b <i>Paramètres du vecteur d'entrée</i>	89
Figure IV.9 <i>Comparaison entre SR-T et SR-E de la machine 2</i>	91
Figure IV.10 <i>Comparaison entre SR-T et SR-E de la machine 3</i>	92
Figure IV.11 <i>Contours de Sécurité SR-E de la machine 2 pour différents K_A</i>	93
Figure IV.12 <i>Contours de Sécurité SR-T de la machine 2 pour différents K_A</i>	93
Figure IV.13 <i>Contours de Sécurité SR-E de la machine 3 pour différents K_A</i>	94
Figure IV.14 <i>Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents K_A</i>	94
Figure IV.15 <i>Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents GL_2</i> ...	95
Figure IV.16 <i>Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents DL_2</i> ...	95
Figure IV.17 <i>Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents LS_1</i> ...	96
Figure IV.18 <i>points d'apprentissage pour différents OPC</i>	97
Figure IV.19a <i>Etats classés pour OPC =150</i>	98
Figure IV.19b <i>Etats classés pour OPC=50</i>	98
Figure IV.20 <i>Etats classés pour OPC =100</i>	99
Figure IV.21 <i>Carte topologique dans le cas de la Méthode 1</i>	103
Figure IV.22 <i>Carte topologique dans le cas de la Méthode 2</i>	104
Figure IV.23 <i>Vecteur d'entrée initial</i>	107
Figure IV.24 <i>Architecture du réseau proposé</i>	108
Figure IV.25 <i>Couche 1 de la GHSOM</i>	109
Figure V.1 <i>Temps critique calculé par le PEI de "contrôle"</i>	118
Figure V.2 <i>Temps critique calculé par l'énergie potentielle maximale</i>	120
Figure V.3 <i>Evolution de $E_{fd}(t)$ pendant le défaut</i>	127
Figure V.4 <i>Réseau Test CIGRE - 7 machines</i>	130
Figure V.5 <i>Evolution de l'énergie des machines pour le défaut 1</i>	132
Figure V.6 <i>Evolution de l'énergie des machines pour le défaut 2</i>	133
Figure V.7 <i>Réseau neuronal proposé</i>	136
Figure V.8 <i>Couche 1 de la GHSOM</i>	137

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1 Application des réseaux de neurones dans les R.E.E.....	25
Tableau II.1 Expressions des lignes et transformateurs	35
Tableau II.2 Formation des matrices $[B']$ et $[B'']$	35
Tableau III.1 Performances de calcul pour les charges non modélisées	57
Tableau III.2 Performances de calcul pour les charges modélisées	57
Tableau III.3 Tableau comparatif de l'état des captures	59
Tableau III.4 Données du réseau IEEE 14 nœuds	64
Tableau III.5 Résultats de classification de l'ensemble test	69
Tableau III.6 Résultats de classification de l'ensemble de test	75
Tableau III.7 Comparaison des statistiques de Classification	76
Tableau IV.1 Temps de calcul	91
Tableau IV. 2 Apprentissage pour différents OPC	97
Tableau IV. 3 Classification pour différents OPC	97
Tableau IV.4 Erreur moyenne de l'ensemble test	105
Tableau IV.5 Statistiques de classification	111
Tableau V.1 Données des défauts simulés	131
Tableau V.2 Limites de puissances réelles et estimées de la machine 6	138
Tableau V.3 Comparaison des erreurs de discrimination	139

INTRODUCTION GENERALE

Confrontés aux perturbations qui affectent la marche des réseaux d'énergie électrique (R.E.E), aux aléas sur la demande, aux indisponibilités fortuites des installations, les responsables de la conduite ont la charge de réduire au minimum la probabilité d'apparition des situations anormales ou critiques et de rétablir un état de fonctionnement sain. Etant donné, qu'il n'existe pratiquement pas de base de données réelle contenant l'ensemble des variables d'état et de contrôle d'un réseau électrique, Il est donc nécessaire de développer un outil de calcul rapide, pour déterminer l'état de stabilisation du réseau électrique lors de toute perte d'ouvrage de transport ou de production. La procédure la plus simple pour évaluer la sécurité statique d'un réseau de transport d'énergie électrique consiste à réaliser séquentiellement un calcul de répartition de charges en actif-réactif sur le système complet.

Les études de stabilité transitoire portent généralement sur les défauts les plus probables et les plus contraignants. Elles sont pratiquées hors ligne par intégration numérique du modèle régissant la dynamique du système. Ce modèle présente trois caractéristiques : une forte non-linéarité, une structure d'interconnexion et une dimension généralement importante. Les temps de calcul qui en résultent sont incompatibles avec une évaluation en ligne de la sécurité transitoire. Bien que de nombreux progrès aient été faits avec les méthodes énergétiques directes, elles restent conservatives, compte tenu de la nature même du deuxième théorème de Lyapunov.

Ces méthodes restent toutefois limitées pour une exploitation généralisée à tous les types de réseaux, ce qui a encouragé les chercheurs à s'orienter vers l'application des techniques modernes se basant sur l'application des réseaux de neurones artificiels à l'évaluation de la sécurité en temps réel.

Cette thèse est structurée en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, les grandes lignes de la sûreté de fonctionnement des réseaux électriques sont définies. Un état de l'art des méthodes utilisées pour

l'évaluation de la sécurité statique, dynamique et transitoire est présenté. L'application des réseaux de neurones aux différents aspects des R.E.E est donnée en fin de chapitre en mettant en exergue les contributions et les objectifs de notre étude.

Le deuxième chapitre traite des différents modèles, utilisés dans ce travail, des réseaux électriques en régimes statique et transitoire ainsi que des architectures des réseaux de neurones artificiels suivant leurs algorithmes d'apprentissage.

L'évaluation de la sécurité statique est traitée au troisième chapitre où un algorithme de calcul d'écoulement de puissance complet et réaliste est développé. Il se base sur la distribution du surplus de puissance sur tous les nœuds générateurs du réseau et tient compte du comportement dynamique des charges en fonction de la tension et de la fréquence. Ceci a constitué une base de données fiable pour l'élaboration du réseau de neurones artificiels. Nous proposons une nouvelle architecture du réseau de neurones combinant les réseaux multicouches à apprentissage supervisé et la carte topologique auto-organisatrice de Kohonen à dimension adaptative croissante. La classification des états de fonctionnement du réseau électrique a été effectuée pour un vecteur caractéristique d'état, défini suivant une heuristique statistique, en fonction des plans de charge variant en surface.

Le troisième chapitre concerne l'évaluation de la sécurité dynamique. L'analyse des couples synchrone et amortisseur est considérée dans le cas d'un régime de fonctionnement correspondant aux faibles perturbations. L'algorithme de recherche des contours de sécurité est généralisé pour les réseaux multimachines. Une analyse modale est menée afin de définir la contribution des modes d'oscillations critiques au changement des conditions de fonctionnement. Un nouveau critère, basé sur les coefficients des couples synchrone et amortisseur, est ainsi développé. L'effet de l'interaction entre les différentes machines et la sensibilité des paramètres du réseau est étudié. La sécurité dynamique a été par la suite évaluée en utilisant conjointement les réseaux de neurones à apprentissage supervisé et les tracés des régions de sécurité. Enfin une combinaison des algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé est proposée afin d'améliorer les performances de classification et de capacité de généralisation des réseaux de neurones utilisés.

Dans le cinquième chapitre, nous proposons une nouvelle technique permettant le calcul des puissances limites de la stabilité transitoire utilisant les cartes auto-organisatrices combinées aux réseaux de neurones avec apprentissage supervisé. La méthode énergétique de Lyapunov est utilisée comme un outil rapide de calcul permettant de générer l'ensemble des vecteurs d'entrée du réseau neuronal. Les puissances limites de la stabilité transitoire d'une machine donnée sont estimées pour plusieurs temps d'élimination de défauts et de niveaux de production. La contribution principale de cette méthode est qu'elle permet d'éviter la nécessité de recourir à l'analyse de la sensibilité de la marge de l'énergie transitoire vis-à-vis des variations paramétriques du système. Ce qui laisse entrevoir la possibilité d'une évaluation en ligne de la sécurité.

CHAPITRE 1^{er}

ETAT DE L'ART SUR L'EVALUATION DE LA SECURITE DES RESEAUX D'ENERGIE ELECTRIQUE

I.1 Sécurité des Réseaux Electriques

Les problèmes d'analyse de la sécurité des R.E.E. sont très complexes vu qu'ils se posent en temps réel d'une part et qu'ils concernent des ensembles de grande taille d'autre part [1-59]. L'exploitation en sécurité du système Production-Transport d'énergie électrique nécessite le maintien de diverses variables à l'intérieur d'un domaine admissible borné par un ensemble de contraintes: le problème revêt deux aspects :

- La limitation des transits de puissance active (problèmes thermiques) :
- Le maintien d'un plan de tension adéquat (problèmes d'isolement du matériel et de stabilité)

Pour ces deux aspects, l'exploitant doit s'assurer en permanence que le réseau peut supporter la défaillance d'un ou plusieurs de ses éléments sans que ces contraintes de sécurité ne soient franchies.

"La sûreté de fonctionnement d'un réseau électrique est sa capacité à supporter d'éventuelles perturbations dans les conditions acceptables de sécurité du matériel et de qualité de service " [39].

I.1.1 Evaluation de la Sécurité

L'évaluation de la sécurité est une fonction permettant de prévoir la capacité d'un réseau à faire face à d'éventuelles perturbations en temps réel, le mode opérationnel étant différencié du mode pour lequel le réseau a été planifié. Les exigences de maintenance, les délestages forcés, et les nombreuses configurations de charge font la différence. Ainsi, les niveaux de sécurité du système sont constamment variables.

L'évaluation de la sécurité peut être perçue comme un algorithme qui prédit l'évolution future du réseau, évalue la probabilité de violation d'une contrainte de sécurité dans un intervalle de temps déterminé et décide si une action de contrôle préventif doit être envisagée pour prévenir des états indésirables du système.

L'évaluation de la sécurité est basée sur les considérations suivantes [58]:

- Connaissance des dynamiques du système
- Mesure des paramètres variables du réseau
- Modélisation des perturbations
- Définition d'un critère de sécurité

Toute étude concernant la sûreté de fonctionnement des R.E.E. suppose la connaissance du régime permanent de fonctionnement des machines. Il faut donc qu'à chaque instant, l'équilibre production - consommation soit satisfait.

La référence [39] distingue trois états de fonctionnement pour un réseau : normal, critique et restauratif.

I.1.2 Etats de Fonctionnement d'un Réseau

La Figure I.1 illustre ces divers modes de fonctionnement ainsi que les transitions entre ceux-ci :

- **Normal:** La demande est satisfaite sans qu'il y ait surcharge ou sous-charge et dans les limites permises de variation du module de la tension et de la fréquence. Des organes de régulation ou de protection sont chargés de maintenir le réseau dans cet état.
- **Critique:** Violation des contraintes telles que surtension, surcharge des lignes de transport ou fonctionnement à basses fréquences. Suivant la gravité et la nature des contraintes, on peut, si le réseau ne reste pas très longtemps dans cet état.

appliquer une commande appelée *corrective* qui ramène le réseau dans un fonctionnement normal sinon, on utilise une commande dite d'*urgence* pour amener le système dans un état restauratif afin de rétablir toutes les contraintes puis ramener le système dans un état de fonctionnement normal.

- **Restauratif:** Arrêt partiel ou total du réseau. L'action d'une commande dite restaurative permet de ramener le réseau à l'état normal.

En l'absence de perturbations, le réseau fonctionne en régime permanent. Son état est l'état normal. La dynamique du système évolue dès l'apparition d'un défaut. L'état de fonctionnement du réseau peut alors revenir dans un état normal ou passer dans un état critique. Cela revient à faire la distinction entre les états normaux sûrs et les états non sûrs pour une perturbation donnée.

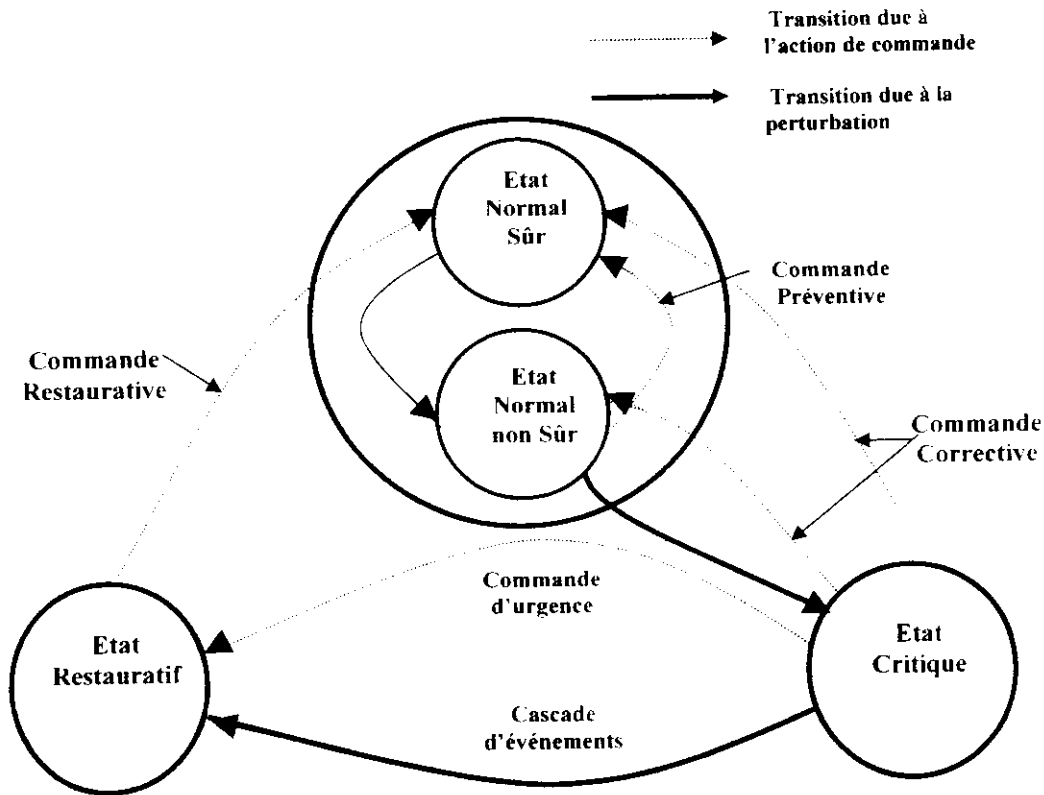


Figure I.1 Etats de fonctionnement d'un R.E.E.

I.1.3 Sécurité Statique

La sécurité statique correspond aux états de fonctionnement où les transitoires engendrés par une perturbation sont amorties. Le système possède des contraintes pouvant être tolérées pendant une courte période (surcharge, sursensions). Un système

est dit statiquement sûr pour une contingence, s'il reste en fonctionnement normal après cette dernière, dans l'intervalle de temps qui sépare l'action rapide des régulateurs du réseau pour rétablir l'équilibre production-consommation, et les actions lentes que sont les régulateurs en charge des transformateurs.

I.1.4 Sécurité Dynamique

Un système est considéré dynamiquement sûr, pour une perturbation donnée, s'il survit du point de vue stabilité dynamique à cette perturbation. La stabilité dynamique concerne l'étude des perturbations de faibles amplitudes et fait ainsi appel aux systèmes linéarisés.

I.1.5 Sécurité Transitoire

Correspond à l'analyse des perturbations entraînant des instabilités transitoires (ex. perte de synchronisme). L'analyse de la stabilité transitoire consiste à évaluer les capacités du système à retrouver un état de marche synchrone après élimination du défaut. Deux cas peuvent alors se présenter :

- Soit le système évolue vers un nouveau régime d'équilibre (les écarts angulaires restent constants ou oscillent autour d'une certaine valeur). Le système sera déclaré stable.
- Soit le système évolue vers une désynchronisation des machines. Dans ce cas, le système sera déclaré instable.

L'évaluation de la sécurité transitoire est un sujet très complexe. Les difficultés résident dans les facteurs suivants:

- Le modèle du système est non linéaire, interconnecté et de grande dimension.
- Les entrées sont des distributions probabilistiques d'événements aléatoires.
- Nécessite des prédictions à long terme du comportement du réseau, pour toutes les éventuelles perturbations.
- L'évaluation doit se faire en temps réel.

Plusieurs approches sont discutées dans la littérature utilisant l'estimation dynamique, la modélisation statistique des perturbations, la prédiction stochastique et l'évaluation stochastique des contingences.

I.2 Techniques d'évaluation de la Sécurité Statique

Des études sont menées hors ligne et en ligne de façon répétitive afin de prévoir les conséquences des différentes perturbations affectant les réseaux électriques.

L'analyse de la sécurité statique se fixe pour objectifs trois points essentiels :

- 1- Etablir si le système est en état d'alerte ou pas.
- 2- Le cas échéant le ramener à un état sûr.
- 3- En cas de perturbation, tracer une ligne de conduite économique pour sauvegarder le fonctionnement du réseau.

Notre travail tentera de se consacrer et de répondre à la première question. Une telle démarche est nécessaire pour la conduite d'un réseau. Elle s'effectue généralement par la simulation de perturbations telles que l'ouverture de lignes ou la perte de groupes afin d'analyser le comportement du réseau. Cependant, il demeure impossible de dresser une liste globale des perturbations probables du fait de la consommation en temps des simulations ainsi que le coût élevé pour les grands réseaux. D'autres difficultés surviennent du fait du perpétuel mouvement du réseau et de la différence des relevés hors et en exploitation.

Pour toutes ces raisons, différentes techniques d'évaluation de la sécurité statique ont été mises au point.

I.2.1 Méthode de Classement

Cette méthode a pour but d'extraire un sous ensemble des contingences les plus critiques grâce à un facteur de performance J en se référant à un facteur seuil, noté J_{th} [60, 61, 62] et calculé comme suit :

$$J = \sum \omega_i \|F_i(z)\|^{2r} \quad (1.1)$$

où : F_i est une fonction linéaire des variables z_i , définissant les limites des puissances transitées et les tensions nodales, avec des facteurs de pondération ω_i .

Les méthodes ordinales ou de classement diffèrent principalement par la technique utilisée pour calculer les variables d'état servant à la détermination du facteur de performance.

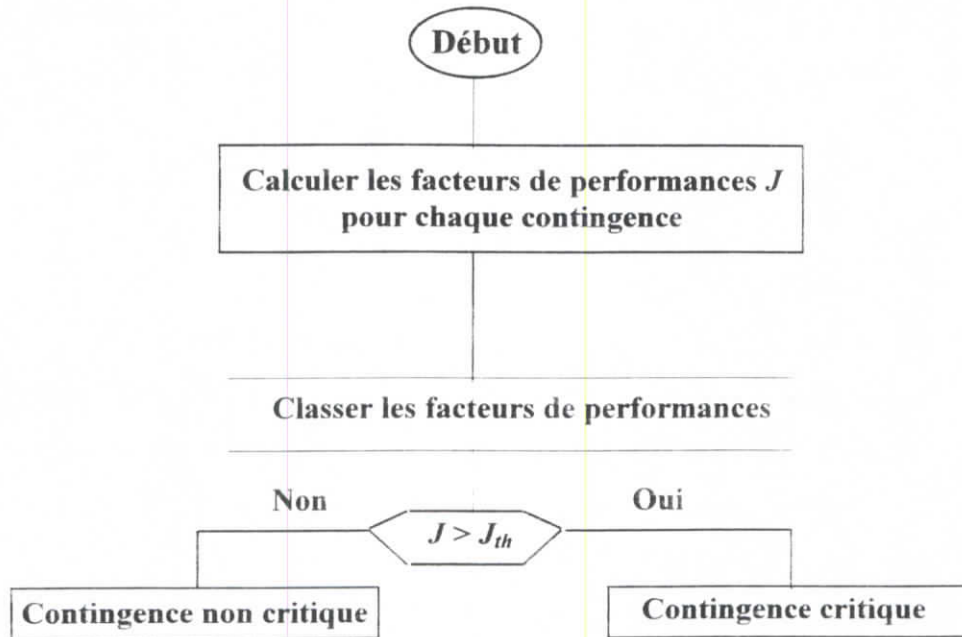


Figure I.2 Organigramme de filtrage par facteur de performances

La différence majeure des variantes des facteurs de performance réside dans le choix des poids w_i ainsi que de la norme p . Le sous ensemble extrait grâce à ces facteurs servira à effectuer un écoulement de puissance complet afin d'analyser les dépassements engendrés.

Avantages

- ◆ L'établissement d'une liste des contingences critiques.
- ◆ Possibilité de quantifier et de qualifier l'effet des contingences.

Inconvénients

- ◆ Phénomène de masquage de contingence provoquant d'importants dépassements par d'autres contingences aux effets moindres mais dont la sommation des J donne un classement prépondérant. Un tel masquage survient suite à un mauvais choix des poids et des normes et de J_{th} .

- ◆ Le fait d'utiliser un calcul itératif pour s'assurer du danger d'une contingence donnée après l'établissement de la liste peut s'avérer être un inconvénient en exploitation.

I.2.2 Méthode de Sélection

Cette méthode se base sur le même principe que la précédente, sauf qu'on ne calcule pas de facteur de performance [63, 64].

En premier lieu, un calcul simple permet de relever les contingences critiques. Par la suite, un écoulement de charge complet FDLF (Fast Decoupled Load Flow) est effectué afin de repérer d'éventuels dépassements (Figure I.2).

Tout changement dans la topologie du réseau est introduite dans les inverses des matrices admittances $[B']$ et $[B'']$ (servant à la construction du Jacobien de la méthode de FDLF), ce qui permet d'éviter leur reconstruction systématique.

Avantages

- ◆ Simplicité d'approche et facilité d'intégration dans les centres de dispatching.
- ◆ Efficacité des méthodes dans la capture des contingences critiques, vu qu'elles testent toutes les lignes et tous les nœuds, ce qui permet d'éviter le phénomène de masquage.
- ◆ Economie d'espace mémoire et gain en temps de calcul (pas de calcul de facteur de performances).

Inconvénients

- ◆ Nombre important de contingences à tester, ce qui oblige les utilisateurs de cette méthode à effectuer des pré-filtrages en se basant sur les spécificités du réseau où à sa gestion.
- ◆ Le temps de calcul reste important du fait du nombre important des contingences à tester.

I.2.3 Méthode des Facteurs de Distribution

Cette méthode se base sur le calcul des facteurs de distribution qui seront multipliés, en cas de contingences concernant certaines parties, par l'écoulement pré-

contingent de ces mêmes parties. Les résultats seront comparés aux puissances transitées limites [65].

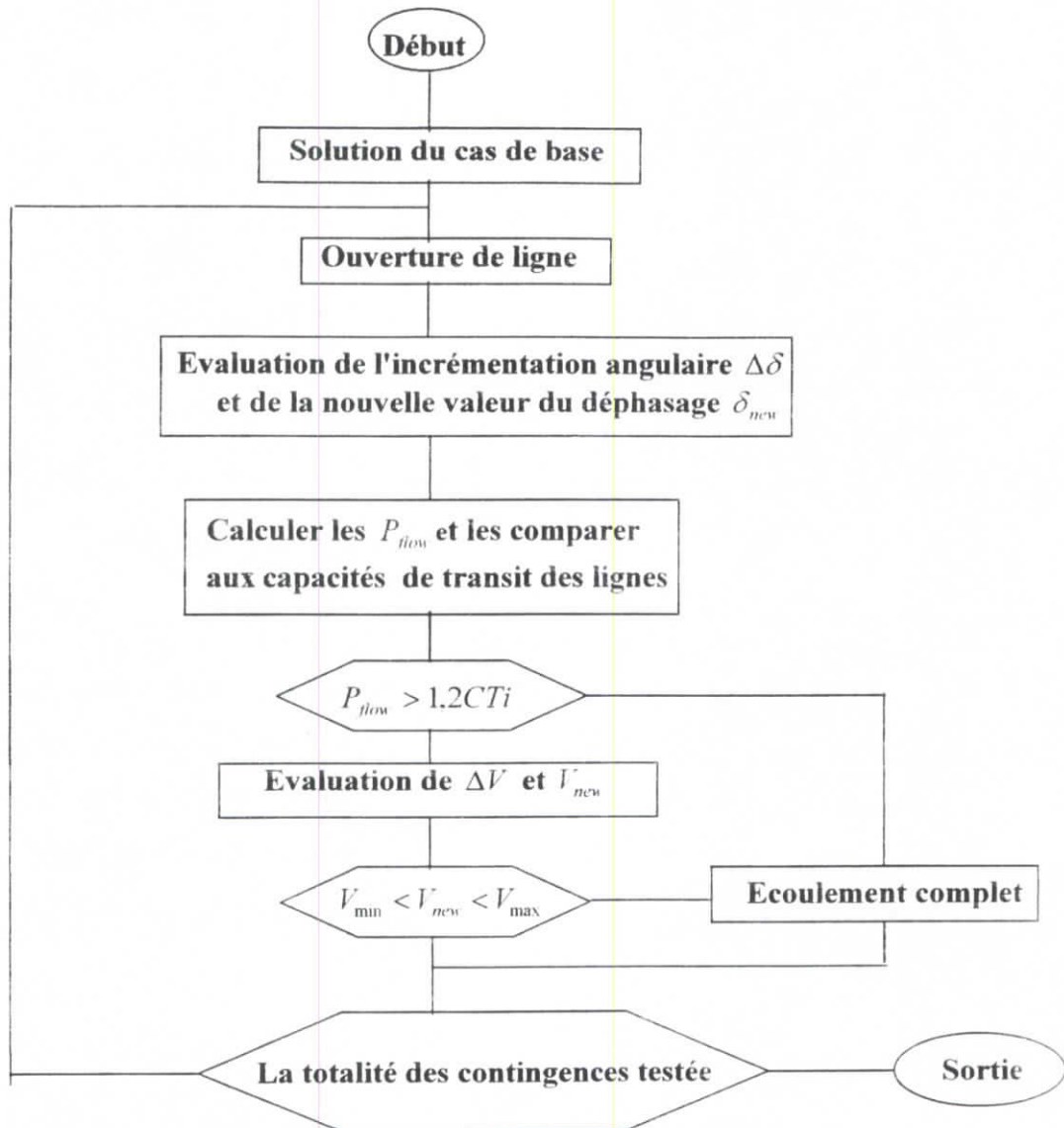


Figure I.3 Organigramme de sélection des contingences critiques

Inconvénients

- ◆ Lenteur du calcul de l'état initial en temps différé.
- ◆ Capacité de stockage excessive pour les grands réseaux.
- ◆ Lenteur du processus de modification des facteurs de distribution pour refléter le changement de topologie du réseau.
- ◆ La modification des facteurs de distribution pour refléter l'addition de lignes et de nœuds est généralement impossible.
- ◆ La liste des contingences ne peut être modifiée en temps réel.

I.2.4 Méthode d'estimation des Limites

La procédure de l'algorithme [66] consiste à faire passer des contingences par des sous réseaux de tailles croissantes utilisés comme filtres. La plupart de ces contingences est jugée inoffensive après un ou deux sous réseaux. Le reste est analysé par la solution de l'écoulement de puissance.

Avantages

- ◆ Adaptation facile pour n'importe quel changement dû à la variation de topologie du système.
- ◆ Réduction du temps de calcul.

Inconvénient

- ◆ Pas de prise en compte de la puissance réactive.

I.2.5 Méthode des Limites Efficaces

Cette méthode [65] se base sur le même principe que la précédente, en utilisant des techniques modernes de programmation telles que les techniques du zéro Mismatch [67] et des vecteurs creux [68].

Pour chaque contingence, l'algorithme sélectionne automatiquement trois sous réseaux : interne (N_1), externe (N_2), et un sous réseau limite (N_3), comme illustré par la Figure I.4.

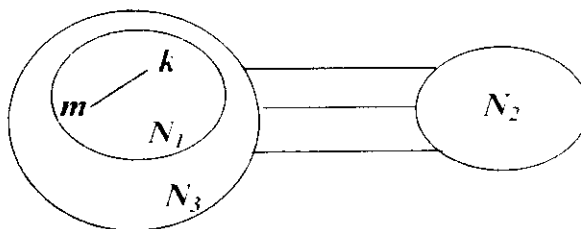


Figure I.4 Répartition d'un réseau en trois sous réseaux

N_1 : inclut tous les changements topologiques causés par la contingence : au moins la ligne sujette aux perturbations (ligne $n-m$).

N_2 : réseau passif extérieur à N_1 .

N_3 : réseau incluant les nœuds limites.

Présentation de l'algorithme

1- Définir N_1, N_2, N_3 .

2- Calculer les écoulements avant perturbation.

3- Former $[B']$ (FDLF).

4- Calculer l'incrémentation angulaire :

$$\Delta\theta = [B']\Delta P \quad (I.2)$$

5- Calculer les puissances de compensation injectées:

$$\Delta P_{km} = (\Delta\theta_k - \Delta\theta_m) X_{km} \quad (I.3)$$

$$P_{km} = P_0 + \Delta P_{km} \quad (I.4)$$

6- Calculer l'incrémentation angulaire maximale :

$$\Delta\theta_{\max} = \max (\Delta\theta_k - \Delta\theta_m) \quad k \text{ et } m \in N_3. \quad (I.5)$$

7- Déterminer, à travers une recherche binaire, les branches en danger dans N_2 (en comparant à $\Delta\theta_{\max}$) :

a - S'il n'y a pas de branches en danger : sortir.

b- S'il y a peu de branches en danger : effectuer directement un écoulement de puissance.

c- S'il y a beaucoup de branches en danger : élargir N_1 et revenir à l'étape (5).

Remarque

La détermination du sous réseau N_1 et l'utilisation des solutions (fastback) représentent les points critiques de la méthode.

I.2.6 Reconnaissance de Formes

Se basant sur la théorie de la décision, un ensemble d'algorithmes a été élaboré permettant de relever les contingences critiques. Cet ensemble donne de bons résultats en temps différé mais reste lent, non adaptatif et peu robuste en temps réel. Le domaine de la reconnaissance des formes permet de combler cette lacune.

En effet, l'utilisation de méthodes fondées sur des fonctions simples dites fonctions de sécurité [69] assure des résultats rapides lors de leurs applications à l'évaluation de la sécurité des réseaux électriques.

De telles fonctions, appelées fonctions de décision (classificateurs), sont du type :

$$S(z) = w_0 + w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_n z_n \quad (I.6)$$

Elles dépendent de :

1- $z = (z_1, z_2, z_3, \dots, z_n)$: vecteur des variables du réseau (tension, angle, puissanceetc) appelé Pattern.

2- $w = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$: vecteur poids déterminé par apprentissage.

La réponse S est du type binaire :

$$\begin{cases} S(z) > 1 : \text{état sur.} \\ S(z) < 1 : \text{état non sur.} \end{cases}$$

L'apprentissage

C'est une opération qui permet de déterminer l'ensemble des poids en fonction d'un ensemble d'apprentissage formé de plusieurs vecteurs (z), dont l'état est prédéfini sûr ou non sûr. Ces vecteurs sont utilisés par le classificateur. Plusieurs méthodes permettent de déterminer le vecteur (w) telles que la méthode des moindres carrés ou la méthode de programmation linéaire.

Avantages

- ◆ Rapidité de diagnostic.
- ◆ Capacité de généralisation.
- ◆ Robustesse.

Inconvénients

- ◆ L'utilisation des fonctions linéaires pour la modélisation de la fonction de décision est inadéquate compte tenu de la forme concave ou convexe des régions de sécurité, ainsi que la complémentarité des régions de sécurité et d'alerte.
- ◆ Le choix du réseau multicouche est imposé par l'impossibilité d'utiliser les réseaux connexionnistes tels que ADALYNE et MADALYNE qui malgré leur adaptabilité restent incapables de résoudre des problèmes non séparables linéairement.

I.2.7 Réseaux de Neurones Artificiels

Le nombre important de contingences dont peut être sujet un réseau électrique rend leur modélisation, pour une quelconque étude de sécurité, inaccessible vu la consommation en temps et en moyens, d'où la nécessité d'une méthode de préfiltrage permettant de sélectionner les contingences jugées critiques. Pour ce faire, on dispose de différentes méthodes qui restent, toutefois, limitées pour une exploitation généralisée

à tous les types de réseaux, ce qui a encouragé les scientifiques à s'orienter vers une nouvelle voie: les réseaux de neurones artificiels [4,5].

I.3 Techniques d'évaluation de la Sécurité Transitoire

Un réseau d'énergie électrique est un système non linéaire, d'ordre élevé et sujet à des perturbations aussi imprévisibles qu'improbables. Ces perturbations peuvent être d'origine interne au système (variation aléatoire de charge) ou externe (coup de foudre, vent).

Les problèmes de stabilité transitoire concernent les perturbations de grande amplitude (ouverture de ligne, court-circuit polyphasé) qui engendrent la perte de synchronisme dans une portion du réseau. Vu la nature de ce type de perturbation, les organes de protection n'agissent qu'au bout d'un certain temps. Le déséquilibre important ainsi créé cause des variations rapides des angles rotoriques de grande amplitude.

Ces oscillations électromécaniques représentent l'échange d'énergie entre les différentes machines (via le réseau d'interconnexion) causé par le déséquilibre production consommation de l'énergie.

Ce déséquilibre est une des caractéristiques inhérentes au fonctionnement des réseaux. Il peut aussi bien varier faiblement pendant le régime de fonctionnement normal que grandement suite à des perturbations de grandes amplitudes. Dans les deux cas, la stabilité du système dépend de sa capacité à retrouver un régime de fonctionnement stable de marche synchrone des machines en amortissant les oscillations électromécaniques entre elles. Lorsque la perturbation est considérée de faible amplitude, le système est confiné à une petite région autour du point de fonctionnement. Les modèles linéaires sont alors utilisés. Si la perturbation est grande, la stabilité du système est déterminée suivant des trajectoires liées à la région d'attraction du point d'équilibre. Dans ce cas, il est fait appel aux modèles non linéaires.

Les différentes approches permettant l'évaluation de la sécurité sont:

I.3.1 Intégration Numérique

Cette approche procède par intégration numérique des équations différentielles modélisant la dynamique du réseau dès l'apparition du défaut [13,15]. Ces équations sont résolues pendant et après élimination du défaut par des algorithmes tels Runge-Kutta et ses variantes. Cette méthode présente l'avantage de pouvoir considérer des

modèles très complets (saturation, équations de Park, régulation,...). Néanmoins, elle nécessite un temps de calcul important qui la rend incompatible avec une évaluation en temps réel.

I.3.2 Méthodes de Type Lyapunov

Ces méthodes sont fondées sur des concepts énergétiques. Elles permettent de fournir une estimation du domaine de stabilité par le biais d'une fonction de Lyapunov dépendant des variables d'état et évaluée à l'instant d'élimination du défaut. Si la valeur est inférieure à une référence (ou valeur critique), le système est considéré stable. Ces méthodes permettent de conclure directement sur la stabilité du système. Cependant, l'élaboration d'une fonction de Lyapunov impose un modèle mathématique simplifié et souvent peu réaliste. Il n'a pas encore été possible de tenir compte d'une modélisation à deux axes avec la prise en compte des régulations de tension et de vitesse dans le cas multimachine [17,18].

Les expressions des énergies transitoires acquises par les machines sont élaborées, dans la plupart des travaux, en considérant le modèle de second ordre. Afin d'obtenir ces expressions pour le modèle complet, plusieurs approximations sont envisagées. D'autres hypothèses, sur la détermination des variables d'état du système à l'élimination du défaut, sont effectuées pour un calcul plus rapide de ces énergies.

I.3.3 Méthode Probabilistique

La Probabilité de stabilité est définie comme étant la probabilité que le système reste stable suite à une perturbation considérée.

La sûreté de fonctionnement est évaluée en termes de probabilité de la transition d'un état normal à un état d'urgence évalué par rapport à un seuil [29-31].

I.3.4 Méthode par Reconnaissance de Forme

La première étape consiste à définir un vecteur forme dont les composantes sont caractéristiques du comportement dynamique du réseau et permettant de différencier les états surs des états non surs. La méthode se décompose alors en deux phases :

- **La phase d'apprentissage**, traitée une seule fois hors ligne, permettant, à partir d'un nombre significatif d'états de charge, de calculer une fonction de décision

(fonction discriminante). Elle définit la meilleure séparatrice entre deux classes et présente l'avantage d'être calculable rapidement.

- **La phase de classification**, exécutée en ligne. Elle permet de classer l'état actuel du réseau dans l'une des deux classes. Cette classification se fait à l'aide de la fonction de décision déterminée dans la phase d'apprentissage.

Les études de stabilité utilisant la méthode par reconnaissance de forme se sont orientées vers la sélection du vecteur d'entrée décrivant le système, l'extraction des caractéristiques et le dimensionnement de classificateurs. Pour la sélection du vecteur forme quatre types de paramètres sont utilisés:

- L'amplitude et la phase de la tension dans chaque noeud.
- Les puissances active et réactive de chaque alternateur.
- Les puissances active et réactive dans chaque noeud de charge.
- Les puissances active et réactive transitées dans toutes les lignes.

Ces paramètres ne considèrent que l'aspect statique du système. Dans [1] la classification a été améliorée en utilisant des mesures transitoires comme l'énergie cinétique propre de tous les alternateurs [35,36].

I.3.5 Réseaux de Neurones

La technique d'évaluation par réseaux de neurones offre une alternative intéressante. En effet, elle permet de considérer un modèle du système aussi complet que nécessaire avec un faible temps de calcul en ligne.

Jusqu'à nos jours, la littérature n'a rapporté que des résultats de simulation utilisant des données réelles des réseaux électriques.

I.4 Réseaux de Neurones Appliqués dans les R.E.E.

Dans les sections qui suivent, plusieurs travaux traitant des applications des réseaux de neurones sont succinctement décrits suivant leurs domaines d'application : analyse de la stabilité transitoire, identification, modélisation et prédiction, contrôle, délestage de charge, détection des défauts et évaluation de la sécurité.

I.4.1 Evaluation de la Stabilité Transitoire

Ostojic et Heydt [7] présentent une méthode par reconnaissance de forme dans le domaine fréquentiel pour l'évaluation de la stabilité transitoire d'un réseau électrique interconnecté. Un système de prise de décision (DMS) basé sur un préprocesseur (structure de calcul parallèle) et deux couches équivalentes de neurones sont utilisés. La différence principale entre le DMS et le réseau neuronal multicouches est que le DMS n'exige pas un algorithme d'apprentissage de rétropropagation mais une procédure à convergence de Perceptron. Un système DMS efficace et précis utilise, pour l'évaluation de la stabilité transitoire, les mesures des oscillations électromécaniques obtenues par télémétrie.

Mori [22] présente une technique d'analyse de la stabilité de tension basée sur les réseaux de neurone. Une méthode combinée est traitée : le Perceptron multicouches permet d'estimer les indices d'instabilité de tension, et la carte topologique auto-organisatrice du réseau de Kohonen, permet de tracer les trajectoires des points de fonctionnement du réseau électrique. Les changements dans la topologie du réseau sont pris en compte. Un schéma décentralisé qui traite de l'évaluation de la stabilité de tension pour des grands réseaux est également présenté.

I.4.2 Identification, Modélisation et Prédiction

Hartana et Richards [6] ont utilisé les réseaux de neurone en conjonction avec l'estimation d'état, et ceci afin de répertorier les sources des harmoniques dans le réseau électrique, en considérant des modèles non linéaires pour les charges. Le réseau de neurone fournit des paramètres estimés utilisés par la suite comme des "pseudo-mesures" pour l'estimation d'état des harmoniques. Les tests de simulation ont montré que cette approche donnait des résultats prometteurs. Un réseau de neurone feedforward avec rétropropagation de l'erreur est adopté.

Ren-mu et Germond [19] ont traité le problème de la modélisation de la charge dynamique. Les auteurs ont présenté une étude comparative de deux modèles: un réseau de neurone multicouches feedforward utilisant un apprentissage par rétropropagation et une approche basée sur l'équation à différence conventionnelle (DE) utilisant l'identification par la méthode étendue récurrente des moindres carrés. L'application sur le réseau électrique de la Chine a montré que le réseau de neurone traduit bien la non linéarité de la relation tension - puissance avec des mesures obtenues par la méthode de

la modélisation dynamique de charge. Plusieurs recherches sur les modèles d'interpolation et d'extrapolation des réseaux de neurone ont été suggérées.

Parlos et Patton [26] ont étudié la modélisation empirique de la dynamique des centrales électriques et la prédiction à long terme de la charge. Un Perceptron récurrent multicouches a été adoptée. Une grande fiabilité dans les prédictions à réponse transitoire ainsi qu'une amélioration dans la prédiction de la charge sont obtenues. Des résultats comparables de la prédiction entre les deux approches conventionnelle et celle proposée sont obtenus. Les avantages de la modélisation empirique sont ainsi montrés avec le réseau de neurone qui est considéré comme étant une structure d'un modèle non linéaire de l'espace d'état.

Samad [27] a présenté deux approches pour la modélisation et l'identification par réseaux de neurone: modèles de réseaux de neurone en boîte noire (le réseau entraîné est lui-même le modèle), et identification paramétrique avec un réseau neuronal (le réseau donne le modèle, le réseau préalablement entraîné identifie les caractéristiques de la structure et les valeurs des paramètres pour le modèle paramétrique). Ces modèles peuvent être utilisés dans plusieurs applications telles que : la prédiction, le control, et l'optimisation de la production.

Wan [28] a présenté plusieurs exemples pour montrer les applications de plusieurs architectures de réseaux de neurones, modélisant les synapses comme des filtres, pour la prédiction et la modélisation. Les "séries chaotiques" du temps sont utilisées pour illustrer les performances du réseau neuronal. Les résultats de l'investigation peuvent être appliqués à la prédiction multivariable de la charge.

Si les paramètres de commande des entrées sont présentés, L'algorithme ainsi formulé peut servir à la résolution des problèmes d'identification et de control.

I.4.3 Contrôle

Santoso et Tan [2] ont présenté une approche des réseaux neuronaux pour la commande optimale des compensateurs installés dans les réseaux de distribution. Le cas traité concerne la commande des batteries de condensateurs. en considérant un profil dynamique de la charge, afin de minimiser les pertes du système. Le développement numérique de cette stratégie est basé sur un système expert et un réseau de neurones à deux niveaux. Le réseau de contrôle comporte deux parties: la première permet la prédiction du profil de la charge, la seconde donne la valeur optimale de la capacité à installer. Un réseau de neurones est utilisé en reconnaissance de forme et un système

expert comme une machine à inférence. Des résultats satisfaisants sont obtenus. Un temps de calcul moins important est constaté comparé aux autres techniques d'optimisation.

Cette approche est préconisée pour une implantation du contrôle en temps réel même si le réseau de distribution est considéré comme grand.

Novosel et King [23] se sont concentrés sur le développement des réseaux neuronaux pour le délestage intelligent des charges. Le réseau test IEEE 30 noeuds est choisi comme réseau d'application. L'objectif du schéma adopté est de détecter les surcharges dans les lignes et prendre des décisions sur la nature et la quantité de charge à délester.

Un état d'urgence instantané tient compte des variations de la topologie du réseau, de la production ainsi que de la charge. Les recherches ont montré que ce schéma présente des avantages certains comparés aux méthodes et techniques existantes.

1.4.4 Prévision de Charge

Park et al. [8] ont montré l'efficacité des réseaux de neurones dans la prévision de la charge électrique. Des intervalles de 1 heure et ceux de 1 jour sont considérés. Les résultats de simulations montrent que la méthode proposée présente une erreur plus petite que les techniques classiques. Le réseau neuronal est un Perceptron multicouches. Les données du climat (température) et de la charge sont utilisées. L'algorithme ne nécessite pas d'hypothèse préalable sur la relation entre la charge et le climat. Etant donné la variabilité du profile de la charge, les auteurs ont expérimenté un réseau neuronal pour des jours avec le même profile de charge et un autre réseau pour chaque jour avec un profile différent de la charge. Des résultats très prometteurs sont obtenus.

Germond, Macabrey et Baumann [32] ont présenté une application de la carte topologique de Kohonen dans la prévision à court terme de la valeur maximale des charges. Les résultats sont évalués, pour le cas d'un réseau réel, en utilisant des données horaires de la charge recueillies en 1 année et la prévision de la charge journalière maximale pour l'année suivante. Les résultats sont satisfaisants, mais peuvent cependant être améliorés, d'après les auteurs, par la sélection et le prétraitement des variables. La dimension optimale du réseau doit faire l'objet de futures recherches

Khadem et Dobrowolski¹ [33] ont présenté une approche de prévision de la charge par réseaux de neurones pour les prochains 168 heures (1 semaine).

¹ Le premier auteur collabore avec ABB Systems Control, et le second avec Philadelphia Electric Company.

Les paramètres du climat comme la température, l'humidité et l'état du ciel sont utilisés. Le réseau est entraîné pour chaque type de journée et chaque climat de la saison correspondante. Un réseau de neurones multicouches avec un algorithme de rétropropagation est utilisé. Les résultats ont montré une erreur relative de 2.5 %. L'utilisation du réseau de Kohonen s'avère un axe à explorer.

Cheung, Chance et Fogan [34] ont examiné l'utilisation des réseaux de neurones sous forme hiérarchique dans la prévision de charge.

Les travaux actuels diffèrent des précédentes approches dans le domaine de la modélisation et de la prévision, par la connaissance des caractéristiques de la charge. Il est montré que le réseau de neurones qui utilise les caractéristiques connues de la charge est plus performant et de dimension plus petite.

1.4.5 Détection des Défauts

Ebron et.al. [3] ont appliqué les réseaux de neurone pour la détection des défauts dans les réseaux de distribution. Les qualités de cette approche sont montrées notamment dans la détection de défauts à grande impédance. Les réseaux feedforward et les algorithmes d'apprentissage à rétropropagation sont utilisés. Les résultats de simulation sont assez prometteurs dans la plupart des cas. Le réseau de neurone élaboré possède des difficultés à distinguer entre les deux manifestations à hautes fréquences: la manœuvre des condensateurs et les défauts à grande impédance. Une évaluation plus précise exige des données réelles actualisées.

Ce travail quoique théorique et nécessitant un développement pratique, a montré des stratégies intéressantes dans la détection des défauts à grande impédance.

Chan, Markushevick et Adapa² [24] ont présenté les résultats de l'application d'un Processeur d'alarme basé sur les réseaux de neurone et appliqué dans les réseaux électriques en régime permanent. L'objectif de cette technique ainsi que sa description statistique sont présentés. Cette approche a montré que l'analyse du régime permanent est améliorée pour les cas pratiques des points de fonctionnement. Les recherches futures doivent inclure:

- 1) Etude du comportement de la couche « alarme » pour les conditions de fonctionnement en régime dynamique;
- 2) Classification des problèmes dans un nombre restreint de cas;
- 3) Exploration de la capacité de reconnaissance d'une variété large de problèmes et

² R. Adapa collabore avec EPRI.

