



HAL
open science

Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension

Djaffar Ould Abdeslam

► To cite this version:

Djaffar Ould Abdeslam. Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Haute Alsace - Mulhouse, 2005. Français. NNT: . tel-00422996

HAL Id: tel-00422996

<https://theses.hal.science/tel-00422996>

Submitted on 9 Oct 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE HAUTE-ALSACE
U.F.R. DES SCIENCES ET TECHNIQUES

Thèse

Présentée pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE HAUTE-ALSACE

Discipline : Électronique, Électrotechnique et Automatique

par

Djaffar OULD ABDESLAM

Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension

(Arrêté Ministériel du 30 mars 1992)

Soutenue publiquement le 08 décembre 2005 devant le jury :

Président	ALAIN BOURJAULT	Professeur ENSEMM, Besançon
Rapporteurs	CHRISTIAN JUTTEN	Professeur, INPG, Grenoble
	SAADATE SHAHROKH	Professeur, UHP, Nancy
Examineurs	FRANCIS BRAUN	Professeur, ULP, Strasbourg
	DAMIEN FLIELLER	MCF, INSA, Strasbourg
	JEAN MERCKLE	Professeur, UHA, Mulhouse
Invités	YVES-ANDRÉ CHAPUIS	MCF, en détachement, Univ. de Tokyo
	PATRICE WIRA	MCF, UHA, Mulhouse

Thèse préparée au sein du laboratoire MIPS sous la direction de
JEAN MERCKLE et de FRANCIS BRAUN

École Doctorale PLURIDISCIPLINAIRE Jean - Henri LAMBERT

*A la mémoire de ma grand-mère,
à mes parents.*

Cherchons comme cherchent ceux qui doivent trouver et trouvons comme trouvent ceux qui doivent chercher encore. Car celui qui est arrivé au terme ne fait que commencer.

Saint Augustin

Vous savez ce que c'est que la recherche : on part sur une question et on trouve en cours de route des faits qui vous en posent une autre.

Philippe Meyer

Il est important que les étudiants portent un regard neuf et irrévérencieux sur leurs études ; il ne doivent pas vénérer le savoir mais le remettre en question.

Jacob Chanowski

Remerciements

Cette thèse est le fruit d'une collaboration entre trois équipes de recherche : le laboratoire MIPS de l'Université de Haute Alsace à Mulhouse, l'institut InESS de l'Université Louis Pasteur à Strasbourg et l'équipe ERGE de l'INSA de Strasbourg. Cette aventure, à la fois scientifique et humaine, m'a permis de rencontrer des personnes formidables qui ont contribué, chacune à leur manière, à l'aboutissement d'un travail pluridisciplinaire. Cet espace leur est dédié.

En premier lieu, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Jean MERCKLE (Professeur à l'Université de Haute Alsace) directeur de ma thèse, pour m'avoir confié et dirigé ce projet et qui n'a jamais manqué de me conseiller et de m'orienter tout au long de ces trois années de travail. Qu'il trouve ici l'expression de mon respect et de ma profonde reconnaissance. J'exprime également ma reconnaissance à l'égard de mon co-directeur de thèse Francis BRAUN (Professeur à l'Université Louis Pasteur à Strasbourg) pour sa sympathie et sa confiance.

Un grand merci à Damien FLIELLER (Maître de Conférence à l'INSA de Strasbourg) qui au cours de mes nombreux déplacements effectués sur Strasbourg, s'est montré très disponible et accueillant. Ses conseils, ses orientations, ainsi que son implication directe dans la partie électrotechnique, a permis l'aboutissement de plusieurs expérimentations. Je témoigne ma profonde reconnaissance à Yves-André CHAPUIS (Maître de Conférence en détachement à l'Université de Tokyo au Japon) pour m'avoir encadré dès le début de ma thèse. Malgré la distance (Mulhouse - Tokyo), nos échanges par courriers électroniques et nos réunions d'équipes effectuées à chacune de ses visites en France, m'ont aidé à orienter mes choix. J'adresse mes vifs remerciements à Patrice WIRA (Maître de Conférence à l'Université de Haute Alsace) pour les remarques et les bonnes questions qu'il a soulevé au cours de nos différentes discussions mais également pour sa contribution judicieuse dans la diffusion des connaissances.

Je remercie chaleureusement le Professeur Alain BOURJAULT (ENSEMM, Besançon), président du jury, les Professeurs Christian JUTTEN (INPG, Grenoble), et Saadate SHAHROKH (UHP, Nancy), rapporteurs de ce mémoire, pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail et pour la pertinence de leur remarques, qui ont permis d'améliorer ce manuscrit et d'ouvrir de nouvelles perspectives.

Je remercie sincèrement mes collègues du laboratoire MIPS-Trop pour leur bonne humeur et l'ambiance amicale qui a rendu mon séjour au laboratoire très agréable.

Je remercie Julien GRESSER (Professeur à l'UHA) pour l'accueil, Jean-Philippe URBAN (Professeur à l'UHA) et Jean-Luc BUESSLER (Maître de Conférence à l'UHA) pour nos différents échanges scientifiques, Hubert KHIL (Maître de Conférence à l'UHA) notre super informaticien et électronicien. Un merci pour Gilles, Yohann et Bruno qui ont su me convaincre, grâce à leurs arguments et leur aide, d'utiliser \LaTeX pour la rédaction de cette thèse (je ne le regrette pas). Sans oublier l'organisation sans faille, qu'ils ont assuré, du verre de l'amitié qui a suivi ma soutenance. Je salue également Laurentiú, ex-collègue du Trop.

J'exprime mon estime pour le dévouement des étudiants en DEA et les élèves ingénieurs que j'ai eu le plaisir d'encadrer durant leur stage de fin d'études. En particulier, Emmanuel et Thomas dont la contribution à la partie expérimentale est importante.

Je ne peux conclure cet espace sans penser à ma famille, mes proches et mes amis qui m'ont soutenu et encouragé durant toute cette période. Je pense particulièrement à mes parents, mes oncles Zack et Hmidouch, mon ami et frère Thierry et ma sœur Kahina qui a concocté de très bons gâteaux kabyles pour le pot de la thèse.

Table des matières

Introduction Générale	13
1 Les perturbations et la dépollution dans les systèmes électriques	17
1.1 Qualité de l'énergie	18
1.2 Les perturbations électriques et leurs origines	18
1.2.1 Creux et coupures de tension	19
1.2.2 Fluctuations de tension	19
1.2.3 Déséquilibre du système triphasé de tension	19
1.2.4 Variation de fréquence	19
1.2.5 Harmoniques et interharmoniques	21
1.3 Les perturbations harmoniques	21
1.3.1 Origine des harmoniques	21
1.3.2 Conséquences des harmoniques	21
1.3.3 Caractérisation des perturbations harmoniques	22
1.4 Normes	24
1.5 Solutions de dépollution des réseaux électriques	25
1.5.1 Solutions traditionnelles de dépollution	25
1.5.2 Solutions modernes de dépollution	27
1.5.3 Comparatif et choix du FAP	29
1.6 Discussion	30
1.7 Conclusion	31
2 Les techniques intelligentes pour les systèmes électriques	33
2.1 Introduction aux réseaux de neurones	34
2.1.1 Généralités	34
2.1.2 Les réseaux de neurones de type Adaline	36
2.1.3 La commande neuromimétique	37
2.2 Méthodes d'identification et de contrôle à base d'ANN	38
2.2.1 Étape d'identification	38
2.2.2 Étape de contrôle	40
2.3 Autres techniques intelligentes	45
2.3.1 La logique floue et la commande floue	45
2.3.2 Les systèmes neuro-flous	46
2.3.3 Les algorithmes génétiques	47
2.4 Techniques appliquées aux FAPs	47
2.4.1 Les réseaux de neurones dans les systèmes électriques et FAPs	47

2.4.2	Méthodes d'identification des composantes de la tension . . .	49
2.4.3	Méthodes d'identification des harmoniques de courants . . .	50
2.4.4	Méthodes de régulation et commande	51
2.5	Avantages des techniques intelligentes	52
2.6	Conclusion	53
3	Identification des composantes de la tension réseau	55
3.1	Extraction des composantes d'une tension déséquilibrée	57
3.1.1	Extraction au moyen d'une PLL triphasée	57
3.1.2	Extraction au moyen de réseaux Adaline	58
3.1.3	Construction des Adaline	62
3.2	Poursuite de la phase instantanée de la tension	65
3.2.1	Détermination de la phase par une PLL monophasée	65
3.2.2	Poursuite de la fréquence par les Adaline	67
3.3	Résultats de simulation	69
3.3.1	Comparaison de la méthode neuronale avec la PLL	69
3.3.2	Réponse dynamique du système à base d'Adaline	70
3.3.3	Réponse du système pour des changements différents sur chaque phase	73
3.4	Résultats expérimentaux	75
3.4.1	Identification des composantes de la tension	75
3.4.2	Réponse aux variations des paramètres de la tension	76
3.5	Conclusion	77
4	Identification des courants harmoniques par les RN	79
4.1	Principe du filtre actif parallèle	81
4.2	Identification des harmoniques avec la méthode des PIRI	82
4.3	Identification des harmoniques avec les Adaline	83
4.3.1	La méthode directe	83
4.3.2	La méthode des PIRI	85
4.3.3	La méthode tri-monophasée	89
4.3.4	Méthode des courants diphasés	92
4.3.5	Choix des objectifs de compensation	96
4.3.6	Comparaison	97
4.4	Résultats de simulation	98
4.4.1	Validation	98
4.4.2	Application sur un modèle	99
4.4.3	Comparaison	104
4.5	Résultats expérimentaux	105
4.6	Conclusion	106
5	Restitution des courants dans le réseau électrique	109
5.1	Le système de commande dans un FAP	110
5.2	Commande de l'onduleur avec un RST	111
5.3	Commande de l'onduleur avec la logique floue	112
5.3.1	Contrôleur flou à une seule entrée	113
5.3.2	Contrôleur flou à deux entrées	115

5.4	Commande de l'onduleur par réseaux de neurones	116
5.4.1	Commande directe avec apprentissage hors ligne	117
5.4.2	Commande inverse avec apprentissage en ligne	118
5.4.3	Commande directe inverse	120
5.4.4	Commande avec un régulateur PI neuronal	122
5.5	Régulation de la tension continue	124
5.6	Résultats de simulation	126
5.6.1	Compensation des courants par les méthodes directe et inverse	126
5.6.2	Comparatif du suivi de consigne	126
5.7	Résultats expérimentaux	128
5.7.1	Régulation du courant avec un PI	128
5.7.2	Régulation du courant avec un contrôleur neuronal inverse . .	128
5.7.3	Régulation du courant avec un contrôleur neuronal direct-inverse	128
5.7.4	Régulation de la tension aux bornes de la capacité	129
5.8	Conclusion	130
6	Résultats et synthèse de l'architecture complète du FAP	133
6.1	Modèle de simulation du FAP	134
6.1.1	Modèle de la source	134
6.1.2	Modèle de la charge polluante	135
6.1.3	Modèle du filtre actif parallèle	135
6.2	Comparatif des approches de compensations	135
6.2.1	Compensation de toutes les harmoniques	136
6.2.2	Performances dynamiques du FAP	137
6.2.3	Compensation des harmoniques et de la puissance réactive . .	141
6.2.4	Compensation sélective des harmoniques	142
6.3	La plateforme expérimentale	146
6.3.1	Compensation dans le réseau électrique	147
6.3.2	Combinaisons entre les différentes approches	147
6.3.3	Performances face aux variations de la charge non linéaire . .	149
6.3.4	Compensation de la puissance réactive	151
6.3.5	Compensation sélective des harmoniques	151
6.4	Conclusion	153
	Conclusion Générale	155
	A Plateforme expérimentale	159
	B Matrices de passage	163
B.1	Transformation de Clarke et Concordia	163
B.1.1	Transformation de Clarke	163
B.1.2	Transformation de Concordia	164
B.2	Transformation de Park	164

Acronymes

Pour le cas des systèmes électriques

DSP	Digital Signal Processor (processeur de traitement des signaux numériques)
FAP	Filtre Actif Parallèle
FAS	Filtre Actif Série
fem	Force électromotrice
FPGA	Field Programmable Gate Arrays
GBF	Générateur Basse Fréquence
IGBT	Insulated Gate Bipolar Transistor (transistor bipolaire à grille isolée)
MCD	Méthode des courants diphasés
MLI	Modulation de Largeur d'Impulsion
PID	Régulateur Proportionnel Intégral Dérivateur
PIRI	Puissances Instantanées Réelle et Imaginaire
PLL	Phase Locked Loop (boucle à verrouillage de phase)
RST	Régulateur polynomial par placement des pôles
THD	Total Harmonic Distortion (Taux de distortion harmonique)
UPQC	Unified Power Quality Conditioner (filtre parallèle-série actifs)

Pour le cas des réseaux de neurones

Adaline	ADaptive LINear Element (réseau adaptatif linéaire)
ANN	Artificial Neural Networks (réseaux de neurones artificiels)
LMS	Least Mean Square
MLP	Multi Layer Perceptron (perceptron multicouches)
RN	Réseaux de Neurones
RNC	Réseau de Neurones Contrôleur
RNI	Réseau de Neurones Identificateur

Autres acronymes

EKF	Extended Kalman Filter (filtre de Kalman étendu)
FFT	Fast Fourier Transform (transformée de Fourier rapide)

Introduction Générale

« L'essence des bonnes machines est de se gouverner par elle-même, autant qu'il est possible et sans le secours de l'intelligence humaine ». Cette citation de Poncelet résume bien un des défis de la science aujourd'hui. Cette idée de vouloir concevoir des systèmes qui interagissent avec l'environnement a fait naître le concept d'*intelligence artificielle*. Celui-ci se traduit par l'émergence de techniques avancées telles que les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, les réseaux neuro-flous, les algorithmes génétiques, . . .

Ces approches dites intelligentes se sont déjà imposées dans un grand nombre de domaines (reconnaissance de forme, traitement du signal, robotique, . . .). Le secteur de l'électronique de puissance est également concerné par cette avancée. En effet, ces dernières années, l'activité scientifique liée aux applications de ces techniques dans la commande des systèmes électriques n'a cessé d'augmenter. Les solutions proposées dépassent les limitations des méthodes traditionnelles et apportent des possibilités nouvelles.

Le travail présenté dans ce mémoire est relatif à l'élaboration de stratégies d'identification/commande basées sur les techniques neuromimétiques et appliquées à un système de filtrage actif. Ces stratégies ont été validées sur un banc expérimental et leur aptitude à l'intégration matériel a été testée en simulation. Les résultats contribuent au projet « conception intégrée de systèmes électroniques de commande », inscrit au Contrat de Plan Etat-Région Alsace 2000-2006, qui associe le laboratoire MIPS (UHA Mulhouse) dont l'activité est orientée vers le contrôle neuromimétique, l'équipe ERGE (INSA de Strasbourg) pour le domaine applicatif des systèmes électriques et l'institut InESS (ULP Strasbourg) pour les aspects intégration.

Après sa production, l'énergie électrique doit être entretenue et suivie en raison des altérations subies pendant le transport. Les origines des perturbations les plus significatives dans les réseaux électriques sont moins au niveau de la production que du côté des consommateurs. Elles sont causées par la prolifération des charges non linéaires, telles que les redresseurs, les gradateurs, le matériel informatique, les appareils de climatisation ou encore les éclairages à base de tubes fluorescents. Ces appareils absorbent des courants non sinusoïdaux et introduisent de ce fait des pollutions harmoniques sur les courants et les tensions des réseaux de distribution électrique.

Les harmoniques engendrées par ces charges circulent dans les réseaux électriques

et peuvent perturber le fonctionnement normal de certains équipements électriques voire même engendrer leur destruction. Ces effets néfastes peuvent apparaître instantanément ou se produire en différé tant pour le distributeur que pour les utilisateurs. C'est pour ces raisons que le filtrage des distorsions en courant et en tension est au centre des préoccupations actuelles à la fois des fournisseurs et des utilisateurs d'énergie électrique; ils adoptent donc, les uns comme les autres, les limites proposées par les normes IEEE 519-1992, CEI 61000.3-2/4.

Les filtres actifs parallèles (FAP) sont à ce jour les solutions avancées de dépollution les plus adéquates tant au niveau de la production que de la distribution. Leur réponse est instantanée et ils s'adaptent automatiquement aux évolutions des perturbations introduites par les charges du réseau électrique. Ils s'insèrent dans un réseau de distribution électrique sans imposer d'aménagement particulier (figure 1).

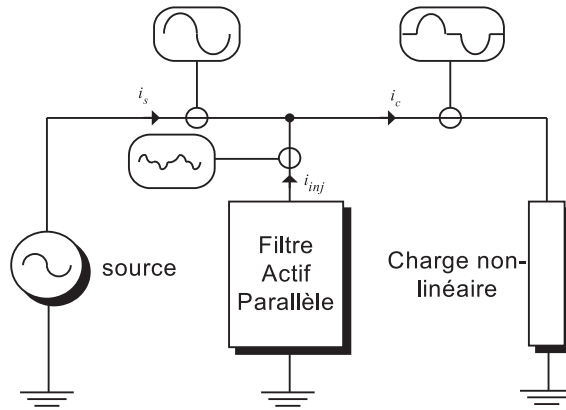


FIG. 1 – Mise en place d'un filtre actif parallèle dans un réseau de distribution électrique.

En présence d'une charge non linéaire, des harmoniques se superposent sur le courant de la source i_s créant ainsi un courant pollué i_c . L'injection par le FAP des courants de compensations i_{inj} dans le réseau électrique permet de retrouver la forme initiale du courant i_s .

Basées sur l'utilisation des techniques neuromimétiques, nos recherches visent simultanément à améliorer les performances du FAP en terme de distorsions résiduelles, à lui permettre de compenser la puissance réactive, lui offrir la possibilité d'une compensation sélective des harmoniques et réduire significativement la complexité de l'architecture de calcul nécessaire. Afin d'atteindre ces objectifs, nous combinons différents réseaux de neurones pour identifier les fluctuations du spectre fréquentiel des perturbations et assurer un meilleur rendement de l'organe de commande. La structure de calcul qui en résulte est rendue homogène par l'utilisation exclusive des techniques neuromimétiques.

Le FAP comporte deux fonctions principales; une fonction d'identification des courants harmoniques et une fonction de commande d'onduleur pour injecter des

courants de compensation. Nos travaux portent sur l'étude conjointe de l'identification des harmoniques et de la commande de l'onduleur. L'étape d'identification des courants harmoniques est fondamentale dans le processus de filtrage. Sans une bonne estimation de ces courants, le système de commande, même très efficace, ne pourrait pas apporter à lui seul, les corrections suffisantes. Quatre techniques originales d'identification des courants harmoniques, toutes basées sur des réseaux Adaline (ADAPtive LINear Element), ont été développées. Elles ont été complétées par une méthode originale d'identification des composantes d'une tension. L'étape de commande du FAP doit prendre en considération l'onduleur associé à un filtre de sortie pour restituer avec précision, les courants de compensation. A cet effet, nous avons développé quatre structures de commandes neuromimétiques adaptées aux différentes contraintes.

Le premier chapitre du mémoire recense les perturbations qui peuvent apparaître dans un réseau électrique basse tension et expose leurs causes et leurs conséquences ainsi que les normes visant à diminuer leurs proliférations. Les solutions de dépollution existantes, tant traditionnelles que modernes sont rappelées. Finalement, nous justifions la sélection du filtre actif parallèle retenu pour la suite de nos travaux.

Dans le second chapitre, nous rappelons le principe de fonctionnement de quelques techniques de l'intelligence artificielle en développant plus particulièrement les réseaux de neurones artificiels. Les structures de commande neuromimétiques sont détaillées et classifiées. Le travail est ensuite situé par rapport à celui de la communauté internationale et plusieurs applications des réseaux de neurones aux systèmes électriques sont citées. Ce chapitre qui correspond à un état de l'art montre l'apport de ces nouvelles techniques dans le cas particulier de la compensation des harmoniques dans les réseaux électriques.

Notre contribution originale débute au troisième chapitre où nous développons une nouvelle méthode d'extraction des composantes de la tension réseau. Cette technique utilise les réseaux de neurones de type Adaline avec comme vecteur d'entrée les termes de la décomposition en série de Fourier du signal de la tension. Pour palier au problème de la fluctuation de la fréquence réseau, un nouveau système à base d'un réseau Adaline est développé et permet de suivre en temps réel toutes les fluctuations. Cet Adaline utilise en entrée, la forme récursive de la tension. Plusieurs résultats de simulations et d'expérimentations montrent comparativement les améliorations apportées par ces systèmes.

Dans le quatrième chapitre, nous traitons du problème des perturbations en courant et de leur identification. La méthode des puissances instantanées, universellement adoptée pour le filtrage des harmoniques en raison de ses excellentes performances, sert de comparatif pour nos approches neuronales. Les quatre méthodes d'identification développées, toutes basées sur les réseaux Adaline, répondent à des besoins précis. L'originalité de ces techniques consiste à trouver, après transformation, une décomposition en série de Fourier du signal du courant pollué. Cette même décomposition servira de connaissances a priori en entrée des Adaline. Des comparatifs en termes d'objectifs de compensation, de qualité du filtrage et de complexité

de chaque méthode sont détaillés.

Le cinquième chapitre présente les stratégies de commande de l'onduleur. Les méthodes de commande doivent tenir compte du retard introduit par l'onduleur afin de réduire le déphasage entre le courant identifié et celui injecté. Quatre méthodes à base de réseaux multicouches sont développées et comparées avec les stratégies classiques. Le contrôle de la source de tension nécessaire à l'onduleur est également traité.

Finalement, le sixième chapitre constitue la synthèse des méthodes d'identifications et de commande d'un FAP. Les différentes combinaisons possibles sont évaluées et les résultats des méthodes qui répondent le mieux aux exigences actuelles de compensation sont donnés. Des simulations effectuées sur un modèle répondant à un cahier de charge industriel et des expérimentations réalisées sur un banc de test montrent de quelle manière nos objectifs ont été atteints.

Chapitre 1

Les perturbations et la dépollution dans les systèmes électriques

Sommaire

1.1	Qualité de l'énergie	18
1.2	Les perturbations électriques et leurs origines	18
1.2.1	Creux et coupures de tension	19
1.2.2	Fluctuations de tension	19
1.2.3	Déséquilibre du système triphasé de tension	19
1.2.4	Variation de fréquence	19
1.2.5	Harmoniques et interharmoniques	21
1.3	Les perturbations harmoniques	21
1.3.1	Origine des harmoniques	21
1.3.2	Conséquences des harmoniques	21
1.3.3	Caractérisation des perturbations harmoniques	22
1.4	Normes	24
1.5	Solutions de dépollution des réseaux électriques	25
1.5.1	Solutions traditionnelles de dépollution	25
1.5.2	Solutions modernes de dépollution	27
1.5.3	Comparatif et choix du FAP	29
1.6	Discussion	30
1.7	Conclusion	31

LE distributeur d'énergie doit fournir à l'ensemble de ses clients et utilisateurs une énergie de qualité sous la forme de trois tensions sinusoïdales constituant un réseau triphasé équilibré.

La qualité de cette énergie dépend de celle de la tension aux points de raccordement. Toutefois, cette tension subit généralement des altérations durant son transport jusqu'à son arrivée chez le client, industriel ou particulier. Les origines de ces altérations sont nombreuses; outre les incidents relatifs à la nature physique et matérielle des organes d'exploitation du réseau, il existe aussi des causes intrinsèques spécifiques au fonctionnement de certains récepteurs particuliers.

Afin d'éviter le dysfonctionnement, voire la destruction des composants du réseau électrique ou des récepteurs finaux, il est indispensable de comprendre l'origine des perturbations et de chercher les solutions adéquates pour les supprimer.

Nous commencerons ce chapitre par un exposé des principaux défauts affectant la tension et le courant du réseau électrique. Nous parlerons également de leurs origines, des conséquences matérielles et des normes internationales imposées aux utilisateurs. Nous discuterons ensuite des solutions traditionnelles et modernes utilisées pour pallier aux problèmes liés aux perturbations harmoniques. Finalement, nous exposerons le principe de fonctionnement du filtre actif parallèle, filtre utilisé et développé tout au long de ce mémoire.

1.1 Qualité de l'énergie

L'énergie électrique est fournie sous forme de tension constituant un système sinusoïdal triphasé dont les paramètres caractéristiques sont les suivants :

- la fréquence,
- l'amplitude des trois tensions,
- la forme d'onde,
- le déséquilibre.

La mesure de ces paramètres permet de juger la qualité de la tension. Une détérioration de l'un d'entre eux ou de plusieurs à la fois laisse supposer la présence d'une anomalie dans le réseau électrique. Afin de décrire certaines perturbations et de donner le niveau de conformité de l'énergie fournie, des normes ont déjà été établies (voir la section 1.4).

1.2 Les perturbations électriques et leurs origines

Les perturbations électriques affectant l'un des quatre paramètres cités précédemment peuvent se manifester par : un creux ou une coupure de tension, une fluctuation de tension, un déséquilibre du système triphasé de tension, une variation de la fréquence, la présence d'harmoniques et/ou d'interharmoniques.

1.2.1 Creux et coupures de tension

Le creux de tension est une diminution brutale de la tension à une valeur située entre 10 % et 90 % de la tension nominale pendant une durée allant de 10 ms jusqu'à quelques secondes.

Les creux de tension sont dus à des phénomènes naturels comme la foudre, ou à des défauts sur l'installation ou dans les réseaux tant publics que ceux des utilisateurs. Ils apparaissent également lors de manoeuvres d'enclenchement mettant en jeu des courants de fortes intensités (moteurs, transformateurs, etc.).

Une coupure de tension quand à elle est une diminution brutale de la tension à une valeur supérieure à 90 % de la tension nominale ou disparition totale pendant une durée généralement comprise entre 10 ms et une minute pour les coupures brèves et supérieure à une minute pour les coupures longues. La plupart des appareils électriques admettent une coupure totale d'alimentation d'une durée inférieure à 10 ms. La figure 1.1(a) montre un exemple de creux et de coupure de tension.

1.2.2 Fluctuations de tension

Les fluctuations de tension sont des variations périodiques ou erratiques de l'enveloppe de la tension. Ce sont des variations brutales de l'amplitude de la tension situées dans une bande de $\pm 10\%$ et se produisent sur un intervalle de temps de quelques centièmes de secondes.

Elles sont en particulier dues à la propagation sur les lignes du réseau de courants d'appel importants. L'origine principale de ces courants est le fonctionnement d'appareil dont la puissance absorbée varie de manière rapide, comme les fours à arc et des machines à souder. Ces fluctuations se traduisent par des variations d'intensité, visible au niveau de l'éclairage causant une gêne visuelle perceptible pour une variation de 1 % de la tension. Ce phénomène de papillotement est appelé *flicker*. Un exemple de fluctuation de tension est montré dans la figure 1.1(b).

1.2.3 Déséquilibre du système triphasé de tension

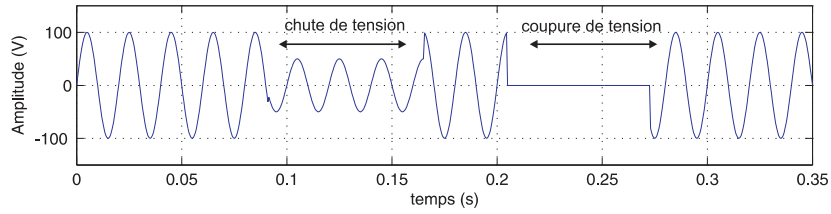
Lorsque les trois tensions ne sont pas identiques en amplitude et/ou ne sont pas décalées d'un angle de 120° les unes par rapport aux autres, on parlera de déséquilibre du système triphasé (voir la figure 1.1(c)).

Un réseau électrique triphasé équilibré alimentant un récepteur électrique triphasé non équilibré conduit à des déséquilibres de tension dus à la circulation de courants non équilibrés dans les impédances du réseau.

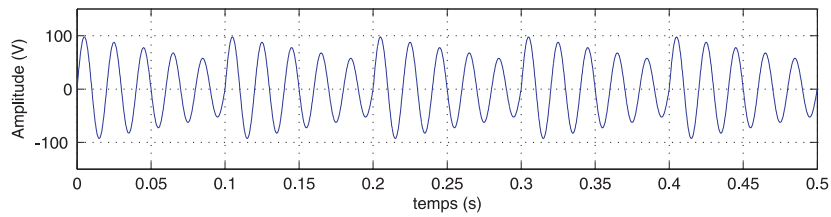
Ce type de perturbations fera l'objet principal du chapitre 3.

1.2.4 Variation de fréquence

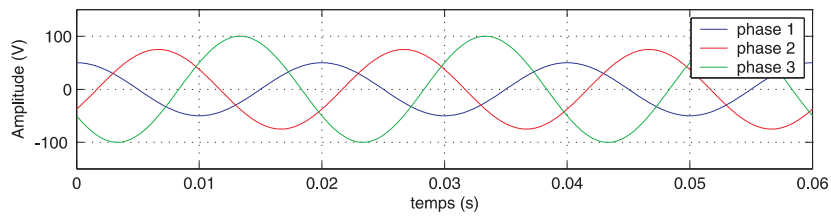
Une variation sensible de la fréquence du réseau peut apparaître sur les réseaux des utilisateurs non interconnectés ou alimentés par une source thermique autonome (voir la figure 1.1(d)). Au niveau des réseaux de distribution ou de transport, cette variation de la fréquence est très rare et n'est présente que lors de circonstances exceptionnelles, comme dans le cas de certains défauts graves sur le réseau. Dans des



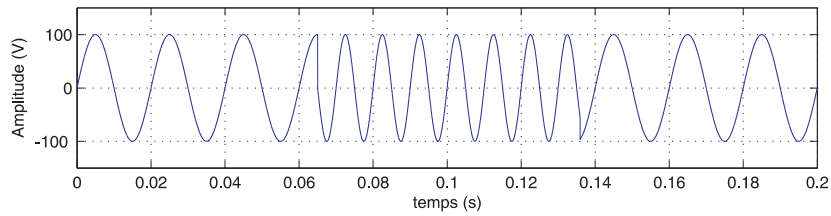
(a) Creux et coupures de tension.



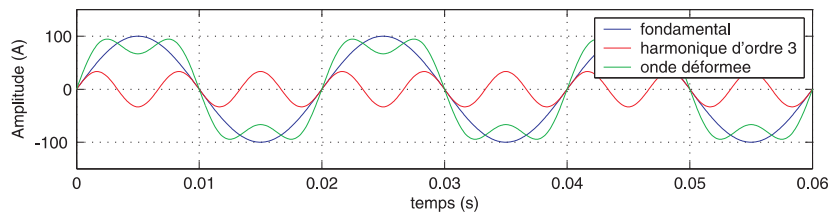
(b) Fluctuations de tension.



(c) Cas particulier de déséquilibre du système triphasé de tension.



(d) Variation de fréquence.



(e) Harmoniques.

FIG. 1.1 – Les perturbations électriques

conditions normales d'exploitation, la valeur moyenne de la fréquence fondamentale doit être comprise dans l'intervalle $50 \text{ Hz} \pm 1\%$.

1.2.5 Harmoniques et interharmoniques

Les harmoniques sont une superposition sur l'onde fondamentale à 50 Hz, d'ondes également sinusoïdales mais de fréquences multiples entier de celle du fondamental. La figure 1.1(e) montre la superposition de l'harmonique d'ordre 3 sur un courant fondamental de fréquence 50 Hz. La principale source de la présence des harmoniques dans les réseaux électrique est l'utilisation de plus en plus croissante d'équipements de l'électronique de puissance à base de thyristors.

Les interharmoniques sont superposées à l'onde fondamentale mais ne sont pas des multiples entier de la fréquence du réseau. L'apparition des interharmoniques est en augmentation et leurs origines principales sont les convertisseurs de fréquence, les variateurs de vitesse et d'autres équipements similaires de contrôle-commande.

Les perturbations harmoniques feront l'objet de la section suivante et seront au cœur de nos préoccupations tout au long de ce mémoire.

1.3 Les perturbations harmoniques

1.3.1 Origine des harmoniques

Les harmoniques sont générées par des charges non linéaires absorbant un courant non sinusoïdal. Actuellement, les équipements à base de thyristors constituent la principale source de ces harmoniques. Ces appareils, dont les caractéristiques électriques varient avec la valeur de la tension, sont assimilables à des générateurs de courants harmoniques : appareils d'éclairage fluorescent, variateurs de vitesse, redresseurs, téléviseurs, ordinateurs, etc.

1.3.2 Conséquences des harmoniques

Les courants harmoniques se propagent dans le réseau électrique, déforme l'allure du courant de la source et polluent les consommateurs alimentés par ce même réseau. Ils peuvent occasionner des incidents au niveau de l'appareillage du client et donner lieu à des surcoûts de production d'énergie importants. On peut classer les effets engendrés par les harmoniques en deux type : les effets instantanés et les effets à terme.

a. Effets instantanés

Les effets instantanés apparaissent immédiatement dans certains appareillages.

- **Défauts de fonctionnement de certains équipements électriques** : En présence d'harmoniques, la tension et le courant peuvent changer plusieurs fois de signe dans une demi-période. Les appareils dont le fonctionnement est basé sur le passage à zéro des grandeurs électriques peuvent être affectés.
- **Troubles fonctionnels des micro-ordinateurs** : Les effets sur ces équipements peuvent se manifester par la dégradation de la qualité de l'image et par des couples pulsatoires des moteurs d'entraînement de disque.

- **Erreurs dans les appareils de mesure** : Certains appareils de mesure et les compteurs d'énergie à induction présentent des dégradations de mesure et des erreurs de lecture supplémentaires en présence d'harmoniques.
- **Vibrations et bruits** : Les courants harmoniques génèrent également des vibrations et des bruits acoustiques, principalement dans les appareils électromagnétiques (transformateurs, inductances et machine tournantes).

b. Effets à terme

Ils se manifestent après une exposition plus ou moins longue à la perturbation harmonique. L'effet à terme le plus important est de nature thermique, il se traduit par l'échauffement. Il conduit à une fatigue prématurée du matériel, des lignes et amènent un déclassement des équipements.

- **Échauffement des câbles et des équipements** : Ces effets peuvent être à moyen terme (de quelques secondes à quelques heures) ou à long terme (de quelques heures à quelques années) et concernent les câbles qui peuvent être le siège du suréchauffement du neutre et les matériels bobinés comme les transformateurs ou les moteurs.
- **Échauffement des condensateurs** : L'échauffement est causé par les pertes dues au phénomène d'hystérésis dans le diélectrique. Les condensateurs sont donc sensibles aux surcharges, qu'elles soient dues à une tension fondamentale trop élevée ou à la présence d'harmoniques. Ces échauffements peuvent conduire au claquage.
- **Échauffement dû aux pertes supplémentaires des machines et des transformateurs** : Échauffement causé par les pertes dans le stator des machines et principalement dans leurs circuits rotoriques (cages, amortisseurs, circuits magnétiques) à cause des différences importantes de vitesse entre les champs tournants inducteurs harmoniques et le rotor.

Les harmoniques génèrent aussi des pertes supplémentaires dans les transformateurs, par effet Joule dans les enroulements, accentuées par l'effet de peau et des pertes par hystérésis et courants de Foucault dans les circuits magnétiques.

1.3.3 Caractérisation des perturbations harmoniques

Différentes grandeurs sont définies pour caractériser la distortion en régime déformé. Le taux global de distorsion harmonique (THD) et le facteur de puissance sont les plus employés pour quantifier respectivement les perturbations harmoniques et la consommation de puissance réactive.

a. Le taux de distorsion harmoniques

Notre étude se limite au cas où la source de tension est sinusoïdale et où le courant absorbé par la charge est entaché de composantes harmoniques. Dans ces conditions, le taux global de distorsion harmonique est bien adapté pour quantifier le degré de pollution harmonique sur les réseaux électriques. Le THD s'exprime par rapport à la fréquence fondamentale et caractérise l'influence des harmoniques sur l'onde de courant déformée. Il est donné par l'expression suivante :

$$\text{THD (\%)} = \frac{\sqrt{\sum_{i=2}^n I_{ci}^2}}{I_{c1}}, \quad (1.1)$$

avec I_{c1} la valeur efficace du courant fondamental et I_{ci} les valeurs efficaces des différentes harmoniques du courant

Le domaine des fréquences qui correspond à l'étude des harmoniques est généralement compris entre 100 et 2000 Hz. Soit de l'harmonique de rang 2 jusqu'à l'harmonique de rang 40. Il est à signaler aussi que l'amplitude des harmoniques décroît généralement avec la fréquence.

b. Le facteur de puissance

En présence des harmoniques, la puissance apparente S est composée de trois parties : active P , réactive Q et déformante D . Son expression est donnée par l'équation suivante :

$$S = \sqrt{P^2 + Q^2 + D^2}. \quad (1.2)$$

La puissance réactive Q est associée au courant fondamental. La puissance déformante D est due aux harmoniques de courant (avec $D = 3V\sqrt{I_c^2 - I_{c1}^2}$, où I_c est la valeur efficace du courant de la charge).

Pour un signal sinusoïdal le facteur de puissance F_P est égal au quotient de la puissance active P par la puissance apparente S :

$$F_P = \frac{P}{S} = \frac{P}{\sqrt{P^2 + Q^2 + D^2}}. \quad (1.3)$$

Le facteur de puissance sera toujours inférieur à 1. En posant :

$$P = 3V \cdot I_{c1} \cdot \cos \phi, \quad (1.4)$$

on aura

$$F_P = \frac{I_{c1}}{I_c} \cdot \cos \phi = F_{dis} \cdot \cos \phi, \quad (1.5)$$

où F_{dis} représente le facteur de distortion. Il vaut 1 lorsque le courant est parfaitement sinusoïdal et il décroît lorsque la déformation de l'onde s'accroît. ϕ représente le déphasage entre le courant fondamental et la tension.

Afin d'éviter les désagréments causés par la présence de courants et de tensions harmoniques dans le réseau, des normes sont imposées aux utilisateurs.

rangs impairs		rangs impairs		rangs pairs	
Rang	taux (%)	rang	taux (%)	rang	taux (%)
5	6	3	5	2	2
7	5	9	1,5	4	1
11	3,5	15	0,3	6	0,5
13	3	21	0,2	8	0,5
17	2	>21	0,2	10	0,5
19	1,5			12	0,2
23	1,5			>12	0,2
25	1,5				
>25	0,2+1,3*25/h				

TAB. 1.1 – Niveaux de compatibilité pour les tensions harmoniques individuelles sur les réseaux publics basse tension (norme CEI 61000-2-2)

1.4 Normes

L'objectif des normes et des réglementations est de limiter les dysfonctionnements occasionnés par les harmoniques. La Commission Électrotechnique Internationale (CEI) définit le niveau des courants et des tensions harmoniques à ne pas dépasser par une série de normes de compatibilité électromagnétique (CEI 61000). Nous pouvons citer à titre d'exemple :

La norme CEI 61000-2-2 : elle définit les niveaux de compatibilité de tensions harmoniques sur les réseaux publics basse tension. Elle est représentée sur le tableau 1.1. Cette norme vise à protéger les équipements raccordés sur un réseau basse tension déformé.

La norme CEI 61000-3-2 : cette norme représentée sur le tableau 1.2 fixe la limitation des courants injectés dans le réseau public pour des équipements dont le courant par phase est inférieur à 16 A. Il s'agit là des appareils du domaine domestique.

Les normes précitées sont obligatoires mais reste incomplètes et ne permettent pas de garantir totalement la compatibilité électromagnétique sur les réseaux publics. C'est la raison pour laquelle EDF émet quelques recommandations concernant le raccordement des utilisateurs sur le réseau. Les limitations en tension harmonique que doivent respecter les clients d'EDF sont :

- pour chaque rang pair, la tension harmonique est limitée à 0.6 %,
- pour chaque rang impair, la tension harmonique est limitée à 1 %,
- limitation du THD à 1.6 %.

EDF propose le contrat EMERAUDE à ces clients. Ce contrat stipule que les deux parties (fournisseur et récepteur) s'engagent à respecter les normes limitant les perturbations harmoniques. EDF s'engage aussi à atteindre des résultats négociés au préalable. Pour ce qui est de la puissance réactive, EDF autorise ses clients à en consommer, sans être facturé, jusqu'à 40% de la puissance active absorbée.

Ce contrat à pour vocation, non pas de pénaliser les clients, mais de les inciter à faire des progrès.

rang harmonique	courant harmonique maximal autorisé (A)
harmoniques impaires	
3	2,3
5	1,14
7	0,77
9	0,40
11	0,33
13	0,21
$15 \leq h \leq 39$	$0,15 \cdot 15/h$
harmoniques paires	
2	1,08
4	0,43
6	0,3
$8 \leq h \leq 40$	$0,23 \cdot 8/h$

TAB. 1.2 – Limite des composantes harmoniques en courant (norme CEI 61000-3-2)

1.5 Solutions de dépollution des réseaux électriques

On peut regrouper les solutions visant à réduire les perturbations harmoniques en deux groupes : les solutions traditionnelles et les solutions modernes.

1.5.1 Solutions traditionnelles de dépollution

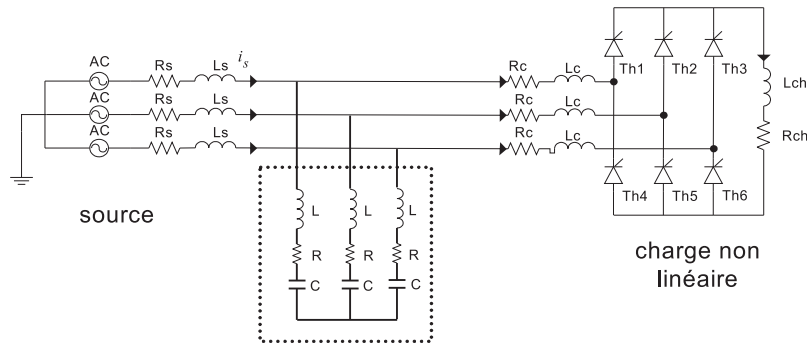
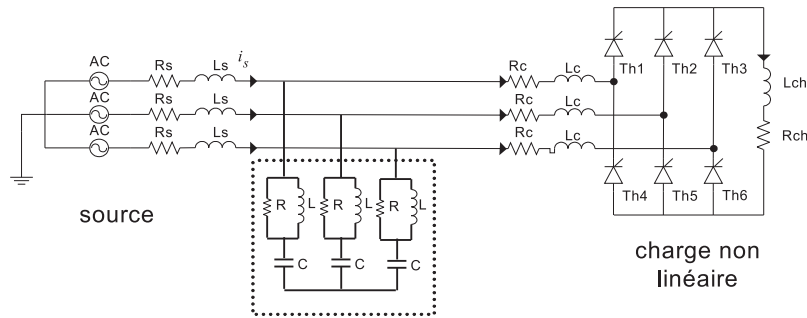
Ce sont des techniques qui doivent être connues par tous les électriciens. Elles apportent une solution facile et rapide pour certains cas de perturbations bien localisées et utilisent des composants passifs (inductances, condensateurs, transformateurs) et/ou des branchements qui modifient le schéma de l'installation.

Agir sur la structure de l'installation : il est souhaitable d'alimenter un grand pollueur par un transformateur à part, afin de le séparer d'un récepteur sensible. Face à un pollueur moyen il est préférable d'effectuer l'alimentation par des câbles distincts au lieu de les connecter en parallèle. Une distribution en étoile permet le découplage par les impédances naturelles et/ou additionnelles.

Surdimensionnement ou déclassement de l'installation électrique : on procède généralement au surdimensionnement des équipements afin d'assurer leur tenue aux surcharges harmoniques. Cette solution n'agit pas sur les harmoniques qui ne subissent aucune action curative de la part de l'utilisateur. Par cette approche, les problèmes liés à la pollution harmoniques sont résolus pendant une durée limitée.

Le déclassement des équipements de distribution électrique soumis aux harmoniques est utilisé dans le cas des installations existantes. Cette méthode cause un surcoût de production et ne tire pas profit du potentiel réel de l'installation.

Renforcement de la puissance de court-circuit : la diminution de l'impédance totale en amont de la charge non linéaire permet de réduire la tension créée par les harmoniques de courant, et donc de diminuer le taux de distor-

FIG. 1.2 – *Filtre passif résonnant.*FIG. 1.3 – *Filtre passif amorti.*

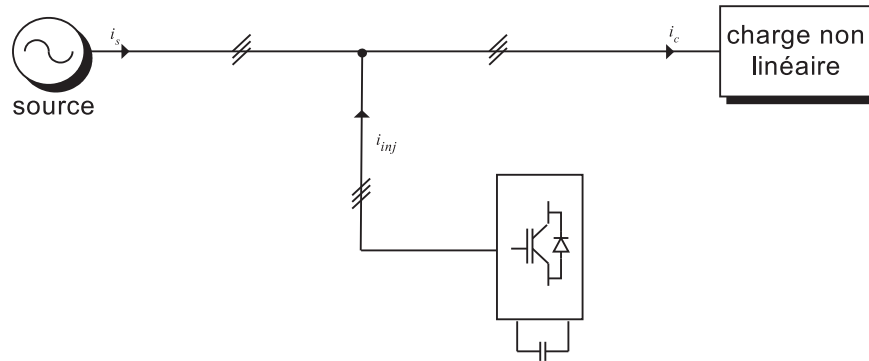
sion harmonique en tension au point de raccordement. Cependant, les courants harmoniques ne sont pas atténués.

Rééquilibrage des courants du réseau électrique : c'est une solution qui permet de répartir les charges d'une manière identique sur les trois phases. En effet, les charges monophasées et biphasées mal réparties engendrent des courants déséquilibrés dans un réseau électrique basse tension.

Filtrage passif : le principe du filtrage passif consiste à insérer en amont de la charge, un ou plusieurs circuits accordés sur les harmoniques à rejeter. Ainsi, pour filtrer un courant à une fréquence particulière, un filtre résonnant série est placé en parallèle sur le réseau (figure 1.2). Cependant, ce type de filtre est très sélectif. Pour atténuer toute une bande de fréquences, un filtre passif amorti du second ordre (figure 1.3) est préférable. Le dimensionnement de ces filtres dépend des harmoniques à éliminer, des performances exigées, de la structure du réseau et de la nature des récepteurs. Par cette technique, il est en général plus aisé de rejeter les harmoniques de rang élevé que celles de rang faible.

Malgré sa large utilisation dans l'industrie, ce dispositif simple a tout de même certains inconvénients :

- une connaissance approfondie de la configuration du réseau électrique est nécessaire,
- les variations de l'impédance du réseau peuvent détériorer les performances du filtre,
- le réseau peut former un système résonnant avec le filtre et les fréquences

FIG. 1.4 – *Filtre actif parallèle.*

voisines de la fréquence de résonance sont amplifiées,

- équipements volumineux,
- inadaptabilité et perte d'efficacité lorsque les caractéristiques du réseau électrique évoluent.

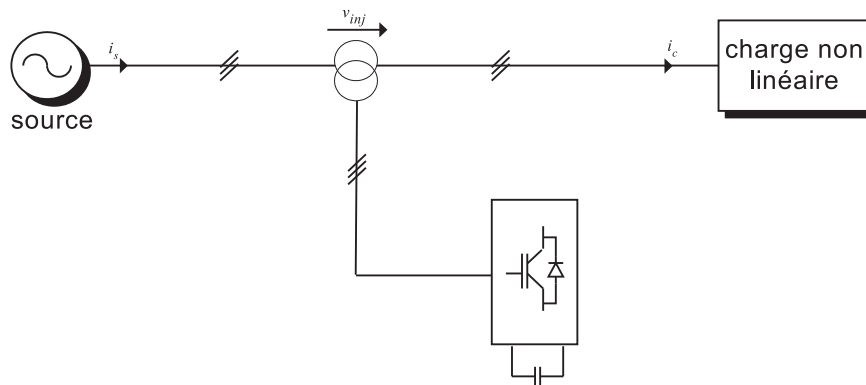
1.5.2 Solutions modernes de dépollution

Deux raisons principales ont conduit à concevoir une nouvelle structure de filtrage moderne et efficace appelée filtre actif. La première raison est due aux inconvénients inhérents des solutions traditionnelles de dépollution qui ne répondent plus à l'évolution des charges et des réseaux électriques. La seconde raison fait suite à l'apparition de nouveaux composants semi-conducteurs, comme les thyristors GTO et les transistors IGBT. Le but de ces filtres est de générer soit des courants, soit des tensions harmoniques de manière à compenser les perturbations responsables de la dégradation des performances des équipements et installations électriques.

Nous citerons trois topologies possibles de filtres actifs :

- le filtre actif parallèle (FAP) : conçu pour compenser toutes les perturbations de courant comme les harmoniques, les déséquilibres et la puissance réactive,
- le filtre actif série (FAS) : conçu pour compenser toutes les perturbations de tension comme les harmoniques, les déséquilibres et les creux de tension,
- la combinaison parallèle-série actifs : solution universelle pour compenser toutes les perturbations en courant et en tension.

le filtre actif parallèle : appelé aussi compensateur *shunt*, il est connecté en parallèle sur le réseau de distribution (figure 1.4). Il est le plus souvent commandé comme un générateur de courant. Il restitue dans le réseau électrique les courants harmoniques i_{inj} égaux à ceux absorbés par la charge non linéaire mais en opposition de phase, de telle sorte que le courant fourni par le réseau i_s soit sinusoïdal et en phase avec la tension simple correspondante. Son indépendance vis-à-vis de la source et de la charge lui assure auto-adaptabilité, fiabilité et performance.

FIG. 1.5 – *Filtre actif série.*

Le filtre actif parallèle empêche les courants harmoniques, réactifs et déséquilibrés de circuler à travers l'impédance du réseau. Il améliore ainsi les taux de distorsion en courant et en tension.

le filtre actif série : le filtre actif série est connecté en série sur le réseau (figure 1.5). Il se comporte comme une source de tension qui engendre des tensions harmoniques dont la somme avec la tension réseau est une onde sinusoïdale. Il est destiné à protéger les installations sensibles aux tensions perturbatrices (harmoniques, creux, déséquilibres) provenant de la source et également celles provoquées par la circulation des courants perturbateurs à travers l'impédance du réseau. Cette structure est proche, dans le principe, des conditionneurs de réseau. Toutefois, cette topologie présente quelques difficultés et inconvénients lors de sa mise en œuvre : elle ne permet pas, par exemple, de compenser les courants harmoniques consommés par la charge.

la combinaison parallèle-série actifs : c'est une solution de compensation universelle basée sur le fonctionnement simultané des filtres actifs parallèle et série (figure 1.6). Cette nouvelle topologie est appelée combinaison parallèle-série actifs ou *Unified Power Quality Conditioner* (UPQC). L'UPQC possède les avantages cumulés des filtres actifs parallèle et série.

Le filtre actif série, lorsqu'il est placé en amont du filtre actif parallèle comme montré sur la figure 1.6, permet de dépolluer la source des tensions perturbatrices. Lorsqu'il est placé en aval, il permet d'isoler la charge de la source perturbée.

Il faut noter l'existence de plusieurs autres combinaisons mixtes de filtres actifs avec cette fois-ci les filtres passifs. Ces structures sont conçues dans le but d'optimiser le rapport performance/coût. On peut citer trois configurations :

- filtre actif série avec des filtres passifs parallèles,
- filtre actif série connecté en série avec des filtres passifs parallèles,
- filtre actif parallèle avec un filtre passif parallèle.

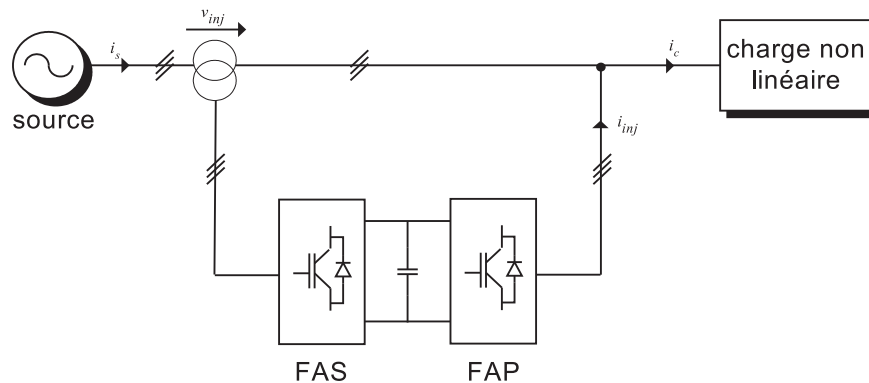


FIG. 1.6 – Combinaison des filtres actifs série et parallèle.

1.5.3 Comparatif et choix du FAP

Le tableau 1.3 montre un récapitulatif des avantages et inconvénients de cinq schémas de dépollution : renforcement de la puissance de court-circuit, filtrage passif, filtrage actif série, filtrage actif parallèle et le filtrage parallèle-série actifs.

Le filtre parallèle-série actifs compense toutes les perturbations liées à la tension et au courant. Néanmoins, cette solution dite universelle reste difficilement réalisable en pratique.

Le filtre actif parallèle génère des composantes harmoniques aux mêmes fréquences et en opposition de phase aux perturbations mesurées. Il compense les courants harmoniques engendrés par une charge non linéaire, tout en s'adaptant aux évolutions du récepteur. Cependant, la compensation des harmoniques de tension n'est toujours pas évidente avec cette approche.

En raison de la législation des normes de qualité de l'énergie (plutôt portée sur la compensation des harmoniques de courant) et les bonnes performances obtenues par le FAP, nous avons retenu cette topologie de compensation pour notre stratégie de dépollution des perturbations harmoniques. La figure 1.7 met en évidence les deux parties essentielles du FAP.

La partie puissance : constituée par plusieurs éléments électriques :

- un réseau électrique,
- une force électromotrice du réseau (fem),
- une charge non linéaire constituée d'un pont redresseur à thyristors triphasé alimentant une charge $R_{ch}L_{ch}$,
- un transformateur de régulation R_cL_c connecté à l'entrée de la charge non linéaire,
- un onduleur à structure tension commandable à l'amorçage et au blocage constitué des IGBTs avec des diodes antiparallèles.

La partie contrôle-commande : représentée par trois blocs (que nous allons développer dans les chapitres à venir) :

- bloc d'identification des paramètres de la tension (extraction de la phase

principes	avantages	inconvénients
renforcement de la puissance de court-circuit	amélioration de la forme de la tension	pas d'amélioration de la forme du courant, pas toujours réalisable
filtrage passif	amélioration de la forme du courant	risque de résonance, pas d'adaptabilité
filtrage actif série	amélioration de la forme de la tension, adaptabilité aux variations de charge et du réseau	pas d'amélioration de la forme du courant
filtrage actif parallèle	amélioration de la forme du courant, adaptabilité aux variations de charge et du réseau	amélioration de la forme de la tension pas toujours évidente
la combinaison parallèle-série actifs	amélioration de la forme du courant, amélioration de la forme de la tension, adaptabilité aux variations de charge et du réseau	réalisation difficile

TAB. 1.3 – *Récapitulatif des solutions de dépollution*

fondamentale du réseau, identification de la composante directe de la tension), (chapitre 3),

- bloc d'identification des courants harmoniques (chapitre 4),
- bloc de la commande de l'onduleur pour la restitution des courants harmoniques et commande de la tension continue V_c (chapitre 5).

Le bon fonctionnement du FAP est directement lié aux choix des techniques à utiliser dans la partie contrôle-commande. Dans la suite de nos travaux, nous étudierons l'apport des techniques neuromimétiques dans l'amélioration du rendement de cette solution.

