

14/95

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**

**DEPARTEMENT  
OPTION**

**GENIE ELECTRIQUE  
AUTOMATIQUE**

**PROJET DE FIN D'ETUDES**

**THEME**

**APPLICATION DE LA COMMANDE FLOUE  
ET DE LA COMMANDE NEUROLINGUISTIQUE  
AUX ONDULEURS**

**DIRIGE PAR**

**M.C.SOUAMI  
H. CHEKIREB  
F. BOUDJEMA**

**ETUDIE PAR**

**Z. FODIL  
A. SALHI**

**PROMOTION  
JUN 95**

**E.N.P. 10, Avenue Hacén Badi El-Harrach. ALGER**

**RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

**ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**

**DÉPARTEMENT  
OPTION**

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
المكتبة — BIBLIOTHÈQUE  
Ecole Nationale Polytechnique

**GÉNIE ÉLECTRIQUE  
AUTOMATIQUE**

**PROJET DE FIN D'ÉTUDES**

**THÈME**

**APPLICATION DE LA COMMANDE FLOUE  
ET DE LA COMMANDE NEUROLINGUISTIQUE  
AUX ONDULEURS.**

**DIRIGÉ PAR  
M.C.SOUAMI  
H.CHEKIREB  
F.BOUDJEMA**

**ÉTUDIÉ PAR  
Z.FODIL  
A.SALHI**

**PROMOTION  
JUN 95**

**E.N.P 10, Avenue Hacen Badi El-harrach. ALGER**

*Dédicace*

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

*C'est avec grand plaisir que je dédie le fruit de ce modeste travail ...*

*A mes très chers parents*

*A mes soeurs*

*A mes frères*

*A mon oncle et sa famille particulièrement à la petite Radhia*

*A toute la promotion de cinquième année Automatique*

*Et à tous mes amis*

*Pour leurs exprimer tout mon amour et toute ma gratitude*

*Zouhir*

*Dédicace*

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

*A mes parents auxquels je dois tout ...*

*A toute ma famille*

*A toutes les personnes qui me sont chères*

*Je dédie ce modeste travail*

*Pour que vive l'Algérie*

*Adel*

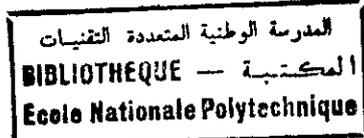
## Remerciements

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos promoteurs Messieurs M.C.Souami, H.Chekireb et F.Boudjema qui nous ont prodigué de nombreux et judicieux conseils.

Nous voudrions également exprimer notre reconnaissance à tous les enseignants de l'Ecole Nationale Polytechnique et en particulier ceux du département de Génie Electrique qui ont contribué à notre formation.

# Sommaire



<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre I Les onduleurs</b>	
1-Introduction .....	3
2-Onduleur monophasé en pont .....	4
3-Onduleur de tension triphasé .....	7
4-Techniques de commande des onduleurs .....	8
<b>Chapitre II Logique et commande floues</b>	
1-Introduction .....	11
2-Définitions .....	11
3-Opérations sur les sous-ensembles flous.....	13
4-Raisonnement en logique floue .....	15
5-Commande floue .....	19
<b>Chapitre III Application de la commande floue aux onduleurs</b>	
1-Introduction .....	23
2-Partition et table de décision.....	23
3-Organigramme de commande .....	26
4-Resultats et commentaires .....	27
<b>Chapitre IV Réseaux de neurones artificiels</b>	
1-Introduction .....	65

2-Définitions ..... 66  
 3-Modélisation du neurone ..... 66  
 4-Classification des ANN ..... 69  
 5-Algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones ..... 72

**Chapitre V                    Apprentissage et structures de commande**

1-Introduction ..... 75  
 2-Modèle du neurone et du réseau utilisés ..... 75  
 3-Presentation de l'algorithme ..... 75  
 4-Etapes d'utilisation des réseaux de neurones ..... 78  
 5-Les réseaux de neurones dans la commande des processus ..... 79

**Chapitre VI                    Association de la logique floue et des réseaux de neurones**

1-Introduction ..... 83  
 2-Modèles de base du neurone flou ..... 83  
 3-Mécanismes d'apprentissage et d'adaptation ..... 86  
 4-Représentation des systèmes flous par des réseaux de neurones non flous ..... 87  
 5-Etapes d'implantation du contrôleur ..... 88

**Chapitre VII                    Application de la commande neurolinguistique aux onduleurs**

1-Introduction ..... 91  
 2-Choix du réseau ..... 91  
 3-Organigramme de commande ..... 94  
 4-Resultats et commentaires ..... 95

**Conclusion générale** ..... 127

## Symboles et abréviations



**$A_m$**  Amplitude de la référence.

**$C_f$**  Capacité de filtrage.

**$e$**  L'erreur.

**$e_r$**  L'erreur relative.

•  
 **$e_r$**  Variation de l'erreur relative.

**$e_{rp}$**  L'erreur relative permise.

**$f$**  Fréquence de la référence.

**$f_c$**  Fréquence de commutation.

**$f_{Le}$ ,  $f_N$ ,  $f_P$ ,  $f_{Ri}$ ,  $f_Z$**  Fonctions d'appartenances aux classes **Le**, **N**, **P**, **Ri**, **Z**.

**$i$**  Courant délivré par la source.

**$i_{out}$**  Courant dans la charge.

**$i_{ref}$**  Courant de référence.

**$L$**  Inductance de la charge.

**Le** Classe Left.

**N** Classe Négative.

**R** Résistance de la charge.

**$R_f$**  Résistance de filtrage.

**Ri** Classe Right.

**S** Sortie du réseau de neurones.

**U** La commande.

**$V_a$ ,  $V_b$ ,  $V_c$**  Tensions simples de l'onduleur triphasé.

**$V_s$**  Tension d'alimentation.

**$V_{out}$**  Tension de sortie de l'onduleur monophasé.

**$V_f$**  Tension de sortie filtrée.

**$\varphi$**  Déphasage entre la **f.e.m** et la référence.

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
المكتبة — BIBLIOTHEQUE  
Ecole Nationale Polytechnique



## **Introduction générale**

## Introduction générale

L'électronique de puissance est un domaine qui a connu ces dernières années un développement rapide, qui engloba la technologie des semi-conducteurs, les circuits convertisseurs, les circuits V.L.S.I et les machines électriques. Les composants de puissance sont de plus en plus utilisés dans l'industrie et précisément dans la commande des processus, car ils permettent de réduire le coût et d'augmenter la fiabilité des systèmes.

Seulement, le problème de la commande de ces composants se pose à l'ingénieur et en particulier à l'automaticien, qui s'applique à trouver des techniques de plus en plus efficaces.

Les travaux conduits par les chercheurs ont abouti à des techniques différentes, ayant chacune ses caractéristiques, ses avantages et ses inconvénients.

Les inconvénients communs à toutes ces méthodes sont dûs à la nature des processus qu'on veut contrôler, qui sont :

- Non linéaires.
- Complexes.
- A modèle inconnu ou difficile à établir.

et dont les informations sont imprécises, incertaines et entachées de bruit.

Dans le but de résoudre ces problèmes, deux techniques de commande ont été élaborées, à savoir la logique floue et les réseaux de neurones artificiels, conçues à l'image du cerveau humain, qui est caractérisé par son pouvoir d'apprentissage, de mémorisation et de généralisation.

Dans le cadre de cette étude, nous allons utiliser ces deux méthodes pour commander un onduleur, de manière à avoir un signal de sortie avec un taux d'harmoniques minimal, malgré les variations qui peuvent survenir dans les valeurs de ses paramètres.

Dans ce but, notre travail se présente comme suit :

Le chapitre un porte sur les onduleurs et leurs domaines d'application, la présentation de quelques techniques de commande, ainsi que l'établissement des modèles utilisés dans cette étude .

Le chapitre deux présente les bases de la logique floue et les étapes de synthèse du contrôleur flou.

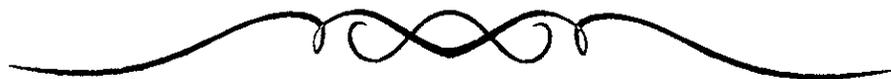
L'application de la commande floue et les résultats des simulations ainsi que les commentaires sont présentés dans le chapitre trois.

Le chapitre quatre est consacré à la présentation des réseaux de neurones artificiels, du contrôleur neuronal et des principaux algorithmes d'apprentissages.

Dans le cinquième chapitre, on présente l'apprentissage avec l'algorithme de back-propagation et les différentes structures de commandes.

L'association de la logique floue aux réseaux de neurones est présentée dans le chapitre six.

Le septième chapitre est consacré à la synthèse du contrôleur neurolinguistique , son application aux onduleurs et à la présentation des résultats des simulations.



## *Chapitre I*

### **Les onduleurs**

## 1-Introduction

L'onduleur est un convertisseur statique assurant la conversion continu-alternatif. Dans la pratique on trouve deux types d'onduleurs:

- L'onduleur autonome, qui détermine lui même la forme de l'onde de sortie.
- L'onduleur non autonome ou piloté, dont la fréquence est imposée par la charge.

Les onduleurs autonomes sont essentiellement utilisés dans [3]:

1. L'alimentation de sécurité, qui utilise des onduleurs à fréquence fixe, à commutation forcée.
2. L'entretien des circuits oscillants par des onduleurs dont la fréquence peut varier à chaque instant.
3. L'entraînement à vitesse variable des moteurs à courant alternatif dont la tension d'alimentation est fournie par un onduleur à fréquence variable, à commutation forcée.

Dans notre étude, on utilise de trois manières différentes le dernier type cité:

1. Onduleur de tension monophasé commandé en courant.
2. Onduleur de tension commandé en tension.
3. Onduleur de tension triphasé en vue de la commande d'un moteur asynchrone.

## 2-Onduleur monophasé en pont [3]

Le schéma de cet onduleur est illustré par la fig(I.1)

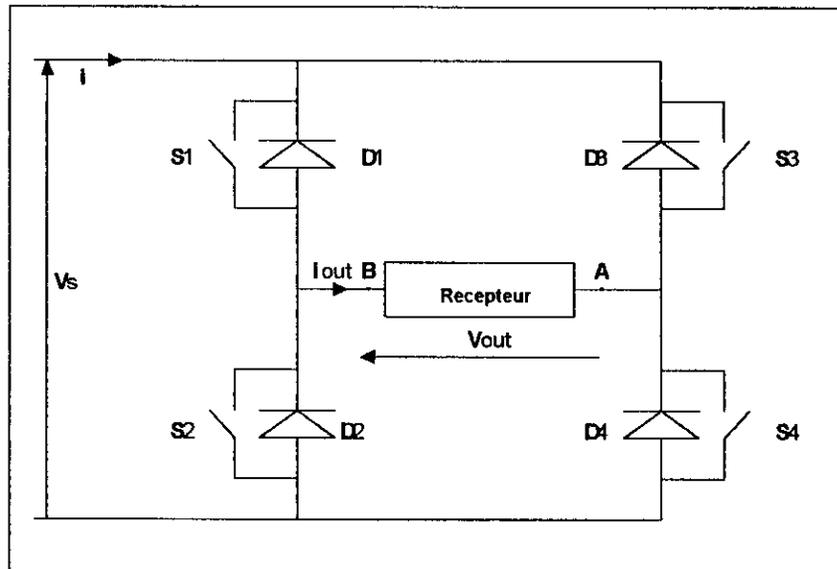


fig-I.1- Onduleur monophasé en pont

### 2-1-Principe de fonctionnement

L'onduleur monophasé en pont est constitué par quatre interrupteurs et quatre diodes de protection (fig-I.1). Quand S1 et S4 sont fermés, alors que les deux autres sont ouverts, la tension  $V_s$  apparaît aux bornes du récepteur, par contre si S2 et S3 sont fermés, c'est  $-V_s$  qui est appliquée à la charge.

### 2-2-Modélisation

$V_s$ : tension d'alimentation de l'onduleur.

$V_{out}$  tension de sortie de l'onduleur.

$i_{out}$  le courant dans la charge.

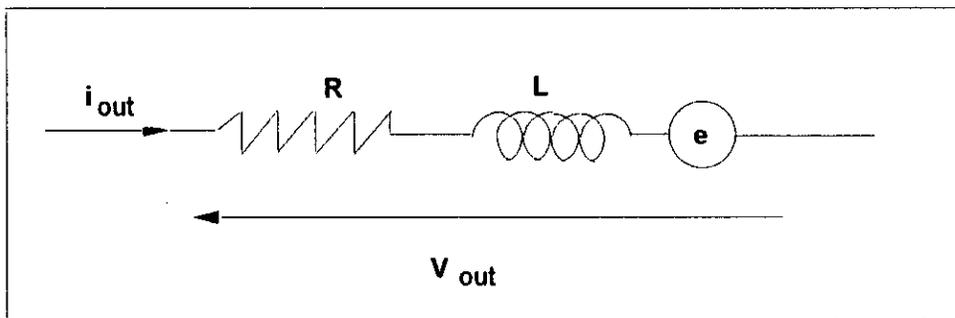
Le récepteur est une charge  $R, L, e$  fig(I.1).

$$\begin{cases} V_{out} = V_s U \\ \frac{di_{out}}{dt} = \frac{1}{L} (V_s U - Ri_{out} - e) \end{cases}$$

tels que :

$$U = \begin{cases} +1 & \text{si } S1, S4 \text{ sont fermés} \\ 0 & \text{roue libre} \\ -1 & \text{si } S2, S3 \text{ sont fermés} \end{cases}$$

$$e = E_m \sin(\omega t + \varphi)$$

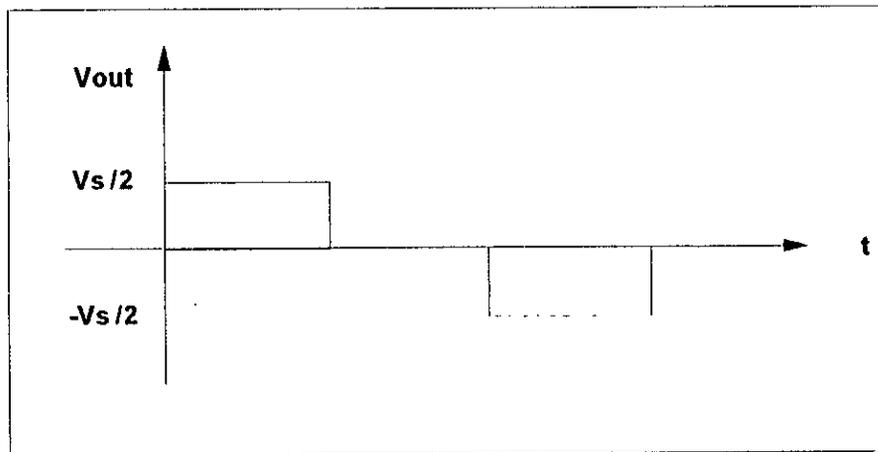


Fig(I.2) Le récepteur

*Remarque*

Il est évident que la tension de sortie de l'onduleur de tension ne dépend pas de la nature de la charge, cette dernière agissant uniquement sur la forme de l'onde de courant.

La tension de sortie a la forme suivante :



### Remarque

Cet onduleur nous délivre des tensions sous forme de créneaux,, alors que le but de notre travail est l'obtention d'une tension alternative dont le fondamental se rapproche de la sinusoïde de référence avec le plus bas taux d'harmoniques possible. Pour avoir l'image du fondamental on utilise un filtre passe bas ( $R_f, C_f$ ), dont la fonction de transfert est:

$$F(p) = \frac{V_f(p)}{V_{out}(p)} = \frac{1}{R_f C_f p + 1}$$

Le schéma du filtre passe bas utilisé est illustré par la figure suivante

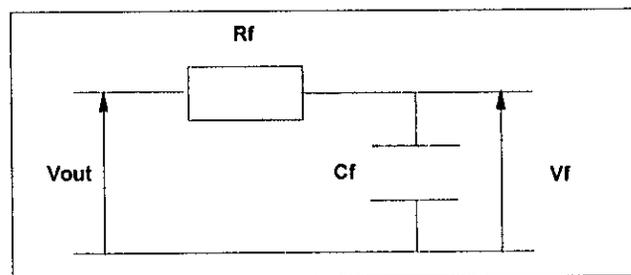


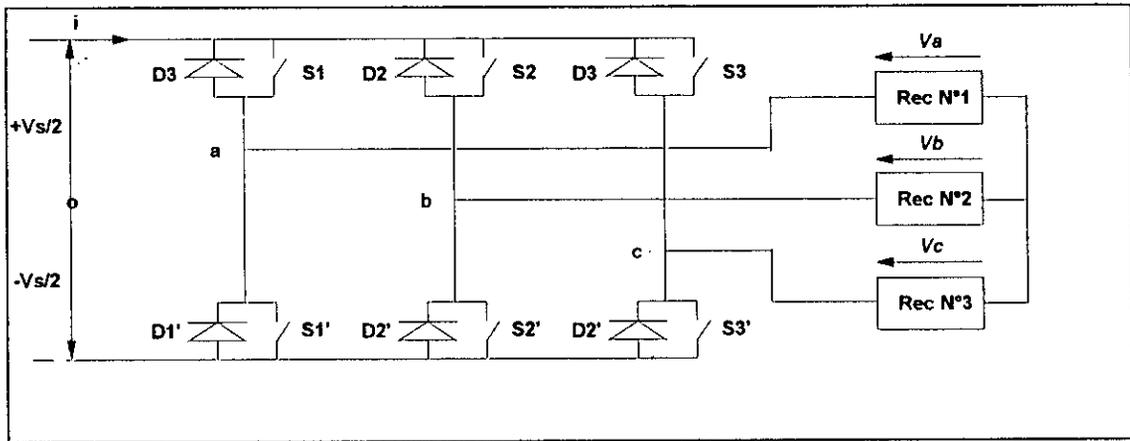
schéma du filtre passe bas

où  $R_f$  et  $C_f$  varient en fonction de la fréquence désirée.

L'avantage principal du filtre est ,qu'il permet de faire la comparaison entre la tension filtrée, qui représente le fondamental, et la référence, car la comparaison directe entre cette dernière et le signal de sortie de l'onduleur, donnée sous forme de créneaux ,est impossible.

### 3-Onduleur de tension triphasé [3]

En général, pour construire un onduleur triphasé, on utilise trois onduleurs monophasés en demi pont. Le schéma de cet onduleur est illustré par la fig(I-3)



Fig(I-3) Schéma de l'onduleur triphasé

$$\begin{cases} v_a = \frac{V_s}{6}(2U_1 - U_2 - U_3) \\ v_b = \frac{V_s}{6}(-U_1 + 2U_2 - U_3) \\ v_c = \frac{V_s}{6}(-U_1 - U_2 + 2U_3) \end{cases}$$

où

$$U_{i=1,2,3} = \begin{cases} +1 & \text{si } S_i \text{ conduit} \\ -1 & \text{si } S_i' \text{ conduit} \end{cases}$$

Chaque bras est commandé indépendamment des deux autres selon le schéma de contrôle suivant:

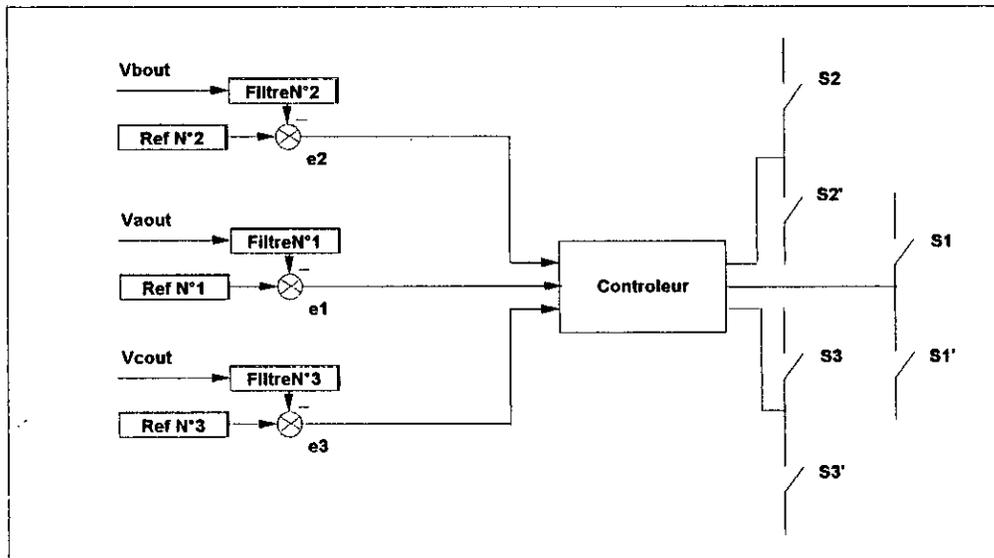


Schéma de contrôle de l'onduleur triphasé

#### 4-Techniques de commande des onduleurs [3]

Dans la plus part des applications industrielles il est nécessaire de régler la tension (ou le courant) en réduisant les harmoniques. Pour cela il existe plusieurs techniques, dont la plus connue est la modulation de la largeur d'impulsion, qui possède plusieurs variantes telles que:

**4-1-Modulation de la largeur d'une seule impulsion**

Pour ce type de modulation, il y a une seule impulsion par demi période.

Les signaux de commande sont générés selon le schéma suivant:

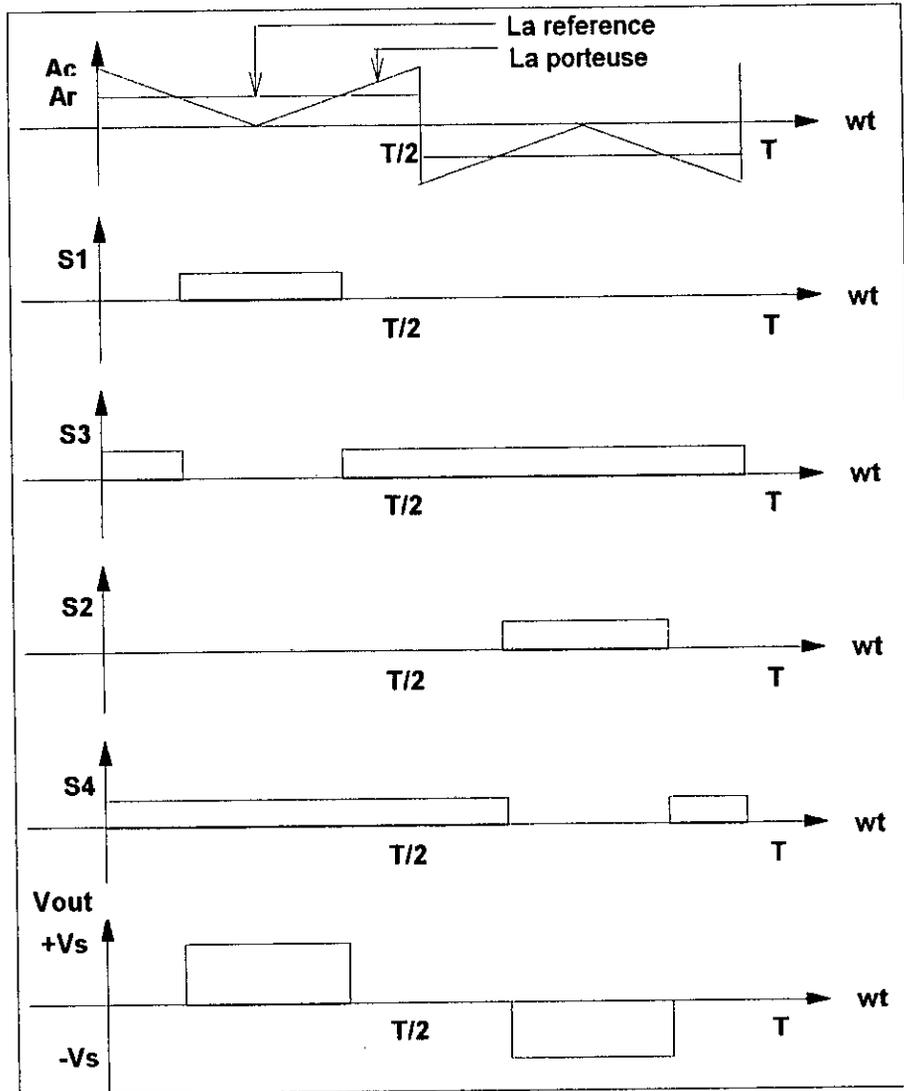


Schéma de génération des signaux de commande

**4-2-Modulation de la largeur de plusieurs impulsions**

Dans ce cas on a plusieurs impulsions par demi période, ce qui permet de réduire le taux d'harmonique de l'onde de tension (même principe que 4-1)

### 4-3-Modulation sinusoïdale de la largeur d'impulsion

La largeur de l'impulsion est modifiée d'une façon proportionnelle à l'amplitude d'une sinusoïde évaluée au centre même de l'impulsion

### 4-4-Modulation sinusoïdale modifiée

Dans ce cas le signal de la porteuse n'est appliqué que dans les intervalles  $[0^\circ \ 60^\circ]$  et  $[120^\circ \ 180^\circ]$  durant chaque demi période.

Hormis le réglage par modulation de la largeur d'impulsion, on peut utiliser le réglage de phase ou la stratégie à hysteresis "Delta", ainsi que les commandes floue et neurolinguistique, qui seront notre outil de travail.



## *Chapitre II*

**Logique et commande floues**

## 1-Introduction

La commande floue est une technique basée sur la logique floue et la théorie des ensembles flous introduit par L.A.ZADEH en 1965, elle permet de représenter et de manipuler des connaissances vagues et mal définies .

Cette logique permet et donne les moyens de convertir une commande linguistique basée sur le raisonnement humain, en une commande automatique, permettant ainsi la commande des systèmes complexes dont les informations sont exprimées d'une façon qualitative inexacte et incertaine.

En automatique, cette technique nous permet de traiter des problèmes de commande, en se basant sur les connaissances d'experts ou d'opérateurs qualifiés, travaillant sur le processus.

## 2-Définitions [1]

La logique floue est essentiellement basée sur les notions suivantes:

### 2-1-Sous-ensembles flous

Cette notion a pour but de permettre à un élément d'appartenir plus au moins à une classe

Les notations adaptées pour représenter un sous-ensemble flou  $A$  sont :

- $A = \sum_{x \in X} f_A(x) / x$       *si  $x$  est fini*
- $A = \int_x f_A(x) / x$       *si  $x$  est infini*
- $A = \{(x, f_A(x)) / x \in X\}$

telles que

$f_A(x)$       Fonction d'appartenance.

$X$               Ensemble de références ou intervalle d'intérêt.

$x$               La valeur prise par une variable floue donnée.

Un ensemble flou  $A$  est caractérisé par :

- Support de  $A$  :  $Supp(A) = \{x \in X / f_A(x) \neq 0\}$
- Hauteur de  $A$  :  $h(A) = Sup_{x \in X} f_A(x)$
- Noyau de  $A$  :  $Noy(A) = \{x \in X / f_A(x) = 1\}$
- Cardinalité de  $A$  :  $|A| = \sum_{x \in X} f_A(x)$

## 2-2-Fonction d'appartenance

C'est la fonction qui associe à chaque élément  $x$ , appartenant à  $X$ , son degré d'appartenance à la classe  $A$ ; on la note  $f_A(x)$ .

On représente  $f_A$  de deux manières différentes:

- **Représentation continue** : Donnée par une fonction continue de forme trapézoïdale, triangulaire, gaussienne et même sinusoidale ou linéaire. (voir fig II-1)

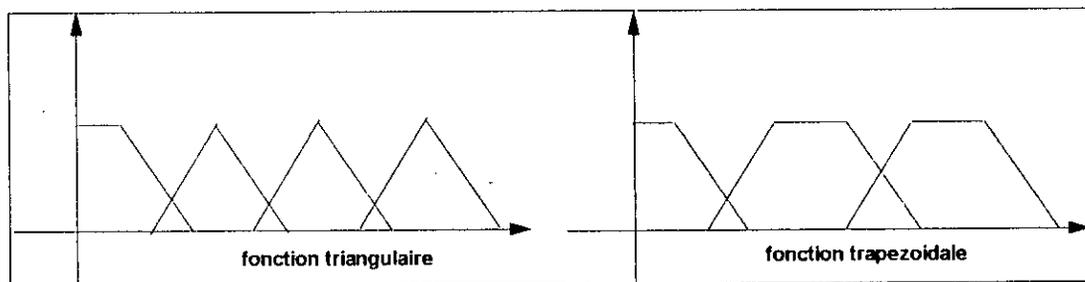


Fig (II.1)-La représentation continue des fonctions d'appartenances

- **Représentation discrète** : La fonction est représentée par une liste ( vecteur ) de mesures effectuées sur une courbe continue, tel que chaque élément du vecteur représente le degré d'appartenance de la variable à une classe donnée.

### 2-3-Intervalle d'intérêt

On l'appelle aussi ensemble de référence, noté  $X$ , il englobe toutes les valeurs que peut prendre la variable floue.

### 2-4-Variable floue

Elle est considérée comme une variable dont la valeur est un nombre flou, ou dont les valeurs sont définies d'une manière linguistique.

Elle est représentée par le quintuplet  $(V, T_V(x), X, G, M)$  avec:

<b>V</b>	:	Nom de la variable.
<b><math>T_V(x)</math></b>	:	Ensemble des noms que prend $V$ .
<b>X</b>	:	Ensemble de référence.
<b>G</b>	:	Règle syntaxique qui donne un nom à chaque valeur $x$ de $V$ .
<b>M</b>	:	Règle sémantique qui associe à chaque valeur $x$ son sens.

#### Exemple

Si on considère la vitesse comme étant une variable floue on aura

- $V$ =vitesse
- L'ensemble  $T_V(x)=\{\text{Lent, Normal, Rapide, Très lent, Plus au moins rapide,...}\}$
- L'ensemble de références  $X=[0\ 200]$
- On associe à chaque terme de l'ensemble  $T_V$ , une fonction d'appartenance définie sur une partie de l'ensemble de référence  $X$ .

## 3-Opérations sur les sous-ensembles flous

Comme dans la théorie des ensembles classiques, on peut définir des opérations sur les sous-ensembles flous.