4) Application et test du système global avec un simulateur dynamique de réseau (aucune référence).

I.4.6 Evaluation de la Sécurité des R.E.E.

Sobajic⁽³⁾ et Pao [1] ont présenté un travail clé de l'utilisation des réseaux de neurones appliqués aux réseaux électriques. Ce travail traite de l'évaluation de la sécurité transitoire. Une approche par reconnaissance de forme adaptative basée sur le réseau de neurone de Rumelhart avec apprentissage en rétropropagation, a été implantée afin de déterminer le temps critique d'élimination de défaut. Le réseau de neurones ainsi défini a réussi à estimer ce paramètre pour différentes topologies du réseau électrique. Ce travail a encouragé la recherche d'une étape qui précède les calculs et qui soit capable de "découvrir" quelles caractéristiques sont utiles dans la phase d'apprentissage.

Dans [4], les mêmes auteurs ont décrit les résultats de simulations qui montrent comment la découverte de caractéristiques autonomes a été faite par des mesures directes au lieu d'utiliser les caractéristiques basées sur la compréhension physique du problème [25].

Les mêmes auteurs (rejoints par Lee) ont présenté une technique appliquant les réseaux de neurones à l'analyse de la stabilité en temps réel. Des analyses à court, moyen et long terme ont été développées.

La première permet de décider si le système peut retourner à l'état de régime permanent, la seconde de la manière avec laquelle l'état final est atteint. La prédiction des violations transitoires permet à l'opérateur d'anticiper quand aux actions à prendre.

Niebur et Germond [5] ont démontré la réalisabilité de la classification des vecteurs d'entrée pour l'évaluation de la sécurité statique. L'utilisation du réseau de Kohonen comme classificateur des états du réseau électrique a donné de bons résultats. La relation entre le nombre de familles (ou "clusters"), le nombre de neurones et la taille du réseau électrique est traitée. Les résultats de simulation ont montré l'efficacité de la capacité de généralisation du réseau de Kohonen. Les perspectives ont focalisé sur l'application de cette méthode à des réseaux de grandes tailles.

Aggoune [9] a montré l'applicabilité des réseaux de neurones à l'évaluation de la sécurité en temps réel. Le principal apport étant qu'une évaluation sûre peut être

³ Dean J. Sobajic: Auteur de "Neural Network Computing for the Electric Power Industry : Proceedings of the INNS summer workshop, 1993"

obtenue pour plusieurs points de fonctionnement. Le vecteur d'entrée du réseau comporte les types de perturbation tels que l'état des lignes de transport, les excitations des machines ainsi que les niveaux de production. Des réseaux de neurones feedforward ont été utilisés.

Chen et Hsu [10] ont présenté une technique à apprentissage de Nilsson. Son efficacité est démontrée à travers une analyse de stabilité statique d'un système monomachine (une machine connectée à un réseau infini). Comme entrées du réseau neuronal, sont pris : la puissance apparente, le facteur de puissance et les signaux stabilisateurs additionnels. La sortie étant un signal dynamique discret : stable ou instable. La méthode proposée est comparée au réseau multicouches feedforward avec comme algorithme d'apprentissage la rétropropagation-momentum. Il a été montré que la convergence est plus rapide et le nombre d'erreurs de classifications plus réduit que si la méthode de rétropropagation-momentum était utilisée seule. Cette technique donnant comme sorties des valeurs discrètes, s'avère d'une grande utilité pour les opérateurs aussi bien dans l'analyse de la stabilité statique que dans le dimensionnement des organes stabilisateurs.

Avramovic [20] a traité le problème de l'évaluation de la sécurité de tension dans les réseaux électriques. L'approche adoptée présente deux aspects: 1) un temps d'apprentissage relativement élevé, et 2) génération et échantillonnage des trajectoires du système pour obtenir des vecteurs entrée-sortie représentatifs. Le réseau de neurones ainsi élaboré est capable d'estimer avec une grande précision l'état du système après élimination du défaut par l'analyse de tension. Dans ce dernier cas, des algorithmes à apprentissages supervisé et non supervisé sont conjointement utilisés. Une excellente concordance entre les valeurs estimées et celles calculées des temps critiques d'élimination du défaut a été constatée.

Dans [21], les mêmes auteurs ont présenté une nouvelle méthode pour l'évaluation de la sécurité transitoire d'un réseau électrique multimachine. Le contour de stabilité a été construit utilisant la technique des hypersurfaces tangentes. Le réseau de neurones est utilisé pour déterminer les coefficients inconnus des hypersurfaces indépendamment des conditions de fonctionnement. Les résultats numériques ainsi que les comparaisons avec les temps critiques déterminés analytiquement ont montré que cette approche donne une évaluation rapide de la sécurité du réseau électrique.

I.4.7 Conclusions et Axes de Recherches

Les compagnies d'énergie électrique soulignent la robustesse et l'applicabilité de la technologie des réseaux de neurones dans l'analyse d'une grande variété de problèmes. Afin de donner un aperçu de ces différentes applications dans l'industrie de l'énergie électrique, un nombre représentatif de recherches est mentionné dans le Tableau I.1 en précisant la nature du problème à traiter, le type du réseau neuronal utilisé ainsi que son application. Aussi, cet intérêt croissant nécessiterait une sponsorisation conséquente pour permettre à ces recherches de voir le jour.

Les recherches menées sur les réseaux de neurones ambitionnent d'atteindre les deux objectifs suivants [5]:

(1) Trouver des techniques nouvelles et efficaces des réseaux de neurones appliquées aux réseaux électriques. et

(2) Développer des fondements théoriques et/ou des procédures fiables pour le dimensionnement des réseaux neuronaux".

Concernant le développement des fondements théoriques, deux axes de recherche gagneraient à être prospectés :

- * La détermination d'une base théorique permettant de dimensionner les réseaux de neurones en ayant une connaissance préalable du processus ou du système en question.
- * Les algorithmes d'apprentissage.

Plusieurs approches pour ces deux axes sont présentées par Moody et Antsaklis. [47. 51]; Sartori et Antsaklis [48. 52. 53] ; Hou et Antsaklis [49]; Narendra et Parthasarathy [50]. Il est clair que pour ces axes de recherche, la technologie des réseaux de neurone permet de donner des solutions fiables. Comme exemples, nous citerons les cas suivants: les systèmes permettant le contrôle intégré et la détection des défauts, comme décrits par Konstantopoulos et Antsaklis dans [54,55], les neurocontrôleurs dans [54,55,56,57,58] ; la validation des capteurs (sensor validation) par Khadem, et.al. dans [14]; Upadhyaya et al. dans [38], et enfin les simulateurs par Guo et Uhrig dans [37].

Jusqu'à nos jours, la technologie des réseaux de neurones a prouvé une compatibilité à s'élargir à d'autres recherches, et la demande pour appliquer cette technologie dans l'industrie des réseaux électriques ne cesse de croître.

Tableau I.1 Application des réseaux de neurones dans les R.E.E.

Nature du problème	Réseau Neuronal et Algorithmes d'apprentissage	Objectif de l'application	Références
Evaluation de la sécurité dynamique et statique	Feedforward et rétropropagation	Estimation du temps d'élimination de défaut	1, 4, 21
	Supervisé et non supervisé	Estimation de l'état du réseau après défaut	25
	Réseau de Kohonen et rétropropagation	Classification des états du réseau	5, 9, 10
	Feedforward et rétropropagation	Prédiction des tensions après la perturbation	20
Evaluation de la stabilité transitoire	Système de prise de décision	Evaluation de la stabilité dans le domaine fréquentiel	7
	Hybride Perceptron et réseau de Kohonen	Classification et prédiction des indices d'instabilité de tension	22
Identification, modélisation et prédiction	Feedforward et rétropropagation	Estimation des harmoniques	6
	Feedforward et rétropropagation	Modélisation dynamique de charge	19
	Non spécifié	Etude générale sur la modélisation et l'identification	
Contrôle	Feedforward et rétropropagation	Prédiction du profil de charge	2
	Non spécifié	Control du délestage de charge	23

Prévision de charge ⁴	Feedforward et rétropropagation	Prévision horaire et journalière	8
	Réseau de Kohonen	Prévision court-terme des pics de charge	32
	Feedforward et rétropropagation	Prévision court-terme et long-terme	34
	Perceptron multicouches et rétropropagation	Prévision long-terme	26
	Feedforward et rétropropagation	Prévision de la prochaine semaine	33
Détection des défauts	Feedforward et rétropropagation	Détection des défauts internes	3
	Non spécifié	Détection des défauts dans les lignes, transformateurs et jeux de barre	24

1.5 Objectifs et Contributions

Ce présent travail porte sur l'évaluation de la sécurité statique, dynamique et transitoire des R.E.E. L'objectif principal étant d'élaborer un outil rapide et fiable permettant la classification des états de fonctionnement ainsi que les limites de sécurité des systèmes de puissance, à la suite de perturbations de faibles ou de grandes amplitudes, en utilisant de nouvelles architectures des réseaux de neurones artificiels.

Les contributions que nous avons effectuées dans ce domaine se résument à :

- 1- Pour la sécurité statique :
 - i- Développement d'un nouvel algorithme d'écoulement de puissance tenant compte du comportement dynamique des charges et de la participation de chaque groupe de production.
 - ii- Application d'une architecture en parallèle des réseaux spécialisés à apprentissage supervisé et la capacité adaptative de la mémoire de Kohonen à apprentissage non supervisé

⁴ Prévision court-terme correspond aux prévisions horaires, journalières et hebdomadaires.

Prévision long-terme correspond aux périodes d'une année, 5 ans et 10 ans.

pour atteindre des performances intéressantes en termes de vitesse d'exécution et de fiabilité dans la capture d'incidents dangereux.

2- Pour la sécurité dynamique :

- i- Développement d'un nouvel indice de sécurité basé sur le calcul des couples synchrone et amortisseur et applicable aux réseaux d'énergie multimachine.
- ii- Deux méthodes faisant appel à des fonctions de voisinage linéaire et non linéaire de la mémoire de Kohonen sont proposées pour l'estimation des indices critiques de sécurité.
- iii- L'application de la carte auto-organisatrice croissante a permis de résoudre le problème de la corrélation entre le nombre d'unités composant la carte topologique de Kohonen et la dimension du réseau électrique.

3- Pour la sécurité transitoire :

- i- Développement d'une fonction d'énergie de Lyapunov pour des modèles multimachines complets en considérant les organes de régulation de vitesse et de tension.
- ii- Une nouvelle technique, permettant le calcul des puissances limites de la stabilité transitoire utilisant les cartes auto-organisatrices et les réseaux à apprentissage supervisé, est proposée afin d'éviter la nécessité de recourir à l'analyse de la sensibilité de la marge de l'énergie transitoire vis-à-vis des variations paramétriques du système.

CHAPITRE 2^{ème}

MODELISATION

II.1 Introduction

Le but de ce chapitre est de traiter les modèles des réseaux électriques représentant la dynamique du système multimachine pendant les régimes dynamiques et transitoires. La transformation de Park conduit à un système d'équations électriques indépendantes de la variable d'espace. Le rotor de la machine comporte un enroulement inducteur et des amortisseurs représentés par un seul enroulement en court-circuit dit amortisseur d'axe en quadrature. Par ailleurs, il est impératif de prendre en compte les moyens de réglage qui assurent à chaque instant la tenue de la tension et de la fréquence. Le réglage de tension s'effectue par une structure de premier ordre en considérant les seuils de surexcitation et de désexcitation. Pour le réglage de la vitesse de rotation du groupe, le régulateur de type P.I.D (Proportionnel-Intégral-Dérivé) est utilisé, avec la prise en compte des limites sur la puissance mécanique. La modélisation de tous les éléments composant le réseau multimachine est ensuite présentée.

Les réseaux de neurones artificiels ou réseaux connexionnistes sont des modèles simplistes inspirés des systèmes nerveux biologiques, développés afin de comprendre le fonctionnement de ces derniers et de pouvoir tirer profit de leur performance.

Les circonvolutions cérébrales reflètent mal, à cause de leur complexité, l'ampleur des transformations qui s'opèrent dans notre cerveau, surtout dans les connexions entre les cellules nerveuses dont un nombre se multiplie et l'autre se volatilise dès les premières années de notre vie. Ces cellules nerveuses, appelées « neurones », sont les éléments de base du système nerveux central.

Connaissant les avantages de rapidité, de robustesse et de capacité de généralisation des réseaux de neurones, ils ont été investis pour l'évaluation de la sécurité des réseaux électriques en temps réel. Cependant, ces derniers posent quelques difficultés à la conception que sont principalement les erreurs d'échantillonnage et ceux dues au choix des dimensions du réseau neuronal.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différents modèles des réseaux électriques adoptés dans les études d'évaluation de la sécurité ainsi que les architectures des réseaux de neurone, distinctifs suivant leurs algorithmes d'apprentissage, utilisées tout au long de ce travail.

II.2 MODELISATION DES RESEAUX MULTIMACHINIQUES

II.2.1 Equations Mécaniques

Le mouvement des masses tournantes est régi par le système d'équations suivantes, exprimées par rapport à l'angle électrique et la pulsation correspondante :

$$M_i \frac{d\omega_i}{dt} = P_{mi} - P_{ei} \quad (II.1)$$

$$\frac{d\delta_i}{dt} = \omega_i \quad (i = 1, \dots, n)$$

avec :

M_i : le moment d'inertie de la machine i

δ_i : angle rotorique électrique de la machine i

ω_i : pulsation de la machine i par rapport à la référence

P_{mi} : puissance mécanique développée par la turbine i

P_{ei} : puissance électrique développée par la machine i

II.2.2 Equations Electriques

Les équations électriques après la transformation de Park, exprimés en valeur réduite, sont de la forme :

$$\begin{aligned}
 V_d &= -r_a i_d - \phi_q \omega + \frac{1}{\omega_b} \frac{d\phi_d}{dt} \\
 V_q &= -r_a i_q - \phi_d \omega + \frac{1}{\omega_b} \frac{d\phi_q}{dt} \\
 V_f &= r_f i_f + \frac{d\phi_f}{dt} \\
 0 &= r_D i_D + \frac{d\phi_D}{dt} \\
 0 &= -r_Q i_Q + \frac{d\phi_Q}{dt}
 \end{aligned} \tag{II.2}$$

L'équation magnétique matricielle s'écrit :

$$\begin{pmatrix} \phi_d \\ \phi_f \\ \phi_D \\ \phi_q \\ \phi_Q \end{pmatrix} = \frac{1}{\omega} \begin{pmatrix} X_d & X_{md} & X_{md} & 0 & 0 \\ X_{md} & X_f & X_{md} & 0 & 0 \\ X_{md} & X_{md} & X_D & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & X_q & X_{mq} \\ 0 & 0 & 0 & X_{mq} & X_Q \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_d \\ i_f \\ i_D \\ i_q \\ i_Q \end{pmatrix} \tag{II.3}$$

L'enroulement amortisseur D d'axe direct n'étant pas considéré, les fuites dans les enroulements sont définies par :

$$\begin{aligned}
 X_{ff} &= X_f - X_{md} \\
 X_{lQ} &= X_Q - X_{mq}
 \end{aligned} \tag{II.4}$$

Les réactances transitoires directe et en quadrature sont données par :

$$\begin{aligned}
 X'_d &= X_d - \frac{X_{md} X_{ff}}{X_{ff} + X_{md}} \\
 X'_q &= X_q - \frac{X_{mq} X_{lQ}}{X_{lQ} + X_{mq}}
 \end{aligned} \tag{II.5}$$

Les constantes de temps transitoire d'axe directe et en quadrature sont :

$$\begin{aligned}
 T'_{d0} &= \frac{1}{\omega r_f} (X_{ff} + X_{md}) \\
 T'_{q0} &= \frac{1}{\omega r_Q} (X_{lQ} + X_{mq})
 \end{aligned} \tag{II.6}$$

Afin de déterminer les équations du modèle de la machine, nous définissons les f.e.m suivantes :

$$\begin{aligned} E'_q &= \omega \frac{X_{md}}{X_f} \phi_f \\ E'_d &= -\omega \frac{X_{mq}}{X_Q} \phi_Q \\ E_{fd} &= \frac{X_{md}}{r_f} V_f \end{aligned} \quad (\text{II.7})$$

avec :

E'_q : f.e.m transitoire d'axe direct

E'_d : f.e.m transitoire d'axe transversal

E_{fd} : tension de l'excitatrice

II.2.2.1 Variation de la f.e.m transitoire d'axe transversal

L'équation relative aux variations du flux dans l'enroulement inducteur :

$$\frac{d\phi_f}{dt} = V_f - r_f i_f$$

avec :

$$i_f = \frac{1}{X_f} (\omega \phi_f - X_{md} i_d)$$

définie la dynamique de la f.e.m transitoire d'axe transversale :

$$\frac{dE'_q}{dt} = \frac{1}{T'_{d0}} (E_{fd} - E'_q + (X'_d - X_d) i_d) \quad (\text{II.8})$$

II.2.2.2 Variation de la f.e.m transitoire d'axe direct

L'équation régissant les variations du flux dans l'enroulement amortisseur est :

$$\frac{d\phi_Q}{dt} = -r_Q i_Q$$

avec :

$$i_Q = \frac{1}{X_Q} (\omega \phi_Q - X_{mq} i_q)$$

L'équation de la f.e.m transitoire sur l'axe direct s'écrit donc :

$$\frac{dE'_d}{dt} = \frac{1}{T'_{q0}} (-E'_d - (X_q - X'_q) i_q) \quad (\text{II.9})$$

La représentation du second ordre considère le flux dans l'inducteur constant. Ce qui revient à supposer que la machine se comporte comme une force électromotrice

constante en série avec la réactance transitoire de la machine. Cette hypothèse n'est valable que pendant un temps relativement court après l'apparition d'une perturbation. Par cette formulation, la régulation de tension est ignorée. En général, cette modélisation manque de précision dans l'illustration des phénomènes transitoires de la machine. Les équations différentielles régissant la dynamique du système se réduisent aux seules équations mécaniques.

II.2.3 Modèle avec Régulations de Vitesse et Tension

En régime permanent, les machines rendues solidaires par le couple synchronisant, tournent à la même vitesse. La variation de vitesse due au déséquilibre entre la puissance mécanique et la puissance électrique montre que les actions correctrices sur l'une des deux puissances peuvent être bénéfiques pour le maintien de la stabilité. Le choix de ces organes peut non seulement améliorer le comportement statique mais avoir une action importante sur le comportement transitoire de la machine.

II.2.3.1 Régulation de tension

Le régulateur de tension a une influence directe sur la puissance électrique développée par la machine. Au niveau des groupes de production, un régulateur primaire de tension agit sur la tension d'excitation commandant le courant rotorique de la machine de façon à asservir la tension statorique à une valeur de consigne fixée a priori. Ce réglage est rapide (temps de réponse inférieure à la seconde) et agit selon des critères locaux (grandeurs machines). Le signal d'erreur est amplifié pour fournir le signal de commande nécessaire au changement de la tension de l'excitatrice. Ce réglage rapide permet de contenir des variations aléatoires de la charge ou des changements de topologie. Le schéma bloc de ce régulateur est donné par la Figure II.1.

L'équation différentielle régissant la dynamique de la tension de l'excitatrice dans la zone linéaire a pour expression :

$$\frac{dE_{fd}}{dt} = \frac{1}{T_A} (-E_{fd} + E_{fd0} + (V_{ref} - V)) \quad (II.10)$$

Les seuils de surexcitation et de désexcitation sont pris en compte de la manière suivante :

$$E_{fd} = E_{fd \max} \quad \text{pour : } E_{fd} \geq E_{fd \max}$$

$$E_{fd} = E_{fd\min} \quad \text{pour : } E_{fd} \leq E_{fd\min}$$

où :

E_{fd0} : valeur initiale de la tension de l'excitatrice

K_A : gain statique

T_A : constante de temps du régulateur

V : module de la tension au stator

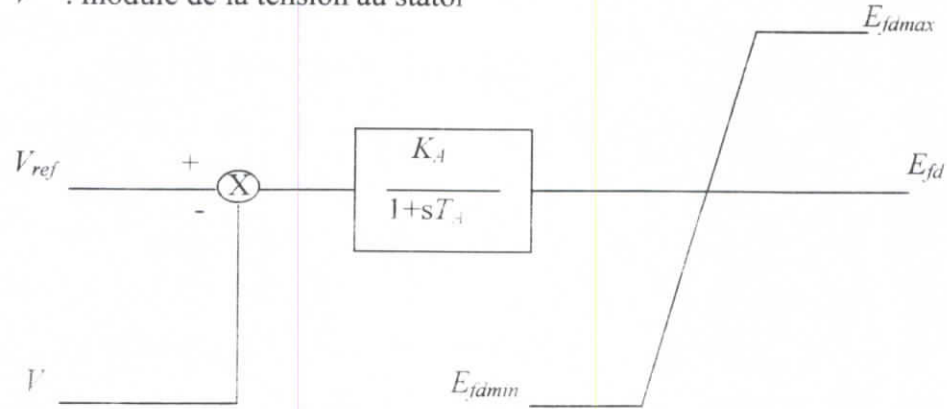


Figure II.1 Structure du régulateur de tension

II.2.3.2 Régulation de vitesse

La puissance mécanique développée par la turbine est essentiellement fonction de la puissance des soupapes d'admission. Le régulateur adopté est du type P.I.D. La commande de vitesse est effectuée par un ajustement de la puissance mécanique. A la suite d'une perturbation, la réserve de puissance permet d'assurer la correction de l'écart entre la fréquence de référence et la fréquence réelle. Le régulateur de vitesse des machines agit sur les organes d'admission du fluide moteur afin de rétablir l'équilibre. La fonction de transfert de ce régulateur s'exprime par :

$$\frac{\Delta P_m}{\Delta \omega} = -K_v \frac{1 + s\sigma}{1 + sT_v} \quad (\text{II.11})$$

avec :

σ : dosage accélérométrique

K_v : gain statique du régulateur

T_v : constante de temps

L'équation d'évolution de la puissance mécanique dans la zone linéaire s'écrit :

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{1}{T_v} (-P_m + P_{mref} - K_v (\omega + \sigma \frac{d\omega}{dt})) \quad (\text{II.12})$$

Les limites sur la puissance mécanique sont données par :

$$P_m = P_{m\max} \quad \text{pour : } P_m \geq P_{m\max}$$

$$P_m = P_{m\min} \quad \text{pour : } P_m \leq P_{m\min}$$

Dans l'analyse de la stabilité transitoire, nous opérons pour la représentation à deux axes qui tient compte de la variation de la f.e.m transitoire et permet la prise en compte des régulateurs de tension et de vitesse.

II.3 Modélisation du Réseau de Transport

Etant donné que notre intérêt se porte uniquement sur les défauts symétriques, le réseau de transport peut être représenté par un schéma unifilaire correspondant à la première phase et ne faisant figurer qu'un seul nœud par accès.

Les lignes de transmission permettent d'acheminer l'énergie électrique vers les centres de consommation. Elles sont représentées par un quadripôle symétrique donné par la Figure II.2a. De même pour les transformateurs qui sont schématisés par la Figure II.2b.

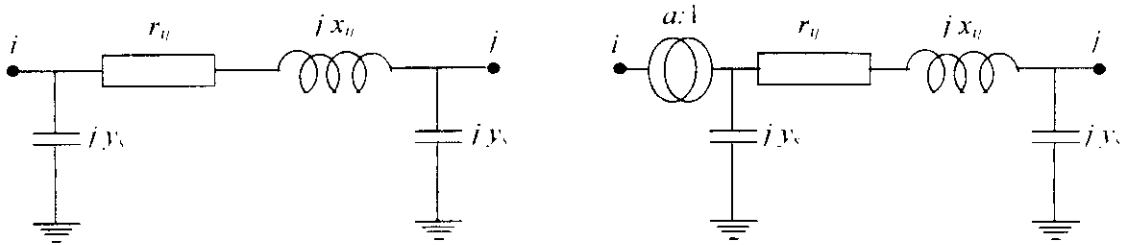


Figure II.2 Représentation des lignes et des transformateurs

Le système d'équations donnant la solution de l'écoulement de charge découplé rapide s'écrit comme suite :

$$\begin{bmatrix} \Delta P/V \\ \Delta Q/V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B' & 0 \\ 0 & B'' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (\text{II.13})$$

Les éléments utilisés pour former les matrices $[B']$ et $[B'']$ sont donnés par les Tableaux II.1 et II.2.

Tableau II.1 Expressions des lignes et transformateurs

	[B']		[B'']		
	Ligne	Transfo	Ligne	Transfo	
b_{ij}	$\frac{-x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2}$	$\frac{-x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2}$	$\frac{-x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2}$	$\frac{-x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} \frac{1}{t}$	
b_{ii}	$\frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2}$	$\frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2}$	$\frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} + y_s$	$\left(\frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} + y_s \right) \frac{1}{t}$	(a)
				$\frac{x_{ij}}{r_{ij}^2 + x_{ij}^2} + y_s$	(b)

(a) : si le régulateur est du côté i

(b) : si le régulateur est du côté j

Tableau II.2 Formation des matrices [B'] et [B'']

	[B']	[B'']
B_{ij}	b_{ij}	b_{ij}
B_{ij}	$\sum b_{ii}$ 10^{10} ($i = \text{référence}$)	$\sum b_{ii} + \sum y_s$ 10^{10} ($i = \text{référence ou PV}$)

Les nœuds de charge peuvent être éliminés en utilisant la réduction de Kron :

$$\begin{bmatrix} I_G \\ I_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_G & Y_{GL} \\ Y_{LG} & Y_L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_G \\ V_L \end{bmatrix} \tag{II.14}$$

L'indice "G" désigne les nœuds générateurs et "L" les nœuds de charge.

En distinguant les nœuds machine des nœuds internes, nous déduisons la relation matricielle suivante :

$$[I_G] = [Y_t][V_G] \tag{II.15}$$

avec :

$$[Y_t] = [Y_G] - [Y_{GL}][Y_{bb}]^{-1}[Y_{LG}]$$

On peut également écrire la relation (II.15) en fonction des forces électromotrices transitoires des machines en incluant dans la matrice $[Y_t]$ les réactances transitoires.

Nous obtenons l'expression suivante qui lie les courants injectés aux nœuds producteurs aux f.e.m transitoires des machines :

$$[I_R] = [Y_{tr}] [E'_R] \quad (II.16)$$

avec :

$[I_R]$: vecteur des courants injectés aux nœuds producteurs.

$[E'_R]$: vecteur des f.e.m transitoires des machines.

$[Y_{tr}]$: matrice admittance réduite aux nœuds générateurs

dont les éléments sont donnés par : $Y_{trij} = G_{ij} + j B_{ij} \quad i, j = 1, \dots, n$

G_{ij} et B_{ij} sont respectivement la conductance et la susceptance de transfert entre le nœud i et le nœud j

On obtient pour la $i^{\text{ème}}$ machine, dans un repère synchrone lié au mouvement de l'ensemble du système multimachine, l'expression des composantes directe et en quadrature du courant :

$$I_{di} = G_{ii} E_{di}' + B_{ii} E_{qi}' + \sum_{j=1}^n [E_{ij}' (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) + E_{ji}' (B_{ji} \cos \delta_{ji} - G_{ji} \sin \delta_{ji})] \quad (II.17)$$

$$I_{qi} = G_{ii} E_{qi}' - B_{ii} E_{di}' + \sum_{j=1}^n [E_{ij}' (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) - E_{ji}' (B_{ji} \cos \delta_{ji} - G_{ji} \sin \delta_{ji})]$$

Les composantes directe et en quadrature de la tension aux bornes de la machine sont :

$$\begin{aligned} V_{di} &= E_{di}' - X_{di}' I_{qi} \\ V_{qi} &= E_{qi}' + X_{di}' I_{di} \end{aligned} \quad (II.18)$$

Le module de la tension est alors :

$$V_i = \sqrt{V_{di}^2 + V_{qi}^2} \quad (II.19)$$

La puissance électrique développée par la machine s'écrit sous la forme :

$$\begin{aligned} P_{ei} &= G_{ii} (E_{di}'^2 + E_{qi}'^2) + \sum_{j=1}^n [(E_{di}' E_{dj}' + E_{qi}' E_{qj}') (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ &\quad + (E_{di}' E_{qj}' - E_{dj}' E_{qi}') (B_{ij} \cos \delta_{ij} - G_{ij} \sin \delta_{ij})] \end{aligned} \quad (II.20)$$

II.4 Réseau Neuronal à Apprentissage Supervisé

Ce mode correspond aux cas où on dispose de couples (stimuli-réponse). Le réseau de neurone doit prédire la réponse en fonction d'une entrée donnée. Les modèles les plus connus sont le Perceptron et le réseau multicouche formé par rétropropagation du gradient.

II.4.1 Modèle du Perceptron

Le Perceptron, schématisé dans la Figure II.3, était le premier modèle solide présenté par Rosenblat [60] en 1958 et ce fut la première tentative sérieuse pour simuler les réseaux de neurones.

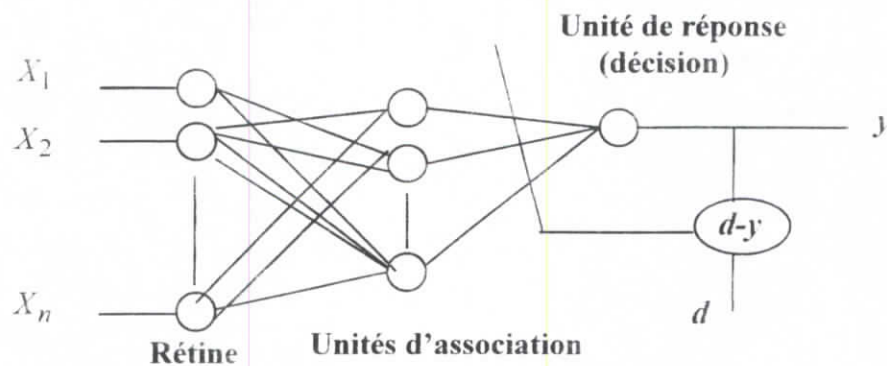


Figure II.3 Représentation d'un Perceptron

On affecte un poids à chaque connexion entre les cellules d'association et celles de décisions pour que le réseau puisse évoluer selon la règle de Hebb.

Les connexions entre la rétine et les cellules de décision sont unidirectionnelles (rétine-association), par contre celles entre les cellules de décision et d'association sont bidirectionnelles, ce qui permet un 'feed-back' de la sortie du neurone.

On commence par le calcul du potentiel à partir du produit scalaire entre le vecteur d'entrée et les poids, en y ajoutant le seuil, puis on applique une fonction de transfert non linéaire afin de pouvoir minimiser un terme d'erreur entre la sortie requise et la sortie calculée.

Limitation

L'algorithme du Perceptron est un modèle d'apprentissage de base limité à des problèmes admettant des solutions séparées linéairement (exemple : il est incapable de réaliser la fonction booléenne XOR).

Le principe des méthodes d'adaptation des poids présenté précédemment est basé sur un apprentissage supervisé; en d'autres termes, on connaît à chaque fois la sortie désirée. mais si l'on introduit une couche supplémentaire entre la couche d'entrée et celle de sortie, comment évaluer l'impact de la modification d'un poids de la 1^{ère} couche sur la réponse finale ? Ceci étant un cas particulier du « Credit assignment problem » et qui dans le cas des réseaux multicouches s'énonce comme suit :

Comment répercuter sur chacune des connexions le signal d'erreur qui n'a été mesuré que sur la couche de sortie après avoir passer plusieurs étapes non linéaires ?

Ce problème a été rapidement identifié et a donné lieu à plusieurs solutions partielles qui n'étaient pas satisfaisantes jusqu'à la mise au point de l'algorithme de la rétropropagation du gradient en 1980.

II.4.2 Modèle de Rétropropagation

Cet algorithme n'est autre qu'une généralisation de la règle de Windrow-Hoff [73]. il a été mis au point simultanément par deux équipes indépendantes, l'une en France sous le parrainage des chercheurs Fogelman, Soulie Gallinari et Le Cun; l'autre aux Etats Unis par Rumelhart, Hinton et Williams. Il se base essentiellement sur :

- Le remplacement de la fonction seuil par une fonction dérivable.
- L'idée que puisqu'on peut propager un signal de l'entrée vers la sortie à travers les couches du réseau, on peut aussi rétropropager l'erreur commise en sortie vers les autres couches.

Le principe de cette méthode réside dans la possibilité de donner un objectif aux neurones de la couche interne (cachée) et par conséquent, une mesure de la variation des poids à appliquer pour la satisfaire.

Un neurone de la couche cachée peut voir l'erreur calculée en sortie à travers les poids qui le relie à la sortie, l'algorithme (Figure II.4) pourra ainsi moduler les poids qui arrivent sur un neurone afin de réduire sa participation à l'erreur calculée en sortie du réseau.

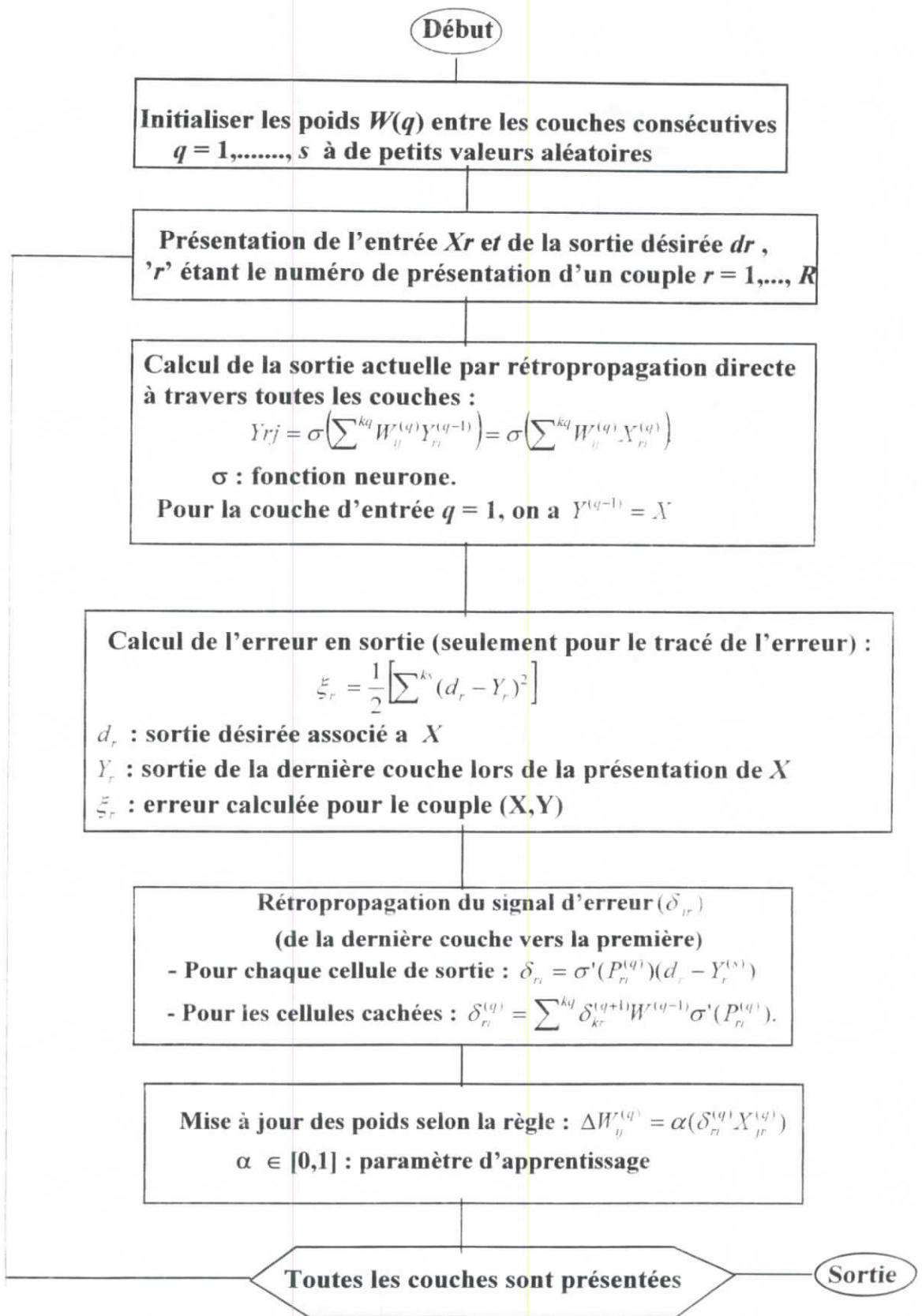


Figure II.4 Organigramme de la rétropropagation du gradient

Limitations

- Complexité de l'emploi.
- Indétermination du nombre optimal d'éléments dans chaque couche en fonction du problème à traiter.
- Vitesse de convergence très lente. elle dépend de la taille de la base d'apprentissage ainsi que des paramètres du réseau.
- La convergence vers le minimum global n'est pas garantie.
- Inexistence de résultat liant la complexité du problème au temps d'apprentissage nécessaire [74].

II.4.3 Réseau Projeté à Interconnexions Stochastiques

Le modèle du réseau neuronal PNSI (Projection Network with Stochastic Interconnects) a été élaboré par R. J. Marks et al. dans [75]. La Figure II.5 représente la topologie de ce réseau. Elle se distingue par rapport aux méthodes de rétropropagation par l'écriture matricielle de sa fonction d'activation et sa règle d'apprentissage

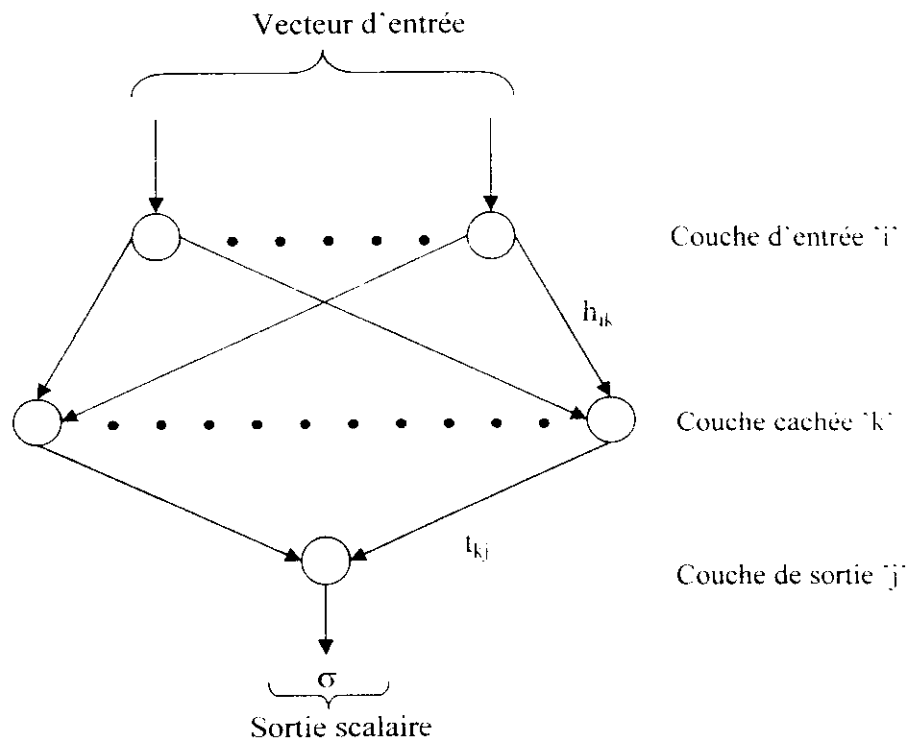


Figure II.5 Structure du modèle PNSI

La caractéristique principale de ce réseau neuronal réside dans sa capacité de stockage extensible. Cette dernière étant définie par le nombre maximum des couples stimulus-réponse qui sont utilisés dans la phase d'apprentissage avant que les poids synaptiques ne soient complètement identifiés.

Parmi plusieurs fonctions non linéaires testées comme fonction d'activation du réseau PNSI, la fonction sigmoïde a donné les résultats les plus probants.

La fonction d'activation sigmoïde s'écrit, sous forme matricielle, comme suite :

$$H = (U + \exp(-W S))^{-1} \quad (\text{II.21})$$

avec : U désignant la matrice unité et W est la matrice des poids à distribution uniforme et aléatoire dans l'intervalle $[-0.5, 0.5]$.

Le vecteur S est composé des points de fonctionnement utilisés pendant la phase d'apprentissage pour reconnaître les états sûrs et non sûrs.

La règle d'apprentissage est donnée par l'équation suivante :

$$T = R [H^T H]^{-1} H^T \quad (\text{II.22})$$

où : R est le vecteur réponse, et H est la matrice fonction d'activation.

Avantages

- Temps d'apprentissage très réduit car l'ensemble des données n'est présenté qu'une seule fois.
- Implantation plus aisée par rapport aux autres méthodes de rétropropagation (ex. la règle Delta) où il est nécessaire de définir plusieurs paramètres qui affectent la convergence de l'algorithme et par la suite les résultats obtenus.

Limitations

- Instabilité pour les grandes bases de données. Dans le cas des grands réseaux d'énergie électrique, une instabilité a été souvent constatée. Les résultats sont moins précis que ceux obtenus avec la règle Delta.
- L'erreur de classification est plus importante au niveau des contours de sécurité lorsque ces derniers ne sont pas réguliers (comportant plusieurs points d'inflexion).

II.5 Réseau à Apprentissage non Supervisé

II.5.1 Modèle de Kohonen

Une observation biologique a permis de constater que certains neurones ont un rôle spécifique et que les neurones voisins réagissent à des entrées qui se ressemblent. On aurait donc une sorte d'organisation interne (Self-Organization) en réponse aux différents signaux externes. Basé sur ce principe, le finlandais Teuvo Kohonen, a proposé un modèle connu sous le nom de cartes topologiques. Ce modèle est constitué de deux couches: une d'entrée et une de sortie à deux dimensions. La couche d'entrée a pour rôle de coder l'ensemble des variables décrivant les données, la couche de sortie est constituée d'unités qui représenteront, après apprentissage, les différentes classes mises en évidence. La Figure II.6 illustre la structure du modèle de Kohonen.

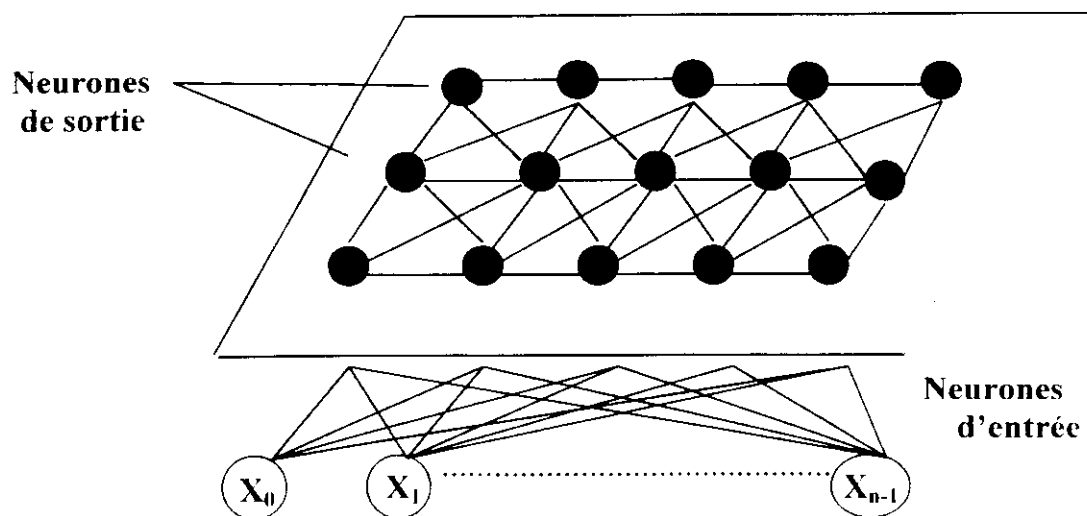


Figure II.6 Structure du modèle de Kohonen

La distance euclidienne entre l'entrée et tous les neurones de sortie est calculée après initialisation des poids des connexions entre les entrées et les sorties par de petites valeurs aléatoires. Le neurone dont la distance est minimale est sélectionné, puis ces poids sont modifiés ainsi que ceux de son voisinage. Cette modification des poids augmente la sensibilité des neurones d'entrée. La loi d'évolution du facteur d'apprentissage spatio-temporel $\alpha(t)$ est fonction du degré de proximité du neurone à corriger par rapport au neurone le plus excité (espace) [76], ainsi que de l'itération en cours (temps) tel que le montre l'organigramme de la Figure II.7. Théoriquement, pour la dimension spatiale, cette loi est du type "chapeau mexicain" (Figure II.8), avec un effet pénalisant pour certaines unités, mais en général, on a recours à une loi exponentielle schématisée dans la Figure II.9.