1.6 Discussion

Depuis sa vulgarisation, le filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension, reste l'une des méthodes de compensation les plus étudiées et les plus développées. Cette méthode qui allie rapidité et efficacité, présente des avantages certains et un potentiel de développement important. la technologie utilisée dans les structures de filtre actif de type shunt (IGBT et DSP) permet, en se basant sur les mêmes structures, de développer de nouvelles stratégies de contrôle et de les comparer avec l'existantes.

Cependant, le FAP constitué de plusieurs blocs reste une stratégie complexe qui a besoin d'une étude approfondie et minutieuse pour qu'elle ait un bon rendement. Chaque bloc remplit une tâche bien précise et dépend fortement des performances

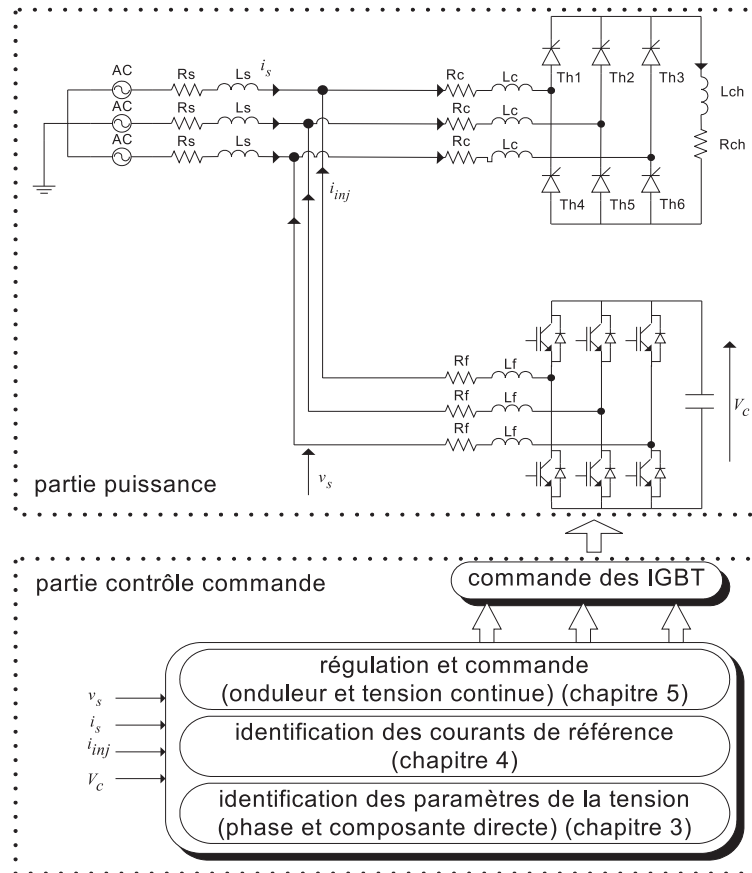


FIG. 1.7 – Schéma de la stratégie de filtrage actif parallèle.

des autres blocs. Cette dépendance rend encore une fois la modélisation plus difficile et demande une sélection rigoureuse des techniques à utiliser.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes origines des perturbations affectant les réseaux électriques basse tension et les solutions de dépollution existantes.

Le développement croissant des appareils générateurs d'harmoniques entraînera une hausse sensible des perturbations injectées par les clients. On s'attend à un dépassement de 50 % à 150 % des niveaux limités par les normes internationales d'ici quelques années si rien n'est réellement entrepris.

Afin de palier à ces problèmes, des réglementations imposent aux utilisateurs, tertiaires et domestiques de limiter la prolifération des harmoniques dans le réseau électrique. Ainsi et afin de répondre aux contraintes de l'évolution des charges polluantes, le développement des systèmes de compensation adaptatifs est favorisé. Nos travaux d'optimisation portent sur le filtre actif parallèle en tant que solution de dépollution, en raison de ses bonnes performances en compensation et de sa faisabilité expérimentale.

Chapitre 2

Les techniques intelligentes pour la commande dans les systèmes électriques

Sommaire

2.1	Introduction aux réseaux de neurones	34
2.1.1	Généralités	34
2.1.2	Les réseaux de neurones de type Adaline	36
2.1.3	La commande neuromimétique	37
2.2	Méthodes d'identification et de contrôle à base d'ANN	38
2.2.1	Étape d'identification	38
2.2.2	Étape de contrôle	40
2.3	Autres techniques intelligentes	45
2.3.1	La logique floue et la commande floue	45
2.3.2	Les systèmes neuro-flous	46
2.3.3	Les algorithmes génétiques	47
2.4	Techniques appliquées aux FAPs	47
2.4.1	Les réseaux de neurones dans les systèmes électriques et FAPs	47
2.4.2	Méthodes d'identification des composantes de la tension	49
2.4.3	Méthodes d'identification des harmoniques de courants	50
2.4.4	Méthodes de régulation et commande	51
2.5	Avantages des techniques intelligentes	52
2.6	Conclusion	53

CE chapitre décrit des techniques intelligentes nouvellement introduites dans le monde de l'électronique de puissance. Il s'agit principalement des réseaux de neurones artificiels et les différentes structures qui leurs sont associées en commande. La logique floue, les systèmes neuro-flous et, à un degré moindre, les algorithmes génétiques font également leur apparition dans la commande électrique.

Le filtre actif parallèle, auquel nous allons appliquer ces techniques, est largement répandu en industrie. Une telle application nécessite la prise en compte des contraintes d'implantation matérielle lors de son élaboration. Ces contraintes ont directement guidé notre choix des méthodes à utiliser dans la partie contrôle-commande du FAP.

Nous commençons par présenter ces méthodes et cadrer notre travail de façon à répondre aux objectifs que nous avons fixé. L'identification des tensions et des courants du réseau électrique ainsi que la commande de l'onduleur représente la majeure partie de notre contribution.

Ce chapitre montrera aussi l'intérêt croissant que porte la communauté scientifique à l'utilisation des différentes techniques intelligentes dans le domaine des systèmes électriques. Le nombre de conférence qui leurs sont consacrées annuellement démontre cet engouement. Nous présentons dans un premier temps des réseaux de neurones artificiels qui ont fait leurs preuves dans la modélisation de phénomènes non linéaires au sein des systèmes électromécaniques, ensuite nous donnons un bref rappel sur la commande floue, les systèmes neuro-flous et les algorithmes génétiques. En dernier, nous parlons des travaux les plus importants qui sont consacrés à l'intégration de ces techniques dans les applications électriques.

2.1 Introduction aux réseaux de neurones

L'un des défis de l'homme aujourd'hui est de copier la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propre. Les réseaux de neurones, la logique floue, les systèmes neuro-flous et les algorithmes génétiques sont nés de cette envie. Bien que ces approches se soient imposées rapidement dans des domaines tels que le traitement de l'image, la robotique, la gestion financières, etc., leur application dans le domaine de l'électronique de puissance est assez récente.

Dans ce chapitre, nous donnons un bref aperçu de ces nouveaux outils tout en insistant sur les architectures que nous retenons pour la suite de notre travail.

2.1.1 Généralités

Les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Networks* ou ANN) sont apparus en 1943 lors d'essais de modélisation du neurone biologique par Warren McCulloch et Walter Pitts. Ils supposaient que l'impulsion nerveuse était le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée naissait grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés. La première règle d'apprentissage fut proposée par Donald Hebb en 1950. Son intuition était que si deux neurones

étaient actifs en même temps, les synapses entre ces neurones seraient renforcées. Le Perceptron, proposé par Rosenblatt en 1962, est le premier modèle de réseau de neurones intégrant le neurone de McCulloch et Pitts et la règle d'apprentissage de Hebb. Les capacités d'apprentissage du Perceptron susciteront de grands espoirs, mais le véritable essor des réseaux de neurones a débuté au cours des années 80 avec une variante multicouche du perceptron et la règle d'apprentissage de rétropropagation.

Une synthèse complète sur l'évolution des réseaux de neurones et de leurs classification peut être trouvée dans le livre d'Haykin (1994) ou encore dans les livres de Hérault et Jutten (1994) et Dreyfus *et al.* (2002).

a. Architecture des réseaux de neurones

L'architecture est la manière avec laquelle les neurones sont interconnectés afin de constituer un réseau. On peut distinguer trois types d'architectures de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés, les réseaux bouclés et les réseaux à connexions complexes.

- Les réseaux non bouclés ou réseaux unidirectionnels (*feedforward networks*) ont leurs neurones organisés sous la forme d'une ou de plusieurs couches successives. L'information circule de la couche d'entrées vers la couche de sortie au travers d'éventuelles couches intermédiaires mais sans retour en arrière. Le Perceptron adopte ce type d'architecture.
- Les réseaux bouclés ou les réseaux récurrents (*recurrent networks*) possèdent une structure similaire à celle des réseaux unidirectionnels mais complétée par des connexions entre éléments de la même couche ou vers des couches amonts. Ces réseaux sont assez puissants car leur fonctionnement est séquentiel et adopte un comportement dynamique.
- Dans la catégorie des réseaux à connexions complexes se trouve tous les réseaux qui ne trouvent pas leur place dans les deux catégories précédemment citées. Nous pouvons mentionner les SOM (*Self Organizing Map*), LVQ (*Learning Vector Quantization*), ART (*Adaptive Resonance Theorie*), RCE (*Restricted Coulomb Energy*), les réseaux probabilistes, etc.

b. Apprentissage des réseaux de neurones

Lorsque la structure du réseau de neurones est fixée, il faut choisir un processus d'apprentissage, par lequel les poids vont être ajustés de manière à satisfaire un critère d'optimisation. Il est possible d'obtenir une solution satisfaisante seulement si la complexité du réseau de neurones est adaptée au problème à résoudre. L'apprentissage fait appel à des exemples de comportement du processus à modéliser.

- L'apprentissage est *supervisé* quand il est possible de fournir une sortie désirée. Les poids du réseau de neurones sont ajustés en fonction d'un signal d'erreur qui est la différence entre la sortie fournie par le réseau et la sortie désirée.
- L'apprentissage est *non-supervisé* lorsque l'adaptation des poids ne dépend que des critères internes au réseau. L'adaptation se fait uniquement avec les signaux d'entrées. Aucun signal d'erreur, aucune sortie désirée n'est prise en compte.

- L'apprentissage est de type « par *renforcement* » lorsque le réseau de neurones interagit avec l'environnement. L'environnement donne une récompense pour une réponse satisfaisante du réseau et assigne une pénalité dans le cas contraire. Le réseau doit ainsi découvrir les réponses qui lui donnent un maximum de récompenses.

Le choix d'utiliser telle ou telle architecture de réseau de neurones, tel ou tel type d'apprentissage dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du système sur lequel ces architectures vont être implantées.

Dans notre étude, nous avons choisi d'utiliser les réseaux de neurones de type Perceptrons. Ils se prêtent le mieux à nos applications grâce à la simplicité de leur mise en œuvre et au déroulement parallèle des calculs qui rendent l'apprentissage en ligne plus efficace. Une couche cachée unique avec des fonctions d'activations non linéaires peut garantir de bons résultats (Saerens et Soquet, 1989). Quant au nombre de neurones, il est déterminé de manière expérimentale (il n'existe pas de règles pour les définir).

Nous avons également utilisé les réseaux de neurones de type Adaline, cas particulier des réseaux multicouches, qui possèdent une architecture très simple (une couche d'entrée et une couche de sortie). Ils sont très efficaces dans des tâches d'estimation de signaux et leur implémentation sur un processus de traitement du signal est possible (Vas, 1999). De plus, une analyse fine de leur fonctionnement permet une meilleure exploitation de leurs caractéristiques.

2.1.2 Les réseaux de neurones de type Adaline

Le réseau de neurones adaptatif dit Adaline (ADaptive LINear Element/ADaptive LINear NEuron) appartient à la famille des Perceptrons. Il possède un seul neurone à fonction d'activation linéaire et une entrée sous forme d'un vecteur (pouvant avoir plusieurs éléments). Il a été proposé et développé par Widrow (Widrow et Walach, 1996). Ses principales applications se trouvent dans le filtrage adaptatif et dans la prédiction des signaux.

Le schéma de principe d'un Adaline est décrit dans la figure 2.1. La sortie estimée $y(t)_{est}$ du signal de référence $y(t)$ sera composée par la relation linéaire suivante :

$$y(t)_{est} = \mathbf{W}^T(t)\mathbf{X}(t), \quad (2.1)$$

où $\mathbf{W}^T(t)$ représente le vecteur des poids estimés par l'Adaline et $\mathbf{X}(t)$ est le vecteur des entrées constitué des composantes issues des connaissances *a priori* du signal de référence $y(t)$.

Nous avons donc :

$$\mathbf{W}^T = [W_0(t) \quad W_1(t) \quad W_2(t) \quad \cdots \quad W_{n-1}(t) \quad W_n(t)], \quad (2.2)$$

et

$$\mathbf{X}(t) = [1 \quad x_1(t) \quad x_2(t) \quad \cdots \quad x_{n-1}(t) \quad x_n(t)]. \quad (2.3)$$

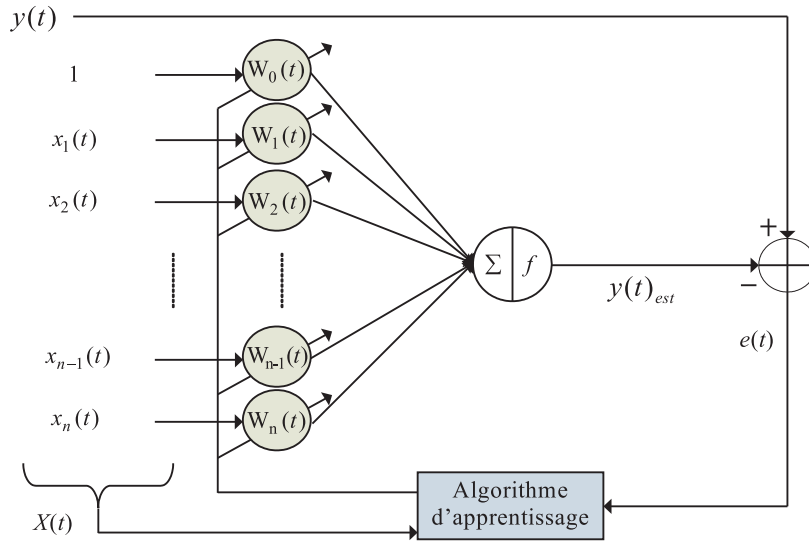


FIG. 2.1 – Topologie de l'Adaline.

Dans la règle de Widrow-Hoff également appelée règle delta ou LMS (*Least-Mean-Squares*), l'apprentissage est réalisé par itération. Dans la suite de notre travail nous utilisons cette règle dont la convergence a été démontrée (Widrow et Walach, 1996). La règle se présente comme suit :

1. initialiser le vecteur poids $\mathbf{W}^T(t)$ et le paramètre d'apprentissage μ ,
2. appliquer le vecteur $\mathbf{X}(t)$ en entrée du réseau,
3. calculer la sortie $y(t)_{est} = \mathbf{W}^T(t)\mathbf{X}(t)$,
4. calculer l'erreur $e(t) = y(t) - y(t)_{est}$,
5. calculer le nouveau vecteur poids $\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \frac{\mu e(t)\mathbf{X}(t)}{\mathbf{X}^T(t)\mathbf{X}(t)}$,
6. $t \rightarrow t + 1$ et aller à l'étape 2.

Cette architecture adaptative sera utilisée dans les chapitres 3 et 4 pour la poursuite des signaux de la tension et du courant électrique.

2.1.3 La commande neuromimétique

La majorité des systèmes réels présentent des non-linéarités, des bruits non mesurables, des dynamiques non modélisables, etc., qui posent beaucoup de problèmes lorsqu'il s'agit de concevoir une stratégie de commande. Les 20 dernières années ont vu le développement des techniques classiques et l'apparition de nouvelles théories de commande. Les théories de commandes modernes telles que les méthodes adaptatives, les méthodes optimales et les théories classiques de commande ont besoin du modèle linéaire du système. Le modèle mathématique du système est requis, mais en général, ces modèles ne reflètent pas les vraies propriétés physiques du système.

La commande neuronale qui a trouvé des applications dans la commande de processus chimiques, la robotique, le traitement d'image, etc. peut se passer du modèle mathématique du système. La majorité des architectures neuronales à succès

commercial sont celles utilisant des structures de commande peu complexes. Cela se justifie par leur excellente caractéristique de généralisation, le déroulement parallèle des calculs et leur implémentation efficace.

Un exposé détaillé sur différents schémas de commande à base de réseaux de neurones peut être consulté dans le livre d'Omatu *et al.* (1996). Les auteurs donnent une classification des différents schémas et discutent du principe de l'apprentissage en ligne en utilisant l'algorithme de la rétropropagation de l'erreur. Plusieurs tests sur des exemples de laboratoire tels que la commande d'un pendule inversé et d'un véhicule électrique ont été réalisés par les réseaux de neurones et comparés avec des techniques classiques. Vas (1999) classe les architectures neuronales pour la commande selon leur complexité et insiste sur le schéma ne nécessitant pas l'identification du modèle inverse du processus. Plusieurs applications dans le domaine des systèmes électriques, en particulier dans la commande de moteurs, sont traitées. Plusieurs autres ouvrages réunissent différents travaux se référant à la commande neuromimétique. Une autre classification peut être trouvée dans Irwin *et al.* (1995) ou Norgaard *et al.* (2003). Cirstea *et al.* (2002) donnent les éléments pour l'implémentation d'une architecture neuronale sur un FPGA (*Field Programmable Gate Array*) en vue de la commande de vitesse d'un moteur à induction.

2.2 Méthodes d'identification et de contrôle à base de réseaux de neurones

Dans cette section, nous analyserons les architectures de commande que nous avons le plus souvent rencontrées dans la littérature et qui ont fait leurs preuves dans des applications pratiques.

La plupart des commandes utilisant un réseau de neurones en tant que contrôleur se distingue par une étape d'identification et une étape de contrôle. L'identification consiste à élaborer un modèle neuronal qui est une estimation du processus à commander et cela au moyen d'une phase d'apprentissage. Celle-ci peut être soit préalable (hors ligne), ou bien elle peut se faire intégralement en ligne. La commande utilise les connaissances acquises pendant la phase d'identification et/ou de l'apprentissage en ligne pour élaborer des signaux de commande. Un apprentissage en ligne, pendant la commande du système, est intéressant si des perturbations viennent affecter le processus ou son environnement. Les paramètres du neurocontrôleur sont alors ajustés continuellement pendant son utilisation sur le processus.

2.2.1 Étape d'identification

Identifier un système consiste à proposer un modèle établissant une relation entre son entrée et sa sortie et à déterminer, à partir du couple des signaux d'entrée-sortie, le comportement du modèle. Deux raisons importantes nous motivent :

- prédire le comportement d'un système pour différentes conditions de fonctionnement,
- élaborer une loi de commande à appliquer au processus, pour qu'il réalise l'objectif assigné.

Nous citerons deux techniques d'identification à base de réseaux de neurones multicouches : la méthode d'identification directe et la méthode d'identification inverse.

Identification directe : La figure 2.2 montre le schéma général d'identification directe d'un processus. Sur cette figure, le réseau de neurones identificateur RNI est utilisé en parallèle avec un processus de type boîte noire. La sortie du processus, y , est comparée avec la sortie du réseau de neurones, \hat{y} , puis l'erreur $e = y - \hat{y}$ est utilisée afin d'affiner les paramètres du système neuronal.

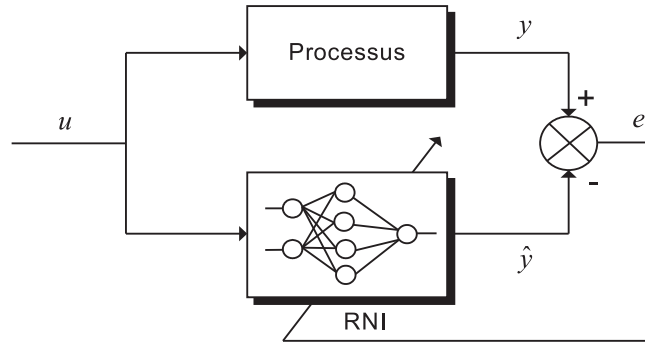


FIG. 2.2 – Schéma d'identification directe d'un processus avec un réseau de neurones (forward modelling).

Pour considérer l'aspect dynamique du système, on a le choix d'utiliser les réseaux de neurones récurrents, ou bien d'accroître les entrées du réseau de neurones avec les signaux correspondants aux valeurs antérieures des entrées et des sorties.

En considérant l'aspect dynamique du système, l'équation différentielle de la sortie y à l'instant $t + 1$ peut être écrite de la façon suivante :

$$y(t + 1) = f(y(t), \dots, y(t - n + 1), \dots, u(t), \dots, u(t - m + 1)), \quad (2.4)$$

où $y(t + 1)$ est la sortie du processus à l'instant $t + 1$ et f est la fonction non-linéaire régissant le fonctionnement du processus. Cette fonction dépend des sorties antérieures jusqu'à l'ordre n et des entrées antérieures jusqu'à l'ordre m du processus.

La sortie $\hat{y}(t + 1)$ du réseau de neurones à l'instant $t + 1$ est décrite comme suit¹ :

$$\hat{y}(t + 1) = \hat{f}(y(t), \dots, y(t - n + 1), \dots, u(t), \dots, u(t - m + 1)), \quad (2.5)$$

où \hat{f} représente la fonction d'approximation non-linéaire de la fonction f du processus. La sortie du réseau de neurones $\hat{y}(t + 1)$ dépend des sorties et entrées antérieures du processus respectivement jusqu'aux ordres n et m . Elle ne dépend pas des sorties antérieures du réseau de neurones.

1. La structure de cette équation est appelée *series-parallel model* par Narendra (1990)

Si la sortie de l'identificateur neuronal se rapproche de celle du processus après quelques itérations d'apprentissage, alors nous pouvons l'utiliser comme entrée. On aura ceci² :

$$\hat{y}(t+1) = \hat{f}(\hat{y}(t), \dots, \hat{y}(t-n+1), \dots, u(t), \dots, u(t-m+1)). \quad (2.6)$$

Lorsque le système est soumis à des perturbations, l'architecture de l'équation (2.6) procure de meilleures performances que celle de l'équation (2.5).

Identification inverse : Dans cette méthode, l'entrée du processus est comparée avec la sortie de l'identificateur neuronal RNI et la sortie du processus est injectée comme entrée du réseau de neurones (figure 2.3).

Après un apprentissage hors-ligne du modèle inverse, le RNI peut être configuré afin d'assurer un contrôle direct du processus.

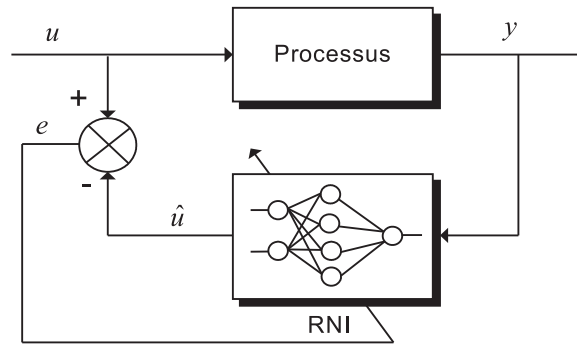


FIG. 2.3 – Schéma d'identification inverse d'un processus avec un réseau de neurones.

2.2.2 Étape de contrôle

La littérature scientifique fait mention de différentes architectures de commande. Les plus simples se basent sur l'apprentissage d'un contrôleur conventionnel déjà existant, d'autres opèrent un apprentissage hors-ligne du modèle inverse du processus ou d'un modèle de référence et enfin, d'autres travaillent complètement en ligne.

Apprentissage d'un contrôleur conventionnel : Un contrôleur conventionnel (du type PID, RST, etc.) est généralement calculé pour optimiser la commande d'un processus. Un réseau de neurones identificateur (RNI) peut réaliser un apprentissage hors ligne entre les entrées et sorties du contrôleur afin d'approximer son comportement (figure 2.4). Une fois l'apprentissage accompli, le neuro-contrôleur remplace le contrôleur conventionnel.

Le but de cette architecture n'est pas de perfectionner les performances du contrôleur conventionnel déjà existant, mais de s'affranchir des contraintes d'implémentations matérielles que peuvent nécessiter certains régulateurs. La méthode

2. La structure de cette équation est appelée *parallel model* par Narendra (1990)

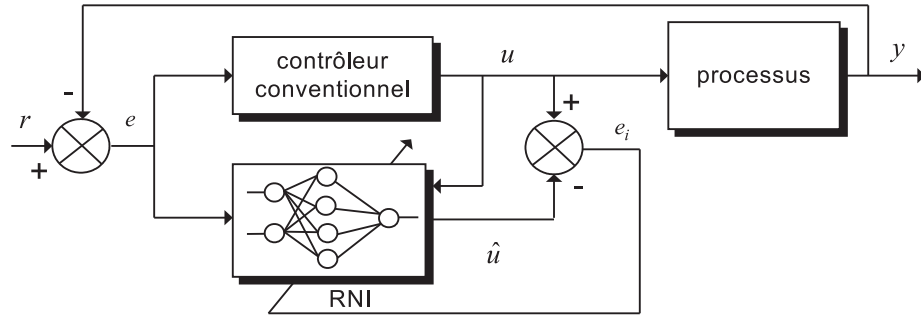


FIG. 2.4 – Schéma d'identification directe d'un contrôleur conventionnel avec un RNI.

de régulation de type RST par exemple est reconnue pour ses bonnes performances en commande mais elle pose de sérieux problèmes en intégration numérique. Pour cette raison, nous développons un apprentissage neuromimétique de ce type dans le chapitre 5.

Commande inverse avec apprentissage en ligne : La commande inverse avec un réseau de neurones contrôleur (RNC) est représentée dans la figure 2.5. Cette architecture reprend le même principe que celui de l'identification inverse montrée dans la figure 2.3. En effet, l'entrée du RNC est la référence r qui sera comparée à la sortie y du processus. Si le RNC apprend le modèle inverse du processus, l'erreur $e = r - y$ sera nulle et donc y sera égale à r . La sortie u du RNC est la commande injectée en entrée du processus. Ce principe est identique au RNI de la figure 2.3 où lorsque l'apprentissage du modèle inverse est accompli, la sortie du RNI est égale à l'entrée du processus.

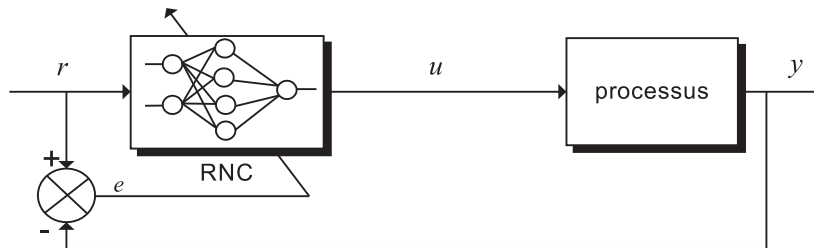


FIG. 2.5 – Schéma de commande inverse avec un RNC.

L'avantage de la commande inverse avec un RNC est le suivi en temps réel de l'évolution du processus, car l'apprentissage est réalisé en ligne.

Si nous représentons la relation entrée-sortie du processus par $f_p(u)$ alors la sortie y peut s'écrire :

$$y = f_p(u). \quad (2.7)$$

Après apprentissage, le RNC doit réaliser la fonction inverse suivante :

$$u = f_p^{-1}(y). \quad (2.8)$$

Si nous ajoutons l'entrée de référence au RNC, la sortie y du processus devient alors :

$$y = f_p(u) = f_p(f_p^{-1}(r)) = r. \quad (2.9)$$

Comme les performances de cet organe de commande dépendent étroitement de la fidélité du modèle inverse, la stabilité et le niveau de performance ne seront pas garantis dans le cas où le modèle inverse n'existe pas ou si il est difficile à trouver. Pour ce cas, nous introduisons la solution du contrôleur direct inverse.

Commande directe inverse avec apprentissage en ligne : L'organe de commande comprend un réseau de neurone contrôleur RNC et un réseau de neurones identificateur direct RNI. La boucle d'ajustement des paramètres de l'identificateur neuronal utilise la différence entre la sortie du processus et celle du RNI, comme le montre la figure 2.6. Cette différence est représentative à la fois de l'influence des perturbations et des défauts du modèle. Son exploitation permet de pallier à ces effets.

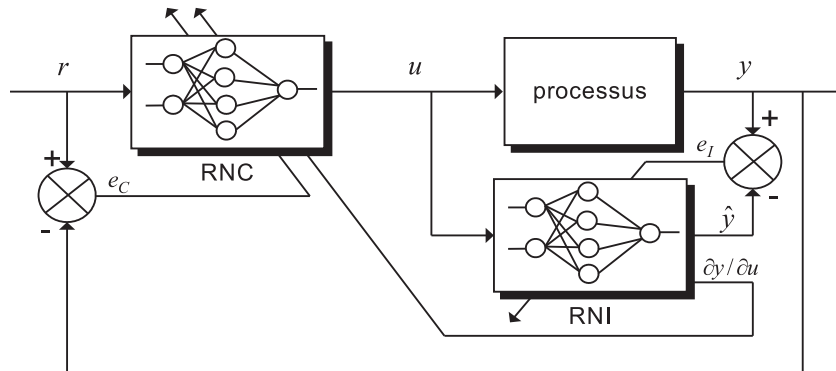


FIG. 2.6 – Schéma de commande directe inverse avec un RNC et un RNI.

En minimisant l'erreur quadratique e_I , le RNI calcule le Jacobien du processus $\partial y(k)/\partial u(k)$. Le RNC détermine ses paramètres en utilisant l'erreur quadratique entre la sortie du processus et la référence e_c ainsi que le Jacobien fourni par le RNI pour tenir compte des variations du processus.

Apprentissage en parallèle avec un PID : Cette architecture est utilisée pour ajuster la commande en sortie d'un contrôleur conventionnel.

La figure 2.7 montre un réseau de neurones monté en parallèle avec un PID. Le signal de commande u_2 qui est la sortie du réseau de neurones RNC est utilisé pour corriger le signal de commande u_1 à la sortie du PID (contrôleur conventionnel), et cela afin de minimiser l'erreur e , différence entre le signal de référence r et la sortie du processus y . Le but principal du RNC, est de pallier à l'insuffisance d'adaptation

de la commande du PID qui elle-même permet une meilleure convergence des poids du réseau de neurones.

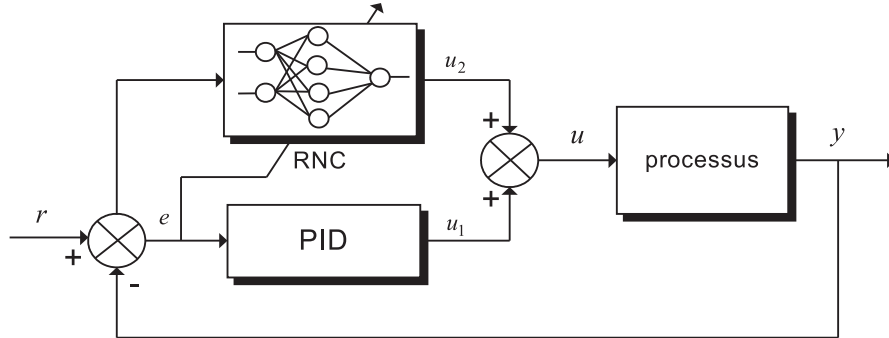


FIG. 2.7 – Schéma d'apprentissage en parallèle avec un PID.

Pour réaliser cette architecture, on définit d'abord la régulation avec le PID (sans le RNC) puis on ajoute le réseau de neurones afin d'améliorer la commande $u = u_1 + u_2$ à l'entrée du processus et pour travailler en ligne.

Apprentissage du PID : On utilise la même architecture que précédemment mais cette fois c'est la sortie du PID qui est utilisé pour l'apprentissage du réseau de neurones RNC (figure 2.8). L'objectif est de minimiser l'erreur à la sortie du PID afin d'éliminer son effet et d'utiliser par la suite le réseau de neurones pour la commande du système en boucle ouverte. Cette architecture est limitée à certaines catégories de systèmes n'ayant pas de grandes variations dans leurs paramètres.

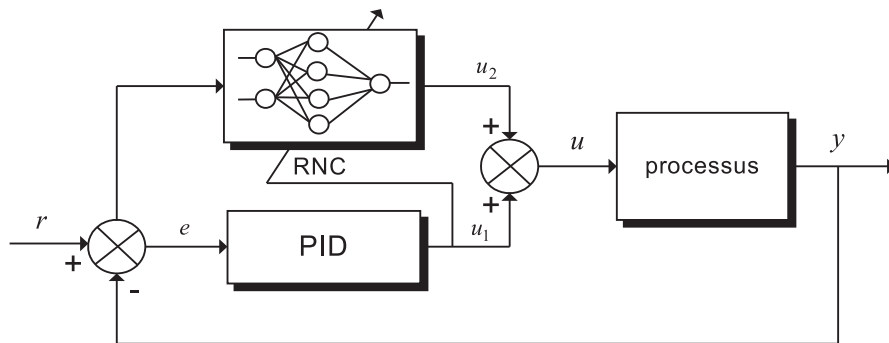


FIG. 2.8 – Schéma d'apprentissage d'un PID.

Auto-ajustement des paramètres d'un PID : Le réseau de neurones est utilisé pour ajuster les paramètres d'un contrôleur conventionnel (on se limite au cas d'un PID) de la même manière que lorsqu'ils sont réglés par un opérateur humain (Omatu *et al.*, 1996).

Dans le cas du PID de la figure 2.9, les gains K_P , K_I et K_D , gains proportionnel, intégral et dérivé seront déterminés en temps réel par le RNC. Cette approche

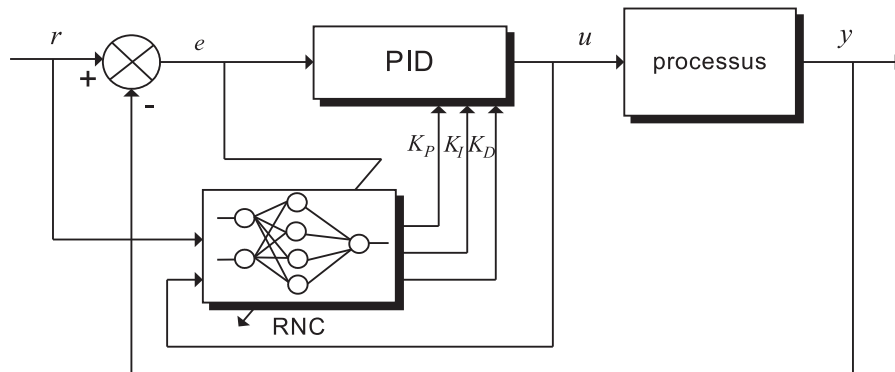


FIG. 2.9 – Schéma d'autodétermination des paramètres d'un PID.

est l'application directe des techniques traditionnelles de commande incluant une méthode de commande adaptative.

Commande utilisant un modèle de référence : Dans ce schéma les paramètres du réseau de neurones sont ajustés pour minimiser l'erreur e entre la sortie du modèle de référence y_m et celle du processus y_p comme le montre la figure 2.10. En d'autres termes, le RNC est synthétisé afin que la sortie actuelle y_p atteigne la sortie désirée y_m .

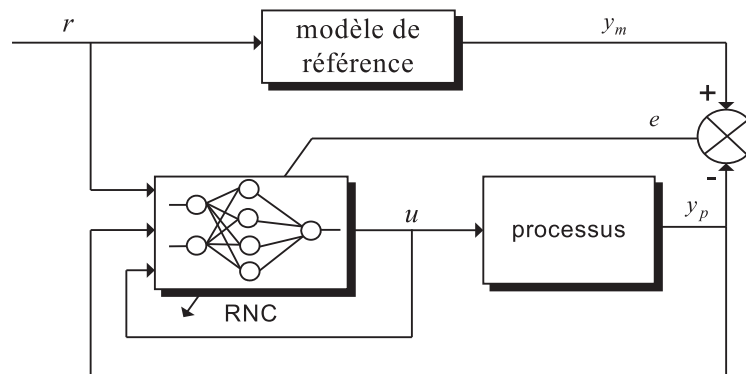


FIG. 2.10 – Schéma de commande avec un modèle de référence.

Un RNI peut être ajouté en parallèle avec le processus afin d'estimer son jacobien, qui sera utilisé par le RNC dans le but de suivre en temps réel l'évolution du processus.

Les applications des techniques neuronales pour la commande dans les systèmes électriques et leur utilisation dans le cas du filtrage actif sont nombreuses. Dans les section a. et b. de ce chapitre nous discuterons de quelques travaux consacrés à cet aspect.

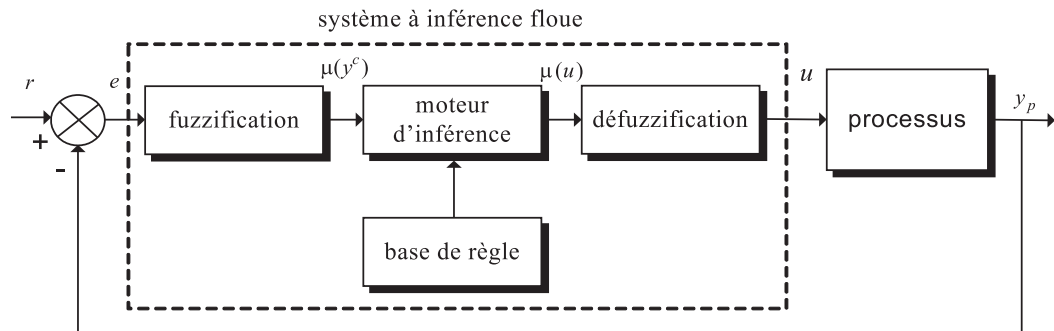


FIG. 2.11 – Schéma de la commande floue.

2.3 Autres techniques intelligentes

2.3.1 La logique floue et la commande floue

Plusieurs architectures pour la commande à base de réseaux de neurones ont été décrites au paragraphe précédent. Nous allons introduire dans cette partie un autre concept de commande utilisant cette fois-ci la logique floue.

a. La logique floue

Afin qu'une décision soit prise, l'être humain utilise un raisonnement fondé sur la combinaison des expériences antérieures sauvegardées dans sa mémoire avec les informations extérieures observées dans son environnement. Cette pensée est généralement basée sur un raisonnement empirique où l'analogie et l'intuition jouent un rôle prépondérant. Certaines grandeurs ne seront évaluées par nos sens et notre jugement que de manière imprécise ou vague : par exemple, la température extérieure nous apparaîtra très élevée ou très basse, ou comprise dans un certain intervalle, sans que nous puissions donner directement une valeur exacte de cette température. La logique floue se réfère à l'imprécision lexicale des expressions, se rapprochant ainsi de notre forme de raisonnement.

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous développée par Zadeh (1965). Elle ne déboucha réellement qu'en 1990 avec l'apparition de produits et de systèmes utilisant cette technique. Elle est utilisée dans de nombreuses applications « grand public » notamment au Japon. Sa mise en oeuvre est maintenant facilitée par la disponibilité de composants dédiés et de puissants outils de développement.

b. La commande floue

La commande floue est l'application la plus utilisée de la logique floue. Sa mise en oeuvre fait apparaître trois grands modules comme le montre la figure 2.11.

- Le premier module traite les entrées du système, cette étape est appelée la fuzzification, elle consiste à attribuer à la valeur réelle de chaque entrée, au temps t , sa fonction d'appartenance à chacune des classes préalablement définies, donc à transformer l'entrée réelle en un sous-ensemble flou.

- Le deuxième module consiste en l'application des règles. Ce module est constitué d'une base de règles et d'un moteur d'inférence qui permet le calcul.
- Le troisième module décrit l'étape de défuzzification qui est la transformation inverse de la première. Il permet de passer d'un degré d'appartenance à la détermination de la valeur exacte.

On procède tout d'abord à la partition en sous-ensembles flous des différents univers de discours (ou référentiels) que le système impose. Ensuite on détermine la base de règles qui va caractériser le fonctionnement désiré du système. Puis il faut transformer les variables réelles, c'est-à-dire celles qui ont une réalité physique, en variables floues. C'est l'étape de fuzzification. On utilise alors ces variables floues dans un mécanisme d'inférence qui crée et détermine les variables floues de sortie en utilisant les opérations sur les fonctions d'appartenance. Finalement, on effectue la défuzzification qui consiste à extraire une valeur réelle de sortie à partir de la fonction d'appartenance du sous-ensemble flou de sortie (établie par le mécanisme d'inférence).

Dans la figure 2.11, y^c représente le vecteur des entrées, u celui des commandes, $\mu(u)$ et $\mu(y^c)$ les fonctions d'appartenance correspondantes.

La logique floue, comme les réseaux de neurones, s'est largement répandue ces dernières années dans les applications électriques.

2.3.2 Les systèmes neuro-flous

L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et de la logique floue permet de tirer les avantages des deux méthodes ; les capacités d'apprentissage de la première et la lisibilité et la souplesse de la seconde. Diverses combinaisons de ces deux méthodes ont été développées depuis 1988. Elles ont donné naissance aux systèmes neuro-flous, qui sont le plus souvent orientées vers la commande de système complexes et les problèmes de classification.

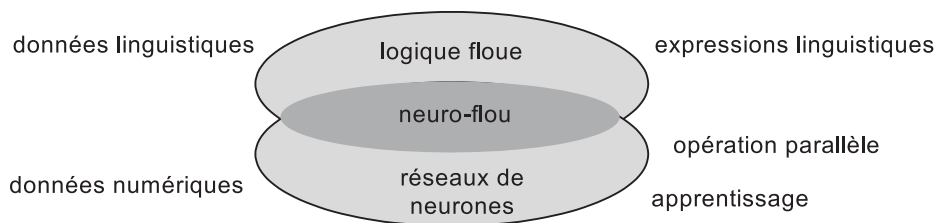


FIG. 2.12 – Principe du système neuro-flou.

La figure 2.12 résume le principe du système neuro-flou qui représente l'intersection entre la logique floue et les réseaux de neurones.

George Lee (Lee *et al.*, 2001) définit un système neuro-flou comme étant un réseau neuronal multicouche avec des paramètres flous, ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle. Il a notamment répertorié trois familles différentes :

1. Le modèle FALCON et le modèle GARIC : ces deux structures à 5 couches utilisent la fuzzyfication en entrée et la défuzzyfication en sortie, correspondant

à l'interprétation juste de la technique de Mamdani. Ce sont des structures très précises mais très lentes à l'exécution. Ces modèles sont généralement utilisés pour la commande.

2. Le modèle NEFCLASS : modèle utilisé principalement en classification, il est constitué de 3 couches; une couche d'entrée avec des fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie définissant les classes. Modèle facile à mettre en application car il évite l'étape de défuzzification tout en étant précis (Racoceanu et Ould Abdeslam, 2003).
3. Le modèle ANFIS : modèle le plus utilisé en pratique. C'est une structure à 6 couches qui affine les règles floues déjà établies par des experts humains et réajuste le chevauchement entre les différents sous-ensembles flous. Des applications dans le traitement du signal et le filtrage adaptatif ont été réalisées avec cette architecture.

Plusieurs ouvrages et articles montrent un bon rendement du modèle ANFIS lorsqu'il est utilisé dans la commande de moteurs (Grabowski *et al.*, 2000 ; Akcayol, 2004 ; Melin et Castillo, 2005).

2.3.3 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques, comme les réseaux de neurones, font partie des Réseaux Adaptatifs Non-linéaires (RAN) (Renders, 1995). Ils sont composés d'un grand nombre d'unités élémentaires ou agents qui traitent l'information le plus souvent de façon parallèle et distribuée.

Les algorithmes génétiques ont été développés à des fins d'optimisation. Ils permettent la recherche d'un extremum global. Ces algorithmes s'inspirent des mécanismes de sélection naturelle (proposé par Darwin) et de la génétique de l'évolution. Un algorithme génétique fait évoluer une population de gènes en utilisant ces mécanismes.

Cette technique est peu utilisée par comparaison aux trois précédentes dans le cas des applications électriques. Le nombre de calculs et d'itérations que nécessite le processus de détermination des règles est très important.

2.4 État de l'art : Quel chemin jusqu'à l'utilisation des techniques intelligentes à base de réseaux de neurones appliquées aux FAPs ?

2.4.1 Les réseaux de neurones dans les systèmes électriques et FAPs

a. Systèmes électriques

Le premier succès connu de l'application des techniques neuronales en électronique de puissance est incontestablement celui lié à la commande de moteurs. Dans (Weerasooriya et El-Sharkawi, 1991) un réseau de neurones multicouche est conçu dans le but de faire suivre à la vitesse du rotor, une trajectoire arbitrairement choisie. Le réseau de neurones, associé à un modèle de référence de la trajectoire, identifie la dynamique non linéaire du moteur et de la charge. Dans (Toh *et al.*, 1994) les auteurs

ont montré que l'estimation du flux du rotor par un réseau de neurones pourrait être une alternative aux autres méthodes d'identification traditionnelles. Les réseaux de neurones peuvent aussi être utilisés comme observateurs pour la commande de machines à induction (Theocharis et Petridis, 1994), pour la régulation du courant d'un onduleur (Buhl et Lorenz, 1991), pour l'identification et la commande en ligne de courant du stator (Burton *et al.*, 1995) ou encore pour l'identification des paramètres des moteurs à réluctance variable (Lu *et al.*, 2003).

Le professeur Bose et son équipe de l'université de Tennessee aux États-Unis d'Amérique ont proposé une importante contribution dans le domaine de la commande de moteurs par les réseaux de neurones (Bose, 2001 ; Simoes et Bose, 1994 ; Pinto *et al.*, 2001 ; Mondal *et al.*, 2002). Leurs travaux concernent principalement l'intégration des techniques neuronales dans le schéma de la commande vectorielle et leur implémentation sur cible matérielle.

Le filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques n'est pas en marge de cette nouvelle avancé. Les sections suivantes présenteront les principales méthodes utilisées dans les modules du compensateur actif parallèle tout en mettant l'accent sur les techniques neuronales.

b. FAPs

Parmi les chercheurs les plus en vue dans le domaine du filtrage actif, on peut citer le professeur Hirofumi Akagi de l'Institut de Technologie de Tokyo. Ses travaux concernent les convertisseurs statiques, la commande de moteurs et surtout les applications pratiques des filtres actifs. Il a publié plus de 130 articles dans le domaine de l'électronique de puissance. On lui doit le développement de la méthode des puissances instantanées réelle et imaginaire (PIRI) (Akagi *et al.*, 1983, 1984) pour l'identification des harmoniques dans les réseaux de distribution.

Les recherches sur les réseaux de neurones dans le domaine des commandes de filtre actif en général et filtre actif parallèle en particulier, sont de plus en plus importantes dans la littérature.

L'activité la plus intense directement liée à notre thématique a lieu en Espagne où l'équipe du département d'électrotechnique de l'université de Huelva a publié plusieurs études dans le domaine. Leurs contributions consistent en l'utilisation de la méthode des vecteurs de Park avec les réseaux de neurones pour l'identification des harmoniques (Vazquez *et al.*, 2001b). Cette méthode qui utilise un filtre basé sur un réseau de neurones Adaline permet de travailler dans des conditions extrêmes en réduisant les coûts de calculs. La commande de l'onduleur se fait par un réseau de type Feedforward (Vazquez *et al.*, 2001a ; Vázquez *et al.*, 2002).

Au Canada, une équipe du département du génie électrique et informatique, de l'université de Waterloo se propose de travailler à partir du principe de filtrage adaptatif avec un réseau de neurones Adaline qui identifie les harmoniques individuellement puis les réinjecte dans le réseau en opposition de phase (El-Saadany *et al.*, 1999 ; El Shatshat *et al.*, 2002).

Le laboratoire d'Électrotechnique et d'Électronique de Puissance de Lille s'active autour de la modélisation de systèmes électrotechniques par les réseaux de neurones. L'utilisation d'un apprentissage par initialisation a permis de modéliser un couple électromagnétique (Clenet *et al.*, 1999).

De manière à mieux détailler les travaux de recherche existants dans le domaine des FAPs, et impliquant des techniques à base de réseaux de neurones, nous allons reprendre les différents blocs extraits de la partie contrôle-commande et voir comment ces méthodes d'identification et de commande ont été traitées dans la littérature, soit les blocs :

- méthodes d'identification des composantes de la tension (la composante directe et la fréquence fondamentale de la tension),
- méthode d'identification des harmoniques de courants,
- méthode de régulation et commande.

2.4.2 Méthodes d'identification des composantes de la tension

a. Extraction de la phase et de la composante directe de la tension

La boucle à verrouillage de phase, PLL (*Phase Locked Loop*), est de loin la technique la plus utilisée pour extraire la phase de la composante fondamentale directe de la tension dans les réseaux électriques basse tension (Kaura et Blasko, 1997). Cette technique est née en 1932 afin d'améliorer la réception des signaux radioélectriques en modulation d'amplitude. À cette époque, la réalisation de la PLL était volumineuse, chère et réservée aux matériels professionnels jusqu'à l'apparition des circuits intégrés.

Aujourd'hui, les applications de la PLL sont nombreuses et variées (transmission en modulation de fréquence, radars à effet DOPPLER, asservissement de la vitesse de moteurs à courant continu, etc.).

Dans (Bruyant, 1999), la PLL a été adaptée pour le calcul de l'amplitude de la composante fondamentale directe de la tension réseau. Son principe de fonctionnement est basé sur l'utilisation d'un régulateur RST spécifique qui a été amélioré par la suite afin de garantir un bon niveau de fiabilité et une réponse rapide (Alali, 2002).

À notre connaissance, il n'existe pas à ce jour de travaux se basant sur les réseaux de neurones pour l'extraction des composantes de la tension réseau. Dans le chapitre 3 de notre mémoire, nous développons un système à base de réseaux Adaline permettant d'extraire toutes les composantes de la tension.

b. Poursuite de la fréquence

La PLL peut suivre la phase instantanée de la tension fondamentale du réseau et retrouver sa fréquence. D'autres méthodes ont été développées mais la plupart d'entre elles ne sont utilisables que si le signal de la tension est purement sinusoïdal. Des techniques basées sur la transformée de Fourier discrète (Phadke *et al.*, 1983), les moindres carrés (Sachdev et Giray, 1985), des algorithmes itératifs du même type que celui de Newton (Terzija *et al.*, 1994), des filtres adaptatifs (Dash *et al.*, 1998) et d'autres méthodes itératives ont été proposées ; une étude comparative est disponible dans (Tichavsky et Nehorai, 1997).

Dans des travaux plus récents (Routray *et al.*, 2002), les auteurs ont mis au point un filtre de Kalman étendu (*Extended Kalman Filter*, EKF) pour estimer la fréquence du réseau électrique soumise à de légères fluctuations. La faisabilité a été étudiée

et la stabilité du filtre a été montrée et discutée dans une certaine mesure, c'est-à-dire pour un signal sinusoïdal perturbé uniquement par des harmoniques parasites. L'approche est compatible avec la contrainte temps réel, et semble efficace face à des fluctuations rapides de la fréquence fondamentale. Le courant issu de la fréquence fondamentale est estimé, le courant dû aux harmoniques est quant à lui estimé puis éliminé. Les inconvénients des approches basées sur le filtrage de Kalman (linéaire ou non linéaire) sont la nécessité d'un modèle du signal et les hypothèses sur le signal qui peuvent être restrictives.

Dans les précédents travaux des mêmes auteurs (Dash *et al.*, 1997), un réseau Adaline est utilisé afin d'estimer uniquement la fréquence fondamentale. Les auteurs identifient les paramètres d'un modèle du signal électrique s'écrivant sous la forme d'une équation aux différences incluant les premières harmoniques. L'apprentissage contraint l'erreur entre la sortie désirée et la sortie calculée, à satisfaire la stabilité d'une équation aux différences plutôt que de minimiser une fonction d'erreur. La méthode proposée est précise pour de grandes variations de fréquence. Cependant, d'après les tests que nous avons réalisés, cette approche ne donne des résultats que si le courant est sinusoïdal et exempt d'harmoniques, ce qui n'est pas le cas pour notre réseau électrique et en général dans les cas pratiques. Le taux d'échantillonnage choisi influence fortement le rendement de la méthode.

2.4.3 Méthodes d'identification des harmoniques de courants

Une des méthodes d'identification parmi les plus anciennes est la transformée de Fourier rapide qui nécessite une puissance de calcul appropriée afin de réaliser toutes les transformations en temps réel (Phadke *et al.*, 1983). La théorie des puissances instantanées reste la méthode la plus répandue dans le processus d'identification des courants harmoniques. Une transformation des courants et des tensions dans le repère des puissances (repère diphasé) permet l'utilisation d'un filtre passe bas afin de séparer les puissances active et réactive continues des puissances active et réactive alternatives. Les courants de références sont fournis après retour dans le repère triphasé. La compensation de la puissance réactive permet également de corriger le facteur de puissance.

Une généralisation de cette technique est développée par Akagi (Akagi *et al.*, 1983 ; Akagi et Nabae, 1986). Il introduit un nouveau concept qui permet de tenir compte de toutes les harmoniques du courant et de la tension. La technique est appelée méthode des puissances instantanées réelle et imaginaire (PIRI). La puissance imaginaire aura ici une signification plus large que la puissance réactive traditionnelle.

Depuis quelques années, les techniques neuromimétiques sont apparues comme une solution alternative à ces méthodes avec une présence très marquée des réseaux Adaline dans cette partie importante du FAP.

Des études menées depuis 1992, (Osowski, 1992 ; Dash *et al.*, 1996a,b ; Rukonuzaman et Nakaoka, 2001 ; El Shatshat *et al.*, 2002), tentent d'identifier directement les harmoniques à partir du signal mesuré sur le réseau électrique. Des réseaux Adaline servent à prédire la fréquence fondamentale et les harmoniques du signal pollué dans le cas où des dérives en fréquence sont présentes. Cette approche, dans un souci d'économie d'énergie, utilise une structure avec différents modules comprenant

chacun un filtre par harmonique. Les modules fonctionnent avec les informations apprises par l'Adaline. Chaque module est commandé indépendamment et modulé en fonction des harmoniques : plus l'harmonique est d'ordre élevé, plus l'amplitude de sortie est pondérée à l'aide d'un coefficient bas. La méthode proposée par El Shatshat *et al.* (2002), en filtrant uniquement les harmoniques 3, 5, 7 et 13, possède une bonne fiabilité, est rapide et précise.

Dans (Pecharanin *et al.*, 1994, 1995) un réseau de neurones multicouche décompose un signal de courant contenant les harmoniques d'ordres 3 et 5. Les sorties du réseau de neurones sont au nombre de 2, chacune d'entre elles est accordée sur une harmonique. Le vecteur de la couche d'entrées possède 90 éléments traduisant l'amplitude d'une seule période du courant harmonique. La couche cachée contient 20 neurones divisés en deux groupes partiellement connectés. Les deux sorties du réseau sont ensuite comparées avec deux signaux de mêmes fréquences que les deux harmoniques à estimer. Une fois l'apprentissage accompli, les amplitudes des harmoniques 3 et 5 sont identifiées avec une erreur qui se situe autour de 0.2%.

Des méthodes qui combinent la transformée de Park avec des réseaux de neurones ont été explorées. L'identification des harmoniques s'effectue alors dans l'espace des puissances instantanées actives et réactives. Dans cet espace à deux dimensions, une grandeur triphasée est représentée par deux composantes. Ce principe est mis en œuvre dans (Vázquez *et al.*, 2002) par exemple où pour chaque phase, un réseau Adaline estime l'amplitude de la fréquence fondamentale du signal. Cela permet d'isoler les composantes harmoniques et de déterminer les courants de références à injecter dans le réseau électrique pour compenser les harmoniques. Un second réseau de neurones, du type multicouche, associé à l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation, réalise la loi de commande de l'onduleur.