### 3-1-Définitions

Soit  $A$  et  $B$  deux sous-ensembles flous appartenants à  $X$

#### 3-1-1-Egalité

On dit que  $A$  et  $B$  sont égaux ssi :

$$\forall x \in X \quad f_A(x) = f_B(x)$$

**3-1-2-Inclusion**

On dit que  $A \subseteq B$  ssi :

$$\forall x \in X \quad f_A(x) \leq f_B(x)$$

**3-1-3-Intersection et Union**

- L'intersection est définie dans l'ensemble  $C = A \cap B$  par

$$\forall x \in X \quad f_C(x) = T(f_A(x), f_B(x))$$

- L'union est définie dans l'ensemble  $D = A \cup B$  par

$$\forall x \in X \quad f_D(x) = \perp(f_A(x), f_B(x))$$

avec  $T, \perp$  des opérateurs d'intersection et d'union dans les variantes sont résumées par le tableau (II-1) [1]

T	$\perp$	NOM
$Min(x,y)$	$Max(x,y)$	ZADEH
$xy$	$x+y-xy$	Probabilité
$Max(x+y-1,0)$	$Min(x+y,1)$	LUKASIEWIEZ
$\frac{xy}{\alpha + (1-\alpha)(x+y-xy)}$	$\frac{x+y-xy(1-\alpha)}{1-(1-\alpha)xy}$	HAMACHER ( $\alpha > 0$ )
$\begin{cases} x & \text{si } y = 1 \\ y & \text{si } x = 1 \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$	$\begin{cases} x & \text{si } y = 0 \\ y & \text{si } x = 0 \\ 1 & \text{si non} \end{cases}$	WEBER

Tab(II-1) Tableau résumant les opérateurs d'intersection et d'union

*Remarque*

L'opérateur le plus utilisé dans la commande est celui de ZADEH  $\top = \text{Min}$  et  $\perp = \text{Max}$ .

**3-1-4-Complément d'un sous-ensemble flou**

On définit le complément  $A^c$  d'un sous ensemble  $A$  par:

$$\forall x \in X \quad f_{A^c}(x) = 1 - f_A(x)$$

**3-1-5-Produit cartésien**

Une règle de décision est définie par une classe globale, qui est le produit cartésien des classes floues initiales qui représentent des éléments de décisions primaires.

soit

$$x = (x_1, \dots, x_n) \quad / \quad x_1 \in X_1, \dots, x_n \in X_n$$

et soient les sous-ensembles flous  $A_1, A_2, \dots, A_n$

On construit  $A = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$  et  $X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$

tel que

$$\forall x \in X \quad f_A(x) = \min(f_{A_1}(x), f_{A_2}(x), \dots, f_{A_n}(x))$$

**4-Raisonnement en logique floue****4-1-Définitions****4-1-1-Proposition floue**

Soit  $V$  une variable floue et  $A$  une caractérisation de  $V$ .

La proposition floue est la description donnée à cette variable sous la forme " $A$  est  $V$ ".

On peut construire une propriété floue générale, par la composition des propriétés élémentaires en utilisant:

- La conjonction  $V_1$  est  $A$  et  $V_2$  est  $B$
- La disjonction  $V_1$  est  $A$  ou  $V_2$  est  $B$
- L'implication  $V_1$  est  $A$  alors  $V_2$  est  $B$

#### 4-1-2-Relation floue

Soient un ensemble cartésien  $X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$  et le sous-ensemble flou

$$A = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n / A \subset X \text{ et } A_i \in X \\ i = 1, n$$

On définit une relation floue  $R$  par

$$R_{A_1 \times \dots \times A_n} = \{(A_1 \times \dots \times A_n), f_R(A_1 \times \dots \times A_n) / A_1 \in X_1, \dots, A_n \in X_n\}$$

où

$$f_R(A_1 \times \dots \times A_n) \overset{\Delta}{=} \min(f_{A_1}(x_1), \dots, f_{A_n}(x_n))$$

On définit aussi la composition entre deux lois  $R$  et  $S$  telles que  $R$  est définie dans  $X \times Y$  et  $S$  dans  $Y \times Z$

on a

$$R \circ S = \{(A, C), \sup(f_R(A, B) \text{ T } f_S(B, C))\} / A \in X, B \in Y, C \in Z\}$$

T opérateur d'intersection.

#### 4-1-3-Règle floue

En général, une règle floue est une relation exprimée à l'aide d'une implication. [1]

Pour cela considérons la règle floue " Si  $V$  est  $A$  alors  $W$  est  $B$  " qui est une implication entre deux propositions de variables floues  $(V, X, T_V)$  et  $(W, Y, T_W)$

- La proposition " Si  $V$  est  $A$  " est la condition de l'implication.

- La proposition " Alors W est Y " est la conclusion de l'implication.
- La valeur de vérité de l'implication est définie par la fonction d'appartenance  $f_R$  d'une relation floue R, entre X et Y.

$$f_R(x, y) = \Phi(f_A(x), f_B(y))$$

telle que la fonction  $\Phi$  est choisie de sorte que, dans le cas où A et B sont définies de façon précises, l'implication floue soit identique à une implication classique.

Il n'existe pas de façon unique de choisir  $\Phi$ , les implications floues les plus utilisées sont données par le tableau (II-2). [1]

$f_R$	Valeur de vérité	Nom
$f_{RR}$	$1 - f_A(x) + f_A(x)f_B(y)$	Reichenbach
$f_{RW}$	$\max[1 - f_A(x), \min(f_A(x), f_B(y))]$	Wilmott
$f_{RRG}$	$\begin{cases} 1 & \text{si } f_A < f_B \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$	Reisher Gains
$f_{RKD}$	$\max[1 - f_A(x), f_B(y)]$	Kleine Dien
$f_{RBG}$	$\begin{cases} 1 & \text{si } f_A < f_B \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$	Brown Godel
$f_{RG}$	$\begin{cases} \min(f_A / f_B, 1) & \text{si } f_A \neq 0 \\ 1 & \text{si non} \end{cases}$	Goguen
$f_{RL}$	$\min(1 - f_A + f_B, 1)$	Lukasiewicz
$f_{RM}$	$\min(f_A, f_B)$	Mamdani
$f_{RP}$	$f_A \times f_B$	Larsen

Tab(II-2) Résumé des implications les plus utilisées

*Remarque*

Dans la commande des processus on utilise souvent les relations  $f_{RM}$  et  $f_{RP}$

**4-2-Raisonnement et prise de décision**

Cela consiste à manipuler et à utiliser les propositions et les règles floues dans le but d'obtenir un résultat. Pour cela on utilise deux modèles de raisonnements inspirés de la logique classique qui sont : Modus Ponens (MP) et Modus Tonens (MT)

Soit **p** et **q** deux propositions logiques

On définit :

les **MP** par  $p \Rightarrow q$

Si **p** est vraie alors **q** est vraie

les **MT** par  $q \Rightarrow p$

Si **q** est fausse alors **p** est fausse

- La généralisation de ces deux règles en logique floue donne :

	<b>GMP</b>	<b>GMT</b>
Règle floue	Si V est A alors W est B $f_A$ $f_B$	Si V est A alors W est B $f_A$ $f_B$
Fait observé	V est A' $f_{A'}$	W et B' $f_B$
Conclusion	W et B' $f_B$	V est A' $f_{A'}$

*Remarque*

On utilise les **GMP** dans la commande et les **GMT** dans les systemes experts.

- Pour aboutir aux résultats, on a deux informations qui sont : La règle quantifié par  $f_R$  et le fait observé quantifié par  $f_{A'}$ , donc  $f_{B'}$  est définie par:

$$\forall y \in Y \quad f_{B'}(y) = \sup_{x \in X} T(f_{A'}(x), f_R(x, y))$$

où **T** est l'opérateur des **GMP**

Les différents opérateurs **T** utilisée sont présentés dans le tableau (II.3) [1] en fonction de l'implication

$$u = f_{A'} \quad v = f_R$$

T	R
$Max(u+v-1, 0)$	$R_R, R_W, R_{RG}, R_{KD}, R_{BG}, R_G, R_L, R_M, R_P$
$Min(u, v)$	$R_{RG}, R_{BG}, R_M, R_P$
$uv$	$R_{RG}, R_{BG}, R_G, R_M, R_P$

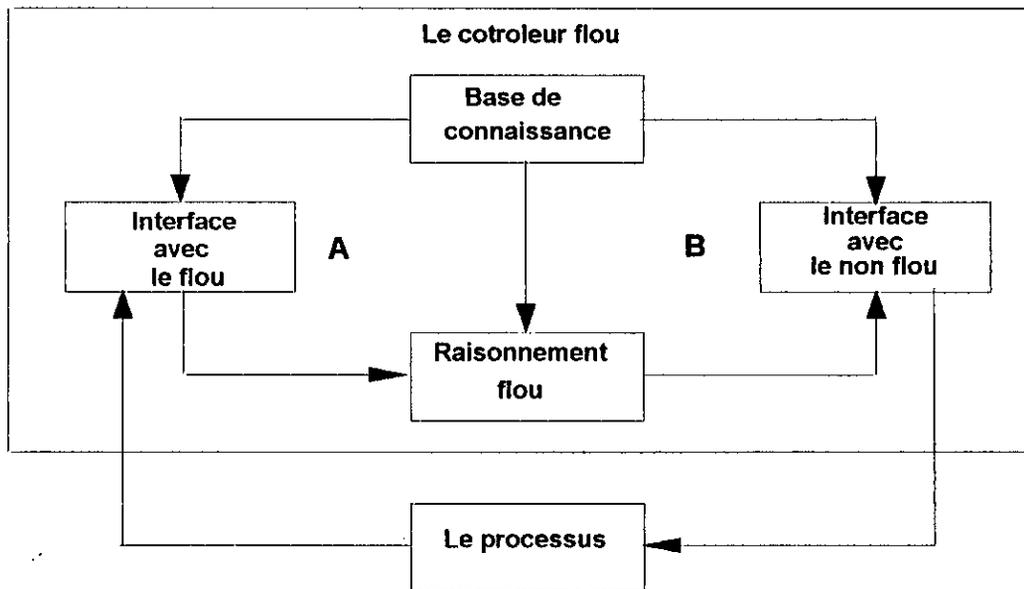
Tab(II.3) Opérateurs **T** de décision

## 5-Commande floue

Le but de la commande floue diffère des autres techniques par les faits suivants:

- La connaissance du modèle n'est pas nécessaire.
- La possibilité d'utilisation de variables caractérisées subjectivement.

## 5-1-Configuration du contrôleur flou [5]



Le contrôleur flou est composé de:

- **Base de connaissance** elle contient:
  - Les définitions des termes utilisés dans la commande et les informations sur le processus à commander (Base de données)
  - Les règles qui permettent d'atteindre le but de la commande et décrivent la conduite de l'expert
- **Interface avec le flou** (Quantitatif/Quantitatif: Fuzzification): Mesure la valeur des variables d'entrées, établit une échelle permettant le transfert des valeurs d'entrées dans l'intervalle d'intérêt et définit les caractérisations floues des variables, correspondant à des qualifications adéquates.
  - **Interface avec le non flou** (Qualitatif/Quantitatif: defuzzification): Détermine une l'action prise (valeur de la variable de commande) à partir de la description floue.
  - **Raisonnement flou ou logique de décision**: Simule le raisonnement humain basé sur les règles d'implications floues (GMP, GMT).

Le processus de prise de décision est le suivant: Chaque état du système passe par l'interface A, il est traité ensuite par le module de raisonnement en se référant à la base de

connaissances et le résultat flou obtenu passe par l'interface **B**, pour fournir une commande précise applicable au système.

### 5-2-Implantation du contrôleur flou

La mise en oeuvre nécessite plusieurs tâches dont les plus importantes sont:

- **Choix des variables floues [7]**

Il dépend du processus à commander, généralement on choisit comme variables d'entrée du contrôleur les variables :

$E_k = Y_k - R_k$  /  $Y_k$  est la sortie du système à l'instant  $k$ ,  $R_k$  est la consigne ou la référence.

et :  $\Delta E_k = E_k - E_{k-1}$

Variation de l'erreur entre les instants  $k$  et  $k-1$

La variable de sortie est:

$\Delta C_k = C_k - C_{k-1}$  Variation de la commande

où  $C_k$  est la commande à l'instant  $k$

- **Discrétisation et normalisation**

- La Discrétisation est faite si l'intervalle d'intérêt est continu.

- La normalisation rapporte le domaine de variation des variables dans  $[-1 \ 1]$

- **Partition des variables en classes**

On détermine le nombre de classe qui peuvent exister dans un ensemble de référence.

- **Complétude**

Capacité du contrôleur à déduire la commande quelque soit l'état du système.

- **Choix de la fonction d'appartenance**

Le choix est subjectif, mais doit satisfaire aux conditions de robustesse. [28]

- **Source de dérivation des règles floues**

L'établissement de ces règles se base sur l'expérience et la connaissance du système.

Après avoir établi le contrôleur flou, la réalisation de la commande passe par les étapes suivantes: [1]

1- Pour chaque règle, utiliser l'état du système pour obtenir un résultat intermédiaire.

2- Pour l'ensemble des règles, agréger les résultats intermédiaire obtenues.

3- Dédire une action non floue du résultat de l'agrégation.

La troisième étape consiste à déduire une action non floue en utilisant différentes stratégies dont :

- **a- Méthode du maximum ( MM )**

Elle donne le point auquel la possibilité de distribution de la commande atteint son maximum.

- **b-Méthode de la moyenne du maximum (MOM)**

Pour chaque règle on détermine la valeur pour laquelle la fonction d'appartenance atteint son maximum, ensuite on calcule la moyenne en divisant par le nombre de règles.

$$Z_0 = \sum_{j=1}^L \frac{W_j}{L}$$

où

$W_j$  : La valeur pour laquelle la fonction  $f_j$  atteint son maximum.

$L$  : Le nombre de fonctions d'appartenance.

- **c-La méthode du centre de gravité**

Fournit la valeur du centre de gravité de la fonction d'appartenance de la commande.

$$Z_0 = \frac{\sum_{i=1}^L f(W_i)W_i}{\sum_{i=1}^L f(W_i)}$$

Celle ci est la plus utilisée en commande des procédés.



### *Chapitre III*

**Application de la commande floue  
aux onduleurs**

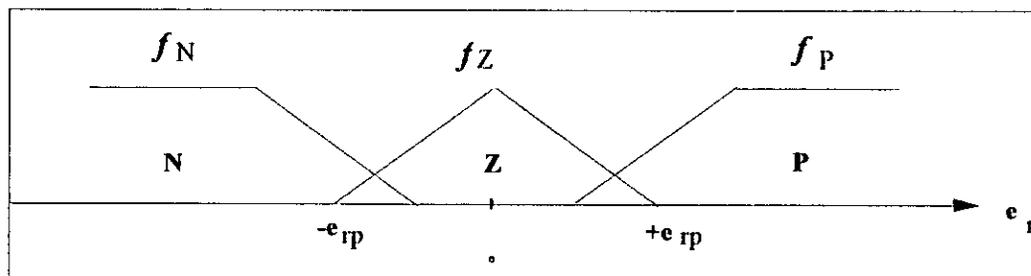
## 1-Introduction

Dans notre travail, la commande floue est appliquée à un onduleur de tension monophasé, commandé une fois en tension, une autre en courant, ainsi qu'un onduleur de tension triphasé.

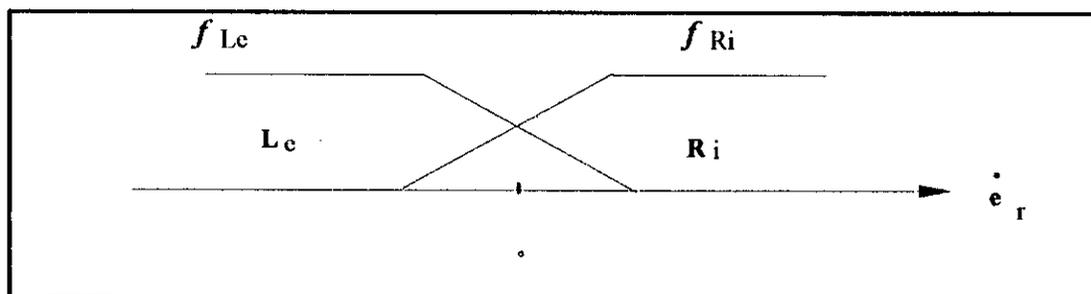
Sachant que la commande des onduleurs se fait par l'ouverture et la fermeture des interrupteurs, il en résulte qu'elle ne peut pas être une variable floue au sens propre. Etant aussi que notre objectif est d'obtenir un signal variable en fréquence et en amplitude, ceci nous oblige à travailler avec l'erreur relative.

## 2-Partition et table de décision

La décomposition des variables en classes se fait comme suit :



La partition de l'erreur relative et ces fonctions d'appartenance



La partition de la variation de l'erreur relative et ces fonctions d'appartenances

- si  $e_r < -e_{rp} \Rightarrow e_r$  est  $N$
- si  $e_r > e_{rp} \Rightarrow e_r$  est  $P$
- si  $|e_r| \leq -e_{rp} \Rightarrow e_r$  est  $Z$
- si  $\dot{e}_r < 0 \Rightarrow \dot{e}_r$  est  $Le$
- si  $\dot{e}_r \geq 0 \Rightarrow \dot{e}_r$  est  $Ri$

tel que

$$e_r = \frac{e}{A_m}$$

$A_m$  l'amplitude de la référence désirée.

$$e = V_{ref} - V_f \quad \text{pour l'onduleur de tension.}$$

$$e = i_{ref} - i_{out} \quad \text{pour l'onduleur de courant.}$$

$V_{ref}, i_{ref}$  sont respectivement la référence de tension et la référence de courant.

$V_f, i_{out}$  sont respectivement la tension de sortie filtrée et courant dans la charge.

$e_{rp}$  l'erreur relative permise.

$f_i \quad i = N, Z, P, Le, Ri$  sont les fonctions d'appartenances spécifiques à chaque variable.

Les règles floues qui en résultent sont :

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } e_r \text{ est } N \\ \text{et } \dot{e}_r \text{ est } Le \end{array} \right\} \text{ alors } U = -1$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } e_r \text{ est } N \\ \text{et } \dot{e}_r \text{ est } Ri \end{array} \right\} \text{ alors } U = -1$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } e_r \text{ est } Z \\ \text{et } \dot{e}_r \text{ est } Le \end{array} \right\} \text{ alors } U = U_{(k-1)}$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } e_r \text{ est } Z \\ \text{et } \dot{e}_r \text{ est } Le \end{array} \right\} \text{ alors } U = U_{(k-1)}$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } e_r \text{ est } P \\ \text{et } \dot{e}_r \text{ est } Le \end{array} \right\} \text{ alors } U = 1$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } e_r \text{ est } P \\ \text{et } \dot{e}_r \text{ est } Ri \end{array} \right\} \text{ alors } U = 1$$

Remarque

La valeur de  $\dot{e}_r$  n'a pas d'influence sur la prise de décision. ( la valeur de la commande).

De ce fait la table de décision se résume à :

$U$		$e_r$		
		$N$	$Z$	$P$
$\dot{e}_r$	$Le$	$-1$	$U_{(k-1)}$	$+1$
	$Ri$	$-1$	$U_{(k-1)}$	$+1$

Tab(III.1) Table de décision

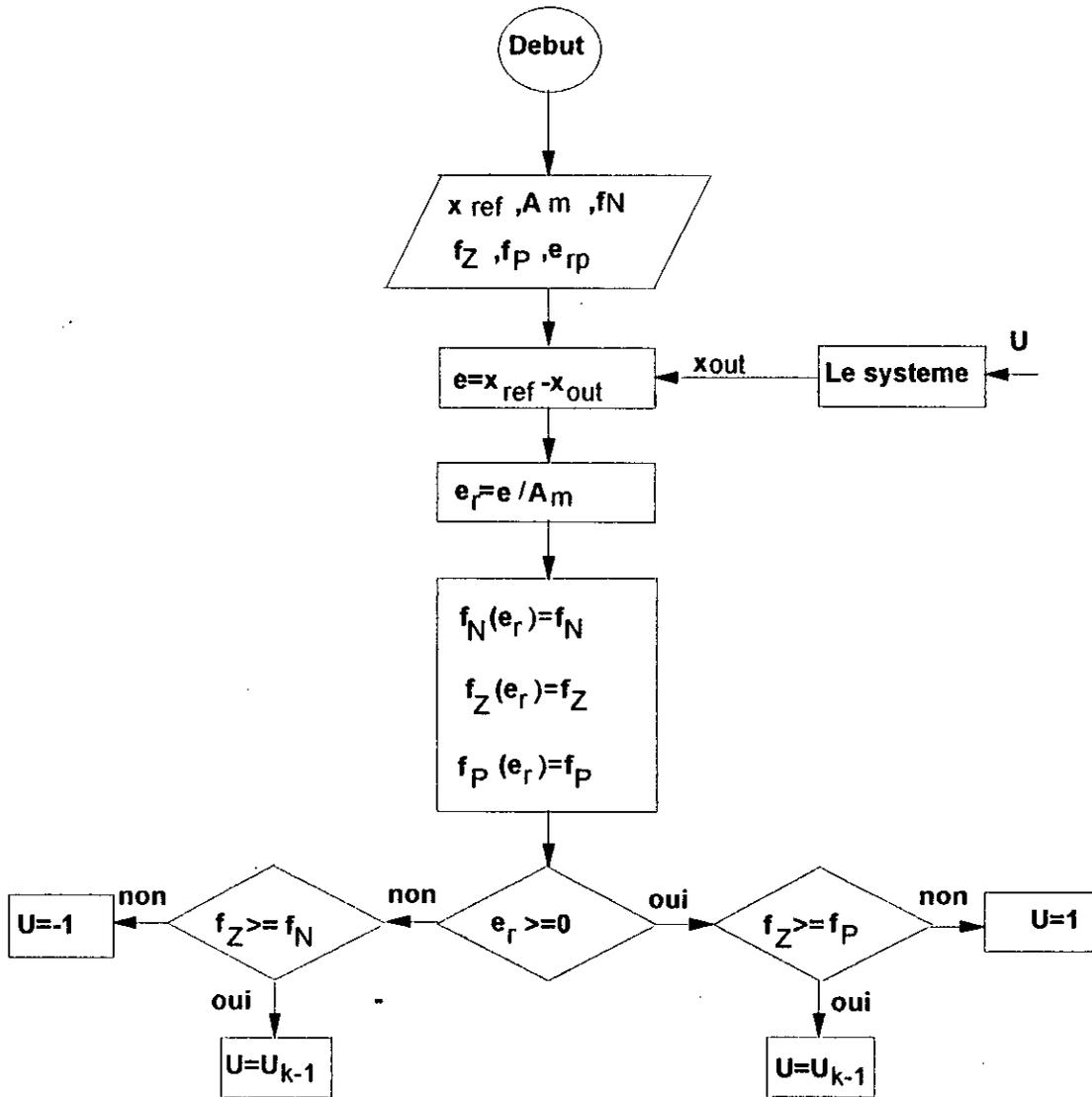
Dans ce qui suit on prendra les notations suivantes:

$x_{ref} = i_{ref}$  ou  $V_{ref}$  respectivement pour un onduleur de courant ou de tension

$x_{out} = i_{out}$  ou  $V_f$  respectivement pour un onduleur de courant ou de tension

### 3-Organigramme de commande

La synthèse de la commande s'effectue selon l'organigramme suivant:



## 4-Resultats et commentaires

Dans cette section, on applique la commande floue aux différents onduleurs cités dans le chapitre I, pour étudier le comportement du contrôleur vis à vis des variations des différents paramètres du système.

### 4-1-Fonctionnement normal

Dans un premier temps, on travaille avec les hypothèses suivantes

- La tension d'alimentation est délivré par un redresseur.
- La charge ne varie pas pendant la période d'essai.
- Le système n'est soumis à aucune perturbation.
- Le signal de référence est fixe.

Les essais sont faits à deux fréquences de commutations différentes.

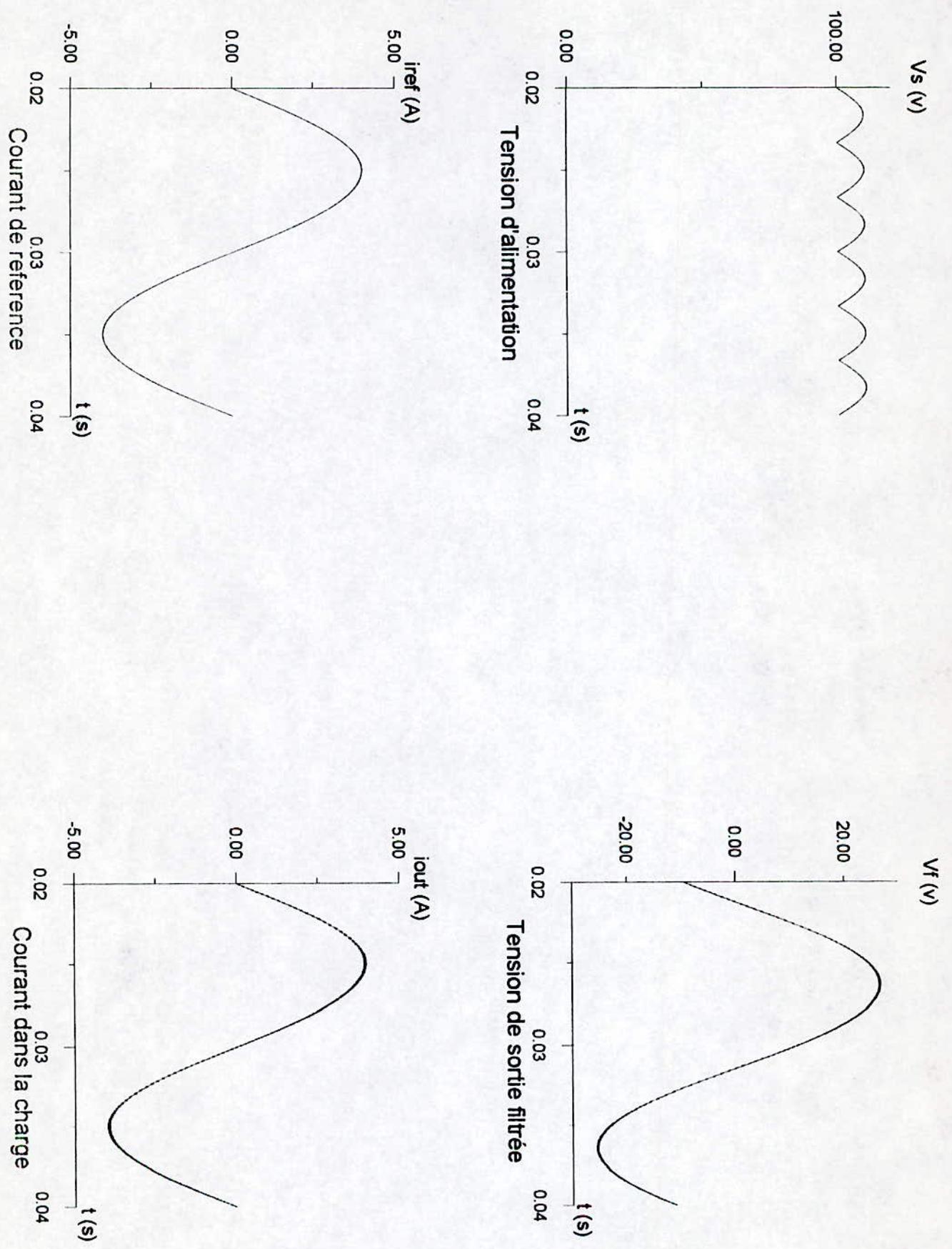
Les résultats illustrés par les figures (Fig\_1 à Fig\_6), montrent que le contrôleur force l'onduleur à suivre la référence, avec des oscillations négligeables.

### 4-2-Perturbation sur l'alimentation

Dans cet essai, on perturbe la tension d'alimentation avec un bruit aléatoire de 10%. D'après les résultats obtenus à une fréquence  $f_c=50$  KHz ( Fig\_7 à Fig\_9 ),on remarque que les signaux de sortie de l'onduleur ne sont affectés par ce bruit, grâce à la répartition de l'erreur en classes, permettant ainsi de l'absorber.

Pour mieux tester la robustesse du contrôleur flou, aux variations de  $V_s$  on diminue  $f_c$ , ce qui entraîne une augmentation de l'écart; on note que, les signaux, ( Fig\_10 à Fig\_12 ) suivent toujours leurs références, mais avec plus d'oscillations dûes à cette diminution.

Donc on peut conclure que le contrôleur est robuste aux perturbations sur la tension d'alimentation de l'onduleur.