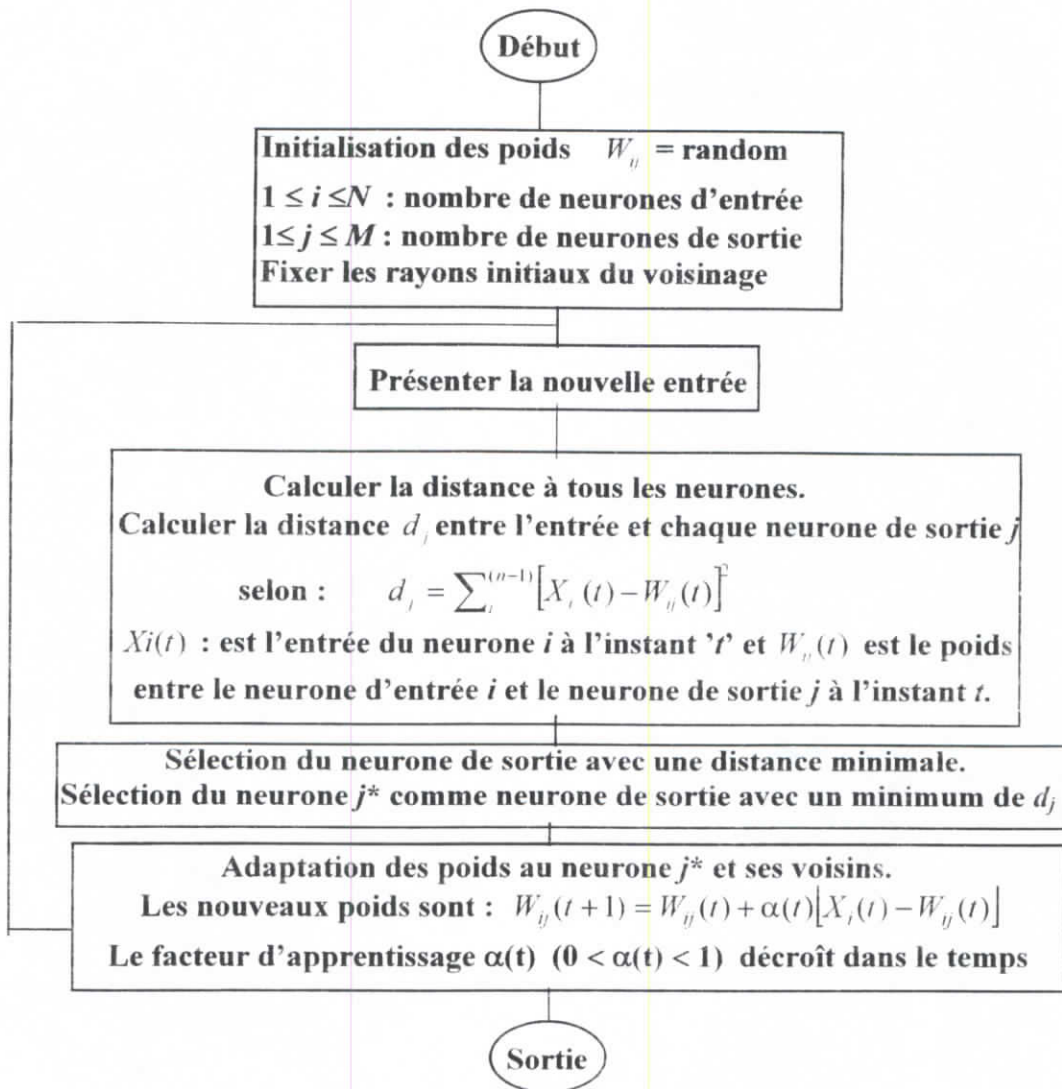


Figure II.7 Organigramme de la méthode de Kohonen

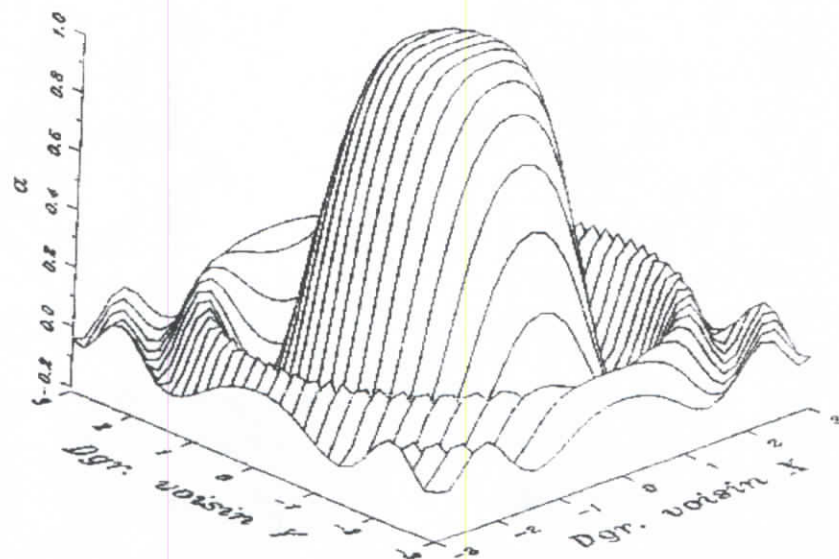


Figure II.8 Facteur d'apprentissage suivant la loi du chapeau mexicain

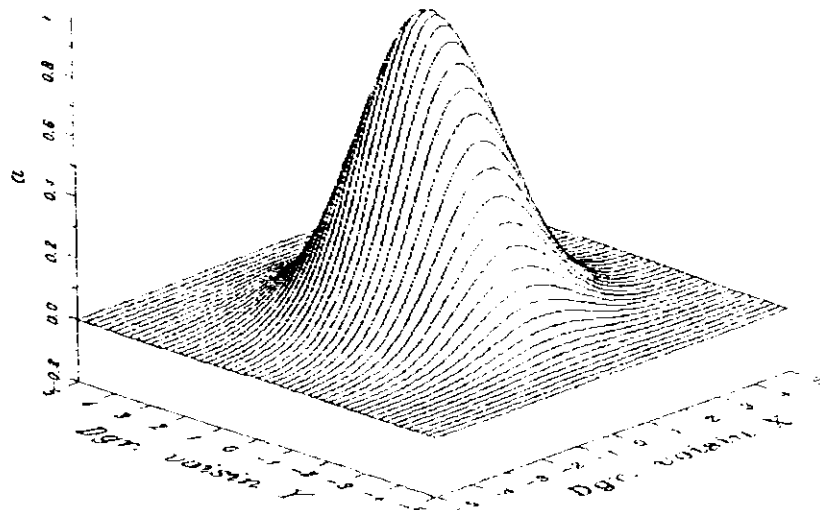


Figure II.9 Facteur d'apprentissage suivant la loi exponentielle

Remarque

Les poids sont adaptés pour le neurone excité N_h et tous les neurones du voisinage définis par N_{h1} , N_{h2} , N_{h3} (respectivement : voisinage de premier, second et troisième degré), tel qu'il est présenté sur la Figure II.10 représentant une carte topologique contenant 49 neurones. Un neurone dans ce réseau carré possède 4 directions de voisins de premier ordre, excepté pour les neurones situés en bordure de la carte. Le nombre de neurones ne dépend ni de la dimension du vecteur d'entrée ni de la taille du vecteur d'apprentissage. Cependant, un nombre réduit de neurones peut uniquement former un nombre limité de classes (grossièrement) discriminées, représentant un large échantillon de vecteurs d'entraînement.

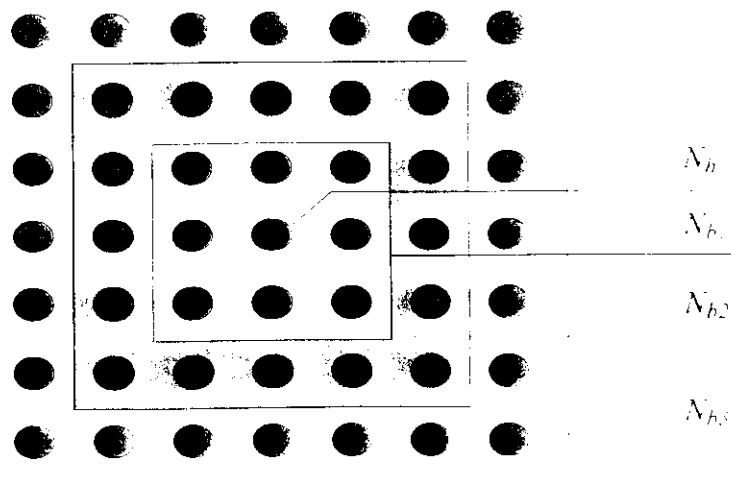


Figure II.10 Carte topologique

II.5.2 Carte Auto-Organisatrice Hiérarchisée Croissante

Le choix de la technique de classification est dictée par le manque d'information sur problème à traiter. Néanmoins, les cartes auto-organisatrices de Kohonen exigent une connaissance préalable du problème pour décider des dimensions de la mémoire [77]. Afin de palier cet inconvénient, La carte hiérarchisée croissante à dimension adaptative (GHSOM : Growing Hierarchical Self-Organizing Map) a été proposée [78].

La GHSOM possède une structure hiérarchisée constituée de plusieurs couches, dont chacune est composée de plusieurs cartes auto-organisatrices indépendantes et croissantes. Une représentation graphique de la GHSOM est donnée par la Figure II.11. La carte de la couche 1 constituée de (3 x 2) unités fournissant une organisation assez grossière des principales classes du vecteur de caractéristiques. Les six cartes indépendantes de la deuxième couche présentent une classification plus détaillée des données. Les entrées d'une couche appartiennent à l'ensemble de données classées dans l'unité correspondante de la couche supérieure. Pour le control du processus de croissance, deux indicateurs de peuvent être utilisés pour évaluer à chaque étape de la construction les performances du réseau, soit l'erreur quadratique moyenne (mqe) d'une unité ou la valeur absolue de l'erreur quadratique (qe).

L'indicateur mqe d'une unité i est calculé d'après l'expression (II.23) comme étant la moyenne de la distance euclidienne entre son vecteur model m_i et les n_C vecteurs d'entrée x_j appartenant à l'ensemble des vecteurs d'entrée C_i classés dans l'unité i .

$$mqe_i = \frac{1}{n_C} \sum_{x_j \in C_i} \|m_i - x_j\| \quad n_C = |C_i|, C_i \neq \phi \quad (\text{II.23})$$

Dans ce travail, l'erreur quadratique (qe) est utilisée au lieu de mqe car elle permet de donner plus d'espace pour des échantillons plus denses du vecteur d'entrée :

$$qe_i = \sum_{x_j \in C_i} \|m_i - x_j\| \quad n_C = |C_i|, C_i \neq \phi \quad (\text{II.24})$$

Le point de départ du processus d'entraînement de la GHSOM est le calcul de qe_0 de l'unité constituant la couche 0 en utilisant l'expression (II.25). On désignera par n_I le nombre de tous les vecteurs d'entrée x de l'ensemble des données I et m_0 la moyenne des vecteurs d'entrée.

$$qe_0 = \frac{1}{n_I} \sum_{x \in I} \|m_0 - x\| \quad n_I = |I| \quad (\text{II.25})$$

La qualité minimale de représentation de chaque unité est définie par le taux de reconnaissance τ_2 , de qe_0 pour satisfaire le critère d'arrêt global:

$$qe_i < \tau_2 \cdot qe_0 \tag{II.26}$$

Pour toutes les unités ne satisfaisant pas cette condition, une représentation plus détaillée des données est exigée, entraînant ainsi l'ajout d'autre unités afin d'affiner la représentation des états d'entrée en augmentant la dimension spatiale de la carte.

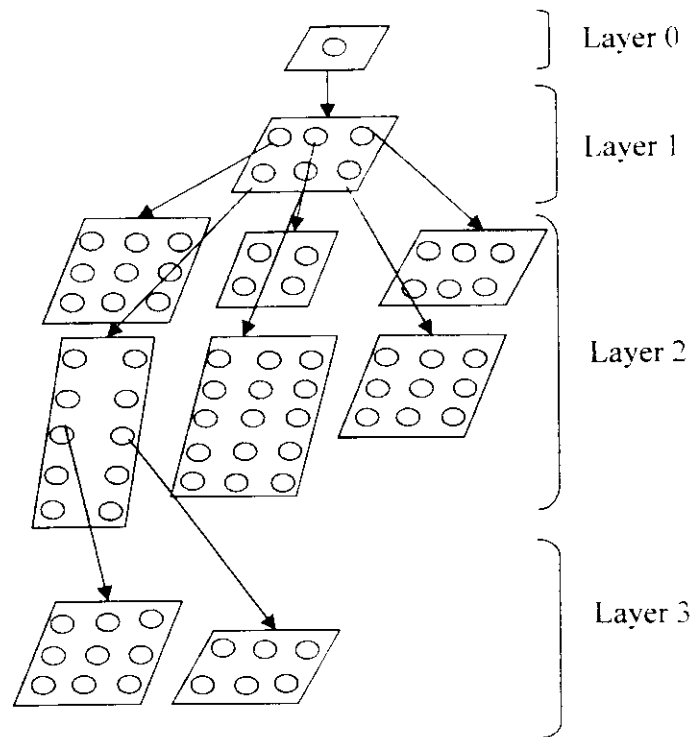


Figure II.11 représentation graphique de la GHSOM

Le processus de croissance de la carte auto-organisatrice peut être décrite comme suite : soit C_i l'ensemble des vecteurs d'entrée x_j classés dans l'unité i , et m_i le vecteur model de l'unité i . L'unité d'erreur e est déterminée comme étant celle qui possède l'erreur quadratique qe définie par :

$$e = \arg \max_i \left(\sum_{x_j \in C_i} \|m_i - x_j\|^2 \right) \quad n_{C_i} = |C_i|, C_i \neq \phi \tag{II.27}$$

Après la sélection de l'unité e , l'expression suivante permet de déterminer l'unité voisine d la plus distincte de e :

$$d = \arg \max_i \left(\|m_i - x_j\| \right) \quad m_i \in N_e \quad (\text{II.28})$$

avec : N_e désignant l'ensemble des unités voisines de e .

Une ligne ou une colonne d'unités est insérée entre d et e . Plus le nombre d'unités ajoutées à la carte auto-organisatrice augmente, leurs indicateurs de performance qes diminuent. La phase d'apprentissage va continuer jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit satisfait pour toutes les unités.

Le processus de croissance va se poursuivre jusqu'à ce que l'erreur qe de chaque carte notée QE_m atteigne une certaine proportion τ_l de qe_u correspondant à l'unité u de la couche supérieure :

$$QE_m < \tau_l \cdot qe_u \quad (\text{II.29})$$

II.6 Contraintes d'exploitation des Réseaux de Neurones

Le nombre limité de réalisations des phénomènes à modéliser peut entraîner deux types d'erreurs lors de la formation d'un réseau de neurones :

- Une erreur d'échantillonnage.
- Une erreur de dimensionnement.

II.6.1 Erreur d'échantillonnage

Afin que le réseau de neurones soit correctement formé, il est important d'avoir un ensemble d'apprentissage représentatif des états du système à modéliser. De plus lors de l'apprentissage, il est important de présenter les exemples de manière aléatoire afin d'éviter le phénomène de « parcoeurisme » localisé sur des entrées semblables successives.

Le nombre d'exemples doit être supérieur au nombre de degré de liberté maximal du réseau défini par : $q(p+r+1)+r$ tel que : p, q, r désignent respectivement les unités d'entrée, cachée et de sortie.

II.6.2 Erreur de dimensionnement

Cette erreur survient suite à un mauvais choix des paramètres du réseau de neurones. Les imprécisions de mesure commises en observant x et y contribuent

uniquement à augmenter la variance des exemples observés, mais n'introduisent pas de biais important dans le dimensionnement du réseau de neurones [76].

Il est impératif de tenir compte du taux d'erreur calculé sur un ensemble d'apprentissage, ainsi que sur l'ensemble de généralisation pour conclure quand aux dimensions finales du réseau de neurones.

L'un des grands handicaps des réseaux de neurones tient en leurs incapacités à expliquer les résultats qu'ils fournissent, les réseaux se présentent comme des boîtes noires dont les règles de fonctionnement sont inconnues. La qualité de leurs performances ne peut être mesurée que par des méthodes statistiques, ce qui diminue l'impact de leur efficacité aux yeux des utilisateurs potentiels.

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé les problèmes liés à la modélisation des réseaux d'énergie électrique. Des modèles permettant d'étudier le comportement dynamique et transitoire des machines sont développés. L'intérêt que présente l'emploi des systèmes de réglage automatique associés aux groupes de production est mis en exergue. Une modélisation du réseau de transport est détaillée pour compléter les équations d'état du système multimachine.

Les avantages appréciables caractérisant les réseaux de neurones (rapidité, robustesse, adaptabilité...etc), ont incité les scientifiques à une large exploitation. En effet, plus d'une centaine de modèles de réseaux de neurone ont été élaborés.

Le choix du type de réseau ainsi que son genre d'implantation se base sur :

- La nature de l'application :
- La nature des données et
- Les considérations sur les performances désirées.

Parmi les différents modèles de réseaux de neurones, notre choix sera porté sur la carte topologique auto-organisatrice de Kohonen. Ce modèle permet un gain de temps considérable eu égard au temps nécessaire pour sa stabilisation et l'absence de sélection de contingences indispensable pour l'évaluation de la sécurité des réseaux électriques.

Après sa stabilisation, le réseau neuronal est caractérisé par une capacité de généralisation satisfaisante et des résultats probants quand à la classification des entrées qui lui seront présentées. Toutefois plusieurs améliorations dans sa structure peuvent

lui être apportées. Ceci a été le cas avec la carte hiérarchisée croissante à dimension adaptative (GHSOM) qui permet de palier au problème de dimensionnement préalable de la mémoire exigé dans les réseaux de Kohonen. Un autre avantage et non des moindres étant la classification hiérarchique des entrées du système. Dans les chapitres qui suivent, nous tenterons d'appliquer ce modèle à l'évaluation de la sécurité statique, dynamique et transitoire des réseaux électriques. De nouvelles architectures associant cette carte avec des réseaux à apprentissage supervisé (PNSI et Delta) sont proposées dans cette étude, afin d'augmenter leurs capacités de reconnaissance fiable des états de fonctionnement des réseaux électriques.

CHAPITRE 3^{ème}

EVALUATION DE LA SECURITE STATIQUE

III.1 Introduction

Confrontés aux perturbations qui affectent la marche des réseaux, aux aléas sur la demande, aux indisponibilités fortuites des installations, les responsables de la conduite ont la charge de réduire au minimum la probabilité d'apparition des situations anormales ou critiques et de rétablir un état de fonctionnement sain .

Etant donné, qu'il n'existe pratiquement pas de base de données réelle contenant l'ensemble des variables d'état et de contrôle d'un réseau électrique. Il est donc nécessaire de développer un modèle de calcul d'écoulement de charge, pour déterminer l'état de stabilisation du réseau électrique lors de toute perte d'ouvrage de transport ou de production. La procédure la plus simple pour évaluer la sécurité statique d'un réseau de transport d'énergie électrique consiste à réaliser séquentiellement un calcul de répartition de charges en actif-réactif sur le système complet. Une telle procédure s'avère de plus en plus lourde dans un environnement temps réel, alors que s'accroissent la taille des réseaux et le nombre de situations à surveiller. Des méthodes de calcul rapides ont été élaborées telles que le lemme d'inversion de matrice et la méthode d'écoulement de puissance découplé rapide (Fast Decoupled Load Flow: FDLF) de Stott-Alsac [79].

Ces méthodes manquent de réalisme car d'une part, elles se basent sur l'existence d'un générateur balancier et d'autre part négligent le comportement dynamique des charges. L'idée de combler ces lacunes a été introduite en premier avec la méthode de Newton-

Raphson (NRLF) [80] et une seconde fois avec l'écoulement découplé rapide (FDLF) sans inclure le modèle de charge [81]. Une autre méthode consiste à réaliser le calcul de répartition de charges uniquement pour les cas pouvant réellement causer des dépassements de limites. Cette approche dite «technique de sélection des contingences», a pour but d'estimer à l'avance quelles contingences sont potentiellement dangereuses [82, 83]. Ces méthodes restent toutefois limitées pour une exploitation généralisée à tous les types de réseaux, ce qui encouragea les chercheurs à s'orienter vers l'application des techniques modernes se basant sur l'application des réseaux de neurones artificiels à l'évaluation de la sécurité en temps réel [84, 85].

Le but de notre travail consiste à développer un algorithme de calcul d'écoulement de puissance complet et réaliste se basant sur la distribution du surplus de puissance sur tous les nœuds générateurs du réseau et tenant compte du comportement dynamique des charges en fonction de la tension et de la fréquence. Ceci constitue une base de données fiable pour l'élaboration du réseau de neurones artificiels. Notre choix ayant porté sur la carte topologique auto-organisatrice de Kohonen dont la première application pour les réseaux électriques concernait la prévision de charge [86]. La classification des états de fonctionnement du réseau électrique a été effectuée pour deux vecteurs caractéristiques d'état dont l'un est défini suivant une heuristique statistique en fonction des plans de charge variant en surface.

III.2 Modèle de Charge

Le modèle de charge choisi devra être aussi réel que possible, c'est-à-dire qu'il devra tenir compte :

- du modèle des lignes en fonction de leur longueur.
- de la présence de régulateurs en charge des transformateurs.
- de la dépendance des charges vis-à-vis de la tension et de la fréquence.
- des limites de régulation de la tension de sortie des groupes.
- de la présence de régulateurs au niveau de chaque groupe couplé au réseau, afin de compenser selon son statisme tout excès ou déficit de production vis-à-vis de la charge (pertes incluses).

L'état du réseau perturbé est analysé, après l'action des régulateurs primaires (vitesse) et avant le réglage secondaire (fréquence) des groupes et l'action des régulateurs en charge des transformateurs.

Ceci amène à considérer l'écart de fréquence (Δw), qui apparaît pendant un certain temps après une perturbation, et à modéliser les charges aussi bien en fonction de la tension que de la fréquence.

Les modèles de charges adoptés [87] sont des modèles exponentiels de la forme :

$$\begin{aligned} Pd &= P_0 V^{n_p} [1 + k_{pf}(f - f_0)] \\ Qd &= Q_0 V^{n_q} [1 + k_{qf}(f - f_0)] \end{aligned} \quad (\text{III.1})$$

avec les tensions exprimées en p.u. P_0 et Q_0 désignent les puissances nominales.

Les plages de variation des paramètres sont en générale définis comme suite : n_p entre 0 et 2 ; n_q entre 0 et 3 ; k_{pf} entre 0 et 5 et k_{qf} entre -2 et 4.

En cas d'absence d'information sur la composition des charges, il est convenu dans l'état de l'art [87] de prendre la représentation à courant constant pour la puissance active ($n_p = 1$) et impédance constante pour la puissance réactive ($n_q = 2$).

La fréquence de la tension en chaque nœud n'est pas une variable inhérente dans l'analyse du réseau en fréquence fondamentale. Cependant, elle peut être calculée en prenant la dérivée numérique de la phase correspondant à la tension nodale.

III.3 Ecoulement de Charge Découplé Rapide

III.3.1 Facteurs de Participation

Le facteur « x_i » traduit la participation de chaque alternateur (ou centrale) dans la prise en charge des variations de puissance lors d'une quelconque perturbation.

$$x_i = \Delta P_i / \Delta P \quad (\text{III.2})$$

où : ΔP_i est la part de production du groupe i .

ΔP est l'écart de puissance production - charge dans le réseau ($\Delta P = \sum_{i=1}^m \Delta P_i$).

$$\text{On a:} \quad \sum_{i=1}^m x_i = 1 \quad (\text{III.3})$$

avec m : le nombre d'alternateurs du système.

Le facteur de participation x_i est fonction du statisme du régulateur primaire du groupe considéré, l'expression du statisme étant définie par:

$$\sigma_i = \frac{\Delta f / f_0}{\Delta P_i \cdot P m_i} \quad (\text{III.4})$$

- où : Δf : variation de la fréquence vis-à-vis de sa valeur initiale.
 f_0 : fréquence nominale du réseau.
 Pm_i : puissance maximale du groupe i .

Il en découle de l'expression précédente :

$$\Delta P_i = \left(\frac{\Delta f}{f_0} \right) \left(\frac{Pm_i}{\sigma_i} \right) \quad (\text{III.5})$$

En sommant sur l'ensemble des noeuds générateurs, on obtient :

$$\Delta P = \left(\frac{\Delta f}{f_0} \right) \sum_{k=1}^m \frac{Pm_k}{\sigma_k} \quad (\text{III.6})$$

D'où, l'expression du facteur de participation :

$$x_i = \frac{\frac{Pm_i}{\sigma_i}}{\sum_{k=1}^m \frac{Pm_k}{\sigma_k}} \quad (\text{III.7})$$

III.3.2 Modification de l'écoulement de Charge Standard

Toute perturbation survenue dans le réseau provoque une différence entre la production et la consommation de puissance. Cet écart de puissance appelé puissance d'accélération ou de décélération suivant qu'elle soit positive ou négative, s'exprime comme suit :

$$P_a = \sum_{k=1}^m Pg_k - \sum_{k=1}^n Pd_k - P_L \quad (\text{III.8})$$

- où : Pg_i : la puissance générée au noeud i .
 Pd_i : la puissance demandée au noeud i .
 P_L : les pertes totales du réseau.
 m : le nombre de noeuds générateurs.
 n : le nombre de noeuds dans le réseau.

La puissance active injectée dans chaque noeud est:

$$PI_i = Pg_i - Pd_i - x_i P_a \quad (\text{III.9})$$

En combinant les deux expressions (III.8) et (III.9), on obtient :

$$PI_i = Pg_i - Pd_i - x_i \left(\sum_{k=1}^m Pg_k - \sum_{k=1}^n Pd_k - P_L \right) \quad (\text{III.10})$$

D'autre part, la circulation de puissance active vers le noeud i est :

$$PI_i = V_i \sum_{k=1}^n V_k (G_{ik} \cos \delta_{ik} + B_{ik} \sin \delta_{ik}) \quad (\text{III.11})$$

où : $G_{ik} + j B_{ik}$: élément i de la matrice admittance du réseau.

V_i, δ_i : module et angle de la tension au noeud i .

De même, la puissance réactive injectée au niveau de chaque noeud i est :

$$QI_i = Qg_i - Qd_i + 0 \quad (\text{III.12})$$

La puissance d'accélération ou de décélération est purement active et la puissance réactive circulant vers le noeud i est donnée par :

$$QI_i = V_i \sum_{k=1}^n V_k (G_{ik} \sin \delta_{ik} - B_{ik} \cos \delta_{ik}) \quad (\text{III.13})$$

En identifiant les équations (III.10), (III.11), (III.12) et (III.13) on obtient :

$$Pg_i - Pd_i - x_i \left(\sum_{k=1}^m Pd_k - \sum_{k=1}^n Pd_k - P_L \right) - V_i \sum_{k=1}^n V_k (G_{ik} \cos \delta_{ik} + B_{ik} \sin \delta_{ik}) = 0 \quad (\text{III.14})$$

$$Qg_i - Qd_i - V_i \sum_{k=1}^n V_k (G_{ik} \sin \delta_{ik} - B_{ik} \cos \delta_{ik}) = 0 \quad (\text{III.15})$$

Le réseau étant composé de n noeuds, on obtient $(2n-1)$ équations. En choisissant un noeud de référence pour lequel on pose $\Delta\delta = 0$, on élimine une équation.

Le but étant de trouver V et δ , il suffit pour cela de résoudre le système formé par les $(2n-1)$ équations précédentes suivant l'algorithme découpé [79]. Ce système a pour forme générale :

$$\begin{aligned} \Delta PI / V &= [B'] [\Delta\delta] \\ \Delta QI / V &= [B''] [\Delta V] \end{aligned} \quad (\text{III.16})$$

III.3.3 Nouveaux Bilans de Puissance

Soit (*) la notation de toute solution. Les nouveaux bilans de puissances nodaux peuvent être écrits comme suit :

$$\Delta Px_i = \left(Pg_i - Pd_i - x_i \left(\sum_{k=1}^n Pg_k - \sum_{k=1}^n Pd_k - P_L \right) - PI_i \right) - \left(Pg_i^* - Pd_i^* - x_i \left(\sum_{k=1}^n Pg_k^* - \sum_{k=1}^n Pd_k^* - P_L^* \right) - PI_i^* \right) \quad (\text{III.17})$$

Etant donné que :

$Pg_i = Pg_i^*$ et $Pd_i \neq Pd_i^*$ (à cause de la dépendance de la charge avec la tension et la fréquence), on a :

$$\Delta Px_i = \Delta PI_i - x_i \Delta P_L + \Delta Pd_i - x_i \sum_{k=1}^n \Delta Pd_k \quad (\text{III.18})$$

De même pour le côté réactif, on obtient :

$$\Delta Qx_i = \Delta QI_i + \Delta Qd_i \quad (\text{III.19})$$

De plus, dans l'équation (III.17), l'expression à variables étoilées est nulle car elle vérifie l'équation (III.14), ce qui donne le système suivant :

$$\Delta Px_i = Pg_i - Pd_i - x_i \left(\sum_{k=1}^m Pg_k - \sum_{k=1}^n Pd_k - PI \right) - PI_i \quad (\text{III.20})$$

$$\Delta Qx_i = Qg_i - Qd_i - QI_i \quad (\text{III.21})$$

Les expressions (III.18) et (III.20) permettent de résoudre le système.

L'équation (III.18) permettra d'exprimer ΔP_L tandis que l'équation (III.20) sera utilisée pour le calcul de ΔPx_i à chaque itération. L'équation (III.21) calculera ΔQx_i à chaque itération.

En outre, on a :

$$\begin{aligned} \Delta Pd_i &= \frac{\partial Pd_i}{\partial V_i} \Delta V + \frac{\partial Pd_i}{\partial f_i} \Delta f \\ \Delta Qd_i &= \frac{\partial Qd_i}{\partial V_i} \Delta V + \frac{\partial Qd_i}{\partial f_i} \Delta f \end{aligned} \quad (\text{III.22})$$

En adoptant le modèle exponentiel de l'équation (III.1) pour la modélisation des charges, l'équation (III.22) permet d'avoir :

$$\begin{aligned} \Delta Pd_i &= n_p P_0 V^{np-1} [1 + k_{pf} (f - f_0)] \Delta V + k_{pf} P_0 V^{np} \Delta f \\ \Delta Qd_i &= n_q Q_0 V^{nq-1} [1 + k_{qf} (f - f_0)] \Delta V + k_{qf} Q_0 V^{nq} \Delta f \end{aligned} \quad (\text{III.23})$$

En modélisant les charges comme charges passives à impédance constante on a :

$n_p = n_q = 2$ et $k_{pf} = k_{qf} = 0$. Donc :

$$\begin{aligned}\Delta P d_i &= 2V P_0 \Delta V \\ \Delta Q d_i &= 2V Q_0 \Delta V\end{aligned}\tag{III.24}$$

En sommant l'équation (III.18) pour tous les noeuds du réseau on obtient :

$$\sum_{k=1}^n \frac{\Delta P x_k}{V_k} = \sum_{k=1}^n \frac{\Delta P I_k}{V_k} - \sum_{k=1}^n \frac{x_k}{V_k} \Delta P_L + \sum_{k=1}^n \frac{\Delta P d_k}{V_k} - \sum_{k=1}^n \frac{x_k}{V_k} \left(\sum_{k=1}^n \Delta P d_k \right)\tag{III.25}$$

Par ailleurs, on a :

$$\sum_{k=1}^n \frac{\Delta P I_k}{V_k} = 0$$

En considérant le système (III.25) et l'équation (III.3), on peut établir l'expression de ΔP_L comme suit :

$$\Delta P_L = \frac{1}{\sum_{k=1}^n \frac{x_k}{V_k}} \left(- \sum_{k=1}^n \frac{\Delta P x_k}{V_k} + \sum_{k=1}^n \frac{\Delta P d_k}{V_k} - \sum_{k=1}^n \frac{x_k}{V_k} \left(\sum_{k=1}^n \Delta P d_k \right) \right)\tag{III.26}$$

Le total des pertes sera donc calculé d'après :

$$P_L^{new} = P_L^{old} + \Delta P_L\tag{III.27}$$

III.3.4 Formation de l'algorithme

Comme pour l'écoulement de charge découplé rapide classique, en utilisant l'équation (III.16), on obtient l'expression suivante ($\delta_i = 0$):

$$[B^i][\Delta \delta] = \left[\frac{\Delta P x}{V} \right] + \left[\frac{x}{V} \right] \Delta P_L - \left[\frac{\Delta P d}{V} \right] + \left[\frac{x}{V} \right] \left(\sum_{k=1}^n \Delta P d_k \right) \quad i = 2 \dots n\tag{III.28}$$

De même, pour l'écoulement réactif, on obtient ($i \neq i_{pv}$):

$$[B^{ii}][\Delta V] = \left[\frac{\Delta Q x}{V} \right] - \left[\frac{\Delta Q d}{V} \right]\tag{III.29}$$

Le procédé itératif permet ainsi d'obtenir l'incrément de l'angle et de la tension comme suit :

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} V^{new} \\ \delta^{new} \\ f^{new} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} V^{old} \\ \delta^{old} \\ f^{old} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta V \\ \Delta \delta \\ \Delta f \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{III.30}$$

III.4 Performances du Modèle

Le modèle d'écoulement de charge dynamique découplé rapide (DFDLF) est adopté pour son réalisme puisqu'il prend en considération la participation de chaque générateur dans la satisfaction de la demande en cas de surcharge. Afin de mettre en évidence les performances de ce modèle, il est comparé à l'écoulement de charge découplé rapide standard dont il est inspiré et de l'écoulement de charge de Newton-Raphson sur les réseaux standards IEEE 14 et IEEE 30 noeuds. Les charges sont considérées passives à impédance constante et sont ainsi modélisées en prenant : ($n_p = n_q = 2$ et $k_{pf} = k_{qf} = 2$). Pour les trois écoulements de charge, le programme informatique est effectué sur un PC de type PIV Intel avec le logiciel MATLAB (Version 6.5).

Les différents résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux III.1 et III.2, en considérant le nœud "Bus1" comme nœud de référence pour les deux types de charges.

Tableau III.1 Performances de calcul pour les charges non modélisées

Type d'écoulement	Nombre d'itérations		Temps CPU (s)	
	IEEE14	IEEE30	IEEE14	IEEE30
NRLF	3	3	1.36	7.09
FDLF (BX)	3	2	0.78	2.55
DFDLF(BX)	1	1	0.65	3.79

Tableau III.2 Performances de calcul pour les charges modélisées

Type d'écoulement	Nombre d'itérations		Temps CPU (s)	
	IEEE14	IEEE30	IEEE14	IEEE30
NRLF	4	4	1.80	9.48
FDLF (BX)	5	3	1.28	3.80
DFDLF(BX)	1	1	0.80	3.96

Les performances comparées de la méthode sont décrites en termes de :

- temps de calcul ;
- capture des incidents dangereux;
- influence du nœud de référence

III.4.1 Aspect Temporel

Les capacités temporelles des différents écoulements de puissance, sont présentées dans la Figure III.1 en tenant compte de la modélisation des charges désignées par (*).

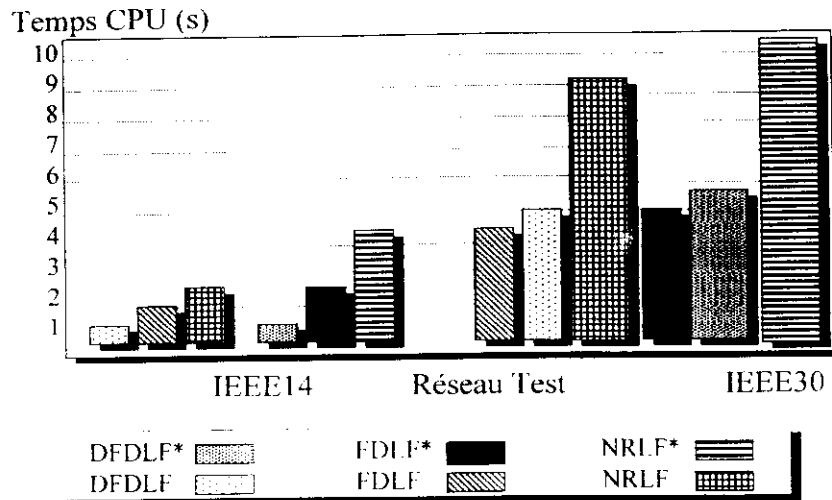


Figure III.1 Performances temporelles des écoulements de charge

Les résultats obtenus montrent que le temps de calcul de chaque modèle croit avec la dimension du réseau. Cette augmentation est d'autant plus forte que l'on introduit la modélisation des charges. L'écoulement de Newton-Raphson est le plus gros consommateur en temps de calcul tel qu'il apparaît après lecture des résultats. En effet, bien que cet algorithme bénéficie d'une grande stabilité du point de vue de la programmation, son processus de calcul est trop lent pour susciter un intérêt pour les études d'analyse de la sécurité statique des réseaux électriques. Le FDLF, par contre possède des temps de calcul appréciables. Cependant, son manque de réalisme demeure un handicap majeur. Le DFDFL assure un temps de calcul du même ordre que le FDLF dont il est inspiré.

L'approche du DFDFL qui consiste à répartir l'écart d'énergie entre la production et la consommation entre tous les générateurs du réseau assure une meilleure stabilité que les autres algorithmes en cas de perturbation. Cet algorithme est aussi caractérisé par une grande stabilité dans le cas d'une répartition inadéquate de l'énergie produite dans le réseau.

III.4.2 Capture des Incidents Dangereux

Toute figure de charge donnant un fonctionnement sain en présence de tous les ouvrages, c'est-à-dire une sécurité de niveau (n), sera retenue comme un cas de base sous lequel sera déclenché un à la fois l'ensemble des ouvrages. La sécurité sera bonne s'il n'y a aucune violation de limites pour l'ensemble des déclenchements d'ouvrages (lignes et/ou alternateurs). L'application a été effectuée pour le réseau test IEEE 14 nœuds. Le critère de sécurité est assuré par les indicateurs binaires indiquant les dépassements en tension ou en courant (transit actif).

Le tableau III.3 résume l'état des captures des trois algorithmes pour les deux types de charges modélisées et non modélisées.

Tableau III.3 Tableau comparatif de l'état des captures

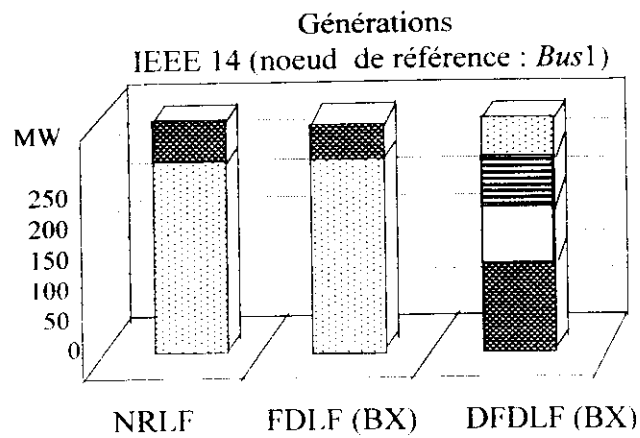
Type d'écoulement	Captures		Omissions	
	Cas I	cas II	Cas I	cas II
NRLF	25	16	0	0
FDLF (BX)	23	15	2	1
DFDLF(BX)	24	16	1	0

Les résultats du tableau III.3 montrent l'efficacité de l'amélioration apportée dans le processus d'évaluation de la sécurité.

Nous constatons que sur les 25 et 16 contraintes pour les deux types de charges modélisées et non modélisées, l'algorithme du DFDLF, n'a signalé qu'une seule omission lorsque les charges ne sont pas modélisées (cas I) et aucune lorsque les charges sont modélisées (cas II).

III.4.3 Influence du Nœud de Référence

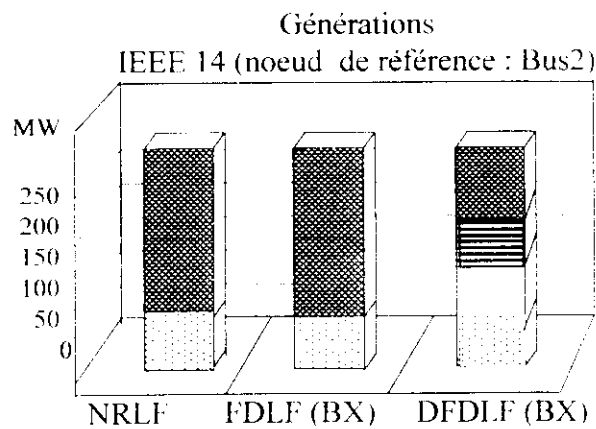
Le réalisme du modèle apparaît clairement car les résultats obtenus sont indépendants du choix du nœud de référence tel qu'il est mis en évidence dans les Figures III.2 et III.3 suivantes.



Types d'écoulement de charge

	NRLF	FDLF (BX)	DFDFL (BX)
G1*(Bus1)	216.65	216.45	52.8
G2 (Bus2)	40	40	92.5
G3 (Bus4)	0	0	52.1
G4 (Bus12)	0	0	52.7

Figure III.2 Influence du noeud de référence (Bus1)



Types d'écoulement de charge

	NRLF	FDLF (BX)	DFDFL (BX)
G1*(Bus1)	42	42	52.8
G2 (Bus2)	215	216.5	92.5
G3 (Bus4)	0	0	52.1
G4 (Bus12)	0	0	52.7

Figure III.3 Influence du noeud de référence (Bus2)

Il apparaît clairement, d'après les résultats, que la demande totale d'énergie est différente selon l'emplacement géographique du nœud balancier pour les algorithmes de NRLF et FDLF.

De tels résultats ne sont pas admissibles dans des études de sécurité surtout si le nœud de référence est mis hors-service. D'autre part, le fait de compenser tout écart d'énergie par un seul nœud entraîne souvent un dépassement de la limite physique de production du nœud régulateur du réseau, d'où l'utilité du DFDLF.

III.5 Evaluation de la Sécurité Statique

L'algorithme d'évaluation de la sécurité est donné selon la procédure suivante :

- 1 - Initialiser les indicateurs binaires de sécurité pour la tension et le courant.
- 2 - Varier le plan de charge.
- 3 - Répartir la production sur l'ensemble des générateurs
- 4 - Calcul du DFDLF en présence de tous les ouvrages.
- 5 - Sauvegarder le vecteur d'état et de contrôle.
- 6- Réinitialiser les tensions et désactiver les régleurs en charge.
- 7 - Déclencher un ouvrage (ligne ou alternateur).
- 8 - Calcul du DFDLF.
- 9 - Rechercher d'éventuels dépassements de tension ou de courant.
- 10 - Si dernier ouvrage. aller à 13.
- 11- Réenclencher l'ouvrage déclenché et recalculer le cas de base ; aller en 6.
- 12- Ajouter au vecteur d'état et de contrôle, les indicateurs de sécurité.
- 13- Si le nombre de vecteurs n'a pas atteint la limite requise. aller en 1.
- 14- Stop.

III.5.1 Influence de la variation du plan de charge

L'apprentissage consiste en l'étude du comportement dynamique du système pour certaines conditions de charge représentatives de son fonctionnement. Dans un grand nombre de travaux [88, 89], l'ensemble d'apprentissage est obtenu à partir de la courbe journalière de charge du réseau. Chaque charge locale est représentée par une courbe

journalière. Dans [90], ces ensembles sont générés en supposant que la charge du réseau suit une loi normale.

En pratique, pour un réseau électrique d'étendue géographique restreinte, la variation en profondeur du plan de charge est la plus apte à représenter la variation homogène de la consommation. Elle s'obtient en multipliant toutes les charges nodales actives et réactives par un nombre aléatoire de distribution uniforme variant entre 0.8 et 1.2 tel que représenté par la Figure III.4.

Par contre, pour un grand réseau, où l'étendue géographique est telle qu'il est possible de parler d'écart horaire, et donc de consommation hétérogène dans le temps, il est préférable d'adopter une variation en surface de la charge. Elle s'obtient en faisant varier les charges indépendamment les unes des autres (Figure III.5).

Dans notre étude, la variation en surface se fait à facteur de puissance constant pour le réseau IEEE 14 nœuds de la Figure III.6.

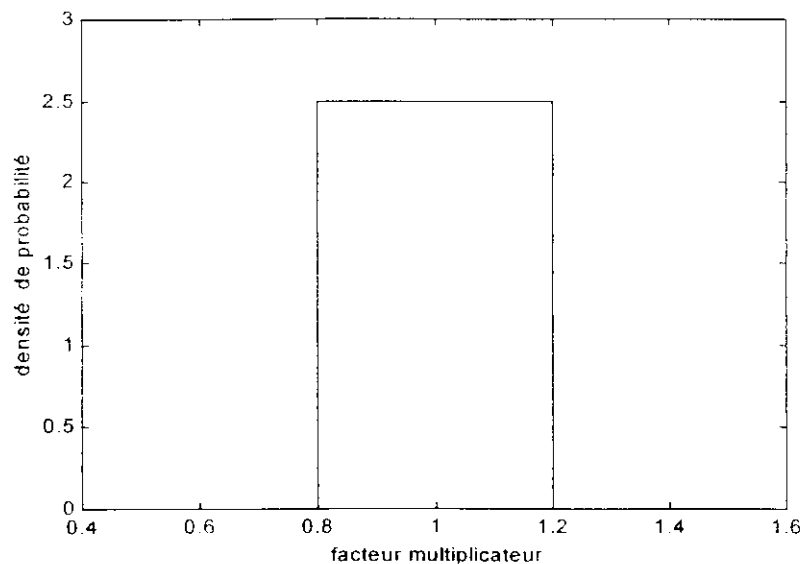


Figure III.4 Facteur multiplicateur de distribution uniforme

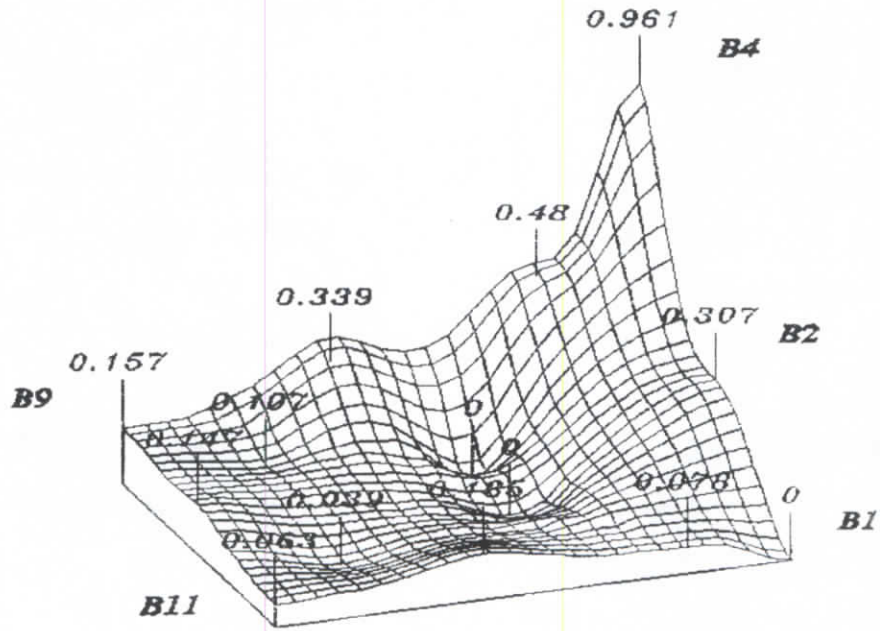


Figure III.5 Distribution en surface de la puissance apparente de la charge.