Des études plus récentes (Marei *et al.*, 2004) combinent deux structures de réseaux Adaline à plusieurs sorties afin d'identifier précisément les composantes harmoniques et symétriques du courant.

Toutes les méthodes citées précédemment se révèlent insuffisantes lorsque la fréquence fondamentale varie dans des proportions importantes.

2.4.4 Méthodes de régulation et commande

L'objectif de la méthode de compensation est de réinjecter les courants de références dans le réseau électrique. Cette opération se fait par une loi de commande à travers la partie puissance (l'onduleur de tension, l'élément de stockage d'énergie et le filtre de sortie représentés sur la figure 1.7 du chapitre 1). Différentes commandes sont recensées dans la littérature. On peut citer la commande par hystérésis, la commande MLI (Modulation par Largeur d'Impulsion). La commande par hystérésis est basée sur le principe du réglage par mode glissant qui se résume pour un système du premier ordre à un simple relais. Elle est parfaitement adaptée aux organes de commande ayant une action à deux positions comme c'est le cas pour l'onduleur. La commande MLI cherche à rendre la fréquence de commutation constante et nécessite pour cela un régulateur. Des actions proportionnelles, intégrales et dérivées peuvent être utilisées (PID), tout comme un régulateur RST, composé de trois polynômes et basé sur le principe de la commande par retour d'état. À l'inverse du régulateur

PID, le régulateur RST aboutit généralement à un très bon compromis entre rapidité et filtrage (Bruyant, 1999). Un régulateur RST amélioré est conçu dans (Alali *et al.*, 2004), il réduit sensiblement le déphasage entre le courant de référence et celui injecté.

Comme pour la partie d'identification des courant du FAP, les réseaux de neurones sont également utilisés dans la partie commande.

La commande d'un onduleur monophasé par un réseau de neurones est réalisée dans (Deng *et al.*, 2003). Un réseau de type Adaline est conçu avec un vecteur d'entrée formé de 5 éléments correspondant au signal de référence et de commande retardés respectivement 2 et 3 fois. Cette architecture très simple nécessite peu de calculs et travaille en ligne en tenant compte des variations dans les charges linéaire et non linéaire. Les auteurs ont démontré la stabilité de cette analyse.

Dans (Shatshat *et al.*, 2001, 2004), les auteurs utilisent deux réseaux Adaline en cascade pour estimer les courants harmoniques et commander un onduleur monophasé.

Un réseau de neurones multicouche avec deux couches cachées est utilisé pour apprendre une commande par hystérésis (Vázquez *et al.*, 2002; Vazquez et Salmeron, 2003). Ce même réseau de neurones est placé dans la boucle de régulation et fonctionne hors ligne. L'inconvénient de cette approche est que le réseau de neurones n'est pas adaptatif et de ce fait, il ne tiendra pas compte des changements pouvant intervenir dans le réseau électrique. Dans les travaux (Round et Mohan, 1993; Kawagoshi *et al.*, 1993), la commande est réalisée par des réseaux de neurones adaptatifs.

Il existe des solutions de commande de l'onduleur se basant sur les techniques floues comme dans (Dell'Aquila *et al.*, 2000; Dixon *et al.*, 1997; Singh *et al.*, 1998; Jain *et al.*, 2002; Shaosheng et Yaonan, 2004). Une étude comparative entre un régulateur PI et un contrôleur flou peut être trouvée dans (Hamadi *et al.*, 2004).

Des système neuro-flous sont employés pour la commande du FAP afin de réduire le facteur de puissance. Une variante de leur utilisation peut être consultée dans (Ramakrishna et Rao, 1999).

Dans la suite de nos travaux, nous montrons comment adapter les réseaux de neurones afin de pouvoir réaliser de bonnes performances en filtrage actif dans les réseaux électriques basses tensions.

2.5 Avantages des techniques intelligentes

Les techniques de l'intelligence artificielle appliquées à la commande offrent plusieurs avantages :

- leurs conception ne requiert pas de modèles mathématiques du processus à commander.
- elles améliorent les performances de la commande comparées à certaines techniques classiques,
- elles peuvent profiter de l'expertise humaine,

- en l'absence de l'expertise humaine, leur conception peut se baser sur la réponse du système,
- leur conception peut combiner la réponse du système et l'expertise humaine,
- elles tiennent compte des changements qui surviennent dans le processus,
- elles peuvent apporter des solutions pour des problèmes intraitables par les méthodes classiques,
- certaines architectures sont moins coûteuses que d'autres en terme d'implémentation matérielle,
- la plupart de ces architectures sont évolutives.

Pour le FAP, les techniques neuronales sont les mieux adaptées et les plus développées. Les algorithmes génétiques sont, quant à eux, peu ou pas utilisés.

2.6 Conclusion

Nous avons voulu montrer dans ce chapitre l'apport des réseaux de neurones dans le domaine des applications électriques. Nous avons évoqué d'autres techniques intelligentes qui sont : la logique floue, le neuro-floue et les algorithmes génétiques. L'engouement que porte la communauté scientifique internationale, ces dernières années, pour l'utilisation des techniques neuromimétiques dans le filtrage actif des harmoniques justifie cet apport.

La plupart des études citées traitent l'une ou l'autre des fonctionnalités du filtre actif sans lien ou homogénéité avec les autres composantes. Notre objectif consiste à proposer une approche unifiée basée sur les réseaux de neurones et qui aborde l'ensemble des fonctionnalités nécessaires à un processus de filtrage actif.

Il apparaît que certaines méthodes présentent une mise en œuvre assez complexe. Nous veillons à proposer des solutions simples en choisissant d'utiliser les réseaux de neurones de type multicouches. Ces réseaux permettent de commander des systèmes non linéaires avec un temps de calcul compatible à l'application d'un filtre actif parallèle. L'Adaline, qui constitue une des variantes du réseau multicouche, permet grâce à une structure très simple de pouvoir interpréter physiquement ses propres paramètres. La possibilité de dupliquer le même réseau de neurones pour des parties différentes du FAP est un atout supplémentaire pour une éventuelle implémentation matérielle.

Chapitre 3

Identification des composantes de la tension réseau

Sommaire

3.1	Extraction des composantes d'une tension déséquilibrée	57
3.1.1	Extraction au moyen d'une PLL triphasée	57
3.1.2	Extraction au moyen de réseaux Adaline	58
3.1.3	Construction des Adaline	62
3.2	Poursuite de la phase instantanée de la tension	65
3.2.1	Détermination de la phase par une PLL monophasée	65
3.2.2	Poursuite de la fréquence par les Adaline	67
3.3	Résultats de simulation	69
3.3.1	Comparaison de la méthode neuronale avec la PLL	69
3.3.2	Réponse dynamique du système à base d'Adaline	70
3.3.3	Réponse du système pour des changements différents sur chaque phase	73
3.4	Résultats expérimentaux	75
3.4.1	Identification des composantes de la tension	75
3.4.2	Réponse aux variations des paramètres de la tension	76
3.5	Conclusion	77

L'ÉNERGIE électrique est délivrée sous forme de tension constituant un système sinusoïdal triphasé, équilibré direct. Ce système est caractérisé par sa fréquence, l'amplitude des trois tensions, les harmoniques et le déséquilibre. La qualité de la tension peut être affectée, soit par la nature physique des organes d'exploitation du réseau, soit par le fonctionnement particulier de certains récepteurs. Ces défauts de qualité de la tension se manifestent sous forme de différentes perturbations intéressant les paramètres précédemment définis.

Une variation lente de la charge peut causer une chute de tension pendant une durée qui peut être assez longue. Les défauts dans les réseaux de distribution et le fonctionnement de certains appareils comme le démarrage de machines par exemple, peuvent engendrer des creux de tension. L'inégalité des puissances appelées sur chaque phase se traduit par l'inégalité des amplitudes des tensions et de déphasages, ce qui est appelé déséquilibre. En plus de ces perturbations, des variations lentes de la fréquence du réseau peuvent apparaître.

Pour nos applications dans le processus de filtrage actif, le déséquilibre de tension réduit sensiblement la qualité de compensation des harmoniques. Dans la partie concernant l'identification des courants harmoniques, la méthode des puissances instantanées réelle et imaginaire (PIRI) par exemple, a besoin de la composante directe de la tension. Alors qu'une tension déséquilibrée est constituée de trois composantes : directe, inverse et homopolaire. Chacune de ces composantes est modélisée par son amplitude et sa phase.

Dans ce chapitre nous proposons une méthode originale pour identifier les composantes d'une tension déséquilibrée. Cette technique utilise les réseaux de neurones artificiels et la modélisation du signal de la tension mesurée sur le réseau électrique. Ce signal subit au préalable une transformation dans le repère de Park-Clarke afin que les trois composantes de la tension deviennent indépendantes. Quatre réseaux de neurones de type Adaline permettent d'extraire chaque composante individuellement.

Afin de suivre en temps réel les variations de la fréquence du réseau électrique, un réseau Adaline est élaboré et prend comme entrée la forme récursive de la tension.

Dans un premier temps, nous présentons la méthode classique utilisée pour l'extraction de la composante directe de la tension se basant sur une boucle à verrouillage de phase. Ensuite nous développons la méthode neuronale que nous avons conçue pour identifier les trois composantes de la tension. Dans un second temps, deux méthodes pour la poursuite de la fréquence du réseaux électriques sont développées. La première utilise un système asservi et la seconde se base sur un réseau de neurones. Une validation en simulation ainsi que des résultats expérimentaux sont montrés.

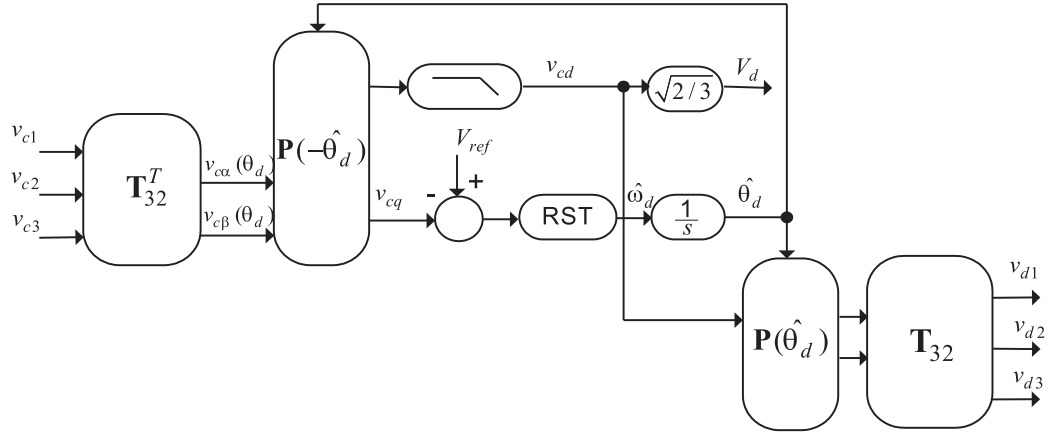


FIG. 3.1 – Schéma de principe de l'extraction de la composante directe de la tension avec une PLL classique.

3.1 Extraction des composantes d'une tension déséquilibrée

L'utilisation de la méthode des puissances instantanées réelle et imaginaire (PIRI) pour l'identification des courants harmoniques (voir le chapitre 4) est conditionnée par la qualité de la tension du réseau. Pour rendre universelle l'utilisation de la méthode des PIRI, il est nécessaire de connaître avec précision la composante directe de la tension.

Dans cette partie, nous montrons comment extraire les composantes directe, inverse et homopolaire de la tension triphasée au moyen de réseaux Adaline. Nous présentons en premier la méthode classique utilisant la boucle à verrouillage de phase ou Phase Locked Loop (PLL), technique la plus utilisée dans ce type d'application.

3.1.1 Extraction au moyen d'une PLL triphasée

La PLL est la technique la plus répandue pour l'extraction de la composante directe de la tension du réseau (Kaura et Blasko, 1997). C'est un système asservi comprenant un régulateur pour la détection de la pulsation directe de la tension et utilisant une transformation pour passer dans le repère de Park (figure 3.1). Des travaux récents montrent l'avantage d'utiliser un régulateur RST amélioré (Alali, 2002) au lieu d'un régulateur RST classique ou d'un régulateur PID.

Les tensions mesurées sur le réseau v_{c1} , v_{c2} et v_{c3} subissent une transformation de Concordia directe (transformation $\alpha\beta$) afin de travailler dans un repère à deux dimensions. Les tensions obtenues $v_{c\alpha}(\theta_d)$ et $v_{c\beta}(\theta_d)$ (avec θ_d la phase instantanée réelle de la tension directe) sont exprimées dans le repère de Park par une rotation $P(-\hat{\theta}_d)$, où $\hat{\theta}_d$ est l'intégrale de l'estimation de la pulsation $\hat{\omega}_d$ déterminée par le régulateur RST. Nous obtenons ainsi v_{cd} et v_{cq} , les tensions directe et quadratique. L'angle de phase de la tension v_{cd} sera donc $(\theta_d - \hat{\theta}_d)$. Pour satisfaire la condition $\theta_d = \hat{\theta}_d$ (l'angle de phase réel de la tension directe égal à l'angle de rotation estimé), il faut choisir la valeur de la tension de référence V_{ref} nulle. La PLL sera verrouillée

lorsque cette condition sera satisfaite.

Dans le cas où la tension du réseau est sinusoïdale et équilibrée, on aura : $\theta_c = \theta_d$, avec $\theta_d = \omega_d t + \varphi_d$ où $\omega_d = \omega_c$ est la pulsation de la tension du réseau et où φ_d l'angle de la composante directe de la tension du réseau. Dans ces conditions, les tensions mesurées au point de raccordement du filtre actif parallèle sont données par :

$$\begin{bmatrix} v_{c1} \\ v_{c2} \\ v_{c3} \end{bmatrix} = V_d \begin{bmatrix} \cos(\theta_d) \\ \cos(\theta_d - 2\pi/3) \\ \cos(\theta_d + 2\pi/3) \end{bmatrix}. \quad (3.1)$$

La procédure de calcul qui suit l'application de la transformation de Concordia et Park est donnée par la relation suivante :

$$\begin{bmatrix} v_{cd} \\ v_{cq} \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32}^T \mathbf{P}(-\hat{\theta}_d) v_{c123} = \sqrt{\frac{3}{2}} V_d \begin{bmatrix} \cos(\theta_d - \hat{\theta}_d) \\ \sin(\theta_d - \hat{\theta}_d) \end{bmatrix}. \quad (3.2)$$

où \mathbf{T}_{32}^T est la matrice transposée de Concordia donnée par :

$$\mathbf{T}_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}, \text{ et l'opérateur } \mathbf{P} \text{ symbolise la transformation de Park,}$$

définie par :

$$\mathbf{P}(-\hat{\theta}_d) = \begin{bmatrix} \cos(-\hat{\theta}_d) & -\sin(-\hat{\theta}_d) \\ \sin(-\hat{\theta}_d) & \cos(-\hat{\theta}_d) \end{bmatrix}.$$

L'asservissement de phase sera réalisé lorsque le rapport $\theta_d - \hat{\theta}_d = 0$. Dans ce cas, l'angle de phase de la tension d'alimentation θ_d et l'angle estimé $\hat{\theta}_d$ sont égaux. Les tensions dans le repère de Park seront :

$$\begin{aligned} v_{cq} &= 0 \\ v_{cd} &= \sqrt{\frac{3}{2}} V_d \end{aligned} \quad (3.3)$$

3.1.2 Extraction au moyen de réseaux Adaline

Nous avons élaboré une nouvelle méthode d'estimation de la tension directe du réseau électrique ainsi que des tensions inverse et homopolaire, basée sur les réseaux de neurones artificiels. L'originalité de cette démarche réside dans une nouvelle décomposition du signal de la tension triphasé déséquilibrée. Après application d'une transformation de Clarke (repère $\alpha\beta$) sur la tension suivi d'une transformation de Park (repère DQ), des entrées adéquates pour les réseaux de neurones Adaline ont été déterminées afin de séparer les différentes composantes de la tension. Ces entrées sont considérées comme des connaissances *a priori* sur le signal. L'unicité de cette décomposition permet une convergence optimale des paramètres des Adaline. Un algorithme d'apprentissage de type LMS est utilisé pour affiner les poids des neurones Adaline.

Pour un système triphasé en régime déséquilibré, les composantes directe inverse et homopolaire sur les trois phases, respectivement v_d , v_i et v_o , sont données par les équations suivantes :

$$v_d = \begin{bmatrix} v_{d1} \\ v_{d2} \\ v_{d3} \end{bmatrix} = V_d \begin{bmatrix} \cos(\omega t + \varphi_d) \\ \cos(\omega t + \varphi_d - 2\pi/3) \\ \cos(\omega t + \varphi_d + 2\pi/3) \end{bmatrix}, \quad (3.4)$$

$$v_i = \begin{bmatrix} v_{i1} \\ v_{i2} \\ v_{i3} \end{bmatrix} = V_i \begin{bmatrix} \cos(\omega t + \varphi_i) \\ \cos(\omega t + \varphi_i + 2\pi/3) \\ \cos(\omega t + \varphi_i - 2\pi/3) \end{bmatrix}, \quad (3.5)$$

$$v_o = \begin{bmatrix} v_{o1} \\ v_{o2} \\ v_{o3} \end{bmatrix} = V_o \begin{bmatrix} \cos(\omega t + \varphi_o) \\ \cos(\omega t + \varphi_o) \\ \cos(\omega t + \varphi_o) \end{bmatrix}, \quad (3.6)$$

où V_d , V_i et V_o , sont respectivement les amplitudes directe, inverse et homopolaire. Les phases instantanées directe, inverse et homopolaire sont respectivement ; $\theta_d = \omega t + \varphi_d$, $\theta_i = \omega t + \varphi_i$ et $\theta_o = \omega t + \varphi_o$, où φ_d , φ_i et φ_o sont les déphasages par rapport à l'instant initial de ces composantes.

La tension déséquilibrée sur chacune des trois phases est donnée par :

$$v_c = \begin{bmatrix} v_{c1} \\ v_{c2} \\ v_{c3} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$= \begin{bmatrix} V_d \cos(\omega t + \varphi_d) + V_i \cos(\omega t + \varphi_i) + V_o \cos(\omega t + \varphi_o) \\ V_d \cos(\omega t + \varphi_d - \frac{2\pi}{3}) + V_i \cos(\omega t + \varphi_i + \frac{2\pi}{3}) + V_o \cos(\omega t + \varphi_o) \\ V_d \cos(\omega t + \varphi_d + \frac{2\pi}{3}) + V_i \cos(\omega t + \varphi_i - \frac{2\pi}{3}) + V_o \cos(\omega t + \varphi_o) \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Notre objectif consiste donc à identifier les amplitudes V_d , V_i et V_o , ainsi que les phases φ_d , φ_i et φ_o .

La tension déséquilibrée triphasée peut s'écrire aussi sous cette forme compacte :

$$v_c = V_d \mathbf{C}_{32} \mathbf{P}(\omega t + \varphi_d) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + V_i \mathbf{C}_{32} \mathbf{P}(-\omega t - \varphi_i) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + V_o \mathbf{C}_{31} \cos(\omega t + \varphi_o), \quad (3.9)$$

Avec les sous-matrices de Clarke suivantes :

$$\mathbf{C}_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{C}_{31} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Il nous faut séparer toutes les composantes de la tension du réseau afin d'avoir une relation linéaire qui permettra aux réseaux Adaline de les estimer. Pour cela, il apparaît intéressant d'observer le passage de ces composantes, décrivant les trois phases du réseau, dans un repère diphasé.

a. Calcul des composantes directes

La transformation d'un système triphasé équilibré en un système diphasé constant peut se décomposer en deux étapes (figure 3.2). La première étape consiste à passer d'un système triphasé à un système diphasé, exprimé dans le repère $\alpha\beta$, en utilisant la transformation de Clarke dans l'équation (3.9). Les coordonnées dans le repère de Clarke sont notées v_α et v_β , suivant les axes α et β .

$$\begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} = \mathbf{C}_{32}^T v_c = \frac{3}{2} \left[V_d \mathbf{P}(\omega t + \varphi_d) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - V_i \mathbf{P}(-\omega t - \varphi_i) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + V_o \mathbf{C}_{32}^T \mathbf{C}_{31} \cos(\omega t + \varphi_o) \right], \quad (3.10)$$

avec \mathbf{C}_{32}^T la matrice transposée de \mathbf{C}_{32} et le terme $V_o \mathbf{C}_{32}^T \mathbf{C}_{31} \cos(\omega t + \varphi_o)$ vaut zéro en vertu des propriétés de la transformation de Clarke (annexe B).

La seconde étape consiste à appliquer la transformation de Park DQ avec un angle de rotation $-\theta = -\omega t$ dans l'équation (3.10). Dans ce nouveau repère, les coordonnées de la composante directe ont la propriété d'être constantes. Cette approche de calcul est regroupée dans la relation suivante :

$$\begin{bmatrix} v_D^d \\ v_Q^d \end{bmatrix} = \mathbf{P}(-\omega t) \mathbf{C}_{32}^T v_c = \frac{3}{2} \left[V_d \mathbf{P}(\varphi_d) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + V_i \mathbf{P}(-2\omega t - \varphi_i) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \right], \quad (3.11)$$

avec :

$$\begin{cases} v_D^d = \frac{3}{2} V_d \cos \varphi_d + \frac{3}{2} V_i \cos(2\omega t + \varphi_i) = \bar{v}_D^d + \tilde{v}_D^d, \\ v_Q^d = \frac{3}{2} V_d \sin \varphi_d - \frac{3}{2} V_i \sin(2\omega t + \varphi_i) = \bar{v}_Q^d + \tilde{v}_Q^d. \end{cases} \quad (3.12)$$

Les composantes directes de la tension se retrouvent dans les termes \bar{v}_D^d de v_D^d et \bar{v}_Q^d de v_Q^d qui sont constants. Ces deux quantités seront identifiées au moyen de deux réseaux Adaline. Pour les notations, l'indice indique l'axe direct D ou en quadrature Q et l'exposant indique la nature de la composante triphasée équilibrée, d pour directe, i pour inverse, o pour homopolaire.

En réalisant la somme des carrés de ces deux quantités nous obtenons :

$$\left(\bar{v}_D^d\right)^2 + \left(\bar{v}_Q^d\right)^2 = \left(\frac{3}{2}\right)^2 V_d^2 (\cos^2 \varphi_d + \sin^2 \varphi_d).$$

La composante de la tension directe V_d sera alors calculée par :

$$V_d = \sqrt{\left(\frac{2}{3}\right)^2 \left(\left(\bar{v}_D^d\right)^2 + \left(\bar{v}_Q^d\right)^2 \right)}. \quad (3.13)$$

Pour retrouver la phase directe φ_d de la tension nous évaluons le rapport :

$$\frac{\bar{v}_Q^d}{\bar{v}_D^d} = \frac{\sin \varphi_d}{\cos \varphi_d}, \quad (3.14)$$

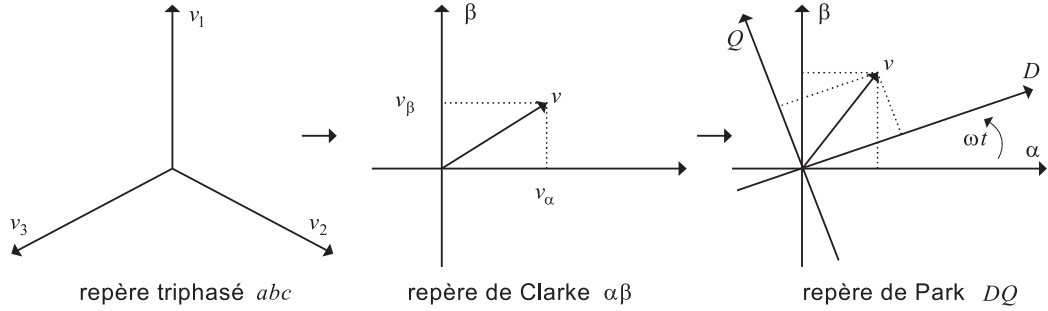


FIG. 3.2 – Passage dans le repère tournant de Park de la composante directe.

qui conduit à :

$$\begin{cases} \varphi_d = \arctan \frac{\bar{v}_Q^d}{\bar{v}_D^d} & \text{si } \bar{v}_D^d > 0 \\ \varphi_d = \arctan \frac{\bar{v}_Q^d}{\bar{v}_D^d} + \pi & \text{si } \bar{v}_D^d < 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

Les composantes alternatives de la tension se retrouvent dans les termes \tilde{v}_D^d de v_D^d et \tilde{v}_Q^d de v_Q^d qui sont variables.

b. Calcul des composantes inverses

De la même façon, nous appliquons la transformation de Clarke pour l'équation (3.9) mais la transformation de Park sera appliquée avec un angle $-(\theta) = \omega t$ (figure 3.3). De même, dans ce repère, les coordonnées de la composante inverse ont la propriété d'être constantes. Nous obtenons :

$$\begin{bmatrix} v_D^i \\ v_Q^i \end{bmatrix} = \mathbf{P}(\omega t) \mathbf{C}_{32}^T v_c = \frac{3}{2} \left[V_d \mathbf{P}(2\omega t + \varphi_d) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + V_i \mathbf{P}(\varphi_i) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \right]. \quad (3.16)$$

Ainsi :

$$\begin{cases} v_D^i = \frac{3}{2} V_i \cos \varphi_i + \frac{3}{2} V_d \cos(2\omega t + \varphi_d) = \bar{v}_D^i + \tilde{v}_D^i, \\ v_Q^i = -\frac{3}{2} V_i \sin \varphi_i + \frac{3}{2} V_d \sin(2\omega t + \varphi_d) = \bar{v}_Q^i + \tilde{v}_Q^i. \end{cases} \quad (3.17)$$

Les composantes inverses de la tension se retrouvent dans les termes \bar{v}_D^i de v_D^i et \bar{v}_Q^i de v_Q^i qui sont constants. Elles seront identifiées grâce aux techniques neuronales.

L'amplitude de la composante inverse de la tension V_i et sa phase φ_i sont calculées par :

$$V_i = \sqrt{\left(\frac{2}{3}\right)^2 \left((\bar{v}_D^i)^2 + (\bar{v}_Q^i)^2 \right)}, \quad (3.18)$$

$$\begin{cases} \varphi_i = \arctan -\frac{\bar{v}_Q^i}{\bar{v}_D^i} & \text{si } \bar{v}_D^i > 0 \\ \varphi_i = \arctan -\frac{\bar{v}_Q^i}{\bar{v}_D^i} + \pi & \text{si } \bar{v}_D^i < 0 \end{cases} \quad (3.19)$$

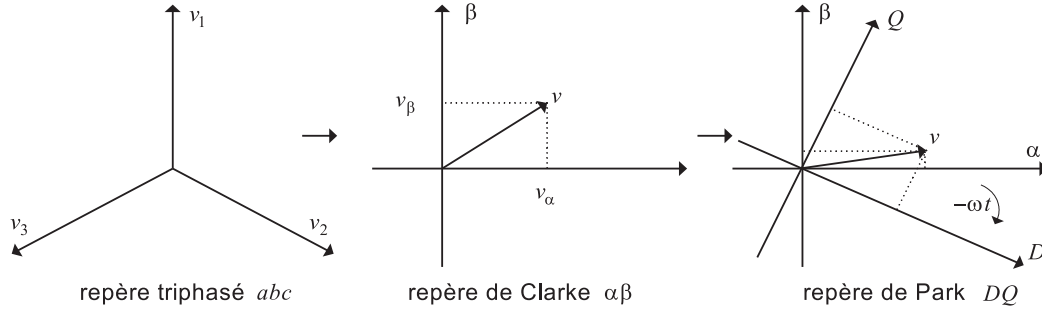


FIG. 3.3 – Passage dans le repère tournant de Park de la composante inverse.

Les composantes directes de la tension dans ce repère se retrouvent dans les termes \tilde{v}_D^i de v_D^i et \tilde{v}_Q^i de v_Q^i qui sont variables.

3.1.3 Construction des Adaline

L'Adaline est un réseau de neurones dont les sorties sont des combinaisons linéaires des entrées. Ce réseau, associé généralement à la règle d'apprentissage du LMS (Least Mean Square), est largement utilisé dans le filtrage adaptatif et la prédiction de signaux. L'avantage majeur de l'Adaline est la possibilité d'interpréter physiquement les poids, ce qui n'est pas le cas généralement pour les réseaux de neurones multicouches. La simplicité de son architecture est un atout supplémentaire lorsqu'une implémentation matérielle est envisagée.

Comme nous l'avons mentionné plus haut, la tension déséquilibrée du réseau électrique est composée de trois tensions; directe, inverse et homopolaire. Nous allons utiliser quatre réseaux de neurones Adaline et un total de huit poids (Ould Abdeslam *et al.*, 2005a) afin d'estimer toutes ces composantes (figure 3.4).

Avec la notation vectorielle les équations (3.12) et (3.17) s'écrivent :

$$\begin{cases} v_D^d = \mathbf{W}_1^T \mathbf{X}_1(t) \\ v_Q^d = \mathbf{W}_2^T \mathbf{X}_2(t) \end{cases}, \quad (3.20)$$

$$\begin{cases} v_D^i = \mathbf{W}_3^T \mathbf{X}_3(t) \\ v_Q^i = \mathbf{W}_4^T \mathbf{X}_4(t) \end{cases}. \quad (3.21)$$

Avec :

$$\mathbf{X}_1(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ 3/2 \cos(2\omega t + \varphi_i) \end{bmatrix}, \quad (3.22)$$

$$\mathbf{W}_1^T = \left[\frac{3}{2} V_d \cos \varphi_d \quad V_i \right], \quad (3.23)$$

$$\mathbf{X}_2(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ -3/2 \sin(2\omega t + \varphi_i) \end{bmatrix}, \quad (3.24)$$

$$\mathbf{W}_2^T = \left[\frac{3}{2} V_d \sin \varphi_d \quad V_i \right], \quad (3.25)$$

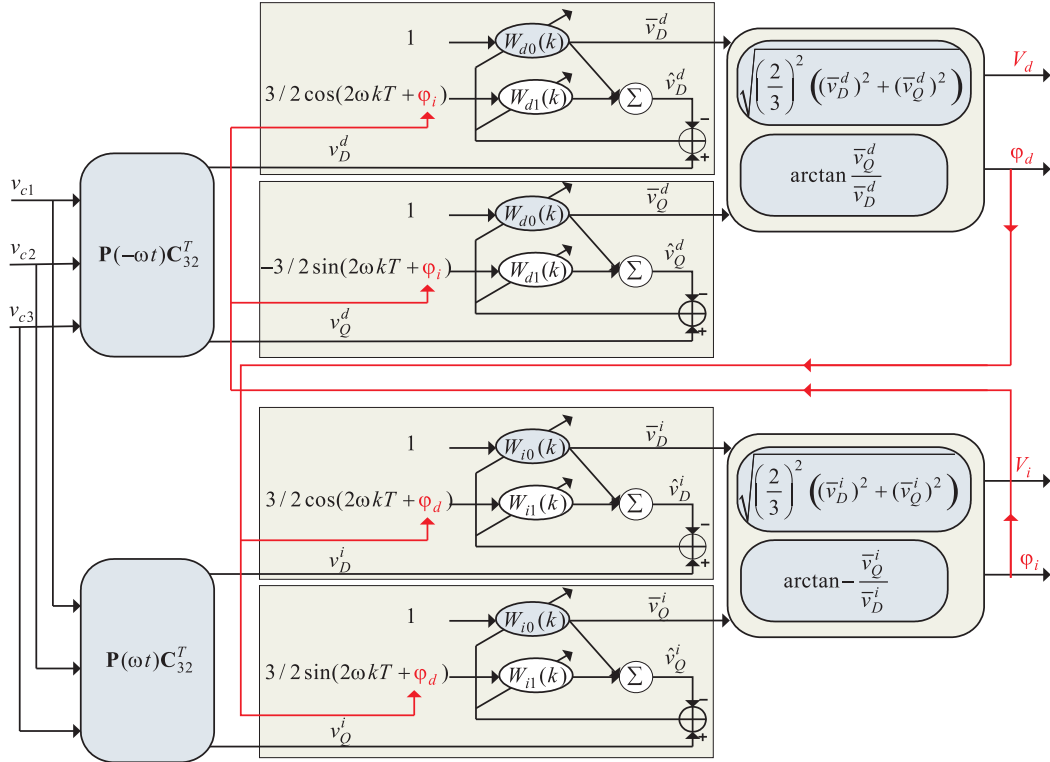


FIG. 3.4 – Schéma de principe du mécanisme d'extraction des composantes directe et inverse avec des Adaline.

$$\mathbf{X}_3(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ 3/2 \cos(2\omega t + \varphi_d) \end{bmatrix}, \quad (3.26)$$

$$\mathbf{W}_3^T = \begin{bmatrix} \frac{3}{2} V_i \cos \varphi_i & V_d \end{bmatrix}, \quad (3.27)$$

$$\mathbf{X}_4(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ 3/2 \sin(2\omega t + \varphi_d) \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

et

$$\mathbf{W}_4^T = \begin{bmatrix} -\frac{3}{2} V_i \sin \varphi_i & V_d \end{bmatrix}. \quad (3.29)$$

Le produit des équations (3.20) et (3.21) est réalisé par quatre neurones. \mathbf{W}_1^T , \mathbf{W}_2^T , \mathbf{W}_3^T and \mathbf{W}_4^T sont les vecteurs des poids des Adaline estimés itérativement. Les vecteurs d'entrées, $\mathbf{X}_1(t)$, $\mathbf{X}_2(t)$, $\mathbf{X}_3(t)$ et $\mathbf{X}_4(t)$ ont besoin de φ_d et φ_i qui seront calculés par les équations (3.15) et (3.19).

L'amplitude directe V_d de la tension réseau v_c ainsi que son amplitude inverse V_i seront retrouvées respectivement par les équations (3.13), et (3.18). Les phases directe φ_d et inverse φ_i seront obtenues respectivement par les équations (3.15) et (3.19). La tension homopolaire sera obtenue par la soustraction des tensions directe et inverse de la tension mesurée sur le réseau.

La figure (3.4) fait apparaître quatre Adaline regroupés deux à deux. En plus de retrouver les deux composantes directes de la tension réseau, les deux premiers

Adaline fournissent la phase directe (représentées en rouge) pour les deux derniers Adaline. De même que pour les composantes inverses qui seront identifiées par les deux derniers réseaux de neurones et qui fournissent par la suite la phase inverse dans les entrées des deux premiers Adaline.

Après la première estimation, l'algorithme adaptatif met à jour les poids des Adaline. L'unicité de la décomposition effectuée sur le signal de la tension ainsi que le type d'algorithme de mise à jour que nous avons choisi, garantissent la convergence des paramètres des réseaux de neurones. L'algorithme d'apprentissage que nous avons utilisé est une version modifiée de l'algorithme Widrow-Hoff (Vazquez et Salmeron, 2003). Pour réaliser une bonne prédiction du signal, l'algorithme cherche à annuler l'erreur qui correspond à la différence entre le signal désiré et le signal estimé, ou à minimiser cette erreur jusqu'à une valeur fixée au préalable. Cet algorithme se présente comme suit :

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \frac{\mu e(k)\mathbf{X}(k)}{\lambda + \mathbf{X}^T(k)\mathbf{X}(k)}, \quad (3.30)$$

où $\mathbf{W}(k)$ est le vecteur poids à l'instant k , $\mathbf{X}(k)$ le vecteur d'entrée à l'instant k , $e(k)$ est l'erreur à l'instant k , μ est le paramètre d'apprentissage et λ une constante convenablement choisie qui n'annule pas le dénominateur. $\mathbf{X}^T(k)\mathbf{X}(k)$ est la norme de $\mathbf{X}(k)$.

Afin de rendre l'apprentissage plus rapide, une nouvelle variante a été proposée. En posant :

$$\mathbf{Y}(k) = \frac{1}{2}\text{sgn}(\mathbf{X}(k)) + \frac{1}{2}\mathbf{X}(k). \quad (3.31)$$

Et comme $\mathbf{X}(k)$ est un vecteur de cosinus et de sinus, on a $-1 \leq \mathbf{X}(k) \leq 1$, alors $|\mathbf{Y}(k)| \geq |\mathbf{X}(k)|$.

Pour éviter le choix difficile de la constante λ , nous proposons la modification suivante :

$$\mathbf{W}(k+1) = \begin{cases} \mathbf{W}(k) + \frac{\mu e(k)\mathbf{Y}(k)}{\mathbf{X}^T(k)\mathbf{Y}(k)} & \text{si } \mathbf{X}^T(k)\mathbf{Y}(k) \neq 0 \\ \mathbf{W}(k) & \text{si } \mathbf{X}^T(k)\mathbf{Y}(k) = 0 \end{cases}. \quad (3.32)$$

Au début de l'apprentissage, le signal estimé dépend du choix initial des poids, par la suite ce même signal évolue indépendamment de ce choix.

Le choix du paramètre d'apprentissage μ est primordial. Une valeur grande de ce paramètre permet une convergence rapide de l'algorithme mais une stabilité fragile lorsque le signal varie lentement. Une valeur petite du paramètre μ ralentit la convergence des poids de l'Adaline, mais quand celle-ci est atteinte, la stabilité est meilleure. Nous avons opté pour un paramètre d'apprentissage variant en fonction du temps afin de ne sacrifier ni la rapidité de la convergence, ni la stabilité des poids.

Une telle fonction a été introduite par Ritter *et al.* (1992) pour des applications robotiques utilisant les cartes auto-organisatrices de Kohonen.

Le coefficient d'apprentissage vaut donc :

$$\mu(t) = \mu_i \left(\frac{\mu_f}{\mu_i} \right)^{\frac{t}{t_{\max}}} . \quad (3.33)$$

où μ_i est sa valeur initiale, μ_f sa valeur finale et t_{\max} représente la durée maximale dans laquelle μ varie pour atteindre μ_f .

Afin que les paramètres de l'Adaline restent adaptatifs, on peut arrêter l'évolution de μ quand la valeur μ_f est atteinte.

3.2 Poursuite de la phase instantanée de la tension

La technique d'extraction neuronale des composantes de la tension du réseau électrique, nécessite la connaissance de la phase instantanée de la tension réseau. Cette phase est présente dans la transformation de Park et au niveau des entrées des Adaline. Elle est nécessaire également en entrée des réseaux Adaline dans les stratégies d'identification des harmoniques (voir le chapitre 4). Lors des simulations effectuées sous Simulink, cette phase a été déterminée par le produit de la valeur nominale de la fréquence du réseau (50 Hz) par le temps. Aucun problème n'est apparu car tous les signaux étaient synchronisés. Cependant, dans le cas des essais sur le banc expérimental, des problèmes sont apparus dans les calculs de détermination des composantes directes et inverses de la tension et dans le calcul des courants de référence. Après plusieurs essais, nous avons conclu que la phase instantanée que nous avons introduite dans nos algorithmes était en déphasage avec celle de la tension du réseau électrique. De plus, la fréquence du réseau varie aléatoirement autour de la valeur nominale de 50 Hz. Les normes précisent $50 \text{ Hz} \pm 1\%$ pendant 95 % d'une semaine, et $[+4\%, -6\%]$ en cas de perturbations très importantes. Ces variations peuvent être bien plus importantes pour des réseaux autonomes, par exemple sur une île.

Dans cette section, nous présentons les deux systèmes de poursuite de la fréquence et de la phase instantanée en temps réel que nous avons élaborés.

Le premier système reprend le principe de la PLL avec un régulateur PI et le second utilise un réseau de neurones Adaline avec la forme récursive de la tension comme entrée.

3.2.1 Détermination de la phase par une PLL monophasée

Afin de palier à d'éventuelles fluctuations de la fréquence du réseau, nous avons conçu un algorithme de détermination de la phase instantanée θ du réseau électrique (Ould Abdeslam *et al.*, 2005c).

La figure 3.5 montre le schéma de principe de ce système. Le bloc « amplitude » divise tout simplement la tension d'entrée par son amplitude; on obtient ainsi un signal en phase avec la tension d'entrée mais d'amplitude unité. Le contrôleur PI de l'asservissement a pour rôle d'annuler l'erreur à la sortie du multiplicateur, de telle sorte que le signal $\cos(2\pi u)$ soit en phase avec le signal issu du bloc « amplitude ». On peut ainsi récupérer la fréquence instantanée, ainsi que la phase instantanée de la tension d'entrée.

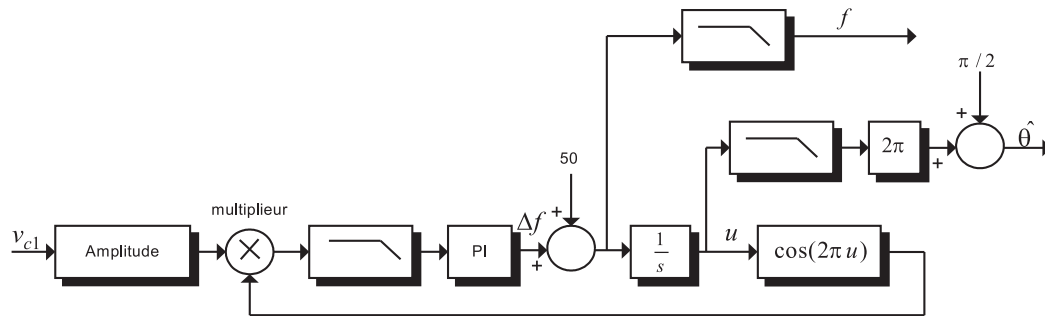


FIG. 3.5 – Principe du système de détermination de la phase instantanée du réseau.

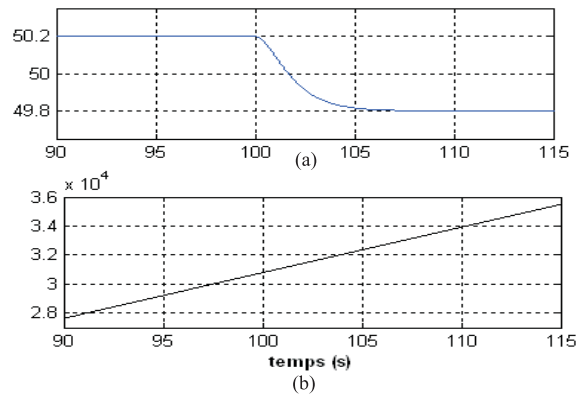


FIG. 3.6 – réponse à un échelon de fréquence du système. (a) fréquence calculée, en Hz (b) phase calculée, en radians (simulation)

Le graphe de la figure 3.6(a) fait apparaître la réponse en fréquence du système à un échelon de fréquence fourni par un GBF (Générateur Basse Fréquence). Un échelon d'amplitude 0.4 Hz a été appliqué à l'instant $t = 100$ s pour tester la dynamique du système. Le temps de réponse peut paraître grand (environ 4 s), mais dans la réalité les sauts aussi importants n'apparaissent pas sur le réseau. La figure 3.6(b) montre la phase instantanée $\hat{\theta}$ calculée par le système (avec $\hat{\theta} \approx \theta_d$ si $V_i \ll V_d$ et $V_o \ll V_i$).

La figure 3.7 montre l'évolution réelle de la fréquence du réseau électrique sur une période de 500 secondes. Bien que la fréquence ne soit pas fixe, les variations sont lentes et faibles autour de la valeur nominale de 50 Hz.

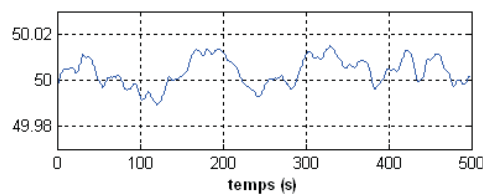


FIG. 3.7 – Évolution de la fréquence du réseau sur 500 secondes (expérimentation)

3.2.2 Poursuite de la fréquence par les Adaline

Dans cette partie, en exploitant la forme récursive de la mesure de la tension sur le réseau électrique comme entrée des réseaux Adaline, nous développons une seconde approche originale de la poursuite de la fréquence (Ould Abdeslam *et al.*, 2005f). Pour mener l'étude, nous avons choisi le cas le plus défavorable, celui où la tension est supposée déséquilibrée.

a. Expression de la forme récursive de la tension réseau

D'après l'équation (3.8) la tension déséquilibrée à l'instant k sur la première phase s'écrit :

$$v_{c1}(k) = \sqrt{2}V_d \cos(\omega kT + \varphi_d) + \sqrt{2}V_i \cos(\omega kT + \varphi_i) + \sqrt{2}V_o \cos(\omega kT + \varphi_o), \quad (3.34)$$

où T représente la période d'échantillonnage. À l'instant $k + 1$ cette expression devient :

$$v_{c1}(k + 1) = \sqrt{2}V_d \cos(\omega(k + 1)T + \varphi_d) + \sqrt{2}V_i \cos(\omega(k + 1)T + \varphi_i) + \sqrt{2}V_o \cos(\omega(k + 1)T + \varphi_o), \quad (3.35)$$

$$\begin{aligned} v_{c1}(k + 1) = & \sqrt{2} [V_d \cos(\omega kT + \varphi_d) \cos(\omega T) - \sin(\omega kT + \varphi_d) \sin(\omega T)] \\ & + \sqrt{2} [V_i \cos(\omega kT + \varphi_i) \cos(\omega T) - \sin(\omega kT + \varphi_i) \sin(\omega T)] \\ & + \sqrt{2} [V_o \cos(\omega kT + \varphi_o) \cos(\omega T) - \sin(\omega kT + \varphi_o) \sin(\omega T)] \end{aligned} \quad (3.36)$$

À l'instant $k - 1$ l'expression (3.34) devient :

$$v_{c1}(k - 1) = \sqrt{2}V_d \cos(\omega(k - 1)T + \varphi_d) + \sqrt{2}V_i \cos(\omega(k - 1)T + \varphi_i) + \sqrt{2}V_o \cos(\omega(k - 1)T + \varphi_o), \quad (3.37)$$

$$\begin{aligned} v_{c1}(k - 1) = & \sqrt{2} [V_d \cos(\omega kT + \varphi_d) \cos(\omega T) + \sin(\omega kT + \varphi_d) \sin(\omega T)] \\ & + \sqrt{2} [V_i \cos(\omega kT + \varphi_i) \cos(\omega T) + \sin(\omega kT + \varphi_i) \sin(\omega T)] \\ & + \sqrt{2} [V_o \cos(\omega kT + \varphi_o) \cos(\omega T) + \sin(\omega kT + \varphi_o) \sin(\omega T)] \end{aligned} \quad (3.38)$$

En faisant la somme des tensions aux instants $k + 1$ et $k - 1$, nous obtenons :

$$\begin{aligned} v_{c1}(k + 1) + v_{c1}(k - 1) = & 2 \cos(\omega T) \left[\sqrt{2}V_d \cos(\omega kT + \varphi_d) \right. \\ & + \sqrt{2}V_i \cos(\omega kT + \varphi_i) \\ & \left. + \sqrt{2}V_o \cos(\omega kT + \varphi_o) \right] \end{aligned} \quad (3.39)$$

$$= 2 \cos(\omega T) v_{c1}(k). \quad (3.40)$$

La forme récursive de la tension déséquilibrée du réseau peut alors s'écrire sous la forme :

$$v_{c1}(k + 1) = 2 \cos(\omega T) v_{c1}(k) - v_{c1}(k - 1). \quad (3.41)$$

b. Construction des Adaline pour la poursuite de la fréquence

En notant que la pulsation ω dans l'équation (3.41) est indépendante du temps et que le terme $2 \cos(\omega T)$ est constant, nous pouvons exprimer celle-ci en notation vectorielle :

$$v_{c1}(k+1) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(k+1), \quad (3.42)$$

avec

$$\mathbf{X}(k+1) = \begin{bmatrix} v_{c1}(k) \\ v_{c1}(k-1) \end{bmatrix}, \quad (3.43)$$

$$\mathbf{W}^T = [2 \cos(\omega T) \quad -1]. \quad (3.44)$$

Il est à remarquer que l'estimation de la fréquence du réseau par cette approche de calcul ne dépend plus des composantes directe, inverse et homopolaire de la tension. Le schéma de principe est donné par la figure 3.8.

Un seul Adaline avec deux poids adaptatifs pourra estimer le rapport de l'équation (3.42), où $\mathbf{X}(k+1)$ représente le vecteur d'entrée composé des deux valeurs précédentes du signal et \mathbf{W}^T le vecteur poids associé à la forme récursive de la tension.

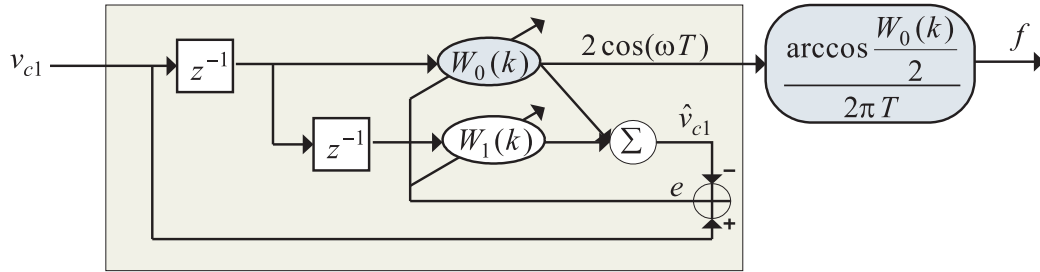
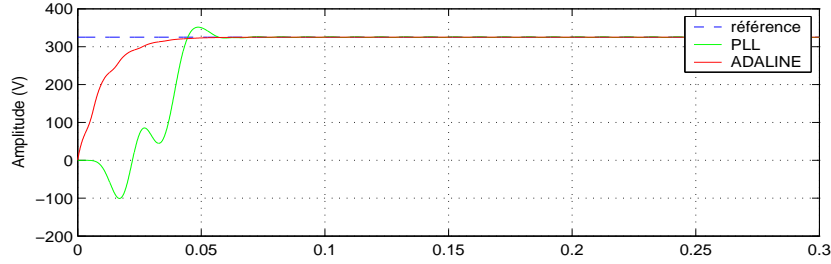


FIG. 3.8 – Schéma de principe de la poursuite de la fréquence par un Adaline.

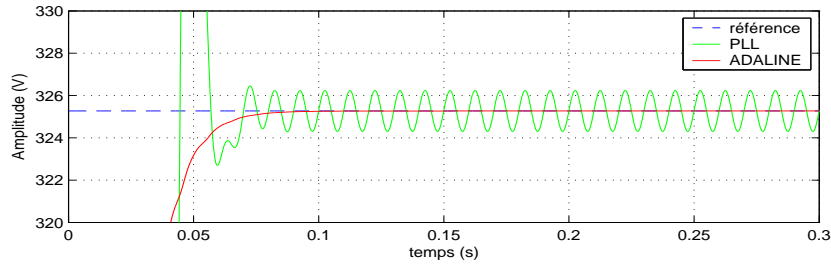
Le premier poids du réseau de neurones calcule la quantité $2 \cos(\omega T)$ d'où l'on peut extraire la fréquence du réseau :

$$f = \frac{\arccos \frac{W_0(k)}{2}}{2\pi T}. \quad (3.45)$$

L'algorithme de Widrow-Hoff modifié est utilisé pour la mise à jour adaptative des poids de l'Adaline. Ce module de poursuite de fréquence sera associé avec le module de calcul des composantes de la tension que nous avons décrit dans la section précédente, et sera aussi associé avec les modules d'identification des harmoniques qui font l'objet du chapitre 4. Ainsi, nos approches neuronales pour l'identification des tensions et courants du réseau électrique seront robustes aux variations et fluctuations de la fréquence.



(a) Visualisation de l'amplitude entre -200 et 400 V



(b) Visualisation de l'amplitude entre -320 et 320 V (zoom de la figure (a))

FIG. 3.9 – Estimation de l'amplitude directe (simulation).

3.3 Résultats de simulation

Le modèle de simulation que nous avons utilisé se réfère à un cahier de charge industriel, sa modélisation complète est récapitulée dans le chapitre 6.

3.3.1 Comparaison de la méthode neuronale avec la PLL

Afin de comparer notre méthode d'extraction des composantes d'une tension triphasée déséquilibrée avec la méthode classique, nous avons appliqué ces deux techniques sur un même relevé de tension.

Nous avons utilisé quatre Adaline avec un facteur d'apprentissage évolutif. La figure 3.9(a) montre l'amplitude de la tension estimée par la méthode classique basée sur la PLL triphasée et par la technique neuronale. Les simulations montrent alors que l'identification des composantes directes de la tension du réseau est plus performante avec notre approche neuronale. Le temps de montée de la réponse par la méthode neuronale est de 0.025s et celle avec la PLL classique est de 0.045s. La valeur de V_d estimée par la PLL classique oscille autour de la référence comme le montre la figure 3.9(b) alors que la valeur estimée par l'approche neuronale est stable.

Il faut rappeler que la PLL classique estime uniquement les composantes directes de la tension, alors que la méthode neuronale que nous avons conçue détermine également les composantes inverses et homopolaires.

3.3.2 Réponse dynamique du système à base d'Adaline

a. Amplitudes et phases variables

Les figures 3.10(a),(b),(c),(d) montrent l'estimation des composantes directes et inverses de la tension par les réseaux Adaline appliquée à un réseau électrique dont les caractéristiques varient en temps réel.

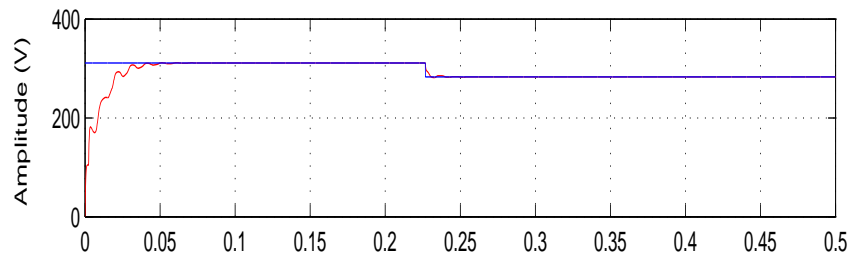
Au départ nous avons maintenu $V_d = 311 \text{ V}$, $V_i = 56.5 \text{ V}$, $\varphi_i = 9\pi/2$, et à l'instant $t = 0.23 \text{ s}$ nous avons changé les paramètres de la tension pour avoir; $V_d = 283 \text{ V}$, $\varphi_d = \pi/3$, $V_i = 85 \text{ V}$ et $\varphi_i = \pi/4$. Le temps de montée de la réponse de notre identificateur au démarrage est de 0.02 s , lors du changement des paramètres de la tension ce temps est ramené à 0.005 s . Notre approche neuronale fournit donc une réponse rapide aux changements des caractéristiques du réseau électrique.

b. Fréquence variable

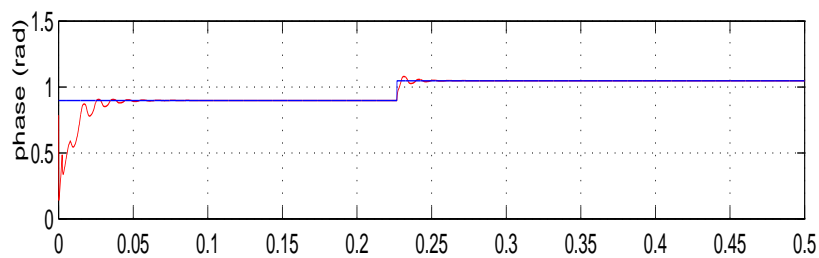
Dans cette partie, la fréquence utilisée par l'algorithme d'identification des composantes de la tension est calculée par le module neuronal de poursuite réalisé à la section 3.2.2. La figure 3.12 montre le rôle de ce module dans le processus d'identification des composantes de la tension.