Fig\_1

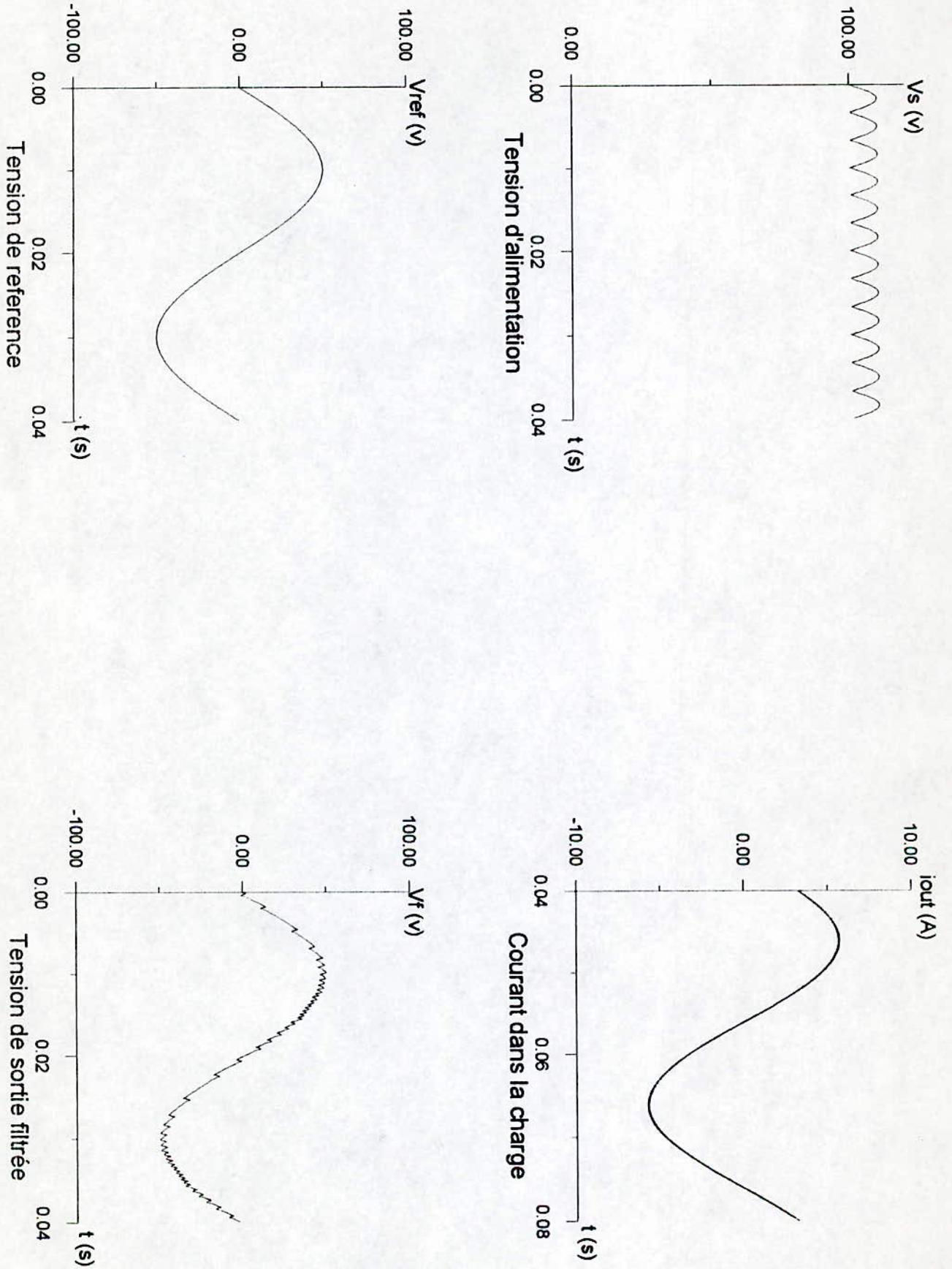
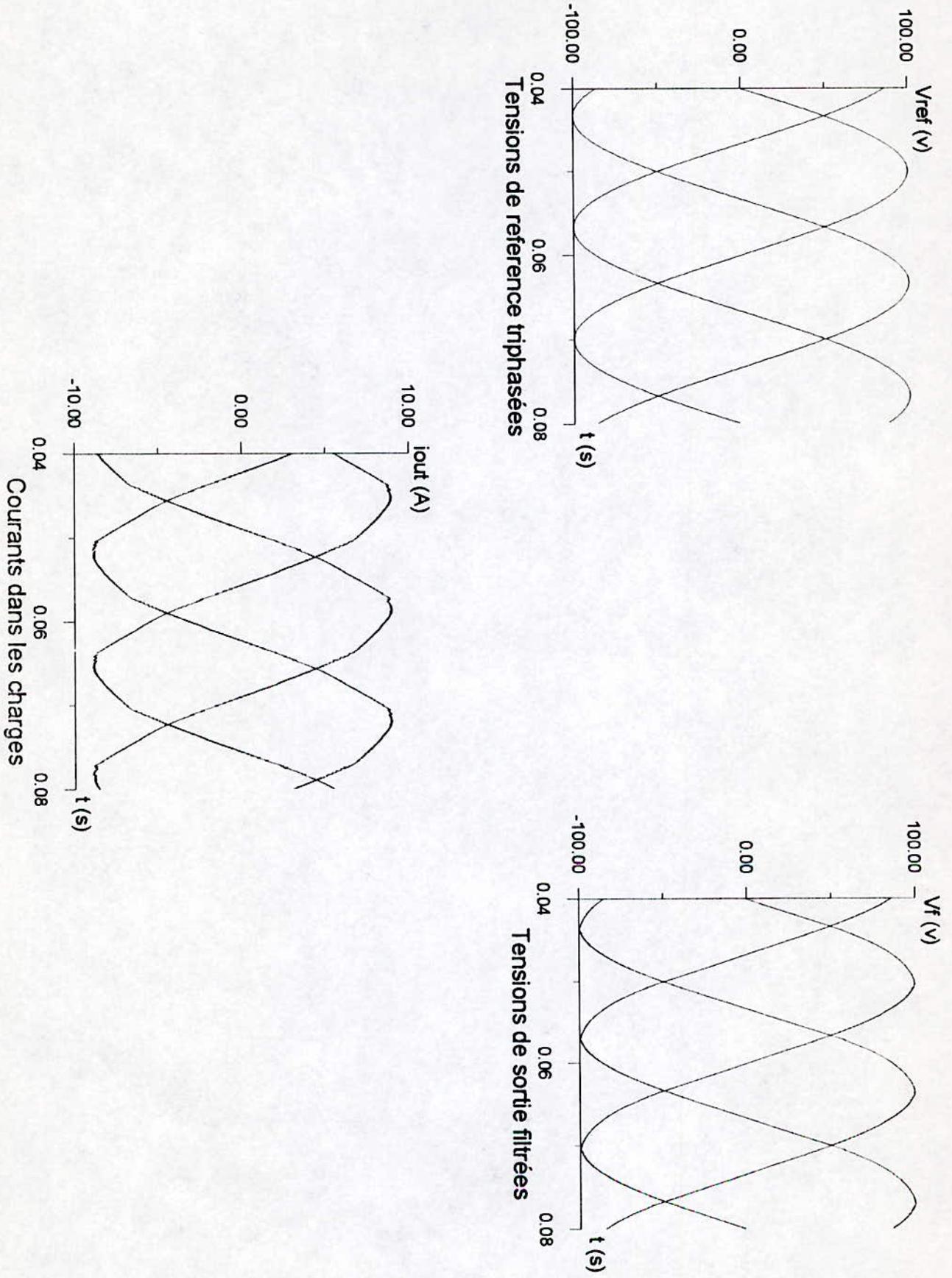
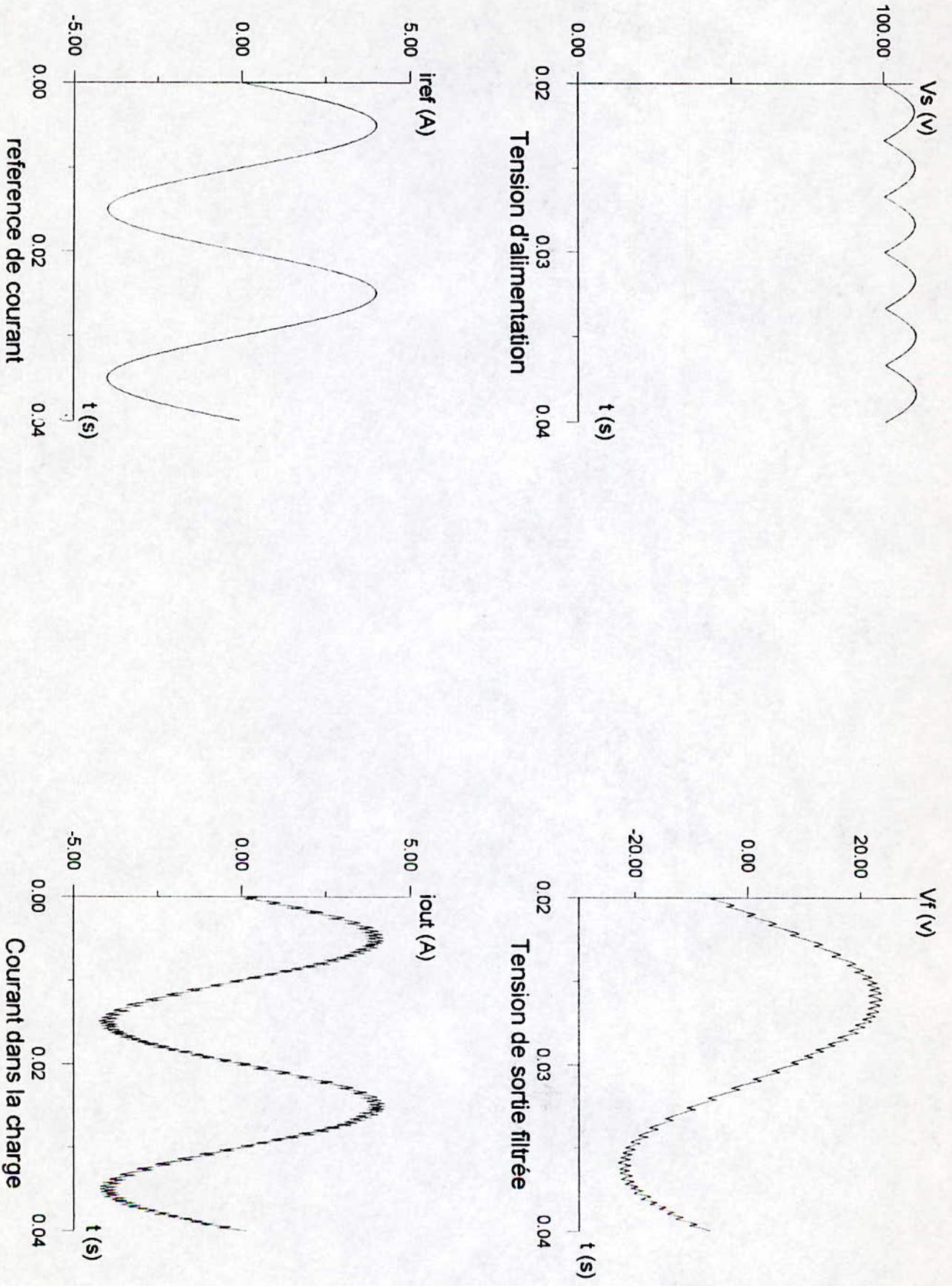


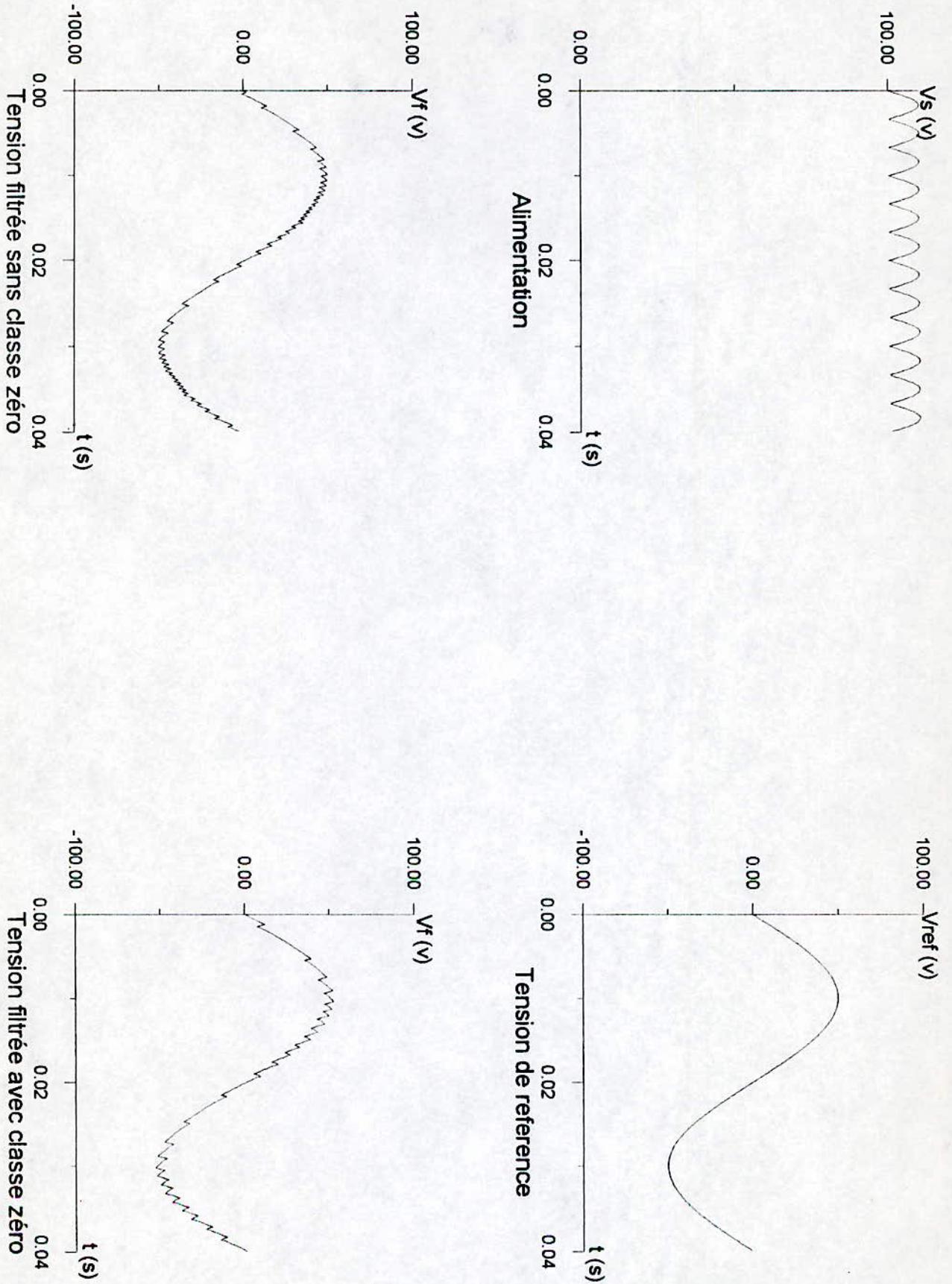
Fig-2



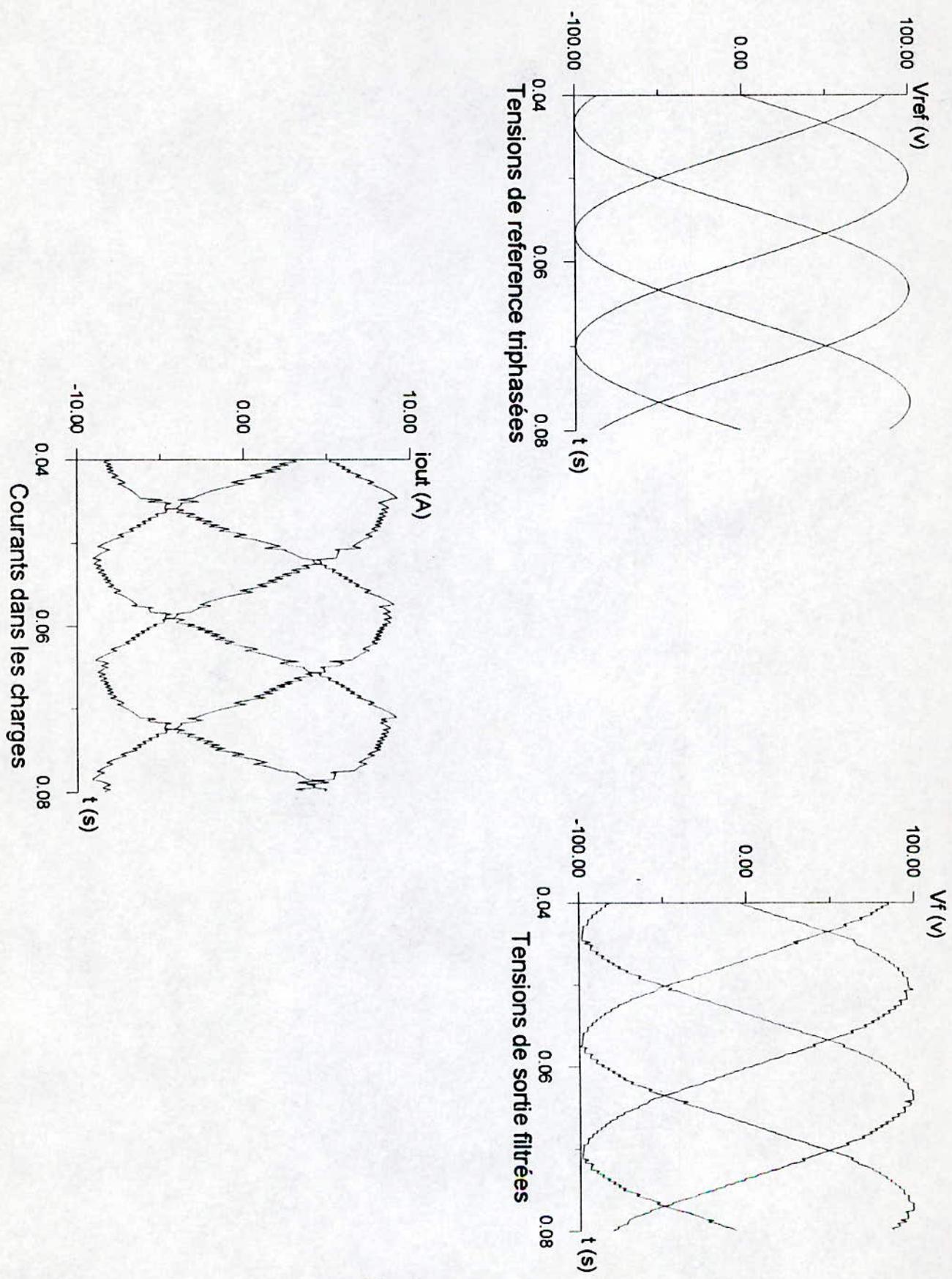
Fig\_3



Fig\_4



Fig\_5



Fig\_6

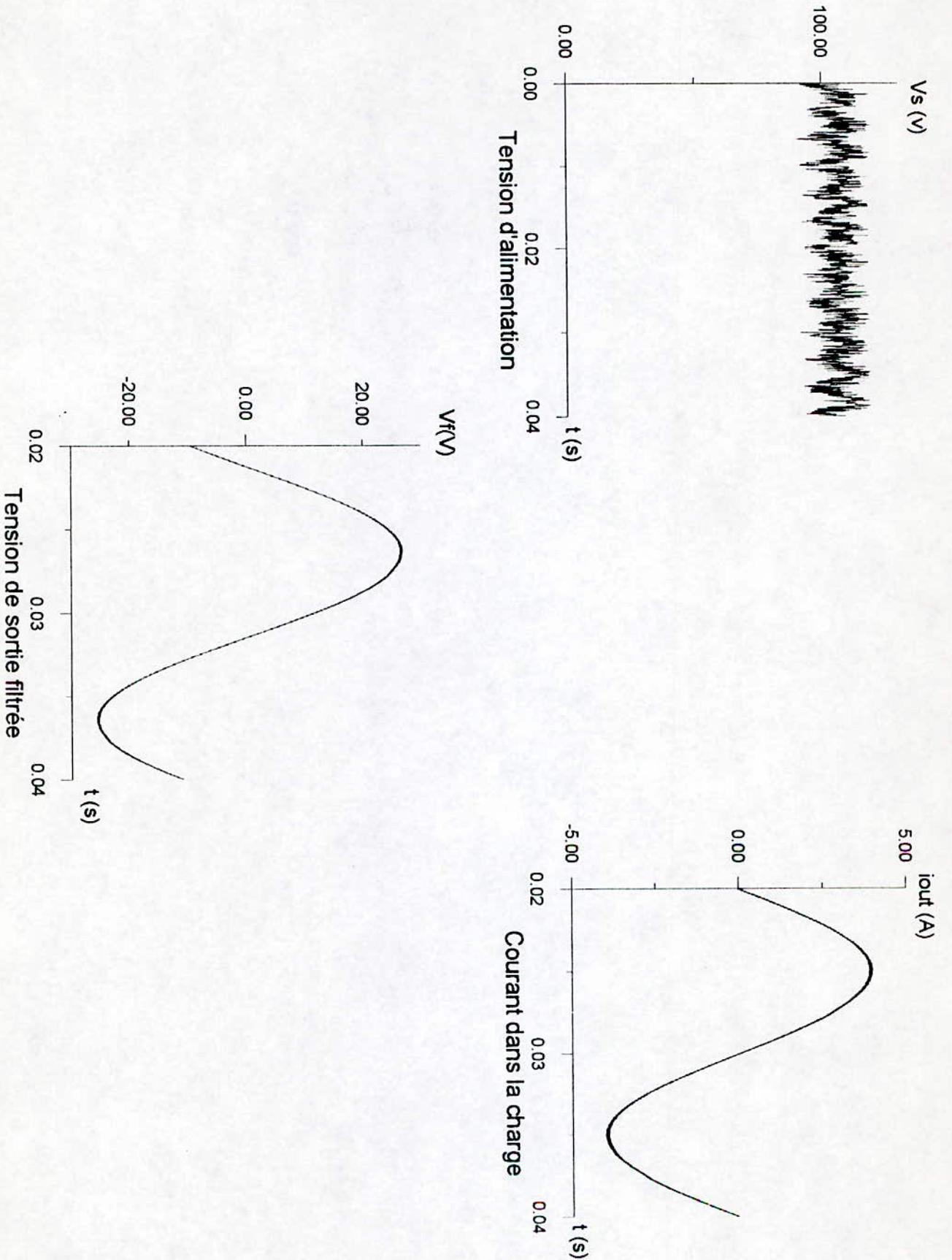
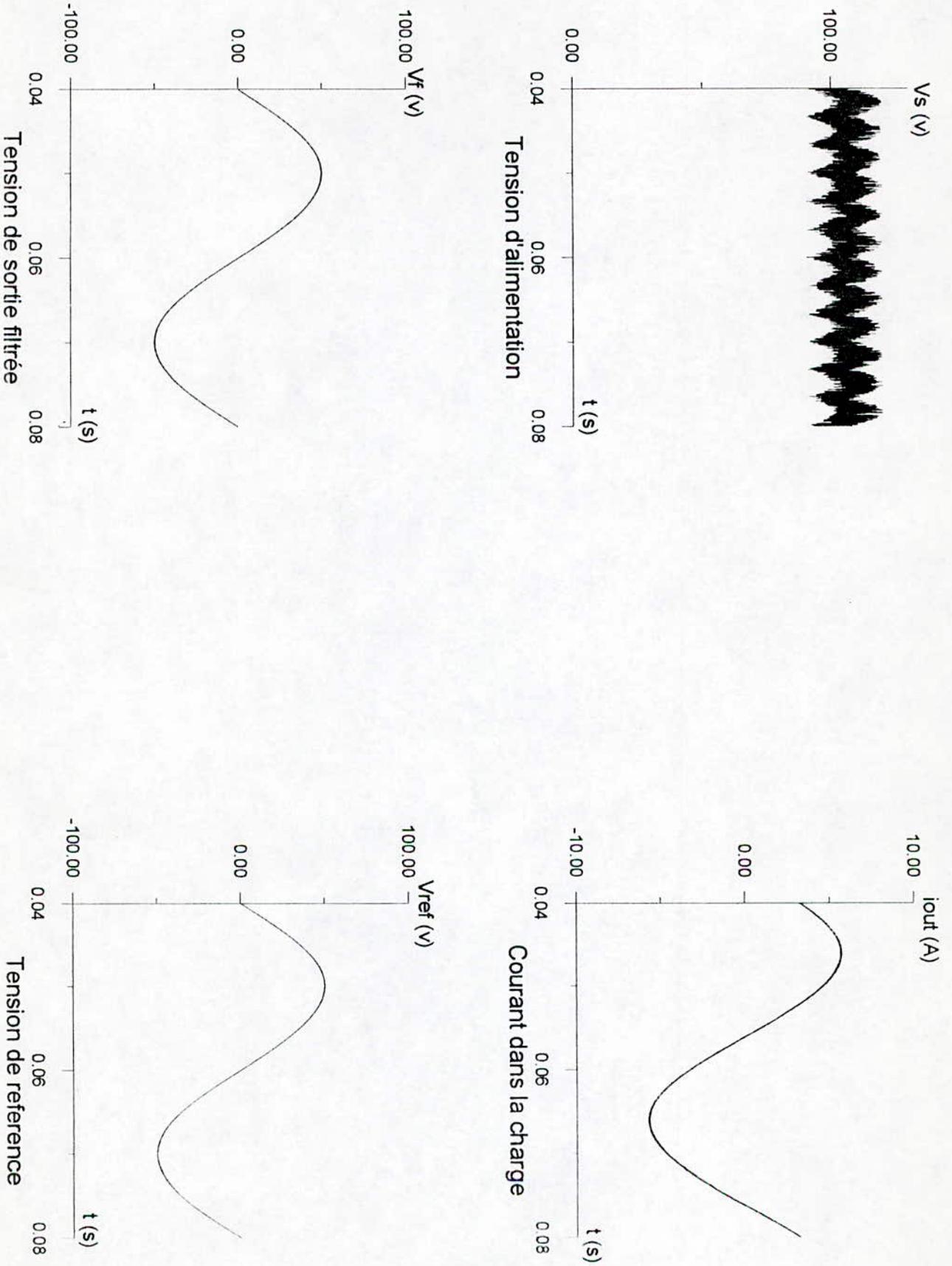


Fig-7



Fig\_8

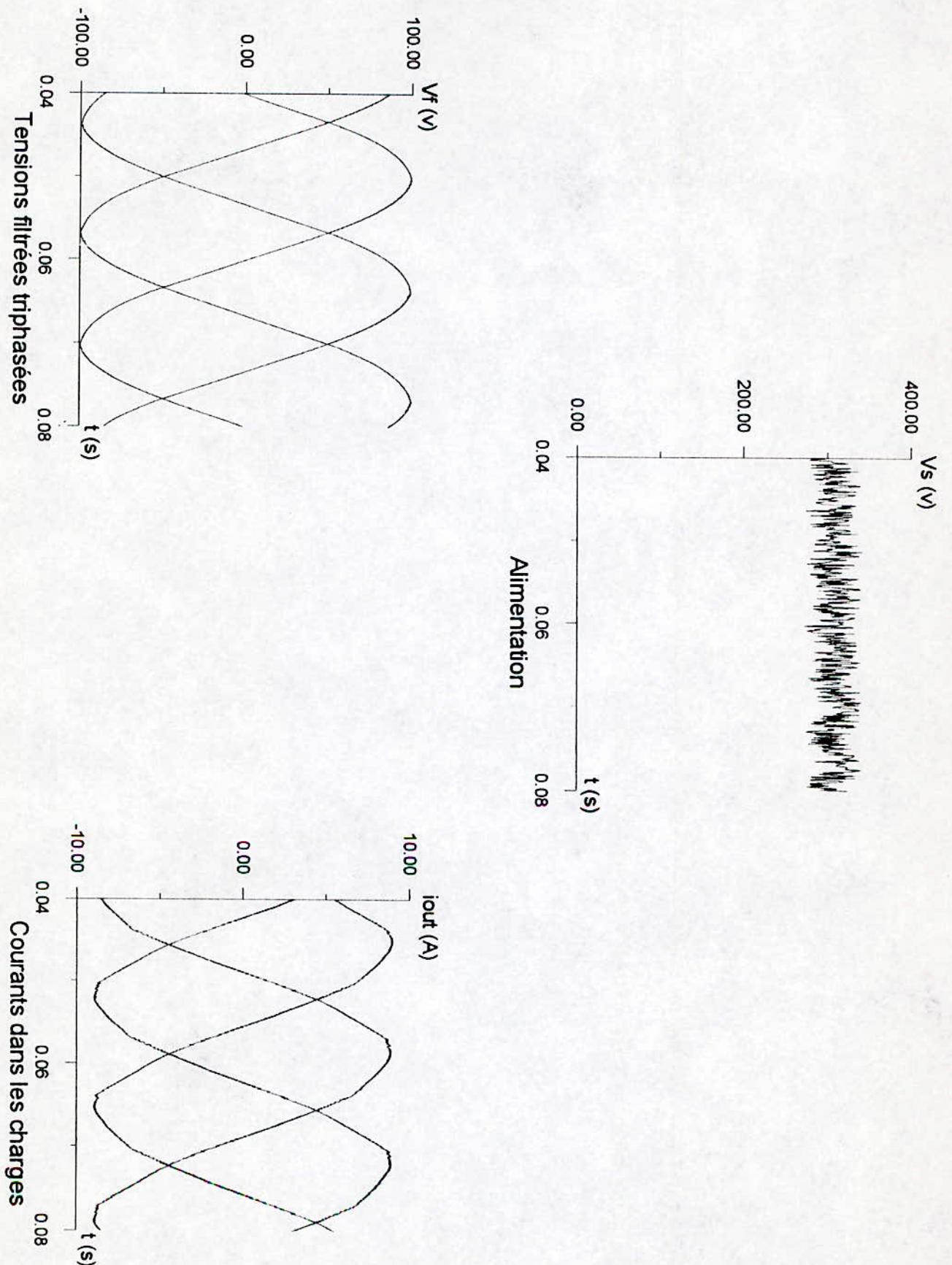
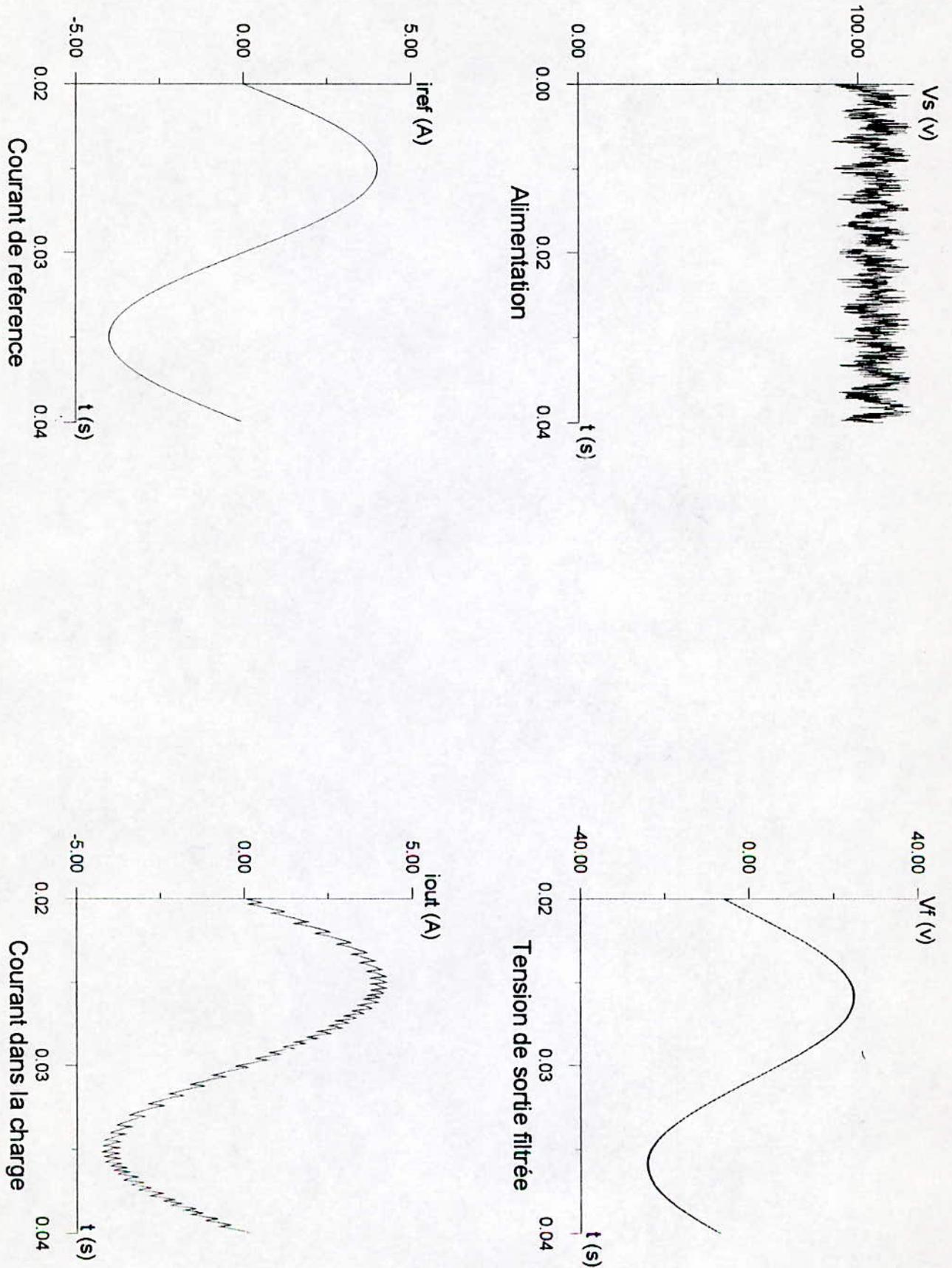