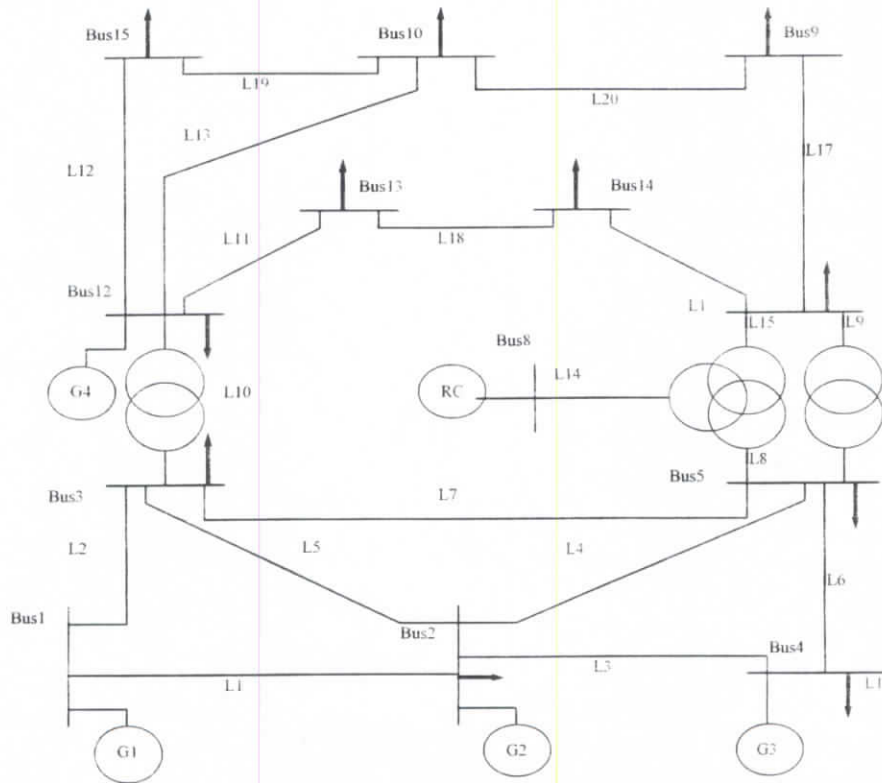


Figure III.6 Réseau d'application IEEE 14 noeuds

Tableau III.4 Données du réseau IEEE 14 nœuds

Bus n°	type	Pd	Qd	V_{mit}	SC	P_{max}	Q_{min}	Q_{max}	x
B1	SW	0	0	1.045	0	1.50	-0.15	0.50	0.25
B2	GN	0.217	0.217	1.045	0	1.50	-0.15	0.50	0.25
B3	LD	0.076	0.016	1.000	0	0	0	0	0
B4	GN	0.942	0.190	1.020	0	1.50	0	0.40	0.25
B5	LD	0.478	-0.04	1.000	0	0	0	0	0
B6	LD	0	0	1.000	0	0	0	0	0
B7	LD	0.295	0.166	1.000	0.190	0	0	0	0
B8	SC	0	0	1.045	0	0	-0.06	0.24	0
B9	LD	0.149	0.05	1.000	0	0	0	0	0
B10	LD	0.135	0.058	1.000	0	0	0	0	0
B11	LD	0.061	0.016	1.000	0	0	0	0	0
B12	GN	0.112	0.075	1.020	0	0.50	-0.06	0.24	0.25
B13	LD	0.035	0.018	1.000	0	0	0	0	0
B14	LD	0.090	0.058	1.000	0	0	0	0	0

SW : nœud balancier; GN : alternateur; SC : compensateur synchrone; LD : charge;
 x : facteur de participation.

III.5.2 Extraction de l'ensemble Caractéristique

Le vecteur qui décrit l'état d'un réseau électrique est constitué de l'ensemble des puissances de production et de consommation (actives et réactives), de l'ensemble des tensions, des angles, des positions des régulateurs en charge et des totaux des puissances (génération, charge, perte). La dimension de ce vecteur est en général importante. Pour le réseau IEEE 14 nœuds, cette dimension est égale à $n = 72$.

L'extraction de l'ensemble caractéristique, est fait suivant une heuristique statistique permettant de calculer l'influence qu'a une variable donnée dans la classification de l'état du réseau électrique d'étude [88, 91]. Cette méthode est basée sur la notion heuristique de distance interclasses. La fonction suivante, utilisée dans le domaine de reconnaissance des formes, fournit un moyen simple et puissant de calcul du poids informatif d'une variable donnée dans la classification :

$$F = \left| \frac{m_i^{(S)} - m_i^{(I)}}{\sigma_i^{(S)} + \sigma_i^{(I)}} \right| \quad 1 \leq i \leq n \quad (III.31)$$

où :

$$m_i^{(c)} = \frac{1}{N^{(c)}} \sum_{j=1}^{N^{(c)}} x_{ij}^{(c)}$$

$$\sigma_i^{(c)} = \sqrt{\frac{1}{N^{(c)}} \sum_{j=1}^{N^{(c)}} (x_{ij}^{(c)} - m_i^{(c)})^2}$$

$m_i^{(c)}$ et $\sigma_i^{(c)}$ sont la moyenne et l'écart-type de la variable x_i dans la classe (C).

L'exposant (S) correspond à l'état Stable et (I) à l'état Instable. $N^{(S)}$ et $N^{(I)}$ étant les effectifs respectifs des classes S et I, on a $N = N^{(S)} + N^{(I)}$ effectif de la base de données toutes classes confondues (dans notre cas : $N=100$).

On calcule ainsi le facteur F pour toutes les variables de l'ensemble de données. Les variables présentant une valeur importante de F , sont celles qui apportent le plus d'informations à la classification. En classant les variables selon leurs poids informatif F , on extrait l'ensemble caractéristique selon l'algorithme suivant :

- 1- Calculer \bar{F}_i pour toutes les variables x_i
- 2- Etablir par ordre décroissant des F_i une liste \mathcal{F} des x_i
- 3- Pointer sur le premier élément de la liste
- 4- Calculer le coefficient de corrélation C_c de toutes les variables inférieures x_j , vis-à-vis de la variable pointée x_i
- 5- Eliminer de la liste \mathcal{F} toutes les variables inférieures ayant un coefficient de corrélation tel que $C_c > 0.95$
- 6- Si x_i est le dernier élément de \mathcal{F} aller en 8
- 7- Pointer sur la prochaine variable x_i de la liste \mathcal{F} aller en 4
- 8- Stop

Le coefficient de corrélation de la $i^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ variable, permet de mesurer le degré de redondance de l'information qu'apporte chaque variable dans l'évaluation de la sécurité. et de retenir que la variable la plus expressive pour former l'ensemble caractéristique. Ce coefficient est défini comme suit :

$$C_{cij} = \frac{E(x_i x_j) - E(x_i)E(x_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad i, j = 1, \dots, n \quad (\text{III.32})$$

avec :

$$E(x_i x_j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ik} x_{jk}$$

$$E(x_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{jk}$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_{ik} - E(x_i))^2}$$

La valeur 0.95 à l'étape 5 est choisie arbitrairement. Elle est un compromis entre la précision et la complexité du réseau de neurones qu'elle va engendrer, vu que lorsque C_c croit, le nombre de variables retenues augmente et vice versa.

Après réduction du vecteur caractéristique de dimension $n=72$ pour le réseau d'application IEEE 14 nœuds, on obtient le vecteur de forme réduit contenant les variables : $\delta_{14}, \delta_1, \delta_{12}, \delta_3, \delta_4, \sum P_D$.

III.6 Carte Topologique de Kohonen

III.6.1 Construction du Réseau de Neurones

Ayant fixé le choix du modèle, deux types du vecteur caractéristique d'état seront présentés dans le but de comparer l'efficacité de la réduction du vecteur forme :

1- les puissances actives et réactives transitées sur les vingt lignes de transmission du réseau IEEE 14 nœuds comme vecteur d'entrée (de dimension égale à 40) correspondant aux différents plans de charge du réseau ainsi que des déclenchements aléatoires de ses ouvrages.

2- Le vecteur caractéristique réduit (de dimension égale à 6) défini d'après une heuristique statistique appliquée à un système à deux classes sûr et non sûr.

La carte de sortie du réseau est formée de 100 neurones correspondants aux 100 plans de charge simulés pendant la phase d'apprentissage. Sur un plan x - y , cette carte peut être schématisée par une matrice de dimension (10×10) , chaque neurone de la carte étant relié aux éléments des entrées par des connexions pondérées avec des vecteurs poids w . Cette pondération sera d'autant plus forte que l'interaction entre les éléments des entrées et ceux de la matrice des neurones est importante. Le principe du modèle appliqué est de minimiser l'écart entre les vecteurs poids des neurones et l'entrée présentée par adaptation des premiers.

III.6.2 Adaptation des Poids

Pour chaque vecteur d'état appliqué à son entrée, le modèle de Kohonen repère le neurone le plus excité (dont le vecteur poids est le plus proche de l'entrée), ainsi que son voisinage. Les neurones obtenus verront leurs poids ajustés par une fonction définie $f(t)$, de façon à se rapprocher graduellement de l'entrée. Cette opération sera effectuée à chaque itération jusqu'à l'obtention d'un réseau stable dont les poids resteront fixes. L'adaptation des poids terminée et le réseau stabilisé, on effectue un repérage des différentes classes composant la carte topologique. Ces classes correspondent à des groupes de neurones réagissant de la même façon à des entrées similaires.

1. Fonction d'adaptation

Elle est définie comme suit :

$$f(t) = \frac{f_{\max}}{\text{deg} + 1} e^{(-t/1000)} \quad (\text{III.33})$$

Cette fonction permet de minimiser l'écart entre l'entrée et les poids des neurones.

Son évolution est une exponentielle décroissante avec le temps. Ainsi, en se rapprochant du degré zéro correspondant à l'élément le plus excité, le réajustement des poids est le plus faible, puisque le poids de ce neurone est le plus proche de l'entrée.

2. Fonction de voisinage

La carte étant de dimension (10 × 10), il est difficile de déterminer le voisinage du neurone excité. Pour parer à cette difficulté, on introduira une fonction de proximité $g(t)$, qui définira la plage de variation du degré de voisinage. Cette fonction est définie comme suit :

$$g(t) = g_0 e^{(-t/1000)} \quad (\text{III.34})$$

$$\text{deg} = E(g(t)) \quad (\text{III.35})$$

avec : $E(x)$ désignant la partie entière de x .

Dans le cas de notre réseau, le degré de voisinage maximal est :

$$g_0 = \text{deg}_{\max} = 100$$

Cette fonction à évolution exponentielle définit le degré de voisinage considéré. Au début, l'adaptation des poids est effectuée pour tout le voisinage, ce qui sous entend un balayage de toute la carte. Dans ce cas, $g(t)$ est maximale. Par la suite, elle diminue graduellement en fonction du temps, le degré de voisinage diminuant en conséquence jusqu'à atteindre la valeur zéro correspondante au neurone le plus excité.

III.6.3 Résultats de Simulation

Les différentes classes constituant notre réseau sont obtenues après 7000 cycles (6 heures CPU) pour le premier vecteur d'état de dimension 40 (Figure III.6) et après seulement 3000 cycles (2 heures CPU) pour le vecteur d'état réduit (Figure III.7).

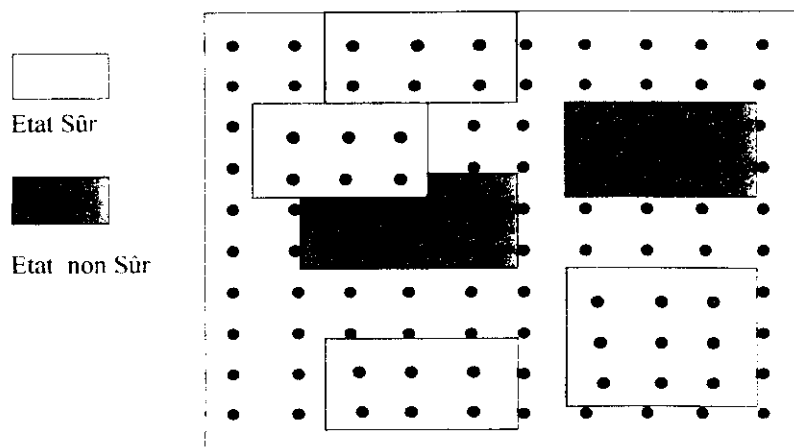


Figure III.7 Carte de classification pour le vecteur d'état de dimension 40

La carte topologique de Kohonen montre que pour le vecteur caractéristique de dimension 40, on obtient des groupes de neurones réparties en 6 familles distinctes définissant les deux classes de fonctionnement Sûr (4 familles) et non Sûr (2 familles) du réseau électrique.

Une carte de classification similaire est obtenue avec le vecteur d'état réduit de dimension 6, où l'on distingue le même nombre de familles définissant 3 états de fonctionnement sûrs et 3 non sûrs.

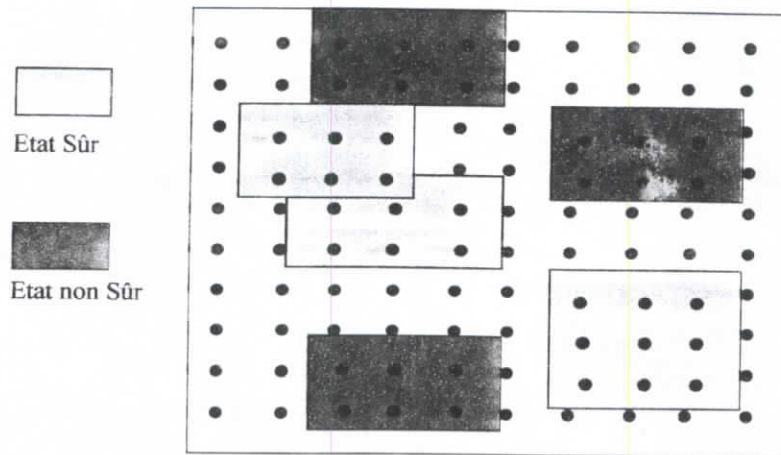


Figure III.8 Carte de classification pour le vecteur d'état de dimension 6

III.6.4 Phase de Test

Cette phase aura pour objectif de tester les capacités du réseau stabilisé. Il lui sera présenté des entrées différentes, correspondant à des entrées autres que celles figurant sur sa base de données composée de 200 plans de charge différents, 90 vecteurs appartenant à l'ensemble test. Le réseau devra les classer correctement suivant les classes composant sa carte topologique. Les résultats de la classification, pour les deux vecteurs caractéristiques de l'ensemble de test, figure dans le Tableau III.5.

Tableau III.5 Résultats de classification de l'ensemble test

<i>Dimension du Vecteur caractéristique</i>	40	6
Etats sûrs mal classés	5	2
Etats non sûrs mal classés	2	2
Probabilité d'erreur	7.78 %	4.44 %

Dans [92], il est montré que si les échantillons sont groupés dans deux classes, une estimation de la probabilité d'erreur de discrimination notée p , peut être donnée par :

$$\hat{p} = \frac{m}{n_T} \quad (\text{III.36})$$

où : m désigne le nombre d'échantillons mal classés et n_T est le nombre d'échantillons de test.

III.6.5 Interprétations et Discussion

Les performances de la classification des états de fonctionnement du réseau électrique sont estimées pour deux vecteurs caractéristiques. Le deuxième vecteur conduit à de meilleurs résultats que le premier. Il contient plus d'information discriminante. Les indicateurs de sécurité (tension et courant) ne sont pas convenablement signalés si on considère le premier vecteur contenant les puissances actives et réactives transitées dans les lignes. Une spécialisation du caractère danger en considérant uniquement le transit de puissance donnerait de meilleurs résultats. Ceci sera l'objectif de la section suivante où sera proposée une nouvelle approche, permettant d'améliorer les performances de classification ainsi que la capacité de généralisation du réseau neuronal élaboré.

III.7 Nouvel Outil d'évaluation de la Sécurité

Nous proposons, dans cette partie, une nouvelle architecture du réseau de neurone combinant les réseaux multicouches à apprentissage supervisé et la carte topologique auto-organisatrice de Kohonen à dimension adaptative croissante GHSOM [78]. La classification des états de fonctionnement du réseau électrique sera effectuée pour un vecteur caractéristique d'état défini suivant une heuristique statistique en fonction des plans de charge variant en surface.

III.7.1 Architecture du Réseau de Neurones

La nouvelle architecture, schématisée par la Figure III.9 permettra une évaluation fiable de la sécurité statique des grands réseaux électriques tout en réduisant la complexité du problème traité. Nous tenterons une spécialisation par ouvrage déclenché et ainsi il y'aura autant de réseaux de neurones à apprentissage supervisé qu'il y'aura de groupes et de lignes confondues et qui évaluent, en même temps, la sécurité du réseau électrique, selon la perte de l'ouvrage auquel ils sont liés. Cette évaluation sera ensuite améliorée par un réseau neuronal à apprentissage non supervisé. L'avantage qui en résulterait, en plus de l'amélioration éventuelle des performances du réseau généraliste, serait qu'il ait possibilité d'identifier le ou les ouvrages sensibles, entraînant par leur perte une situation d'urgence.

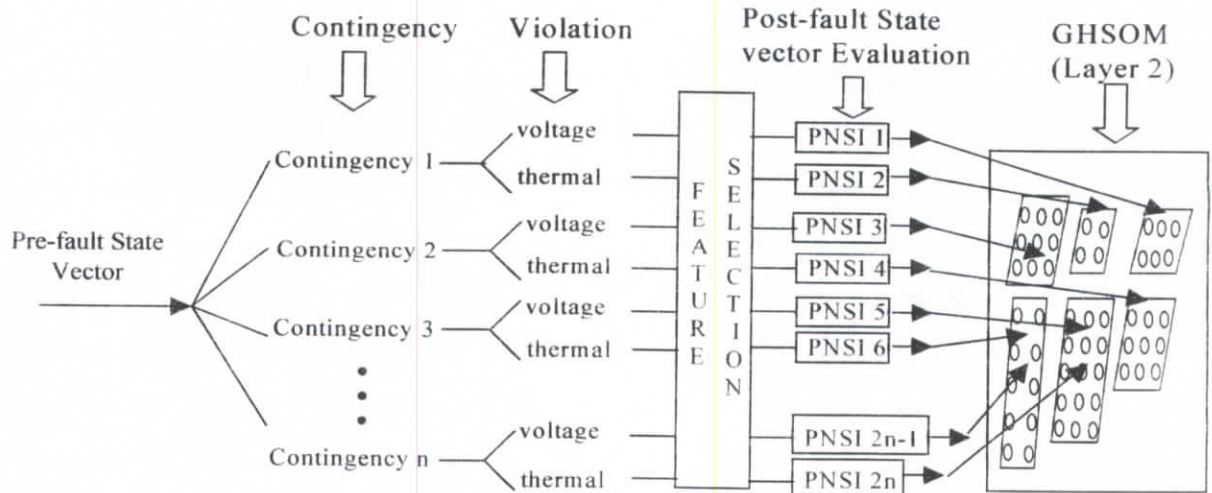


Figure III.9 architecture du réseau proposé

Le réseau neuronal PNSI (Projection Network with Stochastic Interconnects) est un réseau de 3 couches à apprentissage supervisé qui, modélisant la relation entrée-sortie par classification des deux espaces, permet d'établir une correspondance entre les familles des deux classes en entraînant le réseau une seule fois [93]. Le vecteur d'état avant le défaut, constitue l'entrée des PNSIs qui travaillent en parallèle.

L'objectif est de donner une estimation rapide du vecteur d'état après le défaut pour chaque perte d'ouvrage. La phase d'entraînement des PNSIs est calculée pour l'ensemble d'apprentissage composé des vecteurs d'état avant et après le défaut pour chaque perte d'ouvrage et plusieurs plans de charge du réseau électrique. Le nombre de neurones de la couche cachée n'est pas déterminé a priori, mais est adapté aux données d'apprentissage par le biais d'une construction incrémentale, en partant d'une couche cachée à un seul neurone. Les performances du réseau, que ce soit de mémorisation ou de généralisation, seront évaluées à chaque étape de la construction (incrémental du nombre de neurones de la couche cachée), par la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, et/ou par le coefficient de corrélation de Pearson [94]. Cette construction sera menée de deux manières différentes :

- Une fois, en fixant comme critère d'arrêt, un nombre limite de cycles d'apprentissage,
- Une autre fois, en fixant une tolérance sur l'erreur.

Puisque les données d'entrée peuvent prendre des valeurs positives et négatives, la fonction d'activation des neurones a été choisie de manière à éviter toute saturation prématurée, lors de l'apprentissage. Ainsi la fonction tangente hyperbolique a été préférée à la fonction Sigmoïde.

Les données d'entrée sont normalisées entre -1 et $+1$ selon les valeurs extrêmes qu'elles atteignent dans les ensembles de test et d'apprentissage et les poids synaptiques sont initialisés dans le segment de valeurs $[-0.5, 0.5]$ proche de zéro.

Les sorties des PNSIs vont par suite servir d'entrées à la GHSOM qui a été entraînée pour classer les vecteurs d'état après le défaut dans plusieurs cartes auto-organisatrices bidimensionnelles adaptatives suivant les couches.

L'ensemble d'apprentissage de la GHSOM est composé des vecteurs d'état après le défaut pour toutes les pertes d'ouvrages considérées. L'idée maîtresse est que les propriétés de généralisation de la GHSOM qui adapte son architecture pendant sa phase d'apprentissage non supervisé, nous permettent d'améliorer les estimations grossières du vecteur d'état obtenues par les réseaux PNSIs. L'avantage de ce nouveau réseau neuronal est sa représentation hiérarchisée des relations entre les vecteurs d'état décrivant le fonctionnement du réseau électrique vis-à-vis d'une contingence donnée.

III.7.2 Phase d'apprentissage

La méthode proposée a été appliquée au réseau test IEEE 14 nœuds, comprenant 20 lignes et transformateurs ainsi que 5 groupes. Il existe donc 25 déclenchements simples d'ouvrages à considérer.

L'ensemble d'apprentissage est constitué de 200 plans de charge distincts, soit, un total de 5000 échantillons sont générés par le DFDLF. Une fois les caractéristiques les plus représentatives sélectionnées, une partie des données est utilisée durant la phase d'apprentissage des PNSIs (3500 cas), alors qu'un autre ensemble est destiné à la phase de test (1500 échantillons).

La GHSOM possède 6 entrées et l'ensemble d'apprentissage correspondant est constitué des vecteurs d'état réels (le cas de base et les 25 contingences). Partant de l'unité représentant la moyenne de toutes les données de la couche 0, l'algorithme d'apprentissage de la GHSOM débute avec une carte (2×2) à la première couche. Le processus d'apprentissage de cette carte continue en ajoutant d'autres unités jusqu'à ce que l'erreur quadratique devient en dessous d'un certain pourcentage fixé à $\tau_2 = 0.005$ de

l'erreur quadratique global de l'unité appartenant à la couche 0, résultant en une carte de (3 x 2) unités représentant les 6 grandes familles ou classes schématisées dans la Figure III.10. Dans ce qui suit, l'unité (i/j) correspondra à la case définie par la $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne de la carte.







Dépassement en Courant  2x2 SOM	(69)	Dépassement en Tension  4x3 SOM	(1593)
Dépassements en courant & tension  3x1 SOM	(46)	Cas non critiques  3x3 SOM	(63)
Cas sûrs  3x4 SOM	(1687)	Cas critiques  2x3 SOM	(42)

Figure III.10 Couche 1 de la GHSOM

Les unités (1/1) et (2/1) représentent les cas de déclenchement suivis de dépassements en tension et en courant respectivement. Les cas où les deux dépassements co-existent sont classés par l'unité (1/2). Dans le cas du réseau IEEE 14 nœuds, on notera que la majorité des dangers de type "courant" surviennent accompagnés de danger de type "tension", ce qui n'est pas le cas pour le réseau d'application IEEE 30 nœuds. Ce cas particulier montre que la spécialisation systématique d'un réseau de neurones n'est pas un facteur d'amélioration automatique de ses performances, ce que préconise la littérature en général [91]. Il est donc important de savoir à priori si le réseau électrique que l'on traite présente suffisamment de cas de danger de tension et de transit *indépendants*, pour penser à séparer l'évaluation de la sécurité. Les cas non critiques classés par l'unité (2/2), où aucun dépassement n'est signalé, correspondent aux déclenchements qui provoquent des changements importants à la limite de l'instabilité (lignes chargées près de leurs limites de transits) pour chaque plan de charge. Les états de fonctionnement sûr sont classés par l'unité (1/3). Enfin, l'unité (2/3) groupe les cas de déclenchement d'ouvrages qui ne causent pas de dépassements en tension et en courant mais cependant renseignent sur l'incapacité du réseau à satisfaire totalement la charge.

D'autres cartes peuvent être déduites afin de représenter les différents vecteurs d'état. Ceci résultera en 6 cartes individuelles dans la seconde couche, chacune délivrant une représentation plus détaillée des données de l'unité correspondante à la couche supérieure. Dans un souci de réaliser un bon compromis entre la représentation en surface et celle en profondeur de la structure hiérarchisée de la GHSOM, le paramètre de contrôle associé τ_1 a la valeur fixée à 0.056. Pour des valeurs plus grandes de ce paramètre (en prenant $\tau_1 = 0.1$), une représentation plus détaillée en profondeur résultera en une architecture comportant 5 couches, dont la première de dimension (2 x 2) est inférieure à celle trouvée précédemment. Les quatre familles trouvées correspondent aux unités (1/3), (2/1), (2/2) et (2/3). Une présentation plus explicite des couches suivantes donnera les autres unités qui ne figurent pas dans la première couche.

Après la phase d'apprentissage, chaque carte auto-organisatrice va grouper en familles les déclenchements d'ouvrage montrant des similarités dans le caractère danger : tension ou courant. Lorsqu'un vecteur d'état après défaut est présenté, l'unité correspondante appartenant à la carte est activée. Il est donc possible d'affecter à chaque unité l'indice de sécurité décrivant l'état du système.

Les six cartes obtenues donnent un aperçu fiable de la sécurité du réseau électrique. L'opérateur pourra aisément consulter les différentes cartes auto-organisatrices et superviser les différentes familles groupées suivant le caractère danger.

III.7.3 Phase de Test

Cette phase aura pour objectif de tester les capacités du réseau stabilisé. Il lui sera présenté des entrées différentes, correspondant à des entrées autres que celles figurant sur sa base de données composée de 200 plans de charge, soit 1500 vecteurs d'état appartenant à l'ensemble test. Le réseau devra, les classer correctement suivant les classes composant sa carte topologique.

Les résultats de la classification, pour les deux vecteurs caractéristiques estimés et réels de l'ensemble de test, figurent dans le Tableau III.6

Afin de donner une mesure quantitative de la performance de classification, nous introduisons des estimateurs de la probabilité d'erreur de discrimination comme suit : les pourcentages de fausses alarmes (FA), d'omissions (FD) et de fausses classifications

(FC) sont calculés. Noter que le même nombre d'effectif des états de fonctionnement sûr et non sûr est utilisé aussi bien dans la phase d'apprentissage que celle de test.

Tableau III.6 Résultats de classification de l'ensemble de test

Statistiques de la phase de Test	Vecteurs réels	Vecteurs estimés
Ensemble Test	1500	1500
Vecteurs d'état Réels Sûrs	736	728
Vecteurs d'état Réels non Sûrs	744	739
FA (%)	1.90	3.02
FD (%)	0.80	1.49
FC (%)	0.18	0.31

Les résultats montrent une meilleure utilisation des neurones, évitant ainsi le problème des unités mortes (les neurones qui ne gagnent jamais dans le processus de compétition), ainsi qu'un nombre réduit de fausses classifications.

III.7.4 Interprétations et Discussion

Les performances de la classification des états de fonctionnement du réseau électrique sont estimées en terme de capture des incidents dangereux. Le faible taux d'omissions enregistré pour les 200 plans de charge traités, indique que la méthode proposée permet de réaliser un excellent compromis entre la précision (diagnostic fiable) et la rapidité (contrainte en temps réel). La combinaison des deux réseaux de neurones à apprentissage supervisé et non supervisé a montré qu'on peut évaluer l'état d'un point de fonctionnement suite à un déclenchement d'ouvrage et ceci par la seule présentation du vecteur d'état avant défaut. Une spécialisation par ouvrage déclenché a permis d'identifier les ouvrages sensibles entraînant par leur perte une situation d'urgence. La simplification espérée, en séparant de la base de données les dangers de transits des dangers de type "tension" n'a pas porté ses fruits dans le cas du réseau d'application IEEE 14 nœuds, vu que la plupart des états caractérisés par des dépassements en courant renseignent sur des dépassements en tension. L'idée de former des réseaux de neurones spécialisés pour la reconnaissance de danger de courant a été écartée, vu le nombre insuffisant de "patterns" de ce type. Cette dernière contrainte, favorable du point de vue exploitation électrique, est due à la spécificité du réseau d'étude IEEE 14 nœuds, dont les limites de transit des lignes sont assez élevées. Ceci

n'est pas le cas pour le réseau IEEE 30 nœuds qui présente un nombre important de cas de danger de tension et de transit indépendants.

La représentation hiérarchisée a été testée pour deux valeurs du paramètre de contrôle (profondeur / surface), τ_1 . Deux configurations sont ainsi obtenues, la première à deux couches caractérisés par des cartes plus grandes et la seconde est constituée de 5 couches comportant des cartes à dimension plus réduites suivant l'application hiérarchisée qu'on désire visualiser. L'application de la GHSOM a permis donc de résoudre le problème de la corrélation entre le nombre d'unités du réseau neuronal de Kohonen (SOM) et la dimension du réseau électrique [95].

Enfin, les temps de classification et les taux d'erreurs obtenus laissent entrevoir la possibilité d'une évaluation en temps réel de la sécurité en régime permanent.

Les statistiques de classification de l'ensemble test sont données au Tableau III.7, afin de comparer entre les différentes combinaisons utilisant les estimations des états de fonctionnement après élimination du défaut et les cartes topologiques. La carte hiérarchisée croissante combinée aux réseaux PNSI spécialisés donne les meilleurs résultats.

Tableau III.7 Comparaison des statistiques de classification

Estimation	Carte	FA (%)	FD (%)	FC (%)
Réelle	SOM	3.21	0.90	0.27
Réelle	GHSOM	1.90	0.80	0.18
PNSI	Pas de carte	7.74	5.87	0.92
PNSI	SOM	4.95	1.93	0.46
PNSI	GHSOM	3.02	1.49	0.31

III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, il a été mis en évidence la nécessité d'utiliser un modèle réaliste d'écoulement de charge pour les études de sécurité. Parmi les différents écoulements de charge traités, le DFDFL a été retenu vu les avantages de stabilité, de réalisme et de rapidité qu'il présente, pour être intégré dans un programme complet d'analyse de la

stabilité et l'évaluation de la sécurité statique des réseaux, ainsi que pour générer une base de données pour le réseau de neurones.

Notre choix ayant porté sur le modèle de Kohonen qui permet un gain de temps considérable eu égard au temps nécessaire pour sa stabilisation et l'absence de sélection des contingences. Le réseau présente une capacité de généralisation excellente. Une heuristique statistique a permis de réduire la dimension du vecteur caractéristique de l'état du réseau électrique qui dépend étroitement de la manière dont varie l'ensemble des charges du réseau. Une étude comparative entre les performances de classification des états de fonctionnement a été effectuée pour deux vecteurs caractéristiques d'état. L'interaction entre la dimension de ces derniers et celle de la carte topologique de Kohonen

Nous avons tenté une spécialisation par ouvrage déclenché moyennant des réseaux neuronaux à apprentissage supervisé opérant en parallèle. Cette évaluation est ensuite améliorée par un réseau neuronal à apprentissage non supervisé basé sur le principe de la carte auto-organisatrice croissante hiérarchisée (GHSOM). L'avantage qui en résulte, en plus de l'amélioration éventuelle des performances du réseau généraliste, est qu'il est possible d'identifier le ou les ouvrages sensibles, entraînant par leur perte une situation d'urgence. Le réseau présente une capacité de généralisation excellente. Utilisant la GHSOM, le temps exigé par la phase d'apprentissage est largement réduit puisque seul le nombre nécessaire d'unités développées pour classer les vecteurs d'état permet à l'opérateur de comprendre et d'analyser une grande base de données d'une manière hiérarchisée.

Une architecture en parallèle des réseaux spécialisés à apprentissage supervisé et la capacité adaptative de la GHSOM forment une bonne combinaison permettant d'atteindre des performances intéressantes en termes de vitesse d'exécution et de fiabilité dans la capture d'incidents dangereux. Une étude comparative entre les performances de classification des états de fonctionnement a été effectuée pour deux vecteurs caractéristiques d'état réels et estimés. Les résultats obtenus montrent que cette nouvelle méthode permet une identification complète des incidents à risque avec un faible temps de calcul, ce qui laisse entrevoir la possibilité d'évaluation en temps réel de la sécurité statique. Aussi, il reste à appliquer ces modèles pour des réseaux électriques plus grands et tester les performances de cet outil d'évaluation de la sécurité en temps réel dans un centre de conduite d'énergie.

CHAPITRE 4^{ème}

EVALUATION DE LA SECURITE DYNAMIQUE

IV.1 Introduction

La pratique de l'exploitation des réseaux d'énergie électrique montre que sous certaines conditions d'exploitation, des oscillations électromécaniques non amorties ou faiblement amorties peuvent apparaître. Elles constituent un phénomène désagréable pour l'exploitant des réseaux. Leur apparition est particulièrement fréquente lorsque plusieurs réseaux ou plusieurs parties d'un réseau fonctionnent en parallèle en étant reliées, ou simplement reliées par des liaisons relativement faibles. Typiquement, un réseau où ces instabilités peuvent apparaître est un réseau où la partie correspondant à une forte production-consommation est reliée par des liaisons relativement faibles à un réseau plus puissant. Le problème principal dans l'exploitation des réseaux est de pouvoir décider si le système est en fonctionnement sûr ou non. Les techniques utilisées dans l'analyse de la sécurité dynamique exigent à la fois un temps de calcul réduit et une grande fiabilité de la classification des états de fonctionnement des réseaux [96,97].

L'investigation de la méthode des couples synchrone et amortisseur [98-100] a montré qu'elle peut donner des performances d'évaluation très intéressantes. Cependant, la difficulté principale est son application aux réseaux multimachines. Ceci est dû à la contribution des modes d'oscillation électromécaniques sur les évolutions des deux couples synchrone et amortisseur.

Dans ce chapitre, nous considérons l'analyse des couples synchrone et amortisseur dans le cas d'un régime de fonctionnement correspondant aux faibles perturbations [101]. L'algorithme de recherche des contours de sécurité est généralisé pour les réseaux.

multimachines. Une analyse modale est menée afin de définir la contribution des modes d'oscillations critiques au changement des conditions de fonctionnement. Un nouveau critère, basé sur les coefficients des couples synchrone et amortisseur, est ainsi développé. L'effet de l'interaction entre les différentes machines et la sensibilité des paramètres du réseau est étudié. La sécurité dynamique a été par la suite évaluée en utilisant conjointement les réseaux de neurones à apprentissage supervisé et les tracés des régions de sécurité. Enfin une combinaison des algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé est proposée afin d'améliorer les performances de classification et de capacité de généralisation des réseaux de neurones utilisés.

IV.2 Modèle du réseau d'étude

Dans ce chapitre, nous adoptons le modèle à 2 axes linéarisé du système multimachines. Les lignes de transport ainsi que les charges sont représentés par des impédances constantes. Figure IV.1 montre le réseau test IEEE 9 nœuds, comprenant trois unités de production interconnectées entre elles à travers un réseau de transport, des charges, des transformateurs et des compensateurs statiques. Le schéma fonctionnel du modèle linéarisé du réseau multimachine est donné par la Figure IV.2.

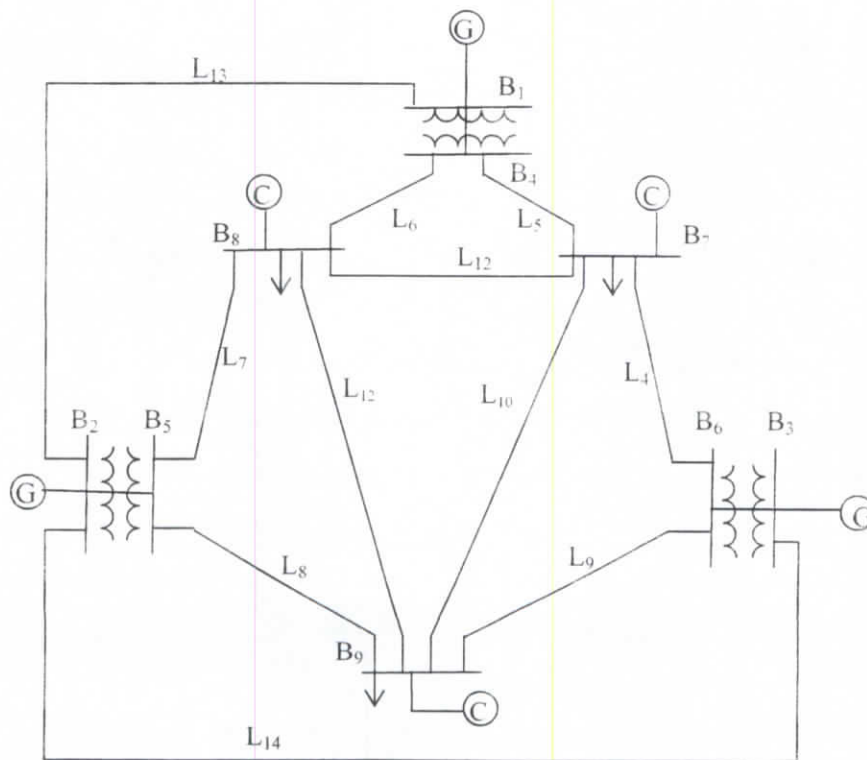


Figure IV.1 Réseau d'application

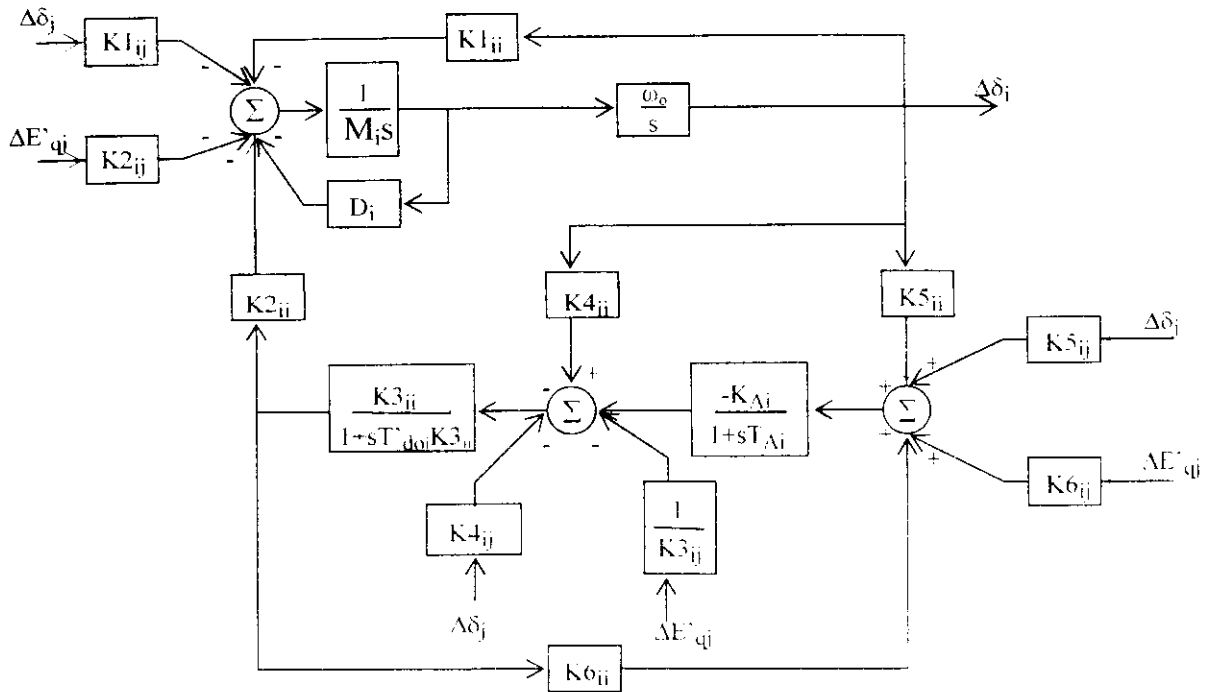


Figure IV.2 Schéma bloc du réseau multimachine

La synthèse, dans l'espace d'état, des équations électriques et mécaniques, en termes de variations de l'angle rotorique, la vitesse, la tension derrière la réactance transitoire, la tension d'excitation, le couple électrique, la tension aux bornes de la machine et les paramètres du réseau de transport, donne :

$$\begin{aligned} \dot{X} &= A X + B u \\ Y &= C X \end{aligned} \tag{IV.1}$$

avec : A , C , B , X , Y et u désignant respectivement les matrices du système et de mesure, les vecteurs de perturbation, d'état et de mesure, et le paramètre scalaire de commande.

$$[A] = \begin{bmatrix} [0] & [\omega_0] & [0] & [0] \\ [-K1/M] & [D/M] & [-K2/M] & [0] \\ [-K4/T'_{do}] & [0] & [-1/K3T'_{do}] & [1/T'_{do}] \\ [-K_A K5/T_A] & [0] & [-K_A K6/T_A] & [-1/T_A] \end{bmatrix}$$

$$[C] = \begin{bmatrix} [1] & [0] & [0] & [0] \\ [K5] & [0] & [K6] & [0] \\ [K1] & [0] & [K2] & [0] \\ [K7] & [0] & [K8] & [0] \end{bmatrix}$$

$$[X] = \begin{bmatrix} [\Delta\delta] & [\Delta\omega] & [\Delta E'_q] & [\Delta E_{FD}] \end{bmatrix}^T$$

$$[B] = \begin{bmatrix} 0 & 1/M & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$[Y] = \begin{bmatrix} \Delta\delta & \Delta\omega & \Delta V_i & \Delta T_e \end{bmatrix}^T$$

IV.3 Analyse des couples Synchrones et amortisseur

Dans les réseaux multimachines, plusieurs modes d'oscillations électromécaniques coexistent (s'il y a n alternateurs, nous aurons " $n - 1$ " modes d'oscillations) et chacun est caractérisé par une fréquence d'oscillation ω_h et un coefficient d'amortissement ξ_h . La réponse à toute perturbation faible de l'angle $\Delta\delta_i$ du $i^{\text{ème}}$ alternateur est donnée par:

$$\Delta\delta_i = \sum_1^n A_h e^{-\xi_h \omega_h t} \sin\left(\sqrt{1 - \xi_h^2} \omega_h t\right) \quad (\text{IV.2})$$

avec: $\lambda_h = -\xi_h \omega_h \pm j\sqrt{1 - \xi_h^2} \omega_h$

Le système est stable si, suite à une faible perturbation autour du point de fonctionnement, l'excursion rotorique des différentes machines synchrones ne croit pas avec le temps. Deux critères de stabilité peuvent alors être utilisés : les valeurs propres et les couples synchrone et amortisseur.

Dans le premier cas, la condition pour que $\Delta\delta_i$ de l'équation (IV.2) soit bornée est que tous les coefficients d'amortissement ξ_h doivent être positifs. Il suffit qu'une seule valeur ξ_h soit négative (cas des alternateurs sous excités par des excitatrices statiques), pour que $\Delta\delta_i$ soit non amortie traduisant un fonctionnement instable du système.

L'évaluation de la stabilité dynamique par la méthode des valeurs propres est consommatrice de temps. En utilisant le critère des couples, la stabilité est évaluée d'une manière répétitive et rapide qui rend cette technique applicable en temps réel. Le concept des couples synchrone et amortisseur est généralisé pour le cas des systèmes multimachines. La réponse temporelle des variations du couple électrique d'une machine est exprimée, en fonction de ses propres angle et vitesses rotoriques, par:

$$\Delta T_e = T_s \Delta\delta + T_d \Delta\omega \quad (\text{IV.3})$$

Les réponses temporelles de ΔT_e , $\Delta\delta$ et $\Delta\omega$ incluent l'effet des différents modes présents et de même pour les coefficients des couples amortisseur (T_d) et synchrone (T_s). Une méthode de calcul de ces couples basée sur les moindres carrés est proposé [98].

Cependant, elle n'est pas pratique pour la détermination des contours de sécurité car exigeant les variations temporelles des signaux de ΔT_e , $\Delta \delta$ et $\Delta \omega$ pour chaque point de fonctionnement. Le schéma bloc du modèle linéaire du réseau multimachine de la Figure IV.2, nous permet de calculer analytiquement les valeurs des couples en utilisant leurs composantes propres et mutuelles.

Les couples synchrone et amortisseur mécaniques propres de la machine i sont :

$$Ts_{Mii} = K1_{ii} \quad (IV.4)$$

$$Td_{Mii} = (D_i / \omega_0) \omega_i \quad (IV.5)$$

Les couples synchrone et amortisseur électriques propres de la machine i sont :

$$Ts_{Eii} = -K_i K_{Ai} \frac{(K5_{ii} + K4_{ii} / K_{Ai})(1 + K_i' K_{Ai} - \omega_i^2 T_i' T_{Ai})}{(1 + K_i' K_{Ai} - \omega_i^2 T_i' T_{Ai}) + (\omega_i T_i)^2} + \frac{(K4_{ii} / K_{Ai})(\omega_i^2 T_i' T_{ii})}{(1 + K_i' K_{Ai} - \omega_i^2 T_i' T_{Ai}) + (\omega_i T_i)^2} \quad (IV.6)$$

avec :

$$K_i' = K3_{ii} K6_{ii}$$

$$T_i' = T_{do} K3_{ii}$$

$$T_i = T_{Ai} + T_i'$$

$$Td_{Eii} = K_i K_{Ai} T_i \frac{(K5_{ii} + K4_{ii} / K_{Ai})}{(1 + K_i' K_{Ai} - \omega_i^2 T_i' T_{Ai}) + (\omega_i T_i)^2} - T_{Ai} \frac{(K4_{ii} / K_{Ai})(1 + K_i' K_{Ai} - \omega_i^2 T_i' T_{Ai})}{(1 + K_i' K_{Ai} - \omega_i^2 T_i' T_{Ai}) + (\omega_i T_i)^2} \omega_i \quad (IV.7)$$

Les couples synchrone et amortisseur mécaniques mutuels de la machine i sont :

$$Ts_{Mij} = -G \frac{\omega_{nj}^2 (\omega_{nj}^2 - \omega_i^2)}{(\omega_{nj}^2 - \omega_i^2)^2 + (2\xi_{nj} \omega_{nj} \omega_i)^2} \quad (IV.8)$$

$$Td_{Mij} = G \frac{\omega_{nj}^2 (2\xi_{nj} \omega_{nj} \omega_i)}{(\omega_{nj}^2 - \omega_i^2)^2 + (2\xi_{nj} \omega_{nj} \omega_i)^2} \quad (IV.9)$$

avec:

$$\omega_{nj}^2 = \omega_0 K1_{jj} / M_j$$

$$G = K1_{ij} K1_{ji} / K1_{jj}$$

Les couples synchrones et amortisseur électriques mutuels de la machine i sont :

$$T_{sEij} = -K_j K_{Aj} \frac{(K5_{ji} + K4_{ji} / K_{Aj})(1 + K'_j K_{Aj} - \omega_i^2 T'_j T_{Aj})}{(1 + K'_j K_{Aj} - \omega_i^2 T'_j T_{Aj}) + (\omega_i T_j)^2} + \frac{(K4_{ji} / K_{Aj})(\omega_i^2 T'_j T_{Aj})}{(1 + K'_j K_{Aj} - \omega_i^2 T'_j T_{Aj}) + (\omega_i T_j)^2} \quad (IV.10)$$

$$T_{dEij} = -K_j K_{Aj} T_j \frac{(K5_{ji} + K4_{ji} / K_{Aj})(1 + K'_i K_{Ai} - \omega_i^2 T'_i T_{Ai})}{(1 + K'_j K_{Aj} - \omega_i^2 T'_j T_{Aj}) + (\omega_i T_j)^2} - T_{Aj} \frac{(K4_{ji} / K_{Aj})(1 + K'_j K_{Aj} - \omega_i^2 T'_j T_{Aj})}{(1 + K'_j K_{Aj} - \omega_i^2 T'_j T_{Aj}) + (\omega_i T_j)^2} \omega_i \quad (IV.11)$$

Les couples synchrones et amortisseur propres et mutuels de la machine i , en fonction de leur composantes électriques et mécaniques, sont respectivement:

$$\begin{aligned} T_{sii} &= T_{seii} + T_{smii} \\ T_{dii} &= T_{deii} + T_{dmii} \\ T_{sij} &= \sum_{j=1}^n (T_{seij} + T_{smij}) \\ T_{dij} &= \sum_{j=1}^n (T_{deij} + T_{dmij}) \end{aligned} \quad (IV.12)$$

où : "e" correspond à électrique et "m" à mécanique.