Un changement brusque de la fréquence du réseau est imposé sur un système de tensions triphasé déséquilibré. L'amplitude de la première phase est de 286 V , l'amplitude de la seconde phase est de 238 V et sur la troisième phase, elle est de 252 V . Le déphasage entre les trois phases est également perturbé de sorte que la phase directe prend la valeur $\pi/3$, la phase inverse prend la valeur $-\pi/4$ et la valeur de la phase homopolaire est de $\pi/12$.

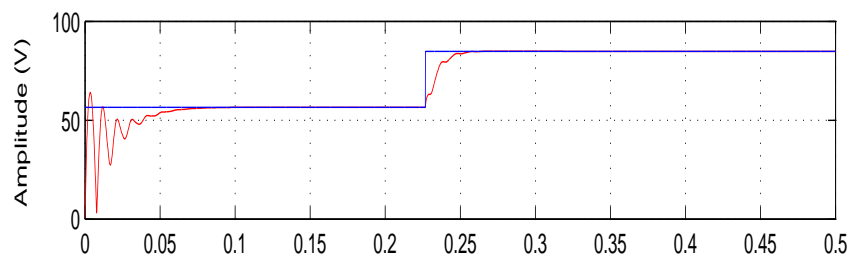
À l'instant $t=0.222 \text{ s}$, la fréquence du réseau bascule de 50 Hz à 60 Hz . Le temps de réponse de l'Adaline pour l'estimation de la fréquence est évalué à 0.0004 s . Cette rapidité d'estimation fait que cette variation de fréquence n'a pas d'incidence sur l'estimation des composantes de la tension. La figure 3.11 montre les paramètres de la tension réseau identifiés par les Adaline. La figure 3.11(a) montre les tensions déséquilibrées telle quelles sont prélevées sur le réseau. Les figures 3.11(b) et 3.11(c) montrent respectivement les tensions directes et inverses estimées par les Adaline sur les trois phases. Sur ces figures nous pouvons observer que même après le changement de la fréquence du réseau à l'instant $t=0.222 \text{ s}$, les réseaux Adaline continuent d'estimer correctement les tensions directe et inverse. Les figures 3.11(d),(e) et 3.11(f),(g) montrent les composantes directes et inverses de ces mêmes tensions où, après changement de la fréquence nominale du réseau électrique, la stabilité est rapidement atteinte.



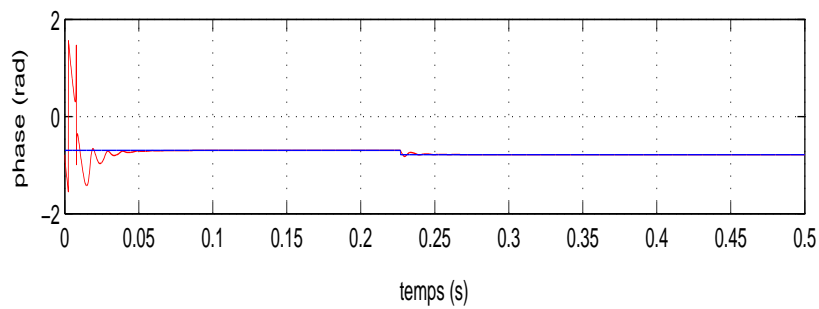
(a) amplitude de la tension directe



(b) phase de la tension directe

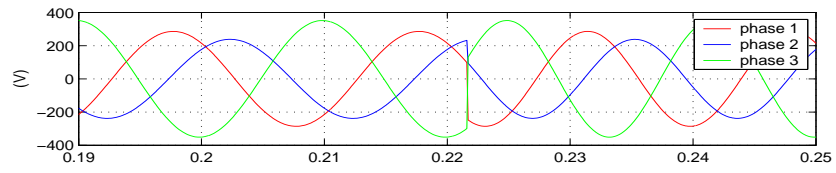


(c) amplitude de la tension inverse

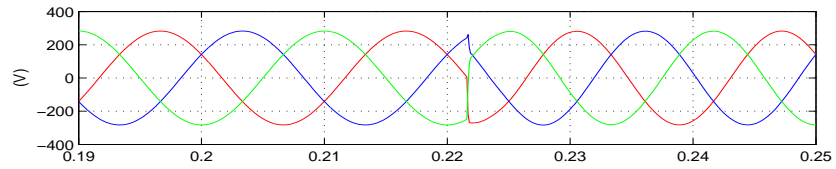


(d) phase de la tension inverse

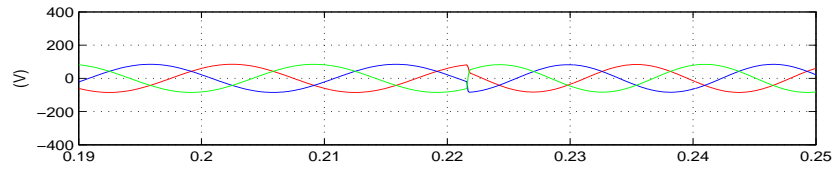
FIG. 3.10 – Identification des composantes de la tension du réseau électrique (simulation).



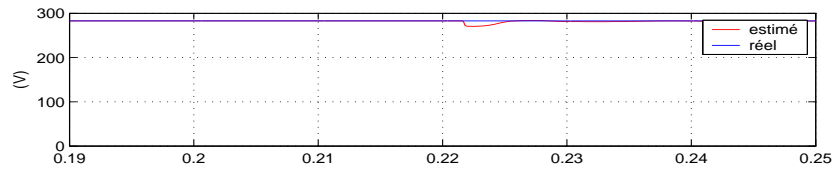
(a) Tensions réseau.



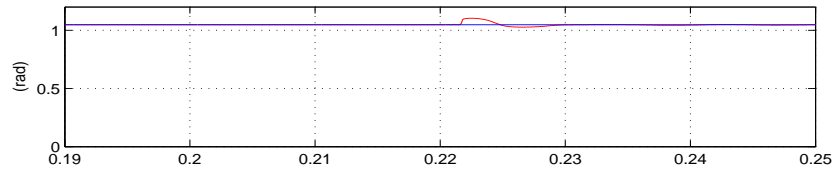
(b) Tensions directes.



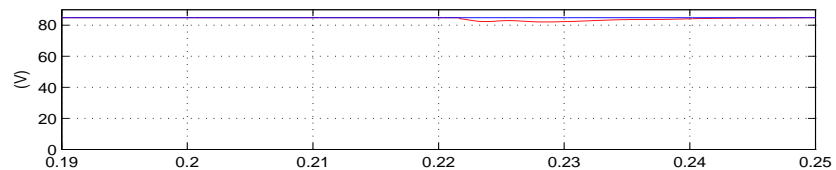
(c) Tensions inverses.



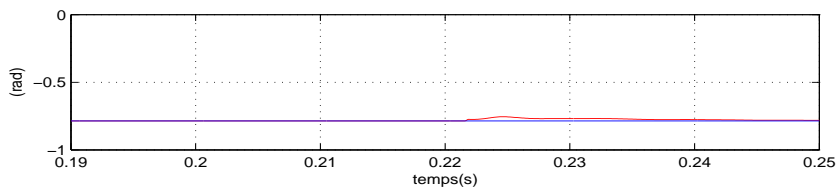
(d) Amplitude directe.



(e) Phase directe.



(f) Amplitude inverse.



(g) phase inverse.

FIG. 3.11 – Identification des paramètres de la tension pour une fréquence variable (simulation).

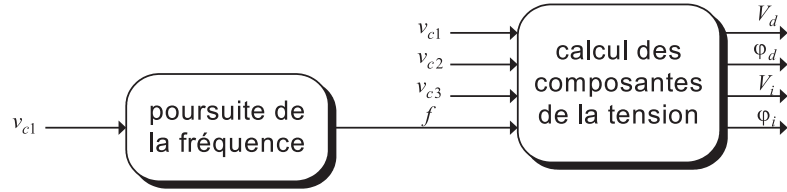


FIG. 3.12 – Schéma de principe pour l'identification des composantes de la tension pour une fréquence variable

3.3.3 Réponse du système pour des changements différents sur chaque phase

Un réseau sain comporte essentiellement une composante triphasée directe. L'apparition d'une perturbation réseau (amplitude ou phase) sur un système triphasé suppose l'apparition des composantes triphasées inverse et homopolaire. La modélisation de l'équation (3.46) permet de tenir compte d'une grande partie des perturbations réseaux : distorsion, creux de tension, variation de phase et variation d'amplitude.

$$\begin{bmatrix} v_{c1} \\ v_{c2} \\ v_{c3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 V \cos(\omega t + \alpha_1) \\ k_2 V \cos(\omega t + \alpha_2 - 2\pi/3) \\ k_3 V \cos(\omega t + \alpha_3 + 2\pi/3) \end{bmatrix}. \quad (3.46)$$

Dans cette expression, k_1, k_2, k_3 sont trois coefficients compris entre 0 et 1 et $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ sont trois angles de déphasage. Les variations de ces différents coefficients permettent de modéliser un saut d'amplitude ou de phase sur n'importe quelle phase du réseau. Un réseau non perturbé remplit les conditions : $k_1 = k_2 = k_3 = 1$ et $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$. La figure 3.13 montre l'estimation des composantes de la tension déséquilibrée pour une chute de tension sur la première phase de 50 % à l'instant $t=0.23$ s. Le réseau doit donc remplir les conditions suivantes : $k_1 = 0.50$, $k_2 = k_3 = 1$ et $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$. Au départ, la tension du réseau était saine (hormis la composante directe de la tension, toutes les autres composantes sont nulles). A l'instant $t=0.23$ s, l'amplitude de la tension directe passe de 240 V à 200 V et l'amplitude de la tension inverse passe de 0 à 40 V.

Les réseaux Adaline retrouvent ensuite de manière précise, les nouvelles composantes de la tension engendrée par la chute de tension survenue sur la première phase du réseau électrique. Ces différentes composantes sont obtenues avec un temps de montée inférieur à 0.01 s.

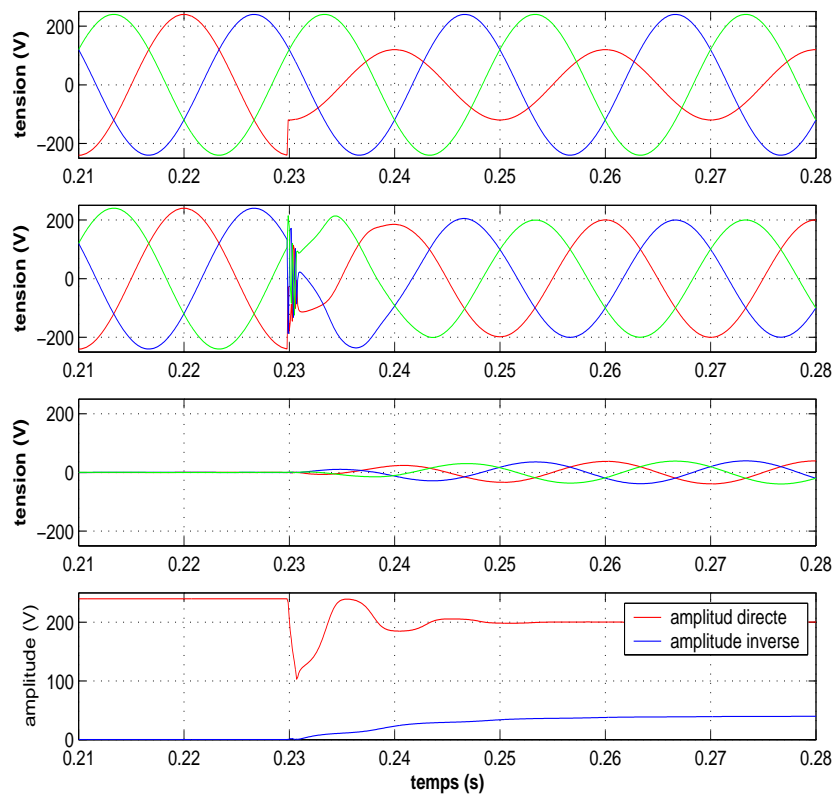


FIG. 3.13 – Apparition d'une chute d'amplitude de 50 % à $t=0.23$ s (simulation).

3.4 Résultats expérimentaux

3.4.1 Identification des composantes de la tension

Les expérimentations ont été réalisées sur un banc expérimental composé d'une carte dSPACE, d'une alimentation triphasée, d'un redresseur, d'une charge RL et d'un variateur de puissance. La carte dSPACE (DS 1104) est équipée d'un processeur Power PC 603e d'IBM et d'un DSP TMS320C31 cadencé à 40 MHz de Texas Instrument. Nous utilisons Real Time Workshop pour la génération du code C et l'interface temps réel de dSPACE (RTI) pour la compilation et l'implémentation automatique des modèles Simulink sur la carte. L'approche d'identification est évaluée sur un réseau électrique triphasé réel.

Les résultats de la figure 3.14 montrent la tension triphasée mesurée sur le réseau électrique et les composantes directe, inverse et homopolaire de la première phase, estimées par notre approche neuronale. Les trois tensions ont été fidèlement reconstituées. La phase instantanée est calculée par la PLL monophasée que nous avons conçue.

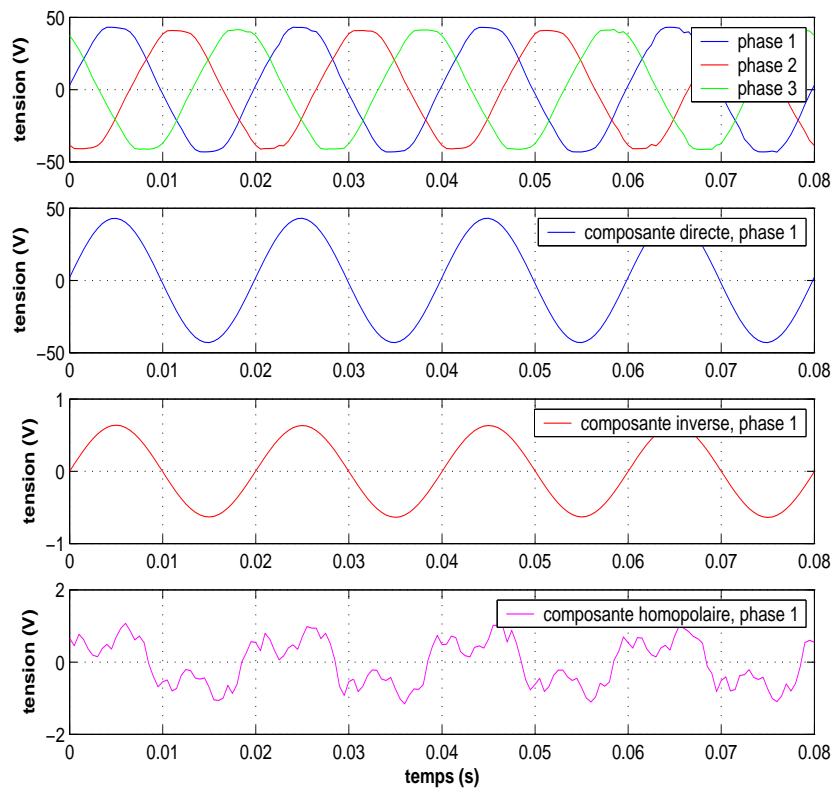


FIG. 3.14 – Identification des composantes de la tension (expérimentation).

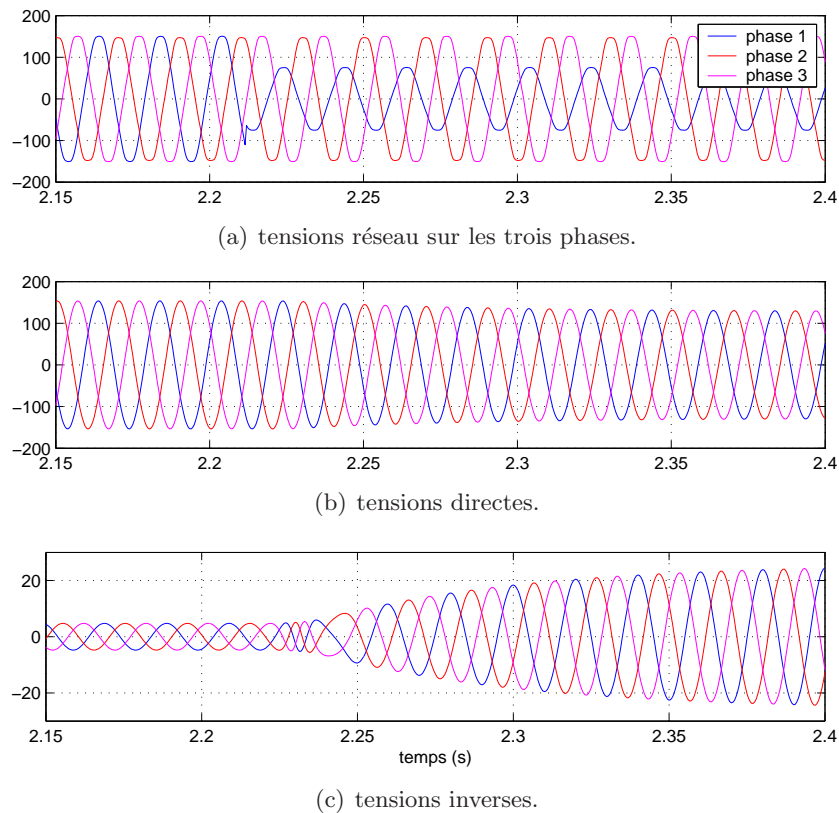


FIG. 3.15 – *Extraction des composantes de la tension pour une chute sur la première phase (expérimentation).*

3.4.2 Réponse aux variations des paramètres de la tension

a. Chute de tension sur une seule phase

Une chute de tension de 50 % est imposée au cours du fonctionnement du système sur la première phase du réseau. Les deux autres phases sont maintenues à la même valeur initiale. Cette chute de tension donne lieu à un comportement similaire à celui obtenu en simulations. Les tensions du réseau électrique sur les trois phases sont représentés sur la figure 3.15(a). La figure 3.15(b) montre les tensions directes sur les trois phases avec une diminution de leur amplitude de 19 % au moment de la chute opérée sur la première phase du réseau électrique. Sur la figure 3.15(c), nous pouvons observer l'évolution correspondante de la tension inverse dont la composante continue passe de 4,8 V à 25,9 V avec une augmentation de près de 440 %. Ainsi, nous constatons qu'une chute de tension sur une phase du réseau électrique entraîne une chute au niveau des tensions directes et une augmentation au niveau des tensions inverses.

b. Chute de tension identique sur les trois phases

Les figures 3.16(a),(b),(c),(d),(e) montrent l'évolution des paramètres de la tension réseau pour une chute de tension de 50% sur les trois phases. Sur la figure 3.16(a) nous représentons les tensions du réseau. La figure 3.16(b) montre l'évolution de la tension directe avec sa composante continue qui passe de 114 V à 57.5 V avec un temps de montée de 0.11 s. Sur la figure 3.16(c) nous pouvons observer l'identification de la tension inverse avec sa composante continue qui varie de 1.37 V à 0.7 V. La figure 3.16(d) montre l'évolution de la composante homopolaire. Pour vérifier l'exactitude des composantes de la tension identifiée par les réseaux Adalines, nous avons reconstitué à nouveau les tensions sur chaque phase à partir de leurs composantes. La figure 3.16(e) montre la tension réseau de la première phase comparée avec la tension reconstituée, l'erreur entre ces deux signaux est montrée sur la figure 3.16(f).

La méthode d'identification des tensions avec les réseaux de neurones Adaline est désormais validée en temps réel et en expérimentation. Elle est robuste face aux variations dans le réseau électrique.

3.5 Conclusion

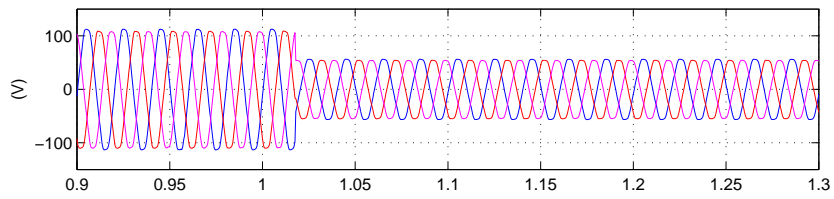
Dans ce chapitre, nous avons développé des techniques permettant d'identifier les paramètres d'une tension déséquilibrée. Nous avons mis en œuvre une approche basée sur les réseaux de neurones Adaline pour estimer les composantes de la tension réseau.

Une tension triphasée déséquilibrée est constituée de composantes directe, inverse et homopolaire. Après application des transformations de Clarke et de Park sur le signal de la tension, des entrées adéquates pour les Adaline ont été trouvées. Ces entrées ont l'avantage de présenter une nouvelle écriture de la tension triphasée où les trois composantes sont séparées. Quatre réseaux Adaline sont utilisés afin d'estimer les composantes continues du nouveau signal qui correspondent aux amplitudes directe et inverse ainsi qu'aux phases directe et inverse. Les réseaux Adaline se sont avérés robustes face aux variations des tensions ainsi qu'aux altérations qui peuvent les affecter.

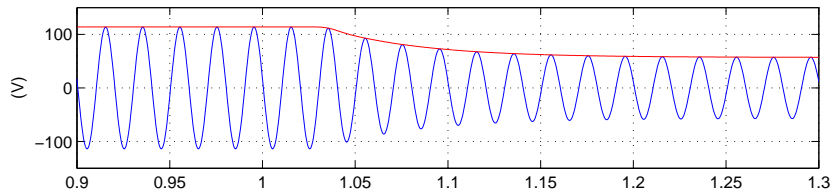
Les fluctuations de la fréquence du réseau peuvent gêner le processus de détermination des tensions. Pour réduire ce problème, un réseau Adaline, utilisant comme vecteur d'entrée la forme récursive du signal de la tension, est utilisé pour le suivi en temps réel des variations de la fréquence. Une PLL monophasée est également conçue pour déterminer la phase instantanée du réseau.

Notre technique est comparée à une PLL triphasée classique pour le cas de l'identification d'une tension directe. Les résultats obtenus montrent une nette amélioration de l'estimation de cette composante par les Adaline. De plus notre approche fournit simultanément les composantes inverse et homopolaire.

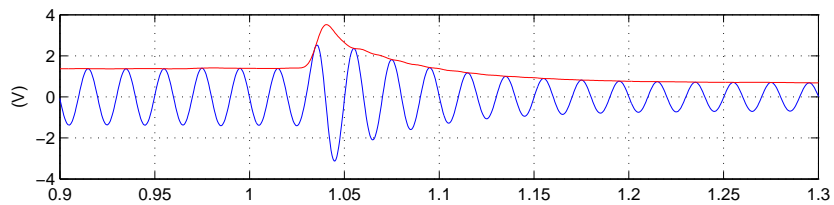
La tension directe estimée est utilisée dans l'algorithme d'identification des puissances instantanées réelle et imaginaire que nous verrons dans le chapitre suivant.



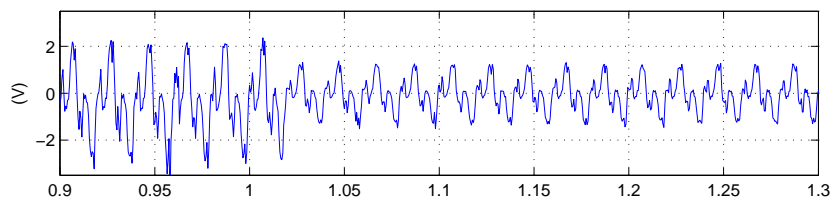
(a) tensions réseau sur les trois phases.



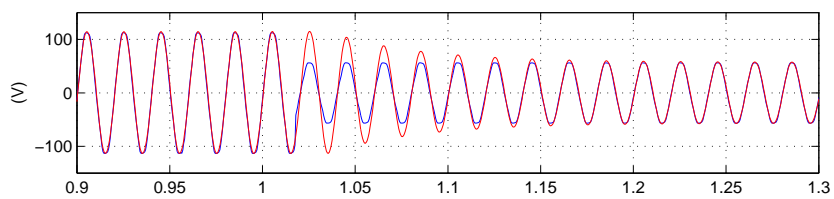
(b) tension directe sur la première phase.



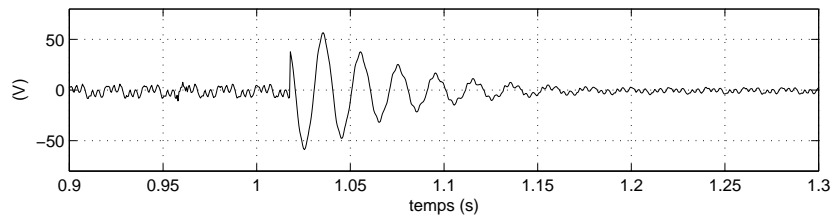
(c) tension directe sur la première phase.



(d) tension homopolaire sur la première phase.



(e) tension de la première phase reconstituée.



(f) erreur entre la tension réseau et la tension reconstituée.

FIG. 3.16 – Extraction des composantes de la tension pour une chute sur les trois phases (expérimentation).

Chapitre 4

Identification des courants harmoniques par les réseaux de neurones

Sommaire

4.1	Principe du filtre actif parallèle	81
4.2	Identification des harmoniques avec la méthode des PIRI	82
4.3	Identification des harmoniques avec les Adaline	83
4.3.1	La méthode directe	83
4.3.2	La méthode des PIRI	85
4.3.3	La méthode tri-monophasée	89
4.3.4	Méthode des courants diphasés	92
4.3.5	Choix des objectifs de compensation	96
4.3.6	Comparaison	97
4.4	Résultats de simulation	98
4.4.1	Validation	98
4.4.2	Application sur un modèle	99
4.4.3	Comparaison	104
4.5	Résultats expérimentaux	105
4.6	Conclusion	106

L'IDENTIFICATION des harmoniques est une étape très importante dans le processus de compensation active. En effet, le système de commande, même très efficace, ne pourra pas à lui seul effectuer des corrections suffisantes si les harmoniques parasites sont mal identifiées. Pour cette raison, de nombreuses méthodes d'identification ont été développées dans la littérature, les plus significatives ont fait l'objet du premier chapitre.

Dans ce chapitre nous développons de nouvelles techniques d'identifications des courants harmoniques pour les réseaux électriques basse tension. Ces méthodes se basent sur l'utilisation des réseaux de neurones, et principalement les Adaline. En effet, une fois estimée, la valeur référence des courants harmoniques est injectée, en opposition de phase, sur le réseau électrique au moyen d'un dispositif de puissance. De cette manière, nous obtenons une solution qui peut répondre aux nouvelles normes de dépollution imposées aux industriels par les distributeurs d'énergie électrique. C'est pour cette raison que nous avons développé quatre méthodes différentes pour identifier ces harmoniques. L'originalité de nos travaux consiste en une décomposition adéquate du signal à l'entrée des réseaux de neurones chargés de l'identification.

La première méthode décompose les courants mesurés sur les trois phases en entrée de trois réseaux Adaline. Elle consiste donc à voir l'ensemble comme trois systèmes monophasés en parallèle. La seconde stratégie exploite la méthode d'identification des puissances instantanées réelle et imaginaire (PIRI) qui est largement répondue dans les systèmes de filtrage actif. Les filtres passe bas, utilisés habituellement par cette méthode, sont remplacés par deux réseaux Adaline. Des améliorations significatives ont été obtenues en simulations et sur des applications réelles, mais la méthode n'est applicable que pour les systèmes triphasés. La troisième méthode représente une approche originale d'identification valable pour des applications triphasées et monophasées. Elle utilise deux réseaux de neurones Adaline pour chaque phase afin de séparer les harmoniques du signal fondamental. Une décomposition en série de Fourier de notre signal permet dans ce cas de définir les entrées des réseaux de neurones pour lesquels un algorithme LMS effectue l'apprentissage des poids. La facilité d'utilisation ainsi que le déroulement parallèle des calculs rendent cette approche rapide et efficace. Enfin, la quatrième technique est appelée méthode des courants diphasés. Elle se base sur les transformations des courants dans les repères $(\alpha\beta)$ et (DQ) qui permettent aux Adaline d'extraire les harmoniques des courants de deux manières différentes.

Il faut noter aussi que la méthode des puissances active et réactive n'est valable que si la tension du réseau est saine (sinusoïdale et équilibrée). Ce n'est généralement pas le cas en pratique. Pour rendre cette méthode universelle et pour n'importe quelle forme de la tension, nous utilisons le système de détection de la tension directe du réseau que nous avons présenté dans le chapitre précédent.

En pratique, le choix final de la méthode dépendra des objectifs fixés : compensation de tous les courants harmoniques, compensation sélective de certaines harmoniques, compensation des harmoniques et du courant réactif, application sur des installa-

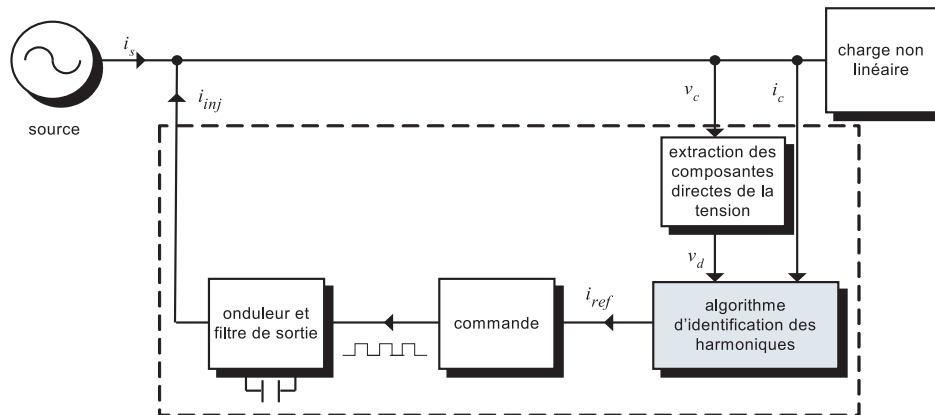


FIG. 4.1 – Structure d'un filtre actif parallèle

tions triphasées ou monophasées.

Dans un premier temps, nous rappelons le principe du filtrage actif parallèle et nous présentons la méthode d'identification des puissances instantanées réelle et imaginaire classique. Par la suite, nous développons les quatre méthodes d'identification neuronales avec des comparatifs aux niveaux des objectifs de compensation et de la complexité des architectures. Les résultats de simulations et d'expérimentations sont montrés en fin de chapitre.

4.1 Principe du filtre actif parallèle

Le FAP est une solution moderne et efficace pour restituer la forme sinusoïdale du courant provenant du réseau électrique lorsque celui-ci est déformé par une charge non linéaire. L'introduction d'un filtre dans un réseau électrique permet d'éliminer, par compensation, les harmoniques introduites par une charge non linéaire.

Dans nos applications, le taux global de distorsion harmonique (THD) est bien adapté pour quantifier le degré de pollution harmonique sur les réseaux électriques.

La structure générale d'un FAP triphasé de type tension est rappelée par la figure 4.1 où l'on distingue l'onduleur et le filtre de sortie de la partie puissance ainsi que les différents algorithmes de la partie contrôle-commande. La partie puissance est généralement constituée d'un onduleur de tension à base d'interrupteurs de puissance, commandables à l'amorçage et au blocage avec des diodes en antiparallèle, d'un circuit de stockage d'énergie (souvent capacitif) et d'un filtre de sortie du troisième ordre. La partie contrôle-commande est composée d'une première étape chargée d'extraire le système direct des tensions aux bornes de la charge. Une seconde étape réalise l'identification des harmoniques et l'étape finale génère la commande de l'onduleur.

L'étape d'extraction des composantes directes de la tension a été présentée dans le chapitre 3. Dans la suite, l'étape d'identification des courants harmonique, traitée par plusieurs techniques, sera entamée par la méthode des PIRI classique.

4.2 Identification des harmoniques avec la méthode des PIRI classique

La méthode des puissances active et réactive est une technique de compensation bien établie (Akagi *et al.*, 1984).

La première étape de l'identification consiste à transformer les courants et les tensions du repère triphasé abc vers le repère diphasé $\alpha\beta$. Cette transformation, appelée Transformation de Concordia Directe (TCD), permet essentiellement de réduire les contraintes de calcul. Elle est donnée par les équations (4.1) et (4.2) qui permettent de calculer les tensions v_α et v_β et les courants i_α et i_β .

$$\begin{bmatrix} v_0 \\ v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{d1} \\ v_{d2} \\ v_{d3} \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

$$\begin{bmatrix} i_0 \\ i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{c1} \\ i_{c2} \\ i_{c3} \end{bmatrix}. \quad (4.2)$$

Les puissances réelle et imaginaire instantanées, respectivement p et q , sont données par la relation (4.3) :

$$\begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_\alpha & v_\beta \\ -v_\beta & v_\alpha \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

La puissance q ne représente pas la puissance instantanée conventionnelle (puissance réactive) dans le sens où elle est le résultat du produit d'une tension définie sur un axe par un courant défini sur l'axe en quadrature. Contrairement à la puissance réactive, qui ne considère que la fréquence fondamentale, la puissance imaginaire prend en compte toutes les composantes harmoniques de courant et de tension. C'est pour cette raison que ce nouveau concept est appelé « puissance imaginaire instantanée » avec comme unité le VAI (volt-ampère imaginaire) (Akagi *et al.*, 1983).

Les puissances p et q peuvent être décomposées selon $p = \bar{p} + \tilde{p}$ et $q = \bar{q} + \tilde{q}$. Dans le cas sinusoïdal, \bar{p} est la partie continue liée à la composante fondamentale active du courant, \bar{q} est la partie continue liée à la composante fondamentale réactive du courant, alors que \tilde{p} et \tilde{q} sont les parties fluctuantes liées à la somme des composantes perturbatrices du courant et de la tension.

Un filtre passe bas dans l'espace des puissances permet de séparer la composante fondamentale (autrement dit la partie continue), des composantes perturbatrices (la partie alternative). Deux filtres sont nécessaires, le premier pour isoler la partie \bar{p} de la puissance active instantanée, le second pour isoler la partie \bar{q} de la puissance réactive instantanée. Les deux filtres sont dimensionnés en tenant compte de la décomposition fréquentielle des puissances dans le repère diphasé.

L'inverse de l'équation (4.3) des puissances active et réactive permet d'établir la relation (4.4) des courants i_α et i_β :

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{v_\alpha^2 + v_\beta^2} \begin{bmatrix} v_\alpha & -v_\beta \\ v_\beta & v_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix}. \quad (4.4)$$

En remplaçant les puissances p et q par leurs parties continues et alternatives, il vient :

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} v_\alpha & -v_\beta \\ v_\beta & v_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{p} \\ 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} v_\alpha & -v_\beta \\ v_\beta & v_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{q} \end{bmatrix} + \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} v_\alpha & -v_\beta \\ v_\beta & v_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \end{bmatrix}, \quad (4.5)$$

avec $\Delta = v_\alpha^2 + v_\beta^2$. Le calcul des courants perturbateurs dans le repère diphasé (α, β) est finalement donné par :

$$\begin{bmatrix} \tilde{i}_\alpha \\ \tilde{i}_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} v_\alpha & -v_\beta \\ v_\beta & v_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \end{bmatrix}. \quad (4.6)$$

Grâce à la Transformation de Concordia Inverse (TCI), les parties alternatives des puissances, \tilde{p} et \tilde{q} , permettent de déduire les courants perturbateurs triphasés. Ces courants représentent les perturbations et deviennent les courants de référence qui sont à injecter en opposition de phase sur le réseau électrique pour éliminer les harmoniques.

$$\begin{bmatrix} i_{ref1} \\ i_{ref2} \\ i_{ref3} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{i}_\alpha \\ \tilde{i}_\beta \end{bmatrix}. \quad (4.7)$$

4.3 Identification des harmoniques avec les Adaline

Dans cette section, nous allons développer quatre techniques à base de réseaux d'Adaline pour l'identification des courants harmoniques. Il s'agit de la méthode neuronale directe, de la méthode des PIRI neuronale, de la méthode tri-monophasé et de la méthode des courants diphasés.

4.3.1 La méthode directe

a. Principe

Dans cette partie l'identification et le filtrage s'effectuent dans l'espace des courants. Pour chaque phase, après prélèvement sur le réseau électrique, le courant est décomposé en série de Fourier de la façon suivante :

$$i_c(t) = i_{cf}(t) + i_{ch}(t), \quad (4.8)$$

Dans cette expression i_{cf} représente le courant fondamental et i_{ch} représente le courant harmonique tel que :

$$i_{cf}(t) = I_{11} \cos(\omega t - \alpha) + I_{12} \sin(\omega t - \alpha), \quad (4.9)$$

et

$$i_{ch}(t) = \sum_{n=2, \dots, N} [I_{n1} \cos n(\omega t - \alpha) + I_{n2} \sin n(\omega t - \alpha)], \quad (4.10)$$

où ω est la fréquence fondamentale du réseau électrique, α est un angle quelconque qui peut être égale à zéro, I_{11} et I_{12} sont les amplitudes associés aux cosinus et sinus du courant fondamental, I_{n1} I_{n2} sont associés aux cosinus et sinus du courant harmonique. N est un entier naturel associé aux harmoniques présentes dans le réseau électrique.

b. Extraction des courants avec les Adaline

L'identification des harmoniques se fait par un réseau Adaline identique sur chaque phase comme le montre la figure 4.2. Les entrées de ce réseau sont les termes en cosinus et en sinus issus de la décomposition en série de Fourier du courant mesuré (à l'exception d'un terme constant correspondant à un biais) (Ould Abdeslam *et al.*, 2005e).

L'expression du courant de charge peut alors être écrite sous la forme matricielle suivante :

$$i_c(t) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(t), \quad (4.11)$$

Dans cette expression, \mathbf{W} représente le vecteur des poids de l'Adaline et $\mathbf{X}(t)$ le vecteur des entrées constitué des composantes cosinus et sinus des différentes harmoniques :

$$\mathbf{W}^T = [I_{11} \quad I_{12} \quad \dots \quad I_{n1} \quad I_{n2}], \quad (4.12)$$

et

$$\mathbf{X}(t) = [\cos(\omega t - \alpha) \quad \sin(\omega t - \alpha) \quad \dots \quad \cos n(\omega t - \alpha) \quad \sin n(\omega t - \alpha)]. \quad (4.13)$$

Nous utilisons l'algorithme d'apprentissage de Widrow-Hoff modifié présenté dans le chapitre 3 pour la mise à jour des poids. Le courant fondamental estimé est alors évalué comme suit :

$$i_{cf}(t) = W_{a1} \cos \omega t + W_{b1} \sin \omega t, \quad (4.14)$$

où W_{a1} et W_{b1} représentent les poids du réseau Adaline associés aux entrées constituées des termes cosinus et sinus pour la fréquence fondamentale. La différence entre

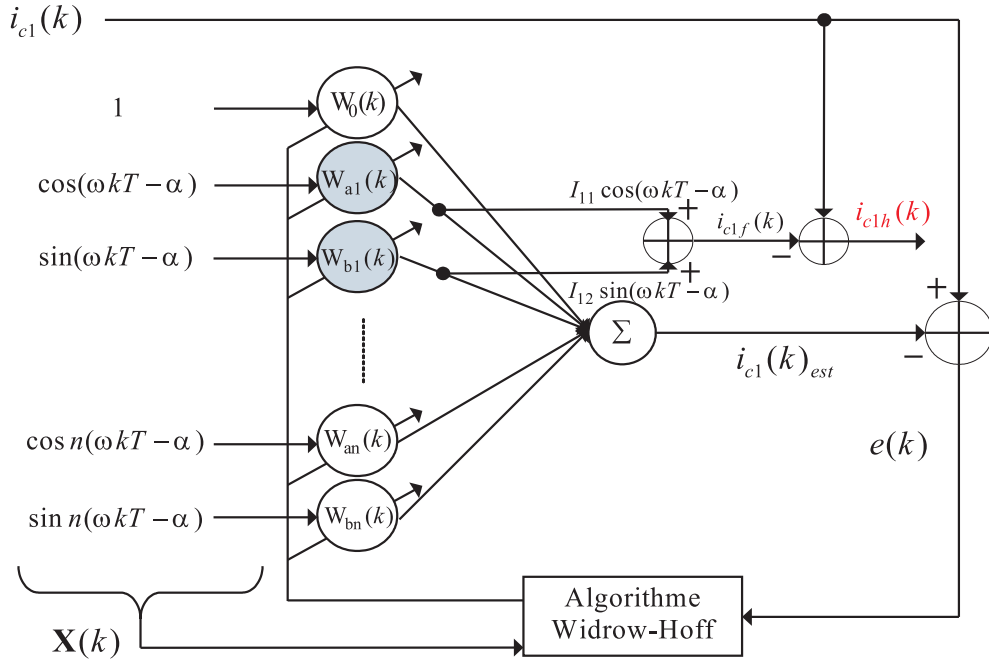


FIG. 4.2 – Structure de l'Adaline sur la première phase pour la méthode d'identification directe

ce courant et celui mesuré sur la charge donne la somme des harmoniques et donc de ce fait le courant de référence : $i_{ref} = i_{ch} = i_c - i_{cf}$.

Il est possible d'identifier les courants harmoniques individuellement (ce qui n'est pas le cas pour la méthode des PIRI classique) dans le but de sélectionner celles que l'on veut compenser. Il suffit alors de prélever les amplitudes identifiées par les poids de l'Adaline correspondant aux composantes des cosinus et sinus des harmoniques en question. Ainsi, pour une harmonique d'ordre N on peut écrire :

$$i_{cN}(t) = I_{N1} \cos N(\omega t - \alpha) + I_{N2} \sin N(\omega t - \alpha). \quad (4.15)$$

L'amplitude de l'harmonique sera déterminée comme suit :

$$I_{cN} = \sqrt{W_{aN}^2 + W_{bN}^2}, \text{ où } W_{aN} = I_{N1} \text{ et } W_{bN} = I_{N2}.$$

4.3.2 La méthode des PIRI

Après avoir montré dans la section 4.2 qu'une identification des composantes alternatives des puissances instantanées permettait de filtrer les perturbations, nous introduisons une stratégie de filtrage qui reprend ce principe mais basée cette fois sur l'utilisation des techniques neuromimétiques (Ould Abdeslam *et al.*, 2004a,b).

a. Principe

Notre démarche consiste à remplacer les deux filtres passe bas de la méthode PIRI par deux réseaux Adaline. Selon le schéma présenté sur la figure 4.3.

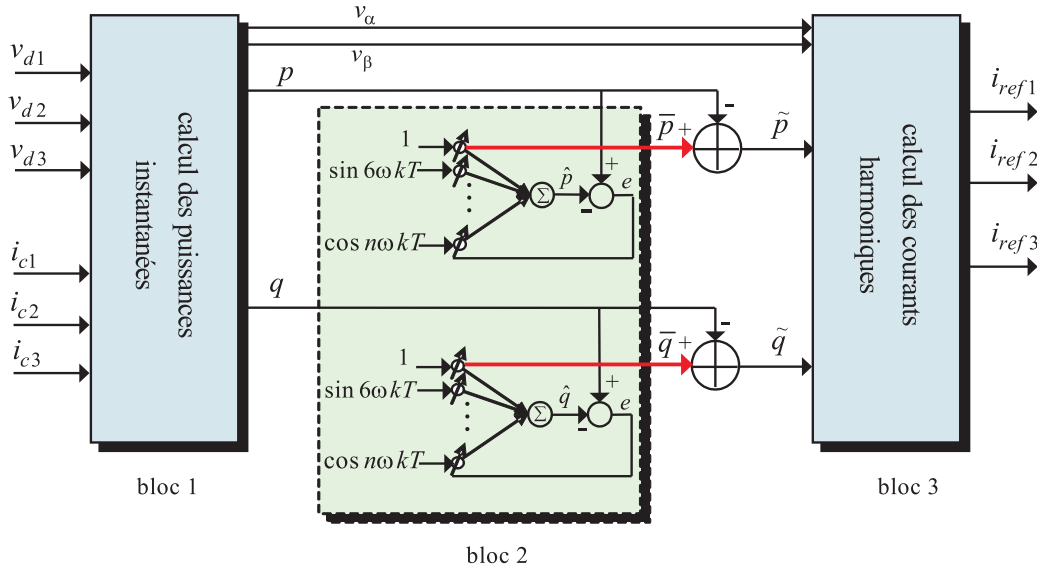


FIG. 4.3 – Structure d'identification des courants de références avec la méthode des PIRI utilisant des Adaline

Le bloc 1 permet de calculer les puissances active et réactive (p et q) dans le repère diphasé par les équation (4.1), (4.2) et (4.3). Il utilise les courants de charge sur les trois phases ainsi que les tensions directes issues du système de détection des composantes de la tension qui permet de lever l'hypothèse restrictive d'un réseau équilibré.

Le bloc 2 est constitué de deux filtres adaptatifs basés sur des réseaux Adaline, dont les sorties sont les puissances réelle et imaginaire instantanées estimées \hat{p} et \hat{q} . Celles-ci sont ensuite comparées avec les puissances p et q sortant du premier bloc. Quand la convergence est atteinte, les poids de l'Adaline de ce bloc représentent les coefficients de Fourier de la décomposition fréquentielle dans l'espace des puissances.

Le bloc 3 fournit les courants harmoniques de référence donnés par les équations (4.6) et (4.7). Il utilise quatre entrées qui sont les tensions v_α et v_β ainsi que les parties alternatives des puissances réelle et imaginaire \tilde{p} et \tilde{q} . Les sorties de ce bloc sont les courants harmoniques de compensation (cf. équation (4.7)) qui seront utilisés comme courants de référence par le module de commande.

b. Extraction des puissances instantanées avec les Adaline

Placés au sein du bloc 2, les deux Adaline estiment les puissances réelle et imaginaire instantanées. Le principe général est repris ci-dessous.

Nous avons montré la décomposition en série de Fourier du courant dans l'équation (4.8). Il est aussi possible de décomposer la tension directe d'un réseau électrique en série de Fourier de la façon suivante :

$$v_{d1}(t) = \sum_{n=1, \dots, N} [V_{dn1} \cos n\omega t + V_{dn2} \sin n\omega t], \quad (4.16)$$

où ω représente la fréquence fondamentale du réseau, α peut être ici l'angle d'amorçage des thyristors et V_{dn1} et V_{dn2} les amplitudes des composantes en sinus et en cosinus de la tension directe du réseau.

À l'aide d'une analyse fréquentielle, il est possible de développer les expressions des puissances instantanées :

$$p(t) = \underbrace{p_1 \cos \alpha}_{\bar{p}} + \underbrace{p_5 \cos(6\omega t - 5\alpha) - p_7 \cos(6\omega t - 7\alpha) - \dots}_{\bar{p}} \quad (4.17)$$

$$q(t) = \underbrace{-q_1 \sin \alpha}_{\bar{q}} - \underbrace{q_5 \sin(6\omega t - 5\alpha) - q_7 \sin(6\omega t - 7\alpha) + \dots}_{\bar{q}} \quad (4.18)$$

où $p_1 \cos \alpha$ et $-q_1 \sin \alpha$ représentent les parties continues et les termes suivants, les parties alternatives.

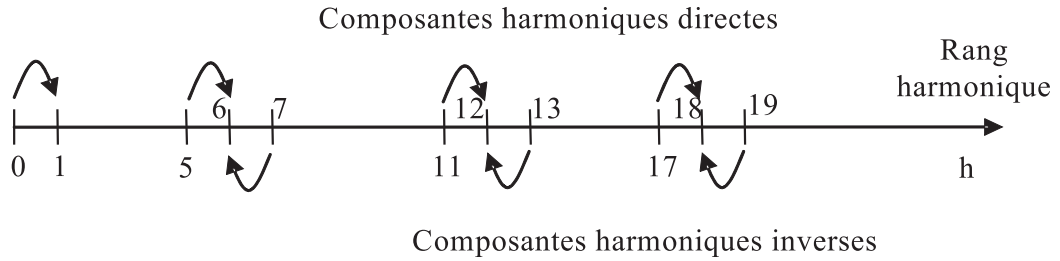


FIG. 4.4 – Transformation du spectre de la puissance réelle instantanée.

Il existe deux types de composantes : les composantes harmoniques directes et les composantes harmoniques inverses. Le tracé de la transformation du spectre de la puissance active instantanée est donné par la figure 4.4. Ainsi, les puissances réelles et imaginaires instantanées peuvent être exprimées dans le cas général par l'analyse de Fourier comme suit :

$$f(t) = A_0 + \sum_{n=1, \dots, N} [A_{n1} \cos(n\omega t - (n-1)\alpha) + A_{n2} \cos(n\omega t - (n+1)\alpha) + B_{n1} \sin(n\omega t - (n-1)\alpha) + B_{n2} \sin(n\omega t - (n+1)\alpha)], \quad (4.19)$$

où A_0 est la composante continue, A_{n1} , A_{n2} , B_{n1} et B_{n2} les amplitudes des sinus et cosinus.

Avec la notation vectorielle l'équation (4.19) s'écrit :

$$f(t) = \mathbf{W}^T \cdot \mathbf{X}(t), \quad (4.20)$$

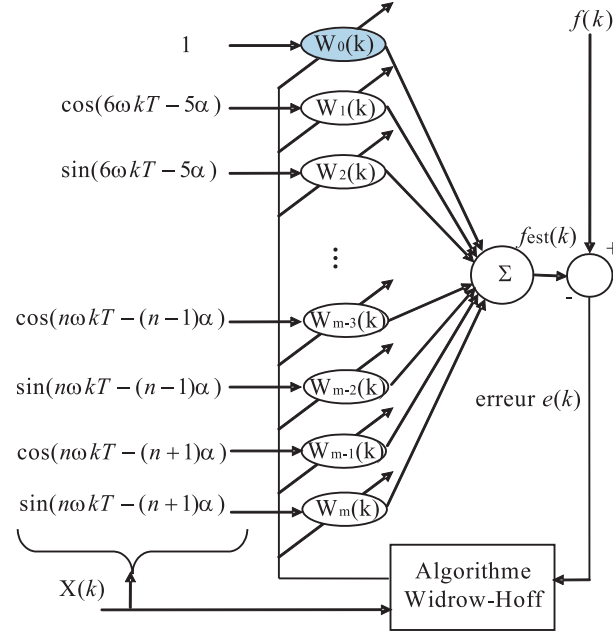


FIG. 4.5 – Structure du réseau Adaline pour l'estimation des harmoniques.

avec $\mathbf{W}^T = [A_0 A_{11} A_{12} B_{11} B_{12} \cdots A_{N1} A_{N2} B_{N1} B_{N2}]$ et

$$\mathbf{X}(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ \cos(6\omega t - 5\alpha) \\ \sin(6\omega t - 5\alpha) \\ \cos(6\omega t - 7\alpha) \\ \sin(6\omega t - 7\alpha) \\ \vdots \\ \cos(n\omega t - (n-1)\alpha) \\ \sin(n\omega t - (n-1)\alpha) \\ \cos(n\omega t - (n+1)\alpha) \\ \sin(n\omega t - (n+1)\alpha) \end{bmatrix}. \quad (4.21)$$

Le produit de l'équation (4.20) peut alors être implémenté par un unique neurone, où \mathbf{W} est le vecteur poids du réseau et $\mathbf{X}(t)$ son entrée. La figure (4.5) montre cette topologie. Pour estimer conjointement les deux puissances, deux réseaux Adaline sont nécessaires. Le premier prédit la puissance réelle instantanée et utilise comme entrées la décomposition de l'équation (4.17) alors que le second prédit la puissance imaginaire instantanée et utilise comme entrées la décomposition de l'équation (4.18).

Le nombre d'entrées correspond à $m = h/2 - 1$ avec h le nombre d'harmoniques que l'on souhaite identifier. $f(k)$ est le signal à identifier par ces composantes (soit la puissance active, soit la puissance réactive du réseau électrique), $f_{est}(k)$ est le signal estimé par le réseau de neurones (la puissance instantanée prédite par le réseau Adaline). L'erreur $e(k)$ est la différence entre le signal $f(k)$ à l'instant k et le signal estimé $f_{est}(k)$. Elle est utilisée par l'algorithme d'apprentissage pour la mise à jour des poids du réseau. Pour réaliser une bonne prédiction du signal, l'algorithme

cherche soit à annuler l'erreur $e(k)$, soit à atteindre une valeur fixée au préalable. L'algorithme d'apprentissage que nous avons utilisé est également la version modifiée de l'algorithme Widrow-Hoff.

Dans notre application, les amplitudes des composantes continues de la puissance réelle instantanée et de la puissance imaginaire instantanée sont déterminées à chaque fois par le premier poids des deux réseaux Adaline. La différence entre la puissance réelle (respectivement imaginaire) et sa composante continue estimée permet de déterminer la composante alternative. La méthode autorise également de récupérer les puissances alternatives individuellement, et ceci en considérant la somme de deux poids consécutifs multipliés par les cosinus et sinus équivalents. Ceci permet d'obtenir les perturbations directes et inverses avec une très bonne précision.

Il est indispensable que les grandeurs continues estimées \bar{p} et \bar{q} suivent bien l'évolution des puissance instantanées et ne contiennent que peu d'ondulations. Un choix du paramètre d'apprentissage μ évolutif¹ dans le temps permet de satisfaire cette contrainte sans sacrifier ni la rapidité ni la convergence.

Les composantes alternatives des puissances réelle et imaginaire établissent les courants de références à injecter en opposition de phase sur le réseau électrique. Des tests ont été effectués en simulation afin de valider le principe. Des expérimentations sur un banc de test réel ont confirmé l'efficacité et la robustesse de l'approche proposée.

De manière similaire à la méthode directe d'identification avec les Adaline, cette technique des PIRI utilisant les réseaux de neurones pour séparer les composantes des puissances active et réactive identifie individuellement les courants harmoniques. Pour cela, il suffit d'identifier dans le repère diphasé les composantes des puissances équivalentes. Pour une harmonique d'ordre N , on peut écrire :

$$\begin{aligned} p_N(t) = & A_{pN1} \cos(N\omega t - (N-1)\alpha) + A_{pN2} \cos(N\omega t - (N+1)\alpha) + \\ & B_{pN1} \sin(N\omega t - (N-1)\alpha) + B_{pN2} \sin(N\omega t - (N+1)\alpha), \end{aligned} \quad (4.22)$$

$$\begin{aligned} q_N(t) = & A_{qN1} \cos(N\omega t - (N-1)\alpha) + A_{qN2} \cos(N\omega t - (N+1)\alpha) + \\ & B_{qN1} \sin(N\omega t - (N-1)\alpha) + B_{qN2} \sin(N\omega t - (N+1)\alpha), \end{aligned} \quad (4.23)$$

Le courant harmonique équivalent $i_{cN}(t)$ sera retrouvé par la transformation de Concordia inverse.