Fig-9



Fig\_10

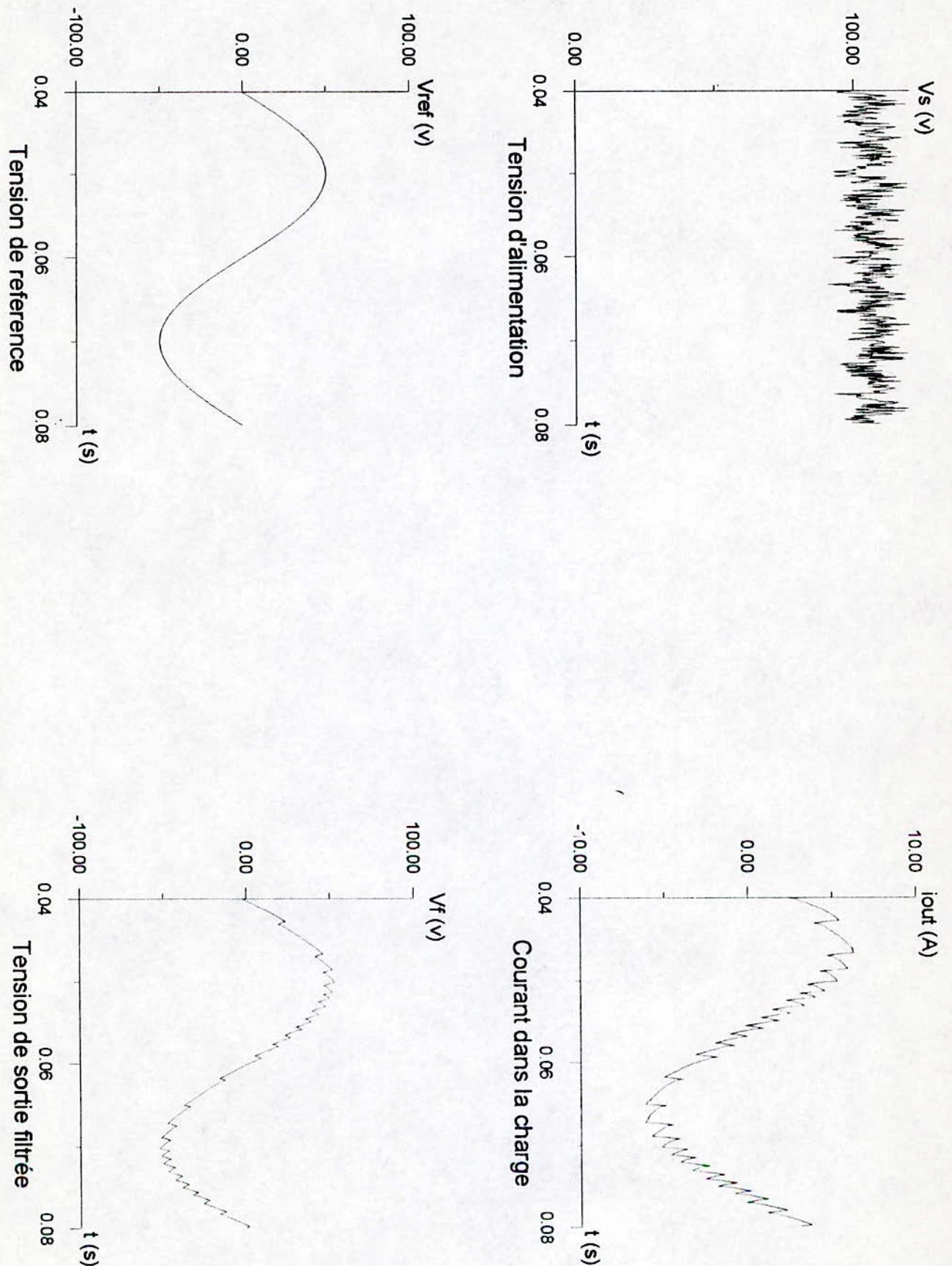


Fig-11

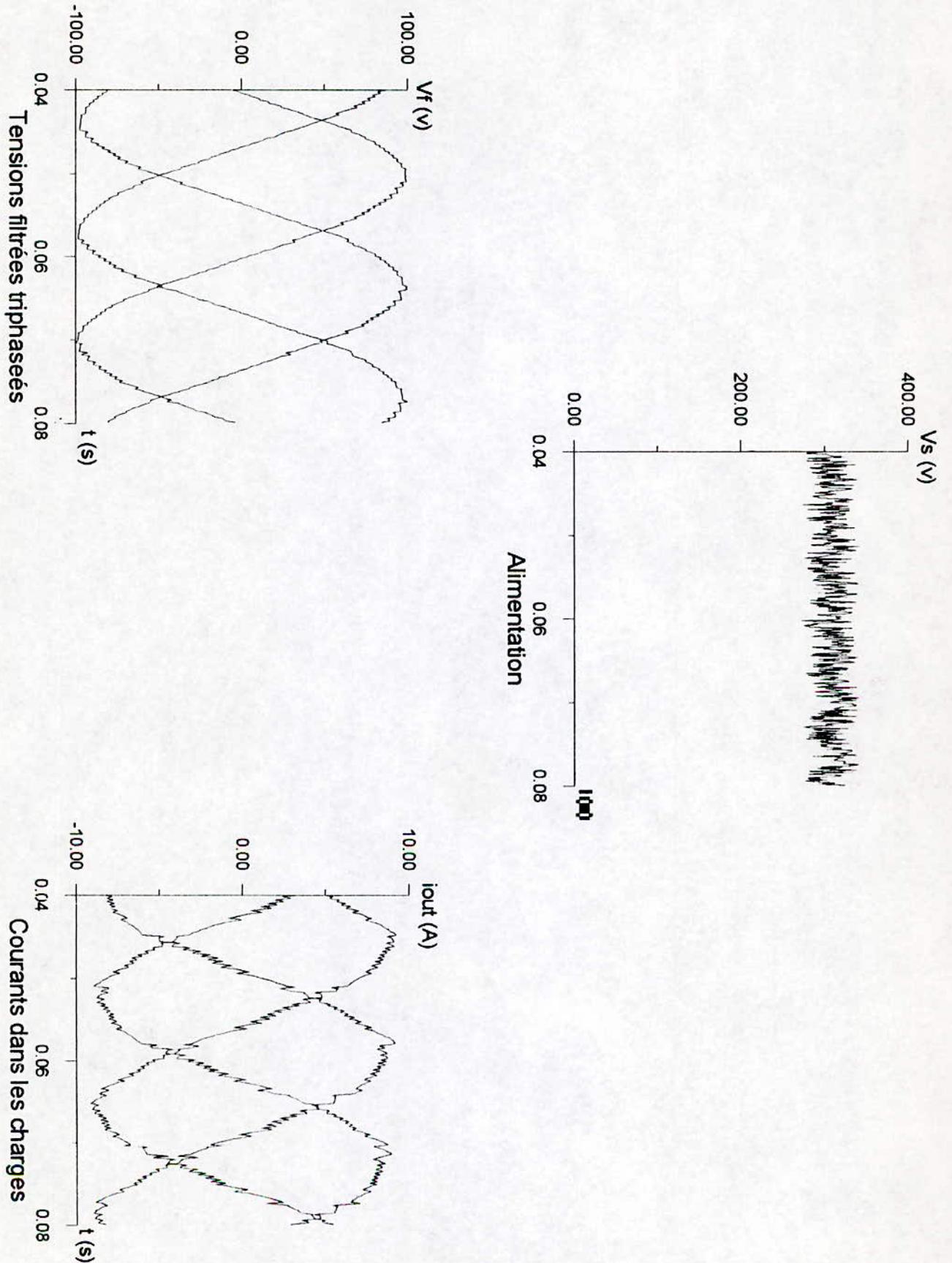


Fig-12

#### 4-3-Variation de la résistance de la charge

Sachant que cette variation n'a pas d'effet sur les onduleurs de tension commandés en tension, alors le test n'est appliqué qu'à l'onduleur commandé en courant.

Cette variation de **R** est composée de deux parties:

1. Une augmentation en trois étapes : ( Fig\_13 )
  - Augmentation de 50%
  - Augmentation de 100%
  - Augmentation de 300%

On remarque que dans les deux premières étapes le courant de sortie arrive toujours à suivre la référence avec peu d'oscillations, mais il y a une augmentation de l'amplitude de la tension aux bornes de la charge, due à l'augmentation de la résistance de celle-ci; ce n'est que pour une variation de 300% qu'une déformation apparaît sur le signal de sortie qui ne peut pas atteindre la valeur de référence; cela est dû au fait que la source ne peut pas délivrer le courant appelé par la charge; donc pour régler ce problème il suffit d'augmenter l'amplitude de la tension d'alimentation.

Pour mieux tester le contrôleur, on diminue la fréquence de commutation à 10 KHz. On remarque, ( Fig\_14 ), que les oscillations sont plus importantes, à cause de l'augmentation du laps de temps qui sépare deux commandes.

2. On fait subir à la résistance une diminution de 98 % de sa valeur initiale, ce qui peut entraîner un court-circuit, dans un fonctionnement normal, mais dans ce cas, le contrôleur arrive à forcer l'onduleur à suivre la référence, en diminuant la valeur de la tension à ses bornes, pour les deux fréquences de commutations utilisés, ( Fig\_15 ).

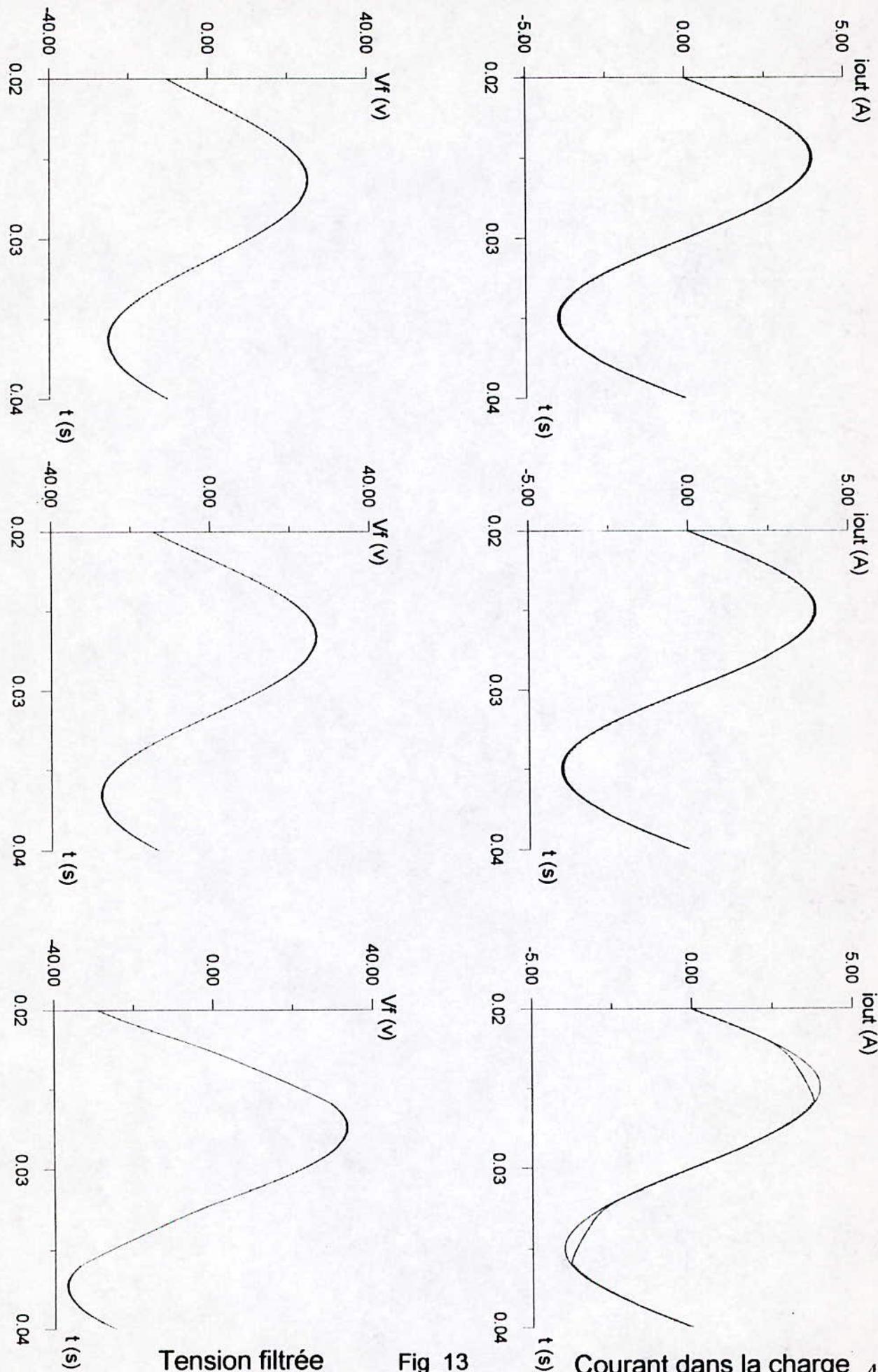
#### 4-4-Variation de la charge

Tout en gardant la perturbation sur la tension d'alimentation, on fait varier la charge de la façon suivante :

La résistance augmente de 50% et la **f.e.m** de 40%

Le courant de sortie ( Fig\_16 ), ne diffère pas des signaux obtenus pendant les essais ultérieurs, donc le contrôleur est robuste à la variation de la charge, on remarque seulement une diminution de l'amplitude de la tension de sortie filtrée après augmentation de la **f.e.m.**

On diminue la fréquence de commutation, ce qui entraîne l'augmentation des oscillations, sans que le signal de sortie s'écarte de sa référence, ( Fig\_17 ).



Tension filtrée

Fig\_13

Courant dans la charge 47

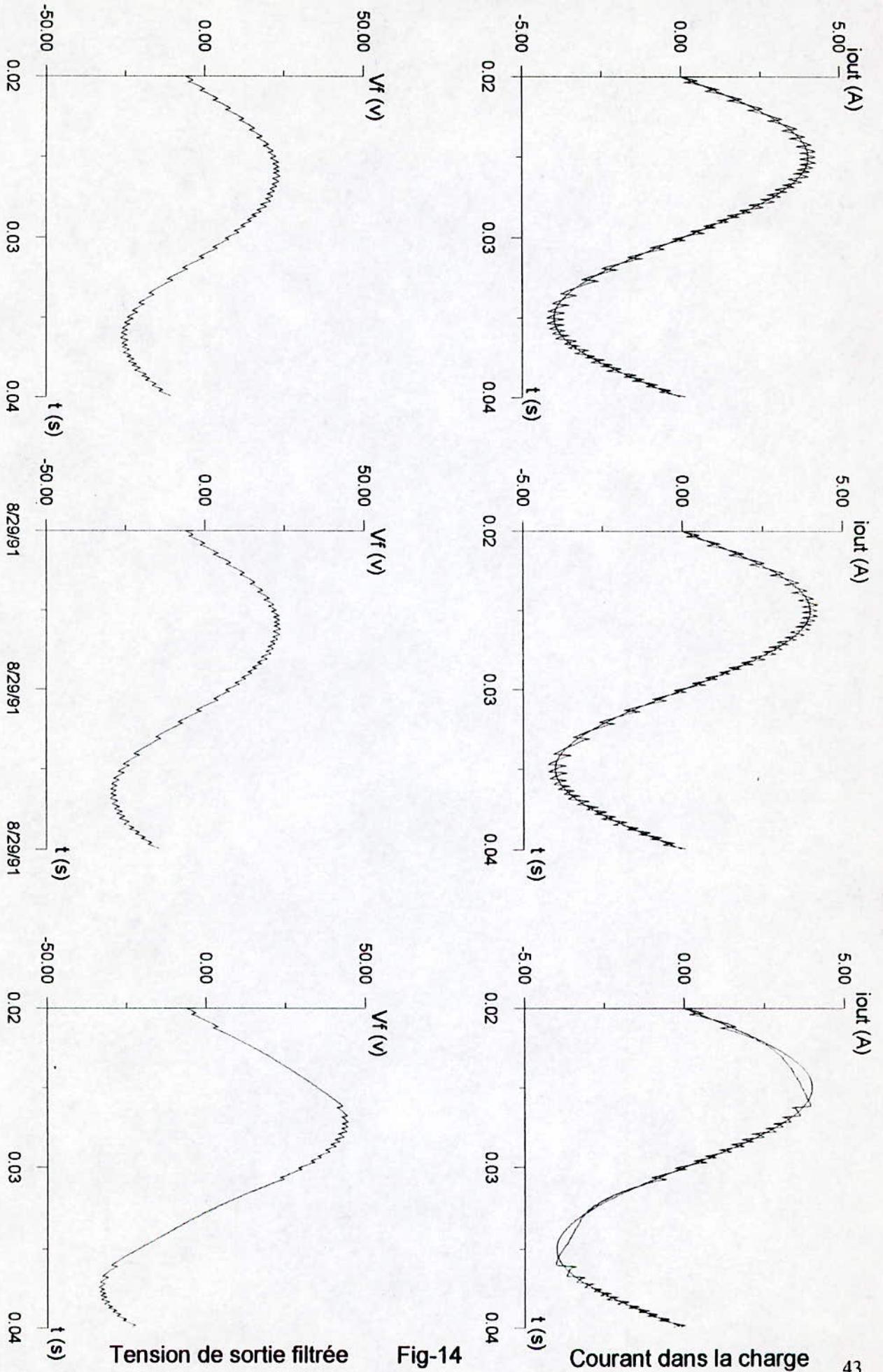
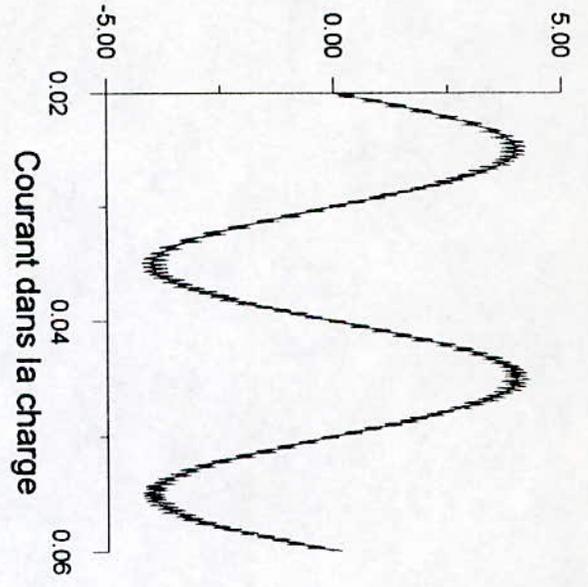
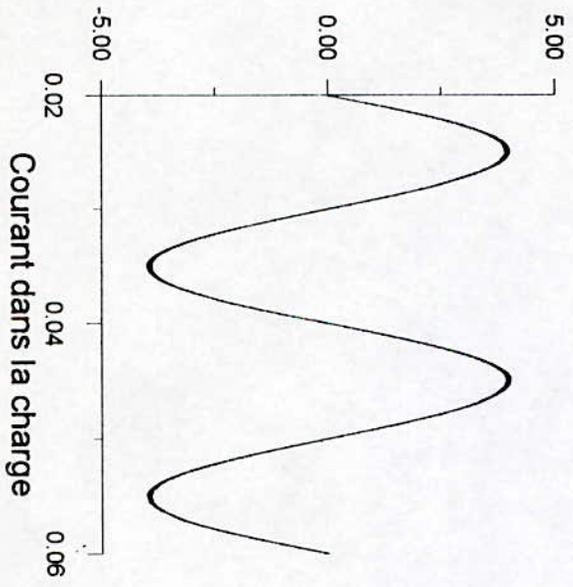
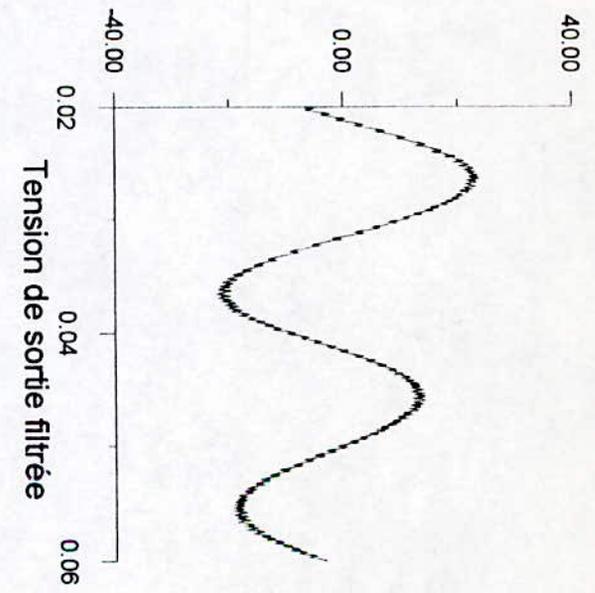
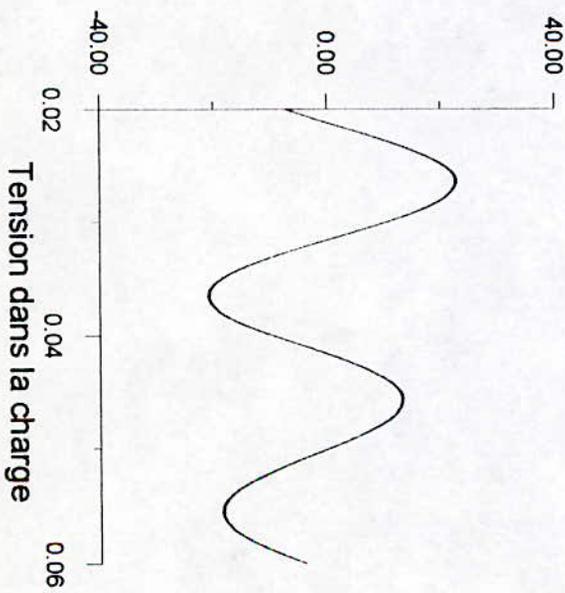


Fig-14

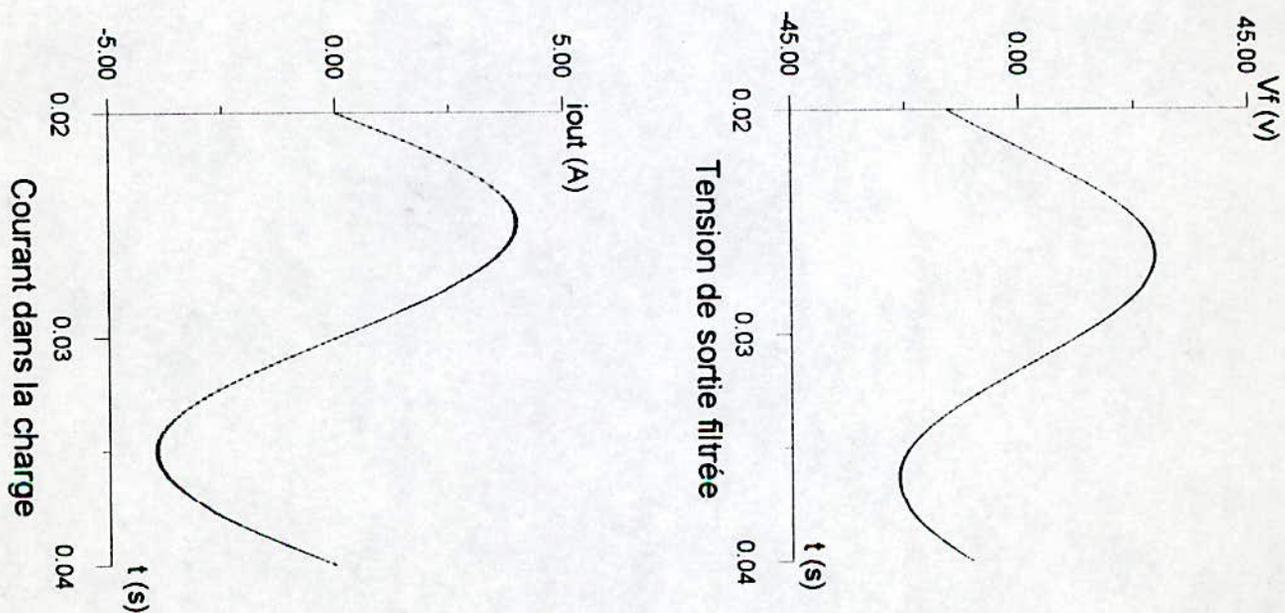
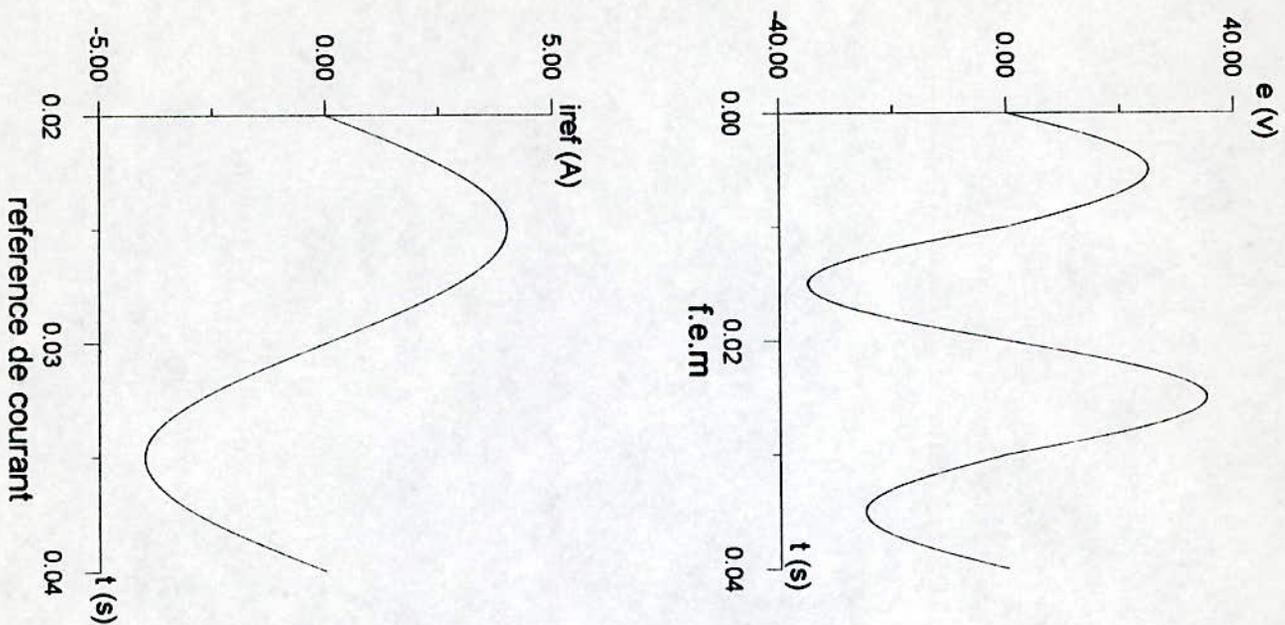