IV.3.1 Analyse Modale

L'interaction entre les différents modes d'oscillations électromécaniques est analysée moyennant le calcul des facteurs de contribution [102], CF_{ij} .

La matrice de couplage modale est obtenue à partir de la matrice des vecteurs propres X_{ref} .

$$X_{ref} = [X_{1ref} \quad X_{2ref} \quad \dots \quad X_{nref}] \quad (IV.13)$$

et la nouvelle matrice X_{new} , correspondant au nouvel état de fonctionnement, est obtenue d'après:

$$X_{new} = X_{ref} \cdot CF \quad (IV.14)$$

L'amplitude du facteur CF_{ij} représente la fraction avec laquelle le vecteur $X_{ref,j}$ contribue à la formation du nouveau vecteur $X_{new,i}$.

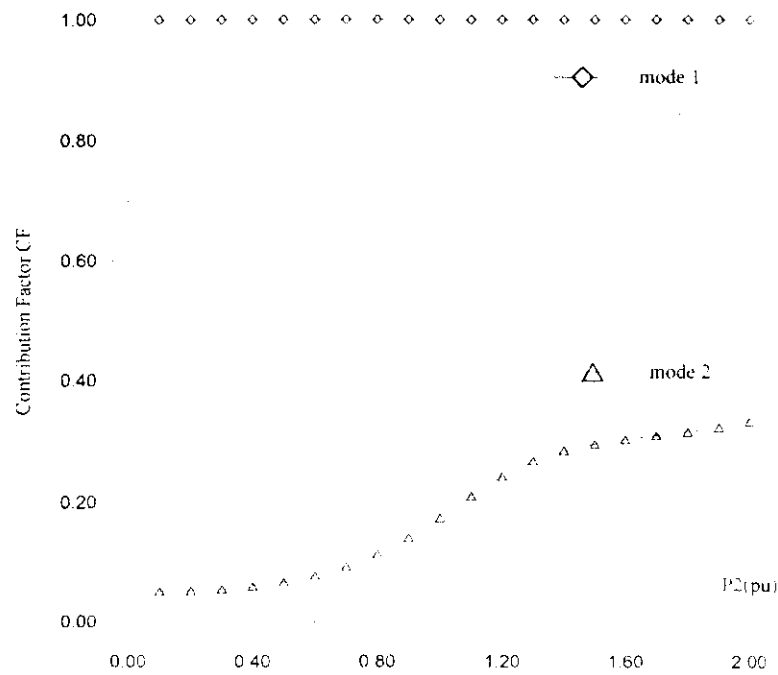


Figure IV.3 Facteur de contribution du mode 2 au mode 1 ($|CF_{21}|$)

Figure IV.3 montre le facteur de contribution du mode 2 au mode 1 lorsque la puissance générée par la machine 3 varie. L'analyse modale ne renseigne ni sur le comportement dynamique de chaque machine ni sur la marge de stabilité disponible du système perturbé. L'analyse des couples synchrone et amortisseur combinée à l'analyse modale permettent de donner une idée complète sur la stabilité dynamique.

La variation des couples synchrone et amortisseur, en fonction de la puissance active délivrée par la machine 3, est illustrée par la Figure IV.4.

Dans la Figure IV.5, sont schématisées les allures des différents modes électromécaniques correspondant aux machines 2 et 3, pour plusieurs valeurs de puissance générée par la machine 3, dans le plan complexe.

Ces résultats montrent que le couplage entre les différents modes est d'autant plus important ($|CF_{21}|$ grand) que la puissance générée par la machine 3 augmente. Ceci correspond à une diminution du coefficient T_d de cette machine (Fig. IV.4b), bien que l'amortissement du mode 2 augmente (Fig. IV.5b). Pour des valeurs petites de la production, les machines sont faiblement couplées : $|CF_{21}|$ petit avec T_d de la machine 3 relativement grande et constante. Pour des grandes valeurs de la production, l'interaction contribue énormément dans l'amortissement des oscillations alors que l'inverse se produit pour les niveaux faibles de production. Enfin, les deux coefficients de couples s'annulent lorsqu'une valeur propre (critique) aura une partie réelle positive.

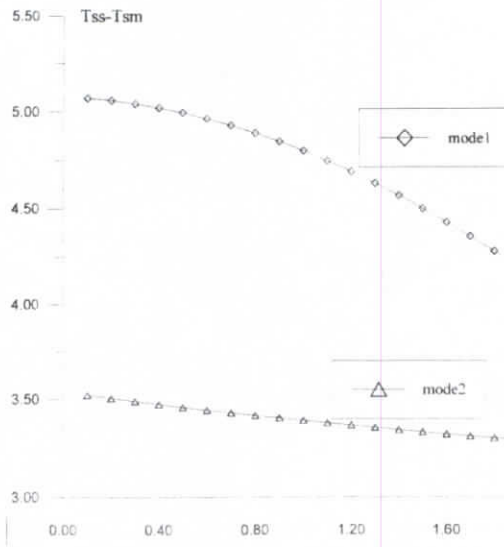


Figure IV.4a Couples synchrones

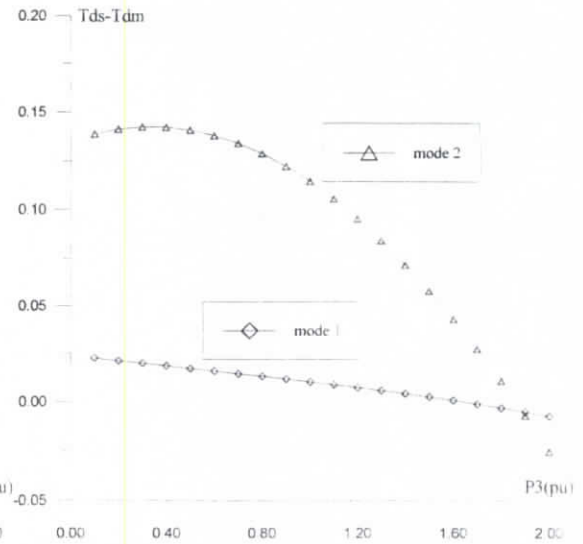


Figure IV.4b Couples amortisseurs

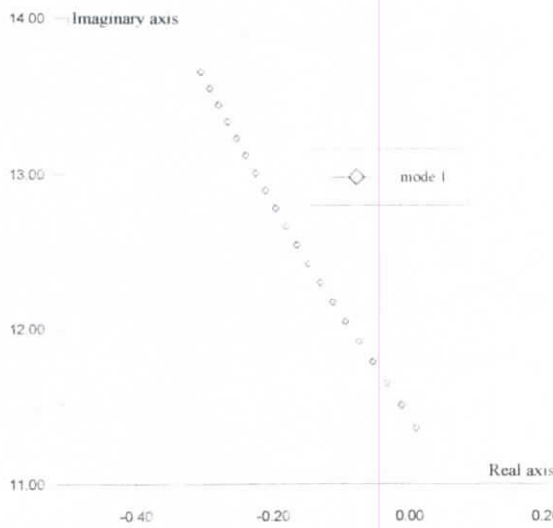


Figure IV.5a Mode 1 dans le plan complexe

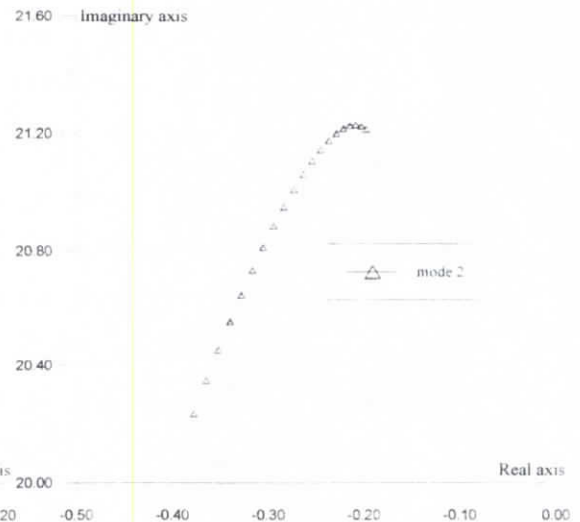


Figure IV.5b Variation du mode 2

IV.4 Régions de Sécurité Dynamique

Les régions de sécurité d'un alternateur, appartenant à un réseau multimachine, s'obtiennent en variant les puissances active et réactive de la machine concernée, suivant la procédure de recherche illustrée dans la Figure IV.6. La puissance active des autres machines est maintenue constante (sauf pour le nœud balancier) alors que la puissance réactive de chaque machine est déterminée en résolvant le problème d'écoulement de charge découplé rapide [103].

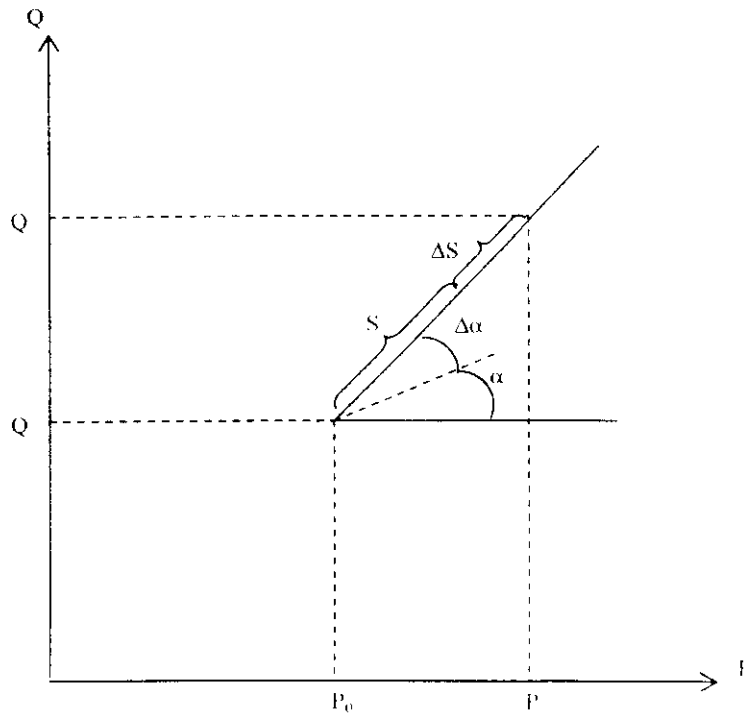


Figure IV.6 Procédure de recherche

Les différents paramètres se trouvant dans la Figure IV.6, sont définis comme suite:

$P_0(i), Q_0(i)$: point de départ de la procédure de recherche.

S : direction de recherche.

ΔS : pas de variation de la direction de recherche.

α : angle de recherche.

$\Delta\alpha$: pas de variation de l'angle de recherche.

S_{max} : distance maximale de la direction de recherche.

α_{max} : valeur maximale de l'angle de recherche ($\alpha_{max} = 360^\circ$).

IV.4.1 Critère de Stabilité

Utilisant le critère des valeurs propres, dans le cas d'un réseau d'énergie multimachine, le contour de stabilité est le lieu des points de fonctionnement pour lesquels la partie réelle de la valeur propre dominante de la matrice A devient nulle. Les couples synchrone et amortisseur ne pouvant être déterminés analytiquement, le critère des couples ne peut s'appliquer de la même façon que pour le système monomachine. Il ressort de l'étude précédente que le critère des couples peut se définir comme suit: les deux conditions nécessaires et suffisantes pour la stabilité du système sont :

$$T_{sii} > T_{sij} \quad \text{et} \quad T_{dii} > T_{dij} \tag{IV.15}$$

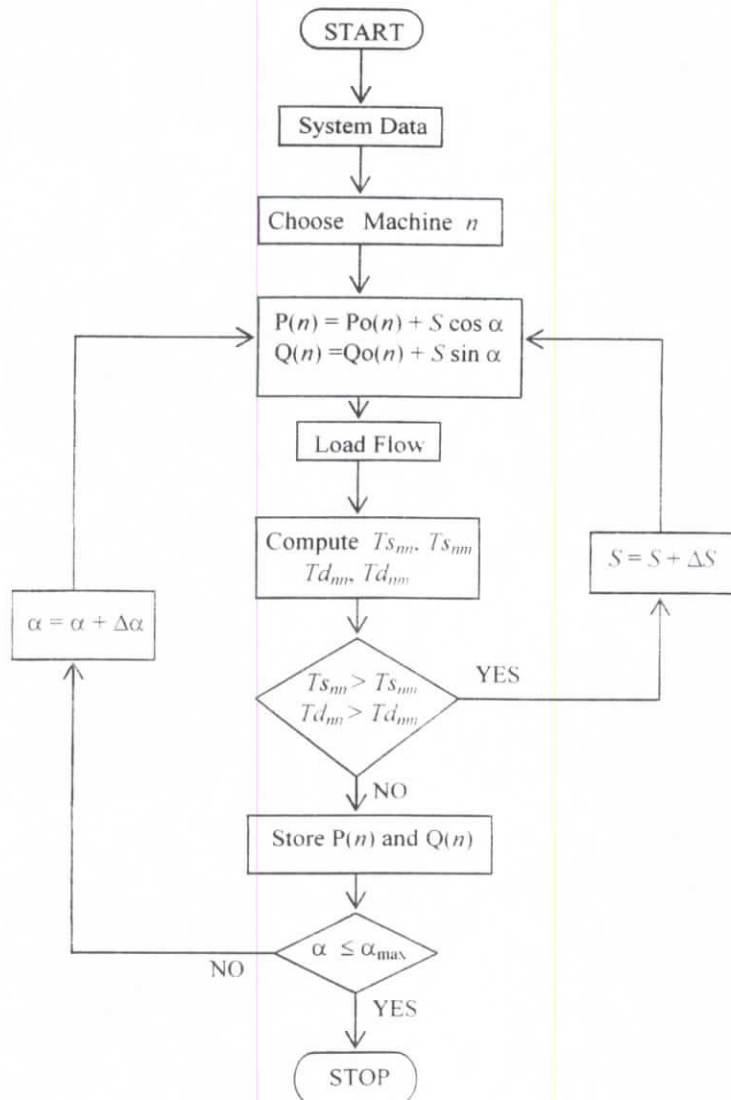


Figure IV.7 Algorithme de tracé des contours de sécurité

IV.4.2 Contraintes de fonctionnement

Afin de tracer les régions de sécurité, nous considérons les contraintes de fonctionnement suivantes:

1- Contraintes sur les limites de tension : les lignes de transport et les transformateurs ne doivent pas être en surcharge ou en sous charge, ce qui peut se traduire par des valeurs maximales et minimales du module de la tension en certains nœuds:

$$V_{\min}(i) \leq V(i) \leq V_{\max}(i) \text{ avec } i = 1, \dots, n \quad (\text{IV.16})$$

2- Contraintes sur les limites de puissance réactive : les puissances réactives limites sont déterminées par les tensions de saturation à la sortie du régulateur de tension:

$$Q_{\min}(i) \leq Q(i) \leq Q_{\max}(i) \text{ avec } i = 1, \dots, n \quad (\text{IV.17})$$

Cette contrainte prédéfinit deux limites des régions de sécurité dans le plan (P, Q) .

IV.4.3 Contours de Sécurité

Le critère des couples est utilisé pour déterminer les régions de sécurité de la machine concernée dans le plan (P, Q) . Le contour de sécurité est le lieu des points de fonctionnement pour lesquels l'un des couples synchrone ou amortisseur propre est égal respectivement au couple synchrone ou amortisseur mutuel:

$$T_{sii} = T_{sij} \quad \text{ou} \quad T_{dii} = T_{dij} \quad (\text{IV.18})$$

Pour des raisons de validation, ces résultats seront comparés avec les régions de sécurité obtenues d'après le critère des valeurs propres.

IV.5 Modèle du Réseau Neuronal Multicouches

Dans cette partie, nous tenterons une évaluation de la stabilité dynamique par un réseau de neurones multicouches à apprentissage supervisé par rétropropagation.

IV.5.1 Architecture

L'architecture du réseau neuronal proposé est schématisée par la Figure IV.8a. Il est composé de trois couches à entrées multiples et une seule sortie. Le vecteur d'entrée (IP) représente le vecteur stimuli dans la phase d'apprentissage ou encore le vecteur d'entrée dans la phase de classification. Le IP est composé d'un point de fonctionnement (OP), d'un point de contrôle (OPC) et de conditions de fonctionnement (OC) comme montré par la Figure IV.8b.

Le vecteur de sortie représente la réponse ou la classe du vecteur d'entrée présenté.

$$\sigma = \begin{cases} +1 & \text{si le système est en fonctionnement sûr pour le } IP \text{ donné} \\ -1 & \text{si le système est en fonctionnement non sûr pour le } IP \text{ donné} \end{cases}$$

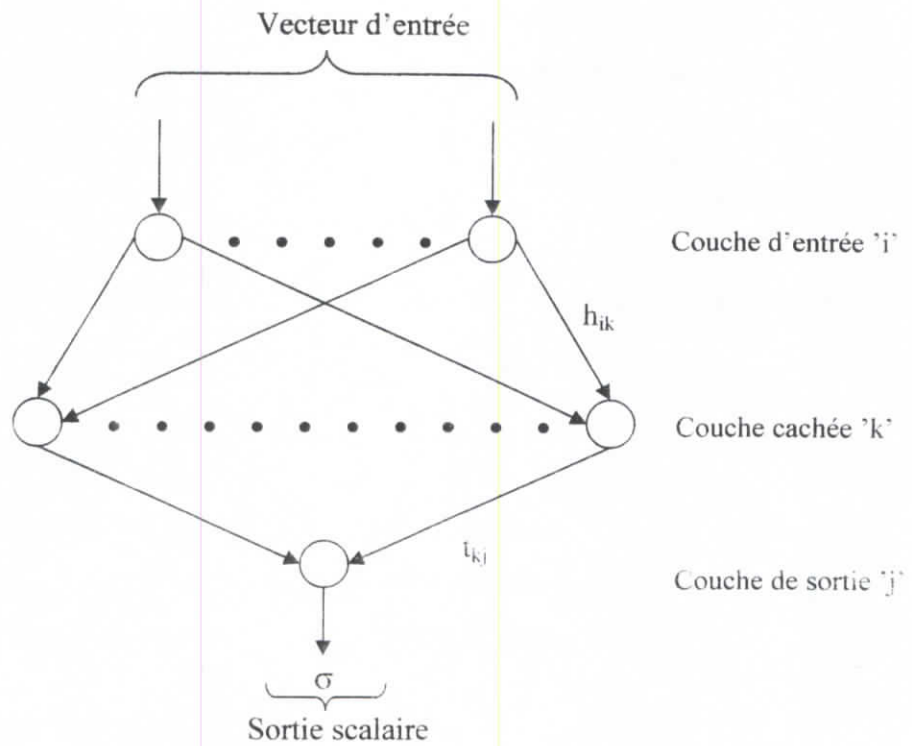


Figure IV.8a Topologie du réseau neuronal

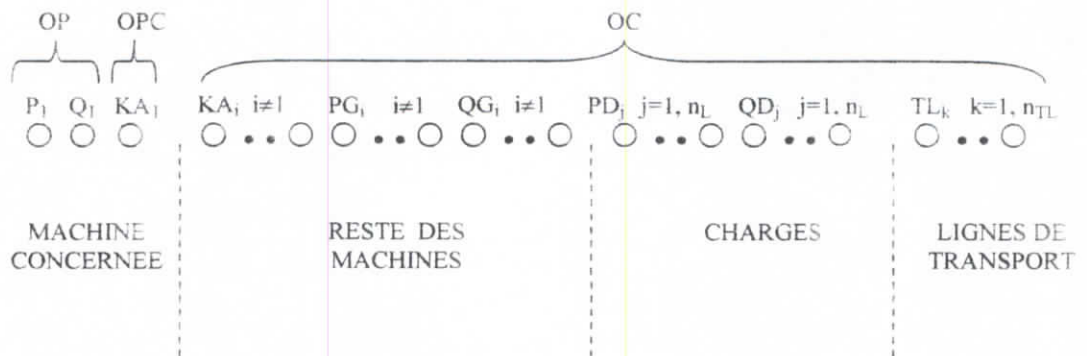


Figure IV.8b Paramètres du vecteur d'entrée

IV.5.2 Fonction d'activation et algorithme d'apprentissage

Le modèle du réseau neuronal utilisé est caractérisé par un apprentissage suivant la règle delta (algorithme de rétropropagation). La procédure d'entraînement consiste à présenter des paires entrées-sorties pour la construction du réseau. Ce dernier utilise le vecteur stimuli pour donner sa propre sortie qui sera à son tour comparée à la sortie désirée. La fonction d'activation, telle que définie dans [104], test donnée par :

$$\sigma_{pj} = \frac{1}{1 + \exp(-[\sum_i \omega_{ij} \sigma_{pi} + \theta_j])} \quad (\text{IV.19})$$

où : p , ω_{ij} et θ_j désignent respectivement le nombre de paires (entrée / sortie), le poids synaptique et le seuil.

La loi d'apprentissage est donnée par:

$$\Delta \omega_{ji}(n+1) = \varepsilon (\delta_{pj} \sigma_{pj}) + \alpha \Delta \omega_{ji}(n) \quad (\text{IV.20})$$

avec : ε , α et n représentant respectivement le taux d'apprentissage, le moment et le numéro de la présentation.

Le signal d'erreur pour l'unité de sortie est défini par:

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - \sigma_{pj}) \sigma_{pj} (t_{pj} - \sigma_{pj}) \quad (\text{IV.21})$$

L'erreur pour une unité cachée arbitraire est calculée d'après:

$$\delta_{pj} = (1 - \sigma_{pj}) \sigma_{pj} \sum_k (\delta_{pk} \omega_{kj}) \quad (\text{IV.22})$$

IV.5.3 Modes d'apprentissage et de classification

Pour un point de contrôle et des conditions de fonctionnement donnés, nous définissons l'ensemble des vecteurs présentés pendant la phase d'apprentissage ainsi que les phases (apprentissage et test) du réseau neuronal comme suite :

Ensemble d'apprentissage : composé des points appartenant au contour de sécurité appelés " points d'apprentissage non sûrs " (*ITP*) et également de points de fonctionnement situés à l'intérieur de ce contour ou " points d'apprentissage sûr " (*STP*).

Phase d'apprentissage : les vecteurs entrée-sortie sont présentés au réseau et les poids d'interconnexion sont déterminés.

Phase de test : le réseau associe au vecteur d'entrée la sortie appropriée. Les vecteurs classés comme sûrs sont appelés " points de test sûrs " (*STO*). Les vecteurs d'entrée classés non sûrs sont désignés par : " points de test non sûrs " (*ITO*).

IV.6 Résultats de Simulation

IV.6.1 Etude Comparative

Les régions de sécurité (SR) des machines 2 et 3 sont tracées dans les Figures IV.9 et IV.10. Elles sont obtenues respectivement par les deux critères de stabilité (couples : SR-T et valeurs propres : SR-E) pour un gain donné du régulateur de tension $K_A = 50$. Les régions SR-T et SR-E sont similaires dans la forme, montrant que le critère des couples permet de déterminer avec précision ces contours de stabilité.

Le temps de calcul pour le tracé de SR-E est dix fois plus important que celui nécessaire pour la détermination de SR-T (Tableau IV.1).

Tableau IV.1 Temps de Calcul

V. R Gain	SR-T	SR-E
K_A	CPU	CPU
50	15.69	177.04
100	12.95	151.12

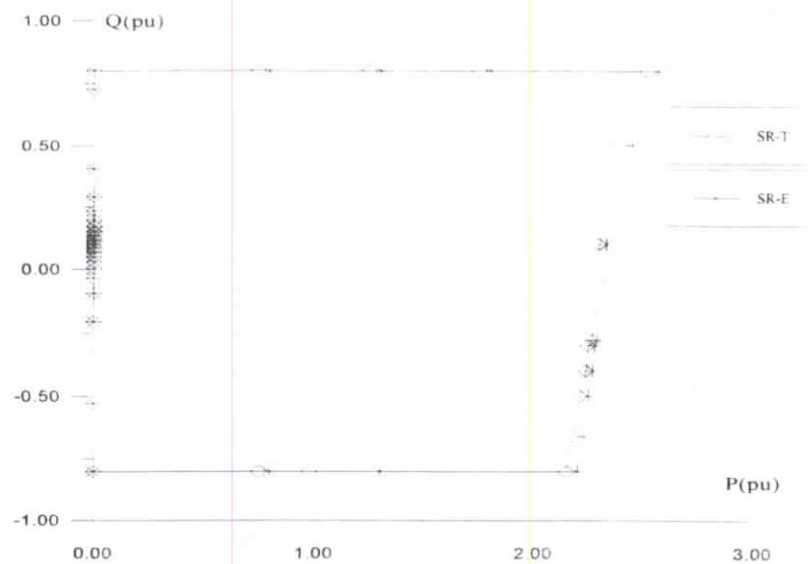


Figure IV.9 Comparaison entre SR-T et SR-E de la machine 2

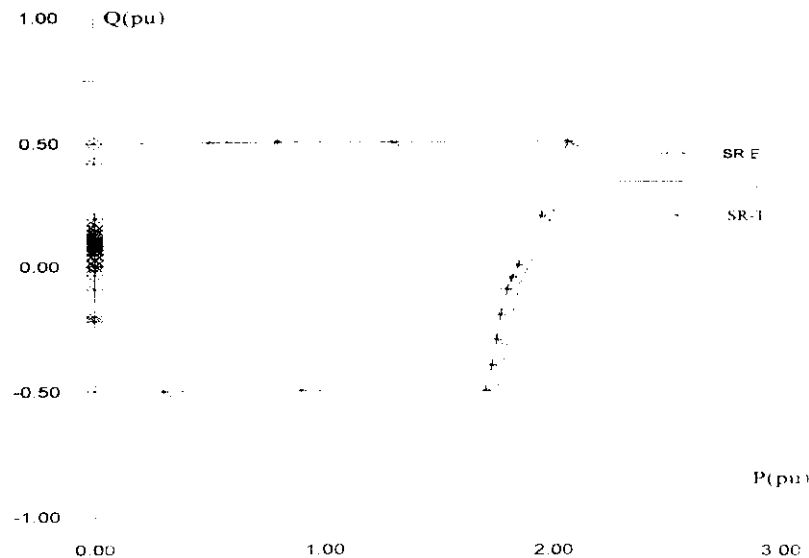


Figure IV.10 Comparaison entre SR-T et SR-E de la machine 3

IV.6.2 Influence des paramètres du Réseau

Nous traiterons, dans cette partie, l'effet du gain du régulateur de tension, de l'influence de conditions de fonctionnement ainsi que de la topologie du réseau sur le tracé des contours de sécurité.

IV.6.2.1 Influence du gain du régulateur de tension

Les Figures IV.11 et IV.12 montrent les régions de sécurité de la machine 2 tracées pour différents gains du régulateur de tension, en utilisant la technique des valeurs propres et celle des couples.

La même étude est réalisée pour la machine 3, où les régions de sécurité sont représentées par les Figures IV.13 et IV.14. Les domaines obtenus sont d'autant plus larges que le gain du régulateur de tension est plus petit.

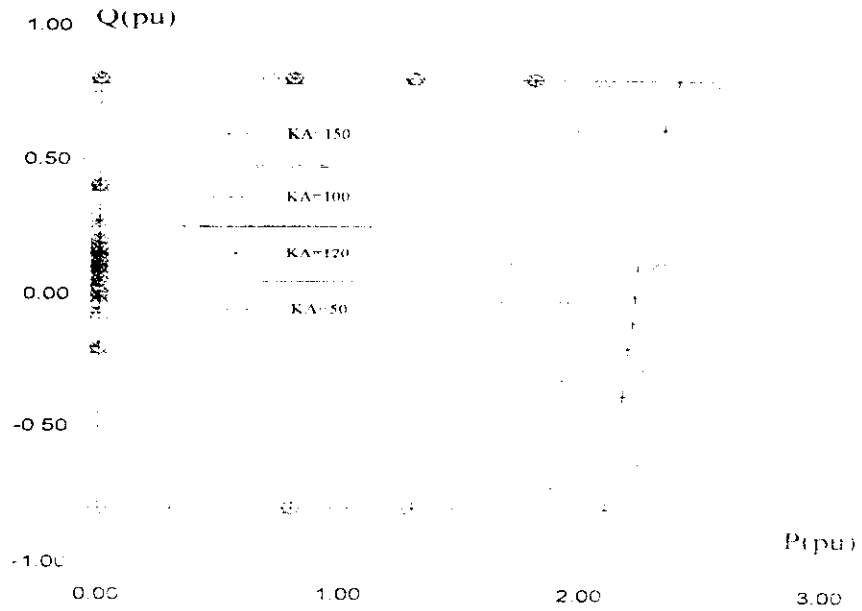


Figure IV.11 Contours de Sécurité SR-E de la machine 2 pour différents gains du régulateur de Tension K_d

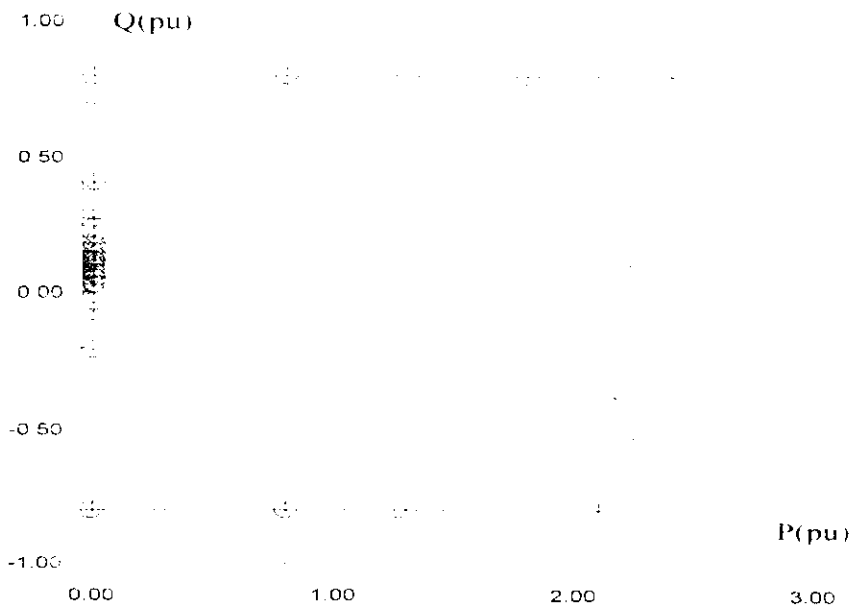


Figure IV.12 Contours de Sécurité SR-T de la machine 2 pour différents gains du régulateur de Tension K_d

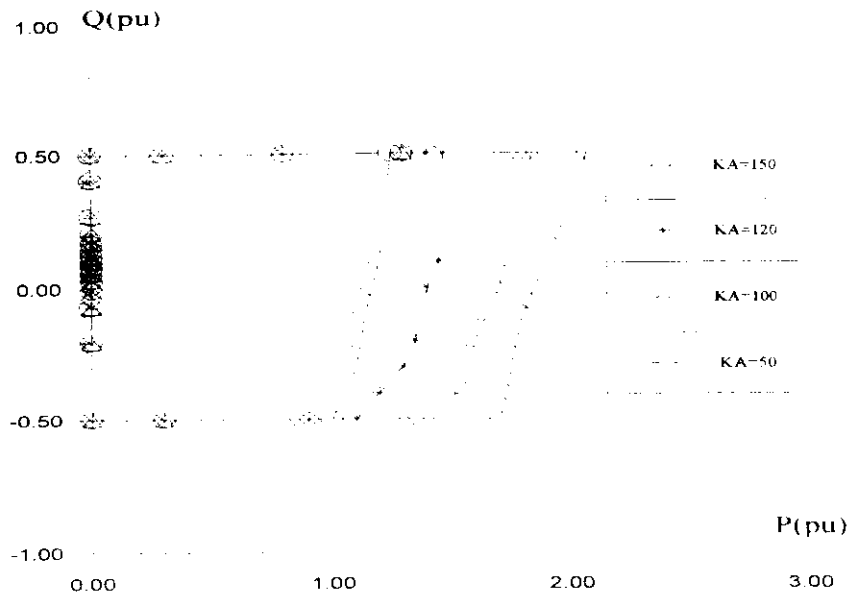


Figure IV.13 Contours de Sécurité SR-E de la machine 3 pour différents gains du régulateur de Tension K_A

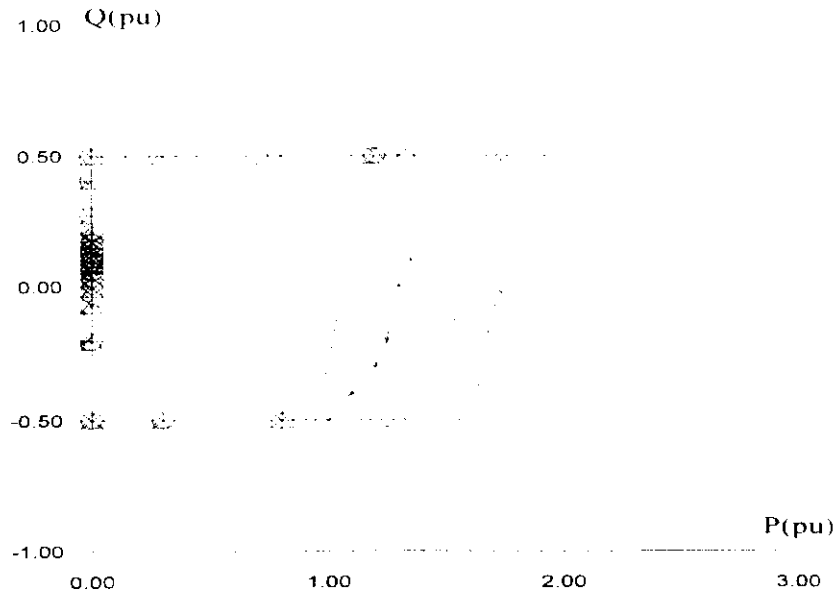


Figure IV.14 Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents gains du régulateur de Tension K_A

IV.6.2.2 Influence des conditions de fonctionnement

Dans un réseau électrique, il faut qu'à chaque instant assurer l'équilibre production-consommation. S'il apparaît un surplus de production, l'accroissement correspondant de la

vitesse et de l'angle rotorique de certaines machines peut causer une situation de fonctionnement instable. Dans un souci de clarté, les notations suivantes seront adoptées:

GL_i : taux de puissance générée de la machine i par rapport à la puissance de base.

DL_i : taux de puissance demandée au nœud i par rapport à la puissance de base.

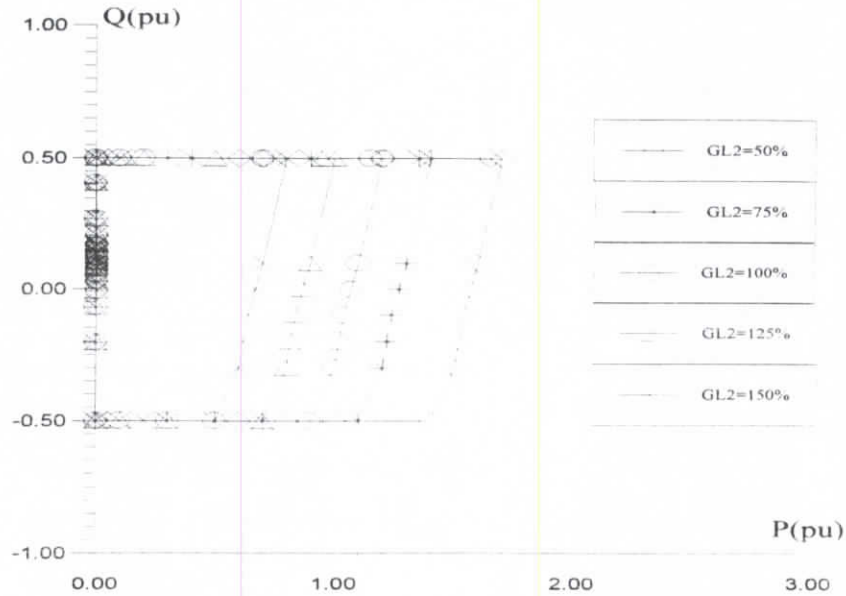


Figure IV.15 Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents niveaux de génération GL_2

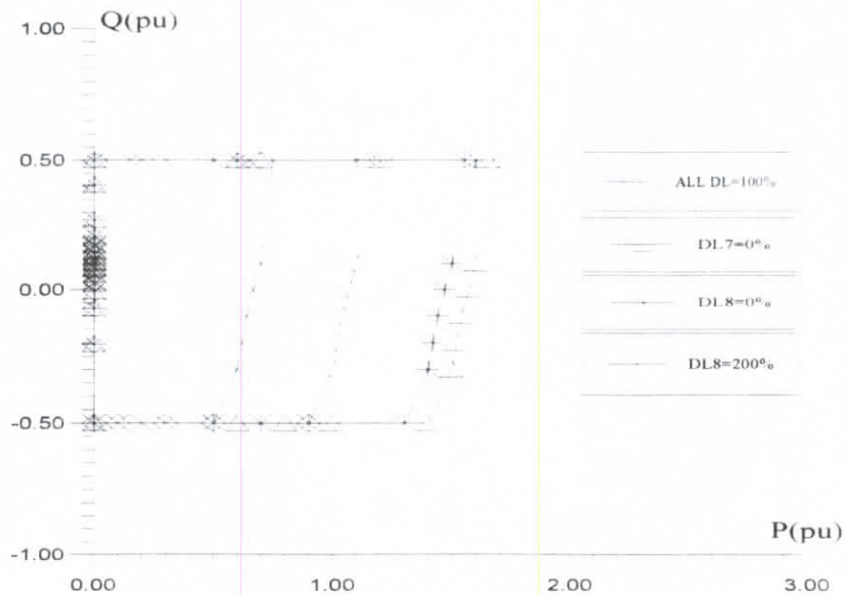


Figure IV.16 Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents niveaux de demande DL_2

Les Figures IV.15 et IV.16 illustrent la variation des ces niveaux sur les régions de sécurité. Dans la Figure IV.15, sont schématisés les contours de sécurité de la machine 3 lorsque le niveau de génération de la machine 2 varie. Lorsque le niveau de production de

la machine 2 (GL_2) diminue, le domaine de stabilité de la machine 3 devient plus large. Réciproquement, si la puissance générée GL_2 est plus importante, la machine 3 devra délivrer moins de puissance pour maintenir le fonctionnement stable. La Figure IV.16 représente le tracé des contours de sécurité de la machine 3 pour différents niveaux de charge. Comme exemple, nous constatons que pour une diminution de la charge DL_8 , la puissance délivrée par la machine 3 doit être limitée et inversement.

IV.6.2.3 Influence de l'état des lignes

L'instabilité dynamique peut aussi être causée par les ouvertures des lignes de transports. LS_i désignera l'état (ouvert / fermé) de la ligne de transport i :

$LS_i = +1$ si la ligne i est fermée

$LS_i = -1$ si la ligne i est ouverte

Les régions de sécurité sont tracées dans la Figure IV.17 pour différents états des lignes de transport. Les formes de ces contours sont étroitement liées à la charge transitée dans ces lignes ainsi qu'à leur localisation dans le réseau.

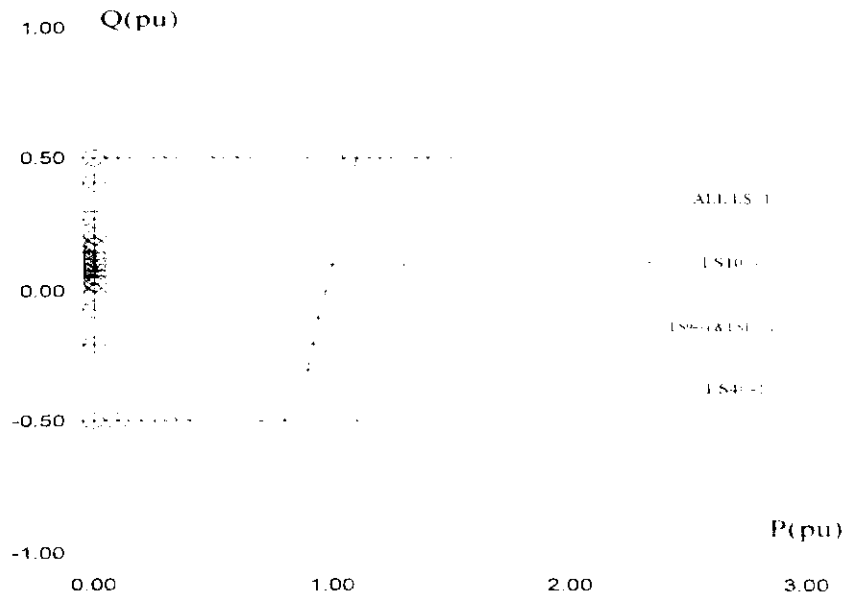


Figure IV.17 Contours de Sécurité SR-T de la machine 3 pour différents états de ligne LS_i

IV.6.3 Application des Réseaux de Neurones Multicouches

Les phases d'apprentissage et de test sont résumées dans les Tableaux IV.2 et IV.3 respectivement. Dans le but de maintenir le système en fonctionnement sûr, nous explorons l'impact du gain du régulateur de tension sur la sécurité de la machine 3. Les

régions de sécurité sont représentées par la Figure IV.18 en utilisant pour chaque cas, les points d'apprentissage situés sur les contours de sécurité correspondants.

Tableau IV. 2 Apprentissage pour différents OPC

Apprentissage	OPC (KA_3)	Figure
1	150	IV.18
2	50	IV.18

Tableau IV. 3 Classification pour différents OPC

Classification	OPC (KA_3)	Figure
Test 1: 1	150	IV.19a
2	50	IV.19b
Test 2 : 3	100	IV.20

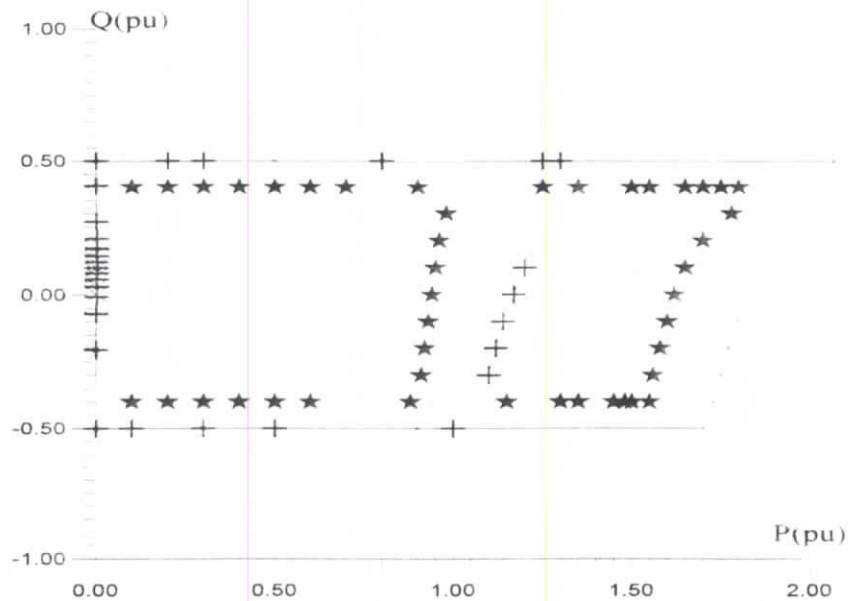


Figure IV.18 points d'apprentissage pour différents OPC

- ★ Points d'apprentissage Sûrs (STP)
- + Points d'apprentissage non Sûrs (ITP) pour OPC =150
- x Points d'apprentissage non Sûrs (ITP) pour OPC =50

Afin de tester la capacité de classification du réseau neuronal ainsi construit, deux types de tests ont été appliqués:

Test 1 : Une valeur d'entrée de *OPC*, pour laquelle l'entraînement a été effectué, est donnée au réseau neuronal. Les résultats de la phase de recherche (ou de test), des états classés en fonctionnement sûr (*STO*), sont donnés dans les Figures IV.19a et IV.19b.