4.3.3 La méthode tri-monophasée

La méthode tri-monophasée que nous avons développée permet de traiter les trois phases de manière indépendante. Le principe est basé sur l'estimation de l'amplitude de la composante fondamentale active et de la composante fondamentale réactive du courant absorbé par la charge (Ould Abdeslam *et al.*, 2005b). Elle est applicable aux

1. Nous avons montré dans le chapitre 3 qu'une valeur de μ grande au départ et petite après quelques instants d'apprentissage permet une stabilité et une convergence rapide de l'estimation.

systèmes monophasés et triphasés. La compensation des harmoniques et/ou de la composante fondamentale réactive se fait par la génération de signaux sinusoïdaux d'amplitude unitaire. De plus, la méthode tri-monophasée permet de s'affranchir de l'utilisation d'une PLL.

a. Principe

Considérons le courant $i_{c1}(t)$ de l'équation (4.8) absorbé par la charge non linéaire sur la première phase (pour $\alpha = 0$). En multipliant cette équation respectivement par $\sin \omega t$ et $\cos \omega t$ nous obtenons :

$$\begin{aligned} i_{c1}(t) \sin \omega t &= \frac{1}{2} (I_{12} - I_{12} \cos 2\omega t + I_{11} \sin 2\omega t) \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{n=2 \dots N} (I_{n2} \cos(n-1)\omega t - I_{n2} \cos(n+1)\omega t) \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{n=2 \dots N} (I_{n1} \sin(n+1)\omega t - I_{n1} \sin(n-1)\omega t), \end{aligned} \quad (4.24)$$

$$\begin{aligned} i_{c1}(t) \cos \omega t &= \frac{1}{2} (I_{11} + I_{12} \sin 2\omega t + I_{11} \cos 2\omega t) \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{n=2 \dots N} (I_{n1} \cos(n-1)\omega t + I_{n1} \cos(n+1)\omega t) \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{n=2 \dots N} (I_{n2} \sin(n+1)\omega t + I_{n2} \sin(n-1)\omega t). \end{aligned} \quad (4.25)$$

Dans ces relations, seuls les termes représentant les composantes continues sont proportionnelles respectivement à l'amplitude du courant fondamental actif I_{11} et à l'amplitude du courant fondamental réactif I_{12} .

b. Extraction des courants harmonique et réactif avec les Adaline

En notation vectorielle, les équations (4.24) et (4.25) peuvent être écrites :

$$i_{c1}(t) \sin \omega t = \mathbf{W}_{\sin}^T \mathbf{X}_{\sin}(t), \quad (4.26)$$

et

$$i_{c1}(t) \cos \omega t = \mathbf{W}_{\cos}^T \mathbf{X}_{\cos}(t), \quad (4.27)$$

avec

$$\mathbf{W}_{\sin}^T = [I_{12} \quad -I_{12} \quad I_{11} \quad \dots \quad I_{n2} \quad -I_{n2} \quad I_{n1} \quad -I_{n1} \quad \dots], \quad (4.28)$$

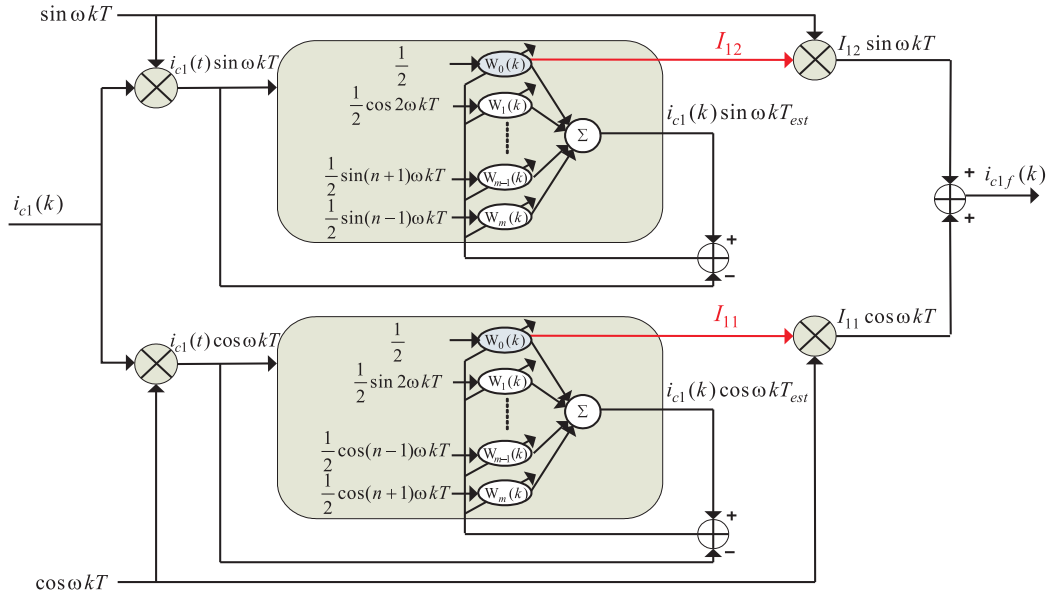


FIG. 4.6 – Structure d'identification des courants de références avec la méthode tri-monophasée.

$$\mathbf{X}_{\sin}(t)^T = 1/2 [1 \quad \cos 2\omega t \quad \sin 2\omega t \quad \dots \\ \dots \quad \cos(n-1)\omega t \quad \cos(n+1)\omega t \quad \sin(n+1)\omega t \quad \sin(n-1)\omega t \quad \dots], \quad (4.29)$$

$$\mathbf{W}_{\cos}^T = [I_{11} \quad -I_{12} \quad I_{11} \quad \dots \quad I_{n2} \quad -I_{n2} \quad I_{n1} \quad -I_{n1} \quad \dots]. \quad (4.30)$$

$$\mathbf{X}_{\cos}(t)^T = 1/2 [1 \quad \sin 2\omega t \quad \cos 2\omega t \quad \dots \\ \dots \quad \sin(n+1)\omega t \quad \sin(n-1)\omega t \quad \cos(n-1)\omega t \quad \cos(n+1)\omega t \quad \dots]. \quad (4.31)$$

Ainsi, chacune des équations (4.26) et (4.27) peut être implémentée par un élément Adaline. \mathbf{W}_{\sin} et \mathbf{W}_{\cos} représentent alors les vecteurs poids des deux Adaline et $\mathbf{X}_{\sin}(t)$ et $\mathbf{X}_{\cos}(t)$ les vecteurs d'entrées correspondants. Les composantes de ces derniers sont les cosinus et sinus des différentes harmoniques. La figure (4.6) montre la stratégie d'identification des courants harmoniques par la méthode tri-monophasée.

L'amplitude de la composante continue du courant fondamental réactif sera déterminée par le poids $W_0(k)$ du premier réseau Adaline. La composante continue du courant actif sera calculée par le poids $W_0(k)$ du second réseau Adaline. On peut alors reconstituer le courant fondamental en multipliant respectivement I_{11} et I_{12} par $\cos \omega t$ et $\sin \omega t$:

$$i_{c1f}(t) = I_{11} \cos \omega t + I_{12} \sin \omega t. \quad (4.32)$$

Le courant harmonique sur la première phase sera calculé comme suit :

$$i_{c1h}(t) = i_c(t) - i_{c1f}(t).$$

Pour un système triphasé, la même démarche est appliquée aux deux autres phases. Il suffit de prendre en compte les courants de charge i_{c2} et i_{c3} .

Cette méthode, comme les deux précédentes, permet aussi d'identifier individuellement les harmoniques à compenser. On peut récupérer les valeurs correspondantes pour chaque harmonique sur l'un des deux réseaux Adaline. Pour une harmonique d'ordre N et en considérant le premier réseau Adaline, l'amplitude I_{N1} sera le poids associé au $\sin(N+1)\omega t$ ou au $\sin(N-1)\omega t$ multiplié par (-1). L'amplitude I_{N2} sera le poids associé au $\cos(N-1)\omega t$ ou au $\cos(N+1)\omega t$ multiplié par (-1). Ainsi, nous pouvons composer le courant harmonique d'ordre N comme suit : $i_{cN}(t) = I_{N1} \cos N(\omega t) + I_{N2} \sin N(\omega t)$.

4.3.4 Méthode des courants diphasés

Une nouvelle méthode d'identification des courants de référence, que nous appelons « méthode des courants diphasés (MCD) » est présentée dans ce paragraphe. Nous l'avons élaborée en collaboration avec Damien Flieller de l'INSA de Strasbourg. La méthode des courants diphasés, comme la méthode des puissances instantanées réelle et imaginaire, travaille dans le repère DQ , mais nécessite moins de calculs que celle-ci et assure une meilleure précision et robustesse. De plus, cette nouvelle méthode utilise les courants seuls et non des résultats de calculs tels que les puissances réelle et imaginaire.

a. Principe

Nous considérons l'écriture simplifiée du courant pollué, sur les trois phases, donnée par la relation suivante :

$$\begin{bmatrix} i_{c1} \\ i_{c2} \\ i_{c3} \end{bmatrix} = I_1 \begin{bmatrix} \cos(\omega t - \alpha_1) \\ \cos(\omega t - \alpha_1 - 2\pi/3) \\ \cos(\omega t - \alpha_1 + 2\pi/3) \end{bmatrix} + \sum_{n=2\dots N} I_n \begin{bmatrix} \cos(n\omega t - \alpha_n) \\ \cos(n\omega t - \alpha_n - 2\pi/3) \\ \cos(n\omega t - \alpha_n + 2\pi/3) \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

où la première partie représente les courants fondamentaux et la seconde modélise la somme des harmoniques. Cette même relation peut s'écrire de la façon suivante :

$$\begin{bmatrix} i_{c1} \\ i_{c2} \\ i_{c3} \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32} \mathbf{P}(\omega t) \begin{bmatrix} i_D \\ i_Q \end{bmatrix}, \quad (4.34)$$

où \mathbf{T}_{32} et $\mathbf{P}(\omega t)$ sont respectivement les matrices de passage dans les repères $\alpha\beta$ et DQ . i_D et i_Q représente les courants dans le repère DQ .

La première phase de notre transformation consiste à écrire les courants dans le repère $\alpha\beta$:

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32}^T \begin{bmatrix} i_{c1} \\ i_{c2} \\ i_{c3} \end{bmatrix} = \sum_{n=1\dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \begin{bmatrix} \cos(n\omega t - \alpha_n) \\ \sin(n\omega t - \alpha_n) \end{bmatrix}. \quad (4.35)$$

Nous pouvons écrire séparément les courant fondamentaux et les courants harmoniques comme suit :

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \begin{bmatrix} \cos(\omega t - \alpha_1) \\ \sin(\omega t - \alpha_1) \end{bmatrix} + \sum_{n=2\dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \begin{bmatrix} \cos(n\omega t - \alpha_n) \\ \sin(n\omega t - \alpha_n) \end{bmatrix}. \quad (4.36)$$

La transformation de Park, avec un angle de rotation de $-\omega t$, est appliquée sur les courants de l'équation (4.36). Les nouveaux courants dans le repère de Park seront obtenus comme suit :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} i_D \\ i_Q \end{bmatrix} &= \mathbf{P}(-\omega t) \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \\ &= \sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \begin{bmatrix} \cos(\alpha_1) \\ -\sin(\alpha_1) \end{bmatrix} + \sum_{n=2\dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \begin{bmatrix} \cos((n-1)\omega t - \alpha_n) \\ \sin((n-1)\omega t - \alpha_n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.37)$$

Ces courants diphasés peuvent être décomposés en une somme de deux termes, à savoir une composante continue et une composante alternative. Nous posons :

$$\begin{bmatrix} \bar{i}_D \\ \bar{i}_Q \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \begin{bmatrix} \cos \alpha_1 \\ -\sin \alpha_1 \end{bmatrix}, \quad (4.38)$$

et

$$\begin{bmatrix} \tilde{i}_D \\ \tilde{i}_Q \end{bmatrix} = \sum_{n=1\dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \begin{bmatrix} \cos((n-1)\omega t - \alpha_n) \\ \sin((n-1)\omega t - \alpha_n) \end{bmatrix}. \quad (4.39)$$

Les composantes continues \bar{i}_D et \bar{i}_Q de l'équation (4.38) représentent les courants fondamentaux dans le repère diphasé. Les composantes alternatives \tilde{i}_D et \tilde{i}_Q de l'équation (4.39) représentent les courants harmoniques dans le même repère.

Nous pouvons utiliser deux filtres passe bas afin de séparer les composantes continues des composantes alternatives.

Pour retrouver les courants harmoniques dans le repère triphasé, nous effectuons successivement les transformations \mathbf{T}_{32} et $\mathbf{P}(\omega t)$ sur les courants de l'équation (4.39) :

$$\begin{bmatrix} i_{ref1} \\ i_{ref2} \\ i_{ref3} \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32} \mathbf{P}(\omega t) \begin{bmatrix} \tilde{i}_D \\ \tilde{i}_Q \end{bmatrix}, \quad (4.40)$$

Notre stratégie d'identification des courants harmoniques avec les Adaline peut être utilisée de deux façons différentes :

- extraire les courants harmoniques dans le repère DQ ,
- extraire les courants harmoniques dans le repère $\alpha\beta$.

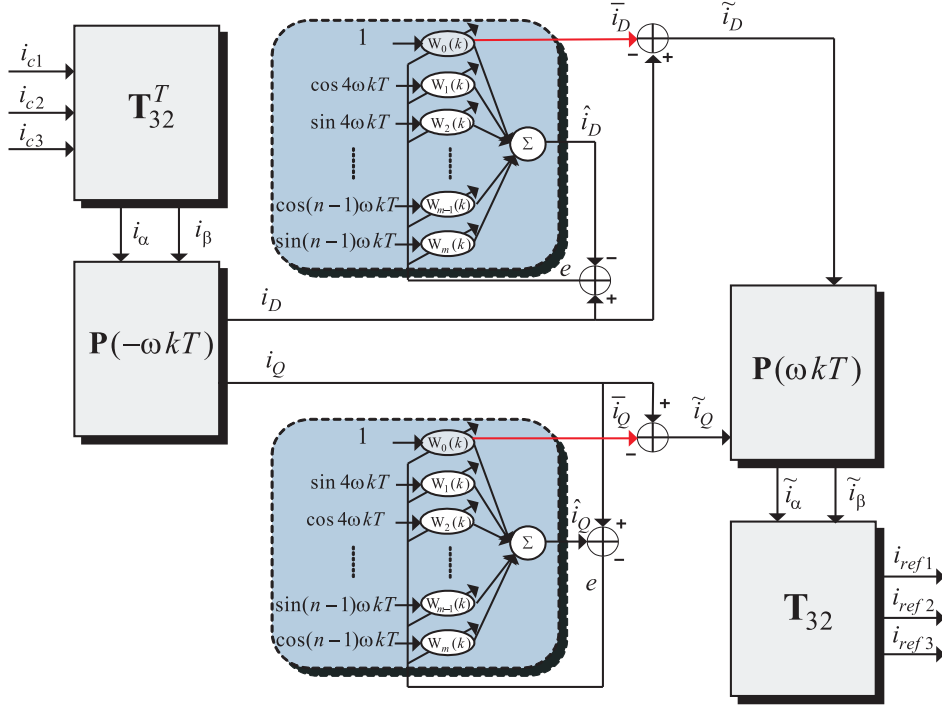


FIG. 4.7 – Structure d'identification des courants harmoniques par la méthode des courants diphasés.

b. Extraction des courants harmoniques avec les Adaline (repère DQ)

Deux Adaline seront nécessaires pour extraire les courants harmoniques dans le repère DQ . La figure 4.7 montre la topologie de l'identification des courants harmoniques diphasés.

Les deux courants de l'équation (4.37) peuvent s'écrire séparément comme suit :

$$\begin{aligned}
 i_D &= \sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \cos(\alpha_1) + \sum_{n=2 \dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \cos((n-1)\omega t - \alpha_n) \\
 &= \sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \cos(\alpha_1) + \sum_{n=2 \dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n (\cos(n-1)\omega t \cos \alpha_n \\
 &\quad + \sin(n-1)\omega t \sin \alpha_n)
 \end{aligned} \tag{4.41}$$

$$\begin{aligned}
 i_Q &= -\sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \sin(\alpha_1) + \sum_{n=2 \dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \sin((n-1)\omega t - \alpha_n) \\
 &= -\sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \sin(\alpha_1) + \sum_{n=2 \dots N} \sqrt{\frac{3}{2}} I_n (\sin(n-1)\omega t \cos \alpha_n \\
 &\quad - \cos(n-1)\omega t \sin \alpha_n)
 \end{aligned} \tag{4.42}$$

Les notations vectorielles des équations (4.41) et (4.42) seront notées par :

$$i_D = \mathbf{W}_D^T \mathbf{X}_D(t), \quad (4.43)$$

et

$$i_Q = \mathbf{W}_Q^T \mathbf{X}_Q(t). \quad (4.44)$$

avec

$$\mathbf{W}_D^T = \left[\sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \cos \alpha_1 \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_5 \cos \alpha_5 \quad \cdots \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \sin \alpha_n \right], \quad (4.45)$$

$$\mathbf{X}_D(t) = \left[1 \quad \cos 4\omega t \quad \cdots \quad \sin(n-1)\omega t \right], \quad (4.46)$$

$$\mathbf{W}_Q^T = \left[-\sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \sin \alpha_1 \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_5 \cos \alpha_5 \quad \cdots \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \sin \alpha_n \right], \quad (4.47)$$

et

$$\mathbf{X}_Q(t) = \left[1 \quad \sin 4\omega t \quad \cdots \quad \cos(n-1)\omega t \right]. \quad (4.48)$$

Les vecteurs $\mathbf{X}_D(t)$ et $\mathbf{X}_Q(t)$ des équations (4.46) et (4.48) constitueront les entrées des deux Adaline. Les vecteurs \mathbf{W}_D^T et \mathbf{W}_Q^T des équations (4.45) et (4.47) représentent les poids des Adaline retrouvés après une phase d'adaptation (voir la figure 4.7).

Le poids $W_0(k)$ du premier réseau Adaline représente l'estimation de la composante continue du courant diphasé \bar{i}_D suivant l'axe D . La composante continue du courant diphasé \bar{i}_Q suivant l'axe Q sera représentée par le poids $W_0(k)$ du second réseau Adaline. Les composantes alternatives \tilde{i}_D et \tilde{i}_Q représentant les courants harmoniques selon les axes D et Q respectivement, seront calculées par :

$$\tilde{i}_D = i_D - \bar{i}_D, \quad (4.49)$$

$$\tilde{i}_Q = i_Q - \bar{i}_Q. \quad (4.50)$$

Avec les transformations \mathbf{T}_{32} et $\mathbf{P}(\omega t)$ appliquées à ces courants, nous retrouvons les courants de référence i_{ref1} , i_{ref2} et i_{ref3} dans le repère triphasé.

c. Extraction des courants harmoniques avec les Adaline (repère $\alpha\beta$)

Contrairement aux filtres passe bas, les réseaux Adaline offrent la possibilité d'extraire d'une manière précise les courants harmoniques dans le repère $\alpha\beta$. De cette façon, nous pouvons nous dispenser d'effectuer les transformations $\mathbf{P}(-\omega t)$ et $\mathbf{P}(\omega t)$.

Après la transformation \mathbf{T}_{32}^T , les courants i_α et i_β de l'équation (4.36) sont séparés respectivement selon les axes α et β . Nous pouvons alors écrire ces courants avec les deux notations vectorielles suivantes :

$$i_\alpha = \mathbf{W}_\alpha^T \mathbf{X}_\alpha(t), \quad (4.51)$$

nature de la compensation	méthodes de compensation			
	directe	PIRI	tri-Mono	MCD (DQ)
courants harmoniques	$i_c - i_{cf}$	$\tilde{p} + \tilde{q}$	$i_c - i_{cf}$	$\tilde{i}_D + \tilde{i}_Q$
courants réactifs	$I_{12} \sin \omega t$	\bar{q}	$I_{12} \sin \omega t$	\bar{i}_Q
harmoniques + réactif	$i_c - I_{11} \cos \omega t$	$\tilde{p} + \tilde{q} + \bar{q}$	$i_c - I_{11} \cos \omega t$	$\tilde{i}_D + \tilde{i}_Q + \bar{i}_Q$

TAB. 4.1 – Nature et objectif de la compensation avec les quatre méthodes neuronales

et

$$i_\beta = \mathbf{W}_\beta^T \mathbf{X}_\beta(t). \quad (4.52)$$

avec

$$\mathbf{W}_\alpha^T = \left[\sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_5 \quad \cdots \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \right], \quad (4.53)$$

$$\mathbf{X}_\alpha(t) = \left[\cos(\omega t - \alpha_1) \quad \cos(5\omega t - \alpha_5) \quad \cdots \quad \cos(n\omega t - \alpha_n) \right], \quad (4.54)$$

$$\mathbf{W}_\beta^T = \left[\sqrt{\frac{3}{2}} I_1 \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_5 \quad \cdots \quad \sqrt{\frac{3}{2}} I_n \right], \quad (4.55)$$

et

$$\mathbf{X}_\beta(t) = \left[\sin(\omega t - \alpha_1) \quad \sin(5\omega t - \alpha_5) \quad \cdots \quad \sin(n\omega t - \alpha_n) \right]. \quad (4.56)$$

Comme pour le repère DQ , deux réseaux Adaline seront utilisés pour la reconstitution des courants i_α et i_β dans le repère $\alpha\beta$. Les deux premiers poids des deux réseaux Adaline permettent d'estimer les courants fondamentaux représentés par le premier terme de l'équation (4.36). Ainsi, nous pouvons déduire les courants harmoniques dans ce même repère. Finalement, les courants harmoniques dans le repère triphasé seront obtenus par la transformation \mathbf{T}_{32} .

Il est possible d'éviter les transformations \mathbf{T}_{32} et $\mathbf{P}(\omega t)$ utilisées pour le retour dans le repère triphasé. Les réseaux Adaline offrent la possibilité de retrouver l'amplitude du courant fondamental I_1 dans les deux repères $\alpha\beta$ et DQ . Dans ce cas, nous pouvons composer I_1 avec les termes cosinus et sinus dont la phase instantanée est identique à celle de la tension fondamentale du réseau. Ce principe est utilisé dans la méthode tri-monophasée.

4.3.5 Choix des objectifs de compensation

L'un des avantages offert par ces quatre méthodes est la possibilité de choisir la nature des courants à compenser (harmoniques et/ou réactifs). Le tableau 4.1 résume ces différentes possibilités.

La première méthode appelée directe, permet de choisir l'élimination des courants harmoniques en réinjectant les courants de référence dans le réseau électrique.

Ceux-ci sont directement identifiés sur le courant de charge mesuré. Pour compenser le courant réactif, il suffit de sélectionner la composante réactive liée au sinus du fondamental et l'introduire dans le réseau électrique en opposition de phase via un organe de commande. Enfin, pour éliminer à la fois la composante réactive et les courants harmoniques, on sélectionne la composante active du courant liée au terme cosinus du fondamental, qu'on soustrait du courant de charge. Cette méthode a l'avantage de travailler sur les courants de charge sans aucune transformation préalable et les réseaux Adaline sont identiques sur chaque phase.

La méthode des PIRI s'utilise dans l'espace des puissances. Elle nécessite donc une transformation pour passer d'un repère triphasé à un repère diphasé. Après identification des puissances active et réactive alternatives, une transformation de Concordia inverse génère les courants de compensation harmoniques. Pour ne supprimer que le courant réactif, il est possible d'identifier uniquement la puissance réactive continue avec le second Adaline. La suppression des courants harmoniques et réactifs revient à compenser la puissance réactive continue et les deux puissances alternatives.

La méthode tri-monophasée reprend le même principe que la méthode directe pour la sélection de la nature de la compensation mais nécessite une transformation des courants de charge. Cette méthode utilise deux Adaline par phase.

La méthode des courants diphasés (dans le repère DQ) compense les harmoniques par l'identification des courants alternatifs. Le réactif est compensé par la composante continue du courant suivant l'axe Q . Finalement, la compensation conjointe des harmoniques et du réactif se fait par le courant total suivant l'axe Q et du courant alternatif suivant l'axe D .

4.3.6 Comparaison

Nous avons choisi six critères de comparaison pour les quatre méthodes neuronales et la méthode des PIRI classique. Nous avons évalué ces techniques sur les critères suivants :

- nécessité ou pas de la présence d'une méthode d'extraction des tensions directes,
- nécessité ou pas d'une transformation des courants,
- utilisation pour les systèmes triphasés,
- utilisation pour les systèmes monophasés,
- utilisation d'un filtre passe bas pour la séparation des composantes du courant,
- compensation ou pas du courant réactif.

Le tableau 4.2 récapitule ces différents critères pour chaque méthode d'identification.

La méthode des PIRI classique utilise un filtre passe bas pour séparer les composantes des puissances active et réactive et a besoin d'un système d'extraction de la tension directe du réseau électrique. Elle n'est pas applicable pour les systèmes monophasés. La nouvelle méthode des PIRI que nous avons proposée reprend le même principe mais utilise deux Adaline à la place des deux filtres passe bas et est donc plus homogène. Les résultats des simulations et des expérimentations que nous avons effectuées montrent une nette amélioration du THD du courant par rapport à

PIRI classique	méthode directe	PIRI neuronale	tri-Mono	MCD neuronale
besoin de la tension directe				
oui	non	oui	non	non
besoin d'une transformation du courant				
oui	non	oui	oui	oui
besoin d'un filtre passe bas				
oui	non	non	non	non
valable pour un système monophasé				
non	oui	non	oui	non
valable pour un système triphasé				
oui	oui	oui	oui	oui
compense le courant réactif				
oui	oui	oui	oui	oui

TAB. 4.2 – Comparaison des différentes techniques de compensation.

la première méthode. La méthode directe avec les réseaux de neurones est celle qui remplit le mieux les différentes contraintes et notamment celles relatives aux ressources de calculs. Elle est utilisable pour les systèmes triphasés et monophasés. Elle ne nécessite pas la décomposition de la tension ni la transformation des courants. La technique tri-monophasée s'applique sur les courants comme la méthode directe. Elle ne nécessite pas la tension réseau mais effectue une transformation sur les courants de charge afin de fournir les composantes du courant fondamental liées aux biais des Adaline. La méthode des courants diphasés (MCD), travaillant dans le repère DQ , effectue l'identification des courants dans le repère à deux dimensions. Cette méthode offre tous les avantages de la méthode des PIRI tout en s'affranchissant de la nécessité d'une PLL.

4.4 Résultats de simulation

Dans un premier temps, nous testons la convergence et la réponse des réseaux de neurones. Dans un second temps, nous montrons les résultats de simulations effectuées sur un système dont les valeurs sont issues d'un cahier des charges industriel.

4.4.1 Validation

Afin de tester l'efficacité et la précision de l'identification des harmoniques par les réseaux Adaline avec les quatre méthodes, un courant fondamental de fréquence 50 Hz et d'amplitude 150 A a été généré et des harmoniques d'ordre 5, 7 et 11 ont été additionnées. Les valeurs des poids des Adaline ont été comparées avec les valeurs théoriques. Les harmoniques et le courant fondamental ont ensuite été reconstitués.

La figure 4.8 montre l'extraction du courant fondamental par les quatre méthodes que nous avons développées. La figure 4.8(a) montre un courant pollué par trois harmoniques d'ordre 5, 7 et 11, les quatre figures 4.8(b),(c),(d),(e) montrent respectivement l'identification effectuée par la méthode directe, la méthode des PIRI,

la méthode tri-monophasée et la méthode des courants diphasés. Toutes les méthodes arrivent à identifier le fondamental mais avec des temps de montée différents. Le temps de montée de la méthode directe est de 0.045 s, celui de la méthode des PIRI est de 0.011 s. Pour les deux méthodes se révélant les plus rapides, les temps de montée sont respectivement de 0.005 s (tri-monophasé) et de 0.004 s (courants diphasés).

Un suivi individuel des harmoniques d'ordre 5, 7 et 11 effectué par la méthode directe est montré par la figure 4.9. À l'instant $t=0.19$ s, l'amplitude du signal pollué passe de 150 A à 100 A. Les erreurs d'estimations sur chaque harmonique sont également montré sur la même figure.

4.4.2 Application sur un modèle

Les modèles et l'ensemble des simulations sont réalisés dans l'environnement Matlab/Simulink. L'objectif est ici de valider l'utilisation des réseaux Adaline pour l'identification et le filtrage des harmoniques polluantes. Les paramètres de simulation sont conformes à un cahier des charges industriel. Les modèles utilisés sont récapitulés dans (Alali, 2002). Les caractéristiques de la source, de la charge polluante ou celles du filtre actif parallèle sont brièvement rappelées dans le chapitre 6. Les modèles de la partie puissance, notamment le réseau électrique, la charge polluante, l'onduleur, le filtre de sortie et la fem du réseau électrique sont construits à l'aide de la Power System Toolbox. Les réseaux Adaline sont programmés avec le Sfunction Builder utilisant le langage C.

Les valeurs des éléments caractérisants le réseau électrique sont les suivantes : $R_S = 1.269$ m Ω , $L_S = 46$ μ H, $V_{s1} = V_{s2} = V_{s3} = 230$ V et $f = 50$ Hz. La charge perturbatrice est un pont de Graetz consommant 100 kVA et ayant un angle d'amorçage égal 0°.

a. Compensation avec la méthode directe

La figure 4.10 présente la forme du courant du réseau électrique triphasé avant et après compensation. Les trois réseaux Adaline sont utilisés indépendamment sur chaque phase et estiment les courants de charge mesurés directement sur le réseau électrique. Les entrées des Adaline sont constituées des termes en cosinus et en sinus issus de la décomposition en série de Fourier du courant harmonique (voir la section 4.3.1). La première sous-figure montre la forme du courant pollué (coté charge) sur les trois phases du réseau électrique. La seconde sous-figure montre les courants harmoniques identifiés, qui seront ensuite réinjectés dans le réseau électrique via le système de commande. La forme du courant dépollué (coté source) est montrée dans la troisième sous-figure. Concernant les réseaux Adaline, 12 entrées ont été fixées pour tenir compte des harmoniques jusqu'au rang 17 et le coefficient d'apprentissage est fixé à 0.001. La forme sinusoïdale du courant fondamental est retrouvée et le THD coté source est ramené de 24 % à 0.95 %.

b. Compensation avec la méthode des PIRI neuronale

La composante continue de la puissance réelle instantanée \bar{p} estimée par le réseau d'Adaline dans le repère diphasé est donnée par la figure 4.11(a). De la différence

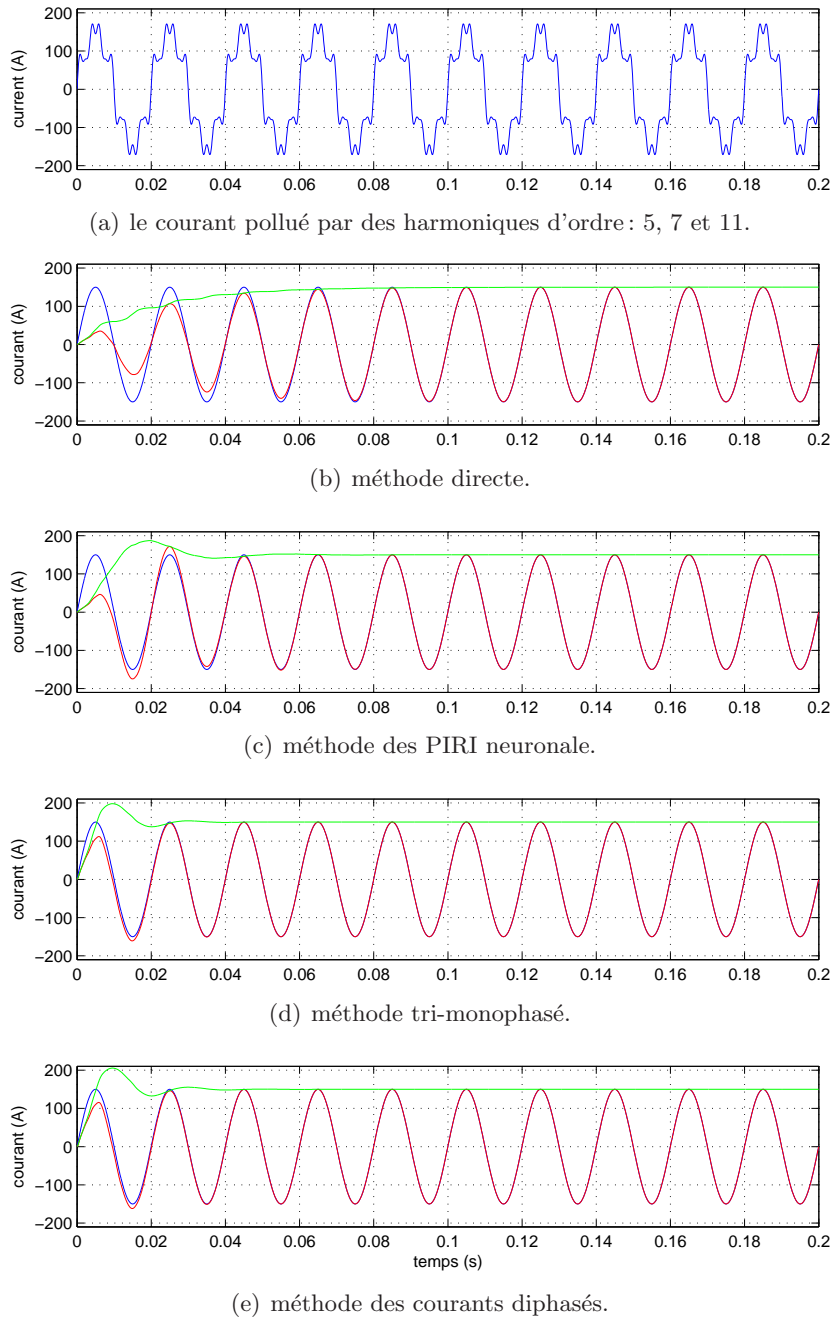
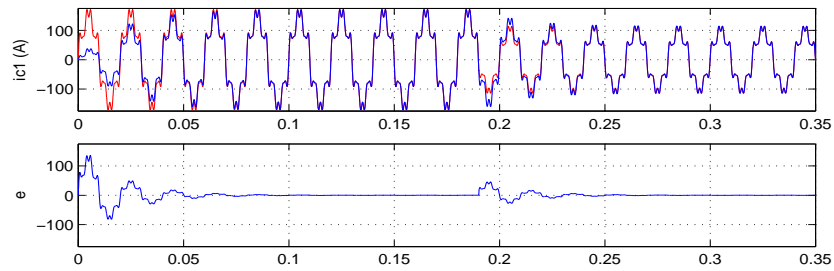
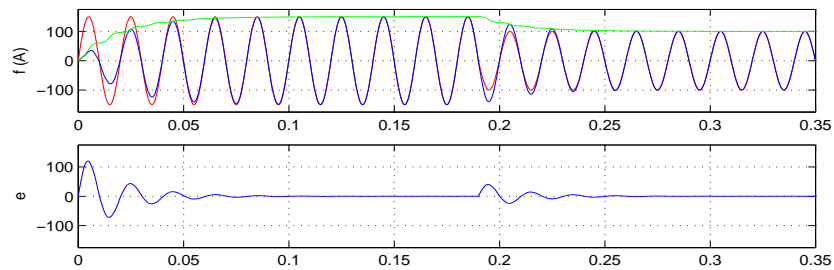


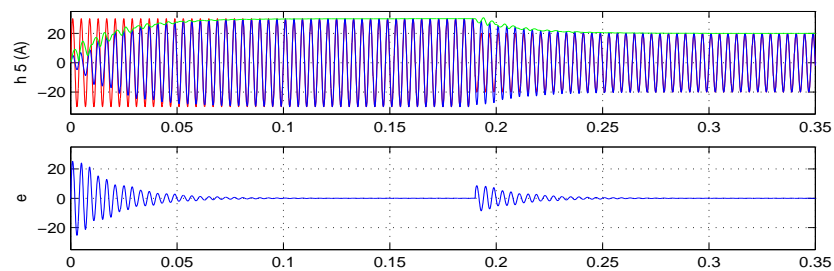
FIG. 4.8 – Extraction du courant fondamental dans un signal contenant des harmoniques (simulation).



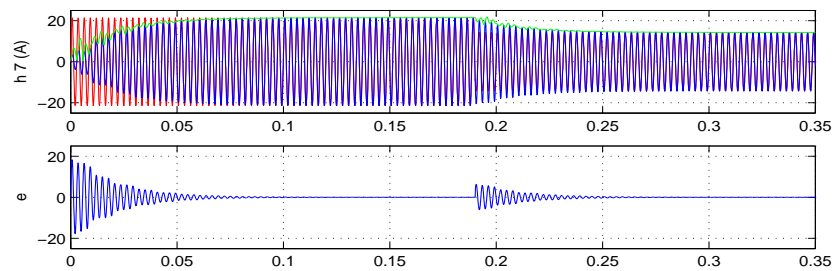
(a) le courant pollué par des harmoniques d'ordre : 5, 7 et 11



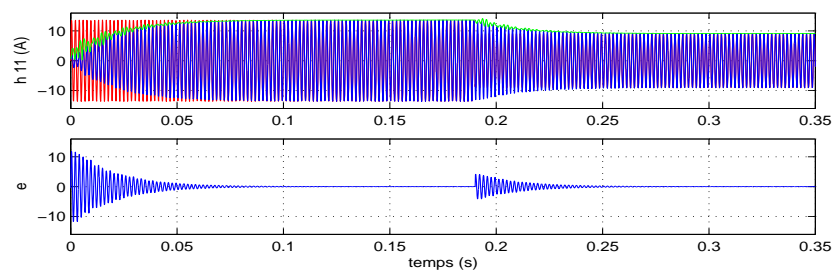
(b) Le fondamental et l'erreur sur son estimation.



(c) L'harmonique 5 et l'erreur sur son estimation.



(d) l'harmonique 7 et l'erreur sur son estimation.



(e) l'harmonique 11 et l'erreur sur son estimation.

FIG. 4.9 – Identification des courant harmoniques pour une variation de la charge (simulation).

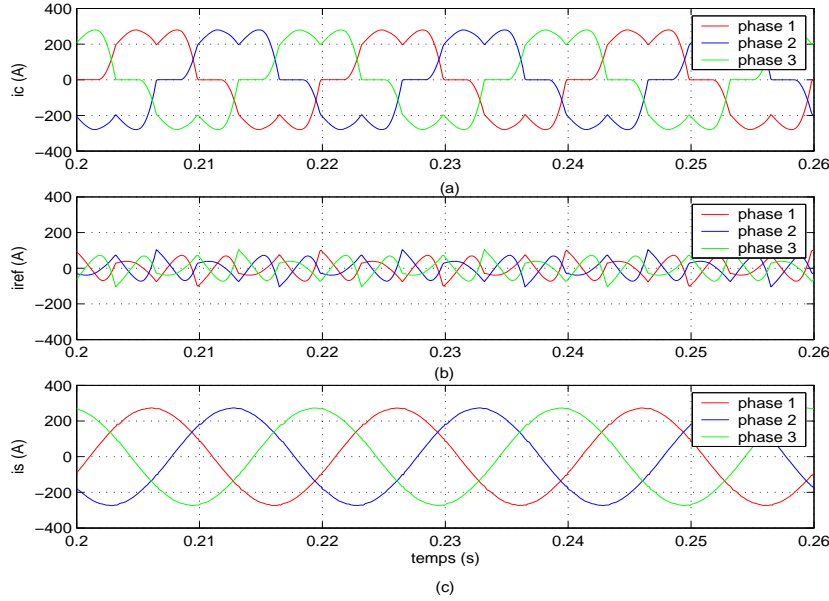


FIG. 4.10 – Performances de la méthode d'identification directe (simulation). (a) allure du courant de charge i_c , (b) allure du courant de référence i_{ref} , (c) allure du courant réseau i_s après compensation.

entre la puissance active et la composante continue, résulte la partie alternative \tilde{p} représentant la contribution des harmoniques. Cette dernière est représentée sur la figure 4.11(b). L'estimation de la composante continue de la puissance imaginaire instantanée \bar{q} et la composante alternative \tilde{q} obtenue en faisant la différence entre la puissance imaginaire et sa composante continue sont représentées respectivement sur les figures 4.11(c) et 4.11(d). Cette composante continue permet, par ailleurs, une estimation précise de la fréquence fondamentale. Il est à noter que chaque harmonique pourrait être représentée séparément grâce aux poids et aux entrées du réseau Adaline. Le vecteur d'entrée des deux Adaline est ici également constitué de 12 éléments en cosinus et sinus et d'un biais.

S'il s'agit de compenser tous les courants harmoniques du réseau, il est préférable de choisir un paramètre d'apprentissage des Adaline inférieur à 0.001 et cela, afin que les composantes continues estimées soient le plus stable possible. Si nous voulons une compensation sélective des harmoniques, le paramètre d'apprentissage doit être pris entre 0.001 et 0.1.

À partir des composantes alternatives des puissances \tilde{p} et \tilde{q} et en appliquant les transformations adéquates, nous retournons au repère triphasé pour retrouver les courants harmoniques de références.

La figure 4.12 présente la forme du courant coté charge, la forme du courant de référence ainsi que le courant coté réseau après compensation. Le courant du réseau y est désormais sinusoïdal et exempt de toutes perturbations harmoniques. Le THD coté source qui était au départ de 24% est réduit après compensation à 0.84%.

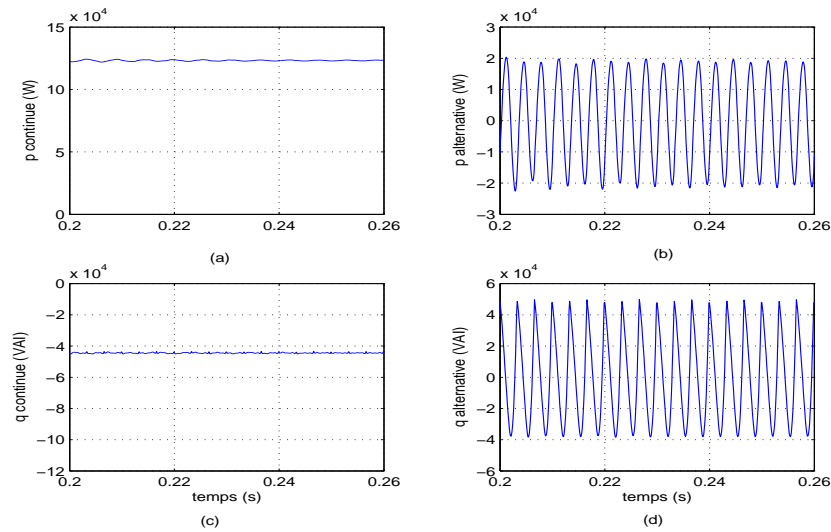


FIG. 4.11 – Identification des puissances instantanées (simulation). (a) composante continue de la puissance réelle instantanée estimée par l'Adaline, (b) puissance réelle résultant des harmoniques, (c) composante continue de la puissance imaginaire instantanée estimée par l'Adaline, (d) puissance imaginaire résultant des harmoniques.

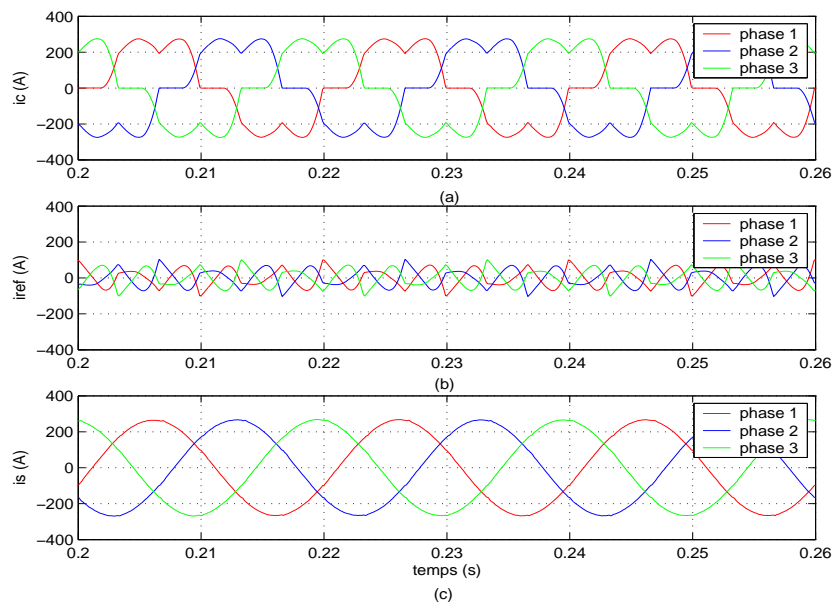


FIG. 4.12 – Performances de la méthode d'identification des PIRI neuronale (simulation). (a) allure du courant de charge i_c , (b) allure du courant de référence i_{ref} , (c) allure du courant réseau i_s après compensation.

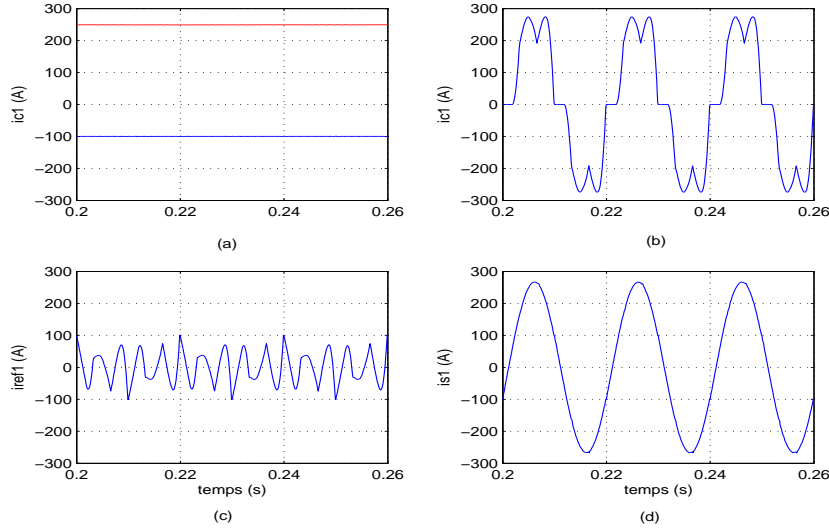


FIG. 4.13 – Performances de la méthode d'identification tri-monophasée (simulation). (a) le courant actif et le courant réactif, (b) allure du courant de charge i_c , (c) allure du courant de référence i_{ref} , (d) allure du courant réseau i_s après compensation.

c. Compensation avec la méthode tri-monophasée

La méthode tri-monophasée estime les composantes continues du courant fondamental actif et réactif en restant dans le repère triphasé. Deux réseaux Adaline sont utilisés par phase. La figure 4.13(a) montre les amplitudes des courants actif et réactif de la première phase déterminés par les poids des biais des deux Adaline. Le paramètre d'apprentissage μ sera fixé de la même façon que pour les Adaline de la méthode des PIRI, car la composante fondamentale du courant est liée aux poids des biais des réseaux de neurones. Le courant harmonique obtenu par cette méthode pour le modèle décrit précédemment est montré par la figure 4.13(c). La figure 4.13(b) indique le courant de charge de la phase 1, et la figure 4.13(d) donne le courant de la source après compensation.

Avec la décomposition en série de Fourier du signal à estimer, le vecteur d'entrée est composé de 23 éléments pour chaque Adaline, afin de tenir compte des harmoniques 5, 7, 11, 13 et 17. La taille de ce vecteur est plus importante que pour les deux méthodes précédentes. Le THD coté source est réduit à 0.79% alors qu'il était de 24% coté charge.

4.4.3 Comparaison

Afin de comparer valablement ces trois méthodes d'identification des courants harmoniques, nous avons gardé le même système de commande pour les trois cas. Le THD mesuré rend compte de l'efficacité de chaque technique. Nous avons comparé également les résultats obtenus avec la méthode des PIRI classique sans réseaux de neurones. Toutes les mesures sont données dans le tableau 4.3. Les quatre techniques d'identification basées sur les Adaline donnent d'excellents résultats par rapport à la méthode utilisant des filtres passe bas. Des améliorations plus significatives sont

techniques de filtrage	THD réseau (pour THD charge de 24 %)
méthode des PIRI classique	1.2%
méthode MCD avec filtres	0.98%
méthode directe neuronale	0.95%
méthode des PIRI neuronale	0.84%
méthode tri-monophasée neuronale	0.79%
méthode MCD neuronale	0.75%

TAB. 4.3 – Comparaison sur l'amélioration du THD

techniques de filtrage	nombre d'Adaline	taille du vecteur \mathbf{X}
méthode directe	3	12
méthode des PIRI neuronale	2	13
méthode tri-monophasée	6	23
Méthode des courants diphasés	2	11

TAB. 4.4 – Comparaison des méthodes neuronales (nombre d'Adaline, taille du vecteur d'entrée)

obtenues avec les méthodes tri-monophasée et MCD.

Le tableau 4.4 montre une comparaison en termes de ressources entre les quatre techniques neuronales. La première colonne représente le nombre de réseaux de neurones Adaline utilisé pour l'identification d'un système triphasé. La seconde colonne indique la taille du vecteur d'entrée des Adaline de chaque méthode.

La méthode tri-monophasée apparaît comme la plus coûteuse en ressources. Le THD coté source est cependant réduit à moins de 0.80 % par cette technique. Cette bonne compensation se justifie par la combinaison des avantages qu'offrent les méthodes directe et des PIRI. En effet, elle s'applique directement sur les courants de charge mais en effectuant au préalable une transformation conduisant à un signal plus simple à identifier pour les Adaline. La méthode des courants diphasés offre la meilleure compensation du THD tout en utilisant un vecteur d'entrée réduit et 2 Adaline seulement.

4.5 Résultats expérimentaux

Pour éprouver les différentes techniques d'identifications développées dans ce chapitre, nous avons mené des expérimentations sur un banc de test.

Dans une première configuration, le réseau électrique est caractérisé par $V_{s1} = V_{s2} = V_{s3} = 100 \text{ V}$, la puissance apparente est de 500 VA, la fréquence vaut 50 Hz et la charge polluante est composée de $R_c = 12 \text{ } \Omega$, $L_c = 38 \text{ mH}$. Le travail s'est effectué en boucle ouverte (sans asservissement) afin de juger les méthodes neuronales sur la précision de l'extraction des courants harmoniques. Les résultats montrés sur la figure 4.14 illustrent l'identification faite par la méthode des PIRI. Le courant de charge, les courants harmoniques identifiés et le courant réseau déterminé par les

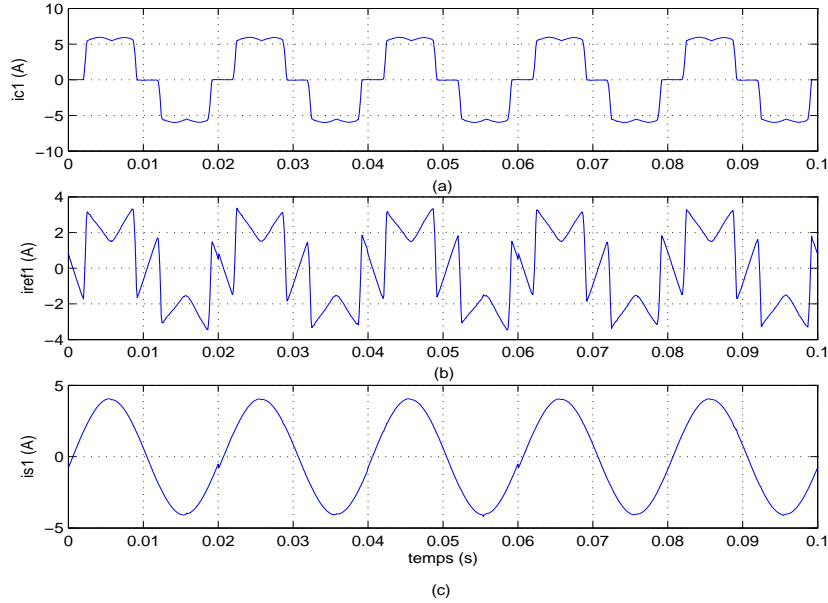


FIG. 4.14 – Performances de la méthode des PIRI (expérimentation). (a) allure du courant de charge i_{c1} , (b) allure du courant de référence i_{ref1} , (c) allure du courant coté réseau i_{s1} estimé.

Adaline sont présentés sur cette même figure. Le courant fondamental estimé par les Adaline est conforme à celui mesuré sur le réseau électrique sans la présence de la charge polluante. La présence de bruits de mesure n'entraîne pas d'altération des résultats.

La figure 4.15 montre les résultats de l'estimation des harmoniques du réseau électrique par la méthode tri-monophasé. Les caractéristiques expérimentales sont : puissance apparente 0.65 kVA, tension du réseau 117.8 V, fréquence 50 Hz et charge polluante R_L avec $R_c = 12 \Omega$, $L_c = 40$ mH.

Comme dans le cas de la méthode des PIRI, le courant fondamental du réseau électrique extrait au moyen de notre stratégie neuronale est équivalent au courant théorique.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter la méthode des puissances instantanés pour l'identification des courants harmoniques. Cette technique est très répandue dans les processus de filtrage actif en raison de ses bonnes performances. Elle a servie de référence pour le comparatif avec nos approches d'identifications neuronales.

Par la suite, nous avons développé les quatre techniques à base de réseaux Adaline pour l'extraction des harmoniques du courant. La première technique, appelée méthode directe, travaille sur la transformée de Fourier du signal des courants triphasés. Une technique simple par sa conception mais limitée par ses performances comparée aux trois autres. La deuxième technique se base sur le principe des puis-

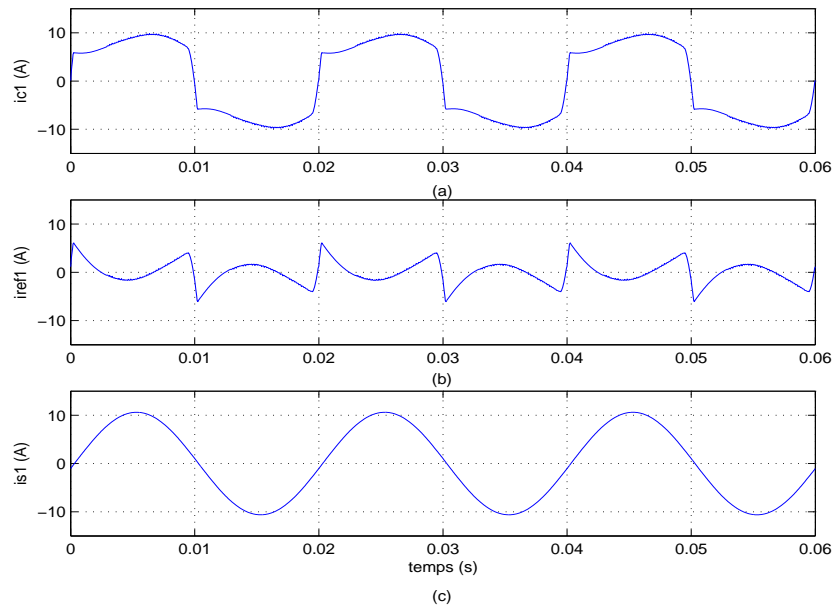


FIG. 4.15 – Performances de la méthode tri-monophasée (expérimentation). (a) allure du courant de charge i_{c1} , (b) allure du courant de référence i_{ref1} , (c) allure du courant coté réseau i_{s1} estimé.

sances instantanées mais utilise deux Adaline à la place des filtres passe bas. Elle travaille dans le repère $\alpha\beta$ pour estimer les puissances continues qui correspondent aux courants fondamentaux. La troisième méthode, appelée tri-monophasée, permet d’exploiter les avantages des deux premières méthodes. En effet, elle effectue une transformation des courants (pour avoir un signal où les amplitudes fondamentales sont séparées des harmoniques) tout en restant dans le repère triphasé. La dernière méthode offre la possibilité de travailler dans le repère $\alpha\beta$ ou dans le repère DQ . Cette méthode que nous appelons MCD (méthode des courants diphasés) retrouve, grâce à une transformation dans le repère DQ , de nouveaux courants où les composantes fondamentales sont associées à des termes constants.

Enfin, les tests effectués en simulation et sur le banc expérimental montrent que l’estimation des harmoniques par ces techniques neuronales est nettement meilleure que celle obtenue par les méthodes classiques.

En plus de l’identification de la totalité des harmoniques, les techniques neuronales permettent d’extraire individuellement chaque rang harmonique et d’identifier la puissance réactive. Les résultats sur ces applications sont donnés dans le chapitre 6.

Le chapitre suivant traite du dernier étage du FAP qui permet d’injecter ces courants harmoniques dans le réseau électrique.