$f_c = 10 \text{ kHz}$

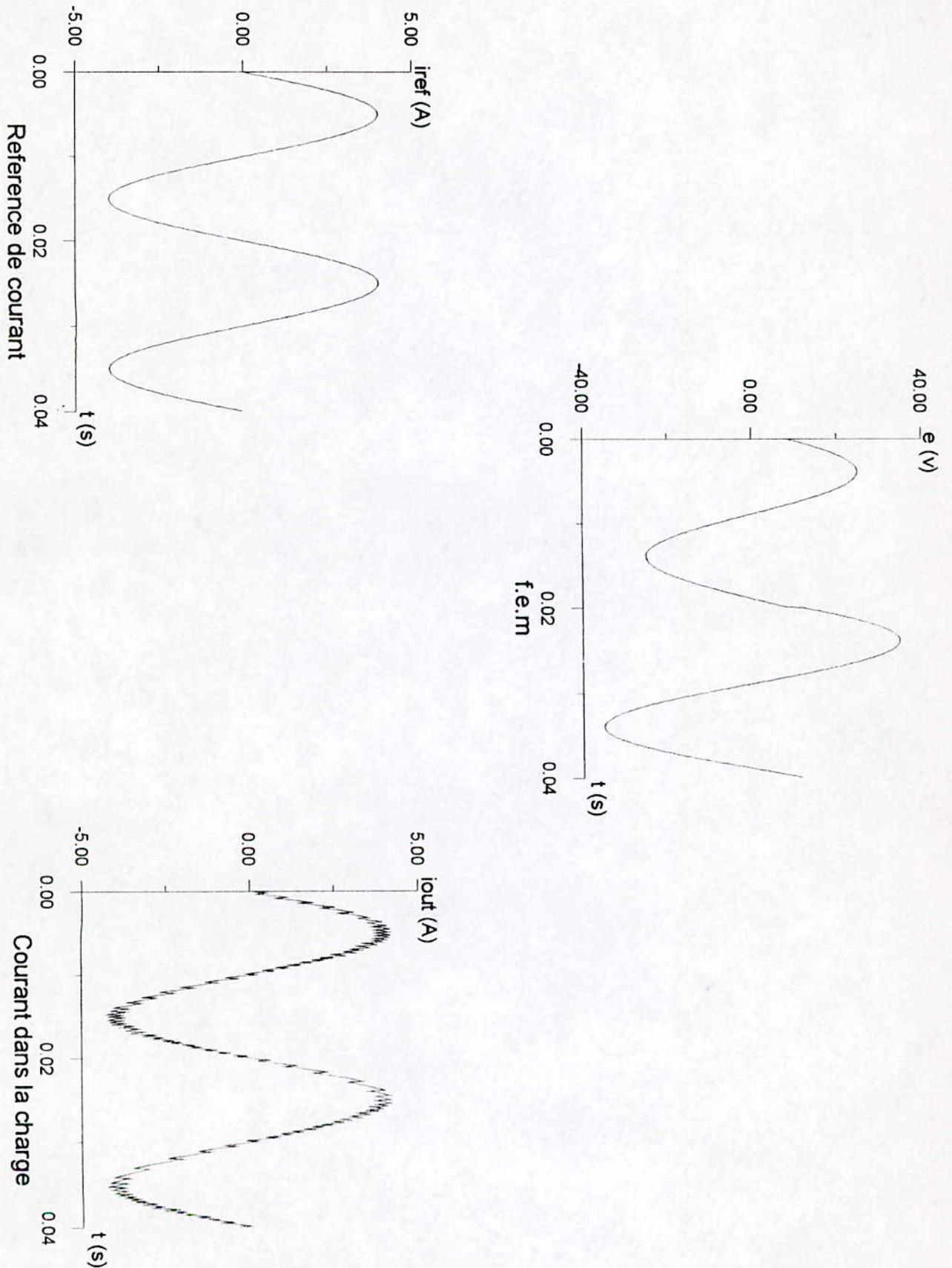


$f_c = 50 \text{ kHz}$

Fig 15



Fig\_16



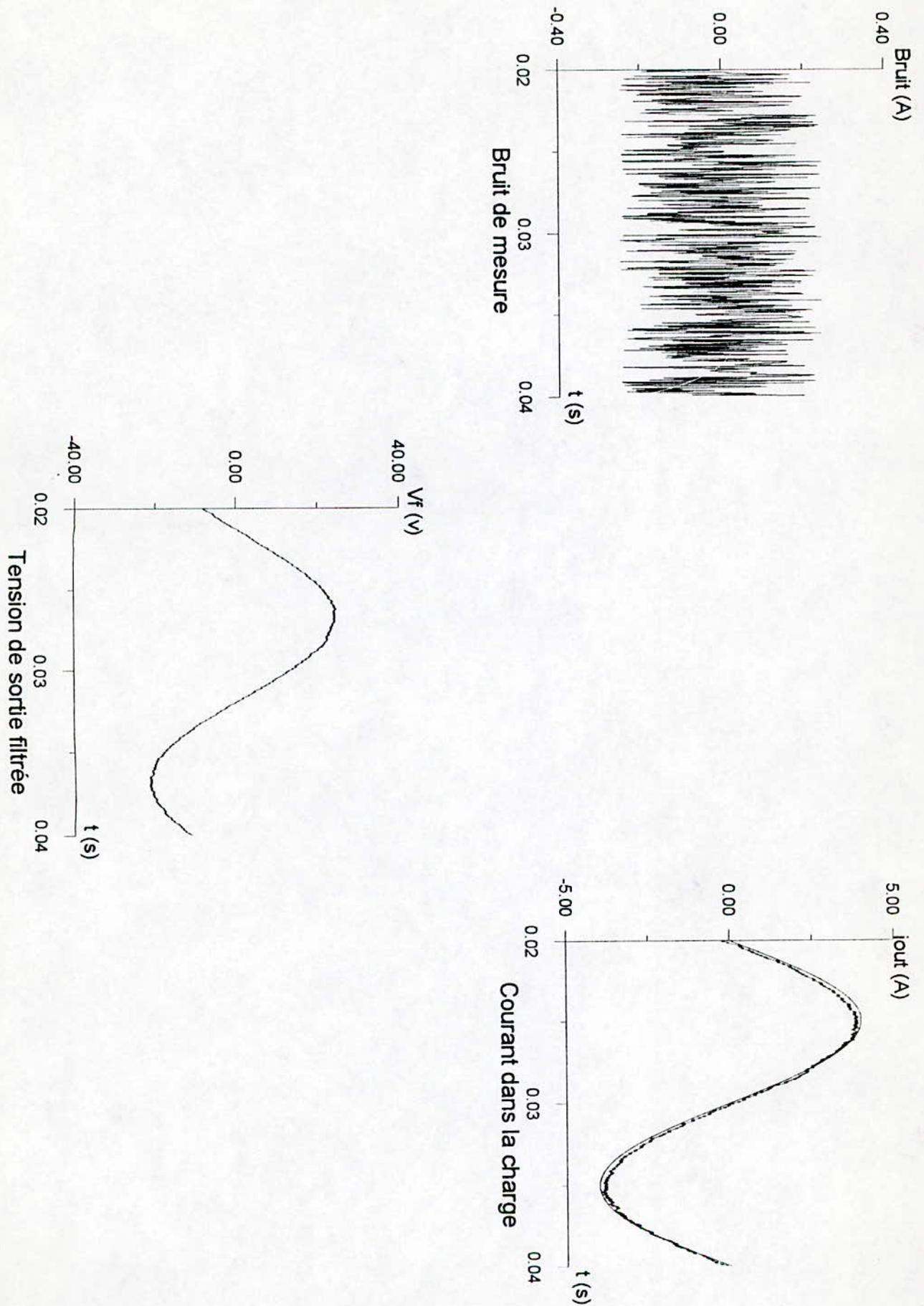
Fig\_17

**4-5-Bruit de mesure**

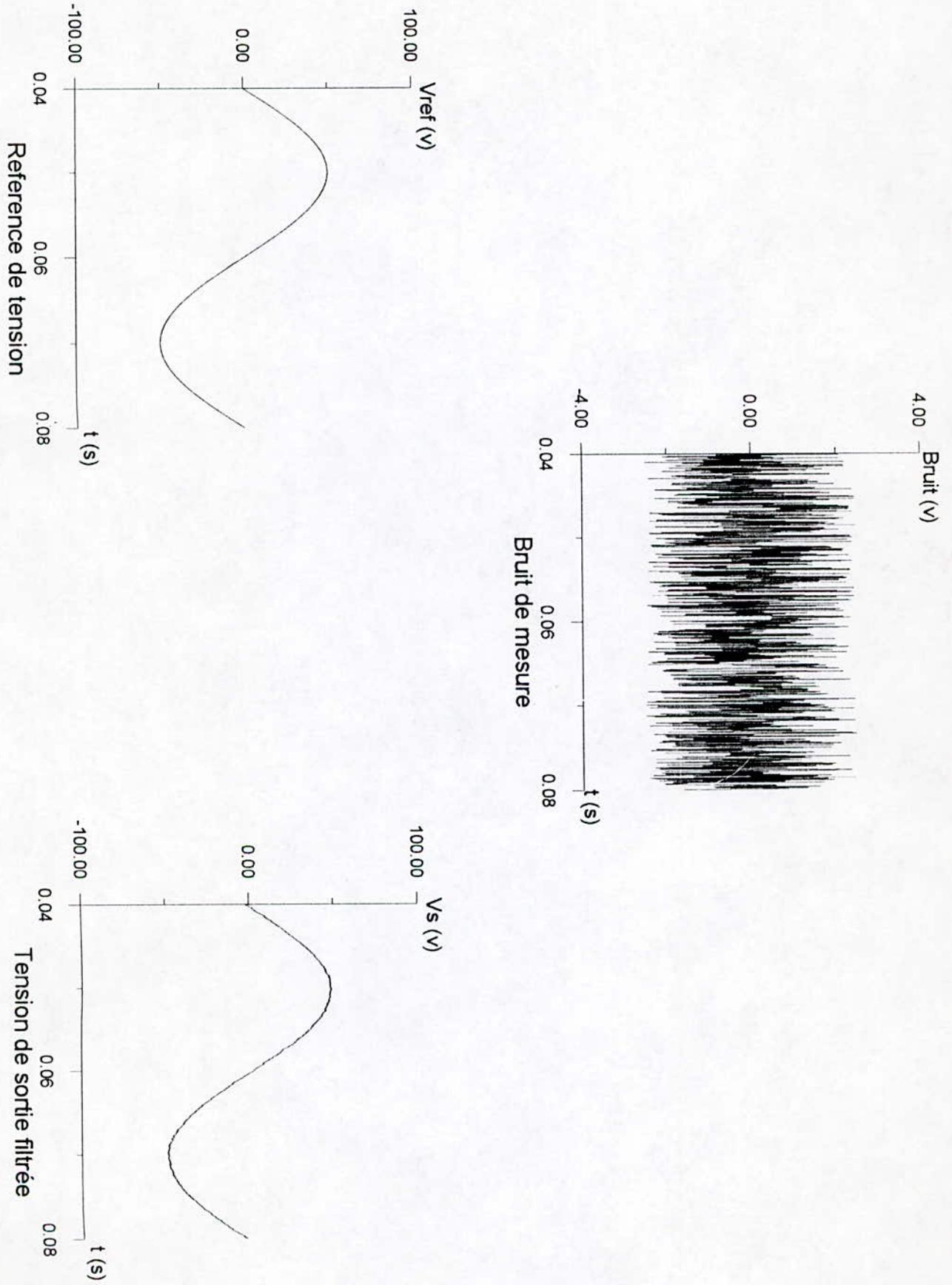
Le problème qui se pose en pratique dans la commande, est le bruit de mesure. Pour tester la capacité de rejet du bruit du contrôleur, on injecte un bruit de 5% dans la mesure du signal de sortie (courant ou tension).

Les signaux obtenus ( Fig\_18 à Fig\_20 ), sont toujours sinusoïdaux, avec un petit écart par rapport à la référence, qui s'explique par le fait que le bruit altère la répartition en classes du signal d'erreur; pour y remédier, il suffit de trouver une répartition qui puisse absorber ce bruit, pour cela on élargit la classe zéro à 5%, ce qui permet d'obtenir un meilleur résultat ( Fig\_21 à Fig\_22).

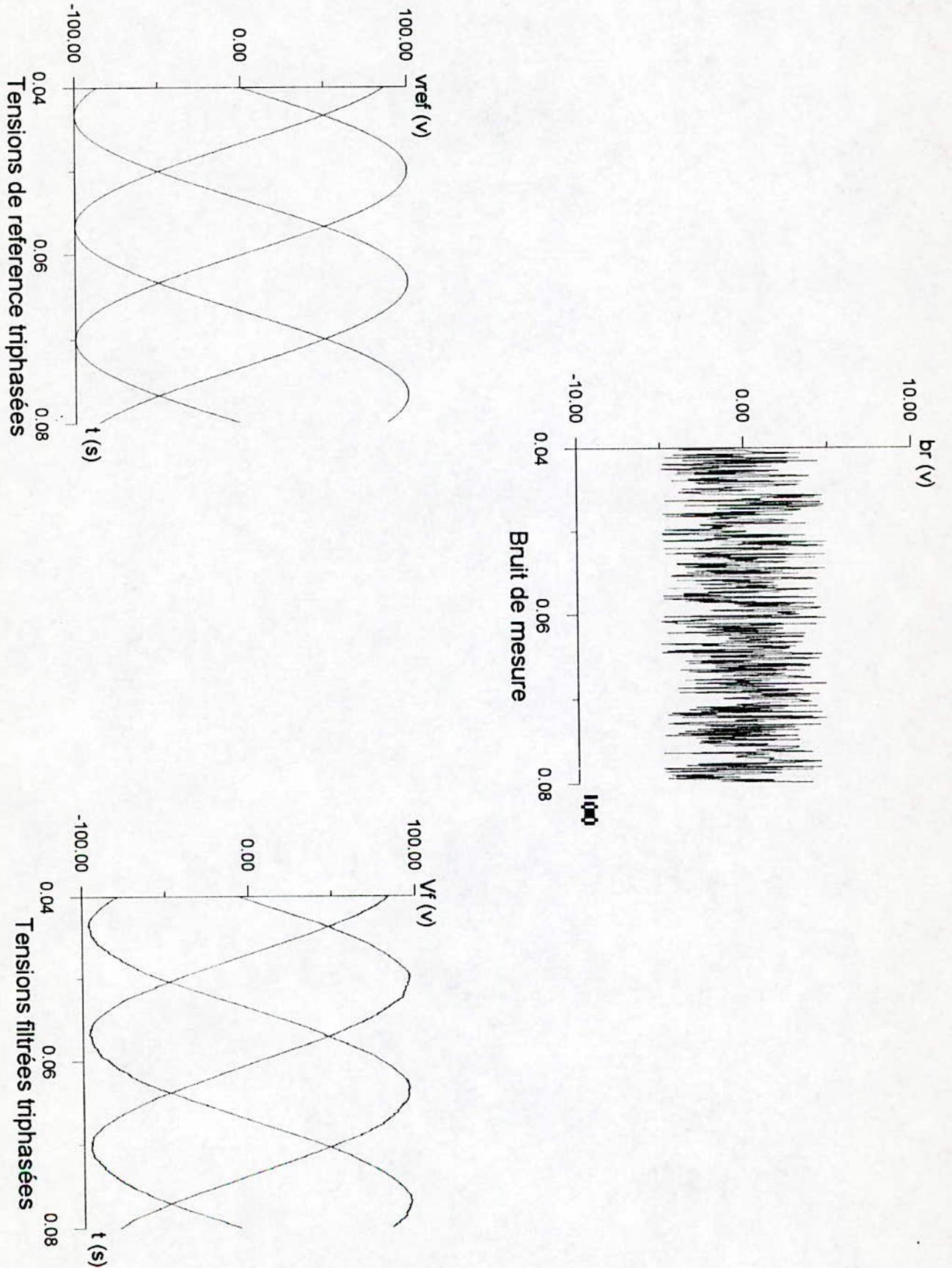
La diminution de la fréquence de commutation, altère en rien les performances du contrôleur dans le rejet du bruit ( Fig\_23 à Fig\_25 ).