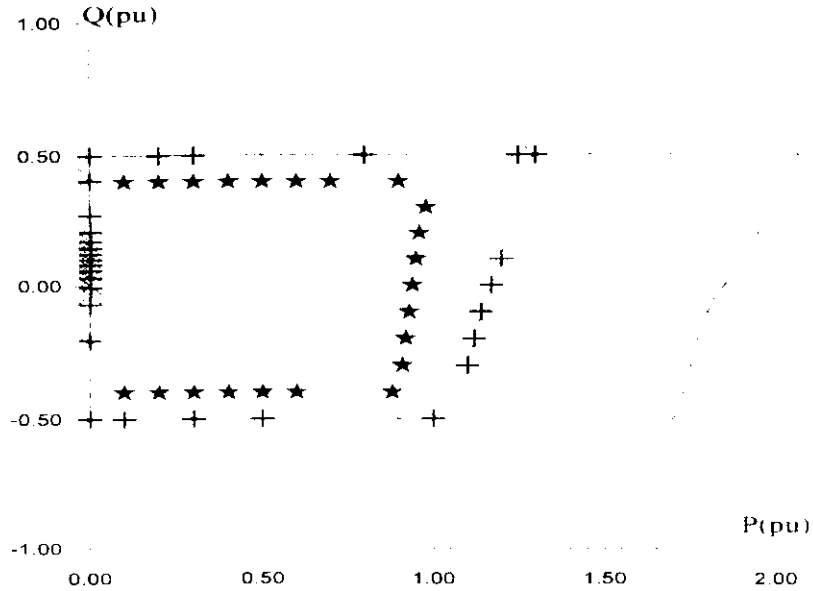


Figure IV.19a Etats classés pour *OPC* = 150

- ★ Etats classés Sûrs (*STO*) pour *OPC* = 150
- + SR-T pour *OPC* = 150
- x SR-T pour *OPC* = 50

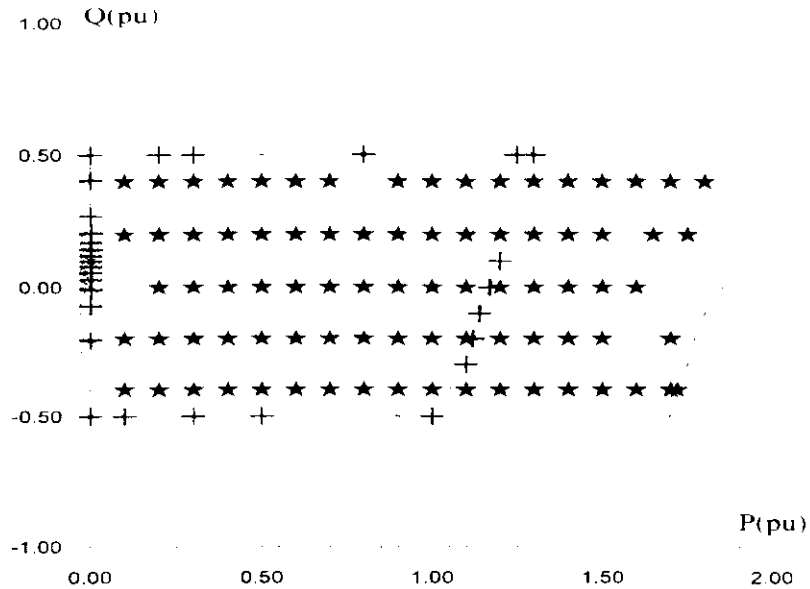


Figure IV.19b Etats classés pour *OPC* = 50

- ★ *STO* pour *OPC* = 50
- + *ITP* pour *OPC* = 150
- x *ITP* pour *OPC* = 50

Test 2 : Dans ce test, une valeur différente de *OPC* est donnée en entrée du réseau neuronal. Les *STO* sont montrés dans la Figure IV.20.

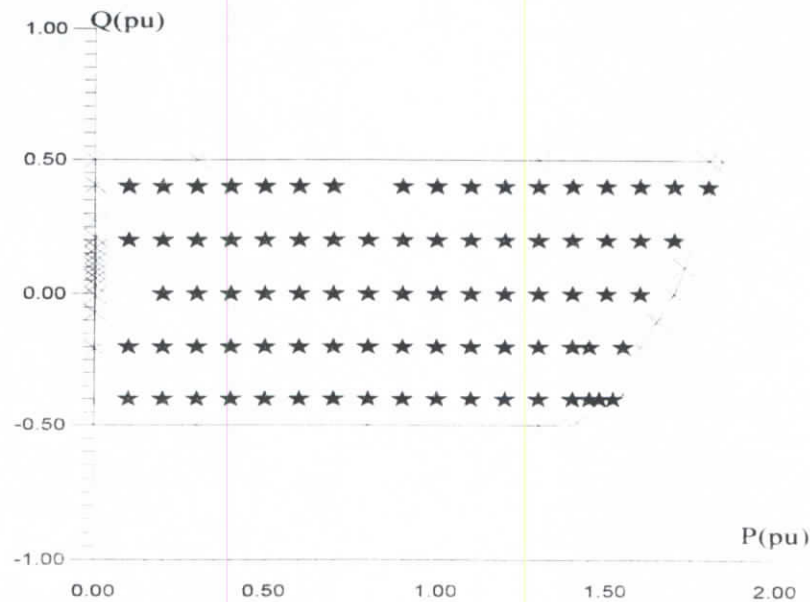


Figure IV.20 Etats classés pour *OPC* =100

- ★ *STO* pour *OPC* =100
- x *SR-T* pour *OPC* =100

IV.6.4 Discussion

La capacité de classification du réseau multicouches utilisé a été testée pour plusieurs conditions de fonctionnement. Les régions de sécurité sont tracées pour ces mêmes conditions jugées les plus contraignantes du point de vue stabilité dynamique. En général, les points de fonctionnement classés sûrs se trouvent effectivement à l'intérieur du contour de sécurité correspondant. Cependant certaines erreurs de classification peuvent apparaître. Ces cas se manifestent lorsque les points de fonctionnement se trouvent près des limites définies par les contours de sécurité, et principalement pour les conditions de fonctionnement non traitées pendant la phase d'apprentissage. Il est clair, que pour améliorer la fiabilité de la classification de l'algorithme proposé, le réseau neuronal doit être entraîné par un ensemble plus grand de points de fonctionnement. Cette méthode reste toutefois limitée à des réseaux de dimensions réduites. Pour les grands réseaux électriques, la considération des différentes combinaisons parmi : l'état des lignes, les niveaux de charge, les niveaux de demande et les gains des régulateurs de tension, entraîne l'emploi d'un vecteur d'entrée de dimension très grande. Des considérations pratiques seront envisagées, dans la suite de notre travail, pour la sélection des entrées les plus représentatives, et ainsi la réduction de la dimension du problème à traiter.

IV.7 Modèle du Réseau Neuronal de Kohonen

La méthode proposée utilise l'apprentissage non supervisé du modèle de Kohonen pour l'estimation de l'indice de stabilité définie par les couples synchrone et amortisseur. La procédure d'évaluation de la sécurité dynamique est décrite comme suite:

- 1- Identifier les paramètres de perturbation ayant un impact sur la sécurité dynamique du réseau électrique.
- 2- Procéder au calcul de l'indice de stabilité, hors ligne, permettant de juger quand à l'état de fonctionnement du système.
- 3- Entraîner la carte auto-organisatrice (SOM) afin d'assigner à chaque neurone de sortie l'information donnant l'état de fonctionnement du réseau (indice estimé).
- 4- Tester la SOM pour les valeurs n'appartenant pas à l'ensemble test.

L'indice de sécurité du réseau électrique est estimé en appelant le neurone de sortie contenant l'information qui lui a été assignée pendant la phase d'apprentissage. Lorsqu'un neurone de sortie de la mémoire de Kohonen SOM répond à un vecteur d'entrée donné, la sortie appelle l'indice estimé. Ce dernier étant préalablement préparé par des calculs s'effectuant hors ligne. L'indice de sécurité d'un système composé de n machines est défini par les couples synchrone et amortisseur critiques d'après:

$$\begin{aligned} T_{crit} &= \min_j (T_{ds}^j - T_{dm}^j) \\ T_{crs} &= \min_j (T_{ss}^j - T_{sm}^j) \end{aligned} \quad i = 1, \dots, n \quad (IV.22)$$

La stabilité dynamique est ainsi évaluée par la valeur la plus critique des deux couples synchrone et amortisseur :

$$T_{cr} = \min(T_{crit}, T_{crs}) \quad (IV.23)$$

Le critère ainsi défini a été appliqué à plusieurs réseaux tests (IEEE 14 et IEEE 30 nœuds), dans les deux cas de machines faiblement couplées et fortement couplées. Ces derniers cas sont obtenus notamment par variation de la longueur des lignes de transmission.

Deux méthodes sont proposées pour l'estimation de l'indice de sécurité T_{cr} .

Méthode 1

Si nous supposons que plus d'un vecteur d'apprentissage est assigné à chaque neurone de sortie, l'indice de sécurité estimé sera calculé, en prenant la moyenne des valeurs correspondant aux états de fonctionnement classés par le même neurone de sortie. Nous aurons donc :

$$T_{cr}^i = \frac{1}{N_i} \sum_k T_{cr_k}^i \quad (\text{IV.24})$$

avec: T_{cr}^i : indice estimé par le neurone de sortie i

N_i : nombre de vecteurs d'entrée classés par le neurone de sortie i

$T_{cr_k}^i$: indice du vecteur d'entrée k classé par le neurone de sortie i

L'algorithme de la méthode 1 est décrit par les étapes suivantes :

Etape 1 : Préparer l'ensemble d'apprentissage et l'indice T_{cr} pour chaque vecteur d'entrée.

Etape 2 : Construire la carte topologique auto-organisatrice de Kohonen.

Etape 3 : Calculer T_{cr}^i au neurone de sortie i sur la carte en utilisant (IV.24) et le sauvegarder pour chaque neurone de sortie.

Etape 4 : Donner au réseau neuronal construit un nouveau vecteur d'entrée inconnu. Identifier ensuite le neurone de sortie i^* le plus proche du pattern d'entrée.

Etape 5 : Appeler T_{cr}^i au neurone de sortie i^*

Méthode 2

Cette méthode est basée sur le fait que le vecteur des poids ou le vecteur de référence représente le pattern inhérent correspondant au neurone de sortie. En d'autres termes, les caractéristiques du neurone de sortie sont exprimées par les poids entre ce dernier et les neurones d'entrée [105]. L'estimation de l'indice de sécurité est obtenue en utilisant les poids des vecteurs, après la phase d'apprentissage, pour recalculer l'indice T_{cr}^i .

Similairement, l'algorithme de cette méthode peut être formulé comme suite:

Etape 1 : Préparer l'ensemble d'apprentissage et l'indice T_{cr} pour chaque vecteur d'entrée.

Etape 2 : Construire la carte topologique auto-organisatrice de Kohonen.

Etape 3 : Recalculer T_{cr}^i avec le vecteur poids pour chaque neurone de sortie.

Etape 4 : Donner au réseau neuronal construit un nouveau vecteur d'entrée inconnu. Identifier ensuite le neurone de sortie i^* le plus proche du pattern d'entrée.

Etape 5 : Appeler T_{cr}^i au neurone de sortie i^*

IV.7.1 Facteurs d'apprentissage et Fonctions de Voisinage

Le degré de voisinage, définissant les neurones à corriger situés autour du neurone excité, est préalablement spécifié. Il décroît, dans le temps, en fonction du déroulement de l'apprentissage. Ainsi nous définissons le facteur d'apprentissage déterminant l'ordre de voisinage :

$$g(t) = \text{deg}_{\max} e^{-\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)} \quad (\text{IV.25})$$

où : $\text{deg} = E(g(t))$

avec : $E(x)$ désignant le plus grand entier inférieur ou égal à x .

Enfin, la fonction de voisinage est donnée par :

$$f(t) = \frac{f_{\max}}{\text{deg} + 1} e^{-\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)} \quad (\text{IV.26})$$

Les paramètres constants de cette fonction sont pris comme suite:

$$\text{deg}_{\max} = 400 \text{ et } f_{\max} = 1$$

avec : t_{\max} le nombre de cycles pendant la phase d'apprentissage.

Une étude comparative est menée avec des modèles linéaires de fonctions de voisinage :

$$g(t) = \text{deg}_{\max} \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (\text{IV.27})$$

$$f(t) = \frac{f_{\max}}{\text{deg} + 1} \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (\text{IV.28})$$

L'ensemble d'apprentissage est composé de 1000 points de fonctionnement classés dans une carte bidimensionnelle comportant (15 x 15) neurones de sortie. Les vecteurs d'entrée sont normalisés entre -1 et +1 correspondant à leurs valeurs maximales atteintes pendant la phase d'apprentissage.

Les composants des vecteurs poids associés à chaque neurone de sortie sont initialisés aléatoirement dans l'intervalle [-0.5, 0.5].

IV.7.2 Résultats de Simulation

Etant donné que les deux méthodes sont caractérisées par des fonctions de voisinage décroissantes (linéaire et non linéaire) différentes, les cartes topologiques sont établies et les simulations réalisées pour les 2 cas suivants:

Cas 1: Le réseau neuronal reçoit comme entrées une valeur de *OPC* et 1000 conditions de fonctionnement (*OC*) avec la méthode 1 pour les deux fonctions de voisinage. Les résultats sont montrés par la Figure IV.20, dans le cas d'une fonction de voisinage linéaire décroissante. Les trous blancs correspondent aux neurones de sortie pour lesquels l'indice estimé de sécurité n'a pas été assigné pendant le processus d'entraînement.

Cas 2: La carte topologique est construite avec les mêmes caractéristiques du vecteur d'entrée en utilisant la méthode 2 pour les deux fonctions de voisinage. La Figure IV.21 donne les résultats de simulation dans le cas du modèle non linéaire (exponentielle).

Les différentes familles de l'indice de sécurité estimé sont données par la carte topologique. Plus la couleur de la région se noircit dans les deux Figures IV.21 et IV.22, le réseau électrique tend vers les conditions de fonctionnement non sûrs, caractérisées par des valeurs négatives du couple critique.

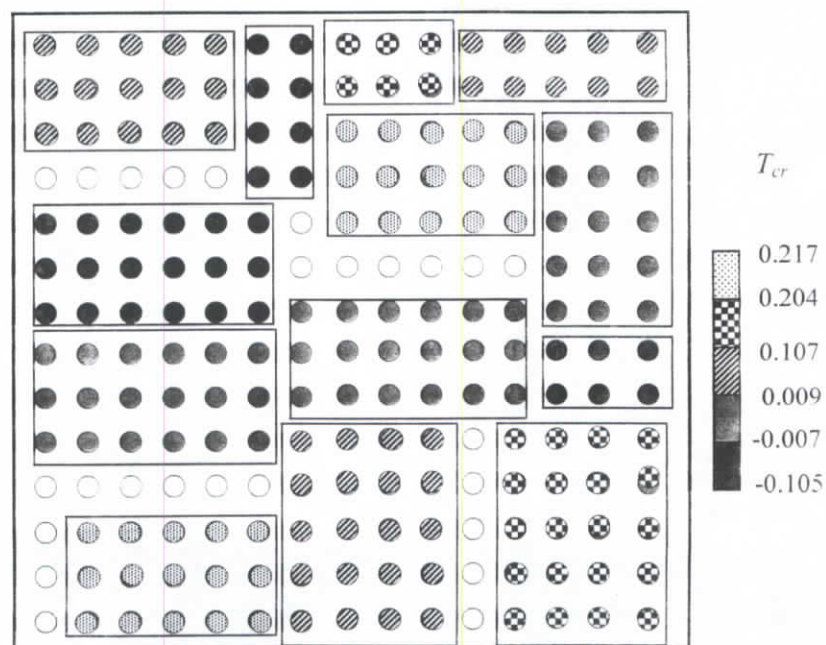


Figure IV.21 Carte topologique dans le cas de la Méthode 1

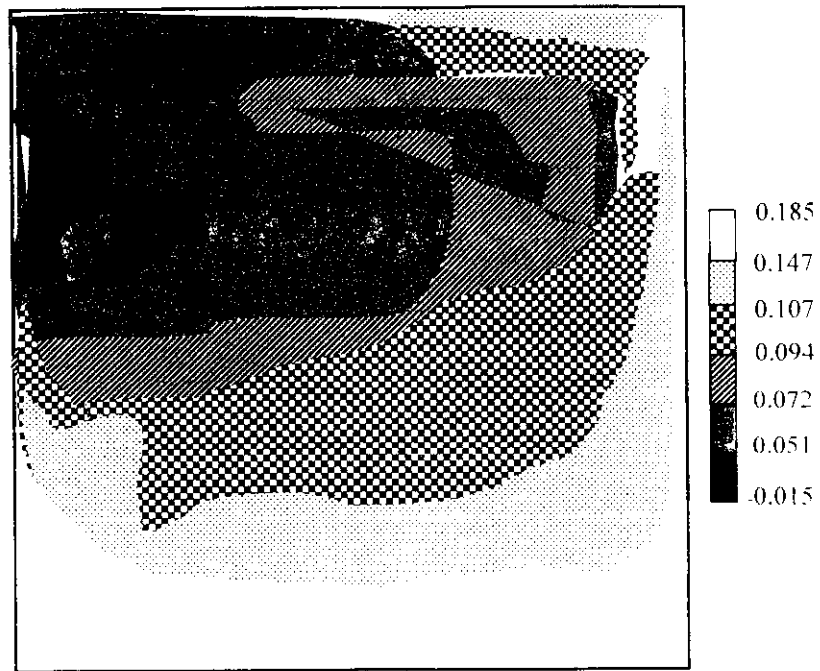


Figure IV.22 Carte topologique dans le cas de la Méthode 2

Afin de tester la validité de la carte topologique ainsi construite, 450 points de fonctionnement sont présentés au réseau neuronal. Cette phase de test consiste en la classification de nouveaux vecteurs n'appartenant pas à l'ensemble d'apprentissage. Les résultats sont comparés aux contours de sécurité tracés hors ligne par les couples synchrone et amortisseur. La précision de la classification réalisée par la carte topologique peut être évaluée moyennant l'erreur moyenne définie par :

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_k \frac{T_{cr_c}^k - T_{cr_s}^k}{T_{cr_s}^k} \quad (\text{IV.29})$$

où N : nombre d'échantillons classés

$T_{cr_c}^k$: valeur estimée de l'indice de sécurité pour le vecteur d'entrée k

$T_{cr_s}^k$: valeur réelle de l'indice de sécurité pour le vecteur d'entrée k

Le Tableau IV.4 montre l'erreur moyenne, donnée en pourcentage, des quatre cas étudiés. Nous remarquons que la méthode 2 présente de meilleures qualités, en termes de précision des estimations obtenues pour l'indice de sécurité. D'autre part, l'augmentation du nombre de cycles d'apprentissage n'implique pas une augmentation systématique de la précision. Ceci est dû au fait que la méthode 1 est caractérisée par des neurones de sortie pour lesquels l'indice de sécurité n'est pas assigné.

La fonction de voisinage non linéaire (variation exponentielle) contribue à l'amélioration de la précision des résultats obtenus par la méthode 2 alors qu'elle entraîne une dégradation de la précision dans le cas de la méthode 1.

Tableau IV.4 Erreur moyenne de l'ensemble Test

N ^o . de Cycles d'apprentissage (t_{\max})	Méthode 1		Méthode 2	
	Linéaire	Non linéaire	Linéaire	Non linéaire
1000	1.882	0.835	0.368	0.324
2000	1.041	0.942	0.302	0.295
3000	0.935	1.028	0.297	0.262
4000	0.681	0.872	0.235	0.218
5000	0.394	0.765	0.229	0.105

IV.7.3 Discussion

Les résultats de simulation montrent que la carte auto-organisatrice permet de classer les points de fonctionnement sûrs, critiques et non sûrs dans différentes familles (clusters) correspondant aux différentes régions de l'espace de sécurité. Connaissant la relation entre chaque famille et l'état de sécurité associé, la classification d'un point quelconque par la carte permet d'identifier son état de fonctionnement sûr, critique ou non sûr. Une fonction de voisinage faiblement décroissante améliore la capacité de généralisation du réseau neuronal étant donné que pour un grand nombre de cycles d'apprentissage, tous les neurones seront adaptés à tous les vecteurs d'entrée.

Une étude comparative entre les fonctions de voisinage linéaire et non linéaire a été effectuée. La fonction décroissante non linéaire donne de meilleurs résultats dans le cas de la méthode 2 car elle permet d'évaluer l'indice estimé avec le vecteur de référence, sans tenir compte ni de la relation entre les neurones de sortie ni du nombre de cycles d'apprentissage leur appartenant.

Six familles différentes sont ainsi définies par la carte. Trois d'entre elles représentent les cas de perturbation entraînant des points de fonctionnement sûrs. La différence principale entre ces groupes réside dans la plage de variation des couples synchrone et amortisseur, définissant la marge de sécurité existante.

Les cas de fonctionnement critique sont représentés par deux clusters. Ils correspondent aux perturbations pouvant entraîner des variations importantes et causer un état critique près des limites du contour de sécurité. Le nombre limité d'erreurs de classification a été notamment enregistré dans ce cas. Les familles restantes regroupent les cas de fonctionnement non sûrs, caractérisés par des valeurs négatives des couples critiques synchrones et amortisseur.

Les différentes plages de variation des indices critiques de sécurité (T_{cr}) dans chaque cluster renseigne sur les actions associatives qui doivent être prises à chaque instant. Plusieurs schémas de commande préventive peuvent être préconisés aussi bien pour les faibles que pour les grandes valeurs d'indices critiques, en fonction des éléments installés dans le réseau, de la politique de la compagnie d'électricité... etc.

IV.8 Carte auto-organisatrice Hiérarchisée Croissante

IV.8.1 Extraction du Vecteur Forme

Dans cette étude, une variation en surface de la charge est adoptée (Cf. III.5.1). Elle s'obtient en faisant varier les charges indépendamment les unes des autres. La variation en surface se fait à facteur de puissance constant pour le réseau IEEE 9 nœuds.

Pour des variations aléatoires des charges du réseau, 200 vecteurs sont générés pour chaque perturbation (ouvertures de lignes de transport). L'extraction de l'ensemble caractéristique, est faite suivant la méthode heuristique statistique définie précédemment (Cf. III.5.2), à partir de l'ensemble initial du vecteur d'entrée de la Figure IV.23, composé des : puissances active et réactive des n machines (PG_i , QG_i), gains des régulateurs de tension (K_{Ai}) et des puissances active et réactives des n_L charges (PD_i , QD_i). Le choix de ces paramètres est motivé par des considérations physiques et le processus de sélection nécessite, en générale, un jugement pratique du ressort de l'engineering (système expert).

Le nombre optimal de ces paramètres peut être choisi par un entraînement adéquat de réseaux neuronaux multicouches ANNs, utilisant un nombre récursif assez grand de paramètres jusqu'à ce que le minimum exigé soit atteint [106].

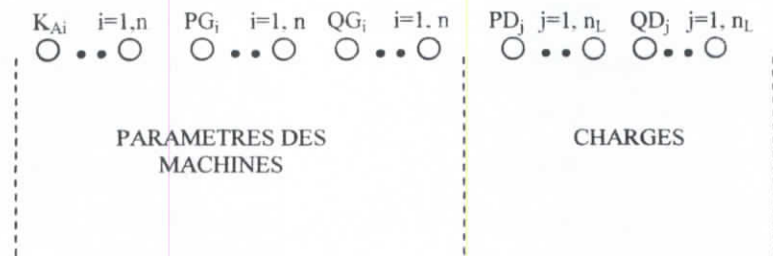


Figure IV.23 Vecteur d'entrée initial.

L'extraction de l'ensemble caractéristique du vecteur initial de dimension 15 et appliquée au réseau test IEEE 9 nœuds, a donné naissance au vecteur réduit composé de 5 paramètres les plus représentatifs de l'état du système, et qui sont : P_{G1} , K_{A1} , P_{G2} , Q_{G3} , P_{D8} . Ces paramètres sont obtenus suite à des ouvertures simples de lignes de transport et à une grande plage de variation du domaine de fonctionnement (variation en surface des charges nodales du réseau). Il reste à noter que la sélection finale s'est opérée sur la base d'un ensemble de 8 paramètres classés, issus du vecteur caractéristique initial.

IV.8.2 Architecture Proposée

La nouvelle architecture, schématisée par la Figure IV.24 permettra une évaluation fiable de la sécurité statique des grands réseaux électriques, tout en réduisant la complexité du problème traité. Nous tenterons une spécialisation par ouvrage déclenché et ainsi il y aura autant de réseaux de neurones à apprentissage supervisé de type PNSI qu'il y aura de groupes et de lignes confondues. Les PNSIs évaluent, en même temps, la sécurité du réseau électrique selon la perte de l'ouvrage auquel ils sont liés. Cette évaluation sera ensuite améliorée par un réseau neuronal à apprentissage non supervisé GHSOM.

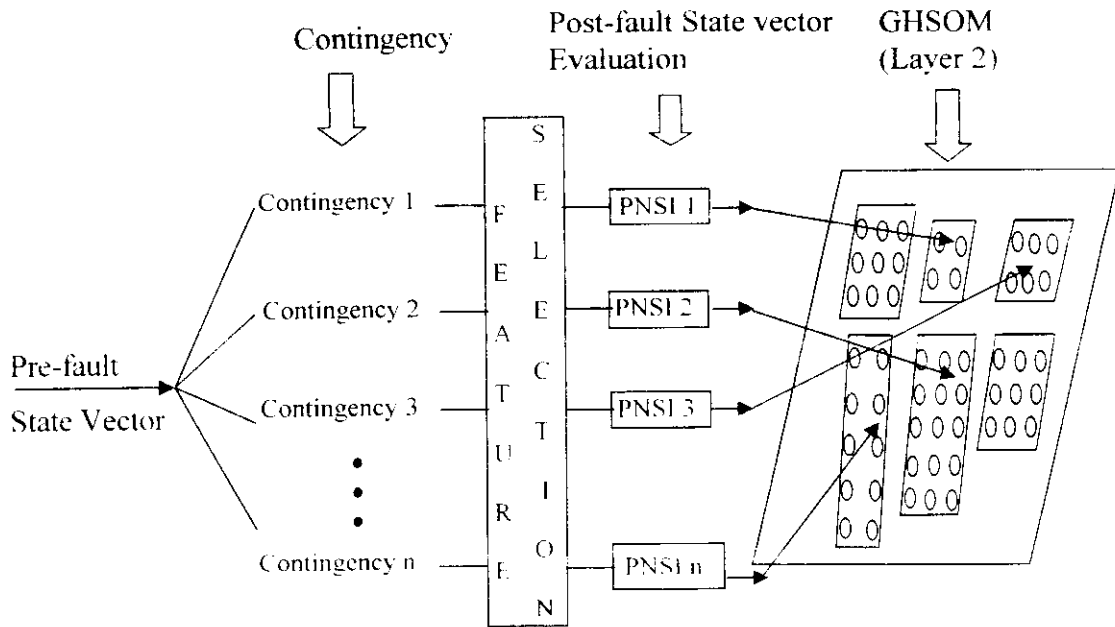


Figure IV.24 Architecture du réseau proposé

Le vecteur d'état avant le défaut, constitue l'entrée des PNSIs qui travaillent en parallèle. L'objectif étant de donner une estimation rapide du vecteur d'état après le défaut pour chaque perte d'ouvrage. La phase d'apprentissage des PNSIs est calculée pour l'ensemble d'apprentissage composé des vecteurs d'état avant et après le défaut, pour chaque perte d'ouvrage et plusieurs plans de charge du réseau électrique. Le nombre de neurones de la couche cachée n'est pas déterminé a priori, mais est adapté aux données d'apprentissage par le biais d'une construction incrémentale en partant d'une couche cachée à un seul neurone.

Les données d'entrée sont normalisées entre -1 et $+1$ selon les valeurs extrêmes qu'elles atteignent dans les ensembles de test et d'apprentissage et les poids synaptiques sont initialisés dans le segment de valeurs $[-0.1, 0.1]$ proche de zéro.

Les sorties des PNSIs vont par suite servir d'entrées à la GHSOM qui a été entraînée pour classer les vecteurs d'état après le défaut dans plusieurs cartes auto-organisatrices bidimensionnelles à dimensions variables suivant les couches. Comme fonction de voisinage de chaque SOM, notre choix s'est porté sur la fonction qui suit la loi exponentielle (décroissante non linéaire) [107].

L'ensemble d'apprentissage de la GHSOM est composé des vecteurs d'état après le défaut pour toutes les pertes d'ouvrage considérées. L'idée maîtresse est que les propriétés de généralisation de la GHSOM, qui adapte son architecture pendant sa phase d'apprentissage

non supervisé, nous permet d'améliorer les estimations grossières du vecteur d'état obtenues par les réseaux PNSIs. L'avantage de ce nouveau réseau neuronal est sa représentation hiérarchisée des relations entre les vecteurs d'état décrivant le fonctionnement du réseau électrique vis-à-vis d'une contingence donnée.

IV.8.3 Résultats de Simulation

La technique proposée est appliquée au réseau IEEE 9 nœuds de la Figure IV.1, comprenant 14 lignes et transformateurs ainsi que 3 groupes de production. L'ensemble d'apprentissage est composé de 200 plans de charge différents. Ainsi, un ensemble de 2800 échantillons est généré. Une fois les caractéristiques les plus représentatives sélectionnées, une partie des données sert à l'entraînement des PNSIs (1700 échantillons), alors que l'autre partie est destinée à la phase de test (1100 échantillons).

La GHSOM possède 7 entrées (vecteur d'état et indices de sécurité) et l'ensemble d'apprentissage correspondant est constitué des vecteurs réels après le défaut (le cas de base et les 14 contingences). Partant de l'unité représentant la moyenne des données dans la couche 0, l'algorithme d'entraînement de la GHSOM débute avec une carte (2 x 2) à la première couche. Le processus d'apprentissage de cette carte continue en ajoutant d'autres unités, jusqu'à ce que l'erreur quadratique devienne inférieure à un pourcentage $\tau_2 = 0.005$ de l'erreur quadratique globale de l'unité appartenant à la couche 0. Le résultat est une carte composée de (3 x 2) unités correspondant aux six familles représentées par la Figure IV.25.

Dans ce qui suit, la notation (*i/j*) est utilisée pour désigner l'unité située dans la colonne *i* et la ligne *j* de la carte.

Cas non sûrs <u>6x5 SOM</u>	(379)	Cas sûrs III <u>4x3 SOM</u>	(29)
Cas sûrs I <u>6x4 SOM</u>	(356)	Cas non critiques <u>5x5 SOM</u>	(78)
Cas sûrs II <u>4x7 SOM</u>	(367)	Cas critiques <u>7x6 SOM</u>	(491)

Figure IV.25 Couche 1 de la GHSOM

Nous distinguons les unités (1/2), (1/3) et (2/1) représentant les états de fonctionnement sûr. La différence principale entre ces trois cas réside dans la plage de variation des couples synchrone et amortisseurs, quoique leurs valeurs restent positives. Par exemple, l'unité (2/1) regroupe les états de fonctionnement sûr caractérisés par de grandes valeurs des couples synchrones et amortisseur critiques ($T_{crd} \geq 0.25, T_{crs} \geq 4.25$), alors que l'unité (1/2) classe les cas sûrs dont les couples critiques appartiennent à un autre intervalle défini par : ($T_{crd} \leq 0.01, T_{crs} \leq 1.45$). Les états non critiques sont représentés par l'unité (2/2), avec des couples critiques positifs, correspondant aux ouvertures d'ouvrages entraînant des grandes variations du point de fonctionnement situé près du contour de sécurité. Les états critiques de fonctionnement sont représentés par l'unité (2/3) traduisant les cas de fonctionnement non sûrs près du contour de sécurité. Ces états se situent à l'extérieur de la région de sécurité. L'unité (1/1) classe les cas de fonctionnement non sûrs caractérisés par des valeurs négatives des couples synchrone et amortisseur critiques.

D'autres cartes sont automatiquement construites afin de représenter les différents vecteurs d'état, ce qui résulte en six cartes individuelles dans la seconde couche, donnant chacune une représentation plus détaillée des données de l'unité correspondante dans la couche supérieure, lorsque QE_m atteint la proportion $\tau_i = 0.063$ de l'unité qe correspondante dans la couche 1. En particulier, nous trouvons une carte de (6 x 5) représentant les états de fonctionnement non sûr de l'unité (1/1) appartenant à la couche 1 de la carte.

Après la phase d'apprentissage, chaque SOM va grouper en familles les déclenchements d'ouvrages montrant des similarités dans les estimations des indices critiques de sécurité. Lorsqu'un vecteur après défaut est présenté, l'unité correspondante appartenant à la carte est activée. Il est par suite possible d'affecter à chaque unité l'indice de sécurité correspondant qui permettra de juger de l'état de fonctionnement du système.

Les cartes obtenues dans la seconde couche nous donnent une image satisfaisante et précise de l'évaluation de la sécurité dynamique du système. Il devient aisé pour l'opérateur de visionner les différents groupes ou clusters représentant les états de fonctionnement possibles du réseau électrique. Les résultats montrent une meilleure utilisation des neurones, évitant le problème des unités mortes (les neurones qui ne gagnent jamais dans le processus de compétition), ainsi qu'un nombre très réduit d'erreurs de classifications.

Une étude comparative avec les cartes topologiques de Kohonen tracées dans les Figures IV.21 et IV.22, permet de reconnaître cinq groupes parmi les six appartenant à la première couche de la GHSOM.

IV.8.4 Discussion

Les résultats de simulation montrent que le réseau neuronal proposé présente une capacité de généralisation excellente. Le temps exigé par la phase d'apprentissage est largement réduit puisque seul le nombre nécessaire d'unités développées, pour classer les vecteurs d'état, permet d'analyser une grande base de données d'une manière hiérarchisée. Afin de donner une mesure qualitative de la performance de classification, nous introduisons des estimateurs de la probabilité d'erreur de discrimination comme suit: les pourcentages de fausses alarmes (FA), d'omissions (FD) et de fausses classifications (FC) sont calculés. Les résultats de la classification, pour les deux types de vecteurs caractéristiques réels et estimés figurent dans le Tableau IV.5.

Tableau IV.5 Statistiques de classification

Statistiques de Test	Vecteurs Réels	Vecteurs Estimés
Ensemble Test	1100	1100
Vecteurs Réels Sûrs	536	528
Vecteurs Réels non Sûrs	544	539
FA (%)	2.61	4.17
FD (%)	1.10	2.04
FC (%)	0.34	0.58

Noter que le même nombre d'effectif des états de fonctionnement sûrs et non sûrs est utilisé aussi bien pendant la phase d'apprentissage que dans la phase de test.

Pour des valeurs plus grandes de τ_1 ($\tau_1 = 0.107$), qui joue le rôle de paramètre de contrôle (profondeur / surface) de l'architecture de la GHSOM, une représentation plus détaillée est obtenue résultant en 7 couches. La première couche est composée de (2 x 2) unités représentant les mêmes familles (1/1), (1/3), (2/2) et (2/3) de la Figure IV.24.

IV.9 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle approche, basée sur les réseaux de neurones, est proposée pour l'évaluation de la stabilité dynamique. Pour ce faire, un nouvel indice de sécurité est développé. La technique de l'analyse modale combinée aux régions de sécurité ont permis d'élaborer le critère des couples synchrones et amortisseur. Ces derniers ont l'avantage qu'ils permettent de renseigner sur la marge de stabilité du réseau et de visualiser les états sûrs et non sûrs pour des petites variations autour du point de fonctionnement. Ils permettent également de donner une image fidèle des performances dynamiques des différentes machines du réseau prises individuellement.

L'utilisation de la carte auto-organisatrice de Kohonen a donné des résultats de classification prometteurs. Deux méthodes sont proposées pour l'estimation des indices critiques de sécurité. La méthode faisant appel à une fonction de voisinage non linéaire donne les meilleurs résultats. La concordance obtenue, entre les valeurs estimés des indices de sécurité critiques et les valeurs réelles, montre que cette technique peut être utilisée pour identifier, en temps réel, les états de fonctionnement des réseaux électriques.

Cependant, la première entrave dans l'application, en temps réel, de cette technique demeure le problème de la dimension du réseau électrique considéré. Une heuristique statistique a permis de réduire la dimension du vecteur caractéristique de l'état du réseau.

Une architecture en parallèle des réseaux spécialisés à apprentissage supervisé et la capacité adaptative de la GHSOM constituent une excellente combinaison qui permet d'obtenir des performances intéressantes en termes de vitesse d'exécution et de fiabilité dans la classification des états de fonctionnement du réseau électrique.

L'application de la GHSOM a permis de résoudre le problème de la corrélation entre le nombre d'unités composant le réseau neuronal de la SOM et la dimension du réseau électrique. La représentation hiérarchisée a été testée pour deux valeurs du paramètre de contrôle (profondeur / surface). Deux configurations sont ainsi obtenues, l'une à deux couches caractérisés par des cartes très grandes et l'autre plus détaillée à 7 couches comportant des cartes de dimensions plus réduites.

CHAPITRE 5^{ème}

EVALUATION DE LA SECURITE TRANSITOIRE

V.1 Introduction

Pour une évaluation rapide de la sécurité transitoire, les recherches se sont orientées vers des méthodes directes. Ces méthodes sont fondées sur des concepts énergétiques. Elles permettent de fournir une estimation du domaine de stabilité sans avoir recours à l'intégration numérique systématique du modèle représentant le système. La méthode d'analyse directe des puissances limites de la stabilité transitoire est basée sur la dérivation des sensibilités analytiques de la marge d'énergie ΔV vis-à-vis des changements paramétriques [108-112]. La vitesse d'exécution étant plus grande que pour les méthodes basées sur l'analyse temporelle, les limites de stabilité obtenues ne sont toutefois précises que pour les cas où les changements paramétriques ne sont pas importants. En effet, pour des variations fortement non linéaires de la marge énergétique, les limites de stabilité obtenues par la technique linéaire ne sont plus correctes. Cependant, la considération d'un développement en second ordre des sensibilités de la marge d'énergie, pour compenser cette non linéarité, ne permet pas aisément d'obtenir les expressions analytiques vis-à-vis des changements paramétriques [113]. D'autre part, les hypothèses considérées, dans le but de faciliter la procédure de calcul analytique de la

sensitivité de la marge d'énergie, rendent imprécis le calcul des limites de la stabilité transitoire [114].

Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle technique permettant le calcul des puissances limites de la stabilité transitoire utilisant les cartes auto-organisatrices. Deux méthodes sont proposées dans l'estimation des contours de sécurité. La méthode énergétique de Lyapunov est utilisée comme un outil rapide de calcul permettant de générer l'ensemble des vecteurs d'entrée du réseau neuronal.

Les puissances limites de la stabilité transitoire d'une machine donnée sont estimées pour plusieurs temps d'élimination de défauts et de niveaux de production. La contribution principale est que cette méthode permet d'éviter la nécessité de recourir à l'analyse de la sensibilité de la marge de l'énergie transitoire vis-à-vis des variations paramétriques du système. La validité de cette technique est testée sur le réseau IEEE 9 nœuds. Une étude comparative avec l'analyse temporelle, montre que les estimations établies par la carte topologique sont concordantes avec les puissances limites réelles de la stabilité transitoire.

V.2 Méthodes de Résolution

Des efforts considérables ont été consacrés à l'analyse de la sécurité transitoire par la seconde méthode de Lyapunov [115-117]. Cette dernière se ramène à l'élaboration d'une fonction scalaire continue et différentielle notée $V(x)$. Cette fonction dépend des variables d'état représentant le modèle du système et est calculée pour le système dans la configuration après défaut.

Le deuxième théorème de Lyapunov stipule que s'il existe une fonction $V(x)$ définie dans un domaine de l'espace d'état notée Λ incluant l'origine telle que :

- 1- $V(x)$ a toutes ses dérivées partielles continues.
- 2- Pour tout $x / \|x\| > 0$, $V(x) > 0$
- 3- Si $\|x\| \rightarrow \infty$, $V(x) \rightarrow \infty$

L'origine est :

- 1- Stable si dans le domaine Λ , $\dot{V}(x)$ est semi définie négative.
- 2- Asymptotiquement stable si dans le domaine Λ , $\dot{V}(x)$ est définie négative.

Ce théorème fournit des conditions suffisantes de stabilité.

La détermination du temps critique d'élimination du défaut est étudiée de la manière suivante [117-120] :

- Elaboration d'une fonction scalaire $V(x)$ vérifiant les propriétés du théorème.

- Détermination de la valeur de $V(x)$ sur la frontière du domaine de stabilité. Cette valeur est notée V_{lim} .
- Intégration numérique du modèle du système pendant la phase de défaut. A chaque pas d'intégration, les étapes suivantes sont effectuées :
 - Le vecteur d'état du système est déterminé.
 - La fonction de Lyapunov est évaluée en ce point.
 - Comparaison de la valeur prise par V_{lim} . Le temps pour lequel $V(x(t_r)) = V_{lim}$ est le temps critique d'élimination du défaut.

Il n'existe pas de procédure systématique d'établissement d'une fonction de Lyapunov associée aux équations du système dans la configuration après défaut. Pour élaborer une fonction de Lyapunov, plusieurs méthodes sont utilisées.

V.2.1 Méthode de l'intégrale Première

Cette méthode est basée sur l'idée originale de Lyapunov qui considère que, pour tout les systèmes conservatifs, l'énergie globale peut servir pour définir la stabilité d'un point d'équilibre. Considérons le système dynamique suivant :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) \\ f(0) &= 0 \end{aligned} \quad (\text{V.1})$$

Par l'intégrale première, on désigne une fonction différentiable $V(x)$ définie dans un domaine Λ de l'espace d'état telle que pour tout x' solution de l'équation précédente, $V(x')$ est une constante. La condition nécessaire et suffisante pour que le système (V.1) puisse avoir une intégrale première s'écrit [115]:

$$\sum_{i=1}^n \frac{\partial f_i(x)}{\partial x_i} = 0 \quad (\text{V.2})$$

Il n'existe pas de méthode générale pour construire une intégrale première sauf pour les systèmes de second ordre vérifiant la condition (V.2).

Considérons le modèle du second ordre défini par :

$$\begin{aligned} M_i \frac{d\omega_i}{dt} &= P_{mi} - P_{ei} = f(\delta_{ij}) \\ \frac{d\delta_i}{dt} &= \omega_i \quad (i = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (\text{V.3})$$

avec :

$$f(\delta_{ij}) = P_{mi} - G_{ii} E_{qi}^2 - \sum_{j=1}^n E_{qi} E_{qj} B_{ij} \sin(\delta_{ij}) + E_{qi} E_{qj} G_{ij} \cos(\delta_{ij}) \quad (\text{V.4})$$

Le système régi par (V.3) satisfait la condition (V.2). En posant :

$$\begin{aligned} x_i &= \delta_i - \delta_i^s \\ x_{i+n} &= \omega_i - \omega_i^s \quad (i = 1, \dots, n) \end{aligned} \tag{V.5}$$

Les équations du modèle dans l'espace d'état sont :

$$\begin{aligned} \dot{x}_i &= x_{i+n} \\ M x_{i+n} &= f_i(x_{ij}) \quad (i, j = 1, \dots, n) \end{aligned} \tag{V.6}$$

avec :

$$\begin{aligned} f_i(x_{ij}) &= P_{mi} - G_{ni} E_{qi}^{-2} - \sum_{j=1}^n E_{qi} E_{qj} B_{nj} \sin(x_i - x_j + \delta_i^s - \delta_j^s) \\ &\quad - \sum_{j=1}^n E_{qi} E_{qj} G_{nj} \sin(x_i - x_j + \delta_i^s - \delta_j^s) \end{aligned} \tag{V.7}$$

La fonction de Lyapunov est obtenue par intégration analytique de (V.6), et s'écrit :

$$V(x) = \sum_{j=1}^n \frac{1}{2} M_j x_{i+n}^2 + \sum_{i=1}^n \int_0^{x_i} f_i(x_{ij}) dx_i \tag{V.8}$$

V.2.2 Méthode du Gradient Variable

La construction d'une fonction de Lyapunov est basée sur l'hypothèse d'un vecteur gradient variable noté : $\nabla V(x)$. La procédure de détermination de $V(x)$ est la suivante [115] :

1- Le modèle du système étant sous la forme :

$$\dot{x} = f(x) \tag{V.9}$$

Le vecteur d'état $\nabla V(x)$ s'écrit :

$$\nabla V x = \begin{bmatrix} a_{11}(x)x_1 + a_{12}(x)x_2 + \dots + a_{1n}(x)x_n \\ a_{21}(x)x_1 + a_{22}(x)x_2 + \dots + a_{2n}(x)x_n \\ \vdots \\ a_{n1}(x)x_1 + a_{n2}(x)x_2 + \dots + a_{nn}(x)x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla V_1 \\ \nabla V_2 \\ \vdots \\ \nabla V_n \end{bmatrix} \tag{V.10}$$

$a_{ij}(x)$ sont fonctions du vecteur d'état du système.

2- A partir de $\nabla V(x)$, on calcule $V(x)$ par :

$$V(x) = \nabla V^T(x) f(x) \tag{V.11}$$

3- $V(x)$ est donnée par :

$$V(x) = \int_0^x \nabla V^T(x) f(x) dx \quad (V.12)$$

La condition nécessaire et suffisante pour qu'une fonction de Lyapunov $V(x)$ soit définie de façon unique, à partir d'une intégration le long de la trajectoire de $\nabla V(x)$, est que le rotationnel de $V(x)$ soit nul. Les $\frac{n(n-1)}{2}$ équations suivantes doivent être satisfaites :

$$\frac{\partial \nabla V_i}{\partial x_j} = \frac{\partial \nabla V_j}{\partial x_i} \quad i, j = 1, \dots, n \quad (V.13)$$

La fonction de Lyapunov s'écrit alors :

$$V(x) = \int_0^{x_1} \nabla V_1(\lambda_1, 0, \dots, 0) d\lambda_1 + \int_0^{x_2} \nabla V_2(x_1, \lambda_2, 0, \dots, 0) d\lambda_2 \\ + \dots + \int_0^{x_n} \nabla V_n(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, \lambda_n) d\lambda_n \quad (V.14)$$

La grande difficulté de la méthode réside dans la détermination des coefficients variables $a_{ij}(x)$ satisfaisant les relations (V.13) et les contraintes sur $V(x)$ et sa dérivée.

Dans [122], la méthode du gradient variable a été utilisée pour le modèle du second ordre en considérant les régulations simplifiées de vitesse. Pour élaborer le vecteur gradient, des coefficients ont été adoptés mais qui conduisent à une contradiction pour les conductances de transfert des lignes ($G_{ij} = -G_{ji}$).