Chapitre 5

Restitution des courants dans le réseau électrique

Sommaire

5.1	Le système de commande dans un FAP	110
5.2	Commande de l'onduleur avec un RST	111
5.3	Commande de l'onduleur avec la logique floue	112
5.3.1	Contrôleur flou à une seule entrée	113
5.3.2	Contrôleur flou à deux entrées	115
5.4	Commande de l'onduleur par réseaux de neurones	116
5.4.1	Commande directe avec apprentissage hors ligne	117
5.4.2	Commande inverse avec apprentissage en ligne	118
5.4.3	Commande directe inverse	120
5.4.4	Commande avec un régulateur PI neuronal	122
5.5	Régulation de la tension continue	124
5.6	Résultats de simulation	126
5.6.1	Compensation des courants par les méthodes directe et inverse	126
5.6.2	Comparatif du suivi de consigne	126
5.7	Résultats expérimentaux	128
5.7.1	Régulation du courant avec un PI	128
5.7.2	Régulation du courant avec un contrôleur neuronal inverse	128
5.7.3	Régulation du courant avec un contrôleur neuronal direct-inverse	128
5.7.4	Régulation de la tension aux bornes de la capacité	129
5.8	Conclusion	130

LES capacités des réseaux de neurones à estimer une fonction non linéaire quelconque sont très intéressantes du point de vue de la commande. En effet, grâce à un processus d'apprentissage, ils peuvent identifier en permanence le modèle d'un système non linéaire. Pour diverses raisons, les méthodes traditionnelles ne proposent pas, à ce jour, de formalisme générique et acceptable pour le contrôle des systèmes non linéaires. Les réseaux de neurones se présentent comme une solution viable pour l'élaboration de la commande d'un tel système dans la mesure où un neurocontrôleur constitue un contrôleur adaptatif.

Après avoir vu dans le chapitre précédent l'identification et l'extraction des courants harmoniques, nous allons présenter ici, la façon de générer ces courants qui seront ensuite injectés dans le réseau électrique. En fait, nous avons insisté sur l'importance de l'étape d'identification des harmoniques sur le rendement et l'efficacité du filtre actif parallèle. Cependant, une fois ces courants évalués, il convient de les générer par un système de commande pilotant un onduleur et un filtre de sortie.

Nous donnons d'abord un aperçu du régulateur RST utilisé en simulation afin de comparer les résultats obtenus avec ceux des réseaux de neurones. Une méthode introduite dans (Alali et al., 2004), appelée RST amélioré (RST_{am}) et surpassant les performances du RST classique, est évaluée. Nous présentons ensuite le régulateur flou que nous avons développé en simulation et qui satisfait de nombreuses contraintes liées notamment à la modélisation de l'onduleur.

Dans la section 5.4, nos architectures neuronales sont présentées. Quatre schémas d'apprentissage sont utilisés : un schéma d'identification directe d'un processus avec un apprentissage hors ligne, un schéma d'identification inverse, un schéma d'apprentissage appelé direct inverse et un PI neuronal.

Dans la section 5.5, nous étudions le moyen de maintenir constante, la tension aux bornes du condensateur de l'onduleur afin d'assurer le rôle de source continue.

Une étude du suivi de consigne de différents contrôleurs neuronaux comparativement aux régulateurs PID classique, RST amélioré et flou est réalisée dans le tableau 5.3 de la section 5.6.

Notre motivation principale dans le choix d'une commande neuromimétique reste, en plus de l'amélioration des performances, de tendre vers une stratégie de contrôle-commande « tout neuromimétique ». Cela, afin d'aboutir à une structure de calcul fortement homogène plus favorable à une implémentation matérielle.

5.1 Le système de commande dans un FAP

Dans le chapitre 3, nous avons montré que l'extraction des composantes d'une tension déséquilibrée est assurée par des réseaux de neurones que nous avons développés. La séparation du courant fondamental avec les courants harmoniques est présenté dans le chapitre 4, où plusieurs techniques neuronales ont été élaborées et

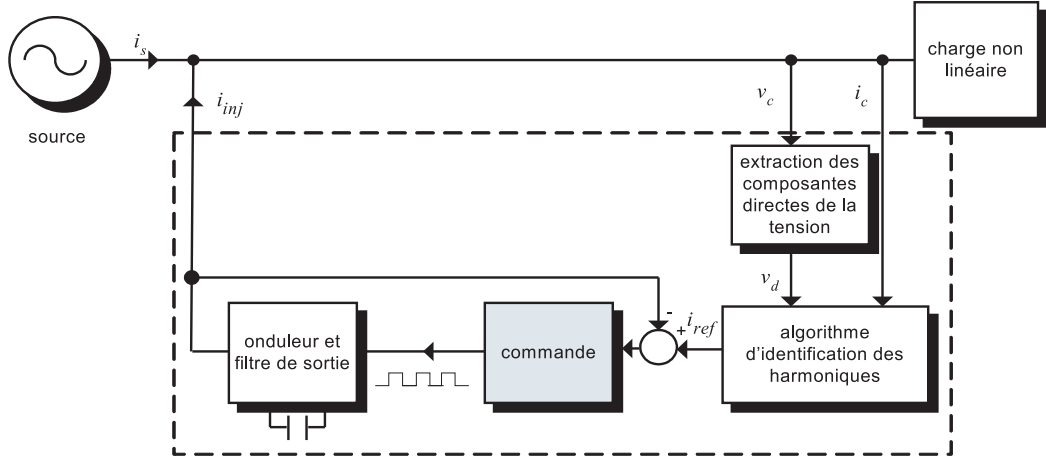


FIG. 5.1 – Structure d'un filtre actif parallèle : rôle de la partie commande.

testées. Il est à rappeler que les réseaux de neurones utilisés pour ces deux problèmes d'identification sont de type Adaline.

L'étape finale de la partie contrôle-commande assure la génération des signaux à injecter dans le réseau électrique. Ces signaux sont les courants de références en sortie du bloc d'identification. Le système de commande doit fournir des signaux en MLI pour la commande de l'onduleur. En effet ce dernier comporte des thyristors dont il convient de piloter l'ouverture et la fermeture. La figure 5.1 rappelle ces différentes parties en soulignant la fonctionnalité commande.

5.2 Commande de l'onduleur avec un RST

Le régulateur RST ou placement de pôles robustes est utilisé avec un filtre de sortie du troisième ordre (Alali, 2002). Ce régulateur est moins sensible aux problèmes rencontrés avec le régulateur PI concernant le respect du compromis rapidité et filtrage. Il est composé de trois polynômes $R(s)$, $S(s)$ et $T(s)$ définis de telle sorte à atteindre les objectifs de régulation.

Le régulateur RST utilisé pour le FAP est décrit par la figure 5.2. La commande u à appliquer pour l'onduleur et le filtre de sortie est donnée par l'équation (5.1) :

$$u = \frac{T(s).i_{ref} - R(s).i_{inj}}{S(s)}. \quad (5.1)$$

La fonction de transfert de l'onduleur et du filtre de sortie peut être définie par la relation suivante :

$$\frac{B(s)}{A(s)} = \frac{1}{\tau s + 1} \frac{B_1(s)}{A_1(s)}, \quad (5.2)$$

avec $1/(\tau s + 1)$ la fonction modélisant l'onduleur, τ un retard correspondant à une période d'échantillonnage. Les ordres de commande transmis à l'onduleur lors d'une

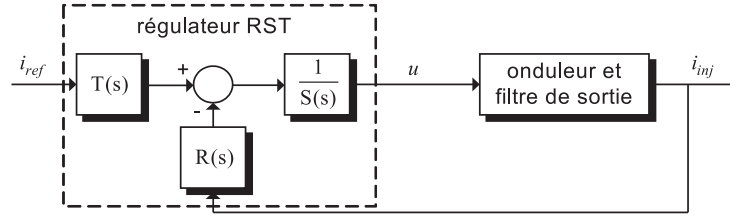


FIG. 5.2 – Commande par régulateur RST des courants du FAP.

implantation numérique, ne peuvent être pris en compte qu'après une première période d'échantillonnage. $B_1(s)/A_1(s)$ modélise le filtre de sortie du troisième ordre donnée par :

$$\frac{B_1(s)}{A_1(s)} = \frac{1}{(L_{f1}L_{f2}C_f)s^3 + (L_{f1} + L_{f2})s}, \quad (5.3)$$

avec L_{f1} et L_{f2} deux inductances et C_f une capacité. Les résistances internes et la résistance d'amortissement sont négligées.

La fréquence de coupure de la boucle de régulation est choisie plus grande que l'harmonique la plus élevée du signal de référence. De plus, elle doit être aussi éloignée que possible de la fréquence de commutation.

La fonction de transfert en boucle fermée du système complet résultant de la figure 5.2 sera donnée par :

$$i_{inj} = \frac{T(s)B_1(s)}{R(s)B_1(s) + S(s)(\tau s + 1)A_1(s)} i_{ref}. \quad (5.4)$$

L'inconvénient majeur de cette méthode est l'introduction d'un déphasage entre l'entrée et la sortie de la boucle de régulation. Ce déphasage croît avec l'augmentation de la fréquence. Dans des travaux récents (Alali *et al.*, 2004), une amélioration des performances du régulateur RST classique a été proposée. Nous avons retenu celui-ci comme référence pour nos comparaisons.

5.3 Commande de l'onduleur avec la logique floue

Conjointement à l'élaboration d'un contrôleur flou, nous avons conçu un régulateur PI fonctionnant sur le même modèle d'onduleur et servant de référence pour la comparaison des performances. Lors des passages à zéro de notre signal, des décrochements ont été perçus avec le contrôleur PI. Il s'agit d'un effet de temps mort. Lors du passage d'un courant négatif à un courant positif par exemple, le temps mort est respectivement ajouté puis retranché, ce qui provoque une discontinuité. Il s'agit d'une caractéristique intrinsèque de l'onduleur, due au circuit de commande des transistors.

La disposition de notre régulateur flou est donc la même que celle du PI, avec dans un premier temps, l'erreur entre la consigne et la sortie du système servant d'entrée unique, et en sortie, le rapport cyclique des signaux de commande MLI.

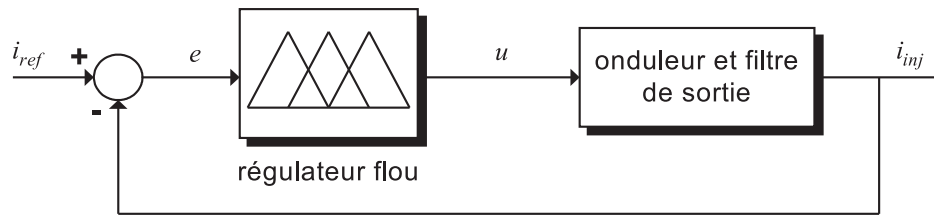


FIG. 5.3 – Schéma d'asservissement avec un contrôleur flou à une entrée.

Dans un second temps, le contrôleur flou sera complété par l'ajout en entrée de la dérivée de l'erreur.

5.3.1 Contrôleur flou à une seule entrée

Devant le choix infini de combinaisons et de variantes pour la constitution d'un contrôleur flou, notre démarche sera dictée par la simplicité de mise en œuvre. Nous avons limité le nombre de sous ensembles flous à trois ou cinq pour chaque variable. Les fonctions d'appartenance sont choisies de formes triangulaires.

Le schéma de principe de la régulation par un contrôleur flou à une seule entrée est présenté par la figure 5.3. L'entrée est l'erreur entre la consigne du courant et le courant dans la charge.

De manière générale, un contrôleur flou comporte trois parties distinctes ; la fuzzyfication, caractérisée par les fonctions d'appartenance des variables d'entrée, la defuzzyfication, caractérisée par les fonctions d'appartenance des variables de sortie, l'application des règles à partir d'une base de règle et d'un moteur d'inférence liant les variables d'entrée à celles de sortie. Le contrôleur flou que nous considérons est de type Mamdani, avec une méthode de fuzzyfication de type MIN-MAX et une méthode de defuzzyfication de type centroïde.

Il est possible d'appliquer en entrée et en sortie du régulateur flou des gains appelés « facteurs d'échelle » qui affinent la sensibilité du régulateur sans intervenir ni sur les règles, ni sur les sous-ensembles flous.

Après plusieurs essais et en se basant sur le modèle de l'onduleur, nous avons fixé l'univers de discours de la variable d'entrée e entre -0.4 et $+0.4$ et nous avons retenu cinq sous ensembles flous de formes triangulaires pour le caractériser : negG (erreur négative, grande), negP (erreur négative, petite), zero (erreur proche de zéro), posP (erreur positive, petite) et posG (erreur positive, grande). Pour affiner au mieux la surface caractéristique du régulateur flou, nous avons produit un chevauchement excessif des sous ensembles flous entre -0.1 et $+0.1$ (figure 5.4).

L'univers de discours de la variable de sortie représentant la commande u est également divisé en cinq sous ensembles flous ; Tpetit (commande très petite, proche de 0), petit (commande petite), moyen (commande moyenne, proche de 0.5), grand (commande grande) et Tgrand (commande très grande, proche de 1), visible sur la figure 5.4. La plage de variation de la grandeur u qui représente le rapport cyclique des signaux de commande MLI est $[0, 1]$. Un chevauchement important des sous ensembles flous est produit entre 0.4 et 0.6.

Le module d'application des règles quant à lui sera composé de cinq règles, pré-

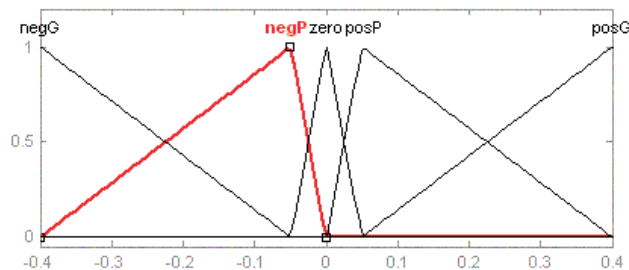
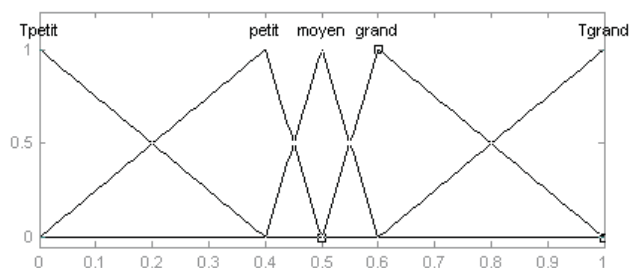


FIG. 5.4 – Univers de discours de la variable erreur.

FIG. 5.5 – Univers de discours de la variable de commande u .

sentées dans le tableau 5.1. Ces règles sont exprimées au format SI-ALORS. Il est à noter que pour ce cas à une seule variable d'entrée, les règles floues sont assez simples.

Dans un premier temps, nous avons réalisé une simulation sur la base d'une consigne représentée par un signal carré de fréquence 50 Hz et d'amplitude 0.1 A afin de comparer les performances entre le contrôleur flou et le correcteur PI. La réponse du système à cette consigne est donnée en figure 5.6. Elle est un peu moins rapide que celle d'un asservissement classique. Il n'y a pas de dépassement, ni d'oscillations, ce qui présente un avantage non négligeable pour ce type d'application. En revanche, on observe une erreur statique de 2 mA, ce qui reste largement acceptable.

Lorsque la consigne, de même amplitude que précédemment, est de type sinusoïdale et composée de deux harmoniques d'ordre 5 et 7 de fréquence fondamentale 50 Hz, la réponse en courant donnée par la figure 5.7 suit relativement bien la consigne. L'erreur statique précédente se reflète cependant dans le courant qui circule dans la charge et les résultats sont moins bons qu'avec un asservissement doté d'un régulateur PI.

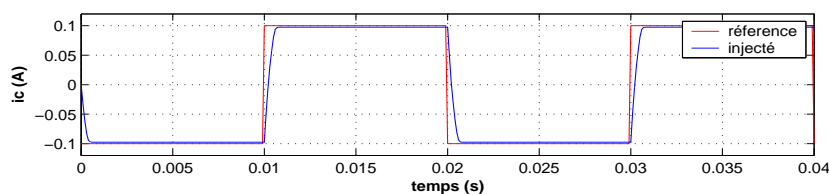


FIG. 5.6 – Réponse à un signal carré du régulateur flou à une seule entrée.

erreur	commande
negG	Tpetit
negP	petit
zero	moyen
posP	grand
posG	Tgrand

TAB. 5.1 – Règles floues, contrôleur à une seule entrée

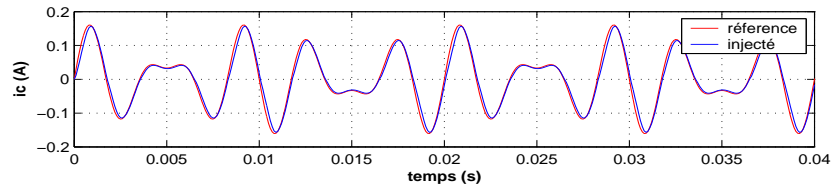


FIG. 5.7 – Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du régulateur flou à une seule entrée (simulation).

Les résultats obtenus par l'utilisation d'un contrôleur flou à une seule entrée sont donc insuffisants même si les performances sont proches de celles du correcteur PI. Une amélioration possible consiste à ajouter en entrée du contrôleur flou, la dérivée de l'erreur.

5.3.2 Contrôleur flou à deux entrées

L'ajout, en entrée du contrôleur flou, de la dérivée de l'erreur pourrait améliorer les performances et permettre au système d'avoir une meilleur dynamique. Le schéma de principe du régulateur flou à deux entrées est donné par la figure 5.8.

Nous avons conservé les mêmes espaces de discours pour l'erreur et la commande. La dérivée de l'erreur est caractérisée par la variable *derreur*. Son espace de discours est divisé en trois sous ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont de forme triangulaire et décrites comme suit ; neg (dérivée de l'erreur négative), zero (dérivée de l'erreur proche de zéro), pos (dérivée de l'erreur positive). La figure 5.9 montre cette disposition. La plage de variation de la dérivée de l'erreur est fixée entre -300 et +300 et nous avons gardé un chevauchement normal des sous ensembles flous.

La base de règle nécessaire pour le moteur d'inférence est cette fois-ci à deux

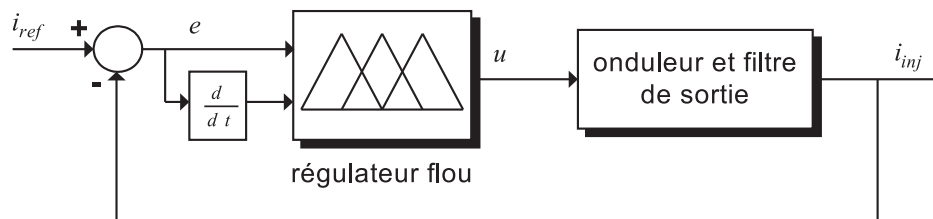
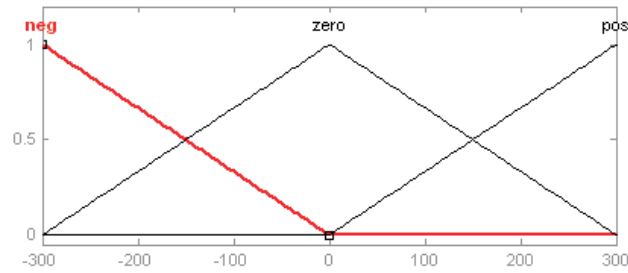


FIG. 5.8 – Schéma d'asservissement avec un contrôleur flou à deux entrées.

FIG. 5.9 – Univers de discours de la dérivée de l'erreur u .

	negG	negG	zero	posP	posG
neg	Tpetit	Tpetit	moyen	moyen	grand
zero	Tpetit	petit	moyen	grand	Tgrand
pos	petit	moyen	moyen	Tgrand	Tgrand

TAB. 5.2 – Règles floues, contrôleur à deux entrées

dimensions et elle est plus complète. L'ensemble des règles est décrit par le tableau 5.2.

Le régulateur flou à deux entrées est représenté par sa surface caractéristique. Cette dernière exprime les variations de la valeur réelle de la sortie du régulateur en fonction des entrées quand ces dernières parcourent l'univers de discours. Le tracé de la figure 5.10 montre les relations liant les différents paramètres du régulateur flou. Cette surface peut encore être améliorée avec la normalisation des variables.

En reprenant les consignes appliquées au paragraphe 5.3.1, l'erreur statique du régulateur flou à une seule entrée est éliminée, tout comme l'effet du temps mort. La réponse en courant à la consigne composée des harmoniques d'ordre 5 et 7, d'amplitude 0.1 A et à la fréquence fondamentale de 50 Hz est donnée par la figure 5.11. De plus, ce contrôleur a permis d'obtenir une plus grande dynamique du système.

Même si la technique de commande par la logique floue est souple et présente l'avantage de l'utilisation de l'expertise humaine et des connaissances *a priori*, elle reste néanmoins dépourvue des techniques permettant un meilleur réglage de ses paramètres.

Dans la section suivante une autre technique empruntée à l'intelligence artificielle et se basant sur des algorithmes pour définir ces paramètres est utilisée.

5.4 Commande de l'onduleur par réseaux de neurones

La littérature scientifique fait état d'un grand nombre de stratégies de commande à base des techniques neuromimétiques. Dans notre étude des systèmes de commande, nous avons sélectionné les schémas les plus aptes à répondre à nos exigences.

L'architecture du réseau de neurones n'est souvent que partiellement imposée par la tâche à réaliser ; les entrées, le nombre de neurones, les sorties du réseau, le type et la connectivité des neurones peuvent être fixées par le concepteur. Nous

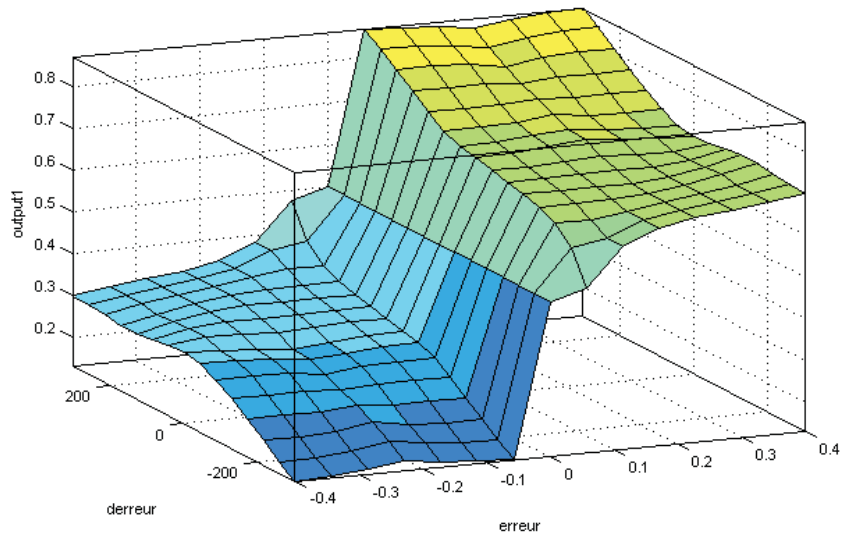


FIG. 5.10 – Surface caractéristique du régulateur flou.

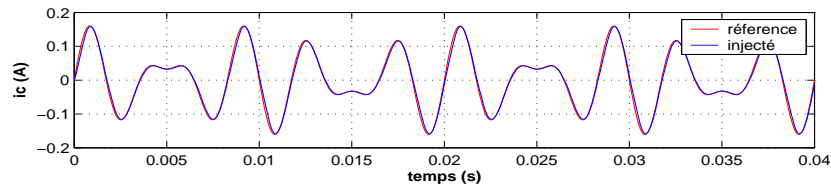


FIG. 5.11 – Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du régulateur flou à deux entrées (simulation).

utilisons dans ce travail des réseaux de neurones de type perceptron multicouche avec une seule couche cachée. De récentes recherches prouvent qu'avec une telle structure et un nombre suffisant de neurones, on peut approximer n'importe quelle fonction¹. Le nombre de neurone n'est pas fixé à l'avance, il est déterminé selon une procédure itérative, suivant le succès de l'apprentissage. Une fois l'architecture fixée, l'apprentissage tente de remplir au mieux la tâche à laquelle le réseau est destiné.

Quatre types d'architectures utilisées sont décrites dans ce qui suit (Ould Abdeslam *et al.*, 2005d).

5.4.1 Commande directe avec apprentissage hors ligne

Dans le schéma de la commande directe, il s'agit d'élaborer un neurocontrôleur par apprentissage du comportement d'un contrôleur existant. Pour ce faire, nous choisissons le régulateur de type RST_{am} reconnu pour ses bonnes performances lorsque le système n'est pas soumis à des changements importants. Cette démarche nous permet d'obtenir une commande efficace tout en nous affranchissant des limitations du régulateur RST du point de vue de l'intégration numérique.

1. Les théorèmes mathématiques ne démontrent pas qu'un réseau de neurones à une seule couche cachée est optimal (Thiria *et al.*, 1997)

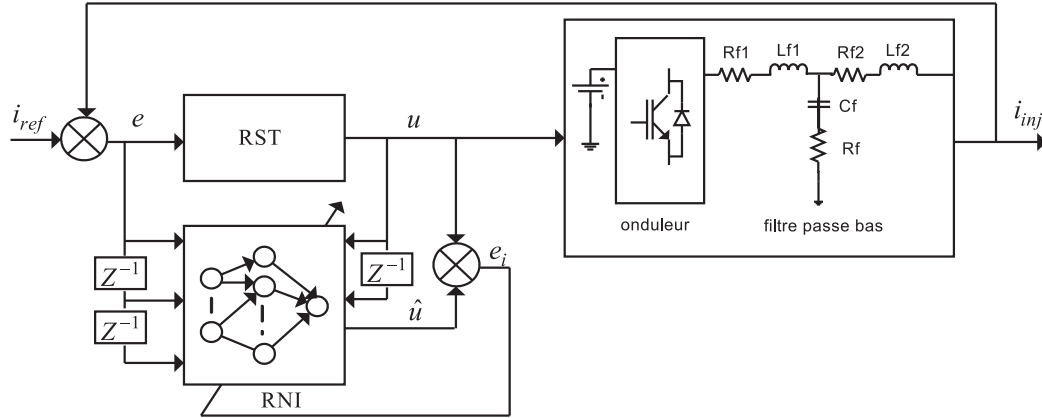


FIG. 5.12 – Schéma d'identification directe du régulateur RST.

Le schéma d'apprentissage de la commande RST est donné par la figure 5.12. Cet apprentissage est réalisé à l'aide d'un réseau de neurones multicouche avec une seule couche cachée de 15 neurones. Les entrées comportent le signal de commande aux instants k , $k-1$ et l'écart entre la référence et la réponse du système $e = i_{ref} - i_{inj}$, aux instants k , $k-1$ et $k-2$. La règle d'apprentissage utilisée est l'algorithme de la rétropropagation du gradient en utilisant l'erreur $e_i = u - \hat{u}$. En tant que neurocontrôleur, le réseau de neurones calcule les commandes à partir du modèle $\hat{u}(k) = f(u(k), u(k-1), e(k), e(k-1), e(k-2))$. Cette commande est évaluée en simulation et en expérimentation. Nous présenterons quelques exemples de tests dans la partie traitant des résultats.

5.4.2 Commande inverse avec apprentissage en ligne

Dans l'approche précédente, le neurocontrôleur possède les qualités et les imperfections de la commande RST. Cette dernière ne prend pas en compte les variations de la charge non linéaire. Pour tenir compte des fluctuations de la charge, nous proposons un apprentissage en ligne basé sur le schéma d'une commande inverse. Grâce à l'apprentissage en ligne, le neurocontrôleur peut s'adapter en permanence aux évolutions du système à commander. La figure 5.13 montre le schéma d'identification inverse faisant appel aux réseaux de neurones.

Nous basons notre étude sur le modèle du processus donné par la relation de l'équation (5.2). L'ordre du modèle de l'onduleur est de 1 et celui du filtre de sortie est de 3, ce qui nous fait un ordre total du processus à commander de 4. Le modèle discret direct du processus, en tenant compte du modèle de perturbations, est donné par la relation suivante :

$$i_{inj}(k) = f(u(k-1), u(k-2), i_{inj}(k-1), i_{inj}(k-2), i_{inj}(k-3), i_{inj}(k-4)). \quad (5.5)$$

La fonction inverse f^{-1} de l'équation (5.5) peut s'écrire comme suit :

$$u(k) = f^{-1}(u(k-1), i_{inj}(k+1), i_{inj}(k), i_{inj}(k-1), i_{inj}(k-2), i_{inj}(k-3)), \quad (5.6)$$

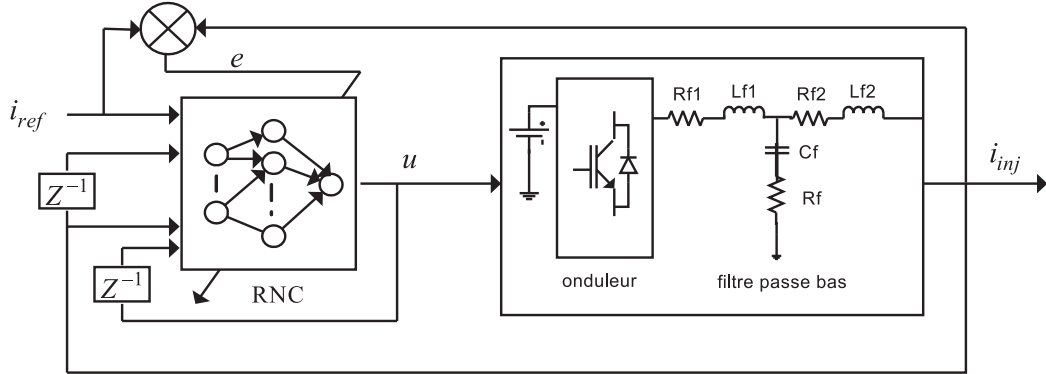


FIG. 5.13 – Commande inverse de l'étage de puissance avec un réseau de neurones.

où $i_{inj}(k)$ représente la sortie mesurée à l'instant k et $i_{inj}(k-1), i_{inj}(k-2), i_{inj}(k-3)$ sont ses valeurs aux instants précédents obtenues par des retards Z^{-1}, Z^{-2} et Z^{-3} .

Pour garantir une meilleure dynamique à notre système, tout en utilisant un modèle inverse d'ordre réduit, il est possible d'écrire :

$$u(k) = \hat{f}^{-1}(u(k-1), i_{ref}(k), i_{inj}(k), i_{inj}(k-1)), \quad (5.7)$$

où \hat{f}^{-1} représente la fonction inverse approximée par le réseau de neurones multicouche. La valeur du courant injecté $i_{inj}(k+1)$ est remplacée par $i_{ref}(k)$ qui correspond à la valeur du courant désiré à l'instant k .

Le réseau multicouche utilisé comme neurocontrôleur possède 4 entrées, une couche cachée de 5 neurones à fonctions d'activations sigmoïdes et une sortie à fonction d'activation linéaire. Son apprentissage est réalisé à l'aide de l'algorithme de rétropropagation du gradient basé sur l'erreur $e = i_{ref} - i_{inj}$. L'architecture de ce réseau de neurones est montrée dans la figure 5.14 où O_i, O_j et O_m représentent respectivement les valeurs à la sortie des neurones de la couche d'entrée, de la couche cachée et de la couche de sortie.

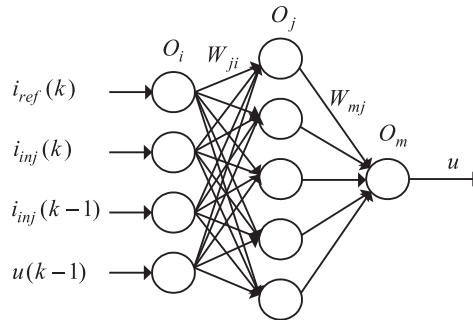


FIG. 5.14 – Architecture du neurocontrôleur inverse.

L'adaptation des poids de la couche cachée vers la couche de sortie s'écrit :

$$W_{mj}(k+1) = W_{mj}(k) + \mu \delta_m O_j, \quad (5.8)$$

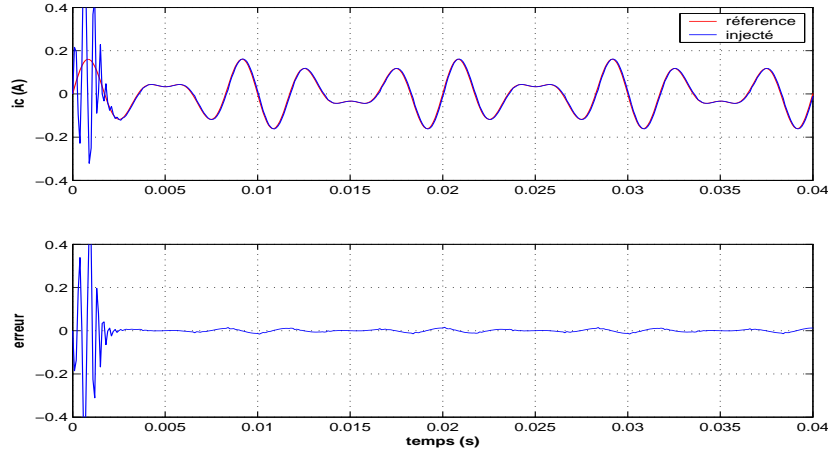


FIG. 5.15 – Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du contrôleur neuronal inverse et l'erreur de poursuite (simulation).

avec $\delta_m = e(k)f'(u(k))$.

L'adaptation des poids de la couche d'entrée vers la couche cachée s'écrit :

$$W_{ji}(k+1) = W_{ji}(k) + \mu\delta_j O_i, \quad (5.9)$$

avec $\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_m \delta_m W_{mj}$.

L'apprentissage en ligne aboutit à une commande nettement plus performante car, contrairement à l'apprentissage hors ligne, il permet au neurocontrôleur de s'affiner tout au long du processus de commande.

Pour les simulations, nous avons conservé le modèle régissant le comportement de l'onduleur et du filtre de sortie que nous avons utilisé dans le cas de la commande par le régulateur flou. La figure 5.15 montre les performances du contrôleur neuronal inverse en poursuite de la consigne contenant deux harmoniques d'ordre 5 et 7. L'erreur statique est évaluée à 1.5%.

5.4.3 Commande directe inverse

La commande directe inverse est plus sophistiquée que les commandes directe ou inverse vues plus haut. L'application de cette commande au contrôle de l'onduleur est montrée par la figure 5.16. La commande directe inverse utilise deux réseaux de neurones multicouches ; le premier appelé identificateur (RNI) et le second contrôleur appelé (RNC).

Le premier réseau, comme son nom l'indique, identifie le processus (onduleur et filtre de sortie) et calcule en plus son Jacobien. Le réseau de neurones identificateur estime le modèle direct de l'onduleur et du filtre de sortie donné par l'équation 5.5. Nous pouvons réécrire l'équation discrète avec un ordre réduit comme suit :

$$\hat{i}_{inj}(k) = \hat{f}(u(k-1), u(k-2), i_{inj}(k-1), i_{inj}(k-2), i_{inj}(k-3)), \quad (5.10)$$

où $\hat{i}_{inj}(k)$ et \hat{f} représentent respectivement le courant injecté et la fonction du processus estimés par le réseau de neurones.

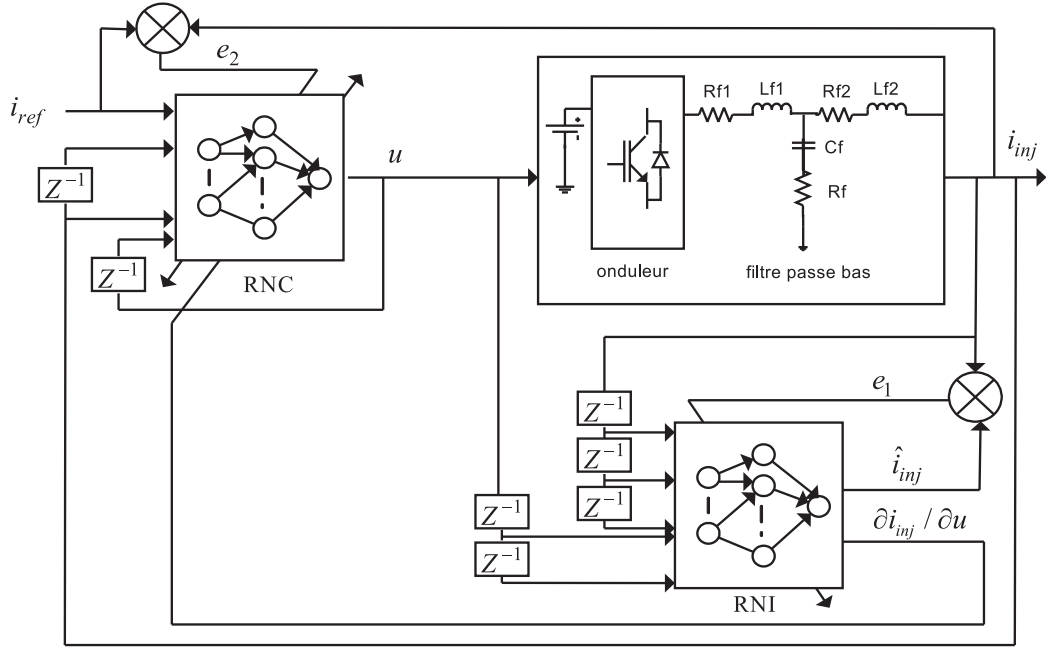


FIG. 5.16 – Schéma de la commande directe inverse appliquée au contrôle de l'étage de puissance (l'onduleur et le filtre de sortie).

Les cinq entrées du réseau identificateur sont $u(k-1)$, $u(k-2)$, $i_{inj}(k-1)$, $i_{inj}(k-2)$ et $i_{inj}(k-3)$. La couche cachée et la couche de sortie sont constituées respectivement de cinq neurones à fonctions d'activations sigmoïdes et d'un neurone à fonction d'activation linéaire. La mise à jour des poids est faite à base de l'erreur d'apprentissage $e_1(k) = i_{inj}(k) - \hat{i}_{inj}(k)$.

L'adaptation des poids de la couche cachée vers la couche de sortie s'écrit :

$$W_{mj}(k+1) = W_{mj}(k) + \mu \delta_m O_j, \quad (5.11)$$

avec $\delta_m = e_1(k)$.

L'adaptation des poids de la couche d'entrée vers la couche cachée s'écrit :

$$W_{ji}(k+1) = W_{ji}(k) + \mu \delta_j O_i, \quad (5.12)$$

avec $\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_m \delta_m W_{mj}$.

Le réseau de neurones contrôleur adopte la structure du contrôleur neuronale inverse de la section 5.4.2. La sortie du réseau $u(k)$ est établie sur un apprentissage basé sur l'erreur $e_2(k) = i_{ref}(k) - i_{inj}(k)$, ainsi que sur un terme supplémentaire $\partial i_{inj}(k) / \partial u(k)$. Cette dérivée est le Jacobien du processus qui est fourni par le réseau identificateur à chaque instant.

L'adaptation des poids de la couche cachée vers la couche de sortie s'écrit :

$$W_{mj}(k+1) = W_{mj}(k) + \mu \delta_m O_j, \quad (5.13)$$

avec $\delta_m = e_2(k) \frac{\partial i_{inj}(k)}{\partial u(k)}$.

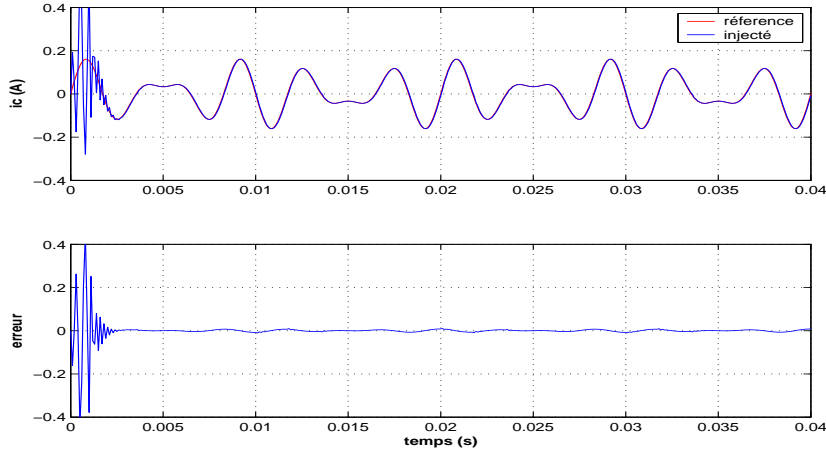


FIG. 5.17 – Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du contrôleur neuronal direct inverse et l'erreur de poursuite (simulation).

L'adaptation des poids de la couche d'entrée vers la couche cachée s'écrit :

$$W_{ji}(k+1) = W_{ji}(k) + \mu \delta_j O_i, \quad (5.14)$$

avec $\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_m \delta_m W_{mj}$.

Cette approche autorise un apprentissage en ligne pendant la commande de l'onduleur. L'allure du courant de référence et l'allure du courant injecté sont montrés sur la figure 5.17. On constate que l'utilisation de cette dernière approche donne de légères améliorations par rapport à la commande inverse (erreur statique de 1.26 %).

5.4.4 Commande avec un régulateur PI neuronal

Le régulateur PI réalise un bon compromis entre performances et coût de réalisation, et son utilisation avoisine les 80 % dans des systèmes de régulation industrielle. La détermination de ses paramètres P (proportionnel) et I (integral) n'est cependant pas toujours optimale. L'asservissement proportionnel P est essentiel au fonctionnement du PI. Il permet de donner de la « puissance » au système. Plus le gain proportionnel K_p est grand, plus le système converge vite vers sa référence. Mais en contrepartie, pour des valeurs de K_p trop grandes, le système oscille et une erreur statique est inévitable. Pour compenser cette erreur statique, on rajoute un terme intégral. L'idée principale est d'intégrer l'erreur dès le début et d'ajouter cette erreur à la consigne jusqu'à ce qu'elle devienne nulle. Lorsque cette erreur est nulle, le terme intégral se stabilise et compense parfaitement l'erreur entre le courant de référence et le courant de compensation. En revanche, plus le gain intégral K_i est grand, plus le système oscille et plus le dépassement est grand.

Partant de cela, et en exploitant la faculté d'apprentissage des réseaux de neurones, nous avons élaboré un système permettant d'estimer ces deux paramètres.

Le schéma de principe permettant d'estimer les gains proportionnels et intégrales du PI est détaillé sur la figure 5.18.

Le vecteur d'entrée de l'Adaline possède deux composantes : l'erreur et sa dérivée. Le poids $W_0(k)$ pondérant l'entrée erreur sera associé au facteur P et le poids $W_1(k)$

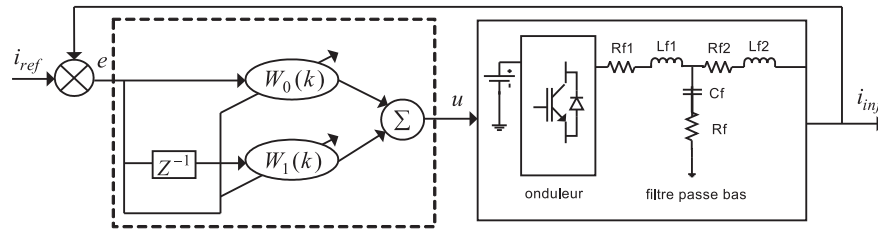


FIG. 5.18 – Schéma de la commande PI neuronale.

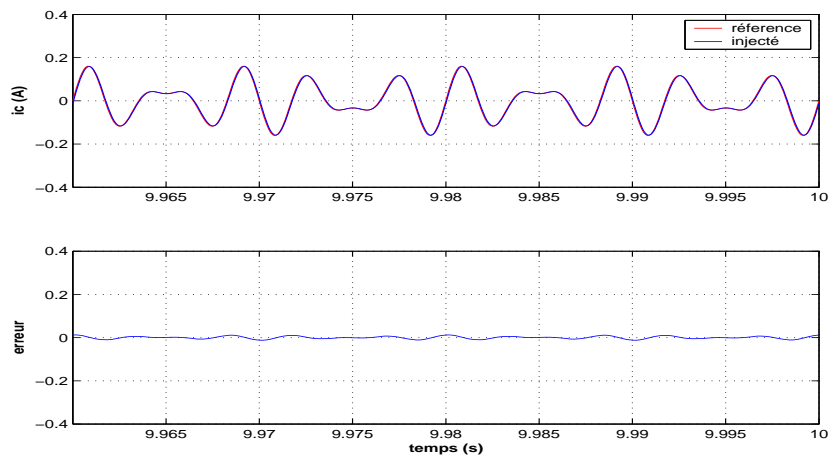


FIG. 5.19 – Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du contrôleur PI neuronal et l'erreur de poursuite (simulation).

pondérant l'entrée de la dérivée de l'erreur sera quand à lui associé au facteur I. L'erreur d'apprentissage sera $e = i_{ref} - i_{inj}$ et l'algorithme de mise à jour des poids est celui de Widrow-Hoff modifié.

La réponse du système à un signal de référence composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 est montrée dans la figure 5.19. Le défaut de cette approche est la lenteur de la convergence. Le signal du courant injecté nécessite un temps de montée évalué à 0,9s pour atteindre la référence. Pour accélérer la convergence, nous pouvons soit introduire un gain sur l'entrée liée au paramètre proportionnel soit, initialiser le poids liée au paramètre P à une valeur plus grande.

Lorsque le signal injecté arrive à suivre la référence selon les critères fixés par l'utilisateur, alors l'apprentissage peut être arrêté. L'Adaline joue ensuite le rôle d'un PI non adaptatif. Si des variations importantes surviennent au niveau du système à commander, l'apprentissage peut reprendre. Il faut noter aussi que le filtre de sortie doit être du premier ordre afin de permettre à l'Adaline de se comporter comme un PI.

Le but de cette approche est de concevoir un régulateur PI adaptatif et d'exploiter la simplicité de réglage des réseaux Adaline.

5.5 Régulation de la tension continue

La source d'énergie associée à l'onduleur est un condensateur. Pour que l'injection d'un courant de référence dans chacune des phases soit possible, la tension aux bornes de ce condensateur doit être constante et fixée à une valeur prédéterminée afin d'assurer le rôle d'une source de tension continue (figure 5.20).

Les pertes de puissance active dans le filtre actif (les pertes par commutation des interrupteurs et les pertes par effet de Joule dans les composants du filtre de sortie) sont les principales causes susceptibles de modifier la tension. La régulation de la tension moyenne aux bornes du condensateur de stockage d'énergie doit se faire par l'adjonction des courants actifs ne produisant pas de puissance réactive.

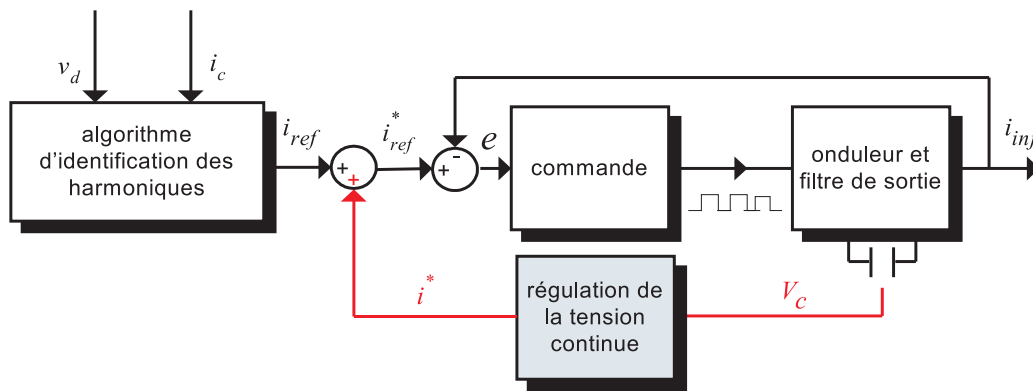


FIG. 5.20 – Schéma de principe de la partie commande de l'onduleur avec contrôle de la tension du condensateur.

La technique que nous avons utilisée pour contrôler la tension aux bornes du condensateur est un contrôleur PI associé à la MLI de commande de l'onduleur.

La figure 5.21 présente le schéma de principe du contrôleur de tension pour les trois phases. Les éléments suivants sont nécessaires :

- une sonde de tension isolée pour mesurer la tension V_c aux bornes du condensateur,
- un générateur de tension sinusoïdale d'amplitude unitaire V , en phase avec la composante directe de la tension du réseau,
- un contrôleur PI pour maintenir la tension aux bornes du condensateur V_c à une référence de tension V_{cref} fixée.

Pour charger le condensateur, il faut lui fournir une puissance qui viendra nécessairement du réseau. A la sortie du régulateur de tension s'ajoute, à un signe près, la puissance active harmonique (5.21) et donne lieu à un courant fondamental actif supplémentaire i^* corrigeant la tension continue V_c .

La valeur de la tension mesurée V_c est soustraite à la tension de référence V_{cref} , de telle manière que l'erreur de tension puisse être annulée par l'action du correcteur PI. La sortie du correcteur est une image de l'amplitude de courant fondamental actif nécessaire pour corriger la tension aux bornes du condensateur. Si cette tension est inférieure à la référence, cela signifie que la puissance réelle n'est pas suffisante. C'est pourquoi, le courant et la puissance réelle du réseau sont augmentés. De même, si

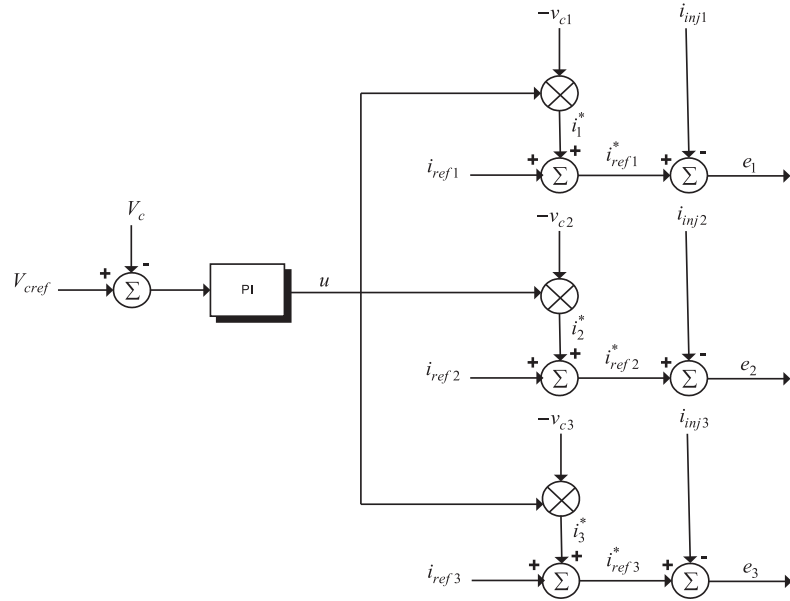


FIG. 5.21 – Principe de la régulation de la tension du condensateur.

la tension aux bornes du condensateur est supérieure à la référence, l'amplitude du courant du réseau doit être réduite pour limiter la puissance réelle fournie.

Le signal u à la sortie du PI est multiplié par la tension $-v_{c1}$ en opposition de phase avec la tension fondamentale du réseau. Du fait de l'action du filtre actif, cette tension est également en opposition de phase avec le courant fondamental du réseau. Le courant i_1^* ainsi obtenu est ajouté aux courants harmoniques de compensation identifiés sur le réseau électrique. Le nouveau courant de compensation i_{ref1}^* sera la nouvelle référence pour la commande de l'onduleur. Le même procédé est répété pour les deux autres phases. On va donc imposer la variation de courant nécessaire (et donc variation de puissance active nécessaire) au condensateur pour atteindre la tension de référence fixée.

techniques de commande	ordres des harmoniques dans le signal			
	5 et 7		5, 7, 11, 13 et 17	
	erreur statique	réponse dynamique	erreur statique	réponse dynamique
PID classique	8 %	51 ms	12 %	58 ms
RST amélioré	6 %	41 ms	8.5 %	53 ms
régulateur flou	2.3 %	29 ms	11.3 %	51 ms
PI neuronal	7.1 %	70 ms	10.4 %	81 ms
contrôleur direct	7.3 %	31 ms	9.5 %	49 ms
contrôleur inverse	1.5 %	29 ms	3.2 %	45 ms
contrôleur direct inverse	1.26 %	30 ms	2.92 %	48 ms

TAB. 5.3 – Comparatif du suivi de consigne des différents contrôleurs.

5.6 Résultats de simulation

5.6.1 Compensation des courants par les méthodes directe et inverse

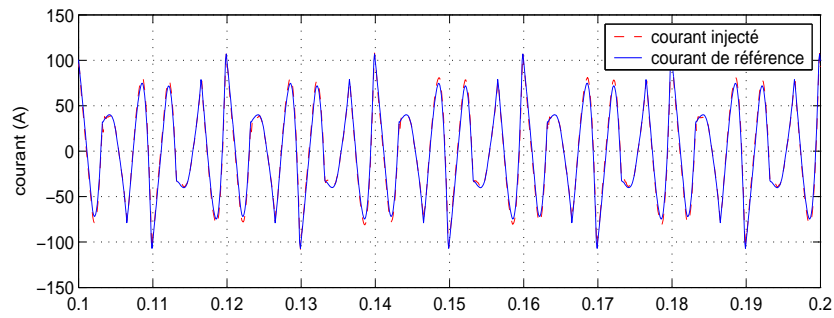
La commande neuronale directe avec apprentissage hors ligne d'un régulateur RST (figure 5.12) est évaluée sur un modèle relevant d'un cahier de charge industriel. La période d'échantillonnage choisie est de $10 \mu s$. On peut voir sur la figure 5.22 la forme du courant de référence de la phase 1, le courant injecté dans la même phase, ainsi que la différence entre les deux. On constate que le réseau de neurones arrive à des performances similaires à celles de la commande RST qu'il remplace, en témoigne l'erreur d'estimation du courant qui est évaluée à 9.5 %.

Avec une commande inverse associée à un apprentissage en ligne, l'erreur d'estimation du courant est évaluée à 3.2 %. L'apprentissage en ligne aboutit à une commande nettement plus performante car, contrairement à l'apprentissage hors ligne, il permet au neurocontrôleur de s'affiner tout au long du processus de commande.

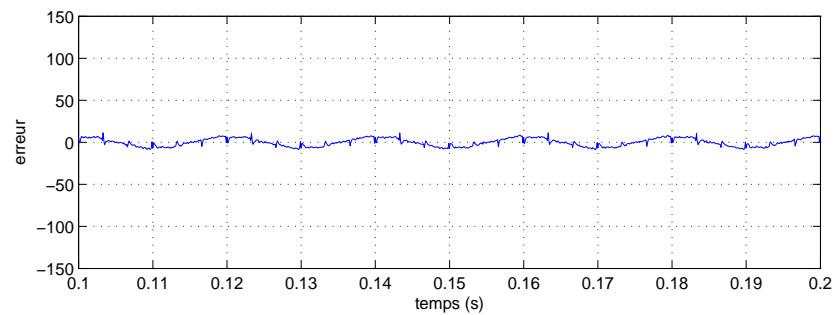
Quand aux résultats obtenus avec l'approche directe inverse, ils sont nettement meilleurs que les deux précédentes méthodes. Car cette commande autorise un apprentissage en ligne de l'identificateur et du contrôleur pendant la commande de l'onduleur. L'allure du courant de référence et l'allure du courant injecté sont montrés sur la figure 5.23. L'erreur d'estimation, dans ce cas, est évaluée à 2.92 %.

5.6.2 Comparatif du suivi de consigne

Le tableau 5.3 montre les performances de suivi de consigne et les réponses dynamiques du régulateur PID classique, du RST amélioré, du régulateur flou et des contrôleurs neuronaux pour deux signaux. Le premier est constitué des harmoniques 5 et 7 et le deuxième contient les harmoniques 5, 7, 11, 13 et 17.