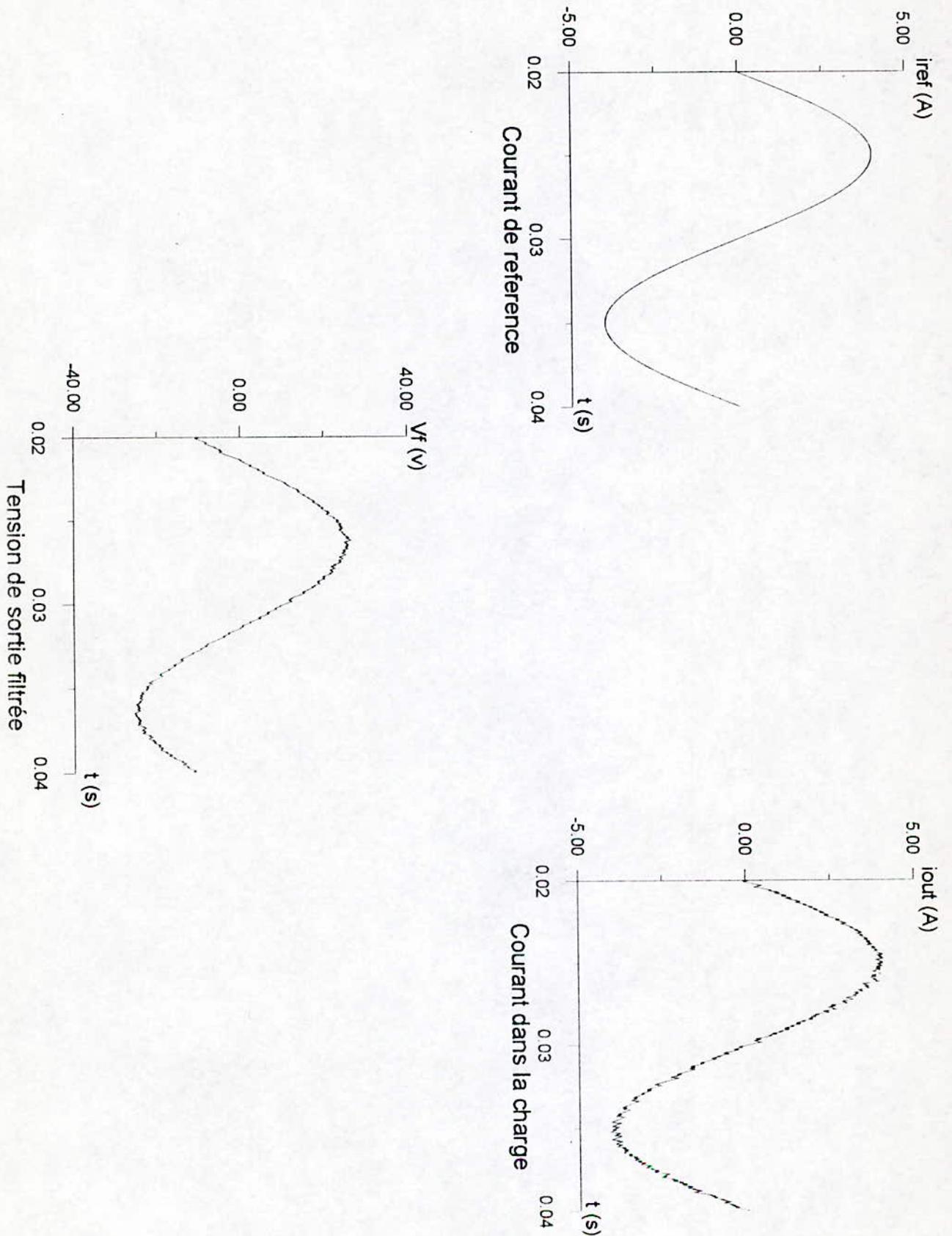
Fig\_18



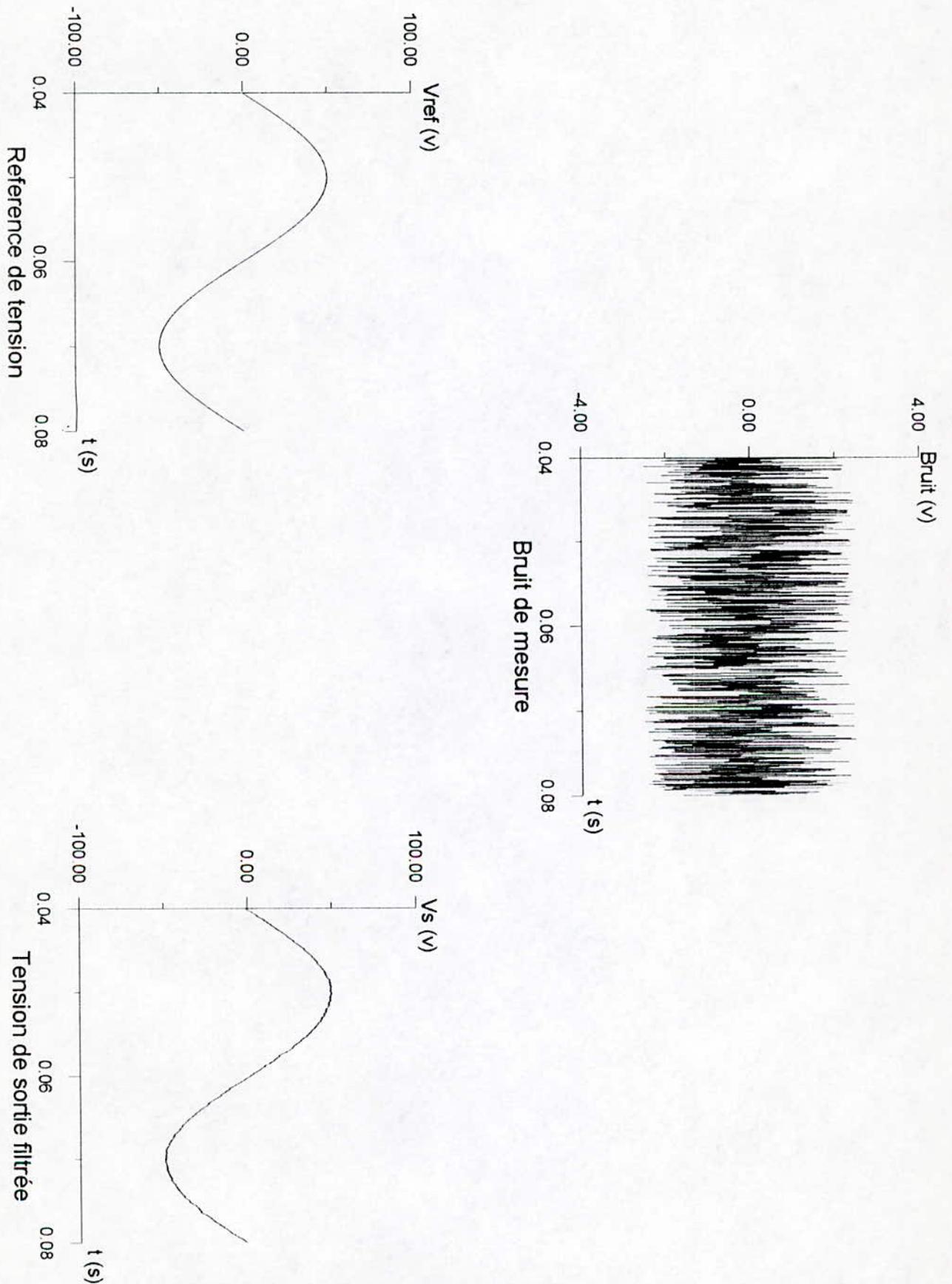
Fig\_19



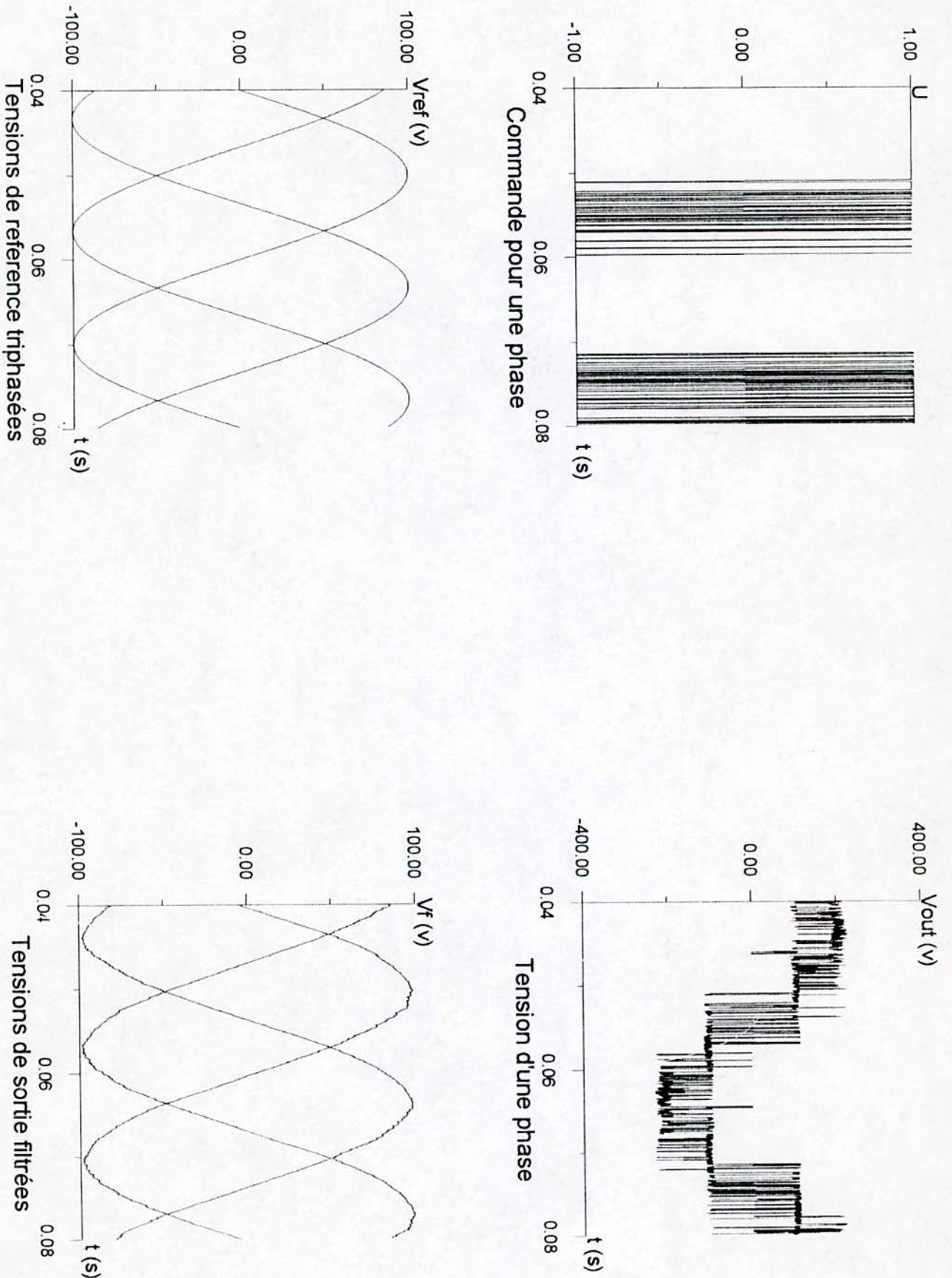
Fig\_20



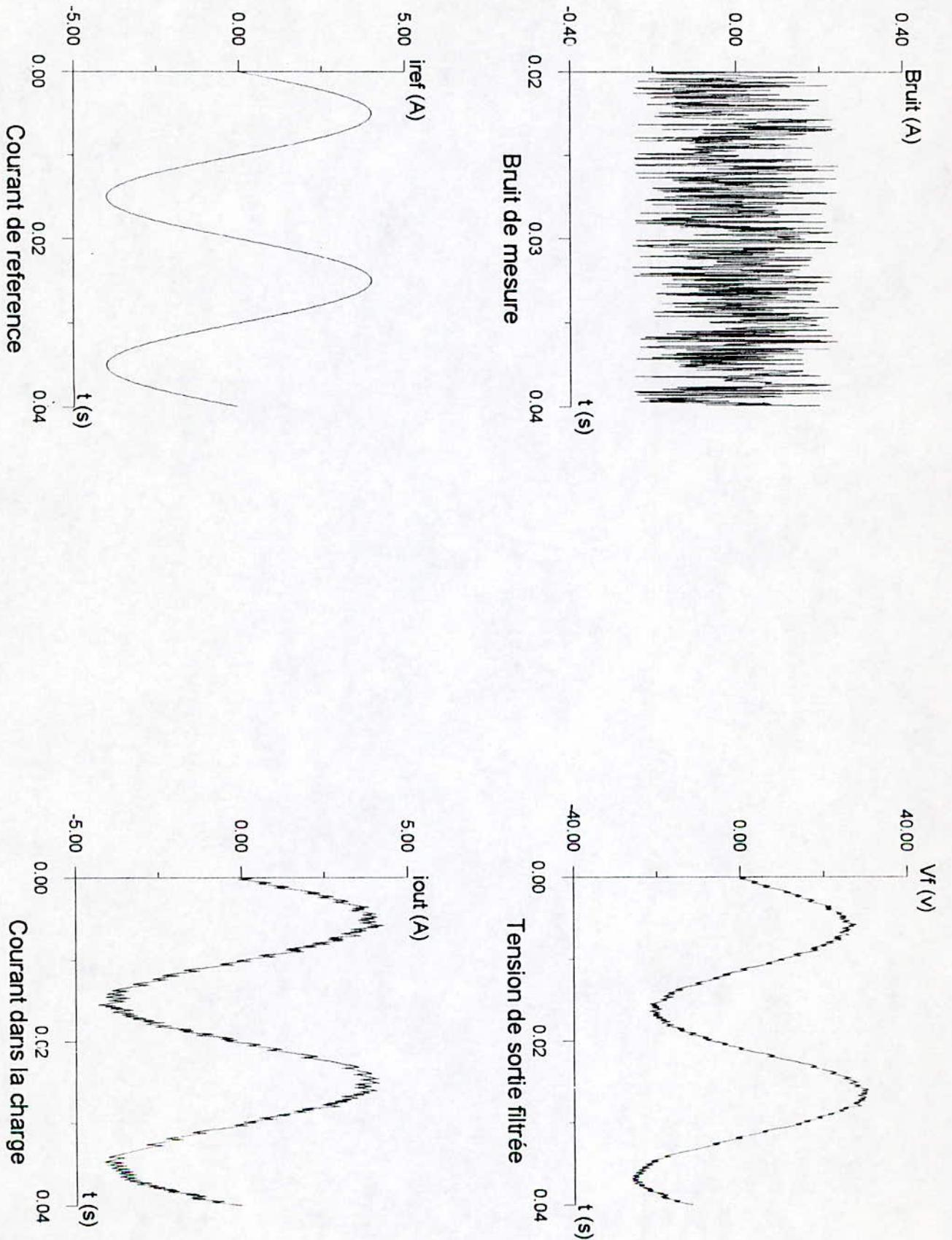
Fig\_21



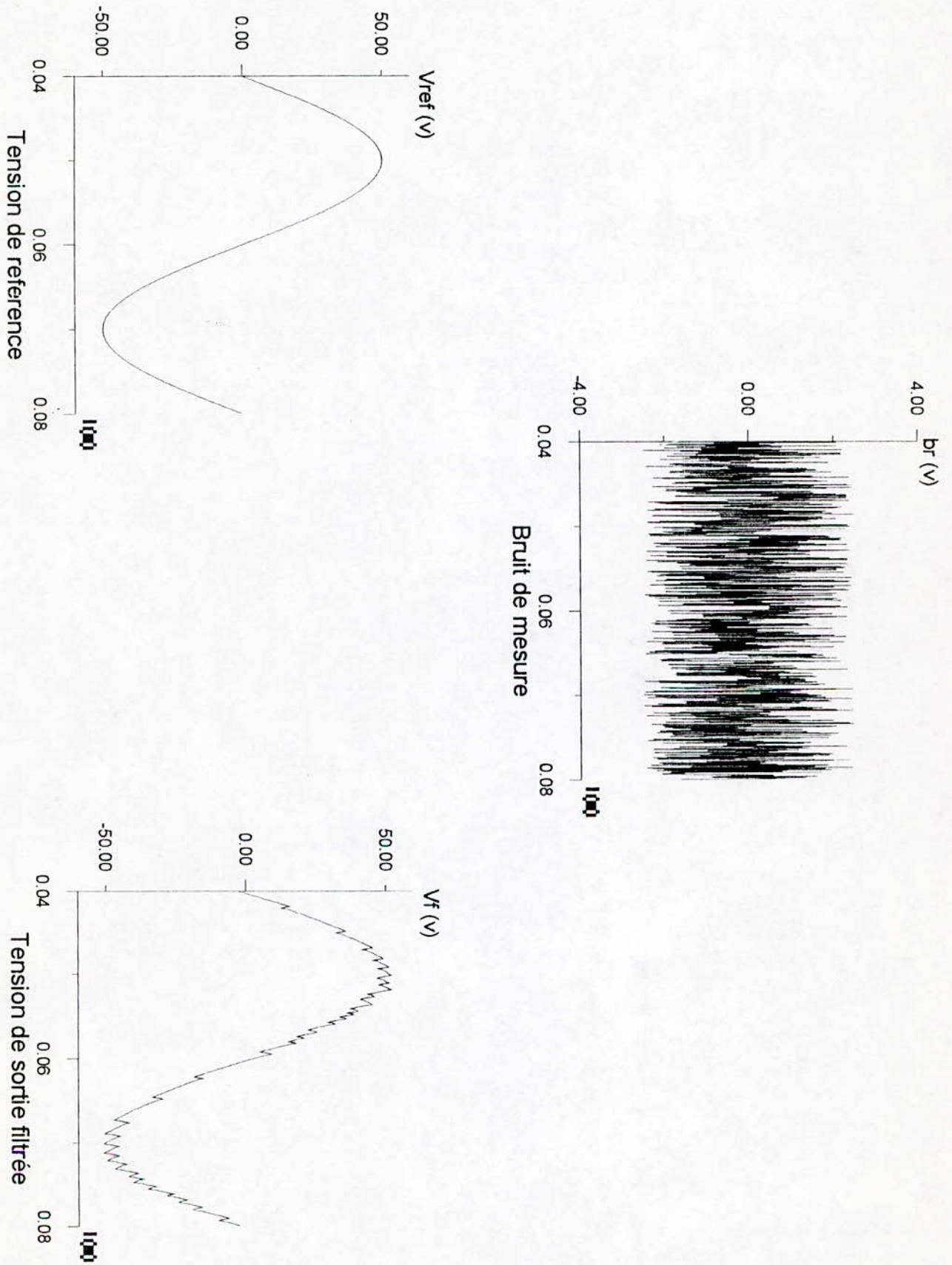
Fig\_22



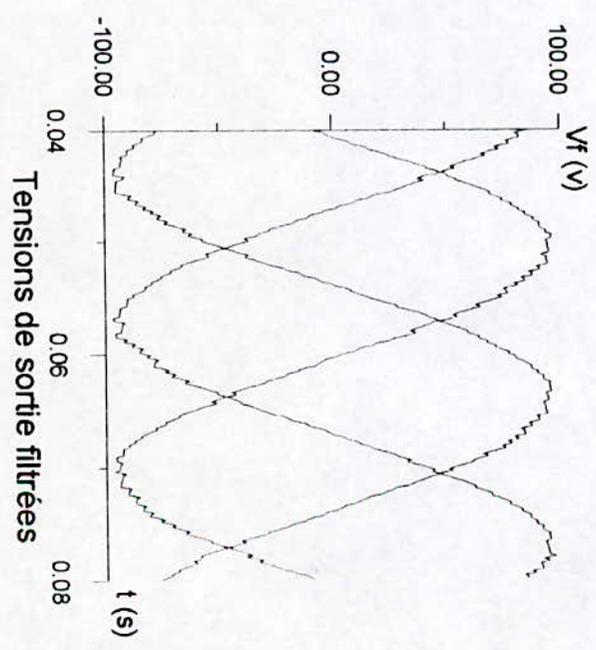
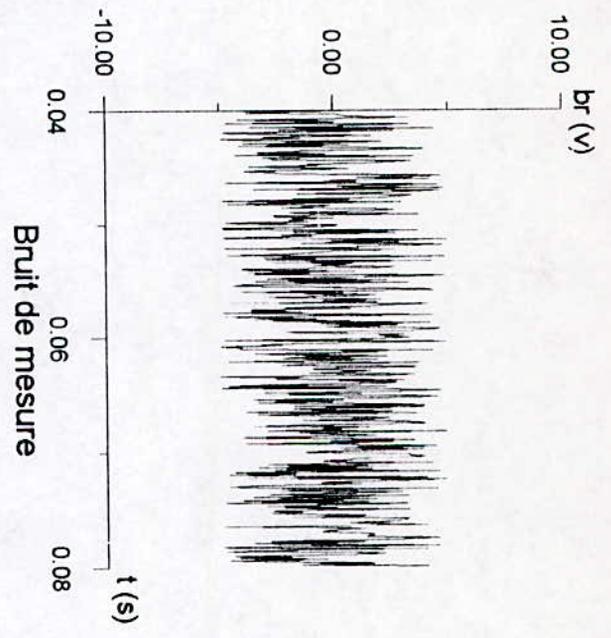
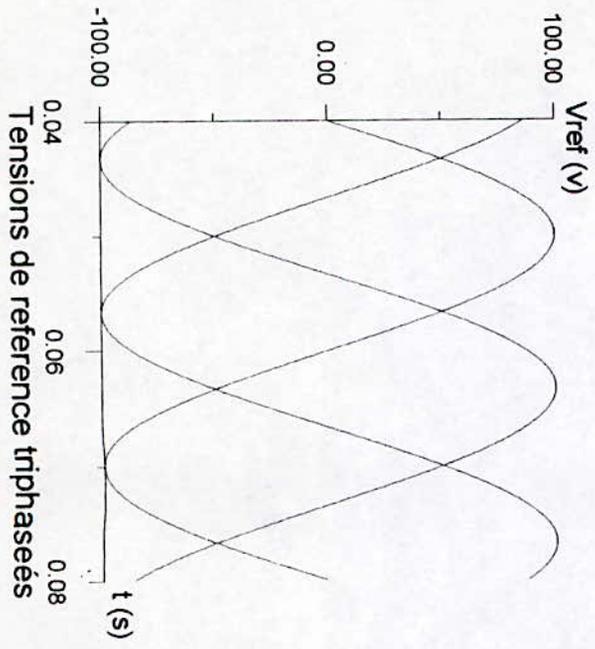
Fig\_23



Fig\_24



Fig\_25



Fig\_26

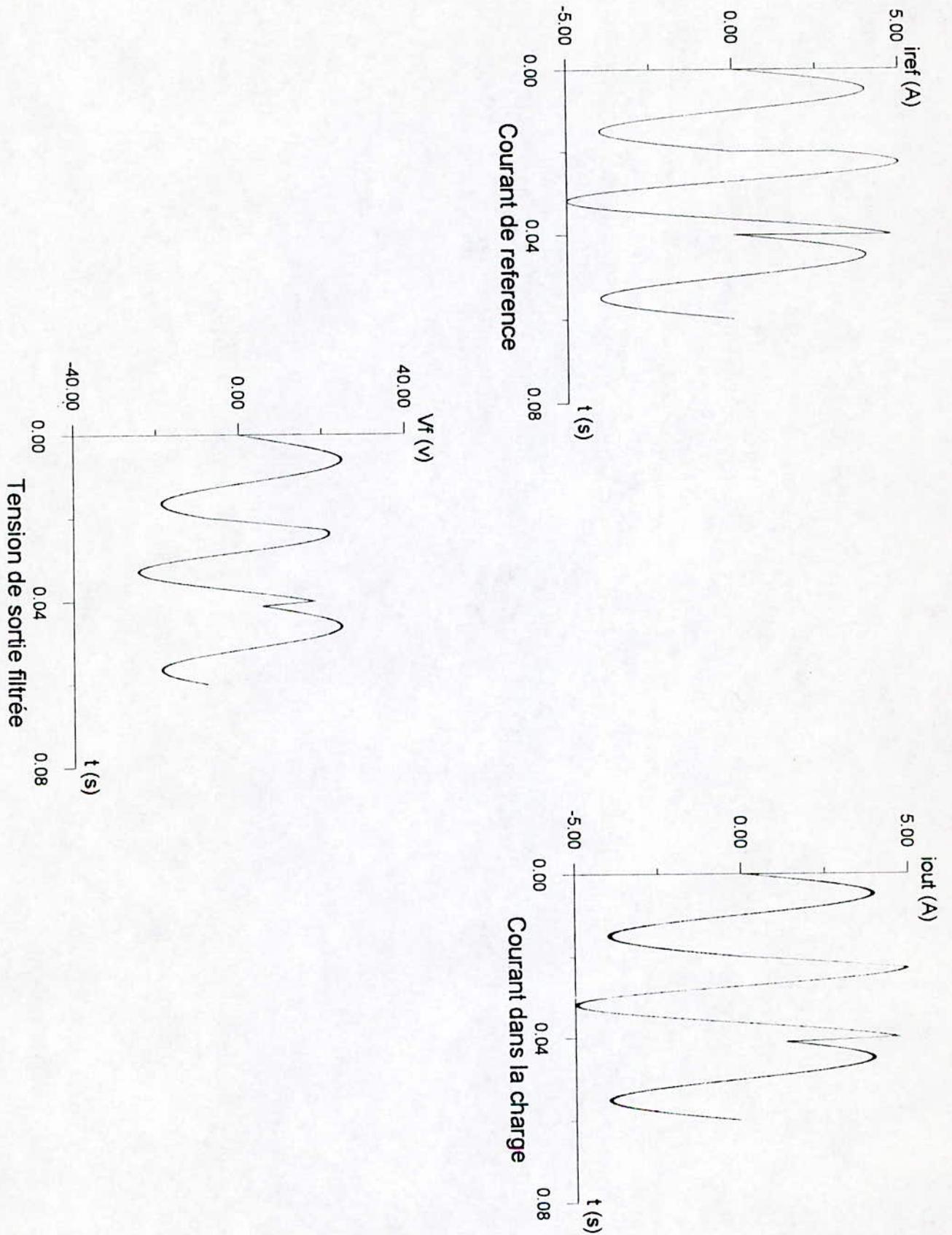
#### 4-6-Variation du signal de référence

On veut tester la capacité du contrôleur à suivre une référence dont la fréquence et l'amplitude sont variables.

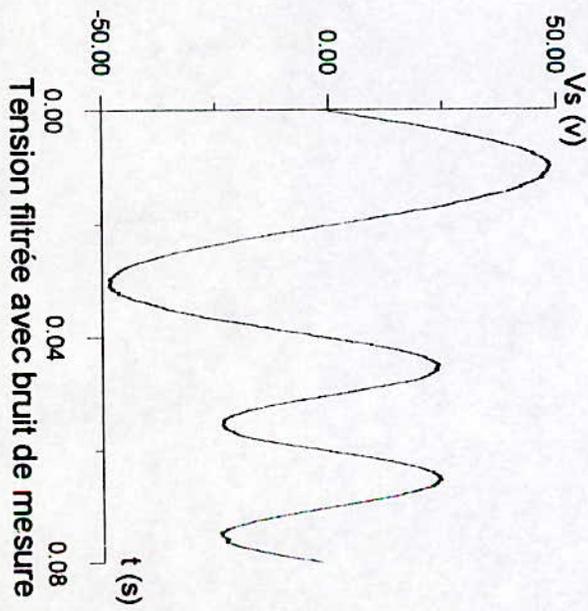
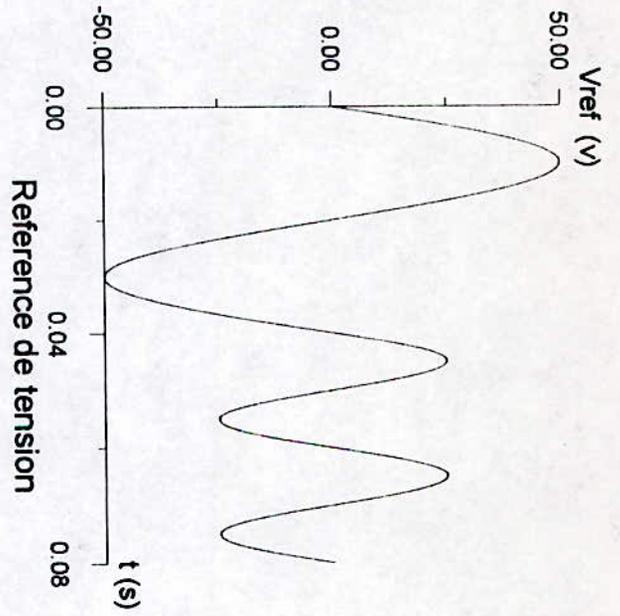
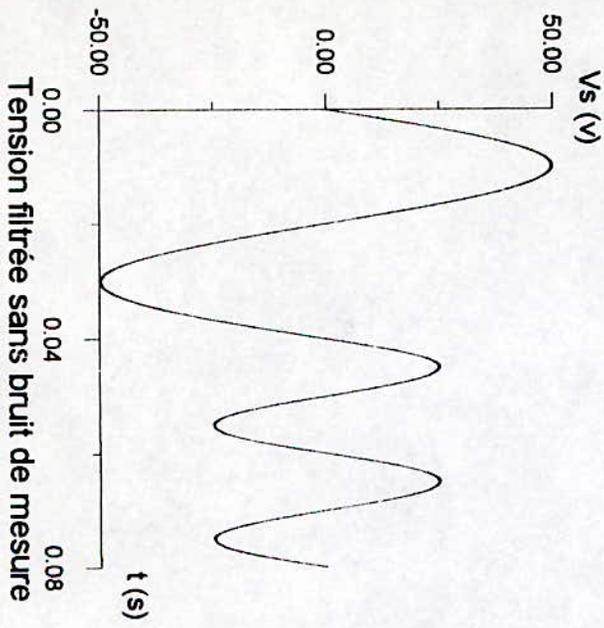
Ce test est effectué de deux façons différentes :

- On fait subir au signal de référence des variations brusques, en fréquence et en amplitude. On voit que le signal de sortie ( Fig\_28 à Fig\_33 ) suit aisément ces variations que se soit pour l'onduleur commandé en courant ou celui commandé en tension.
- On fait varier le signal de référence tout en satisfaisant la condition  $A_m/f = k$ , ce qui correspond au fonctionnement d'un moteur asynchrone monophasé, qui atteint son régime permanent à une certaine fréquence.

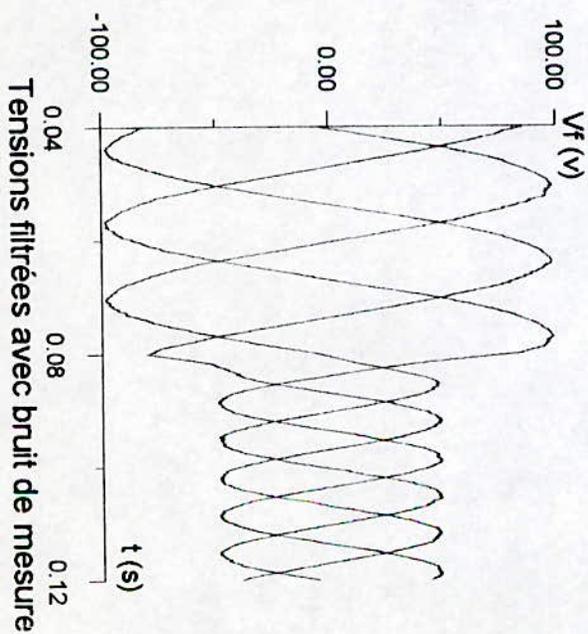
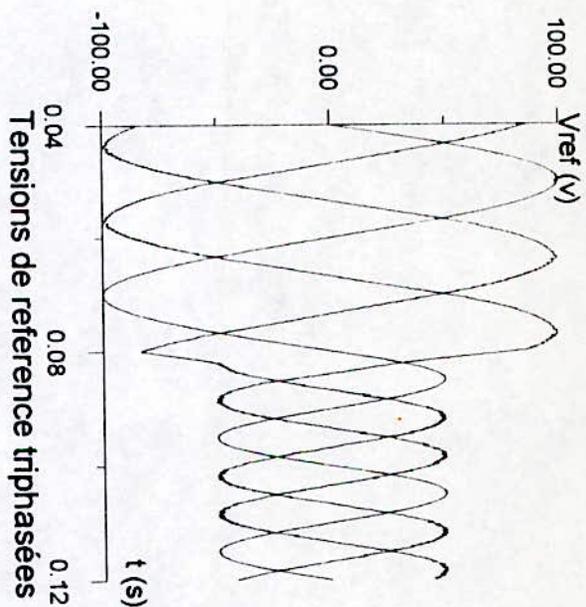
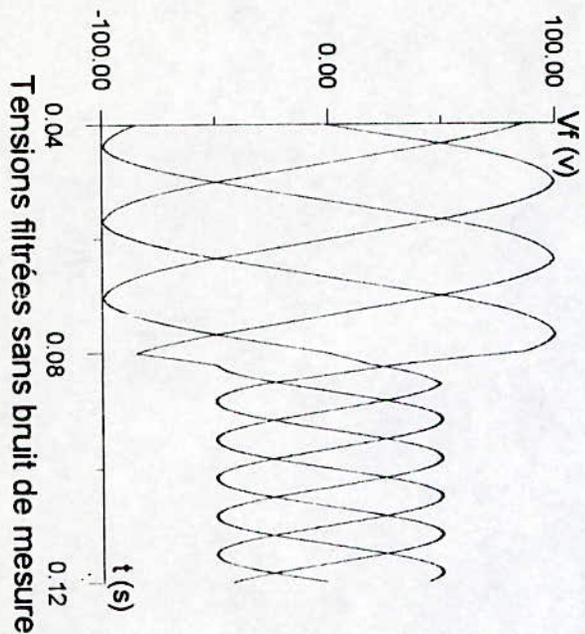
On choisit  $k=1.5$  et la fréquence du régime permanent  $f=25$  Hz, on aboutit au résultat illustré par la ( Fig\_34 ), qui montre que le contrôleur peut suivre la référence du moment que la tension d'alimentation est suffisante.



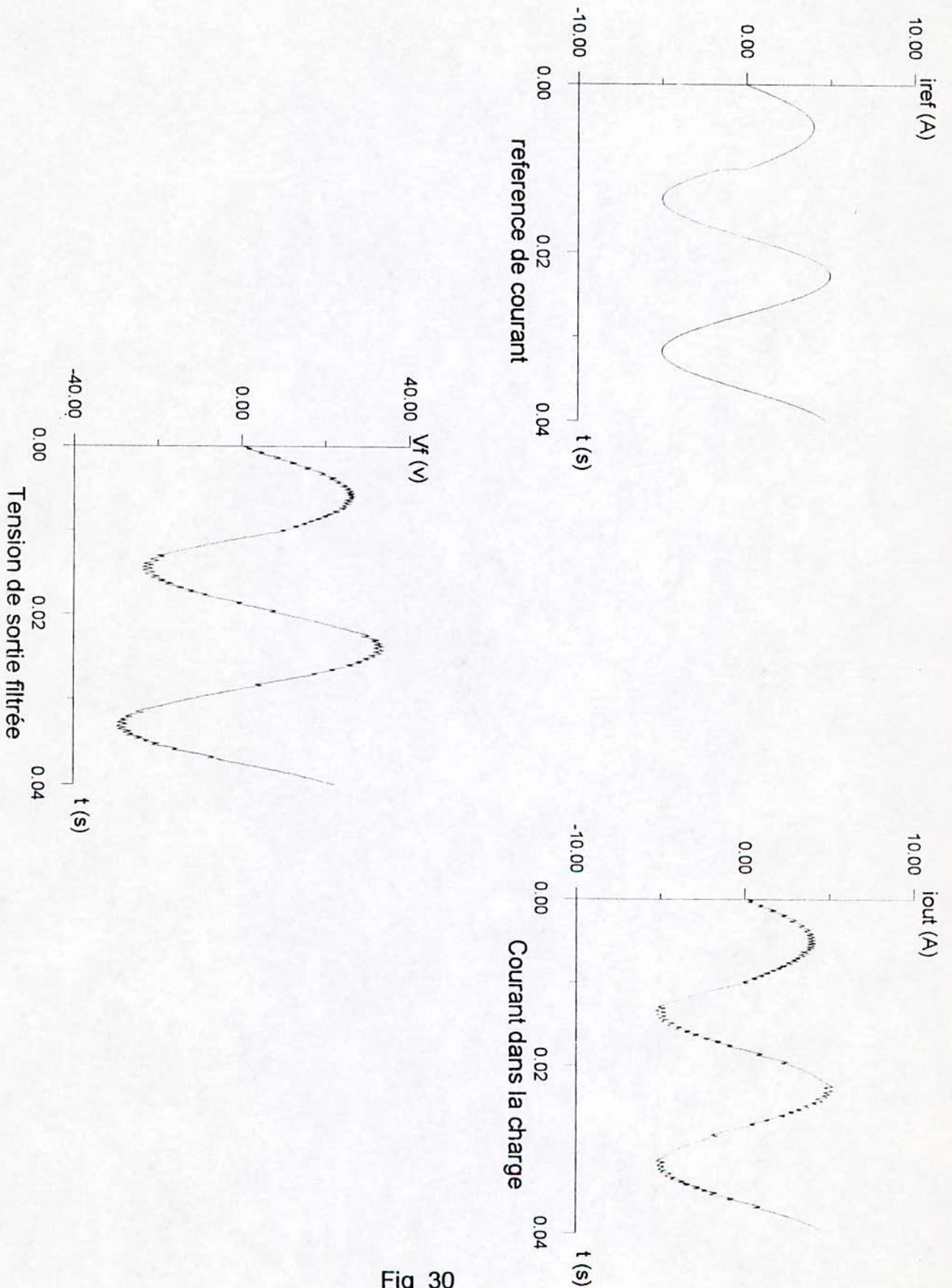
Fig\_27



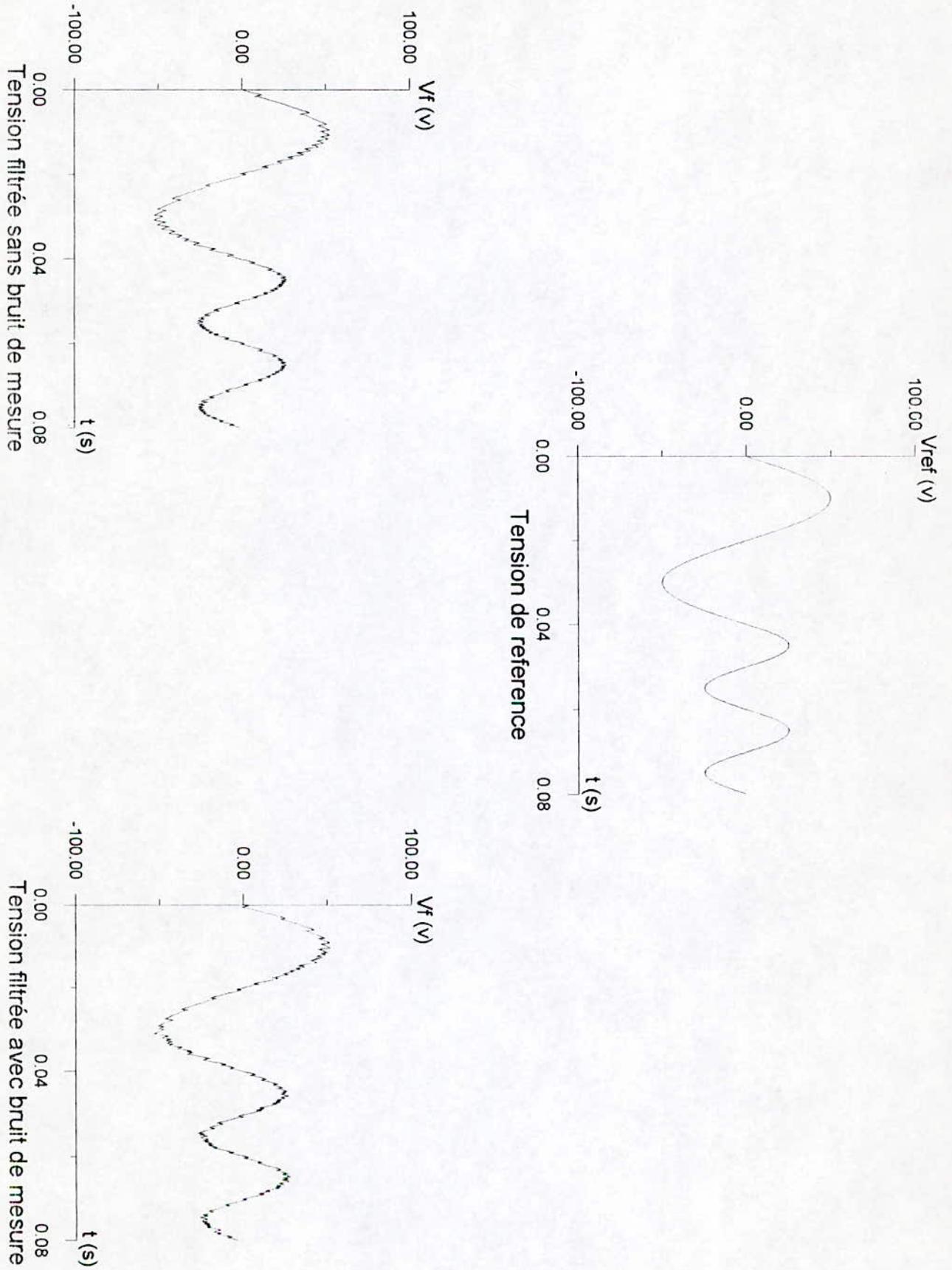
Fig\_28



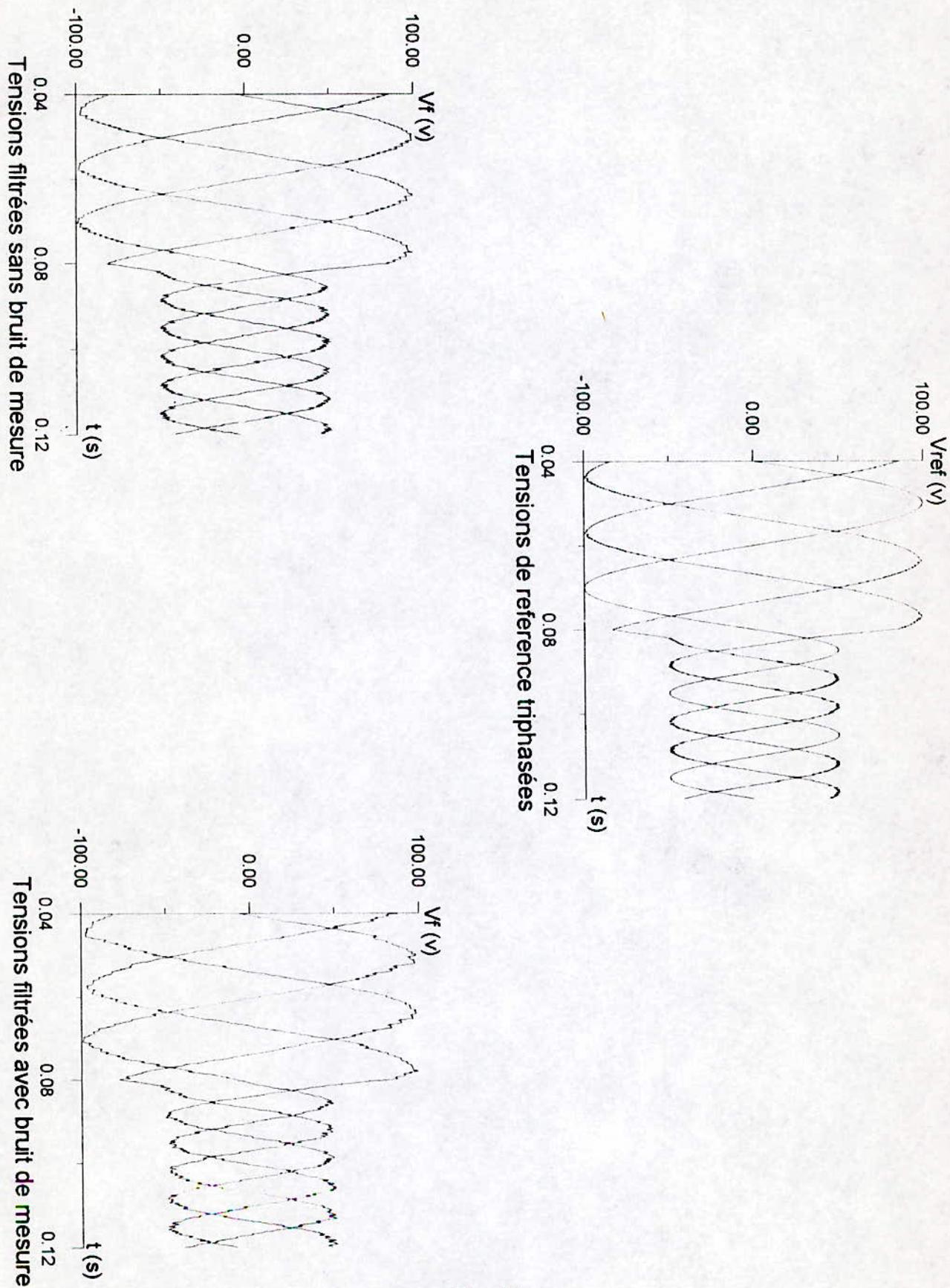
Fig\_29



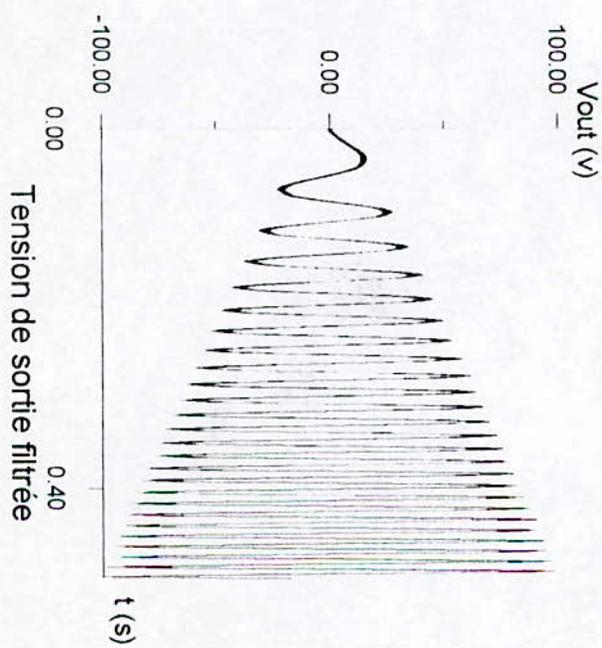
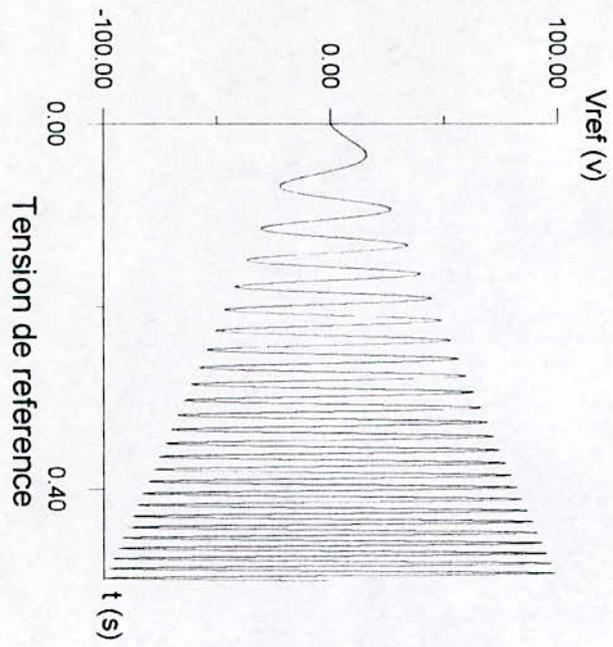
Fig\_30



Fig\_31



Fig\_32



Fig\_33



## *Chapitre IV*

### **Les réseaux de neurones artificiels**

## 1-Introduction

Ces dernières années, un intérêt particulier et croissant a été donné à l'étude de la structure et des mécanismes du cerveau humain. Ce qui amena une partie des chercheurs à tenter de simuler cet organe complexe. Ces tentatives ont abouti à ce qu'on appelle les " réseaux de neurones artificiels (ANN)".