Dans notre étude, cette méthode est utilisée dans la détermination de la fonction de Lyapunov pour le modèle du sixième ordre. Compte tenu de la représentation d'état du modèle, le vecteur gradient se décompose comme suite :

$$\nabla V(x) = (\nabla V_1, \dots, \nabla V_i, \dots, \nabla V_n, \nabla V_{1+n}, \dots, \nabla V_{i+n}, \dots, \nabla V_{2n}, \\ \nabla V_{1+2n}, \dots, \nabla V_{i+2n}, \dots, \nabla V_{3n}, \nabla V_{1+3n}, \dots, \nabla V_{i+3n}, \dots, \nabla V_{4n}, \\ \nabla V_{1+4n}, \dots, \nabla V_{i+4n}, \dots, \nabla V_{5n}, \nabla V_{1+5n}, \dots, \nabla V_{i+5n}, \dots, \nabla V_{6n}) \quad (V.15)$$

avec :

$$\nabla V_{i+kn} = \sum_{j=1}^n \sum_{l=0}^6 a_{i+kn, j+ln}(x) x_{j+ln} \quad (i = 1, \dots, n \text{ et } k = 0, \dots, 6) \quad (V.16)$$

La dérivée de $V(x)$ par rapport au temps s'écrit alors :

$$\begin{aligned}
 V(x) &= \nabla V^T(x) x \\
 &= \sum_{i=1}^n [\nabla V_i \dot{x}_i + \nabla V_{i+n} \dot{x}_{i+n} + \nabla V_{i+2n} \dot{x}_{i+2n} + \\
 &\quad \nabla V_{i+3n} \dot{x}_{i+3n} + \nabla V_{i+4n} \dot{x}_{i+4n} + \nabla V_{i+5n} \dot{x}_{i+5n}]
 \end{aligned}
 \tag{V.17}$$

Après le développement de (V.17), la recherche des coefficients du gradient permettant de satisfaire les contraintes sur $V(x)$ d'une part, et du rotationnel d'autre part, est difficile compte tenu de la corrélation entre les différentes équations régissant la dynamique du système. Les conditions du deuxième théorème de Lyapunov ne peuvent pas être vérifiées facilement.

V.3 Domaine de Stabilité

Dans les premiers travaux effectués [123, 124], V_{lim} est évaluée à partir des points d'équilibre instables après défaut. La fonction $V(x)$ est évaluée en tous ces points. On prend alors la valeur minimale de V comme étant la limite V_{lim} qui représente aussi la valeur de $V(x)$ au point d'équilibre instable le plus proche du point d'équilibre stable après défaut. Ce point est noté le PEI "critique" tel que schématisé dans la Figure (V.1).

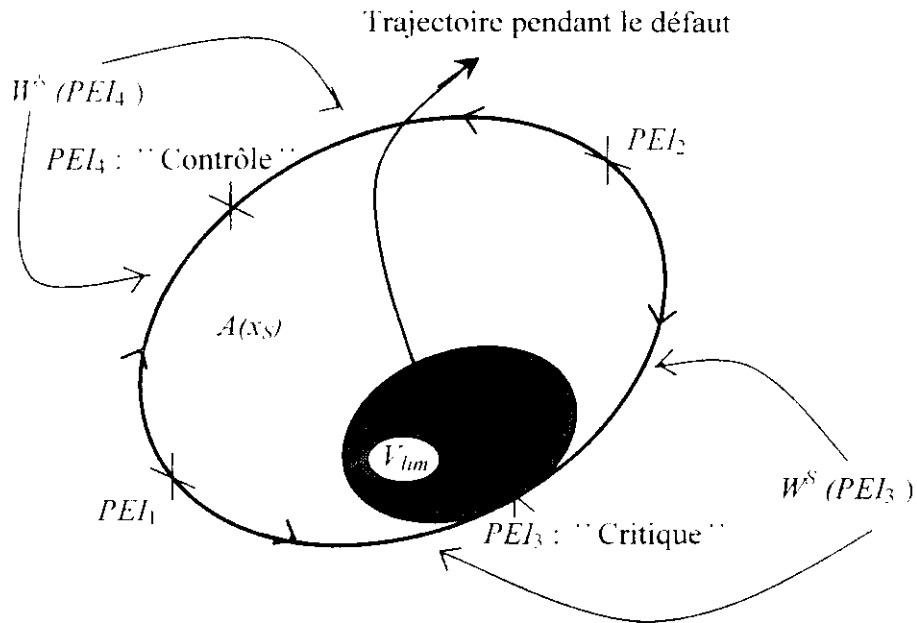


Figure V.1 Temps critique calculé par le PEI de "contrôle"

L'inconvénient majeur de cette méthode est le temps de calcul nécessaire à la détermination des points d'équilibre instables du système. De plus, la seconde méthode de Lyapunov fournit des conditions de stabilité suffisantes mais non nécessaires. Il s'ensuit une certaine conservativité des résultats. En effet, dans la détermination de V_{lim} , la nature et la localisation du défaut sont ignorées. Pourtant, le temps mis par le système pour atteindre la frontière du domaine en dépend. La direction principale des recherches effectuées pour améliorer la méthode vise à prendre en compte la localisation et la nature du défaut dans le calcul du temps critique [125, 126].

Sur la Figure (V.1), la valeur limite fournit une mauvaise estimation du domaine réel de stabilité. En effet, la frontière du domaine est composée par des variables stables des points d'équilibre instables (PEI) qui sont sur $\partial A(x_s)$ et nous avons :

$$\partial A(x_s) = W^S(PEI_4) \cup W^S(PEI_3) \quad (V.18)$$

avec : $W^S(PEI_i)$, ($i = 3,4$) est l'ensemble stable de PEI_i .

Considérons une trajectoire de défaut quittant la région de stabilité à travers $W^S(PEI_4)$. Le temps critique d'élimination du défaut, peut être estimé par :

$$V(x(t_r)) = V(PEI_4) \quad (V.19)$$

Comme $V(PEI_4) > V_{lin}$, la détermination de t_{cr} par cette formulation devient meilleure. Le point d'équilibre instable proche de la trajectoire de défaut du système est celui qui fournit la meilleure approximation du temps critique [127, 128]. Ce point particulier est noté le PEI de contrôle ($PEIC$) ou encore le "CUEP" (Controlling Unstable Equilibrium Point).

Les approches de l'énergie potentielle maximale [129, 130] ou l'approche des accélérations [131] ont permis de s'affranchir de la détermination du point d'équilibre instable pour le calcul de V_{lim} .

V.3.1 L'approche de l'énergie Potentielle Maximale

Le principe de cette approche est basé sur l'utilisation du concept de la $PEBS$ (Potential Energy Boundary Surfaces) [126]. La fonction de Lyapunov a la forme :

$$V(\delta\omega) = E_t(\omega) + E_p(\delta) \quad (V.20)$$

Le modèle du second ordre peut se mettre sous la forme :

$$M_i \frac{d\omega_i}{dt} = - \frac{\partial E_p(\delta)}{\partial \delta_i} \quad (V.21)$$

$$\frac{d\delta_i}{dt} = \omega_i \quad (i = 1, \dots, n)$$

Les points d'équilibre sont solutions de l'équation suivante :

$$\frac{\partial E_p(\delta)}{\partial \delta_i} = 0 \quad (V.22)$$

Les courbes $E_p(\delta) = c$ représentent les équipotentielle dans l'espace des angles rotoriques. Généralement, les équipotentielles sont des courbes fermées dans un voisinage proche du point d'équilibre stable après défaut [132]. La trajectoire du défaut ne diffère pas beaucoup de celle correspondant au même défaut éliminé à un instant t_i égal ou très proche de t_{cr} . Le principe d'application de la méthode consiste à :

- 1- Déterminer la trajectoire de défaut par intégration numérique.
- 2- Supposer que la projection de la trajectoire dans l'hyperplan des angles rotoriques franchit la PEBS lorsque l'énergie potentielle atteint une valeur maximale pour un défaut maintenu, cette valeur permettant la détermination du temps critique d'élimination du défaut.

La figure (V.2) illustre graphiquement l'application de cette méthode.

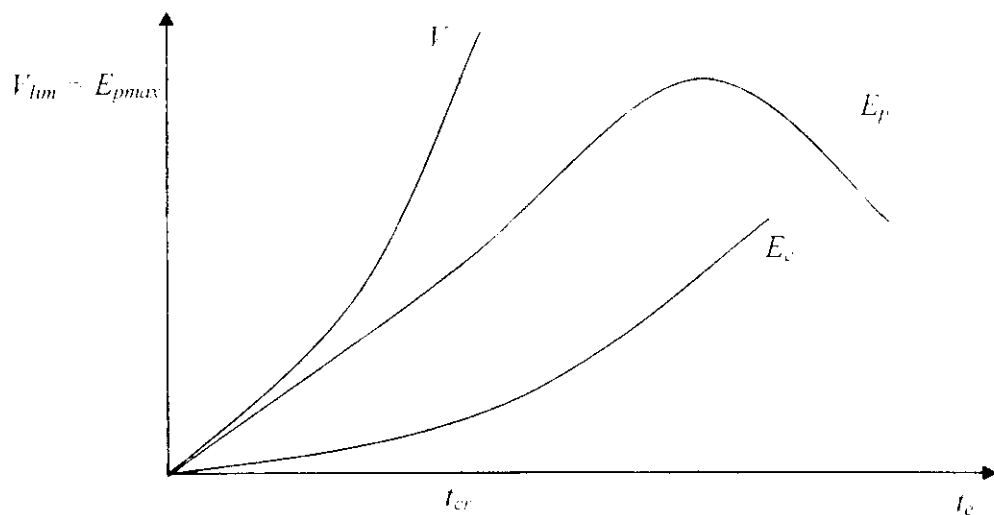


Figure V.2 Temps critique calculé par l'énergie potentielle maximale

V.3.2 L'approche des Accélération

Cette approche est basée sur l'évaluation de l'accélération des machines à l'apparition du défaut ($t = t_0$). Cette méthode a été développée par Ribbens-Pavella dans [116]. La méthode consiste à classer les accélérations des machines par ordre croissant. La machine ayant la plus grande accélération à l'instant t_0 est désignée comme machine critique. Le point d'équilibre instable associé à cette machine définit la frontière de stabilité [133].

V.4 Application au Modèle du Second Ordre

Ce modèle est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} M_i \frac{d\omega_i}{dt} &= P_{mi} - P_{ei} \\ \frac{d\delta_i}{dt} &= \omega_i \quad (i = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (\text{V.23})$$

avec :

$$P_{ei} = G_{ii} e_{qi}'^2 - \sum_{j=1}^n C_{ij} \sin(\delta_{ij}) + D_{ij} \cos(\delta_{ij}) \quad (\text{V.24})$$

$$\text{où : } C_{ij} = e_{qi}' e_{qj}' B_{ij} \quad \text{et} \quad D_{ij} = e_{qi}' e_{qj}' G_{ij}$$

Ce modèle impose le choix d'une référence par rapport à laquelle on mesure les angles rotoriques. Pour s'affranchir de ce choix, on utilise le centre d'angle qui est défini par les équations suivantes [134] :

$$\begin{aligned} \delta_0 &= \frac{1}{M_T} \sum_{i=1}^n M_i \delta_i \\ \omega_0 &= \frac{1}{M_T} \sum_{i=1}^n M_i \omega_i \\ M_T &= \sum_{i=1}^n M_i \end{aligned} \quad (\text{V.25})$$

La dynamique du centre d'angle est régie par le système différentiel suivant :

$$\begin{aligned} M_T \frac{d\omega_0}{dt} &= \sum_{i=1}^n (P_{mi} - P_{ei}) = P_a \\ \frac{d\delta_0}{dt} &= \omega_0 \end{aligned} \quad (\text{V.26})$$

En considérant les nouvelles variables :

$$\theta_i = \delta_i - \delta_0 \quad \text{et} \quad \varpi_i = \omega_i - \omega_0$$

L'équation régissant l'évolution des angles rotoriques par rapport à l'ensemble des machines s'écrit :

$$M_i \frac{d\omega_i}{dt} = (P_{mi} - P_{ei}) - \frac{M_i}{M_T} P_a \quad (V.27)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i \quad (i = 1, \dots, n)$$

Le modèle (V.27) étant conservatif, l'énergie totale est constante si aucune perturbation n'affecte le réseau. En présence d'un défaut, le système acquiert de l'énergie. A l'élimination du défaut, l'énergie totale restera constante. Un échange entre énergie potentielle et énergie cinétique va s'instaurer. La stabilité du réseau en dépend.

V.4.1 Energie Transitoire Individuelle

Pour établir son expression, considérons le système (V.27). La dérivée par rapport au temps de l'énergie transitoire pour une machine i est donnée par :

$$\dot{V}_i = (M_i \omega_i - P_{mi} + P_{ei} + \frac{M_i}{M_T} P_a) \theta_i \quad (V.28)$$

En considérant l'expression (V.24) et en intégrant (V.28) entre $t = t_0$, temps d'apparition du défaut et $t = t_e$, temps d'élimination du défaut, nous obtenons l'expression suivante:

$$V_i(t_0, t_e) = \int_{\theta_i(t_0)}^{\theta_i(t_e)} M_i \omega_i d\theta_i - \int_{\theta_i(t_0)}^{\theta_i(t_e)} (P_{mi} - G_{ij} E_{qi}^2) d\theta_i \quad (V.29)$$

$$+ \sum_{j=1}^n \int_{\theta_j(t_0)}^{\theta_j(t_e)} C_{ij} \sin \theta_{ij} d\theta_j - \sum_{j=1}^n \int_{\theta_j(t_0)}^{\theta_j(t_e)} D_{ij} \cos \theta_{ij} d\theta_j + \frac{M_i}{M_T} \int_{\theta_i(t_0)}^{\theta_i(t_e)} P_a d\theta_i$$

L'expression (V.29) représente l'énergie transitoire individuelle, acquise par la machine i , sur l'intervalle $[t_0, t_e]$. Les trois dernières intégrales sont fonctions de la trajectoire du système. Cette dernière s'obtient par intégration numérique du modèle (V.27). Il en découle un calcul incompatible avec une étude en ligne de la stabilité transitoire.

V.4.1.1 Evolution des angles rotoriques pendant le défaut

Les temps d'élimination du défaut par les organes de protection sont généralement inférieurs à la seconde. Pour une détermination plus rapide des valeurs des angles rotoriques à l'élimination du défaut, une expression analytique approchée, sous la forme d'un développement en série de Taylor tronquée à l'ordre l , est utilisée [133]. A chaque instant t , l'angle rotorique de la machine est alors donné par :

$$\delta_i(t) = \sum_{k=0}^l \frac{1}{k!} \frac{d^k \delta_i}{dt^k} (t-t_0)^k \quad t > t_0 \quad (\text{V.30})$$

Pour des temps d'élimination ne dépassant pas 0.5s (ce qui est généralement le cas en pratique), les résultats obtenus, sur des réseaux de tailles différentes montrent la validité de cette expression [131].

V.4.1.2 Expression de l'énergie transitoire individuelle

Pour évaluer les trois derniers termes de (V.29), nous considérons un développement au second ordre pour l'angle θ_i ($i = 1, \dots, n$) :

$$\delta_i(t) = \frac{1}{2} \left(\frac{P_{mi} - P_{ei}}{M_i} - \frac{P_a}{M_T} \right) (t-t_0)^2 + \theta_i(t_0) \quad (\text{V.31})$$

En remplaçant dans [V.29], l'expression analytique de l'énergie transitoire individuelle est donnée par [121]:

$$\begin{aligned} V_i(t_0, t_e) = & \frac{1}{2} M_i \omega_i^2 d\theta_i + (G_{ii} E_{qi}^2 - P_{mi})(\theta_i(t_0) - \theta_i(t_e)) \\ & + \sum_{j=1}^n C_{ij} \frac{(\theta_i(t_e) - \theta_i(t_0))}{(\theta_i(t_e) - \theta_j(t_e)) - (\theta_i(t_0) - \theta_j(t_e))} (\cos \theta_{ij}(t_0) - \cos \theta_{ij}(t_e)) \\ & + \sum_{j=1}^n D_{ij} \frac{(\theta_i(t_e) - \theta_i(t_0))}{(\theta_i(t_e) - \theta_j(t_e)) - (\theta_i(t_0) - \theta_j(t_e))} (\sin \theta_{ij}(t_0) - \sin \theta_{ij}(t_e)) \\ & + \frac{M_i}{M_T} (\theta_i(t_e) - \theta_i(t_0)) P_a \end{aligned} \quad (\text{V.32})$$

V.4.2 Energie Critique

L'énergie critique est une variable globale. Elle définit un seuil pour l'énergie transitoire acquise pendant le défaut. L'évaluation de la stabilité par la méthode de l'énergie transitoire consiste à comparer l'énergie totale acquise pendant le défaut à l'énergie critique. Cette dernière est estimée au point d'équilibre instable de contrôle [135,136]. L'énergie critique est alors donnée par :

$$\begin{aligned}
 V_{cr} = \sum_{i=1}^n V_i(t_0, t_e) &= \sum_{j=1}^n (G_{ii} E_{qi}^2 - P_{mi})(\theta_i^s - \theta_i^c) \\
 &+ \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n C_{ij} (\cos \theta_{ij}^s - \cos \theta_{ij}^c) \\
 &+ \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n D_{ij} \int_{\theta_i^s + \theta_j^s}^{\theta_i^c + \theta_j^c} \cos \theta_{ij} d(\theta_i + \theta_j)
 \end{aligned} \tag{V.33}$$

où : $(\theta_i^s, 0)$: point d'équilibre stable après défaut.

$(\theta_i^c, 0)$: PEIC

En négligeant les conductances de transfert, l'expression (V.33) ne dépend que du PEIC dont la détermination nécessite un temps de calcul important, incompatible avec une évaluation de la stabilité transitoire en temps réel. Pour pallier cet inconvénient, nous considérons une variable fortement corrélée à l'énergie critique qui s'écrit :

$$V_c = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n C_{ij} + \sum_{j=i+1}^n G_{ii} E_{qi}^2 - \sum_{i=1}^n P_{mi} \tag{V.34}$$

Les expressions (V.34) et (V.35) établies pour le modèle du second ordre vont nous permettre de faire une extension aux modèles à deux axes.

V.5 Application au Modèle à Deux Axes avec Régulations

V.5.1 Modélisation du Système du Sixième Ordre

Ce modèle est décrit pour chaque machine i , par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 \frac{dE_{di}'}{dt} &= \frac{1}{T_{qoi}'} (E_{di}' + (X_{di}' - X_{qi}') I_{qi}') \\
 \frac{dE_{qi}'}{dt} &= \frac{1}{T_{doi}'} (-E_{qi}' + E_{fdi}' - (X_{di}' - X_{dt}') I_{di}') \\
 \frac{d\omega_i}{dt} &= \frac{1}{M_i} (P_{mi} - P_{ei}) \\
 \frac{d\delta_i}{dt} &= \omega_i \\
 \frac{dE_{fdi}'}{dt} &= \frac{1}{T_{Ai}'} (-E_{fdi}' + E_{fdi}' + K_{Ai} (V_{refi} - V_i)) \\
 \frac{dP_{mi}}{dt} &= \frac{1}{T_{vi}'} (-P_{mi} + P_{mrefi} - K_{vi} (\omega_i + \sigma_i \frac{d\omega_i}{dt}))
 \end{aligned} \tag{V.35}$$

avec :

$$\begin{aligned}
 I_{di} &= G_{ij} E'_{di} + B_{ij} E'_{qi} + \sum_{j=1}^n [E'_{dj} (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\
 &\quad + E'_{qj} (B_{ij} \cos \delta_{ij} - G_{ij} \sin \delta_{ij})] \\
 I_{qi} &= G_{ij} E'_{qi} - B_{ij} E'_{di} + \sum_{j=1}^n [E'_{qj} (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\
 &\quad - E'_{dj} (B_{ij} \cos \delta_{ij} - G_{ij} \sin \delta_{ij})] \\
 P_{ei} &= G_{ii} (E'^2_{di} + E'^2_{qi}) + \sum_{j=1}^n [(E'_{di} E'_{dj} + E'_{qi} E'_{qj}) (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\
 &\quad + (E'_{di} E'_{qj} - E'_{dj} E'_{qi}) (B_{ij} \cos \delta_{ij} - G_{ij} \sin \delta_{ij})] \\
 V_{di} &= E'_{di} - X'_{di} I_{qi} \\
 V_{qi} &= E'_{qi} + X'_{di} I_{di} \\
 V_i &= \sqrt{V'^2_{di} + V'^2_{qi}}
 \end{aligned} \tag{V.36}$$

En comparant l'expression de la puissance électrique pour le modèle classique donné par (V.24) à celle pour le modèle à deux axes, nous remarquons qu'elle s'écrit formellement de la même manière. Seulement, dans le cas du modèle à deux axes, nous considérons les régulations de tension et de vitesse avec une variation de la force électromotrice interne pendant le régime transitoire.

Pour que l'on puisse utiliser les expressions de l'énergie transitoire individuelle (V.32), les composantes directes et transversales de la f.e.m ainsi que la puissance mécanique doivent être constantes pendant le défaut. Pour ce faire, nous considérons les deux variantes suivantes :

- La première consiste à déterminer leurs valeurs à l'apparition du défaut et celles à l'élimination du défaut et à prendre pour ces variables, la valeur moyenne sur l'intervalle $[t_0, t_e]$. Cette approche considère les équations dynamiques des f.e.m, étant fonction de E_{fd} , la régulation de la tension aux bornes de la machine est alors prise d'une façon implicite. De la même manière, la résolution de l'équation relative à l'évolution de la puissance mécanique, permet la prise en compte de la régulation de vitesse.
- La deuxième consiste à prendre pour ces variables, leurs valeurs avant apparition du défaut et supposer qu'elles restent constantes pendant la durée du défaut.

V.5.2 Energie Transitoire Individuelle

En considérant l'expression (V.32) et compte tenu du système (V.36), l'expression de l'énergie transitoire acquise par chaque machine i pour le modèle à deux axes avec régulations s'écrit :

$$\begin{aligned}
 V_i(t_0, t_e) = & \frac{1}{2} M_i \dot{\omega}_i^2 d\theta_i + (G_{ii}(E_{di}^2 + E_{qi}^2 - P_{mi})(\theta_i(t_0) - \theta_i(t_e))) \\
 & + \sum_{j=1}^n C'_{ij} \frac{(\theta_i(t_e) - \theta_i(t_0))}{(\theta_i(t_e) - \theta_j(t_e)) - (\theta_i(t_0) - \theta_j(t_0))} (\cos \theta_{ij}(t_0) - \cos \theta_{ij}(t_e)) \\
 & + \sum_{j=1}^n D'_{ij} \frac{(\theta_i(t_e) - \theta_i(t_0))}{(\theta_i(t_e) - \theta_j(t_e)) - (\theta_i(t_0) - \theta_j(t_0))} (\sin \theta_{ij}(t_0) - \sin \theta_{ij}(t_e)) \\
 & + \frac{M_i}{M_j} (\theta_i(t_e) - \theta_i(t_0)) P_d
 \end{aligned} \tag{V.37}$$

avec :

$$\begin{aligned}
 C'_{ij} = & B_{ij}(E'_{di}E'_{dj} + E'_{qi}E'_{qj}) - G_{ij}(E'_{di}E'_{dj} - E'_{dj}E'_{qi}) \\
 D'_{ij} = & G_{ij}(E'_{di}E'_{dj} + E'_{qi}E'_{qj}) - B_{ij}(E'_{di}E'_{qi} - E'_{dj}E'_{qj})
 \end{aligned} \tag{V.38}$$

De la même manière, la variable corrélée à l'énergie critique est donnée par :

$$\begin{aligned}
 V_c = & \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n [B_{ij}(E'_{di}E'_{dj} + E'_{qi}E'_{qj}) - G_{ij}(E'_{di}E'_{qj} + E'_{dj}E'_{qi})] + \\
 & \sum_{j=i+1}^n G_{ii}(E_{di}^2 + E_{qi}^2) - \sum_{i=1}^n P_{mi}
 \end{aligned} \tag{V.39}$$

Considérant les équations du système (V.36), les équations relatives à l'évolution des composantes directe et transversale de la f.e.m peuvent aussi s'écrire :

$$\begin{aligned}
 \frac{dE'_{di}}{dt} = & \frac{1}{T_{doi}} \left(-\frac{X_{qi}}{X'_{di}} E'_{di} - \frac{(X'_{di} - X_{qi})}{X'_{di}} V'_{di} \right) \\
 \frac{dE'_{qi}}{dt} = & \frac{1}{T_{doj}} \left(-\frac{X_{di}}{X'_{qi}} E'_{qi} + E_{fdi} - \frac{(X'_{di} - X_{di})}{X'_{qi}} V'_{qi} \right)
 \end{aligned} \tag{V.40}$$

De la même manière, nous avons pour E_{fd} la relation suivante :

$$\frac{dE_{fd}}{dt} = \frac{1}{T_{Ai}} (-E_{fd} + E_{fd0} + K_{Ai}(V_{ref} - \sqrt{V_{di}^2 + V_{qi}^2})) \tag{V.41}$$

En pratique, pour des temps d'élimination du défaut généralement inférieurs à 0.5s, les composantes directe et transversale de la tension varient très peu pendant le défaut. Nous prendrons V_{di} et V_{qi} constantes pendant la durée du défaut et égales à leurs valeurs juste après l'apparition du défaut. Les simulations effectuées par la suite montrent la validité de ces hypothèses. A partir de ces remarques, il est facile de déterminer les expressions analytiques approchées pour les variables dynamiques dans l'intervalle $[t_0, t_e]$.

V.5.2.1 Evolution de la tension de l'excitatrice

La dynamique de E_{fd} est régie par (V.41) avec les limitations de surexcitation et de désexcitation correspondantes. A l'apparition du défaut, la chute de tension aux bornes des machines entraîne une évolution de la tension de l'excitatrice. Pour les machines les plus perturbées, cette variation est très rapide. La tension de l'excitatrice atteint alors le seuil de surexcitation correspondant. Suivant la valeur du temps d'élimination du défaut, deux cas peuvent se présenter (Figure V.3) :

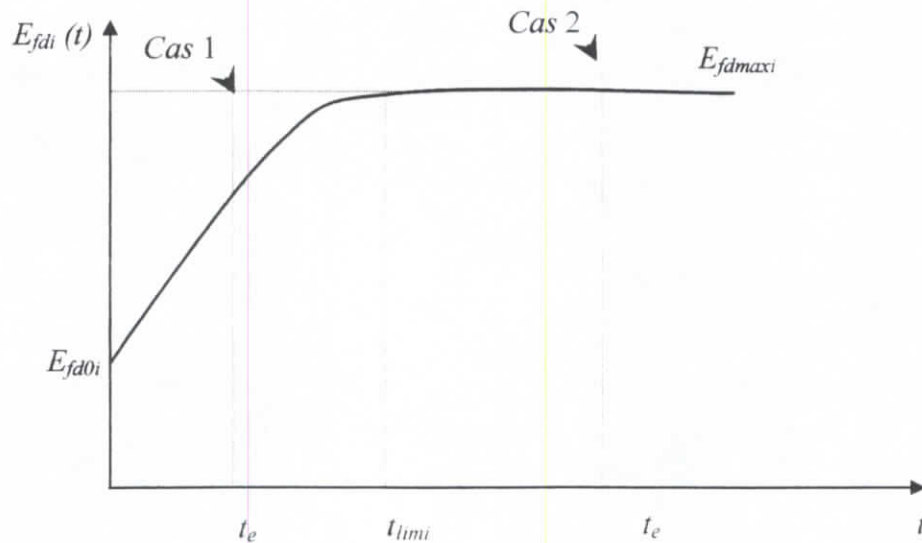


Figure V.3 Evolution de $E_{fd}(t)$ pendant le défaut

- 1- $t_e \leq t_{lim}$: La résolution de l'équation différentielle (V.41) entre t_0 et t_e conduit à une expression analytique de la tension de l'excitatrice à l'élimination du défaut :

$$E_{fdi}(t_e) = E_{fd0i} + K_{Ai}(V_{refi} - V_i(t_0))(1 - \exp(-\frac{t_e}{T_{Ai}})) \quad (V.42)$$

2- $t_e \geq t_{lim}$: La tension de l'excitatrice à l'élimination du défaut est égale à la valeur de surexcitation :

$$E_{fd}(t_e) = E_{fd\max i} \quad (V.43)$$

Le temps limite noté t_{limi} , au bout duquel la tension de l'excitatrice d'une machine i atteint sa limite de surexcitation, est déterminé lorsqu'il y a égalité entre (V.42) et (V.43). Il s'écrit :

$$t_{limi} = T_{Ai} \text{Log} \left(\frac{K_{Ai} [V_{refi} - V_i(t_0)]}{K_{Ai} [V_{refi} - V_i(t_0)] + E_{fd0i} - E_{fd\max i}} \right) \quad (V.44)$$

V.5.2.2 Evolution de la composante transversale de la f.e.m

Considérons l'équation (V.40) pour la f.e.m transversale. Nous avons les deux cas suivants :

1- $t_c \leq t_{lim}$: Dans ce cas, l'expression analytique est donnée par (V.42). L'équation (V.40) devient alors :

$$\begin{aligned} \frac{dE'_{qi}}{dt} = & \frac{1}{T_{doi}} \left[-\frac{X'_{di}}{X_{di}} E'_{qi} + E_{fd0i} + K_{Ai} (V_{refi} - V_i(t_0)) (1 - \exp(-\frac{t_c}{T_{Ai}})) \right] \\ & - \frac{1}{T_{doi}} \frac{(X'_{di} - X_{di})}{X'_{di}} V'_{qi}(t_0) \end{aligned} \quad (V.45)$$

Par la résolution de l'équation (V.45), nous obtenons l'expression analytique approchée à l'élimination du défaut :

$$\begin{aligned} E'_{qi}(t_e) = & [K_{Ai} (V_{refi} - V_i(t_0)) - \frac{X'_{di} - X_{di}}{X'_{di}} V'_{qi}(t_0)] [(1 - \exp(-\frac{X'_{di} t_e}{X'_{di} T_{Ai}}))] \\ & + E'_{qi}(t_0) \exp(-\frac{X'_{di} t_e}{X'_{di} T_{doi}}) \\ & + \frac{X'_{di} T_{Ai} K_{Ai} (V_{refi} - V_i(t_0))}{X'_{di} T_{doi} - X_{di} T_{Ai}} [\exp(-\frac{t_e}{T_{Ai}}) - \exp(-\frac{X'_{di} t_e}{X'_{di} T_{Ai}})] \end{aligned} \quad (V.46)$$

2- $t_e \geq t_{lim}$: Pour ce cas, E_{fd} est donnée par (V.43). L'équation (V.40) devient alors :

$$\frac{dE'_{qi}}{dt} = \frac{1}{T_{doi}} \left[-\frac{X'_{di}}{X_{di}} E'_{qi} + E_{fd\max i} - \frac{(X'_{di} - X_{di})}{X'_{di}} V'_{qi} \right] \quad (V.47)$$

L'expression analytique à l'élimination du défaut est alors :

$$E'_{qi}(t_e) = \frac{X'_{di}}{X_{di}} \left[E_{fd\max i} - \frac{(X'_{di} - X_{di})}{X'_{di}} V_{qi}(t_0) \right] \left[1 - \exp\left(-\frac{X'_{di} t_e}{X'_{di} T'_{di}}\right) \right] + E'_{qi}(t_0) \exp\left(-\frac{X'_{di} t_e}{X'_{di} T'_{di}}\right) \quad (\text{V.48})$$

V.5.2.3 Evolution de la composante directe de la f.e.m

A partir de la résolution de l'équation (V.40) pour la f.e.m directe, l'expression analytique approchée est obtenue à l'élimination du défaut. Elle s'écrit :

$$E'_{di}(t_e) = E'_{di}(t_0) \exp\left(-\frac{X_{qi} t_e}{X'_{di} T_{qoi}}\right) - \frac{X'_{di} - X_{qi}}{X'_{di}} V_{di}(t_0) \left[1 - \exp\left(-\frac{X_{qi} t_e}{X'_{di} T_{qoi}}\right) \right] \quad (\text{V.49})$$

V.5.2.4 Evolution de l'angle et la vitesse rotoriques

Les mêmes approximations que pour le modèle classique sont utilisées :

$$\delta_i(t_e) = \frac{1}{2} \frac{P_{mi}(t_0) - P_{ei}(t_0)}{M_i} (t_e - t_0)^2 + \delta_i(t_0) \quad (\text{V.50})$$

$$\omega_i(t_e) = \frac{P_{mi}(t_0) - P_{ei}(t_0)}{M_i} (t_e - t_0) \quad (\text{V.51})$$

V.5.2.5 Evolution de la puissance mécanique

L'équation mécanique du modèle (V.35) devient, compte tenu des hypothèses :

$$\frac{dP_{mi}}{dt} = \frac{1}{T_{vi}} \left[-\left(1 + \frac{K_{vi}\sigma_i}{M_i}\right) P_{mi} + P_{mrefi} - K_{vi}\gamma_i(t_0) \right] + \frac{K_{vi}\sigma_i}{M_i} P_{ei}(t_0) \quad (\text{V.52})$$

où :

$$\gamma_i(t_0) = \frac{P_{mi}(t_0) - P_{ei}(t_0)}{M_i}$$

Les temps de réponse des régulateurs de vitesse sont généralement supérieurs à la seconde. La chute de production pendant le défaut n'entraîne pas une grande variation de la puissance mécanique. Dans ce cas, nous ne considérons pas les limitations de production pour le détermination d'une expression analytique de P_{mi} . Par la résolution de l'équation (V.52), l'expression analytique approchée de la puissance mécanique à l'élimination du défaut s'écrit :

$$P_{mi}(t_e) = \frac{1}{\alpha_i T_{vi}} [P_{mrefi} + \frac{K_{vi} \sigma_i}{M_i} P_{ei}(t_0) + \frac{K_{vi}}{\alpha_i} \gamma_i(t_0)] (1 - \exp(-\alpha_i t_e)) + P_{mrefi} \exp(-\alpha_i t_e) - \frac{K_{vi}}{T_{vi} \alpha_i} \gamma_i(t_0) t_e \tag{V.53}$$

où :

$$\alpha_i = \frac{1}{T_{vi}} (1 + \frac{K_{vi} \sigma_i}{M_i})$$

V.6 Simulations

Pour valider les approximations adoptées dans les paragraphes précédents, plusieurs court-circuits triphasés symétriques sont simulés sur le réseau test de la Figure V.4 [115]. Nous présentons les résultats pour des défauts dont les temps critiques, déterminés par intégration numérique, sont compris entre 0 et 0.5s. Les données relatives à ces défauts sont résumées dans le Tableau V.1.

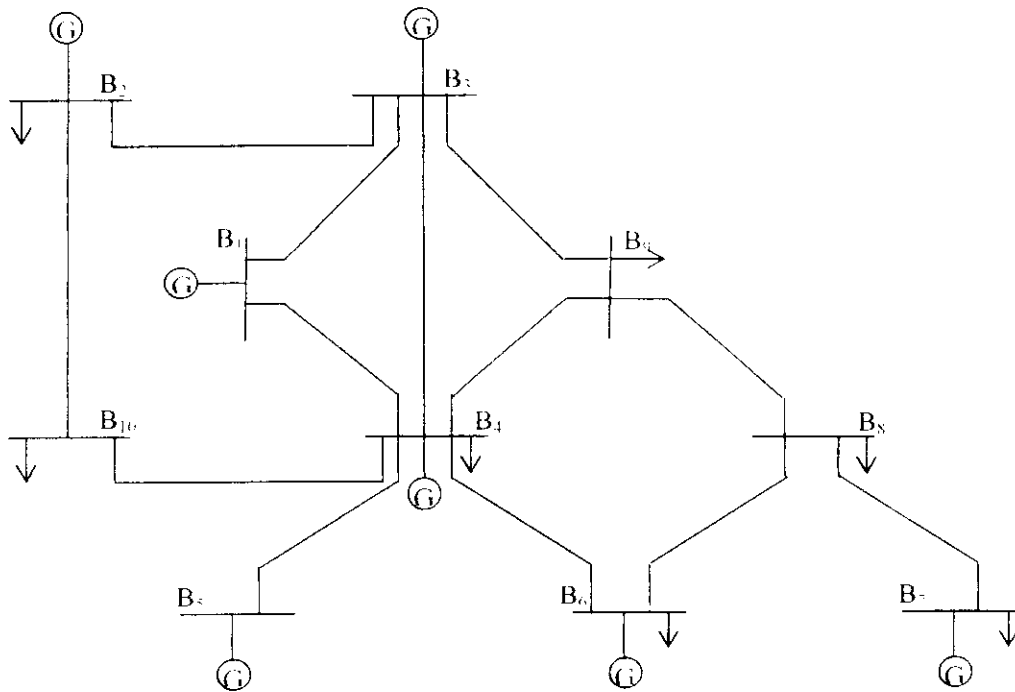


Figure V.4 Réseau Test CIGRE - 7 machines

L'énergie transitoire individuelle de chaque machine $V_i(t_0, t_e)$ est déterminée de deux manières :

- 1- par intégration numérique de l'équation (V.29) par la méthode d'Euler et notée $V(t)$.

2- à partir de l'expression analytique (V.32). Dans ce cas, nous considérons les deux variantes pour déterminer E'_{di} , E'_{qi} et P_{mi} ($i = 1, \dots, n$) :

$$\begin{aligned} \text{a.} \quad E'_{di} &= \{E'_{di}(t_0) + E'_{di}(t_e)\} / 2 \\ E'_{qi} &= \{E'_{qi}(t_0) + E'_{qi}(t_e)\} / 2 \\ P_{mi} &= \{P_{mi}(t_0) + P_{mi}(t_e)\} / 2 \end{aligned}$$

Les variables à l'élimination du défaut étant calculées à partir des expressions approchées. L'énergie transitoire est alors notée $V_1(i)$.

$$\begin{aligned} \text{b.} \quad E'_{di} &= E'_{di}(t_0) \\ E'_{qi} &= E'_{qi}(t_0) \\ P_{mi} &= P_{mi}(t_0) \end{aligned}$$

L'énergie transitoire est dans ce cas notée $V_2(i)$.

Tableau V.1 Données des défauts simulés

Défaut	Nœud de défaut	Ligne déclenchée	Temps critique (s)
1	B6	6-8	0.50
2	B8	7-8	0.45
3	B1	1-3	0.35
4	B2	2-3	0.36
5	B3	3-9	0.39
6	B4	4-9	0.47
7	B6	SO	0.51

SO : sans ouverture de ligne

Les Figures (V.5) et (V.6) montrent l'évolution de $V(i)$, $V_1(i)$ et $V_2(i)$ en fonction du temps pour les machines les plus perturbées pour les deux défauts 1 et 2 (défaut machine au nœud 6 et défaut interne au nœud 8). Nous constatons que pour les deux variantes précédentes, l'énergie approximée approche l'énergie individuelle réelle. On notera que $V_1(i)$ permet une meilleur approximation. Les résultats obtenus sont d'une précision acceptable pour un critère de première oscillation.

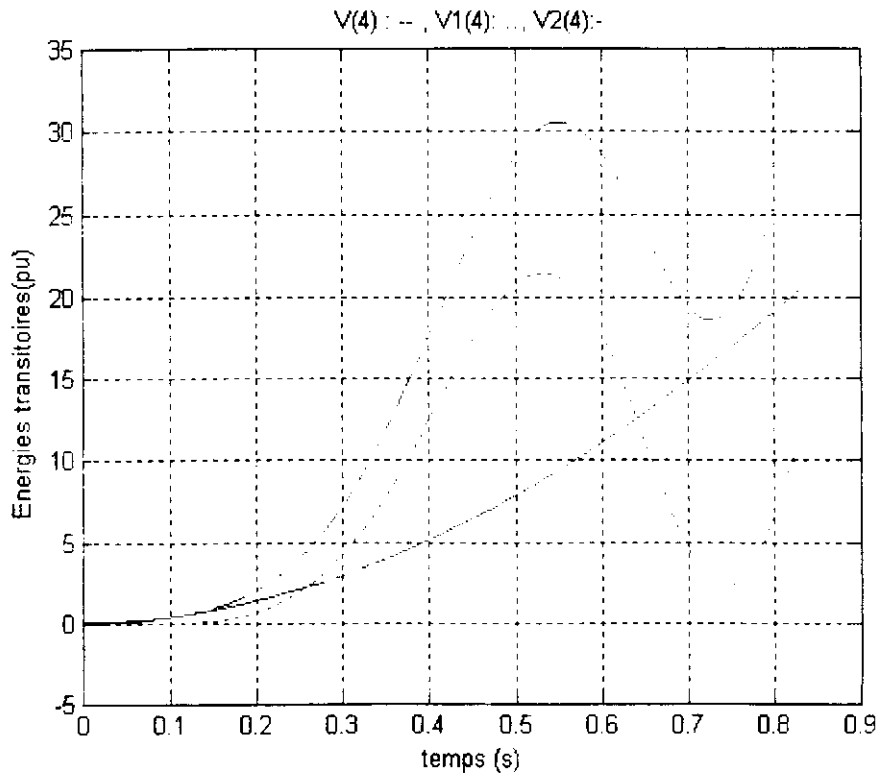
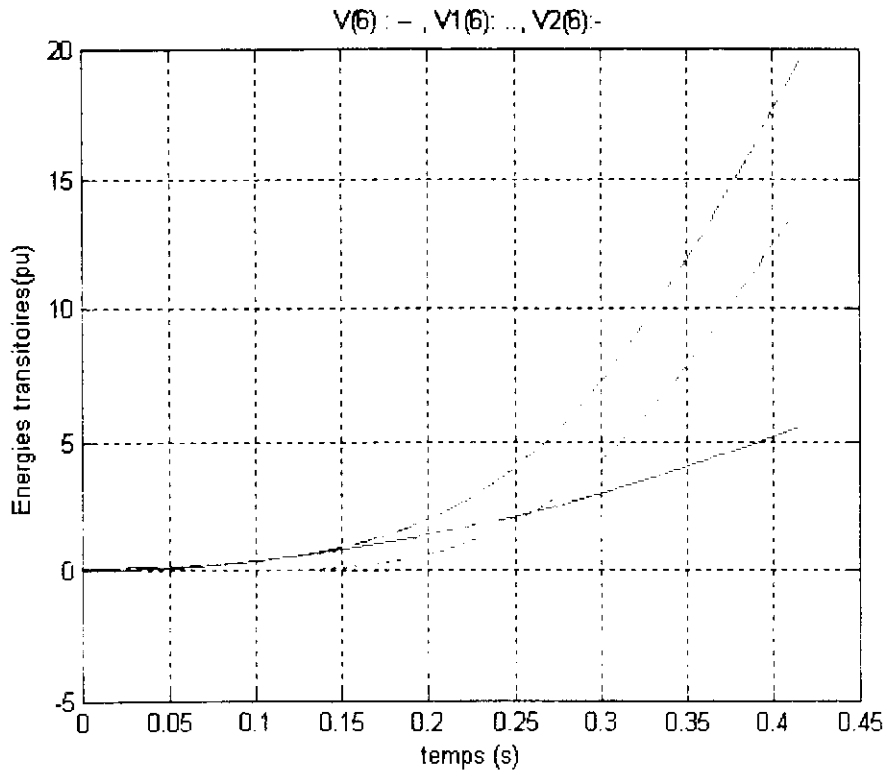


Figure V.5 Evolution de l'énergie des machines critiques pour le défaut 1

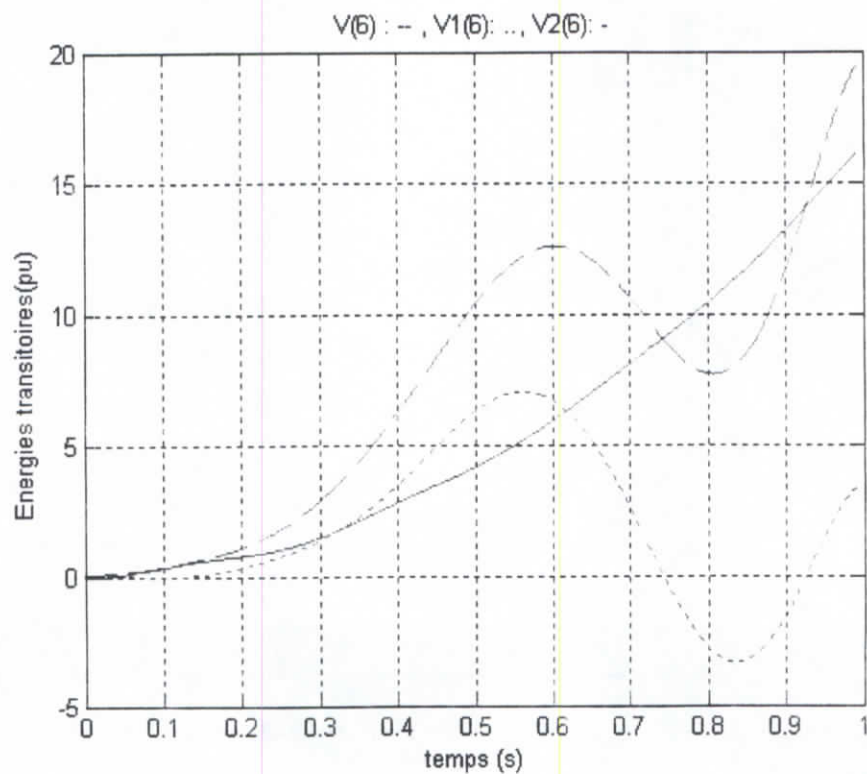
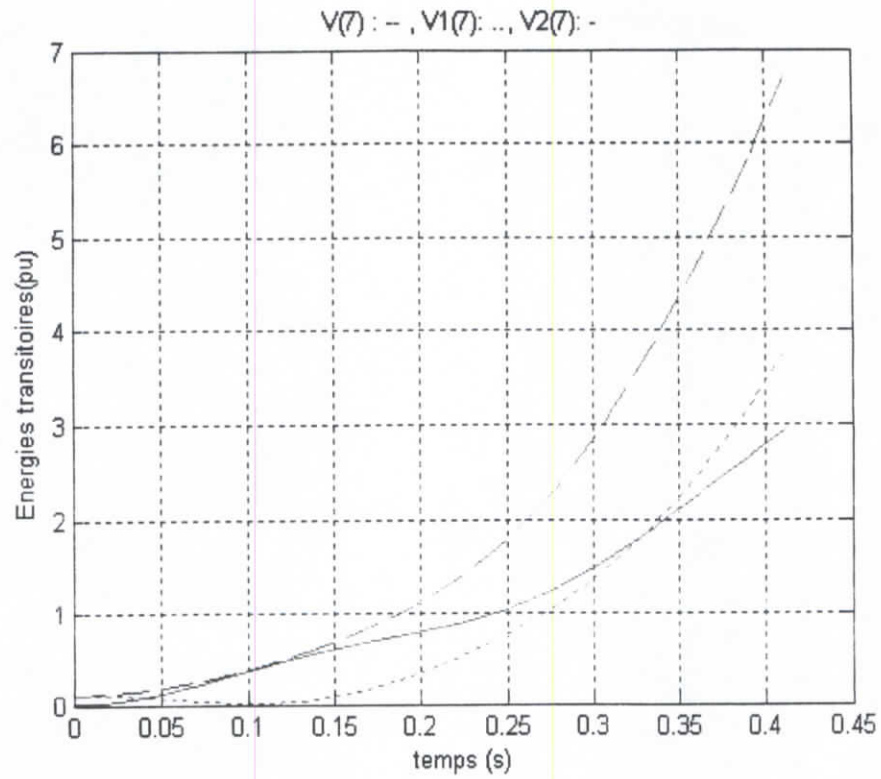


Figure V.6 Evolution de l'énergie des machines pour le défaut 2

V.7 Application des Réseaux de Neurones Artificiels

La méthode directe de détermination des limites de puissance est basée sur le calcul analytique des dérivées des sensibilités de ΔV vis-à-vis des changements paramétriques du système. Le temps de calcul qui en découle est plus réduit que pour les méthodes d'intégration numérique, mais les résultats obtenus ne sont d'une précision acceptable que pour des variations paramétriques de faible amplitude [137-140]. Cependant, des changements paramétriques très importants affectent le calcul de la marge de sécurité transitoire et par la suite les valeurs des limites obtenues en utilisant la méthode linéarisée. Bien que le développement des termes de la marge de sécurité en série de second ordre puisse surmonter ces problèmes de non linéarité, il reste toutefois difficile d'obtenir des expressions analytiques traduisant ces sensibilités de second ordre vis-à-vis des changements paramétriques. D'autre part, certaines hypothèses adoptées dans les procédures de calcul analytique sont contraignantes et altèrent grandement la précision des résultats obtenus.