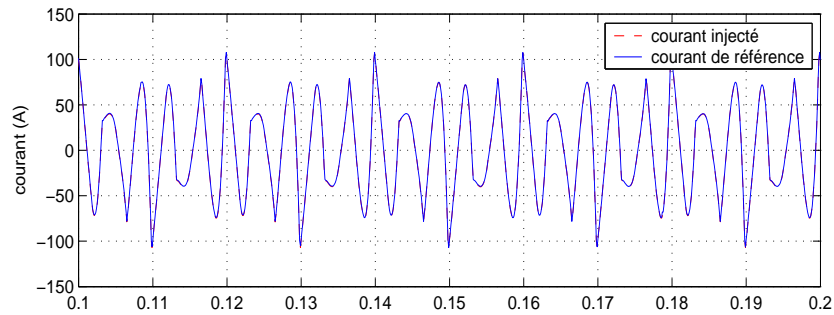


(a) Courant de référence et courant injecté de la phase 1.

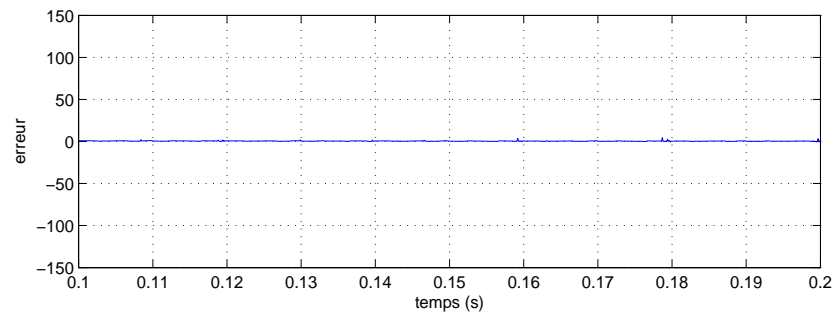


(b) Différence entre les deux courants.

FIG. 5.22 – Performance de la commande neuronale basé sur une identification directe de la commande RST (simulation)



(a) Courant de référence et courant injecté de la phase 1.



(b) Différence entre les deux courants.

FIG. 5.23 – Performance de la commande neuronale basé sur une identification directe inverse (simulation)

5.7 Résultats expérimentaux

5.7.1 Régulation du courant avec un PI

Pour tester les régulateurs sur les performances de poursuite, nous avons mis en œuvre la partie commande uniquement. Le système complet, identification des harmoniques et commande de l'onduleur sera présenté dans le chapitre 6 qui suivra. Les courants de référence sont générés via la carte dSPACE.

L'asservissement à base du contrôleur PI a d'abord été implémenté en monophasé, en débitant un courant sur une charge résistive. Le courant de référence est une somme d'harmoniques de rang 3 à 9 :

$$i_{ref} = 1/2(1/3 \sin(3\omega t) + 1/5 \sin(5\omega t) + 1/7 \sin(7\omega t) + 1/9 \sin(9\omega t)) \quad (5.15)$$

Les coefficients du correcteur ont été ajustés afin d'obtenir la meilleure réponse en courant possible. Le résultat de la régulation est donné par la figure 5.24.

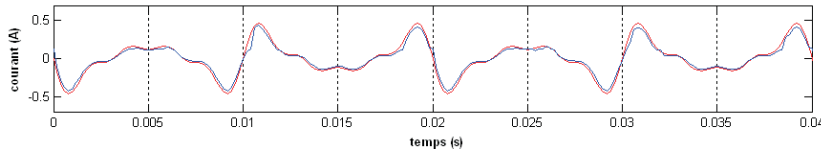


FIG. 5.24 – Régulation avec un PI sur charge résistive. En rouge la référence de courant et en bleu le courant débité (expérimentation).

Le courant débité est très proche du courant de référence. Ces performances permettent d'utiliser ce contrôleur pour le filtrage actif dans des applications industrielles.

5.7.2 Régulation du courant avec un contrôleur neuronal inverse

Le contrôleur neuronal est placé en série avec l'onduleur (voir la figure 5.13). L'erreur entre le courant de référence i_{ref} et le courant de compensation i_{inj} du filtre actif sera utilisé pour l'apprentissage du réseau de neurones.

Le réseau de neurone utilisé est composé de 4 entrées ; le courant de référence à l'instant k , le courant de compensation aux instants k et $k - 1$ et la commande u à l'instant $k - 1$. La couche cachée est composée de 5 neurones et la couche de sortie comporte un seul neurone qui produit le signal de commande.

Pour un signal composé des harmoniques de l'équation (5.15), le résultat de la régulation est donné par la figure 5.25.

Les performances sont similaires à celles obtenues avec un contrôleur PI, le courant débité est très proche du courant de référence.

5.7.3 Régulation du courant avec un contrôleur neuronal direct-inverse

Le contrôleur neuronal direct-inverse est basé sur deux réseaux de neurones (voir la figure 5.17). Le réseau de neurones identificateur possède 5 entrées : la commande

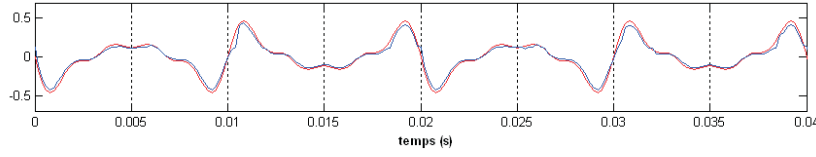


FIG. 5.25 – Régulation avec un neurocontrôleur inverse sur charge résistive. En rouge la référence de courant et en bleu le courant débité (expérimentation).

en sortie du premier réseau de neurones aux instants $k - 1$ et $k - 2$ et le courant de compensation i_{inj} aux instants $k - 1$, $k - 2$ et $k - 3$. Une couche cachée à 5 neurones ainsi qu'un neurone unique dans la couche de sortie complète cette structure. Ce réseau calcule également le Jacobien du processus composé de l'onduleur et du filtre de sortie. Le réseau de neurones contrôleur monté en série avec le processus, possède également 4 entrées : le signal de référence à l'instant k , le signal de compensation aux instants k et $k - 1$ et la commande u à l'instant $k - 1$. La couche cachée et la couche de sortie comportent respectivement 5 et 1 neurones. La mise à jour des poids du réseau est obtenue grâce à l'erreur entre le signal de référence et celui injecté ainsi que le Jacobien du processus.

Comme précédemment, l'asservissement à base du contrôleur neuronale direct-inverse a été testé en monophasé et sur une charge résistive pour un courant harmonique modélisé par l'équation (5.15). Le résultat de la poursuite est donné par la figure 5.26.

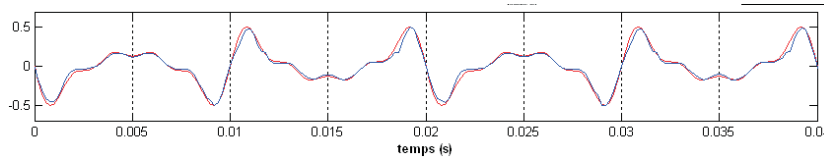


FIG. 5.26 – Régulation avec un neurocontrôleur direct-inverse sur charge résistive. En rouge la référence de courant et en bleu le courant débité (expérimentation).

5.7.4 Régulation de la tension aux bornes de la capacité

Pour tester la boucle de contrôle de tension, nous avons d'abord réalisé l'asservissement d'une référence de courant sinusoïdale et en phase avec la tension réseau. Une référence de tension continue a ensuite été imposée. Finalement, le correcteur a été optimisé pour obtenir une réponse correcte à un échelon de référence de la tension.

La figure 5.27 représente, pour différentes consignes de la tension continue (135 V, 130 V et 125 V), le courant i^* issu du régulateur de tension, le courant de référence sinusoïdale i_{ref} et le courant injecté i_{inj} . On constate que pour obtenir une tension différente de celle imposée par le réseau et la charge, le courant i^* s'adapte pour que la consigne de tension continue soit atteinte. La figure 5.27 montre que plus la consigne en tension est basse, plus l'amplitude du courant i^* sera grande. Ce courant est en opposition de phase avec le courant réseau, lui-même en phase avec la tension

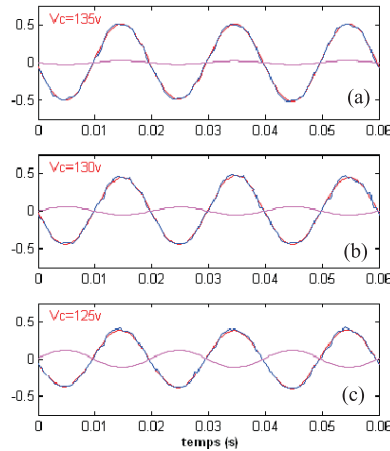


FIG. 5.27 – Allure des courants pour un asservissement de la tension continue (expérimentation). i_{ref} (rouge), i_{inj} (bleu) et i^* (mauve)

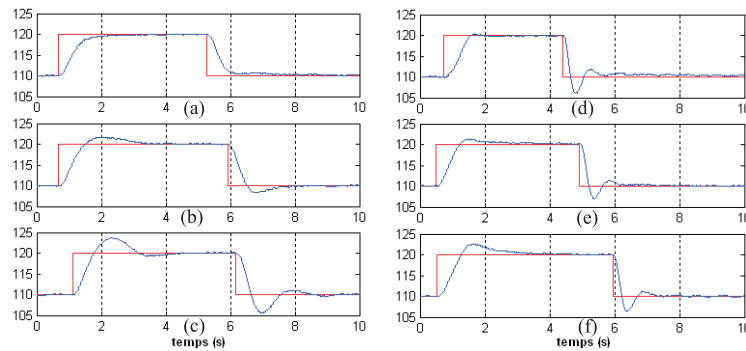


FIG. 5.28 – Réponse à un échelon de la tension continue (expérimentation). Tension de référence (rouge) et tension continue (bleu). (a) $P=0.04$ et $I=0.02$, (b) $P=0.04$ et $I=0.05$, (c) $P=0.04$ et $I=0.1$, (d) $P=0.1$ et $I=0.02$, (e) $P=0.08$ et $I=0.05$, (f) $P=0.08$ et $I=0.08$.

réseau dans ce cas.

La figure 5.28 montre le suivi de la tension continue choisie comme référence. Les dynamiques de montée et de descente ne sont pas identiques : la charge et la décharge du condensateur ne se fait pas « à même allure ». En effet, avec une capacité de valeur faible la charge est plus rapide, mais une réduction importante de cette valeur entraînera une augmentation sensible des ondulations de tension. Ces ondulations ne seront cependant pas critiques pour le bon fonctionnement du FAP. Quand à la décharge de la capacité elle est principalement due à une perte de puissance active.

5.8 Conclusion

Le régulateur RST amélioré présenté au début du chapitre, nous a servi de comparatif pour les techniques de commande que nous avons conçues.

Dans un premier temps, deux régulateurs flous sont testés en simulation sur un

modèle d'onduleur et de filtre de sortie. Le premier, utilisant une seule entrée est très simple à la conception mais présente beaucoup d'imperfections. Le second est une amélioration du premier avec le rajout d'une entrée supplémentaire et l'enrichissement de la base de règles. Dans un second temps, les techniques de contrôle neuromimétiques validées tant en simulation qu'en expérimentation sont détaillées. La première technique effectue un apprentissage hors ligne pour approximer le régulateur RST amélioré. La seconde, appelée méthode inverse, est utilisée en ligne pour apprendre la fonction inverse du processus (onduleur et filtre de sortie du troisième ordre). La troisième méthode est la méthode directe inverse. Elle reprend le principe de la méthode inverse mais utilise un deuxième réseau de neurones pour identifier le processus directe. Cette identification directe permet de fournir le Jacobien du processus qui servira pour l'apprentissage du deuxième réseau de neurones contrôleur. La dernière méthode nous l'avons appelée PI neuronale, car elle s'inspire du principe de fonctionnement d'un PI classique. Le PI neuronal utilise un Adaline avec deux entrées pour déterminer les paramètres proportionnel et intégral.

La commande directe inverse qui s'avère comme étant la plus performante de toutes les autres, présente l'inconvénient d'être complexe à la conception. Vue les résultats presque similaires obtenus avec la commande inverse, nous avons opté pour cette dernière dans la majorité de nos expérimentations concernant la compensation des harmoniques.

A la fin de ce chapitre, nous avons réalisé un asservissement permettant de commander la tension continue du FAP.

Le dernier chapitre de ce mémoire sera consacré à la stratégie complète du FAP et aux objectifs de compensation.

Chapitre 6

Résultats et synthèse de l'architecture complète du FAP

Sommaire

6.1	Modèle de simulation du FAP	134
6.1.1	Modèle de la source	134
6.1.2	Modèle de la charge polluante	135
6.1.3	Modèle du filtre actif parallèle	135
6.2	Comparatif des approches de compensations	135
6.2.1	Compensation de toutes les harmoniques	136
6.2.2	Performances dynamiques du FAP	137
6.2.3	Compensation des harmoniques et de la puissance réactive .	141
6.2.4	Compensation sélective des harmoniques	142
6.3	La plateforme expérimentale	146
6.3.1	Compensation dans le réseau électrique	147
6.3.2	Combinaisons entre les différentes approches	147
6.3.3	Performances face aux variations de la charge non linéaire .	149
6.3.4	Compensation de la puissance réactive	151
6.3.5	Compensation sélective des harmoniques	151
6.4	Conclusion	153

DANS les chapitres 3, 4 et 5 nous avons développé des stratégies de compensation des courants harmoniques dans les réseaux électriques basse tension. Ces différentes stratégies ont été présentées d'une manière séparée, ce qui a permis de les tester avec plus d'objectivité. Le système était décomposé en trois blocs importants : le bloc d'identification des composantes des tensions déséquilibrées (tensions directe, inverse et homopolaire) et la poursuite de la phase instantanée de la tension (chapitre 3), le bloc d'identification des courants harmoniques circulant dans le réseau électrique (chapitre 4) et enfin, le bloc de commande de l'onduleur de tension pour restituer ces courants harmoniques et la commande de la tension continue du condensateur (chapitre 5).

Dans ce dernier chapitre, le fonctionnement du FAP complet est détaillé. L'ensemble des parties nécessaires pour une meilleure compensation des harmoniques est mise en œuvre, tant en simulation qu'en expérimentation sur banc de test réel.

Nous montrons les améliorations apportées par les techniques de compensation neuro-mimétique comparativement aux méthodes classiques. En plus de la restitution de la forme sinusoïdale du courant de la source, nous montrons la compensation sélective des harmoniques et l'amélioration du facteur de charge.

6.1 Modèle de simulation du FAP

Nous effectuons des simulations dans un environnement comprenant le réseau électrique et une charge polluante, tous deux modélisés sous Matlab/Simulink avec le Power System Blockset. Le cahier des charges pour les différentes valeurs des éléments du FAP est de nature industrielle. L'identification des harmoniques est d'abord effectuée avec l'approche classique, puis avec les réseaux Adaline. Plusieurs commandes ont également été évaluées; une commande du type PID, une commande du type RST amélioré et des commandes neuronales. Pour que ces comparaisons soient effectives, quelle que soit la technique de compensation utilisée, les paramètres de simulation sont identiques.

Le schéma général de la stratégie de compensation au moyen d'un filtre actif parallèle est montrée sur la figure 6.1.

Les valeurs des éléments caractérisants cet environnement complet sont identiques à ceux utilisés par Alali (2002). Les caractéristiques de la source, de la charge polluante ou celle du filtre actif parallèle sont brièvement rappelées ci-dessous.

6.1.1 Modèle de la source

Le réseau électrique est représenté par un poste de transformation modélisé par la force électro-motrice du réseau, par une inductance L_s et une résistance R_s . Le tableau 6.1 contient les valeurs des paramètres modélisant le réseau électrique aux différentes puissances nominales fixées par notre cahier des charges.

Nous ferons varier la tension et la fréquence fondamentale du réseau électrique pour nous placer dans les cas les plus défavorables du cahier des charges.

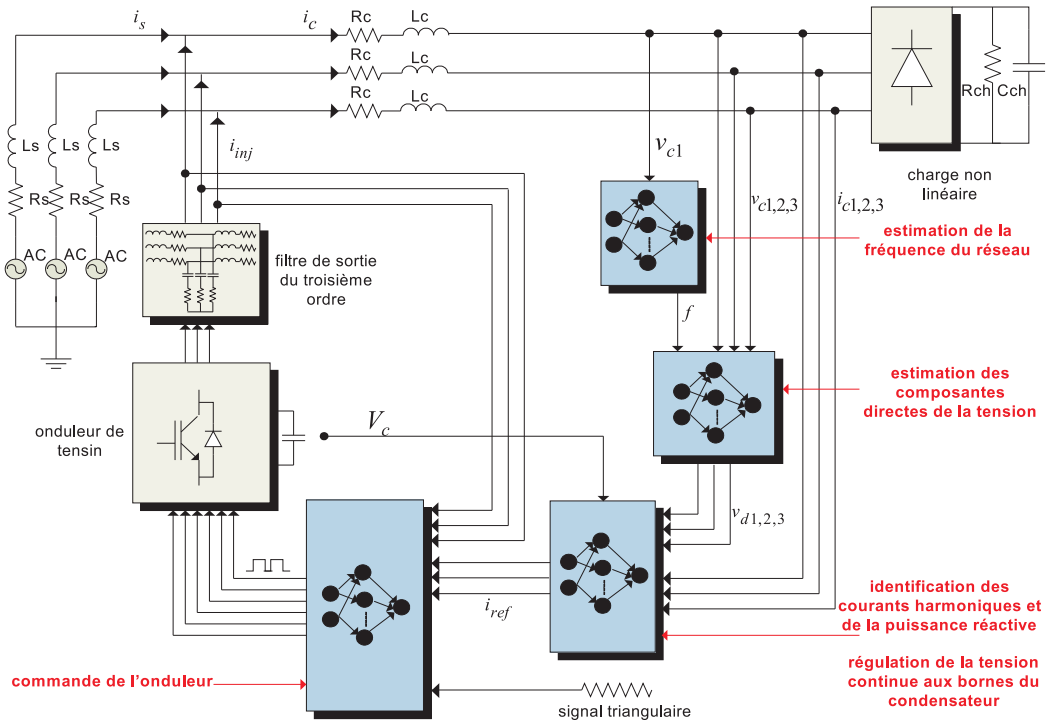


FIG. 6.1 – Schéma général de la stratégie de compensation du FAP.

6.1.2 Modèle de la charge polluante

La charge polluante se compose d'une inductance de lissage (L_c , R_c) et d'un redresseur (pont de Graetz). La valeur de L_c est $400 \mu\text{H}$. La résistance interne de l'inductance de lissage R_c est de $5 \text{ m}\Omega$. Le redresseur alimente une charge composée d'une résistance R_{ch} en parallèle avec une capacité $C_{ch} = 45 \text{ mF}$. La puissance de charge est de 103 kW .

6.1.3 Modèle du filtre actif parallèle

En sortie du filtre actif, on trouve un filtre passif du troisième ordre, appelé généralement filtre en T , qui est représenté par deux inductances (R_{f1} , L_{f1} , R_{f2} , L_{f2}) et une capacité C_f en série avec une résistance d'amortissement R_f . Ce filtre sert d'une part, à connecter l'onduleur de tension au réseau électrique et d'autre part, à empêcher les composantes dues aux commutations de se propager sur le réseau électrique. Les valeurs des éléments caractérisant le filtre actif parallèle sont données dans le tableau 6.2.

6.2 Comparatif des approches de compensations

Nous montrons dans cette section les différentes combinaisons possibles des approches d'identifications et de commande pour le FAP (Ould Abdeslam *et al.*, 2006). L'objectif est de savoir choisir l'approche qui répond le mieux à un cahier de charge

Puissance (kVA)	L_s (μH)	R_s ($\text{m}\Omega$)
100	155.6	14.6
200	85.9	4.7
400	46.49	1.27
800	24.26	0.32
1000	19.4	0.25
2000	9.7	0.13
400 (groupe électrogène)	197.6	5.4

TAB. 6.1 – Caractéristiques de la source

Éléments du filtre actif parallèle	Valeurs
V_{dc}, C_{dc}	840 V, 4.4 mF
L_{f1}, L_{f2}	100 μH , 100 μH
R_{f1}, R_{f2}	5 $\text{m}\Omega$, 5 $\text{m}\Omega$
C_f, R_f	130 μF , 16 $\text{m}\Omega$
fréquence de commutation	12.5 kHz

TAB. 6.2 – Caractéristiques du FAP

donné.

6.2.1 Compensation de toutes les harmoniques

Les paramètres constituant le réseau électrique et la charge polluante sont conservés fixes. Nous avons testé sur le même réseau deux approches du FAP. Une approche classique et une approche à base de réseaux de neurones. Les valeurs des éléments du réseau électrique sont : $R_s = 1.269 \text{ m}\Omega$, $L_s = 46 \mu\text{H}$, $V_{s1} = V_{s2} = V_{s3} = 230 \text{ V}$, et $f = 50 \text{ Hz}$. La charge polluante est constituée d'un pont de Graetz consommant 100 kV, une résistance $R_{ch} = 2 \Omega$ et une capacité $C_{ch} = 45 \text{ mF}$.

a. Compensation classique

Les approches classiques proposées dans ces comparatifs servent de référence pour l'évaluation des performances de l'approche neuronale. La plus simple est constituée d'un filtre d'identification des courants harmoniques avec la technique des PIRI conventionnelle, d'une PLL classique pour l'extraction de la tension directe, d'une commande de l'onduleur de type PID, et d'un filtre de sortie du premier ordre (c'est la solution la moins coûteuse). Cette technique vaut plus pour sa simplicité, sa facilité de mise en œuvre et son coût réduit que pour ses performances. Le filtre de sortie est constitué d'une résistance $R_f = 5 \text{ m}\Omega$ et d'une capacité $L_f = 90 \mu\text{H}$. La figure 6.2(b) montre les performances de cette approche grâce aux courants de la source avant compensation et après compensation. Ce dernier courant est sinusoïdal mais reste néanmoins fortement bruité.

Le THD coté charge est de 24 %, il est ramené à 8 % après compensation.

b. Compensation neuronale

Dans cette approche, les réseaux de neurones sont utilisés pour l'identification des courants, l'identification des tensions et dans le bloc de commande de l'onduleur, tel que montré dans la figure 6.1.

L'identification des courants harmoniques utilise ici la technique des PIRI implémentée avec des éléments Adaline. La commande de l'onduleur est effectuée au moyen du contrôleur neuronal inverse. Les courants sont restitués au réseau électrique via un filtre de sortie du troisième ordre en T de valeurs $R_{f1} = 5 \text{ m}\Omega$, $L_{f1} = 90 \text{ }\mu\text{H}$, $R_{f2} = 5 \text{ m}\Omega$, $L_{f2} = 100 \text{ }\mu\text{H}$, $R_{f3} = 0.16 \text{ }\Omega$ et $C_{f3} = 130 \text{ }\mu\text{F}$. La figure 6.2(d) donne un aperçu du courant de la source après compensation. Le signal compensé issue de cette approche purement neuronale est proche d'une sinusoïde perturbée par un faible bruit. De plus, l'apprentissage en ligne des réseaux de neurones permet une adaptation de la compensation aux fluctuations des perturbations. Le THD mesuré est de 0.82 % grâce à cette approche au lieu de 8 % avec l'approche classique.

Les bonnes performances de la compensation par la technique neuronale sont confirmées par la figure 6.2(e) qui illustre la décomposition spectrale du courant coté charge i_c et du courant coté réseau i_s pour les harmoniques 5, 7, 11, 13, 17, 19 et 23. Les amplitudes de ces harmoniques sont fortement atténuées grâce à l'approche neuronale.

c. Combinaisons des différentes approches

Pour cette série de simulations, le THD de départ coté charge est de 26.5 %.

Dans le tableau 6.3, nous résumons les résultats des différentes combinaisons que nous avons évalué selon les catégories. Les techniques classiques, l'association des techniques classiques avec celles utilisant les réseaux de neurones et finalement l'utilisation des techniques exclusivement neuronales.

Avec la méthode des PIRI classique, l'utilisation d'une commande RST améliorée en remplacement du PID permet de réduire le THD de 8.6 % à 2.3 % et s'avère donc avantageuse. Avec cette même commande RST et des réseaux Adaline pour la méthode des PIRI, on réduit encore le THD de 2.3 % à 1.7 %. Avec la méthode diphasé neuronale nous arrivons à 1.5 %. Ensuite, l'utilisation d'une commande directe inverse permet de réduire le THD à 0.90 %. La combinaison la plus efficace d'après notre comparatif (THD de 0.81 %) est celle utilisant la méthode des courants diphasés pour l'identification des courants harmoniques et la commande neuronale directe inverse pour la restitution de ces mêmes courants dans le réseau électrique.

Avec des THD coté réseau inférieurs à 1 %, nos stratégies basées exclusivement sur des réseaux neuromimétiques permettent d'améliorer sensiblement les performances du compensateur actif par rapport aux techniques classiques. Cet objectif étant atteint, il convient d'éprouver les capacités d'adaptation de notre stratégie face à des variations importantes des paramètres du réseau électrique.

6.2.2 Performances dynamiques du FAP

Dans cette section, l'approche de compensation purement neuronale fait appel à la méthode des PIRI à base d'Adaline pour l'identification des courants harmoniques

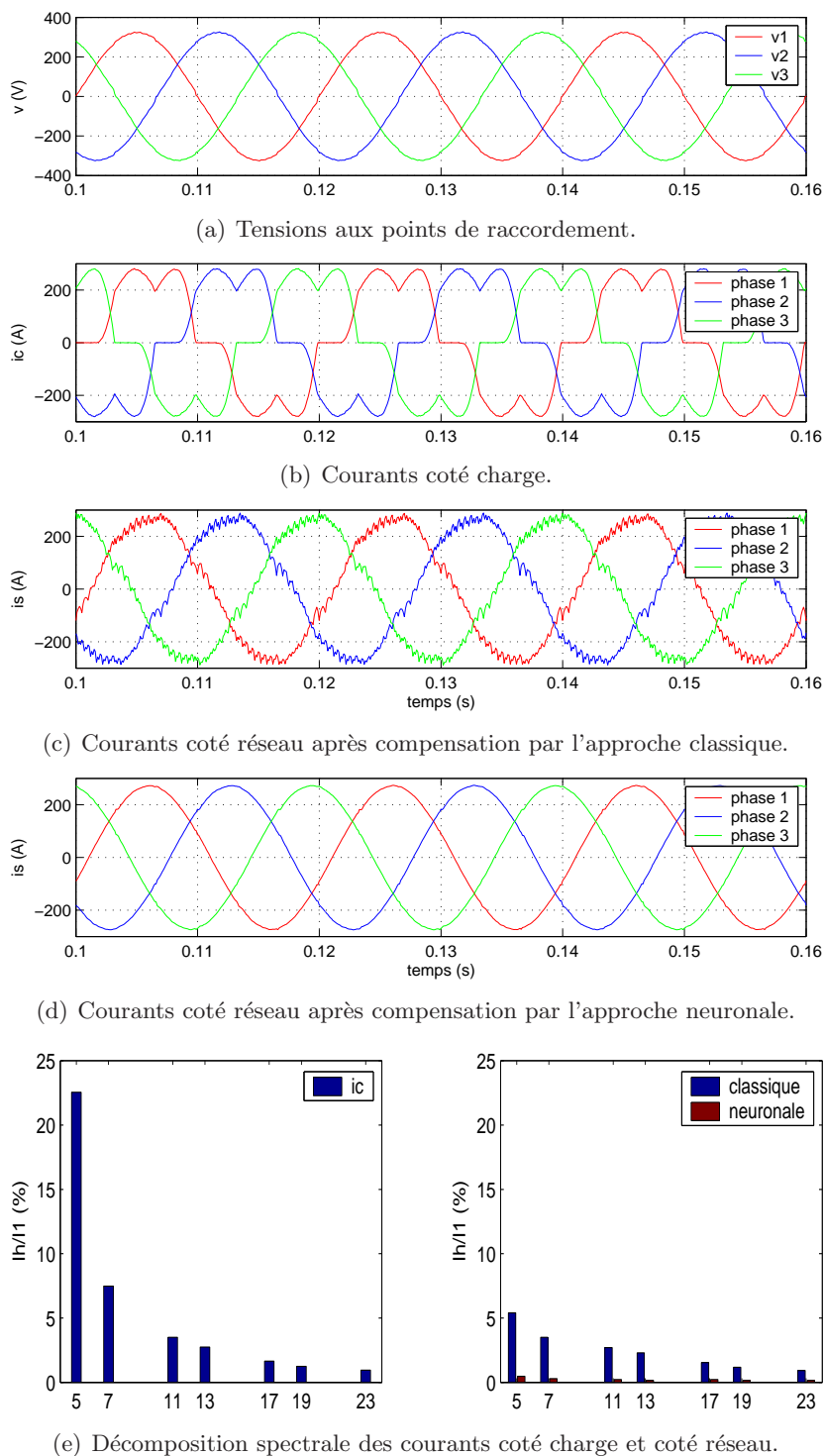


FIG. 6.2 – Performances de la compensation des harmoniques par les approches classique et neuronale (simulation)

méthodes d'identification	type de commande	THD coté réseau
méthodes classiques		
PIRI avec filtres passe bas	PID	8.6 %
PIRI avec filtres passe bas	RST amélioré	2.3 %
combinaisons méthodes classiques et neuronales		
PIRI avec Adaline	PID	6.5 %
PIRI avec Adaline	RST amélioré	1.7 %
méthode diphasé avec Adaline	RST amélioré	1.5 %
techniques purement neuronales		
méthode directe avec Adaline	commande inverse	0.96 %
PIRI avec Adaline	commande inverse	0.92 %
PIRI avec Adaline	commande directe inverse	0.90 %
Méthode tri-monophasée	commande directe inverse	0.84 %
méthode diphasé avec Adaline	commande directe inverse	0.81 %

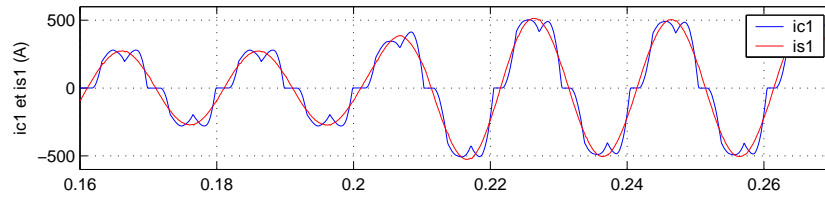
TAB. 6.3 – Comparatif des performances de compensation avec différentes méthodes de filtrage et de commande en simulation.

et à la commande neuronale directe inverse pour la réinjection de ces courants dans le réseau électrique.

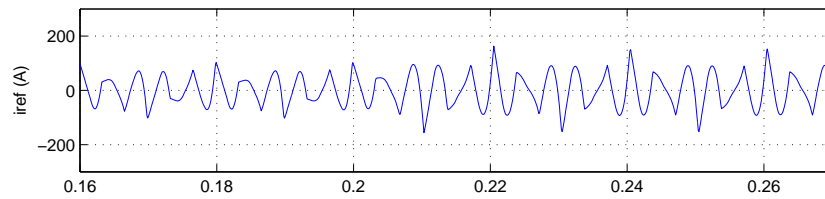
a. Performances face aux variations de la charge non linéaire

Afin de vérifier le comportement dynamique de nos stratégies, nous avons effectué des simulations dans lesquelles la charge non linéaire varie dans le temps. Entre 0 et 0.20 secondes la résistance de la charge est fixée à $R_{ch} = 2\Omega$. Puis, un changement brusque de la charge intervient, R_{ch} est réduit à 1Ω et maintenue à cette valeur. Les autres paramètres de l'environnement de simulation sont maintenus fixes et identiques aux paramètres cités dans la section 6.2.1.

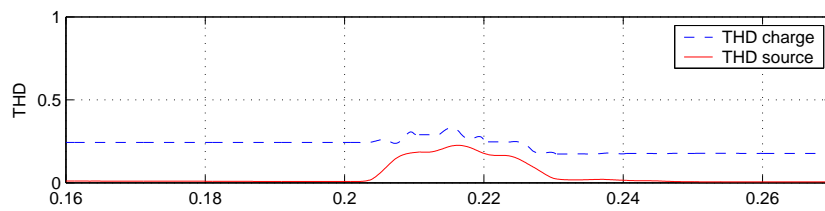
La figure 6.3 montre l'évolution, des courants de la première phase coté charge i_{c1} et coté réseau i_{s1} lorsque la charge varie brutalement. Elle montre également le courant de référence i_{ref1} déterminé par l'approche neuronale et l'évolution du THD côté source et coté réseau après compensation. Les puissances réelle et imaginaire continues qui se rapportent aux courants fondamentaux du réseau sont montrées aussi. La forme de la tension directe de la première phase, identifiée par les Adaline, est donnée par la figure 6.3(e). Au départ, avant le changement de la charge non linéaire, la méthode de compensation permet de réduire le THD de 24.3 % à 0.81 % (entre 0 et 0.20 seconde). Après le changement brusque de la valeur de la charge non linéaire, la méthode de compensation réduit le THD de 17.8 % à 0.55 %. La méthode de compensation s'adapte donc au changement de la charge grâce aux réseaux de neurones et nécessite peu de temps pour en tenir compte. Les courbes de la figure 6.3 ainsi que de nombreuses simulations complémentaires montrent que ce temps de réponse est rapide puisqu'il est généralement inférieur à 50 ms.



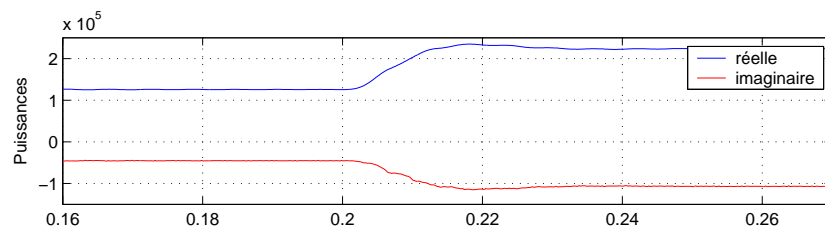
(a) Courants coté charge et coté réseau de la première phase.



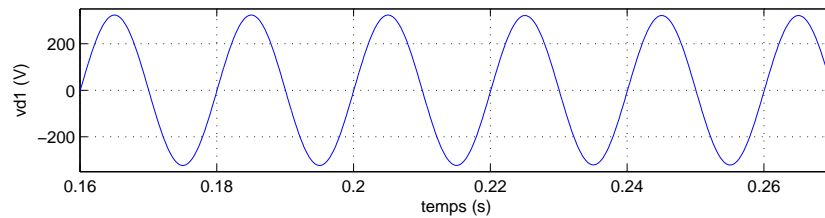
(b) Courants harmoniques identifiés.



(c) THD coté charge et coté réseau.



(d) Puissances réelle et imaginaire continues.



(e) Tension directe de la première phase.

FIG. 6.3 – Performances de la compensation des harmoniques par l'approche purement neuronale pour une variation en ligne de R_{ch} (simulation).

valeurs du réseau pour $P_{ch} = 103 \text{ kW}$	THD avant compensation	THD après compensation	
		approche classique	approche neuronale
100 kVA, 230 V, 50 Hz, 1.6 Ω	22.31 %	1.28 %	0.6 %
100 kVA, 230 V, 50 Hz, 3.9 Ω	31.5 %	1.86 %	0.93 %
1 MVA, 230 V, 50 Hz, 3.9 Ω	31.3 %	2.35 %	1.56 %
2 MVA, 230 V, 50 Hz, 3.9 Ω	31.28 %	2.56 %	1.84 %
2 MVA, 240 V, 50 Hz, 3.9 Ω	31.28 %	2.65 %	1.87 %
2 MVA, 240 V, 60 Hz, 3.9 Ω	29.2 %	2.52 %	1.95 %

TAB. 6.4 – Comparatif des performances avec différents paramètres de l’environnement de simulation pour l’approche classique utilisant un filtre de puissance et une commande RST et pour l’approche neuronale après la phase d’apprentissage.

b. Performances face aux variations des paramètres du réseau

Après avoir montré la robustesse de l’approche neuronale face aux variations de la charge non linéaire, nous allons montrer sa validité pour toutes les variations possibles des éléments du réseau électrique. Ceci est réalisé pour des variations de la tension et la puissance du réseau, des variations de la fréquence mais également pour des variations plus importantes de la résistance R_{ch} . Nous comparons nos résultats avec ceux obtenus avec l’approche classique la plus performante (la méthode des PIRI à base de filtres passe bas pour l’identification des harmoniques et le régulateur RST amélioré pour la génération des signaux MLI).

Des simulations avec des paramètres différents sont présentés dans le tableau 6.4. Les performances sont évaluées grâce au THD côté source. On remarque cependant que, quelque soit le changement effectué dans le réseau électrique, la compensation par l’approche neuronale est toujours plus efficace qu’une compensation par l’approche classique. Ces simulations montrent également que le THD obtenu avec la compensation par l’approche neuronale ne dépasse pas les 2%. Grâce aux réseaux de neurones, la méthode de compensation neuronale est capable de faire face aux changements imprévus intervenants dans le réseau électrique.

6.2.3 Compensation des harmoniques et de la puissance réactive

La présence de la puissance réactive peut engendrer des pertes dans le réseau électrique et sa consommation par les clients augmente la facture d’électricité. La circulation de la puissance réactive est dû à un mauvais $\cos\phi$ qui lui même est induit par le déphasage entre le courant et la tension dans chacune des phases du réseau. La compensation seule des harmoniques ne suffit pas pour corriger le $\cos\phi$. Pour remédier à ce problème, la compensation de la puissance réactive est indispensable.

Afin de tenir compte de la puissance réactive, les courants de compensation dans le repère $\alpha\beta$ de l’équation (4.6) du chapitre 4 seront alors :

$$\begin{bmatrix} \tilde{i}_\alpha \\ \tilde{i}_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \end{bmatrix} + \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} -V_\beta \cdot \tilde{q} \\ V_\alpha \cdot \tilde{q} \end{bmatrix}, \quad (6.1)$$

où la composante alternative \tilde{q} et la composante continue \bar{q} de la puissance instantanée imaginaire sont compensées. La génération de ces courants par le système de commande permet de compenser les courants harmoniques et la puissance réactive.

Du point de vue architectures neuronales, un seul réseau Adaline sera suffisant. Il s'agit d'identifier uniquement les harmoniques liées à la puissance instantanée réelle p et de tenir compte de toute la puissance instantanée imaginaire q déjà obtenue par la transformation de Concordia. Les réseaux de neurones multicouches utilisés pour la commande de l'onduleur resteront les mêmes que pour le cas de la compensation des harmoniques seules.

Dans le cas d'utilisation de la méthode des courants diphasés dans le repère DQ , les courants de compensations de l'équation (4.40) du chapitre 4 seront données par :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} i_{ref1} \\ i_{ref2} \\ i_{ref3} \end{bmatrix} &= \mathbf{T}_{32}\mathbf{P}(\omega t) \begin{bmatrix} \tilde{i}_D \\ \tilde{i}_Q \end{bmatrix} + \mathbf{T}_{32}\mathbf{P}(\omega t) \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{i}_Q \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{T}_{32}\mathbf{P}(\omega t) \begin{bmatrix} \tilde{i}_D \\ i_Q \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (6.2)$$

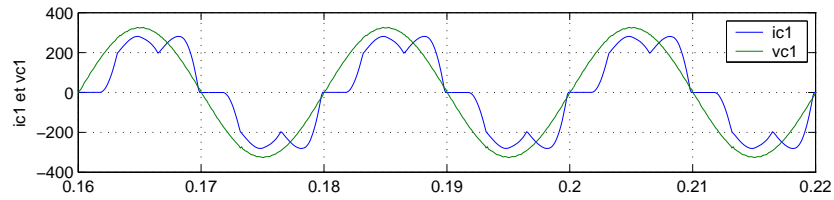
Cette équation tient compte du courant alternatif \tilde{i}_D suivant l'axe D et l'ensemble du courant i_Q suivant l'axe Q . Un seul réseau Adaline suffira aussi pour ce cas de compensation.

La compensation des courants harmoniques sans la puissance réactive est montré dans la figure 6.4(b) où nous pouvons observer un déphasage entre la tension et le courant. Ce déphasage, dû à un mauvais $\cos\phi$, est corrigé par la compensation des courants harmoniques et de la puissance réactive. La figure 6.4(c) montre l'effet de cette compensation où le courant i_{s1} est désormais en phase avec la tension v_{d1} . Les résultats de la figure 6.4(d) montrent la puissance instantanée réelle alternative \tilde{p} estimée par la méthode des PIRI neuronale et la puissance instantanée imaginaire q dans le repère diphasé. Les courants de compensation résultants sont montrés dans la figure 6.4(e).

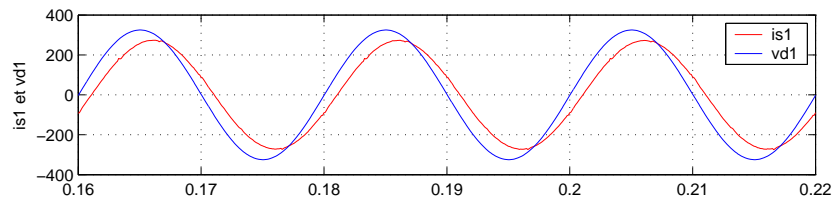
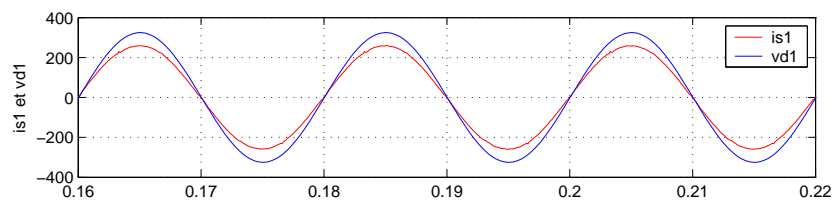
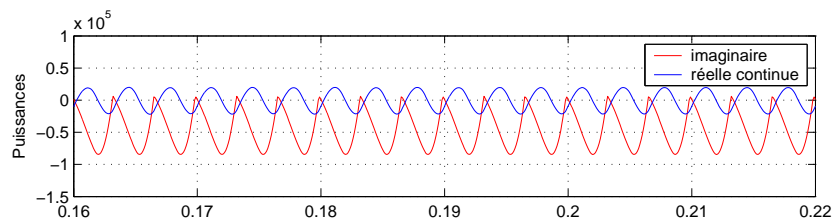
6.2.4 Compensation sélective des harmoniques

Ce type de compensation est adapté aux cas où l'objectif de la dépollution est de supprimer certaines composantes harmoniques gênantes ou de répondre à une norme particulière. Toutes les techniques d'identifications des courants harmoniques que nous avons conçu à base de réseaux Adaline, contrairement à la plupart des techniques classiques, permettent d'identifier les harmoniques séparément.

Une extension de la méthode des puissances instantanées classique (Machmoum *et al.*, 2003) permet d'extraire individuellement les harmoniques du courant. Pour cela, il est indispensable de rendre constante la composante de la puissance instantanée relative à l'harmonique à extraire. Cette opération permet de séparer cette composante des autres puissances alternatives par filtrage. Les transformations de Concordia et de Park sont appliquées pour chaque rang harmonique. Les calculs sont très lourds et leur exécution en temps réel n'est pas toujours évidente.



(a) Courant et tension coté charge de la première phase.

(b) Courant i_{s1} et tension v_{d1} après compensation des harmoniques.(c) Courant i_{s1} et tension v_{d1} après compensation des harmoniques et de la puissance réactive.

(d) Puissance réelle alternative identifiée et puissance réactive.

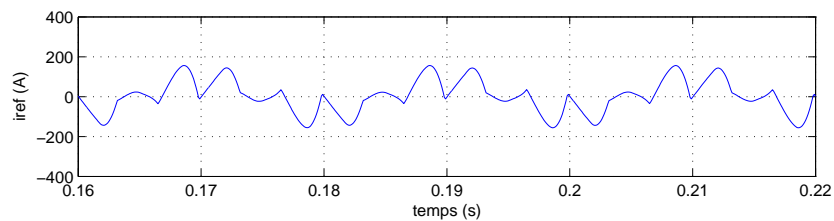
(e) Courants de compensations identifiés i_{ref1} .

FIG. 6.4 – Performances de la compensation des harmoniques et de la puissance réactive par l'approche purement neuronale (simulation).

Les méthodes d'identifications se basant sur les techniques neuromimétiques identifient chaque rang harmonique en même temps que l'estimation du courant harmonique total et sans calculs supplémentaires. Pour le cas de la méthode des courants diphasés (voire la section 4.3.4 du chapitre 4), un rang harmonique quelconque peut être sélectionné comme suit :

$$\begin{bmatrix} i_{ND} \\ i_{NQ} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{3}{2}} I_N \begin{bmatrix} \cos((N-1)\omega t - \alpha_N) \\ \sin((N-1)\omega t - \alpha_N) \end{bmatrix}. \quad (6.3)$$

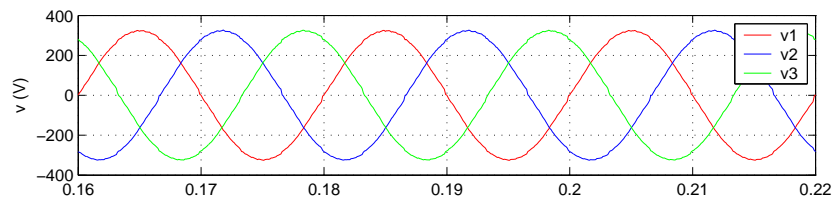
où i_{ND} et i_{NQ} sont les courants harmoniques de rang N dans le repère diphasé. Les deux réseaux de neurones Adaline estiment l'amplitude I_N . Dans le cas de la compensation de l'harmonique 5 et 7 par exemple, nous calculons les nouveaux courants de référence dans le repère triphasé comme suis :

$$\begin{bmatrix} i_{ref1} \\ i_{ref2} \\ i_{ref3} \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32} \mathbf{P}(\omega t) \begin{bmatrix} i_{5D} + i_{7D} \\ i_{5Q} + i_{7Q} \end{bmatrix}. \quad (6.4)$$

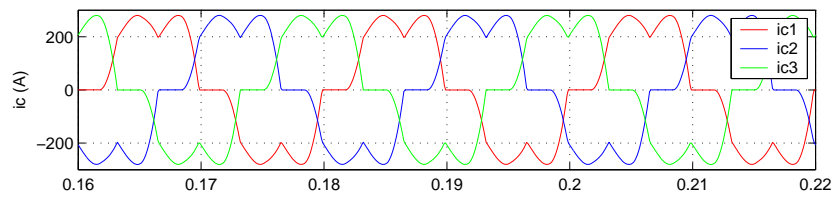
La réinjection de ces courants dans le réseau électrique permet de compenser sélectivement les harmoniques de rangs 5 et 7.

Les résultats de simulation illustrés dans les figures 6.5(a),(b),(c),(d) présentent les tensions aux points de raccordement, les courants de la charge, les courants de référence relatifs aux harmoniques 5 et 7 ainsi que les courants de la source après compensation.

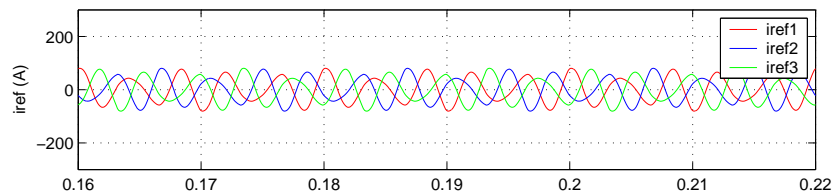
La capacité de la méthode neuronale à compenser les harmoniques du courant de la charge est démontrée par la lecture des spectres de la figure 6.5(e). Les composantes de rang 5 et 7 sont fortement atténuées et représentent moins de 1% de la composante fondamentale après compensation. Au même moment, on remarque que les harmoniques de rang supérieur ne subissent pas d'atténuation. Ce qui démontre bien le caractère sélectif de notre technique.



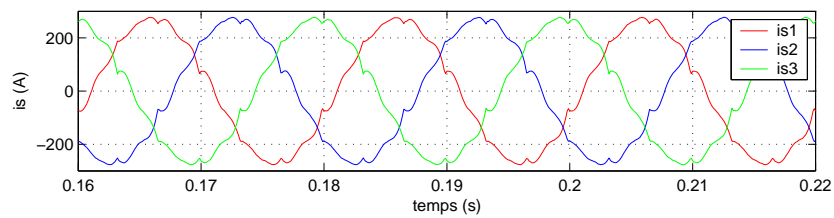
(a) Tensions aux points de raccordement.



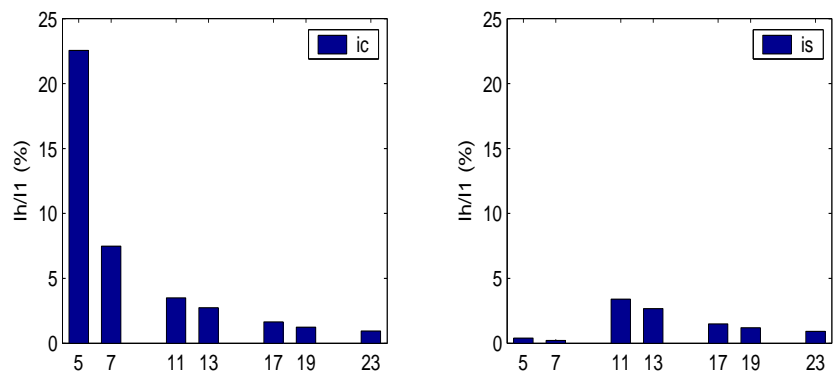
(b) Courants de charge.



(c) Courants de référence relatifs aux harmonique 5 et 7.



(d) Courants de la source après compensation.



(e) Décomposition spectrale des courants coté charge et coté réseau.

FIG. 6.5 – Compensation des harmoniques 5 et 7 du courant de la charge (simulation).

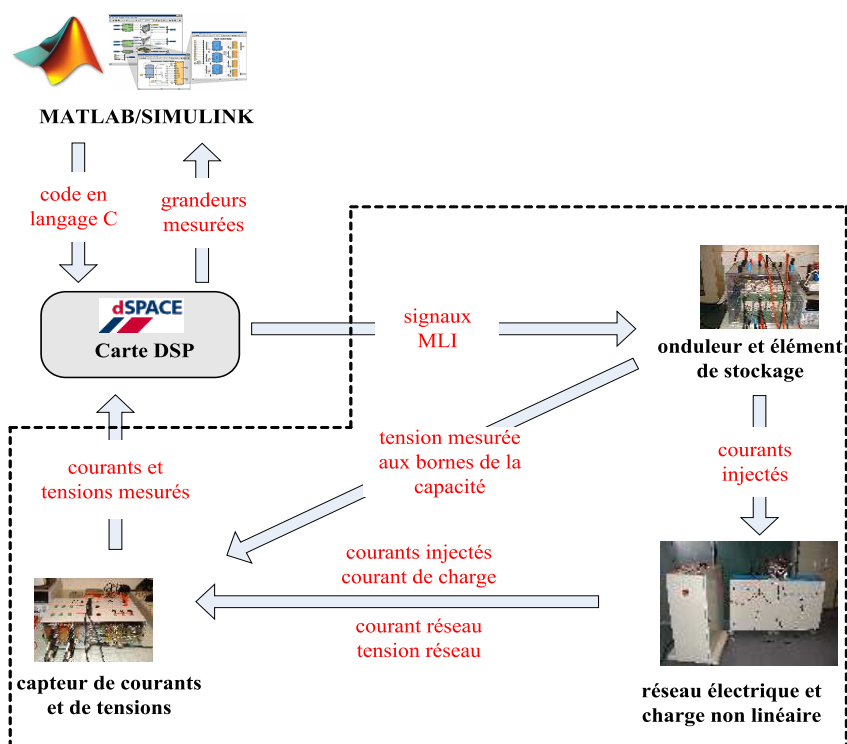


FIG. 6.6 – Schéma illustratif de la plateforme expérimentale.

6.3 La plateforme expérimentale

La plateforme expérimentale a été élaborée au sein de l'équipe de recherche en Génie Électrique de l'INSA de Strasbourg. Lors de sa conception, nous avons été confrontés à plusieurs contraintes, notamment celles liées aux bruits de mesures et aux aspects de sécurité. Plusieurs étapes furent nécessaires jusqu'à sa finalisation et sa mise en route.

La plateforme est constituée, comme pour le cas du modèle de simulation, de plusieurs parties :

- un réseau électrique avec une puissance variable,
- une charge non linéaire constituée d'un pont de Graetz qui alimente une charge composée d'une résistance R_{ch} en série avec une inductance L_{ch} ,
- un capteur pour la mesure des courants du réseau,
- un capteur pour la mesure des tensions du réseau et de la tension aux bornes de la capacité de stockage d'énergie,
- un onduleur de tension,
- une commande de l'onduleur,
- une source de stockage d'énergie (capacité),
- un filtre de sortie,
- un dispositif de contrôle commande/acquisition (dSPACE),
- une unité de traitement (micro-ordinateur).

méthodes d'identification	type de commande	THD coté réseau
méthodes classiques		
PIRI avec filtres passe bas	PID	9.8 %
combinaisons méthodes classiques et neuronales		
PIRI avec Adaline	PID	7.2 %
techniques purement neuronales		
méthode directe avec Adaline	PI neuronal	6.8 %
méthode directe avec Adaline	commande inverse	5.51 %
PIRI avec Adaline	commande inverse	4.92 %
PIRI avec Adaline	commande directe inverse	4.87 %
Méthode tri-monophasée	commande directe inverse	4.3 %
méthode diphasé avec Adaline	commande directe inverse	3.84 %

TAB. 6.5 – Comparatif des performances de compensation avec différentes méthodes de filtrage et de commande en expérimentation.

Un schéma détaillé de la disposition de ces différents éléments ainsi que de leur connectique est récapitulé dans l'annexe A.

La figure 6.6 montre un schéma simplifié du principe de fonctionnement de la plateforme expérimentale. Le dispositif de contrôle commande/acquisition (carte DSP) joue un rôle centrale. Il permet d'acquérir les grandeurs mesurées par les capteurs sur le réseau électrique et envoie les commandes MLI nécessaires pour l'onduleur.

6.3.1 Compensation dans le réseau électrique

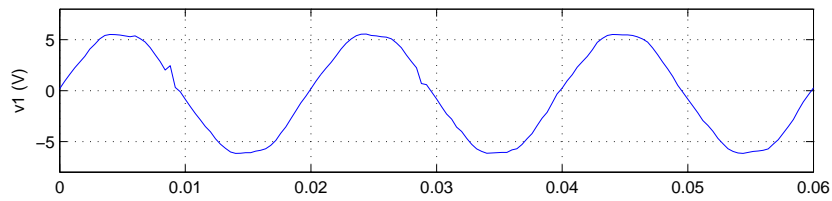
L'expérience présentée sur la figure 6.7 montre les résultats de la compensation des courants harmoniques par l'approche classique et l'approche neuronale (méthode des PIRI neuronale et le contrôleur neuronal inverse). La forme du courant réseau après compensation par l'approche neuronale (figure 6.7(c)) a été nettement améliorée par rapport à celle obtenue par l'approche classique (figure 6.7(d)). En témoigne la décomposition spectrale du courant avant et après compensation (figure 6.7(e)).