L'approche qui débouche sur les réseaux de neurones est dite " connexionniste " à l'opposition de l'approche symbolique qui caractérise les " systèmes experts ". [4]

Les réseaux de neurones artificiels connurent un développement sur plusieurs étapes: [4]

- Modélisation de la cellule par un automate à seuil dénommé " neurone formel " par **MC CULLOCH & PITTS** en 1943.
- Organisation des automates en un réseau appelé " perceptron " par **ROSENBLATT** en 1969.
- A partir du perceptron **WIDROW** conçut la machine " Adaline " qui fut utilisée dans la reconnaissance de la parole.
- Renouveau récent grâce à de nouveaux modèles mathématiques, qui ont permis de dépasser les limites du perceptron.

Les réseaux de neurones présentent plusieurs avantages tels que:

- Activités parallèles et en temps réel de plusieurs composants.
- Représentation distribuée des connaissances.
- Apprentissage et capacité d'adaptation.
- Simulation de phénomènes non linéaires.
- La modélisation du processus n'est pas nécessaire.

Néanmoins, les réseaux de neurones ont des limites telles que:

- Temps d'apprentissage très long.
- Surentraînement.
- Oubli.

## **2-Définitions [19]**

### **2-1-Le réseau de neurones**

C'est une simulation du cerveau, il est composé de neurones liés entre eux par des connexions.

### **2-2-Neurone**

Le neurone est l'élément de base du réseau, il possède plusieurs entrées et une sortie.

### **2-3-Connexion**

Lien entre deux neurones, permettant de transmettre des données de l'un à l'autre.

### **2-4-Poids**

Une valeur ajustable associée à chaque connexion.

### **2-5-Couche d'entrée**

Ensemble de neurones qui servent à transmettre les données d'entrée aux autres couches sans les changer.

### **2-6-Couche cachée**

Ensemble de neurones non directement connectés aux entrées et aux sorties du réseau.

### **2-7-Couche de sortie**

La couche qui produit le signal de sortie du réseau.

## **3-Modélisation du neurone [2]**

En se basant sur les observations neuro-anatomique et neuro-physiologique du cerveau, les chercheurs ont caractérisé le réseau par :

### **3-1-Le neurone**

Un neurone est constitué par trois parties :

- Le corps cellulaire qui contient le noyau du neurone.

- Les dendrites qui sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent des autres éléments.
- L'axone qui sert de moyen de transport des signaux.

Les connexions entre deux neurones se font en des endroits appelés synapses

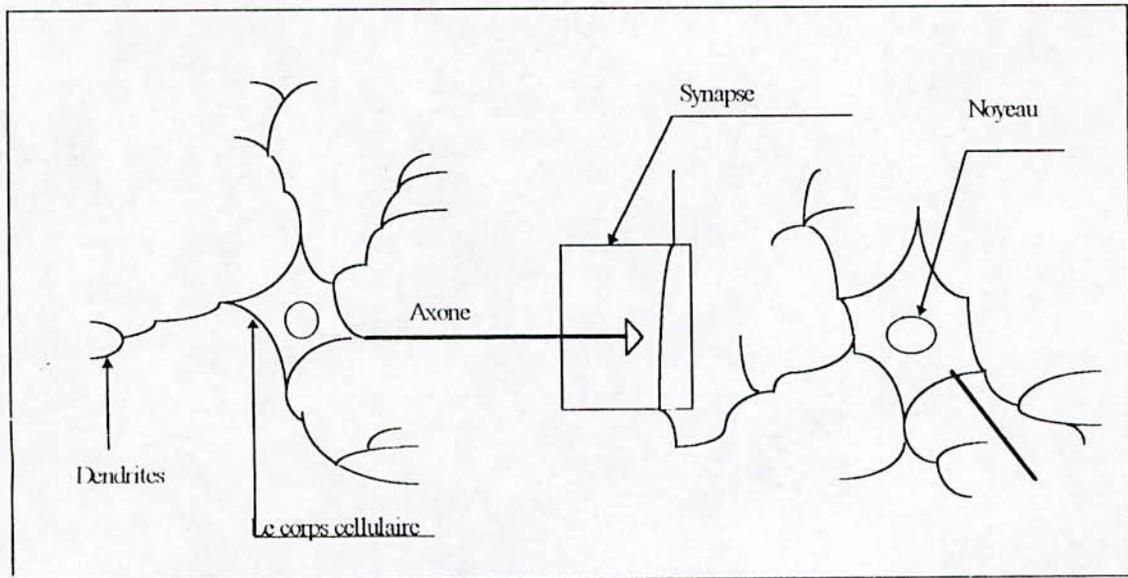


Fig (IV-1) Le neurone et le schéma d'une connexion

### 3-2-Modèle du neurone

La première modélisation du neurone a été celle de **MC CULLOCH & PITTS**, qui ont proposé le modèle suivant :

" Un neurone formel fait une somme pondérée des potentiels qui lui parviennent ( chacun des potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurone qui l'a émis, s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse ( sous forme de potentiel d'action ) dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien. "

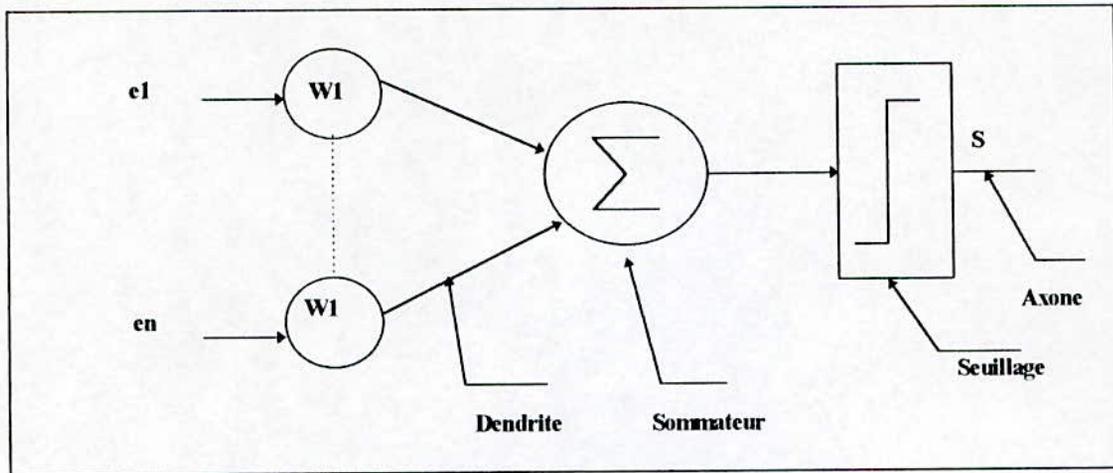


Fig ( IV-2 ) Schéma du neurone formel

En général, un neurone est modélisé comme suit : [18]

La sortie d'un neurone est une fonction non linéaire de la somme pondérée des entrées, lui parvenant des autres neurones .

avec:

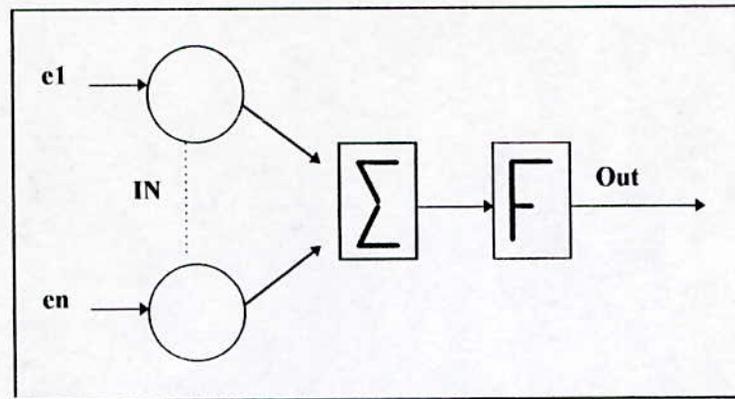
$$out = F(Net) = F\left(\sum_{i=1}^n w_i e_i\right)$$

tels que

$(e_i)_{i=1, \dots, n}$  : entrées du neurone.

$(w_i)_{i=1, \dots, n}$  : poids relatifs aux signaux.

$F$  : fonction d'activation qui doit refléter le seuil ou la saturation de la sortie.



Fig(IV-3) Modèle du neurone

On utilise

$$F(x) = \frac{1}{1 - e^{-(a+x)}}$$

ou

$$F(x) = \tanh(\alpha x) = \frac{1 - e^{-\alpha x}}{1 + e^{-\alpha x}}$$

$$\alpha \in [0 \ 1]$$

#### 4-Classification des ANN [17]

Il existe trois caractéristiques principales qui nous permettent de distinguer entre les ANN.

Ces caractéristiques sont :

##### 4-1-Structure des connexions

La puissance d'un ANN ne dépend pas de ces neurones, mais plutôt des connexions, qui permettent de modéliser les connaissances qui lui sont présentées, de ce fait la structure des connexions est déterminante dans l'évolution du réseau dont on distingue deux types :

#### 4-1-1-Réseaux à couches

Ces réseaux sont construits de manière à ce que les neurones qui appartiennent à une même couche ne soient pas connectés entre eux, chacune des couches recevant des signaux de la précédente et transmettant le résultat à la suivante et tels que les deux couches externes correspondant respectivement à l'entrée qui reçoit des signaux du milieu extérieur et à la sortie qui fournit le résultat du traitement effectué par le réseau.

Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées et leur nombre est variable.

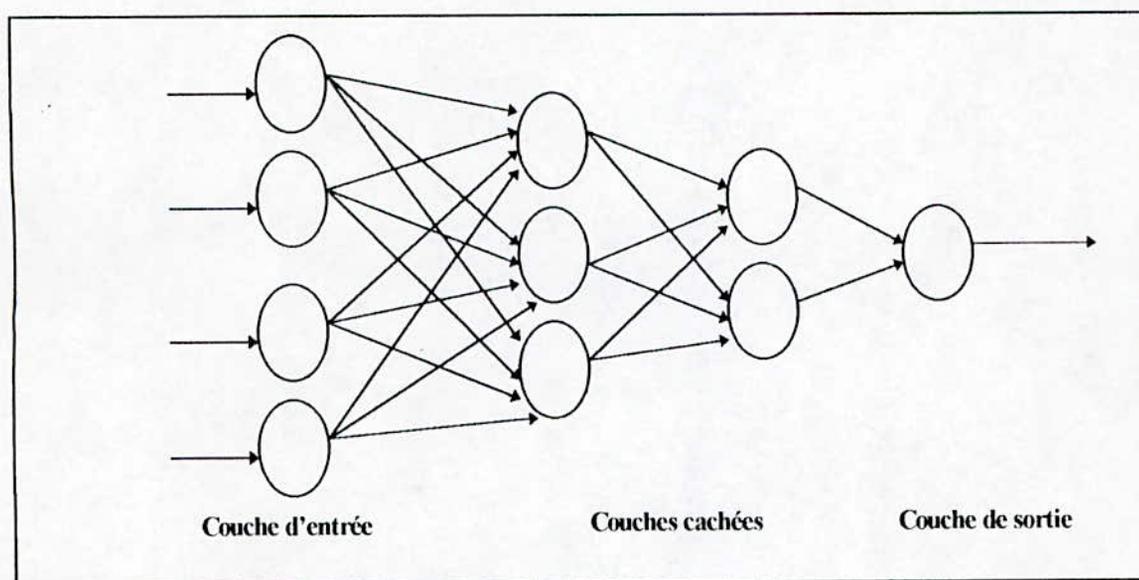


Fig (IV-4) Réseau à couches

#### 4-1-2-Réseaux entièrement connectés

Dans ces réseaux, chaque neurone est relié à tous les autres et possède même un retour sur lui même, tel que le modèle de **HOPFFIELD**.

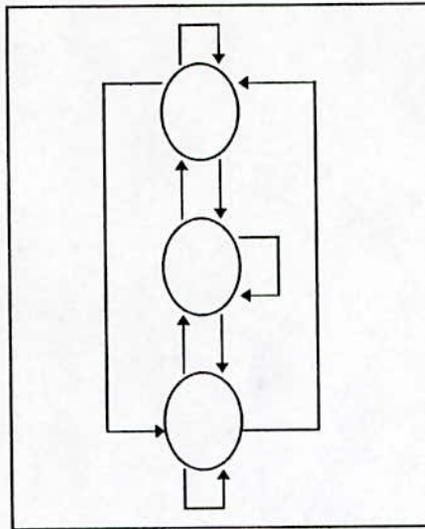


Fig (IV-5) Réseau entièrement connecté à trois neurones

#### 4-2-Evolution du réseau

L'évolution du réseau ou sa dynamique s'intéresse d'une part, à l'évolution des états du réseau et cherche à déterminer l'existence d'états ou de cycles stables et d'autre part à la variation des connexions entre les différents neurones des différentes couches.

L'évolution ce fait de deux façons différentes

##### 4-2-1-Réseau à évolution directe

Le signal évolue dans le sens direct, i.e que les neurones n'ont pas de retour sur eux même, donc on les appelle réseaux statiques.

##### 4-2-2-Réseau à retour

Appelé aussi réseau dynamique, car certains ou tous les neurones ont un retour sur eux même, ce type de réseau peut s'appliquer à des processus complexes, mais peut introduire aussi des complications indésirables

#### 4-3-L'apprentissage du réseau

L'apprentissage est associé aux changements de la mémoire représentée par les connexions, ces changements peuvent avoir lieu en utilisant deux types d'algorithmes:

#### 4-3-1-Apprentissage supervisé

L'apprentissage se fait par présentation des sorties désirées et leur comparaison aux propres sorties du réseau. La variation des connexions se fait en fonction de la différence entre la sortie désirée et celle du réseau.

L'algorithme le plus utilisé pour ce type d'apprentissage est "L'algorithme de retro-propagation (Back propagation )" qui est basé sur la règle de **HEBB**.

#### 4-3-2-Apprentissage non-supervisé

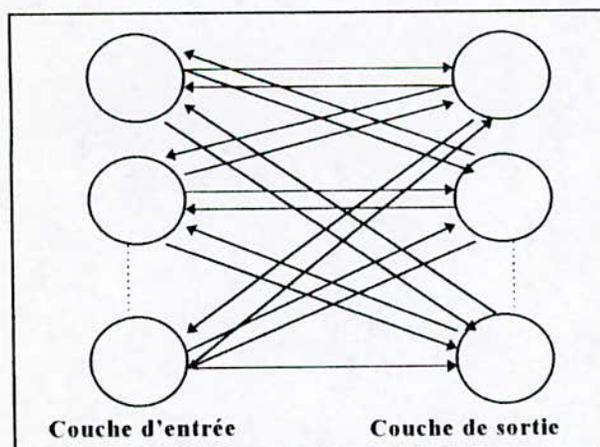
En appliquant ce type d'algorithme, on ne présente pas au réseau les sorties désirées, donc la mémoire s'auto-organise et trouve la dynamique adéquate, comme dans le réseau de **KOHONEN**.

### 5-Algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones [19]

Les réseaux nécessitent une période d'entraînement, pour cela il existe plusieurs méthodes qui dépendent de leur architecture. Les principaux algorithmes sont :

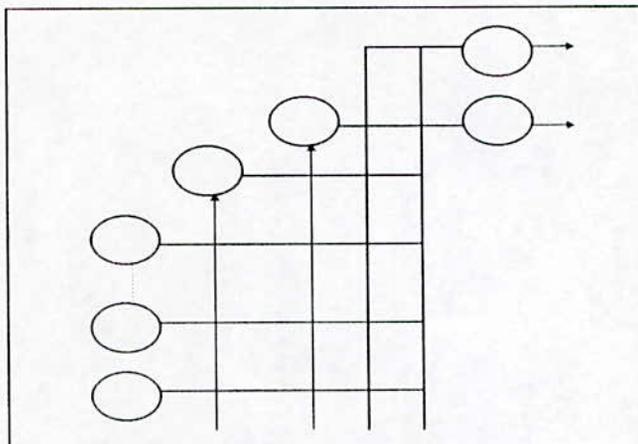
#### 5-1-ART (Adaptive Résonance Theory )

Développé par **S.GROSSBERG**, il se base sur une architecture faite seulement d'une couche d'entrée et une autre de sortie. Ce type de réseau est illustré par la figure suivante:



**5-2-CC (Cascad Correlation )**

Développé par S.FAHLMAN, il ressemble à l'algorithme **PB** sauf que dans ce cas, on commence avec une couche d'entrée et une de sortie et pendant l'apprentissage l'algorithme peut ajouter des couches cachées. Le réseau utilisé est illustré par la figure suivante :

**5-3-LVQ ( Learning Vector Quantization )**

Développé par T.KOHONEN, ce type d'algorithme ne possède qu'une seule couche; il associe à chaque groupe de neurones une fonction spécifique et établit les limites entre chaque groupe et le réseau auquel il est appliqué.

**5-4-PNN ( Probabilistic Neural Network )**

Développé par D.SPECKT, cet algorithme a le même principe que **LVQ** mais avec un réseau à deux couches cachées.

**5-5-SON ( Self Organizing Map )**

Développé par T.KOHONEN, cet algorithme utilise la même structure que **LVQ**, il établit les relations entre les vecteurs d'entrées en partant d'un point aléatoire.

**5-6-MOA (Methode d'Optimisation Aléatoire )**

Développé par MATYAS, il utilise des réseaux à couches et assure la convergence vers un minimum global avec une probabilité égale à un.

**5-7-BP (Back Propagation ) [22]**

Développé par WERBOS, c'est l'algorithme le plus utilisé dans l'entraînement des réseaux à couches. Il utilise " la descente du gradient " pour atteindre le minimum de la surface de l'erreur.

C'est cet algorithme que nous utiliserons dans notre travail.



*Chapitre V*

**Apprentissage et structures de  
commande**

## 1-Introduction

Le réseau le plus utilisé dans la commande des systèmes est le réseau à couches avec un apprentissage supervisé

Le problème qui se pose dans ce cas, est de savoir comment se répercute sur chacune des connexions le signal de l'erreur, mesuré sur la couche de sortie après avoir traversé plusieurs étapes non linéaires

La solution qui permet de résoudre ce problème est l'algorithme **BP**, dont l'idée de base est d'utiliser une fonction continue est dérivable à la sortie du neurone, au lieu de la fonction seuil, et mathématiquement il se base sur les règles de dérivations composées.

Dans cet algorithme on peut transmettre un signal de la couche d'entrée vers celle de sortie et on peut rétro propager le signal d'erreur en suivant le chemin inverse

## 2-Modèle du neurone et du réseau utilisés

Le neurone utilisé est un neurone linéaire à seuil, avec une fonction d'activation qui doit être

- Non linéaire.
- Continue.
- Dérivable.

*Exemple*

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad , \quad F(x) = \tanh(x)$$

Le réseau utilisé est un réseau à couches avec une couche d'entrée, une autre de sortie et un certain nombre de couches cachées.

## 3-Presentation de l'algorithme

L'apprentissage par l'algorithme **BP** consiste à changer les poids des connexions de façon à minimiser l'erreur carrée moyenne de la couche de sortie.

L'algorithme se présente comme suit : [2]

- 1- Initialisation aléatoire des pondérations  $w_{ij}$ .
- 2- Application du vecteur d'entrée  $x_p$  à la couche d'entrée.
- 3- Calcul des entrées des neurones des couches cachées.

$$Net_{pj} = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_{pj} + \theta_j$$

- 4- Calcul des sorties des neurones des couches cachées.

$$I_{pj} = f_j(Net_{pj})$$

- 5- Calcul des entrées des neurones de la couche de sortie.

$$Net_{pk} = \sum_{j=1}^n w_{kj} I_{pj} + \theta_k$$

- 6- Calcul des sorties des neurones de la couche de sortie.

$$out_{pk} = f_k(Net_{pk})$$

- 7- Calcul de l'erreur de la couche de sortie.

$$\delta_{pk} = (y_{pk} - out_{pk}) - f'_k(Net_{pk})$$

- 8- Calcul de  $E_p$ .

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{pk}^2$$

$E_p \leq E_{p\text{seuil}} \Rightarrow$  prendre un autre exemple et refaire les mêmes étapes si non continuer

l'algorithme jusqu'à l'obtention de  $E_p \leq E_{p\text{seuil}}$

- 9- Calcul de l'erreur au niveau des couches cachées.

$$\delta_{pj} = f'(Net_{pj}) \sum_{k=1}^l \delta_{pk} w_{kj}$$

10- Modification des poids de la couche de sortie.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \delta_{pk} I_{pj}$$

11- Modification des poids des couches cachées.

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_{pj} x_{pi}$$

*Remarque*

Chaque exemple est présenté au réseau plusieurs fois.

### 3-1-Problèmes posés par l'algorithme [28]

Bien que cet algorithme ait prouvé son efficacité il présente néanmoins quelques problèmes.

- **a-Architecture du réseau**

Il n'existe pas de règle générale pour déterminer la structure du réseau ( le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couches ), sachant que le problème critique pendant l'apprentissage est de trouver un réseau assez large pour apprendre mais assez petit pour pouvoir généraliser. [19]

- **b-Temps de calcul**

En augmentant le nombre de couples d'apprentissage le temps de calcul augmente, ce qui diminue la vitesse de convergence.

- **c-Pas de correction des poids**

Si le **pas**  $\ll 1$  le temps d'apprentissage est très grand et si le **pas**  $\gg 1$  le réseau devient oscillatoire, ce qui compromet sa convergence. Donc on choisit un pas variable, initialisé a une grande valeur  $\in [0 \ 1]$ , qui sera diminué jusqu'à une valeur minimale supérieur à zéro, fixée au préalable.

- **d-Saturation du réseau**

Si les poids sont grands, la sortie devient élevée et se rapproche de la zone de saturation de la fonction d'activation, pour cela on a deux solutions :

- Choix d'un pas de correction petit.
- Initialisation des poids à de très petites valeurs.

- **e-Pédagogie du réseau**

On désigne par ce terme, le choix du nombre de fois que l'on doit présenter un même exemple au réseau, la résolution de ce problème nécessite une expérimentation systématique de l'algorithme.

- **f-Convergence de l'algorithme**

Aucune preuve mathématique sur la convergence de cet algorithme vers un minimum global n'existe, car du fait que cette méthode utilise la descente du gradient (steepest descente), la recherche d'un minimum global, sur la surface de l'erreur dans le domaine des poids, peut présenter un problème si cette surface possède des minimum locaux qui peuvent emprisonner l'algorithme.

Pour éviter ce problème une autre méthode est utilisée qui est la **MOA**.

## **4-Etapes d'utilisation des réseaux de neurones**

L'utilisation des réseaux de neurones se fait en trois étapes essentielles :

### **4-1-Etablissement d'une base de données**

C'est l'étape la plus délicate, elle consiste à rassembler les données, les analyser, les traiter et les adapter au réseau.

La quantité de données nécessaire dépend de la taille du réseau, de la distribution des données en vecteurs d'entraînement et en vecteurs de test et de leur répartition en tant que données d'entrées et résultats désirés.

#### **4-2-Configuration du réseau**

La construction du réseau inclue la définition du comportement des neurones, l'algorithme d'apprentissage, la structure de connexions et les valeurs des paramètres d'entraînement.

Pour adapter le réseau aux données, on met le nombre de neurones d'entrées et de sorties respectivement égaux aux nombre de variables d'entrées et de sorties du vecteur d'entraînement.

#### **4-3-Entraînement et test du réseau**

L'entraînement se fait par changement des pondérations entre les neurones jusqu'à atteindre le résultat désiré.

Le test consiste à tester la capacité de généralisation du réseau, en lui présentant des données qu'il n'a pas vu pendant la phase d'apprentissage.

Cette étape consiste donc à entraîner le réseau, à le tester et à effectuer des changements si c'est nécessaire et ensuite refaire l'entraînement jusqu'à ce que les résultats soient satisfaisants.

### **5-Les réseaux de neurones dans la commande des processus**

La caractéristique principale des réseaux de neurones est la capacité d'apprentissage, qui leur permet de représenter un système avec ses non linéarités et avec la variation de ses paramètres; pour cette raison ils sont de plus en plus utilisés dans l'identification et la commande des processus complexes, ou à modèle inconnu.

#### **5-1-Structures de commande par réseaux de neurones [17]**

Le problème qui se pose pour l'utilisation de ces réseaux dans la commande, réside dans leur intégration à une structure de réglage et leur apprentissage.

Il existe plusieurs structures de commande, dont les deux plus importantes sont :

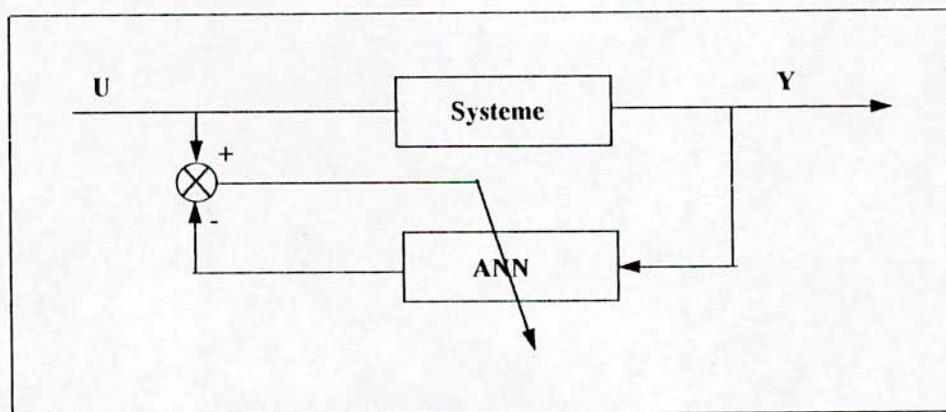
##### **5-1-1-Contrôleur Feedforward**

Ce contrôleur est appelé " contrôleur à modélisation inverse", car il identifie le modèle inverse du système à contrôler i.e qu'il fournit la commande en utilisant la consigne. Il est entraîné de deux façons différentes :

- **a-Apprentissage généralisé(Off-Line)**

Nommé aussi modélisation inverse directe. Dans cette structure (voir fig V-1) la sortie du système excitée par un signal de commande synthétique, est appliqué au réseau qui délivre une commande, qui est comparée à la commande synthétique et l'erreur est utilisée dans l'apprentissage. Ces inconvénients sont :

- Difficulté de générer la commande synthétique  $U$ , dû à l'ignorance de ces valeurs réelles a priori.
- L'entrée de la structure est la commande, au lieu de la consigne qui est le but explicite qu'on veut atteindre.
- On ne sait pas si le modèle inverse obtenu reproduit fidèlement le système, chose qui peut donner des résultats erronés.



Fig(V-1) Structure d'un contrôleur Feedforward Off-Line

- **b-Apprentissage spécialisé (On-Line)**

Dans cette structure, le réseau précède le système, reçoit le signal de consigne, génère une commande qu'on applique à ce système, dont la sortie est comparée à la consigne, et l'erreur donnée est utilisée dans l'algorithme d'apprentissage.

Différente de la structure off-line, celle là utilise la consigne comme entrée.

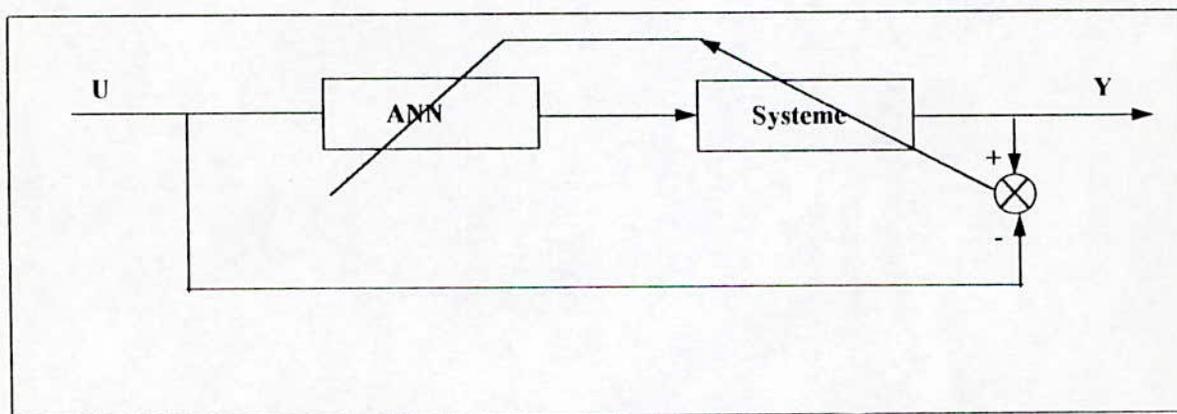
Le modèle inverse obtenu est plus fiable en supposant qu'il n'y a pas de bruit. Ces inconvénients sont dans le fait que :

$$-E = \frac{1}{2} \sum (y_k - C_k)^2 \Rightarrow \frac{\delta E}{\delta w} = \frac{\delta E}{\delta U} \times \frac{\delta y}{\delta U} \times \frac{\delta U}{\delta w}$$

$$\Rightarrow \frac{\delta E}{\delta w} = (y - C) y'(U) \times \frac{\delta U}{\delta w}$$

qui nécessite la connaissance de  $y'(U)$  qui n'est pas toujours possible. [28]

- Au début de l'apprentissage, la commande est aléatoire ( dépend des valeurs initiales des poids ) ce qui peut entraîner l'instabilité du système.

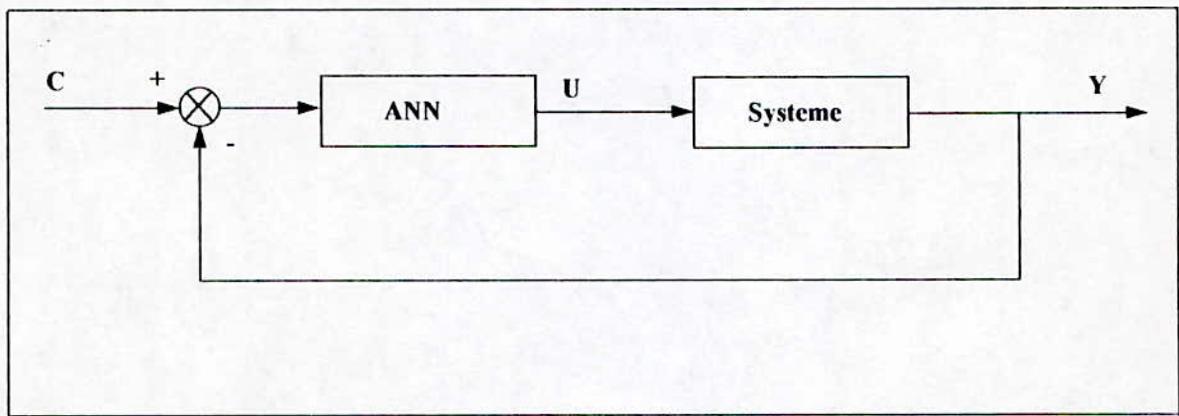


Fig(V-2) Structure d'un contrôleur Feedforward On-line

### 5-1-1-Contrôleur Feedback

Ce contrôleur est utilisé surtout comme contrôleur dynamique des systèmes linéaires et est caractérisé par sa robustesse.