Dans cette partie, nous proposons une nouvelle technique de calcul des limites de puissance de la stabilité transitoire par le biais d'une architecture combinant des réseaux de neurones avec apprentissage non supervisé (GHSOM) et des réseaux avec apprentissage supervisé (DR). La méthode directe de Lyapunov est utilisée comme critère rapide permettant d'obtenir l'ensemble d'apprentissage du réseau ainsi construit. Les limites de puissance de la machine la plus perturbée seront estimées pour différents temps d'élimination du défaut et plusieurs plans de charge.

V.7.1 Architecture Proposée

La carte auto-organisatrice hiérarchisée croissante permettra la sélection rapide des contingences critiques. Les vecteurs représentant l'état du système sont classés en familles distinctes renfermant chacune les états de fonctionnement ayant des caractéristiques similaires. La plage de variation des temps critiques d'élimination du défaut de chaque cluster indique l'action que doit prendre l'opérateur à chaque instant. Plusieurs configurations de contrôle préventif peuvent ainsi être prises pour des valeurs petites ou grandes du temps critique. Figure V.7 montre le réseau neuronal proposé.

L'algorithme de rétropropagation suivant la règle Delta permettra, dans une deuxième étape, de déterminer les limites de puissance de la machine la plus perturbée du réseau électrique.

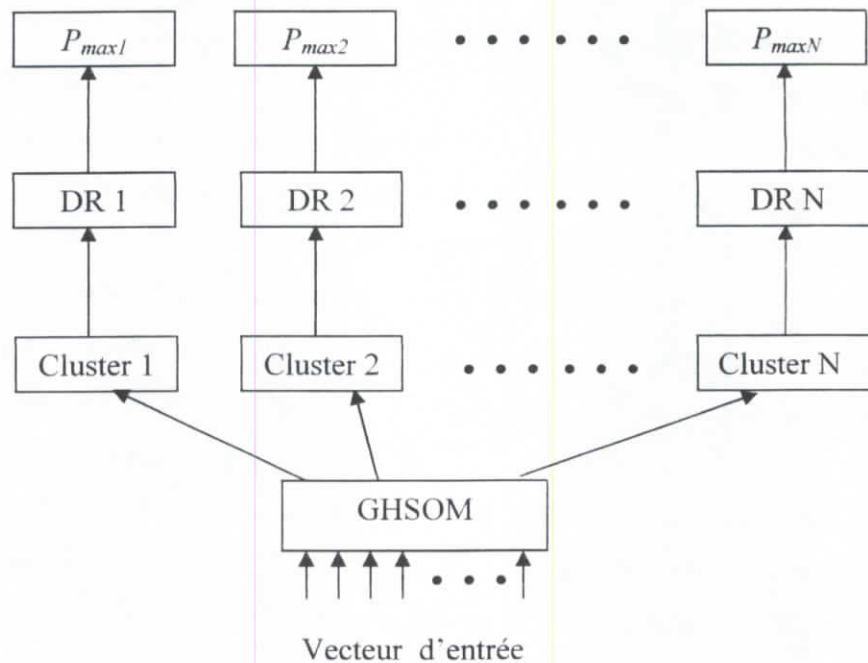


Figure V.7 Réseau neuronal proposé

V.7.2 Sélection du Vecteur Forme

Le vecteur d'entrée du réseau GHSOM est composé des énergies transitoires individuelles définies par l'expression (V.37) et de la variable corrélée à l'énergie critique (V.39). Sa dimension est donc égale au nombre de machines du réseau électrique augmenté de un. Il est de dimension 8 pour le réseau considéré (CIGRE 7 machines). Ce vecteur est calculé en prenant la valeur moyenne des composantes de la f.e.m et de la puissance mécanique sur l'intervalle $[t_0, t_e]$ pendant le régime perturbé.

Les ensembles d'apprentissage et de test sont générés pour différents plans de charge du réseau. Dans cette étude, une variation en surface de la charge est adoptée (Cf. III.5.1). Elle s'obtient en faisant varier les charges indépendamment les unes des autres. La variation en surface se fait à facteur de puissance constant.

Le défaut considéré est le court-circuit triphasé suivi du déclenchement de la ligne de défaut. Le défaut se produit au noeud 6 accompagné d'ouverture de la ligne 6-8. Les temps critiques sont calculés par intégration numérique des équations du modèle à deux axes avec les régulations de tension et de vitesse.

Dans toutes les simulations réalisées, les temps critiques d'élimination du défaut se situent dans la plage: (0.19 - 0.52) s.

L'estimation du temps critique d'élimination du défaut est obtenue en utilisant les poids des vecteurs, après la phase d'apprentissage, pour recalculer l'indice t'_{cr} .

L'algorithme de calcul est défini par les étapes suivantes:

Etape 1 : Préparer l'ensemble d'apprentissage et le temps critique t_{cr} pour chaque vecteur d'entrée.

Etape 2 : Construire la carte topologique auto-organisatrice adaptative.

Etape 3 : Recalculer t'_{cr} avec le vecteur poids pour chaque neurone de sortie.

Etape 4 : Donner au réseau neuronal construit un nouveau vecteur d'entrée inconnu. Identifier ensuite le neurone de sortie i^* le plus proche du pattern d'entrée.

Etape 5 : Appeler t'_{cr} au neurone de sortie i^*

Le vecteur d'entrée de la GHSOM est formé de 8 paramètres et l'ensemble d'apprentissage est composé des états réels (le cas de base et les 12 ouvertures de ligne). Partant de l'unité représentant la moyenne des données dans la couche 0, l'algorithme d'entraînement de la GHSOM débute avec une carte (2 x 2) SOM à la première couche. Le processus d'apprentissage de cette carte continue en ajoutant d'autres unités, jusqu'à ce que l'erreur quadratique devienne inférieure à un pourcentage $\tau_2 = 0.005$ de l'erreur quadratique globale de l'unité appartenant à la couche 0. Le résultat est une carte composée de (3 x 2) unités correspondant aux six familles représentées par la Figure V.8.

0.19-0.27 <u>3x1 SOM</u>	(19)	0.37-0.45 <u>3x2 SOM</u>	(39)
0.26-0.33 <u>3x2 SOM</u>	(46)	0.44-0.49 <u>3x3 SOM</u>	(48)
0.33-0.38 <u>2x3 SOM</u>	(37)	0.48-0.52 <u>3x2 SOM</u>	(31)

Figure V.8 Couche 1 de la GHSOM

V.7.3 Estimation des Limites de Puissance

Le réseau neuronal à apprentissage supervisé permettra dans un deuxième temps d'établir une relation non linéaire entre la marge d'énergie transitoire et la puissance générée par la machine critique pour différents temps d'élimination du défaut et plusieurs plans de charge. Cette relation peut s'exprimer par la fonction:

$$P = F(\Delta V, t_e) \quad (\text{V.40})$$

avec: $\Delta V = V_{cr} - V_e$: marge de l'énergie transitoire,

V_{cr} : énergie transitoire critique

Les éléments du vecteur d'entrée sélectionnés sont:

- 1- Marge de l'énergie transitoire ΔV
- 2- Temps d'élimination du défaut t_e

La sortie du réseau de neurones est la puissance active de la machine critique dans les conditions initiales de fonctionnement. La machine (G6) est sévèrement perturbée et peut être identifiée comme étant la machine la plus critique du réseau d'application.

L'ensemble d'apprentissage est obtenu en adoptant les hypothèses suivantes.

- Le mode de perturbation ne varie pas avec les conditions de fonctionnement.
- A chaque plan de charge, l'écart de production de la machine critique est compensé par une valeur égale et opposée à la machine de référence:

$$\Delta P_m + \Delta P_{ref} = 0 \quad (\text{V.41})$$

où: ΔP_m et ΔP_{ref} désignent respectivement les variations de la puissance mécanique de la machine critique et la machine de référence.

Il reste à noter que dans la génération de l'ensemble d'apprentissage, les matrices admittance réduites avant, pendant et après l'élimination du défaut sont identiques, ce qui ramène à considérer que l'énergie transitoire critique du système ne change pas lorsque le temps d'élimination du défaut varie. Ainsi, pour les mêmes conditions de fonctionnement initiales, la marge d'énergie transitoire, obtenue pour différents temps d'élimination de défaut, n'est pas recalculée à chaque fois.

La séparation des alternateurs du système en famille stable et instable permet d'utiliser la fonction énergie cinétique corrigée V_{KEcorr} . L'indice normalisé à V_{KEcorr} ($\Delta V_n = \Delta V / V_{KEcorr}$) est particulièrement utile pour évaluer la sévérité de chaque contingence.

Le réseau de neurones à apprentissage supervisé utilisé pour le cas de l'unité (1/2) consiste en une couche d'entrée avec 2 unités, deux couches cachées avec 6 unités et 2 unités respectivement et une couche de sortie à 1 unité. Le nombre d'unités des couches cachées n'est pas défini arbitrairement mais s'adapte à l'ensemble d'apprentissage.

Afin de générer l'ensemble d'apprentissage, nous avons varié les niveaux de charge et le temps d'élimination du défaut dans la plage: 0.05-0.25s (avec un pas de 0.05s). Les limites de la puissance transitoire sont ainsi obtenues pour la machine critique. Dans la phase de test, un ensemble de vecteurs d'entrées, non considéré durant la phase d'apprentissage, est présenté au réseau de neurones avec une marge d'énergie transitoire nulle ($\Delta V = 0$). Les résultats pour trois plans de charge (*Pch*) figurent sur le Tableau V.2.

Tableau V.2 Limites de puissances réelles et estimées de la machine 6

Temps d'élimination du défaut t_c (s)	Limites de puissance de (G6)					
	<i>Pch 1</i>		<i>Pch 2</i>		<i>Pch 3</i>	
	ANN	SBS	ANN	SBS	ANN	SBS
0.05	1.87	1.82	1.88	1.84	1.88	1.86
0.06	1.84	1.79	1.85	1.82	1.85	1.83
0.07	1.80	1.76	1.82	1.79	1.82	1.81
0.08	1.77	1.73	1.78	1.76	1.79	1.78
0.09	1.74	1.70	1.75	1.73	1.76	1.75
0.10	1.70	1.67	1.72	1.70	1.73	1.72
0.11	1.66	1.64	1.68	1.66	1.70	1.69
0.12	1.63	1.60	1.65	1.63	1.66	1.65
0.13	1.59	1.57	1.61	1.58	1.63	1.62
0.14	1.55	1.53	1.57	1.56	1.60	1.59
0.15	1.51	1.50	1.54	1.53	1.56	1.55
0.16	1.47	1.47	1.50	1.49	1.53	1.52
0.17	1.44	1.43	1.46	1.46	1.50	1.49
0.18	1.40	1.38	1.43	1.43	1.45	1.45
0.19	1.36	1.36	1.39	1.39	1.42	1.42
0.20	1.32	1.33	1.36	1.36	1.38	1.39
0.21	1.29	1.30	1.32	1.33	1.35	1.36
0.22	1.25	1.27	1.29	1.30	1.31	1.33
0.23	1.22	1.24	1.26	1.27	1.28	1.30
0.24	1.18	1.21	1.22	1.24	1.25	1.27
0.25	1.15	1.18	1.19	1.21	1.21	1.24

A partir du Tableau V.2, nous constatons que les valeurs estimées des limites transitoires de puissance sont en étroite concordance avec les résultats obtenus par les méthodes d'intégration numérique SBS (Step By Step).

V.8 Résultats et Discussion

Les résultats des tests effectués figurant au Tableau V.3, permettent de dresser une comparaison qualitative entre les différentes combinaisons des réseaux de neurones. Des estimateurs de la probabilité d'erreur de discrimination, définis comme suit: les pourcentages de fausses alarmes (FA), d'omissions (FD) et de fausses classifications (FC) sont calculés. L'utilisation de la GHSOM donne des résultats plus précis à cause de capacités de classification excellentes qui la caractérise, car elle permet de surmonter les problèmes de corrélation entre les dimensions de la carte et du réseau électrique considéré comme c'est le cas dans les cartes SOM classiques.

Tableau V.3 Comparaison des erreurs de discrimination

Carte	Prédiction	FA (%)	FD (%)	FC (%)
SOM	Réelle	3.07	0.76	0.15
GHSOM	Réelle	1.78	0.68	0.08
Pas de Carte	DR	7.62	5.75	0.79
SOM	DR	4.83	1.81	0.34
GHSOM	DR	2.89	1.37	0.19

V.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle technique permettant le calcul des puissances limites de la stabilité transitoire utilisant une architecture combinant des cartes auto-organisatrices avec apprentissage non supervisé et des réseaux de neurones avec apprentissage supervisé. La méthode énergétique de Lyapunov est utilisée comme un outil rapide de calcul permettant de générer l'ensemble des vecteurs d'entrée du réseau neuronal. Une expression analytique de cette fonction est développée pour des modèles complets tenant compte des régulations primaires de tension et de vitesse.

Le vecteur d'entrée du réseau de neurones sera constitué de l'énergie transitoire individuelle acquise par chaque machine pendant le défaut et la variable fortement corrélée à l'énergie critique du système.

Les puissances limites de la stabilité transitoire de la machine critique du système sont estimées pour plusieurs temps d'élimination de défauts et de niveaux de production. La contribution principale est que cette méthode permet d'éviter la nécessité de recourir à l'analyse de la sensibilité de la marge de l'énergie transitoire vis-à-vis des variations paramétriques du système. La validité de cette technique est testée sur des réseaux d'application IEEE et CIGRE. Une étude comparative avec l'analyse temporelle, montre que les estimations établies par la carte topologique développée combinant les architectures à apprentissage supervisé et non supervisé sont concordantes avec les puissances limites réelles de la stabilité transitoire obtenues par intégration numérique.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail, nous avons présenté des outils rapides permettant l'évaluation des sécurités statique, dynamique et transitoire des réseaux d'énergie électrique à l'aide des réseaux de neurones artificiels. De nouveaux critères de sécurité sont proposés et appliqués avec succès à des modèles complets de réseaux électriques correspondant aux régimes de fonctionnement statique, dynamique et transitoire.

Dans le cadre de l'évaluation de la sécurité statique, il a été mis en évidence la nécessité d'utiliser un modèle réaliste d'écoulement de charge pour les études de sécurité. Parmi les différents écoulements de charge traités, le DFDLF a été retenu vu les avantages de stabilité, de réalisme et de rapidité qu'il présente, pour être intégré dans un programme complet d'analyse de la stabilité et d'évaluation de la sécurité statique des réseaux, ainsi que pour générer une base de données pour le réseau de neurones. Une heuristique statistique a permis de réduire la dimension du vecteur caractéristique de l'état du réseau électrique qui dépend étroitement de la manière dont varie l'ensemble des charges du réseau. Nous avons développé une nouvelle méthodologie permettant une évaluation fiable de la sécurité statique tout en réduisant la complexité du problème traité. Une spécialisation par ouvrage déclenché est tentée moyennant des réseaux neuronaux à apprentissage supervisé opérant en parallèle. Cette évaluation est ensuite améliorée par un réseau neuronal à apprentissage non supervisé basé sur le principe de la carte auto-organisatrice croissante hiérarchisée. L'avantage qui en résulte, en plus de l'amélioration éventuelle des performances du réseau généraliste, est qu'il est possible d'identifier le ou les ouvrages sensibles, entraînant par leur perte une situation d'urgence. Le réseau présente une capacité de généralisation excellente. Utilisant la GHSOM, le temps exigé par la phase d'apprentissage est largement réduit puisque seul le nombre nécessaire d'unités développées pour classer les vecteurs d'état permet à l'opérateur de comprendre et d'analyser une grande base de données d'une manière hiérarchisée.

Une nouvelle approche, basée sur les réseaux de neurones, est proposée pour l'évaluation de la stabilité dynamique. Pour ce faire, un nouvel indice de sécurité est développé. La technique de l'analyse modale combinée aux régions de sécurité ont permis d'élaborer le critère des couples synchrone et amortisseur. Ces derniers ont l'avantage qu'ils permettent de renseigner sur la marge de stabilité du réseau et de visualiser les états sûrs et non sûrs pour des petites variations autour du point de fonctionnement. Ils permettent également de donner une image fidèle des performances dynamiques des différentes machines du réseau prises individuellement.

L'utilisation de la carte auto-organisatrice de Kohonen a donné des résultats de classification prometteurs. Deux méthodes sont proposées pour l'estimation des indices critiques de sécurité. La méthode faisant appel à une fonction de voisinage non linéaire donne les meilleurs résultats. La concordance obtenue, entre les valeurs estimées des indices de sécurité critiques et les valeurs réelles, montre que cette technique peut être utilisée pour identifier, en temps réel, les états de fonctionnement des réseaux électriques. Une architecture en parallèle des réseaux spécialisés à apprentissage supervisé et la capacité adaptative de la GHSOM forment une bonne combinaison permettant d'atteindre des performances intéressantes en termes de vitesse d'exécution et de fiabilité dans la capture d'incidents dangereux.

Dans le cadre de l'évaluation rapide de la sécurité transitoire, nous avons proposé une nouvelle technique, permettant le calcul des puissances limites de la stabilité transitoire, utilisant les architectures avec apprentissage non supervisé des cartes auto-organisatrices adaptatives pour l'estimation des temps critiques d'élimination de défaut et les réseaux de neurones avec apprentissage supervisé pour la détermination des limites de puissance de la machine critique. La méthode énergétique de Lyapunov, développée pour des modèles complets tenant compte des systèmes de régulation de tension et de vitesse, est utilisée comme un outil rapide de calcul permettant de générer l'ensemble des vecteurs d'entrée du réseau neuronal.

Les puissances limites de la stabilité transitoire de la machine critique du système sont estimées pour plusieurs temps d'élimination de défauts et de niveaux de production. La contribution principale est que cette méthode permet d'éviter la nécessité de recourir à l'analyse de la sensibilité de la marge de l'énergie transitoire vis-à-vis des variations paramétriques du système. La validité de cette technique est testée sur des réseaux d'application IEEE et CIGRE. Une étude comparative avec l'analyse temporelle, montre

que les estimations établies par la carte topologique développée combinant les architectures à apprentissage supervisé et non supervisé sont concordantes avec les puissances limites réelles de la stabilité transitoire.

Dans l'orientation des travaux ultérieurs, il conviendrait d'étudier et de traiter les points suivants :

- i- Dans le cadre des réseaux électriques de grande dimension, il serait intéressant d'envisager une étude de réduction des réseaux basée sur ces mêmes techniques de réseaux de neurones artificielles ou des algorithmes génétiques. Le réseau sera décomposé en groupes de machines "cohérentes", chaque groupe étant ensuite remplacé par une machine équivalente. Le nombre et la composition des groupes dépendent des conditions initiales du réseau, de la nature du défaut, et de sa localisation. Cette phase de réduction s'insère dans la chaîne de reconnaissance en amont de la phase d'évaluation de la sûreté de fonctionnement et lui fournit une masse réduite d'informations.
- ii- Introduire des modèles plus complexes dans l'analyse dynamique des systèmes de puissance en incluant les dispositifs stabilisateurs (PSS) et les systèmes flexibles de transport à courant alternatif (FACTS).
- iii- Considérer la variation de la topologie des réseaux électriques dans le cas de l'évaluation de la sécurité transitoire.

REFERENCES

- [1] D.J. Sobajic and Y.H Pao, "Artificial Neural Net Based Dynamic Security Assessment for Electric Power Systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.4, No.1, February 1989, pp.220-228.
- [2] N.I. Santoso and O.T. Tan, "Neural-Net Based Real-time Control Capacitors Installed on Distribution Systems," *IEEE Transaction on Power Delivery*, Vol.5, No.1, January 1990, pp. 266-272.
- [3] S. Ebron, D. Lubkerman, and M. White, "A Neural Network Approach To The Detection Of Incipient Faults On Power Distribution Feeders," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol.5, No.2, April 1990, pp. 905-914.
- [4] Y.H. Pao and D.J. Sobajic, "Combined Use Of Unsupervised And Supervised Learning For Dynamic Security Assessment," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.7, No.2, May 1992, pp. 878-884.
- [5] D. Niebur. and A.J. Germond, "Power System Static Security Assessment Using The Kohonen Neural Network Classifier," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 93-100.
- [6] R.K. Hartana and G.G. Richards, "Harmonic Source Monitoring and Identification Using Neural Networks," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.5, No.4, November 1990, pp. 1098-1104.
- [7] D.R. Ostojic and G.T. Heydt, "Transient Stability Assessment By Pattern Recognition In The Frequency Domain," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.6, No.1, February 1991, pp. 231-237.
- [8] D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks II, L.E. Atlas and M.J. Damborg, " Electric Load Forecasting Using An Artificial Neural Network," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.6, No.2, May 1991, pp. 442-449.
- [9] M. Aggoune, M.A. El-Sharkawi, D.C. Park, M.J. Damborg and R.J. Marks II, "Preliminary Results On Using Artificial Neural Networks For Security

- Assessment," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.6, No.2, May 1991, pp. 890-896.
- [10] C.R. Chen and Y.Y Hsu, "Synchronous Machine Steady-State Stability Analysis Using An Artificial Neural Network," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol.6, No.1, March 1991, pp. 12-20.
- [11] M.Y. Chow and S.O. Yu, "Methodology For On-line Incipient Fault Detection In Single-Phase Squirrel-Cage Induction Motors Using Artificial Neural Networks," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol.6, No.3, September 1991, pp. 536-545.
- [12] Y.Y. Hsu and C.R. Chen, "Tuning Of Power System Stabilizers Using Artificial Neural Network," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol.6, No.4, December 1991, pp. 612-619.
- [13] M.I. Spong, et al., "Transient Stability Simulation by Wave Form Relaxation Methods," *IEEE Trans. On Power systems*, Vol. 2, 1987, pp. 943-952.
- [14] M. Khadem, A. Ipakchi, F.J. Alexandro, and R.W. Colley, "Sensor Validation In Power Plants Using Neural Networks," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*. Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 51-54.
- [15] M. Lascala, et al., "A Highly Parallel Method for Parallel Transient Stability Analysis", *IEEE Trans. On Power systems*, Vol. 9, 1990, pp. 1439-1447.
- [16] Y.D. Lukic, C.R. Stevens, and J. Si, "Application Of A Real-Time Artificial Neural Network For Classifying Nuclear Power Plant Transient Events," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 59-62.
- [17] A.A. Fouad, et al., "Transient Stability Analysis using Energy Functions : Application to Large Power Networks", *IEEE Trans. On Power systems*, Vol. 2, 1987, pp. 37-44.
- [18] R. Subramanian and B.K. Bansal, " Estimation of Power System stability Domains using Quadratic Lyapunov Functions", *IEE Proceedings*, Vol. 124, N° 7, 1987, pp. 597-606.
- [19] H. Ren-mu and A.J. Germond, "Comparison Of Dynamic Load Models Extrapolation Using Neural Networks And Traditional Methods." *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992*

- INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 77-80.
- [20] B. Avramovic, "On Neural Network Voltage Assessment," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 81-85.
- [21] D.J. Sobajic and Y-H. Pao, "Neural Net Synthesis of Tangent Hypersurfaces For Transient Security Assessment Of Electric Power Systems," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 87-92.
- [22] H. Mori, "Voltage Stability Monitoring With Artificial Neural Networks," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 101-106.
- [23] D. Novosel and R.L. King, "Intelligent Load Shedding," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 107-110.
- [24] E.H. Chan, N.S. Markushevick, and R. Adapa, "Consideration In Intelligent Alarm Processing," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 111-114.
- [25] D.J. Sobajic, Y-H. Pao, and D.T. Lee, "Predictive Security Monitoring With Neural Networks," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 117-122.
- [26] A.G. Parlos and A.D. Patton, "Empirical Modeling In Power Engineering Using The Recurrent Multilayer Perceptron Network," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 123-128.
- [27] T. Samad, "Modeling And Identification With Neural Networks," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992*

- INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 129-134.
- [28] E.A. Wan, "Auto-regressive Neural Network Prediction: Learning Chaotic Time Series And Attractors," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 135-140.
- [29] F. Beaufays and B. Widrow, "Load Frequency Control Using Neural Networks," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 153-158.
- [30] R. Billinton and P.R. Kurnganty, "Probability Assessment of Transient Stability in Practical Multimachine System", *IEEE Trans. On Power Apparatus and Systems*, Vol. 100, 1981.
- [31] P.M. Anderson and A. Bose, "Probabilistic approach to Power System stability Analysis", *IEEE Trans. On Power Apparatus and Systems*, Vol. 102, 1983.
- [32] A.J. Germond, N. Macabrey and Thomas Baumann, "Application Of Artificial Neural Networks To Load Forecasting," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 165-171.
- [33] M. Khadem and E. Dobrowolski, "Short-term Electric Load Forecasting Using Neural Networks," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 173-178.
- [34] J.Y. Cheung, D.C. Chance and J. Fogan. "Load Forecasting By Hierarchical Neural Networks That Incorporate Known Load Characteristics," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 179-182.
- [35] H. Hakimmachadi and G. Heydt, "Fast Transient Security Assessment", *IEEE Trans. On Power Apparatus and Systems*, Vol. 102, 1983, pp. 79-85.
- [36] C.K. Pang and F.S. Prabhakara. "Security Evaluation in Power Systems Using Pattern Recognition", *IEEE Trans. On Power Apparatus and Systems*, Vol. 93, 1974, pp. 969-976.

- [37] Z. Guo and R.E. Uhrig, "Use of Artificial Neural Network To Analyze Nuclear Power Plant Performance," *Nuclear Technology*, Vol. 90, 1992, pp. 36-42.
- [38] B.R. Upadhyaya and E. Eryurek, "Application of Neural Networks For Sensor validation and Plant Monitoring," *Nuclear Technology*, Vol. 97, February 1992, pp. 170-176.
- [39] D.S. Atif, *Modern Power Systems Control and Operation*, Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, U.S.A., 1988.
- [40] C.A. Gross, *Power System Analysis*. 2nd edition, John Wiley & Sons, New York, U.S.A., 1986.
- [41] EPRI, "Assessment of Control System Technology Used in Fossil Fired Generating Plants" *Final Report CS-1718*, Research Project 1266-15. U.S.A., February 1981.
- [42] B. Irie and S. Miyake, "Capabilities of the Three-Layered Perceptrons." *Proc. IEEE Intl. Conf Neural Networks*, 1988, pp. I-641.
- [43] T. Baumann, A. Germond, and D.Tschudi, "Impulse Test Fault Diagnosis on Power Transformers Using Kohonen's Self-Organizing Neural Network," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 199-205.
- [44] D. Yapin, and F. Wang, "A case of study of Neural Network Application: Power Equipment Failure Diagnosis," *Neural Network Computing For the Electric Power Industry Proceeding of The 1992 INNS Summer Workshop*, Lawrance Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, N.J., 1993, pp. 207-211.
- [45] D.J. Smith, "New Control Systems Will Use Advanced Instrumentation", *Power Engineering*, September 1992, pp. 17-22.
- [46] U.S. Department of Energy: Assistant Secretary, Conservation and Renewable Energy, Office of Energy Systems Research, "Research Progress in Dynamic Security Assessment", Report DOE/ET/29038-1, Prepared by: The Analytic Sciences Corporation One Jacob Way, December 1982.
- [47] J.O. Moody and P.J. Antsaklis, "Neural Network Construction and Rapid Learning for System Identification", *IEEE International Symposium on Intelligent Control*, Chicago, U.S.A., 1993, pp.475-480.

- [48] M.A. Sartori and P.J. Antsaklis, "Implementation of Learning Control Systems Using Neural Networks", *IEEE Control System Magazine*, April 1992, pp. 49-57.
- [49] Z. Hou, "Analysis of Auto Power train Dynamics and Modelling Using Neural Networks", *Master Thesis*, Department of Electric Engineering, University of Notre Dame, Feb., 1992.
- [50] K.S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 1., no.1, 1990, pp. 4-27.
- [51] J.O. Moody, "A New Method for Constructing and Training Multilayer Neural Networks", *Master Thesis*, Dept. of Electrical Engineering, University of Notre Dame, Notre Dame, IN., 1993.
- [52] M.A. Sartori and P.J. Antsaklis, "Neural Networks Training Via Quadratic Optimization", *Proc. of ISCAS*, San Diego, CA., May 1992, pp. 10-13.
- [53] M.A. Sartori and P.J. Antsaklis, "A Simple Method to Derive Bounds on the Size and to Train Multi-Layer Neural Networks", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol.2, no.4, July 1991, pp. 467-471.
- [54] I.K. Konstantopoulos and P.J. Antsaklis, "Controllers with Diagnostic Capabilities. A Neural Network Implementation", *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 1994.
- [55] I.K. Konstantopoulos and P.J. Antsaklis, "Integration of Controls and Diagnostics Using Neural Networks", *American Control Conference*, Baltimore, MA., 1994.
- [56] I.K. Konstantopoulos, "Controller Design With Failure Diagnostic Capabilities via Neural Networks", *Master Thesis*, Department of Electrical Engineering, University of Notre Dame, November 1992.
- [57] P.J. Antsaklis, Ed., "Special Issue on Neural Networks in Control Systems". *IEEE Control System Magazine*, vol.12, no.2, April 1992, pp. 8-57.
- [58] P.J. Antsaklis, "Neural Network for the Intelligent Control of High Autonomy Systems", *Intelligent Systems Technical Report 92-9-1*, Department of Electrical Engineering, University of Notre Dame, September 1992.
- [59] EPRI, "Executive resume", 1993

- [60] R. Billinton, E. Khan, S.K. Agarwal, "Contingency Cutt-off Criteria in Transmission Systems Adequacy Assessment", *IEEE Proceeding*, Vol. 136, PtC, N°4, July 1989.
- [61] G.C. Ejebe, B.F. Wollenberg, "Automatic Contingency Selection", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. PAS-98, N°1, Jan/Feb 1979.
- [62] T.F. Halpin, R. Fischel, R. Fink, "Analysis of Automatic Contingency Selection Algorithms", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. PAS-103, N°5, May 1984.
- [63] V. Brandwajn, Y. Liu, M.G. Lauby, "Pre-screening of Single Contingencies Causing Network Topology Changes", *IEEE Trans. on PAS*, 1991.
- [64] Y. Chen and A. Bose, "An Adaptive Prefilter for the Voltage Contingency Causing Selection Function", *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 5, N°4, November 1990.
- [65] V. Brandwajn, "Efficient Bounding Method For Linear Contingency Analysis", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 3, N°1, February 1988.
- [66] F.D. Galiana, "Bound Estimates of the Severity of Line Outages in Power System Analysis and Ranking", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. PAS-103, N°9, September 1984, pp. 2612-2622,.
- [67] R. Bacher, W.F. Tinney, "Faster Local Power Flow Solutions : The Zero Mismatch Approach", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 4, N°4, October 1989.
- [68] W.F. Tinney, V. Brandwajn, S.M. Chan, "Sparse Vector Methods", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-104, N°2, February 1985.
- [69] C.K. Pang, F.S. Prabhakara, A.H. El-Abiad, A.J. Koivo, "Security Evaluation in Power Systems Using Pattern Recognition", *IEEE Power Engeneering Society Winter meeting NY*, Jan 1973.
- [70] F. Blayo, *Les Réseaux de Neurones Formels Supervisés*, Groupe Neurone Laboratoires de Microinformatique, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1995.
- [71] R.H. Nielsen, "Neurocomputing : Picking the human brain", *IEEE spectrum*, Vol.25, n°3, 1988, pp. 34-41.
- [72] W.S. McCulloch, W. Pitts, "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 1943, pp. 115-123.

- [73] G. Widrow, M. Hoff, "Adaptive Switching Circuits", *Institute of Radio Engineers, Western Electronic Show and Convention*, Convention Record, Part. 4, 1960, pp. 96-104.
- [74] E. Davalo, P. Naim, *Les Réseaux de Neurones*, Editions Eyrolles, 1990.
- [75] J.A. Freeman, D.M. Skapura, *Neural Networks Algorithms Application and Programming Techniques*. Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [76] M. Boudour and A. Hellal. "Développement d'un Outil Rapide d'Evaluation de la Sécurité Statique des Grands Réseaux Electriques", *Revue Internationale de Génie Electrique*, Editions HERMES Science, France, 2004.
- [77] S. Kask, et al., Bibliography of self-organizing map (SOM) papers. *Neural comput Surveys*, Vol.1, No 3 & 4, 1998, pp. 1-176.
- [78] A. Rauber and D. Merkel, "The growing hierarchical self-organizing map: exploratory analysis of high-dimensional data". *IEEE Trans. Neural Networks*. Vol.13, No.6, Nov 2002, pp. 1331-1341.
- [79] O. Alsac and B. Stott, "Optimal load flow with steady state security", *IEEE Trans. power Apparatus & Systems*, No. 19, 1974, pp. 745-751.
- [80] M. Okamura et al., "A New Power Flow Model and Solution Method-Load and Generation Characteristics and Effects of Systems Control Devices", *IEEE Trans. on PAS*, Vol-94, n°3, May 1975.
- [81] R. Ramanathan, et al., "Dynamic Load Flow Technique for Power System Simulators", *IEEE Trans. on PWRS* Vol-1, n°3, August 1986, pp. 25-30.
- [82] S. Chang and V. Brandwajn, "Adjusted solutions in fast decoupled load flow". *Proceedings of Power Industry Computer Applications Conference, PICA 8*. Montreal, 1987, pp. 347-353.
- [83] Xu. Guoyu et al., "Decoupled economic dispatch using the participation factors load flow", *IEEE/ PES 1984 Summer Meeting*, May 1984.
- [84] M. Boudour, A. Hellal, "The Growing Hierarchical Self-Organizing Mapping for Large Scale Power System Static Security Assessment", *Archives of Electrical Engineering*, AEE, Vol. LIII, No. 1, pp. 49-65, 2004.
- [85] M. Boudour, A. Hellal, "A new power flow model for large scale Static Security Assessment", *Accepted for Publication at International Journal of Power and Energy Systems*, IASTED Press, Canada, 2004.

- [86] D.C. Lee, K. Srinivasan, "Specification of data acquisition system for load model parameter estimation", *Canadian Electrical Association*, Report 113 T 372, April 1986.
- [87] IEEE committee report, "Load representation for dynamic performance analysis", *IEEE Trans. on PWRS*, Vol-8, n°2, May 1993, pp. 472-482.
- [88] C.K. Pang, et al., "Security evaluation in power systems using pattern recognition", *IEEE Trans. on PAS*, Vol-93, n°2, May 1974.
- [89] G. Garcia, et al., "Load representation for dynamic performance analysis", *IEEE Trans. on PWRS*, Vol-8, n°2, May 1993, pp. 472-482.
- [90] H. Hakimmashmadi, "Fast transient security assessment", Ph.D Thesis, Purdue University, 1982.
- [91] S. Weerasooriya and M.A. El Sharkawi, "Use of Karhunen-Loe've expansion in training neural networks for static security assessment", *Proc. of first international forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, Seattle, WA, July 1991, pp. 59-64.
- [92] P.A. Devijver, J. Kittler, *Pattern recognition : a statistical approach*, Prentice hall, 1982.
- [93] D. Srinivasan, et al., "Power system security assessment and enhancement using artificial neural networks", *Proceeding of the IEEE Conference on energy management and power delivery*, EMPD 2, Mars 1998, pp. 582-587.
- [94] R.J. Marks II et al., "The effect of stochastic interconnects in Artificial Neural Network Classification", *IEEE International Conference on Neural Networks*, July 1988.
- [95] D. Niebur and A.J. Germond, "Power system static security assessment using the Kohonen neural network classifier", *IEEE Trans. Power Systems*, Vol.7, no.2, May 1992, pp. 865-872.
- [96] P.M. Anderson, A.A. Fouad, *Power system control and stability*, The Iowa State University Press, Ames, IOWA 1977.
- [97] Y.N. Yu, *Electric power system dynamics*, New York Academic Press, 1983.
- [98] M. Boudour, A. Bensenouci, "Power System Stability Assessment using Torques indexes and Modal Analysis", *Revue Association for the Advancement of Modelling and Simulation Technique in Enterprises (AMSE) « Modelling Measurement and Control »*, Vol. 1,2, N°69, France, ISSN 0761-2508, pp. 55-70, 1998.

- [99] M. Boudour, A. Hellal , '' Power System Dynamic Security Mapping using Synchronizing and Damping Torques Technique'', accepted for Publication at *Arabian Journal for Science and Engineering*, Saudi Arabia, 2004.
- [100] M. Boudour, *Evaluation de la stabilité dynamique des réseaux d'énergie électrique par la méthode des couples synchrone et amortisseur*. Thèse de Magister, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 1994.
- [101] M.A. El-Sharkawi, et al... ''Dynamic security assessment of power systems using artificial neural networks'', *Proc. of second Symposium on Expert Systems*. Seattle, WA, July 1989, pp. 378-384.
- [102] Y. Mansour, et al., ''Dynamic security contingency screening and ranking using neural networks'', *IEEE Trans. Neural Networks*, July 1997, pp. 942-950.
- [103] B. Meyer and G. Nativel, ''New trends requirements for dynamic security assessment'', *Control engineering practice* 7, 1999, pp. 375-380.
- [104] C.A. Jensen, ''Power system security assessment using neural networks : feature selection using Fisher discrimination'', *IEEE Trans. Power Systems*, Vol.16, No.4, November 2001, pp. 757-763.
- [105] D.E. Rumelhart and J.L. Mc Clelland, *Parallel distributed processing*, Vol 1, MIT Press, 1987.
- [106] D.K. Mugwanya and J.E. Van Ness, '' Mode Coupling in Power systems '' , *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 2, No. 4, 1987, pp. 264-270.
- [107] T. Kohonen, *Fast evolutionary learning with batch-type self-organizing maps*, Neural Process Lett, 1999.
- [108] M. Pavella , P.G. Murthy, *Transient stability of power Systems – Theory and practice* , John Willey & Sons, Chichister, England , 1994.
- [109] A.A. Fouad and V. Vittal., *Power system transient stability analysis using the transient energy function method*, Prentice Hall, Englewood, New Jersey, USA. 1992.
- [110] M. Balu, et al., ''on-line power system security analysis'', *Proceeding of the IEEE* . Vol..80, n°2, 1992, pp. 260-280.
- [111] F.A. Rahimi, et al., ''evaluation of the transient energy function method for on-line dynamic security assessment'', *IEEE trans. on Power Systems*, Vol..8, n°2, May 1993, pp. 497-507.

- [112] V. Vittal, et al., " Derivation of stability limits using analytical sensitivity of the transient energy margin", *IEEE trans. on Power Systems*, Vol.4, n°4, , 1989, pp. 1363-1369.
- [113] D.Z. Fang, et al., " Transient stability limit conditions analysis using a corrected transient energy function approach", *IEEE trans. on Power Systems*, Vol..15, n°2, May 2000, pp. 804-810.
- [114] I. Kamwa, et al., " Time varying contingency screening for dynamic security assessment using intelligent-systems techniques", *IEEE trans. on Power Systems*, Vol..16, n°3, August 2001, pp. 526-810.
- [115] M.A. Pai, *Power system stability analysis*, North-Holland, 1981.
- [116] M. Pavella et al., " The acceleration approach to practical stability domain estimation in power systems", *Proc. IEEE Conf on. Decision and control*, December 1981.
- [117] M. Pavella et al., " Direct method for studying dynamics of large scale electric power systems", *Automatica*, Vol. 81, n°1, 1985.
- [118] A.A. Fouad et al., " Transient stability analysis of power systems using Lyapunov's second method", *IEEE winter Power Meeting*, New York, February 1972.
- [119] D.H. Chiang et al., " An explicit characterization of stability boundary and its applications to power systems transient stability analysis", *IEEE Trans on. Circuits and systems*, Vol. 34, February 1987.
- [120] A.N. Michel et al., " Power system transient stability using individual energy function", *IEEE Trans on. Circuits and systems*, Vol. 30, 1983.
- [121] M. Pavella, P.G. Murthy, *Transient stability of power systems*, John Wiley & Sons, New York, 1994.
- [122] A.V. Machias, " Analysis of transient stability of multimachine power systems using a variable gradient Lyapunov function ", *IEE Proc.*, Vol. 133, n°2, March 1986.
- [123] M. Pavella " Fast determination of stability regions for on line transient power systems studies", *Proc IEEE*, Vol. 123, n°7, July 1976.
- [124] F.S. Prabhakara, A.H. El Abiad, " A simplified determination of transient stability regions for Lyapunov methods", *IEEE Trans on. PAS*, Vol. 94, March 1975.
- [125] A.A. Fouad, " Direct analysis of transient stability for large power systems", *Rapport EPRI EL-4980*, February 1983.

- [126] P. Varaiya et al., "Direct methods for transient stability analysis of power systems: recent results", *Proc. IEEE*, Vol. 73, n° 12, 1985.
- [127] S. Stanton, "Assessment of stability of a multimachine power system by transient energy margin", *PHD Thesis*, Iowa state university, 1981.
- [128] A.A. Fouad et al., "Direct transient stability analysis using energy functions: application to large power networks", *IEEE Power Engineering Society*, New York, February 1986.
- [129] A.A. Fouad et al., "Direct transient stability assessment with excitation control", *IEEE Trans on. PAS*, Vol. 4, n°1, February 1989.
- [130] K. Kakimoto et al., "Transient stability analysis of multimachine power systems with field flux decays via Lyapunov's direct method", *IEEE Trans on. PAS*, Vol. 99, n°5, September 1980.
- [131] M. Pavella et al., "Transient stability index for on-line stability assessment and contingency evaluation", *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 4, n°2, 1982.
- [132] D.H. Chiang et al., "Foundations of the potential energy boundary surface method for power system transient stability analysis", *IEEE Trans on. Circuits and systems*, Vol. 35, June 1988.
- [133] B. Toumi et al., "Fast transient stability revisited", *IEEE Trans on. Power systems*, Vol. 1, n°2, June 1986.
- [134] G.J. Tavora et al., "Stability analysis of power systems", *IEEE Trans on. PAS*, Vol. 91, n°3, 1971.
- [135] T. Athay et al., "A practical method for direct analysis of transient stability", *IEEE Trans on. PAS*, Vol. 98, March 1979.
- [136] A.A. Fouad et al., "Transient stability of multimachine power system", *IEEE Trans on. PAS*, Vol. 100, 1981.
- [137] C.K. Tang et al., "Transient stability index from conventional time domain simulation", *IEEE Trans on. Power Systems*, Vol. 9, N°3, pp. 1524-1530, 1994.
- [138] F.A. Rahimi et al., "Evaluation of the transient energy function for on-line dynamic security assessment", *IEEE Trans on. Power Systems*, Vol. 8, N°2, pp. 497-507, 1993.
- [139] Y. Mansour et al., "B.C. hydro's on-line transient stability assessment: model development analysis and post screening", *IEEE Trans on. Power systems*, Vol. 10, N°1, pp. 241-253, 1995.

- [140] M.J. Laufenberg and M.A. Pai, "A new approach to dynamic security assessment using trajectory sensitivities", *IEEE Trans on. Power systems*, Vol. 13, N°3, pp. 953-958, 1998.

ملخص .يقدم العمل طريقة سريعة و ناجحة لتقييم قدرة أمان الشبكات الكهربائية خلال نظامي التشغيل الدائم و الانتقالي. قمنا بتطوير لحساب تدفق الطاقة بأخذ بعين الاعتبار الضبط الآلي للمولدات الكهربائية و سلوك الشحنة. كما اقترحنا استعمال نموذج حركي مؤشرات لتقييم قدرة أمان الشبكات مع استعمال هيكل نظامي مزدوج من الشبكات العصبية تستخدم طريقتي التلقين المراقب و غير المراقب تمكننا من تصنيف أحي الحالات الشبكة بتحديد كامل للحوادث التي تشكل خطرا في وقت قصير و نجاعة كبيرة.

RÉSUMÉ. Ce travail présente une méthode rapide et fiable pour l'évaluation de la sécurité des réseaux d'énergie électrique aussi bien en régime statique qu'en régime transitoire. Un modèle dynamique d'écoulement de charge, qui tient compte du réglage automatique des groupes et du comportement de la charge, a été développé. Des indices de sécurité sont également proposés. Une nouvelle structure combinée des réseaux de neurone utilisant l'apprentissage supervisé et non supervisé est proposée. La carte topologique auto organisatrice de Kohonen à croissance hiérarchisée (GHSOM) a été utilisée pour la classification en temps réel des états du réseau, pour différents plans de charge. L'application aux réseaux tests IEEE et CIGRE a permis une identification complète des incidents à risque avec un faible temps de calcul.

ABSTRACT. This Thesis presents a fast and reliable method for power system static, dynamic and transient security assessment. New security indexes are proposed to fast estimation of power system status. The proposed approach deals with the combined use of supervised and unsupervised learning algorithms to the evaluation of the static security. The application of the growing hierarchical self-organizing feature map (GHSOM) is presented for the classification of power system states on various load level conditions. Results of simulation tests with IEEE and CIGRE power networks show a good performance in time consumption and identification of harmful contingencies.

MOTS-CLÉS : Sécurité des réseaux électriques, Ecoulement de puissance découplé dynamique, indices de sécurité, carte topologique auto-organisatrice de Kohonen, fonction énergétique de Lyapunov, marge de sécurité transitoire.

KEY WORDS : Power system security, dynamic fast decoupled load flow, security indexes, growing hierarchical self-organizing feature map, Lyapunov energy function, transient security margin.