6.3.2 Combinaisons entre les différentes approches

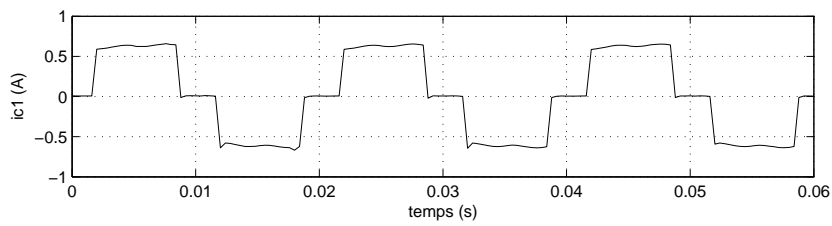
Nous reprenons le même principe que celui donné par le tableau 6.3 pour tester les différentes approches de compensation sur le banc expérimental. Le régulateur RST est cependant omis dans ce comparatif. En effet, une chute importante du gain du RST (lors de son implémentation dans dSPACE) pour des fréquences élevées réduit sensiblement ses performances.

Le réseau électrique est caractérisé par les paramètres suivants : une puissance apparente de 0.65 kVA, une tension de 117.8 V, une fréquence de 50 Hz et une charge perturbatrice avec $R_{ch} = 12 \Omega$, $L_{ch} = 40 \text{ mH}$. Le THD coté charge est de 24.6 %.

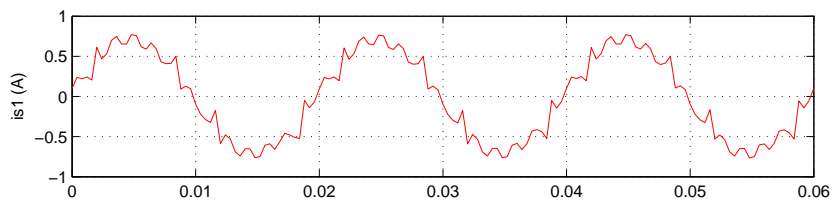
Le tableau 6.5 regroupe des mesures du THD faites sur le réseau électrique avec différentes combinaisons de méthodes de compensations. Le THD coté réseau est réduit de 24.6 % à 9.8 % avec l'approche utilisant la méthode des PIRI classique et un régulateur PID. Il est encore réduit à 7.2 % en introduisant les Adaline pour



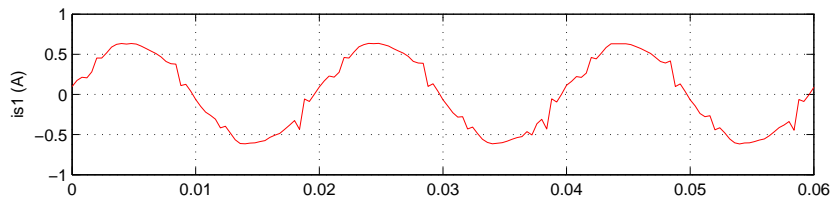
(a) Tension au point de raccordement.



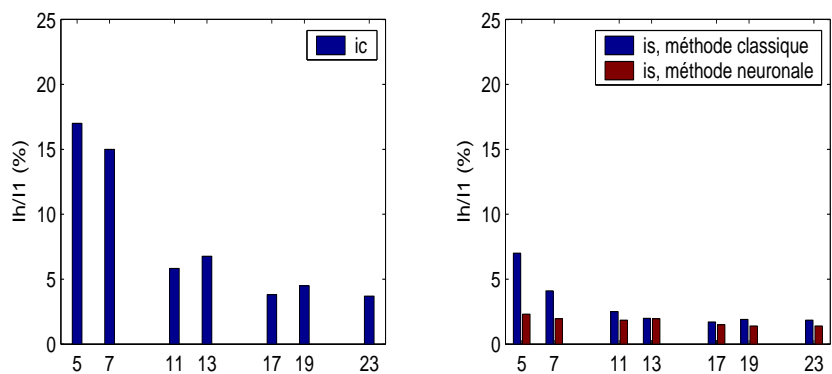
(b) Courants coté charge.



(c) Courants coté réseau après compensation par l'approche classique.



(d) Courants coté réseau après compensation par l'approche neuronale.



(e) Décomposition spectrale des courants coté charge et coté réseau.

FIG. 6.7 – Performances de la compensation des harmoniques par les approches classique et neuronale (expérimentation)

séparer les puissance instantanées alternatives et continues. L'approche purement neuronale la plus simple est celle utilisant les Adaline séparément sur chaque phase pour l'identification des harmoniques et un contrôleur PI neuronal pour la génération des signaux MLI. La réduction du THD par cette approche (à 6.8 %) reste équivalente à la technique classique précédente. Comme pour les résultats obtenus en simulation, la technique combinant la méthode des courants diphasés neuronaux et la commande neuronale directe inverse s'avère la plus efficace en amenant le THD coté réseau à une valeur inférieur à 4 %.

6.3.3 Performances face aux variations de la charge non linéaire

Nous utilisons l'approche combinant la méthode des PIRI neuronale et un contrôleur direct inverse. Le paramètre d'apprentissage est pris égal à 0.01 pour les deux Adaline. Le contrôleur directe inverse, pour l'identification du Jacobien du processus, est constitué d'un réseau de neurones multicouche à 5 neurones dans la couche cachée et un paramètre d'apprentissage $\mu = 0.0003$. Pour la génération des signaux MLI, un réseau multicouche à 5 neurones dans la couche cachée et un paramètre d'apprentissage voisin de 0.003 est utilisé. Afin d'éviter la génération de courants d'amplitudes élevées risquant de détruire l'onduleur, les deux paramètres d'apprentissage des réseaux multicouches sont fixés en ligne.

La figure 6.8 illustre les résultats obtenus pour une compensation des harmoniques sans l'effet d'une variation de charge. Nous procédons aux changements de la charge non linéaire à l'instant 0.96 s. La résistance globale R_{ch} passe alors de la valeur 37.8Ω à 48.6Ω . Ce changement de charge permet de faire varier d'une manière significative les amplitudes de l'ensemble des harmoniques. La figure 6.8(a) montre la tension directe du réseau identifiée par la technique neuronale. La figure 6.8(b) montre le courant pollué côté charge de la première phase. La figure 6.8(c) illustre le courant harmonique de référence identifié par la méthode des PIRI neuronale et le courant généré par l'onduleur grâce à la commande neuronale directe inverse. Le courant côté réseau après compensation est mis en évidence par la figure 6.8(d).

Les résultats de la figure 6.8 confirment ceux obtenus en simulation (voir la figure 6.3) et démontrent la rapidité et l'efficacité de la technique neuronale face aux variations de la charge non linéaire.

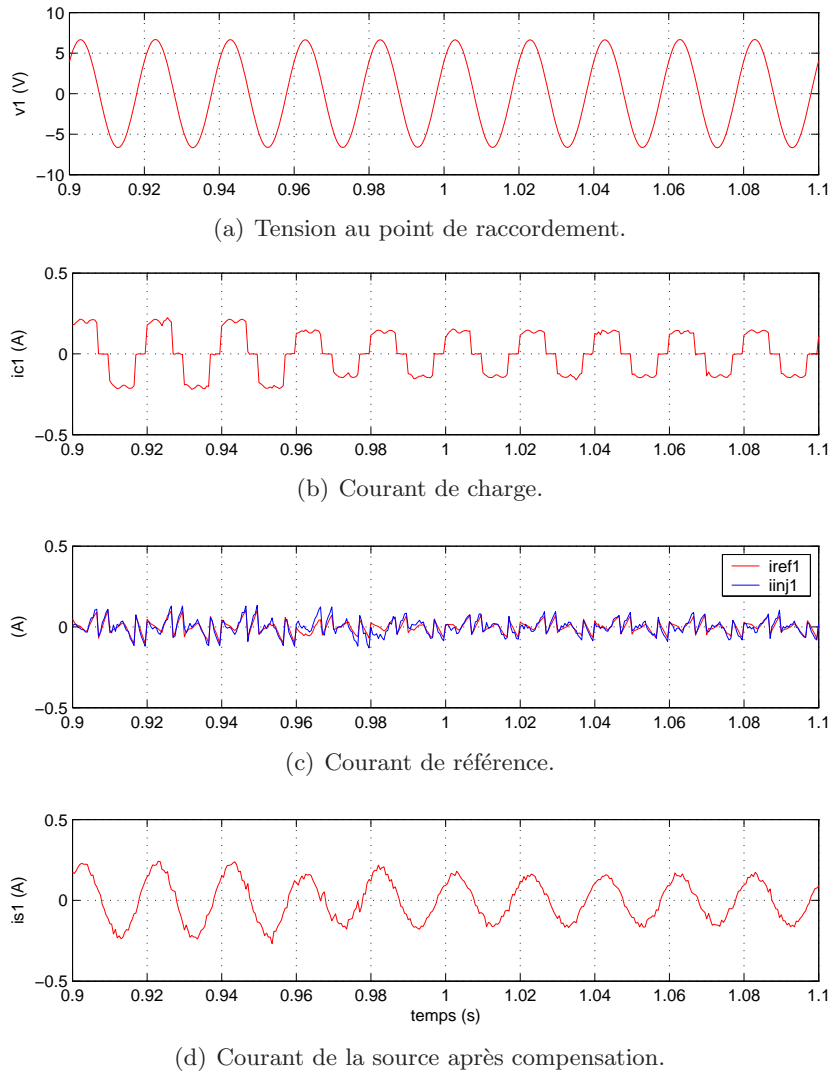


FIG. 6.8 – Performances de compensation par l'approche neuronale pour une variation de R_{ch} (expérimentation).

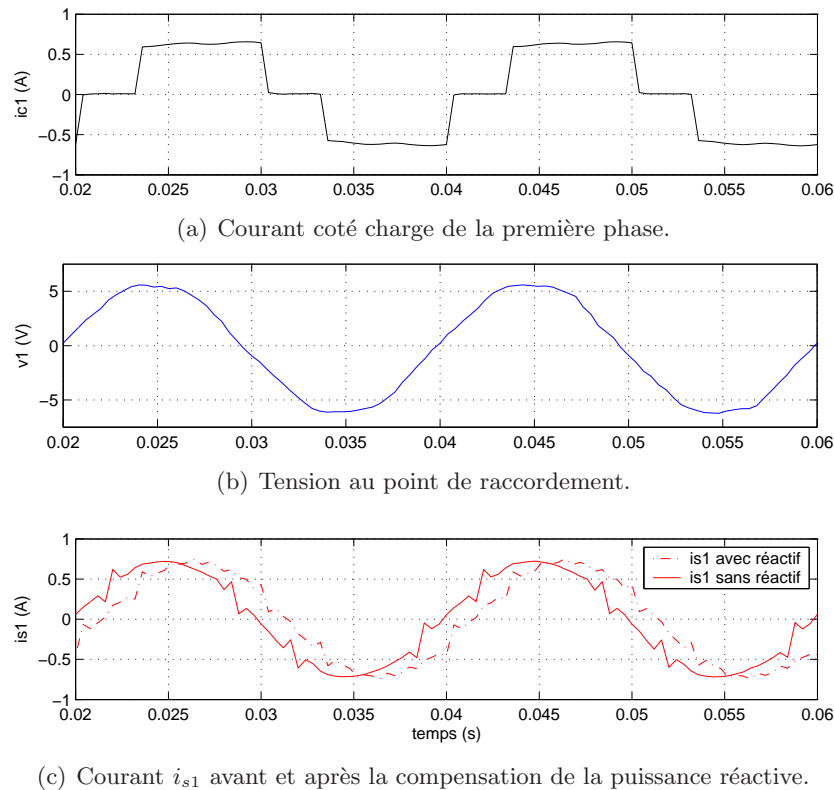


FIG. 6.9 – Performances de la compensation des harmoniques et de la puissance réactive par l'approche purement neuronale (expérimentation).

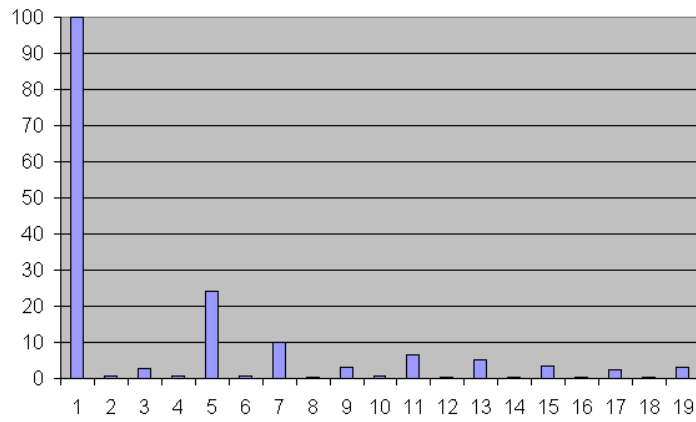
6.3.4 Compensation de la puissance réactive

Le principe de la compensation de la puissance réactive du réseau par les approches neuronales est décrit dans la section 6.2.3.

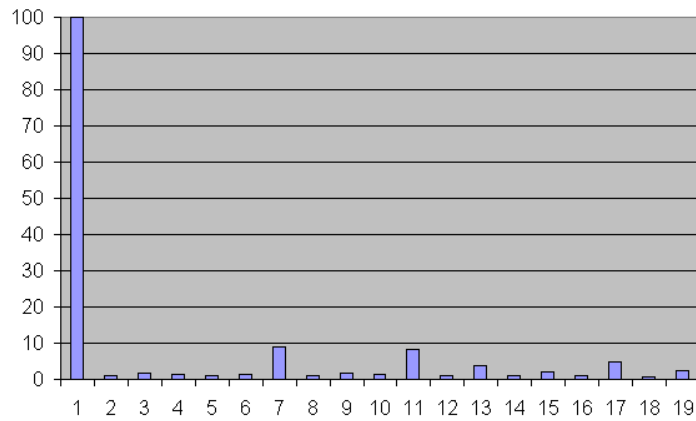
Sur la figure 6.9 sont montrés les résultats expérimentaux de la compensation des harmoniques et de la puissance réactive. Le courant pollué, prélevé coté charge (figure 6.9(a)), est en déphasage avec la tension réseau (figure 6.9(b)) à cause de la présence de la puissance réactive. La compensation des courants harmoniques permet de retrouver la forme sinusoïdale du courant (courbe en pointillés de la figure 6.9(c)) sans la suppression du déphasage. Par la compensation conjointe des harmoniques et de la puissance réactive, le courant coté réseau est désormais en phase avec la tension (courbe en trait continu de la figure 6.9(c)).

6.3.5 Compensation sélective des harmoniques

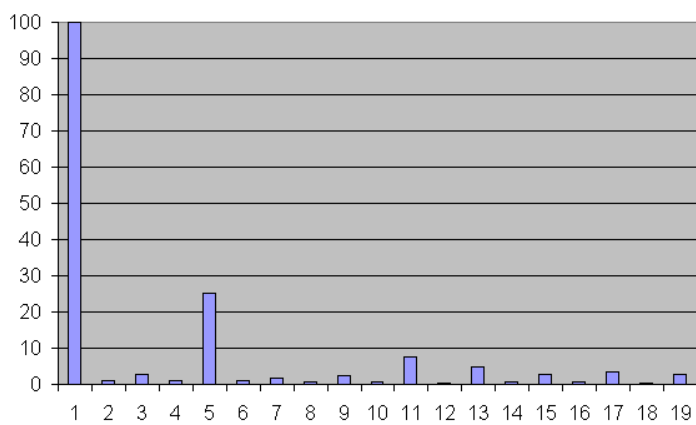
La décomposition spectrale du courant mesuré sur la charge est donnée par la figure 6.10(a). En pratique, seules les harmoniques de rang 5 et 7 sont importantes. La figure 6.10(b) montre la compensation sélective de l'harmonique de rang 5 et la figure 6.10(c) montre la compensation de l'harmonique de rang 7.



(a) Décomposition spectrale du courant de charge.



(b) Décomposition spectrale après compensation de l'harmonique 5



(c) Décomposition spectrale après compensation de l'harmonique 7.

FIG. 6.10 – Compensation des harmoniques 5 et 7 du courant de la charge (expérimentation).

6.4 Conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre de quelle manière les objectifs de compensation sont atteints. Après avoir testé indépendamment chaque partie du FAP dans les chapitres précédents, notre étude a porté ici sur le système complet incluant toutes les fonctionnalités du FAP. Des comparatifs entre les différentes combinaisons des techniques de compensation sont établis. La possibilité d'utiliser conjointement les techniques classiques et neuronales a été abordée. Cependant, la structure utilisant des réseaux de neurones dans toutes les parties du FAP s'est montrée la plus efficace en terme d'amélioration du THD. En plus, cette structure améliore le facteur de charge par la compensation de la puissance réactive et de plus, il est possible d'extraire et de compenser d'une manière sélective chaque rang harmonique.

La partie contrôle-commande du FAP est considérée comme un ensemble de fonctionnalités de commandes dont la structure est rendue homogène par l'approche tout neuromimétique. En effet, les réseaux de neurones peuvent être implémentés de manière similaire dans l'ensemble des parties du FAP. Les temps de réponse et de calcul sont nettement réduits.

Conclusion Générale

Le travail présenté dans ce mémoire apporte une contribution importante aux stratégies d'identification et de commande permettant d'améliorer les performances d'un filtre actif parallèle. Notre approche est basée sur les techniques intelligentes neuromimétiques, lesquelles surpassent les limites des techniques classiques et possèdent des caractéristiques essentielles dans une perspective d'optimisation des ressources d'implantation numérique.

Après avoir recensé les origines et les conséquences des perturbations électriques, des solutions de dépollution ont été présentées et le choix d'une solution basée sur les principes de filtrage actif type parallèle (FAP) a été retenu. Notre travail de recherche s'est alors porté vers l'ensemble contrôle-commande du filtre actif, que nous avons scindé en trois parties, en vue d'une approche à base de techniques neuromimétiques. Ces trois parties ont été définies ainsi :

- l'identification des composantes de la tension,
- l'identification des courants de compensation,
- la génération des signaux de commande.

La première phase de nos recherches concernait l'extraction de la composante directe de la tension, dans le cadre de l'identification des composantes de la tension. Quatre réseaux Adaline effectuent cette tâche après transformation du signal de tension. Une version modifiée de l'algorithme de Widrow-Hoff réalise l'adaptation des poids des Adaline. Cette méthode d'identification récupère, en plus de la composante directe, les composantes inverse et homopolaire de la tension. Un autre ensemble neuronal assure l'extraction de la fréquence fondamentale du réseau électrique, alors qu'un système basé sur une PLL monophasée suit la phase instantanée.

Dans la seconde phase de cette thèse, qui concernait la partie d'identification des courants de compensation, nous avons développé quatre méthodes à base de réseaux Adaline pour l'estimation des courants de référence. Ces méthodes utilisées différemment sur les courants permettent d'identifier l'ensemble des harmoniques, la puissance réactive ou une certaine catégorie d'harmoniques.

Dans la phase concernant la génération des signaux de commande du filtrage actif, le pilotage de l'onduleur est réalisée par une commande neuronale. Trois schémas de commande utilisant des réseaux de neurones multicouches avec l'algorithme de la descente du gradient ont été réalisés. Un quatrième schéma reprend le principe d'un régulateur PI et emploie un réseau Adaline pour adapter les paramètres

proportionnel et intégral.

Finalement, la structure complète du filtre actif parallèle a pu être simulée à partir du logiciel Matlab et validée expérimentalement. À ce niveau, des comparatifs entre les techniques classiques et les différentes approches neuronales ont été menés. De même, l'utilisation conjointe de techniques classiques et de techniques neuronales a pu être abordée.

En première conclusion, nous pouvons affirmer que l'ensemble des objectifs de contrôle-commande, que nous nous étions fixés au départ de notre travail, a pu être satisfait par notre approche à base de réseaux de neurones. Nous avons ainsi obtenu de très bons résultats au niveau de :

- l'identification de la fréquence du réseau et des paramètres de la tension,
- l'identification des courants harmoniques,
- la restitution dans le réseau électrique des courants de compensation,
- la compensation de la puissance réactive et correction du facteur de puissance,
- la compensation sélective des harmoniques du courant.

De plus, nous avons démontré que les simulations présentées dans ce travail s'accordaient parfaitement avec les résultats expérimentaux. Nous validons ainsi notre approche du « tout neuromimétique », laquelle conduit à des résultats dépassant ceux d'une approche utilisant des techniques classiques.

Plus encore, et c'était également l'un de nos principaux objectifs de recherche, la stratégie basée exclusivement sur des réseaux neuromimétiques et la structure de calcul qui en résulte, s'avère de nature très homogène, contrairement aux approches classiques. Cette caractéristique sera comme prévue avantageusement exploitée en termes d'optimisation des ressources « logiciel » et /ou « matériel » lors de l'implantation numérique.

Plusieurs voies de recherches présentées ici par domaine, sont susceptibles d'apporter des perspectives intéressantes et constituent un prolongement naturel de nos travaux.

Sur le plan de l'automatique, d'autres techniques neuronales peuvent être investies et en particulier les réseaux neuro-flous. Ces systèmes utilisent à la fois une base de règles pour les connaissances *a priori* et un algorithme d'adaptation pour le réajustement des sous-ensembles flous. Complexe dans leur conception, leur structure, une fois établie, est lisible et permet de mieux agir sur la commande de l'onduleur en tentant notamment de prendre en compte les contraintes inhérentes à la discrétisation des modèles de contrôle-commande.

En matière d'application aux systèmes électriques, l'approche par fonctionnalité que nous avons proposée est modulaire et devra permettre une réutilisation de ces sous-ensembles dans les filtres actifs universels parallèle-série (UPQC). La commande des actionneurs électriques qui nécessite également des dispositifs intégrés pourra bénéficier avantageusement de certaines variantes de nos stratégies.

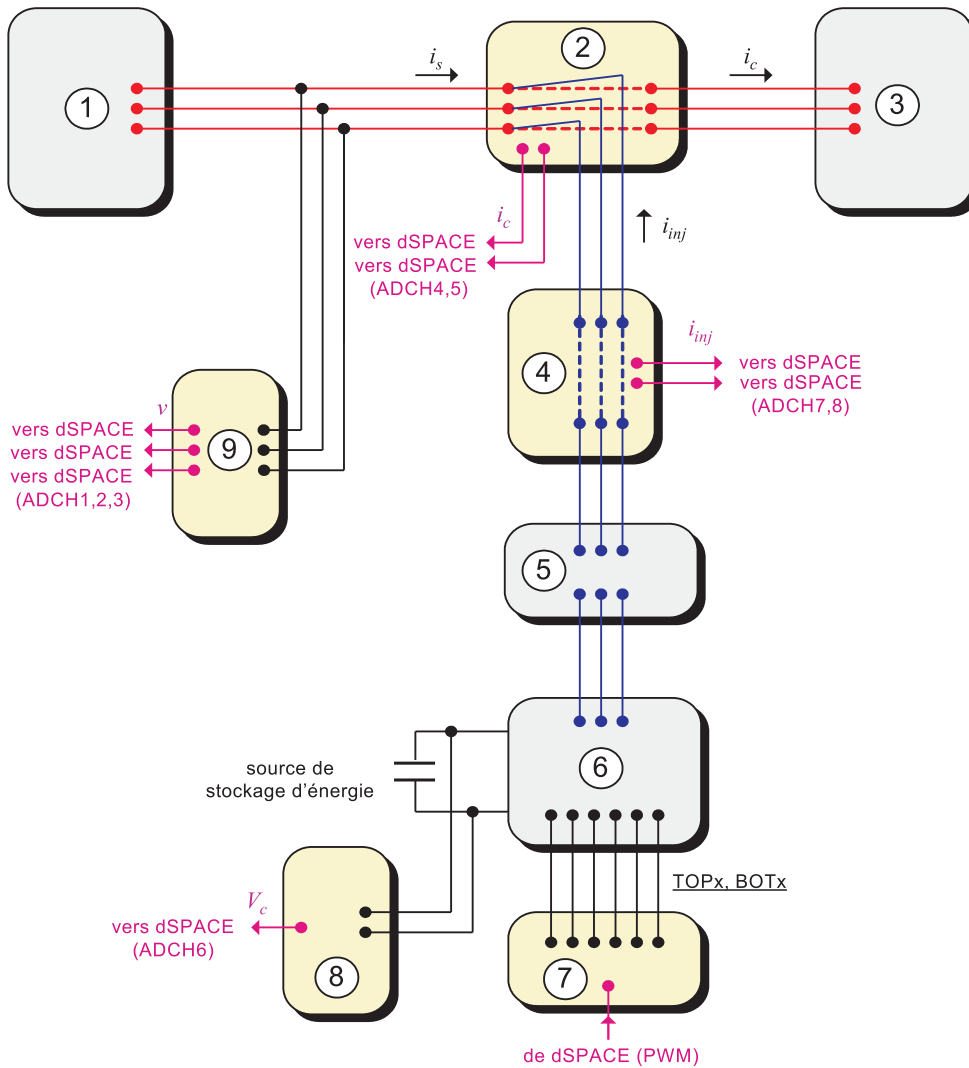
Enfin, dans le domaine de l'électronique et la microélectronique, le caractère homogène des structures neuronales et leur taille modeste présentent un atout indéniable à leur intégration sur cible type « logiciel », ou « matériel » ou encore conjointe « logiciel-matériel ». Nos premières études dans ce domaine ont porté sur l'identification des courants. Les résultats permettent d'ores et déjà, de prévoir l'investigation de l'ensemble des fonctionnalités du filtre actif, tendant en cela, à réduire significativement le rapport coût/performance de ces systèmes industriels.

Annexe A

Plateforme expérimentale

La figure A.1 montre la disposition des éléments de la plateforme expérimentale utilisée pour nos applications.

Quelques photos des éléments de cette plateforme sont montrés dans la figure A.2.



- ① réseau d'alimentation (triphasé variable)
- ② points de couplage + mesure des courants de charge
- ③ charge non linéaire (redresseur sur charge RL)
- ④ mesure des courants de compensation
- ⑤ filtre de sortie
- ⑥ onduleur + source de stockage d'énergie (capacité)
- ⑦ commande de l'onduleur
- ⑧ mesure de la tension aux bornes de la capacité
- ⑨ mesure des tensions du réseau

FIG. A.1 – Disposition des éléments de la plateforme expérimentale pour le filtrage actif.



FIG. A.2 – Photos des éléments de la plateforme expérimentale.

Annexe B

Matrices de passage

B.1 Transformation de Clarke et Concordia

Les transformations de Clarke et Concordia permettent de passer d'un système triphasé en abc à un système diphasé en $\alpha\beta$.

La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs mais pas la puissance ni le couple (on doit multiplier par un coefficient $3/2$). La transformation de Concordia, qui est normée, conserve quand à elle la puissance mais pas les amplitudes.

B.1.1 Transformation de Clarke

a. Sous-matrices de Clarke

$$\mathbf{C}_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}, \quad (\text{B.1})$$

$$\mathbf{C}_{31} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (\text{B.2})$$

b. Sous-matrices de Clarke transposées

$$\mathbf{C}_{32}^T = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}, \quad (\text{B.3})$$

$$\mathbf{C}_{31}^T = [1 \quad 1 \quad 1]. \quad (\text{B.4})$$

c. Propriétés des sous-matrices de Clarke

$$\frac{2}{3}\mathbf{C}_{32}^T \cdot \mathbf{C}_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (\text{B.5})$$

$$\frac{2}{3}\mathbf{C}_{32} \cdot \mathbf{C}_{32}^T = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix}. \quad (\text{B.6})$$

$$\mathbf{C}_{31}^T \cdot \mathbf{C}_{32} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (\text{B.7})$$

$$\mathbf{C}_{32}^T \cdot \mathbf{C}_{31} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (\text{B.8})$$

$$\mathbf{C}_{32}^{-1} = \frac{2}{3}\mathbf{C}_{32}^T, \quad (\text{B.9})$$

$$\mathbf{C}_{31}^{-1} = \frac{1}{3}\mathbf{C}_{31}^T. \quad (\text{B.10})$$

B.1.2 Transformation de Concordia

a. Matrice de Concordia

$$\mathbf{T}_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}. \quad (\text{B.11})$$

b. Matrice de Concordia transposée

$$\mathbf{T}_{32}^T = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}, \quad (\text{B.12})$$

B.2 Transformation de Park

La transformation de Park s'effectue par un passage d'un système triphasé vers un système diphasé suivi d'une rotation. Elle permet de passer du repère abc vers le repère $\alpha\beta$ puis vers le repère DQ . Le repère DQ forme avec le repère $\alpha\beta$ un angle appelé angle de la transformation de Park. La matrice de rotation de Park \mathbf{P} avec un angle de rotation θ est donnée comme suit :

$$\mathbf{P}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{B.13})$$

Bibliographie

- H. AKAGI, Y. KANAZAWA ET A. NABAE.
Generalized theory of the instantaneous reactive power in three-phase circuits.
In *IPEC'83, Int. Power Electronics Conf.*, pages 1375–1386, Tokyo, Japan, 1983.
- H. AKAGI, Y. KANAZAWA ET A. NABAE.
Instantaneous reactive power compensator comprising switching devices without energy storage components.
IEEE Trans. Ind. Appl. p. 625–630, 1984.
- H. AKAGI ET A. NABAE.
Control strategy of active power filter using multiple voltage-source pwm converter.
IEEE Trans. Ind. Appl. p. 460–465, 1986.
- M. A. AKCAYOL.
Application of adaptive neuro-fuzzy controller for srm.
Advances in Engineering Software p. 129 – 137, 2004.
- M. ALALI, Y.-A. CHAPUIS, S. SAADATE ET F. BRAUN.
Advanced common control methode for shunt and series active compensators used in power quality improvement.
IEE Proceedings Electric Power Applications, vol. 6 p. 658–664, 2004.
- M. A. E. ALALI.
Contribution à l'Etude des Compensateurs Actifs des Réseaux Electriques Basse Tension (Automatisation des systèmes de puissance électriques).
Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur, 2002.
- B. BOSE.
Artificial neural network applications in power electronics.
In *IEEE Industrial Electronics Society, IECON '01*, volume 3, pages 1631–1638, Denver, CO, USA, 2001.
- N. BRUYANT.
Etude et commande généralisées de filtres actifs parallèles, Compensation globale ou sélective des harmoniques, Régime équilibré ou déséquilibré.
Thèse de doctorat, Université de Nantes, 1999.

- M. R. BUHL ET R. D. LORENZ.
Design and implementation of neural networks for digital current regulation of inverter drives.
In *IEEE IAS Annu. Meeting*, pages 415–421, Detroit, 1991.
- B. BURTON, F. KAMRAN, R. HARLEY, T. HABETLER, M. BROOKE ET R. PODDAR.
Identification and control of induction motor stator currents using fast on-line random training of a neural network.
In *IEEE Industry Applications Conference*, volume 2, pages 1781–1787, Orlando, FL, USA, 1995.
- M. CIRSTEA, A. DINU, J. G. KHOR ET M. MCCORMICK.
Neural and Fuzzy Logic Control of Drives and Power Systems.
Newnes, Oxford, 2002.
- S. CLENET, C. FORGEZ, J. HAUTIER ET B. LEMAIRE-SEMAIL.
Réseaux de neurones appliqués à la modélisation de systèmes électrotechniques.
Revue Internationale de Génie Electrique p. 305–333, 1999.
- P. K. DASH, B. R. MISHRA, R. K. JENA ET A. C. LIEW.
Estimation of power system frequency estimation using adaptive notch filters.
In *in Proc. EMPDŠ98, IEEE Cat.*, page 143–148, 1998.
- P. DASH, D. SWAIN, A. LIEW ET S. RAHMAN.
An adaptive linear combiner for on-line tracking of power system harmonics.
IEEE Transactions on Power Systems p. 1730–1735, 1996a.
- P. DASH, D. SWAIN, A. ROUSTRAY ET A. LIEW.
Harmonic estimation in a power system using adaptive perceptrons.
IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution p. 565–574, 1996b.
- P. DASH, D. SWAIN, A. ROUSTRAY ET A. LIEW.
An adaptive neural network approach for the estimation of power system frequency.
Electric Power Systems Research, vol. 41 p. 203–210, 1997.
- A. DELL'AQILA, G. DELVINO, M. LISERRE ET P. ZANCHETTA.
A new fuzzy logic strategy for active power filter.
In *International Conference on Power Electronics and Variable Speed Drives*, pages 392–397, London, UK, 2000.
- H. DENG, R. ORUGANT ET D. SRINIVASAN.
A neural network-based adaptive controller for single phase inverters in critical applications.
In *IEEE International Conference on Power Electronics and Drive Systems PEDS'03*, Singapore, 2003.

- J. DIXON, J. CONTARDO ET L. MORAN.
Dc link fuzzy control for an active power filter, sensing the line current only.
In *IEEE Power Electronics Specialists Conference, PESC'97*, pages 1109–1114,
St. Louis, Missouri, 1997.
- G. DREYFUS, J. MARTINEZ, M. SAMUELIDES, M. GORDON, F. BADRAN, S. THIRIA ET L. HÉRAULT.
Réseaux de neurones : méthodologie et applications.
Eyrolles, Paris, 2002.
- E. EL-SAADANY, R. ELSHATSHAT, M. SALAMA, M. KAZERANI ET A. CHIKHANI.
Reactance one-port compensator and modular active filter for voltage and current harmonic reduction in nonlinear distribution systems: A comparative study.
Electric Power Systems Research p. 197 – 209, 1999.
- R. EL SHATSHAT, M. KAZERANI ET M. SALAMA.
Power quality improvement in 3-phase 3-wire distribution systems using modular active power filter.
Electric Power Systems Research, vol. 64 p. 185–194, 2002.
- P. GRABOWSKI, M. KAZMIERKOWSKI, B. BOSE ET F. BLAABJERG.
a simple direct torque neuro fuzzy control of pwm inverter fed induction motor drive.
IEEE Transactions on Industrial Electronics p. 863–870, 2000.
- A. HAMADI, K. AL-HADDAD, P. LAGACÉ ET A. CHANDRA.
indirect current control techniques of three phase apf using logic and proportional integral controller: comparative analysis.
In *The 11th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, pages 362–367, Lake Placid, NY USA, 2004.
- S. HAYKIN.
Neural Networks: A Comprehensive Foundation.
Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 1994.
- J. HÉRAULT ET C. JUTTEN.
Réseaux neuronaux et traitement du signal.
Hermès science publications, Paris, 1994.
- G. IRWIN, K. WARWICK ET K. HUNT.
Neural Network Applications in Control.
53. The Institution of Electrical Engineers, London, 1995.
- S. K. JAIN, P. AGRAWAL ET H. O. GUPTA.
Fuzzy logic controlled shunt active power filter for power quality improvement.
IEE Proc-Electr. Power p. 317–328, 2002.

- V. KAURA ET V. BLASKO.
operation of a phase locked loop system under distorted utility conditions.
IEEE Tran. on industry application p. 58–63, 1997.
- T. KAWAGOSHI, A. KUMAMOTO, T. HIKIHARA, Y. HIRANE, K. OKU, O. NAKAMURA, S. TADA, K. MIZUKI ET Y. INOUE.
Harmonic voltage suppression by active filter with neural network controller.
In *Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems, ANNPS'93*, pages 93–98, Yokohama, Japan, 1993.
- C. S. G. LEE, J.-S. WANG ET J. YUH.
Self-adaptive neuro-fuzzy systems for autonomous underwater vehicle control.
Advanced Robotics p. 589–608, 2001.
- W. LU, A. KEYHANI ET A. FARDOUN.
Neural network-based modeling and parameter identification of switched reluctance motors.
IEEE Transactions on Energy Conversion p. 284–290, 2003.
- M. MACHMOUM, P. CHEVREL ET N. BRUYANT.
Compensation sélective des courants harmoniques à l'aide d'un filtre actif parallèle.
Revue des Systèmes, Série Revue Internationale de Génie Electrique (RS-RIGE)
p. 457–483, 2003.
- M. MAREI, E. EL-SAADANY ET M. SALAMA.
A processing unit for symmetrical components and harmonics estimation based on a new adaptive linear combiner structure.
IEEE Transactions on Power Delivery p. 1245– 1252, 2004.
- P. MELIN ET O. CASTILLO.
Intelligent control of a stepping motor drive using an adaptive neuro-fuzzy inference system.
Informatics and Computer Science: An International Journal p. 133 – 151, 2005.
- S. K. MONDAL, J. O. PINTO ET B. K. BOSE.
a neural network based space vector pwm controller for a three level voltage fed inverter induction motor drive.
IEEE transaction on industry application, 2002.
- K. S. NARENDRA.
Adaptive control using neural networks.
In I. Miller, W. Thomas, R. S. Sutton ET P. J. Werbos, editors, *Neural Networks for Control*, pages 115–142. The MIT Press, Cambridge, MA, 1990.
- M. NORGAARD, O. RAVN, N. POULSEN ET L. HANSEN.
Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems.
Springer, London, 1st edition, 2003.

- S. OMATU, M. KHALID ET R. YUSOF.
Neuro-control and its Applications Advances in Industrial Control.
Springer-Verlag, London, 1996.
- S. OSOWSKI.
Neural network for estimation of harmonic components in a powersystem.
IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution p. 129–135, 1992.
- D. OULD ABDESLAM, D. FLIELLER, P. WIRA ET J. MERCKLÉ.
Adaline neural networks for online extracting the direct, inverse and homopolar voltage components from a composite voltage.
In *31st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'05)*, Raleigh, NC, USA, 2005a.
- D. OULD ABDESLAM, J. MERCKLÉ ET Y.-A. CHAPUIS.
Approche neuromimétique pour l'identification des courants harmoniques dans les réseaux électriques basse tension.
In *Journée du Centre de Recherche et d'Enseignements en Sciences Pour l'Ingénieur (CRESPIM 2004)*, pages 94–99, Mulhouse, France, 2004a.
- D. OULD ABDESLAM, J. MERCKLÉ, R. NGWANYI ET Y.-A. CHAPUIS.
Artificial neural networks for harmonic estimation in low-voltage power systems.
In *Fourth International ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS 2004)*, Island of Madeira, Portugal, 2004b.
- D. OULD ABDESLAM, J. MERCKLÉ ET P. WIRA.
Adaline-based estimation of power harmonics.
In *13th European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN'2005)*, pages 571–576, Bruges, Belgium, 2005b.
- D. OULD ABDESLAM, P. WIRA, D. FLIELLER ET J. MERCKLÉ.
New methods for time-varying frequency estimation from distorted harmonic signals in power systems.
In *IAR - ACD'05*, Mulhouse, France, 2005c.
- D. OULD ABDESLAM, P. WIRA, J. MERCKLÉ ET Y.-A. CHAPUIS.
A neural approach for the control of an active power filter.
In *5th International Power Electronics Conference (IPEC'2005)*, Niigata, Japan, 2005d.
- D. OULD ABDESLAM, P. WIRA, J. MERCKLÉ, Y.-A. CHAPUIS ET D. FLIELLER.
Stratégie neuromimétique d'identification et de commande d'un filtre actif parallèle.
Revue Internationale du Génie Electrique, (RS-RIGE) p. 35–64, 2006.

- D. OULD ABDESLAM, P. WIRA, J. MERCKLÉ ET D. FLIELLER.
Harmonic identification based on ann: A comparative study.
In *The 9th International Conference on Engineering Applications of Neural Networks, EANN2005*, pages 179–186, Lille, France, 2005e.
- D. OULD ABDESLAM, P. WIRA, J. MERCKLÉ ET D. FLIELLER.
A neural learning approach for time-varying frequency estimation of distorted harmonic signals in power systems.
In *ICSC Congress on Computational Intelligence: Methods and Applications, CI-MA '2005*, Istanbul, Turkey, 2005f.
- N. PECHARANIN, H. MITSUI ET M. SONE.
Harmonic detection by using neural network.
In *IEEE International Conference on Neural Networks*, volume 2, pages 923–926, Perth, WA, Australia, 1995.
- N. PECHARANIN, M. SONE ET H. MITSUI.
An application of neural network for harmonic detection in active filter.
In *IEEE International Conference on Computational Intelligence*, volume 6, pages 3756–3760, Orlando, FL, USA, 1994.
- A. PHADKE, J. THORP ET M. ADAMIAK.
A new measurement technique for tracking voltage phasors, local system frequency and rate of change of frequency.
IEEE Transactions on Power Apparatus Syst., vol. 102 p. 1025–1038, 1983.
- J. PINTO, B. BOSE ET L. DA SILVA.
A stator-flux-oriented vector-controlled induction motor drive with space-vector pwm and flux-vector synthesis by neural networks.
IEEE Transactions on Industry Applications p. 1308–1318, 2001.
- D. RACOCEANU ET D. OULD ABDESLAM.
Réseaux neuro-flous pour la surveillance des systèmes.
In *Proc. of the 4th International Conference on Industrial Automation*, Montréal, Canada, 2003.
- G. RAMAKRISHNA ET N. RAO.
Adaptive neuro-fuzzy inference system for volt/var control in distribution systems.
Electric Power Systems Research p. 87 – 97, 1999.
- J. RENDERS.
Algorithmes génétiques et réseaux de neurones.
Ed. Hermès, 1995.
- R. J. RITTER, T. M. MARTINETZ ET K. J. SCHULTEN.
Neural Computation and Self-Organizing Maps.
Addison-Wesley, Reading, 1992.

- S. ROUND ET N. MOHAN.
Comparison of frequency and time domain neural network controllers for an active power filter.
In *Proceedings of the IECON '93., International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, volume 2, pages 1099–1104, Maui, HI, USA, 1993.
- A. ROUTRAY, A. K. PRADHAN ET K. P. RAO.
A novel kalman filter for frequency estimation of distorted signals in power systems.
IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement p. 469–479, 2002.
- M. RUKONUZZAMAN ET M. NAKAOKA.
Adaptive neural network based harmonic current compensation inactive power filter.
In *International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN '01*, volume 3, pages 2281–2286, Washington, DC, USA, 2001.
- M. S. SACHDEV ET M. M. GIRAY.
A least square technique for determining power system frequency.
IEEE Trans. Power Appar. Syst., vol. 104 p. 437–443, 1985.
- M. SAERENS ET A. SOQUET.
A neural controller based on backpropagation algorithm.
In *First IEE int. Conf. on Artificial Neural Network*, pages 211–215, London, 1989.
- F. SHAOSHENG ET W. YAONAN.
Fuzzy model predictive control for active power filter.
In *IEEE International Conference on Electric Utility Deregulation, Restructuring and Power Technologies (DRPT2004)*, pages 295–300, 2004.
- R. E. SHATSHAT, M. KAZERANI ET M. SALAMA.
Modular active power-line conditioner.
IEEE Transactions on Power Delivery p. 700–709, 2001.
- R. SHATSHAT, M. SALAMA ET M. KAZERANI.
Artificial intelligent controller for current source converter-based modular active power filters.
IEEE Transactions on Power Delivery p. 1314–1320, 2004.
- M. G. SIMOES ET B. K. BOSE.
neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive.
In *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, pages 620–629, Denver, CO, 1994.

- B. SINGH, B. SINGH, A. CHANDRA ET K. AL-HADDAD.
Fuzzy control algorithm for universal active filter.
In *Power Quality Conference*, pages 73–80, Hyderabad, India, 1998.
- V. V. TERZIJA, M. B. DJRIC ET B. D. KOVACEVIC.
Voltage phasor and local system frequency estimation using newton-type algorithms.
IEEE Trans. Power Delivery, vol. 4 p. 1368–1374, 1994.
- J. THEOCHARIS ET V. PETRIDIS.
Neural network observer for induction motor control.
IEEE Control Mag., pages 26–37, 1994.
- S. THIRIA, Y. LECHEVALLIER, O. GASCUEL ET S. CANU.
statistique et méthodes neuronales.
Sciences SUP. Dunod, 1997.
- P. TICHAVSKY ET A. NEHORAI.
Comparative study of four adaptive frequency trackers, 1997.
- A. K. P. TOH, E. P. NOWICKI ET F. ASHAFZADEN.
A flux estimator for field oriented control of an induction motor using an artificial neural network.
IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, pages 585–592, 1994.
- P. VAS.
Artificial-intelligence-Based Electrical Machines and Drives: Application of Fuzzy, Neural, Fuzzy-Neural and Genetic-Algorithm-Based Techniques.
Monographs in Electrical and Electronic Engineering. Oxford University Press, Oxford, 1999.
- F. R. VAZQUEZ, P. R. SALMERON ET F. J. ALCANTARA.
Neural networks application to control an active power filter.
In *EPE'2001*, Graz, Austria, 2001a.
- F. R. VAZQUEZ, P. R. SALMERON ET J. PRIETO.
A new technique for unbalance current and voltage measurement with neural networks.
In *EPE'2001*, Graz, Austria, 2001b.
- J. VAZQUEZ ET P. SALMERON.
Active power filter control using neural network technologies.
IEE Proceedings-Electric Power Applications p. 139–145, 2003.

- J. R. VÁZQUEZ, P. SALMERÓN, J. PRIETO ET A. PÉREZ.
*A practical implementation of a three-phase active power line conditioner with
anns technology.*
In *28th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IE-
CON'02)*, pages 739–744, Sevilla, Spain, 2002.
- S. WEERASOORIYA ET M. A. EL-SHARKAWI.
Identification and control of a dc motor using back-propagation neural networks.
IEEE Transactions on Energy Conversion, pages 663–669, 1991.
- B. WIDROW ET E. WALACH.
Adaptive Inverse Control.
Information and System Sciences Series. Prentice Hall Press, Upper Saddle River,
1996.
- L. ZADEH.
Fuzzy sets.
Information Control, vol. 8 p. 338–353, 1965.

Table des figures

1	Mise en place d'un filtre actif parallèle dans un réseau de distribution électrique.	14
1.1	Les perturbations électriques	20
1.2	Filtre passif résonnant.	26
1.3	Filtre passif amorti.	26
1.4	Filtre actif parallèle.	27
1.5	Filtre actif série.	28
1.6	Combinaison des filtres actifs série et parallèle.	29
1.7	Schéma de la stratégie de filtrage actif parallèle.	31
2.1	Topologie de l'Adaline.	37
2.2	Schéma d'identification directe d'un processus avec un réseau de neurones (forward modelling).	39
2.3	Schéma d'identification inverse d'un processus avec un réseau de neurones.	40
2.4	Schéma d'identification directe d'un contrôleur conventionnel avec un RNI.	41
2.5	Schéma de commande inverse avec un RNC.	41
2.6	Schéma de commande directe inverse avec un RNC et un RNI.	42
2.7	Schéma d'apprentissage en parallèle avec un PID.	43
2.8	Schéma d'apprentissage d'un PID.	43
2.9	Schéma d'autodétermination des paramètres d'un PID.	44
2.10	Schéma de commande avec un modèle de référence.	44
2.11	Schéma de la commande floue.	45
2.12	Principe du système neuro-flou.	46
3.1	Schéma de principe de l'extraction de la composante directe de la tension avec une PLL classique.	57
3.2	Passage dans le repère tournant de Park de la composante directe.	61
3.3	Passage dans le repère tournant de Park de la composante inverse.	62
3.4	Schéma de principe du mécanisme d'extraction des composantes directe et inverse avec des Adaline.	63
3.5	Principe du système de détermination de la phase instantanée du réseau.	66
3.6	Réponse à un échelon de fréquence du système (simulation)	66
3.7	Évolution de la fréquence du réseau sur 500 secondes (expérimentation)	66
3.8	Schéma de principe de la poursuite de la fréquence par un Adaline.	68

3.9	Estimation de l'amplitude directe (simulation).	69
3.10	Identification des composantes de la tension du réseau électrique (simulation).	71
3.11	Identification des paramètres de la tension pour une fréquence variable (simulation).	72
3.12	Schéma de principe pour l'identification des composantes de la tension pour une fréquence variable	73
3.13	Apparition d'une chute d'amplitude de 50 % à $t=0.23$ s (simulation).	74
3.14	Identification des composantes de la tension (expérimentation).	75
3.15	Extraction des composantes de la tension pour une chute sur la première phase (expérimentation).	76
3.16	Extraction des composantes de la tension pour une chute sur les trois phases (expérimentation).	78
4.1	Structure d'un filtre actif parallèle	81
4.2	Structure de l'Adaline sur la première phase pour la méthode d'identification directe	85
4.3	Structure d'identification des courants de références avec la méthode des PIRI utilisant des Adaline	86
4.4	Transformation du spectre de la puissance réelle instantanée.	87
4.5	Structure du réseau Adaline pour l'estimation des harmoniques.	88
4.6	Structure d'identification des courants de références avec la méthode tri-monophasée.	91
4.7	Structure d'identification des courants harmoniques par la méthode des courants diphasés.	94
4.8	Extraction du courant fondamental dans un signal contenant des harmoniques (simulation).	100
4.9	Identification des courant harmoniques pour une variation de la charge (simulation).	101
4.10	Performances de la méthode d'identification directe (simulation)	102
4.11	Identification des puissances instantanées (simulation)	103
4.12	Performances de la méthode d'identification des PIRI neuronale (simulation)	103
4.13	Performances de la méthode d'identification tri-monophasée (simulation)	104
4.14	Performances de la méthode des PIRI (expérimentation)	106
4.15	Performances de la méthode tri-monophasée (expérimentation)	107
5.1	Structure d'un filtre actif parallèle: rôle de la partie commande.	111
5.2	Commande par régulateur RST des courants du FAP.	112
5.3	Schéma d'asservissement avec un contrôleur flou à une entrée.	113
5.4	Univers de discours de la variable erreur.	114
5.5	Univers de discours de la variable de commande u	114
5.6	Réponse à un signal carré du régulateur flou à une seule entrée.	114
5.7	Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du régulateur flou à une seule entrée (simulation).	115
5.8	Schéma d'asservissement avec un contrôleur flou à deux entrées.	115

5.9	Univers de discours de la dérivée de l'erreur u	116
5.10	Surface caractéristique du régulateur flou.	117
5.11	Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du régulateur flou à deux entrées (simulation).	117
5.12	Schéma d'identification directe du régulateur RST.	118
5.13	Commande inverse de l'étage de puissance avec un réseau de neurones.	119
5.14	Architecture du neurocontrôleur inverse.	119
5.15	Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du contrôleur neuronal inverse et l'erreur de poursuite (simulation).	120
5.16	Schéma de la commande directe inverse appliquée au contrôle de l'étage de puissance (l'onduleur et le filtre de sortie).	121
5.17	Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du contrôleur neuronal direct inverse et l'erreur de poursuite (simulation).	122
5.18	Schéma de la commande PI neuronale.	123
5.19	Réponse à un signal composé des harmoniques d'ordre 5 et 7 du contrôleur PI neuronal et l'erreur de poursuite (simulation).	123
5.20	Schéma de principe de la partie commande de l'onduleur avec contrôle de la tension du condensateur.	124
5.21	Principe de la régulation de la tension du condensateur.	125
5.22	Performance de la commande neuronale basé sur une identification directe de la commande RST (simulation)	127
5.23	Performance de la commande neuronale basé sur une identification directe inverse (simulation)	127
5.24	Régulation avec un PI sur charge résistive. En rouge la référence de courant et en bleu le courant débité (expérimentation).	128
5.25	Régulation avec un neurocontrôleur inverse sur charge résistive. En rouge la référence de courant et en bleu le courant débité (expérimentation).	129
5.26	Régulation avec un neurocontrôleur direct-inverse sur charge résistive. En rouge la référence de courant et en bleu le courant débité (expérimentation).	129
5.27	Allure des courants pour un asservissement de la tension continue (expérimentation)	130
5.28	Réponse à un échelon de la tension continue (expérimentation)	130
6.1	Schéma général de la stratégie de compensation du FAP.	135
6.2	Performances de la compensation des harmoniques par les approches classique et neuronale (simulation)	138
6.3	Performances de la compensation des harmoniques par l'approche purement neuronale pour une variation en ligne de R_{ch} (simulation).	140
6.4	Performances de la compensation des harmoniques et de la puissance réactive par l'approche purement neuronale (simulation).	143
6.5	Compensation des harmoniques 5 et 7 du courant de la charge (simulation).	145
6.6	Schéma illustratif de la plateforme expérimentale.	146
6.7	Performances de la compensation des harmoniques par les approches classique et neuronale (expérimentation)	148

6.8	Performances de compensation par l'approche neuronale pour une variation de R_{ch} (expérimentation).	150
6.9	Performances de la compensation des harmoniques et de la puissance réactive par l'approche purement neuronale (expérimentation). . . .	151
6.10	Compensation des harmoniques 5 et 7 du courant de la charge (expérimentation).	152
A.1	Disposition des éléments de la plateforme expérimentale pour le filtrage actif.	160
A.2	Photos des éléments de la plateforme expérimentale.	161

Liste des tableaux

1.1	Niveaux de compatibilité pour les tensions harmoniques individuelles sur les réseaux publics basse tension (norme CEI 61000-2-2)	24
1.2	Limite des composantes harmoniques en courant (norme CEI 61000-3-2)	25
1.3	Récapitulatif des solutions de dépollution	30
4.1	Nature et objectif de la compensation avec les quatre méthodes neuronales	96
4.2	Comparaison des différentes techniques de compensation.	98
4.3	Comparaison sur l'amélioration du THD	105
4.4	Comparaison des méthodes neuronales (nombre d'Adaline, taille du vecteur d'entrée)	105
5.1	Règles floues, contrôleur à une seule entrée	115
5.2	Règles floues, contrôleur à deux entrées	116
5.3	Comparatif du suivi de consigne des différents contrôleurs	126
6.1	Caractéristiques de la source	136
6.2	Caractéristiques du FAP	136
6.3	Comparatif des performances de compensation avec différentes méthodes de filtrage et de commande en simulation.	139
6.4	Comparatif des performances avec différents paramètres de l'environnement de simulation	141
6.5	Comparatif des performances de compensation avec différentes méthodes de filtrage et de commande en expérimentation.	147

Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension.

Résumé : Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'élaboration d'une stratégie complète d'identification et de commande neuronale d'un filtre actif parallèle (FAP). L'objectif visé est l'amélioration des performances par rapport aux systèmes classiques de dépollution des installations électriques basse tension.

Basée sur l'utilisation des techniques neuromimétiques, notre approche de compensation des harmoniques se fait en trois étapes. Les deux premières étapes identifient respectivement les composantes de la tension et les courants harmoniques à l'aide de réseaux de neurones du type Adaline. La troisième étape injecte les courants harmoniques dans le réseau électrique par un module de commande à base de réseaux de neurones multicouches. Plusieurs architectures neuronales ont été développées et comparées pour chacune des étapes.

La structure proposée s'adapte automatiquement aux variations de la charge du réseau et donc aux fluctuations du contenu harmonique des perturbations. Elle permet également la compensation sélective des harmoniques et la correction du facteur de charge. Finalement, ces stratégies ont été validées sur un banc expérimental et leur aptitude à l'intégration matérielle a été testée en simulation.

Mots-clés : Réseaux de neurones artificiels, Adaline, commande adaptative, commande floue, filtre actif parallèle, compensation des harmoniques, système électrique triphasé.

Neuromimetic techniques for power systems control: application to a shunt active filter in low-voltage power supply.

Abstract: This thesis proposes an efficient and reliable neural Active Power Filter (APF) to estimate and compensate for harmonic distortions from an AC line. The objective is to improve the performances of the traditional methods.

By using artificial neural networks, the harmonics compensation strategy is organized in three different stages. The first and the second stages extract respectively the voltage components and the current harmonics by using Adaline neural networks. The last stage uses multilayer neural networks to control the inverters that injects elaborated reference currents in the power system. Several neural networks architectures are developed and compared in the different stages.

Our approach is able to automatically adapt itself to any changes of the non-linear load and thus to the generated harmonics. These techniques are also able to eliminate only specific harmonics and correct the power factor. Furthermore, practical results confirm the robustness and usefulness of our compensation approach. The effectiveness of a hardware implementation is also tested in simulation.

Keywords: Artificial neural network, Adaline, adaptive control, fuzzy control, shunt active filter, harmonics compensation, three phase power supply.