Son utilisation est pareille à celle des régulateurs connus dans la commande des systèmes linéaires, i.e son entrée est le signal d'erreur (consigne-mesure) et son signal de sortie est la commande à appliquer au système, voir figure (V-3).



Fig(V-3) Le contrôleur Feedback

Nous utiliserons comme structure de contrôle de notre onduleur, le contrôleur feedback, qui se prête mieux à la commande, grâce au signal de retour de l'erreur utilisé pour l'entraînement du réseau.



*Chapitre VI*

**Association de la logique floue  
et des réseaux de neurones**

## 1-Introduction

Les réseaux de neurones sont souvent utilisés pour la modélisation des systèmes complexes et mal définis et pour résoudre des problèmes subjectifs, tels que la mémoire et reconnaissances des formes ,ce qui a conduit certains chercheurs a associer la logique floue à ces réseaux et a créer ce qu'on appelle les "Réseaux de neurones flous"

## 2-Modèles de base du neurone flou [25]

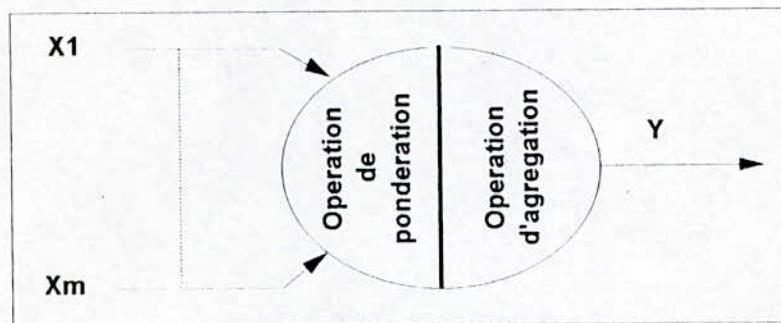


Fig (VI-1) Modèle de base du neurone flou

Un neurone flou fonctionne de la même manière que le neurone ordinaire ,sauf que les entrées sont des ensembles flous  $X_1, \dots, X_m$  ,et la transmission du signal d'entré vers la sortie s'établit en utilisant des règles floues.

Dans ce qui suit on présente trois types de modelés

### 2-1-Neurone flou décrit par une équation logique

Ce type de neurone est illustré par la fig(VI-2)

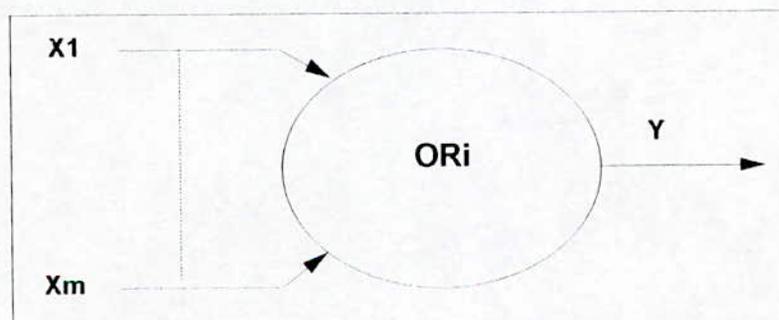


Fig (VI-2) Schéma du neurone décrit par une équation logique

$X_1, \dots, X_m$  : Les entrées du neurones

$Y_i$  : La sortie du neurone  $i$  représentant la  $i^{\text{eme}}$  règle.

Ce neurone représente une règle floue tel que

$$X_{1i} \wedge \dots \wedge X_{mi} \text{ alors } Y_i$$

Donc d'après la théorie des ensembles flous, le neurone  $i$  peut être décrit par le relation

$$R_i = F(X_{1i}, \dots, X_{mi}, Y_i)$$

où  $F$  est une implication floue donnée.

étant données les entrées actuelles  $X_1, \dots, X_m$  on a :

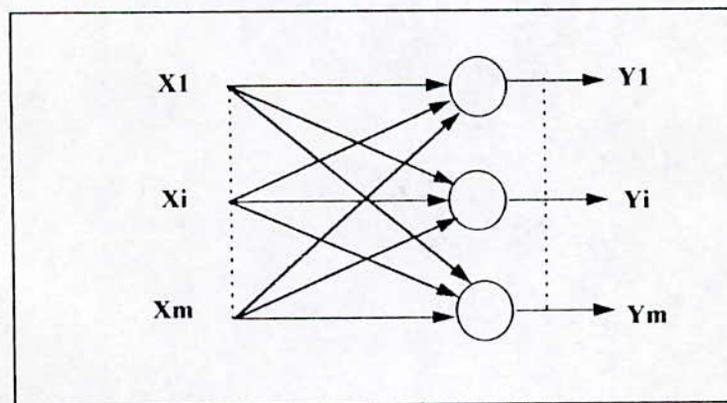
$$Y_i = X_1 \circ (X_2 \circ (\dots \circ (X_m \circ R_i) \dots))$$

où

$\circ$  est une règle d'inférence tel que **sup-T-norme**

*Remarque*

Les entrées du neurone peuvent être soit floues ou non floues, le réseau formé par ce type de neurone à la forme présentée dans la figure suivante:



Fig(VI-3) Schéma du neurone décrit par une équation logique

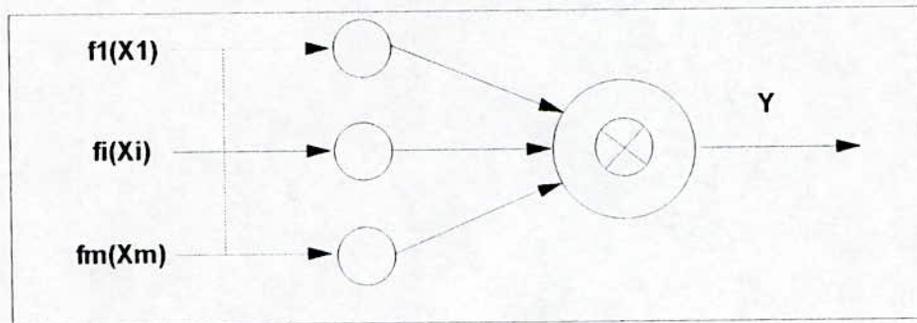
### 2-2-Neurone flou donné par fuzzification de données non floues

Ce neurone ne représente pas une règle floue, donc ces entrées sont des valeurs floues ou précises et la sortie est un degré d'appartenance ou un ensemble flou.

On peut le représenter de deux façons différentes :

- a-Neurone à entrée précise

Illustré par la figure suivante :



Fig(VI-4) Schéma du neurone à entrées précise

Les entrées sont précises, avec les fonctions d'appartenances remplaçant les pondérations. Le résultat de chaque pondération est le degré d'appartenance.

Tous ces degrés d'appartenances sont agrégés en utilisant une **T-norme** ou **T-conorme**.

On a la sortie :

$$Y = (X_1, \dots, X_m) = Y(X_1) \otimes \dots \otimes Y(X_m)$$

- **b-Neurone à entrées floues**

Ce neurone est illustré par le figure suivante :

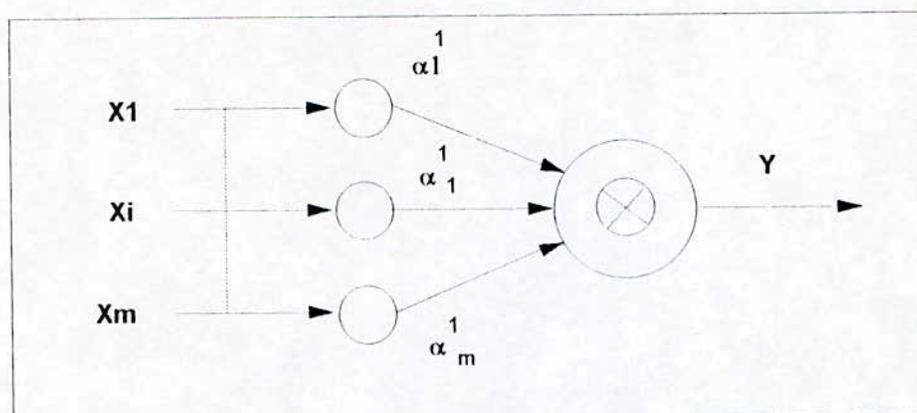


Fig (VI-5) Schéma du neurone à entrées floues

ici on a :

$$Y = X_1 \otimes \dots \otimes X_m$$

$$X_k^1 = G_1(X_k) \quad , G_1 \text{ est la fonction de pondération.}$$

### 3-Mécanismes d'apprentissage et d'adaptation [25]

Un réseau de neurones à besoin d'apprendre pour réaliser le travail qui lui est demandé.

Les mécanismes d'apprentissages se basent soit sur la modification des synapses ( poids ) ou sur la modification de la structure du réseau.

#### 3-1-Modification des poids

Les mécanismes sont pareils à ceux vu dans l'apprentissage des réseaux classiques ( non flous ), sauf que la signification des poids est différente.

Dans le cas des neurones représentés par les figures (VI-2), (VI-5), les pondérations servent à transformer les ensembles flous d'entrée en d'autre ensemble flous, soit en déplaçant la fonction d'appartenance ou en changeant sa largeur ou même en changeant sa forme, ces trois cas sont représentés par la figure (VI-6).

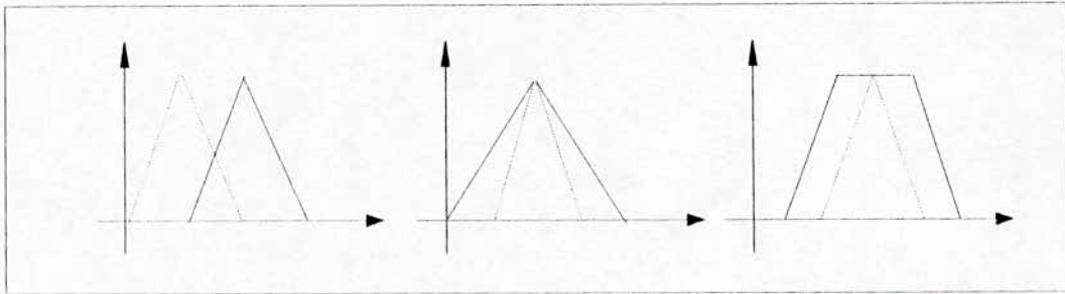


Fig (VI-6) Modification des poids

Dans le cas du neurone présenté par la figure (VI-4) les poids représentent les fonctions d'appartenances qui transforment des entrées numériques en leurs degrés d'appartenance.

### 3-2-Modification de la structure

Dans ce cas le changement se fait sur la structure du réseau, cela peut s'établir par :

- Changement des règles.
- Modification des fonctions d'appartenances.
- Changement de la représentation des règles en modifiant les opérateurs d'implication

et les **T-norme** ou **T-conorme**.

### 4-Représentation des systèmes flous par des réseaux de neurones non flous

Nous avons vu que plusieurs modèles de neurones flous ont été élaborés, dans le but de combiner les avantages de la logique floue et des réseaux de neurones. Cependant, il est possible d'utiliser les réseaux de neurones ordinaires pour représenter les systèmes flous et cela en utilisant les algorithmes d'apprentissages connus comme **BP**, pour représenter et apprendre les fonctions d'appartenance associées à chaque ensemble flou, en se basant sur des mesures de la commande; cela correspond à l'implantation du contrôleur neurolinguistique.

## 5-Etapes d'implantation du contrôleur

- Choix du réseau.
- Choix des variables d'entrées et de sorties.
- Etablissement des règles floues.
- Choix des exemples d'apprentissages.
- Entraînement du réseau.

### Exemple

- Le choix du réseau se fait en suivant les étapes citées dans l'implantation du contrôleur neuronal.

- Dans la commande des systèmes en général on choisit comme variables d'entrées :

- L'erreur  $E=C-Y$

avec :

$Y$  la sortie du système.

$C$  la consigne.

- $\Delta E$  la variation de l'erreur.

La variable de sortie est la variable d'entrée du système i.e la commande.

on devise chacune des variables  $E, \Delta E$  en sept classes qui sont :

<b>NB</b>	:	Négatif Big
<b>NM</b>	:	Négatif Médium
<b>NS</b>	:	Négatif Small
<b>ZE</b>	:	Zéro
<b>PS</b>	:	Positif Small
<b>PM</b>	:	Positif Médium
<b>PB</b>	:	Positif Big

La répartition de la sortie  $U$  en classes est plus délicate et nécessite l'utilisation du plan des phases qui donne le tableau suivant : [4]

U	E							
		NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
$\Delta E$	NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
	NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	PS
	NS	NB	NB	NM	NS	ZE	PS	PM
	ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
	PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB
	PM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB	PB
	PB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB

Table de décision

- Choix des exemples d'apprentissage

Pour chaque règle d'apprentissage on choisit un ou plusieurs exemples représentatifs de toute la classe par exemple, pour la règle suivante

Si  $X_1$  est NB et  $X_2$  est NS alors  $U$  est NB.

On prend une ou plusieurs valeurs de NB pour  $X_1$  et le même nombre de valeurs de MS pour  $X_2$  et de NB pour  $U$  et on présente les exemples au réseau pour l'apprentissage.

Pour chaque règle on répète le même processus jusqu'à ce que le réseau ait appris tous les exemples.

## 6-Structure de commande [28]

La structure de réglage est représentée par la figure suivante :

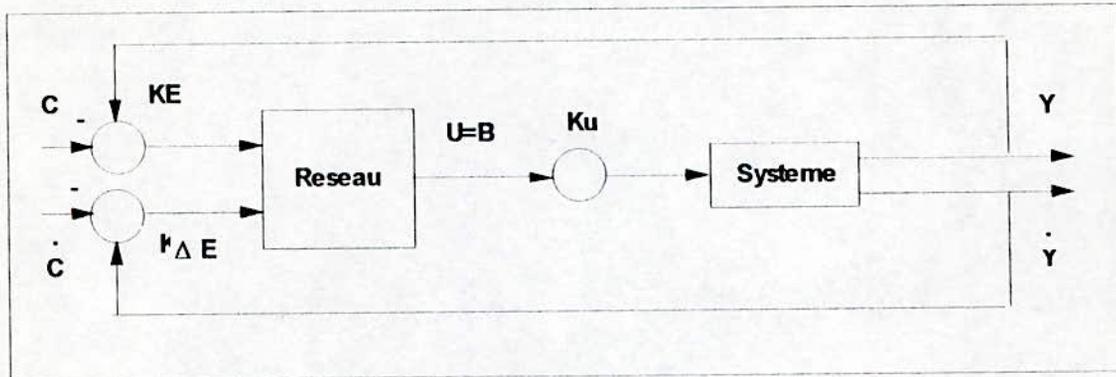


Fig (VI-7) La structure de commande

Les valeurs de  $K_E$ ,  $K_{\Delta E}$ ,  $K_U$  sont des gains variables qui ont une influence sur les performances du contrôleur. ces gains apportent des corrections sur les erreurs commises dans l'estimation des intervalles de variation des variables linguistique lors de la modélisation.



## *Chapitre VII*

**Application de la commande  
neurolinguistique aux onduleurs**

## 1-Introduction

Dans le but d'appliquer la commande neurolinguistique et de comparer les résultats obtenus avec ceux de la commande floue, on utilise les paramètres utilisés dans le chapitre III, i.e même alimentation ,même charge et même référence

## 2-Choix du réseau

Etant donné que la sortie du réseau de neurones est continue alors que pour commander l'onduleur elle doit être discrète, ceci nous oblige à utiliser un relais ( conditionnement de la sortie ), mais le problème qui se pose est comment mémoriser l'ancienne valeur de la commande. on peut régler ce problème en ajoutant un petit calculateur.

### 2-1-Choix de la fonction d'activation

On a opté pour la fonction suivante :

$$f(x) = \tanh(\alpha x)$$

$$\alpha \in [0 \quad 1]$$

$$x = e_r$$

tel que  $e_r$  est l'erreur relative.

### 2-2-Etablissement des règles floues.

On garde les mêmes règles utilisées dans la partie floue, sauf que cette fois ci le réseau neuronal ne peut pas délivrer la commande  $U_{(k-1)}$ , alors on effectue l'apprentissage en remplaçant la sortie  $U_{(k-1)}$  par zéro. Le calculateur se chargera de remplacer le zéro par  $U_{(k-1)}$  pendant le test.

---

Les règles floues utilisées sont :

$$\text{si } \left( e_r \text{ est } N \wedge \dot{e}_r \text{ est } Le \right) \text{ alors } U = -1$$

$$\text{si } \left( e_r \text{ est } P \wedge \dot{e}_r \text{ est } Le \right) \text{ alors } U = 1$$

$$\text{si } \left( e_r \text{ est } N \wedge \dot{e}_r \text{ est } Ri \right) \text{ alors } U = -1$$

$$\text{si } \left( e_r \text{ est } P \wedge \dot{e}_r \text{ est } Ri \right) \text{ alors } U = 1$$

$$\text{si } \left( e_r \text{ est } Z \wedge \dot{e}_r \text{ est } Le \right) \text{ alors } U = 0$$

$$\text{si } \left( e_r \text{ est } Z \wedge \dot{e}_r \text{ est } Ri \right) \text{ alors } U = 0$$

Le rôle du relais et du calculateur est de mettre :

$U = 1$  si la sortie du réseau est  $> 0.5$

$U = -1$  si la sortie du réseau est  $< -0.5$

$U = U_{(k-1)}$  si non.

Ce type de commande présente l'inconvénient de ne pas pouvoir changer la valeur de  $e_{rp}$ , donc pour chaque valeur de cette dernière on effectue un nouvel apprentissage du réseau.

## 2-3-Structure du réseau utilisé

On a effectué l'apprentissage avec un réseau ayant un neurone d'entrée ( l'erreur relative), deux couches cachées, de trois neurones chacune, et un neurone de sortie ( la commande continue ). La structure du réseau utilisé est illustrée par la figure suivante :

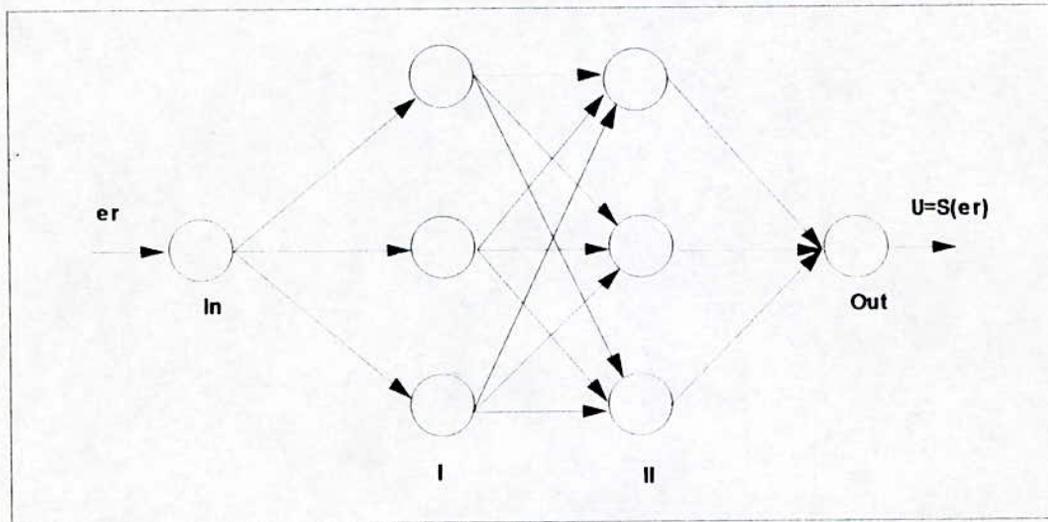
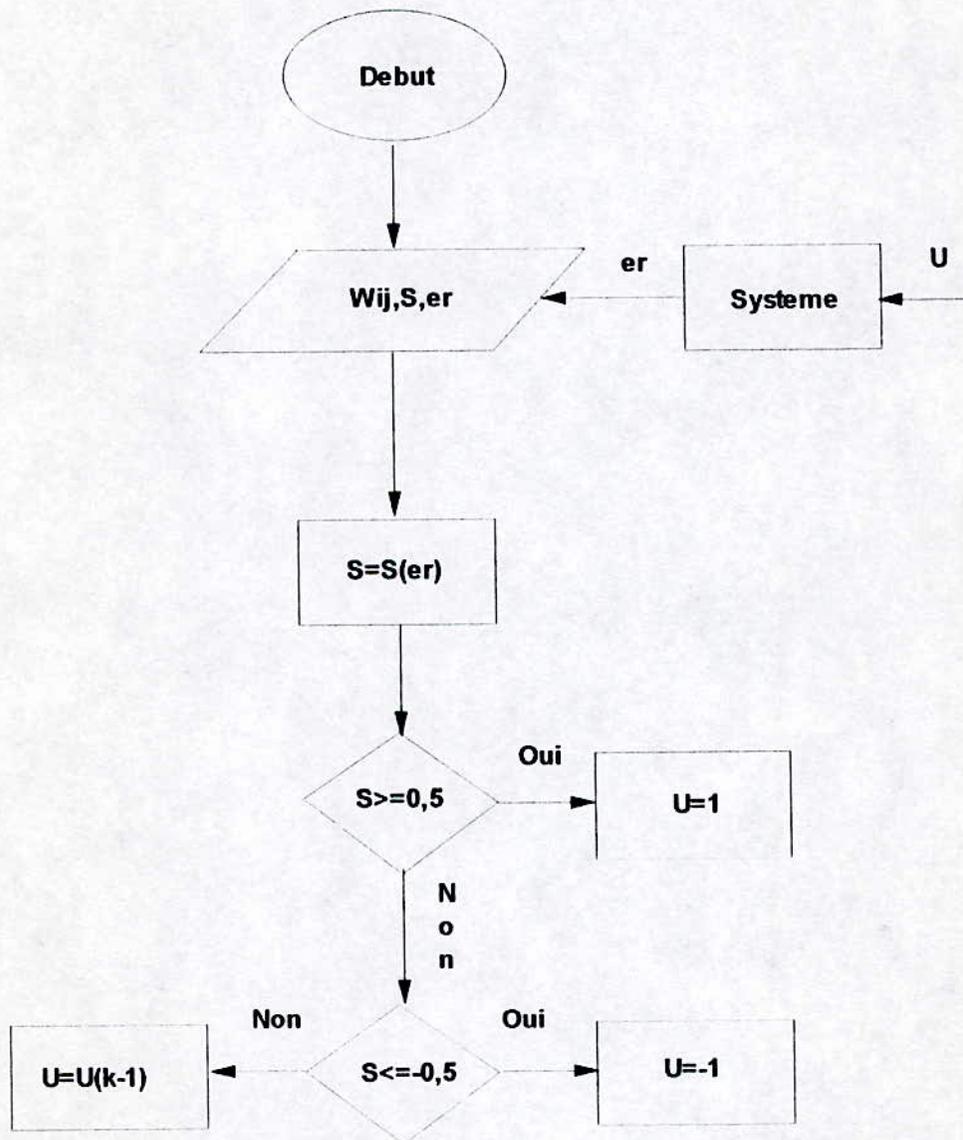


Fig (VII-1) Schéma du réseau utilisé

Le neurone **In** est relié à la première couche cachée par les pondérations  $W_{1i}$   $i=1,3$  qui est elle même reliée à la deuxième couche cachée par les pondérations  $W_{ij}$   $i=1,3-j=1,3$ , et au neurone de sortie par les pondérations  $W_{0j}$   $j=1,3$

### 3-Organigramme de commande

Une fois les pondérations  $W_{ij}$  calculées, la commande est synthétisée selon l'algorithme suivant :



## 4-Resultats et commentaires

Dans cette section, nous allons tester la capacité du contrôleur neurolinguistique à commander les systèmes, on l'utilisant pour les onduleurs cités dans le chapitre I. Dans ce but, on effectue plusieurs essais avec variation des différents paramètres du système.

### 4-1-Fonctionnement normal

On effectue cet essai en adoptant les mêmes hypothèses prises pour l'application de la commande floue, à savoir :

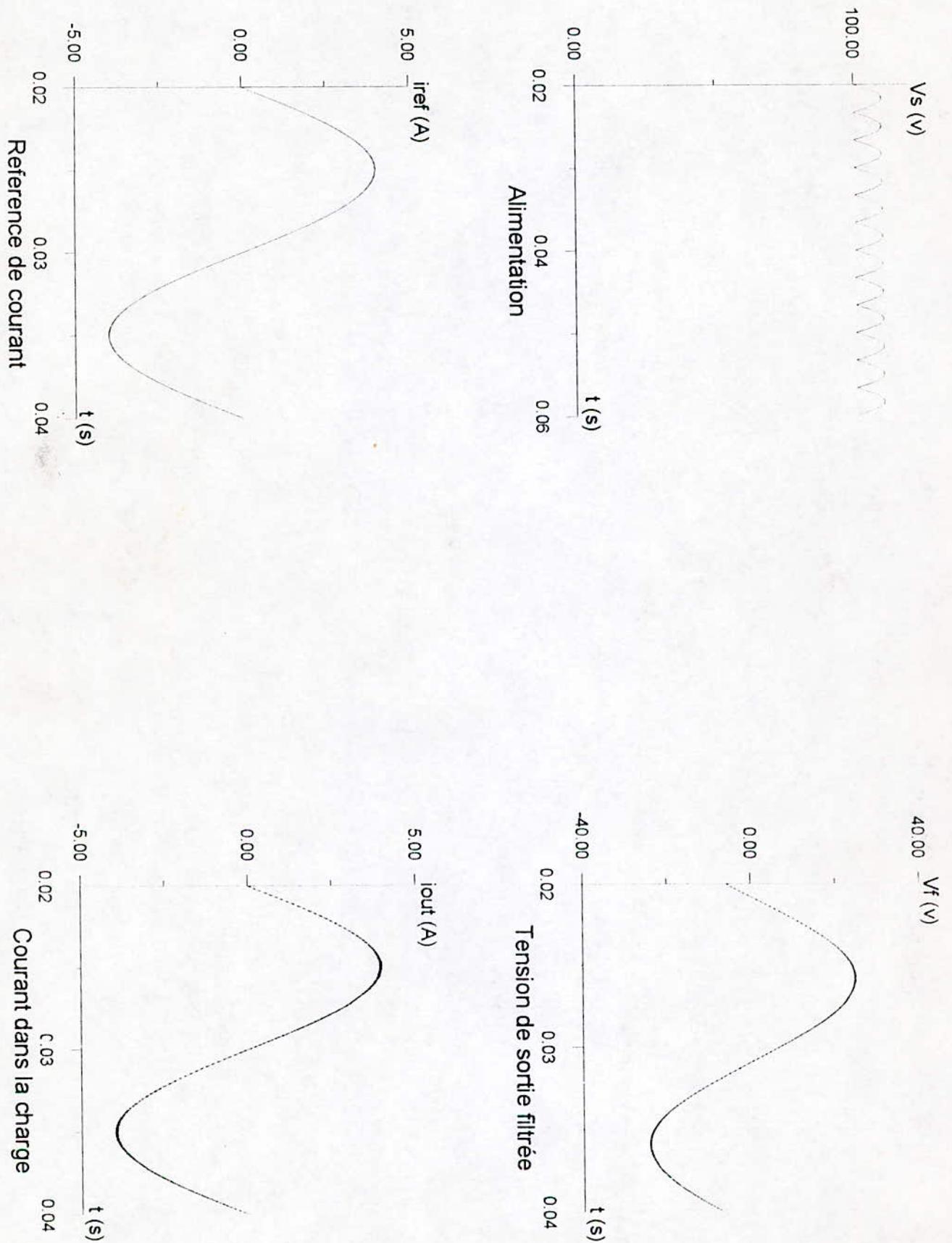
- Charge fixe.
- Sans perturbation sur  $V_S$ .
- Sans bruit de mesure.
- Référence fixe.

Les résultats obtenus ( Fig\_36 à Fig\_41 ) pour deux fréquences de commutation différentes, montrent l'efficacité du contrôleur dans la commande en poursuite, grâce à sa capacité de généralisation et de prise de décision en temps réel.

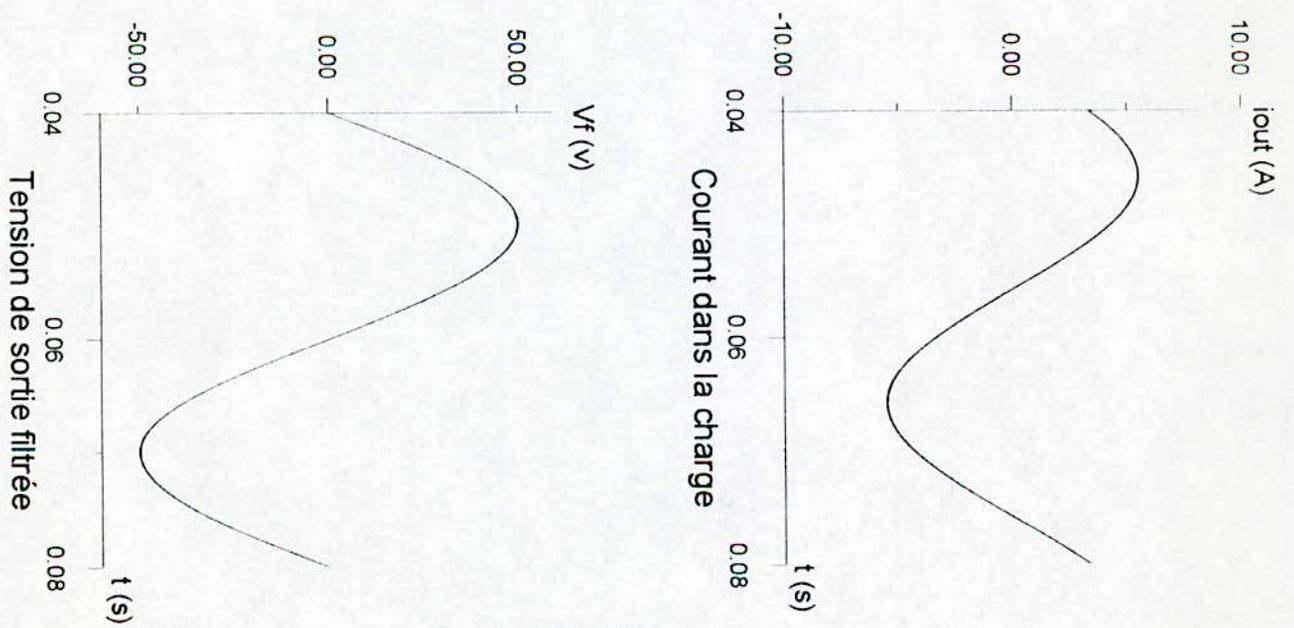
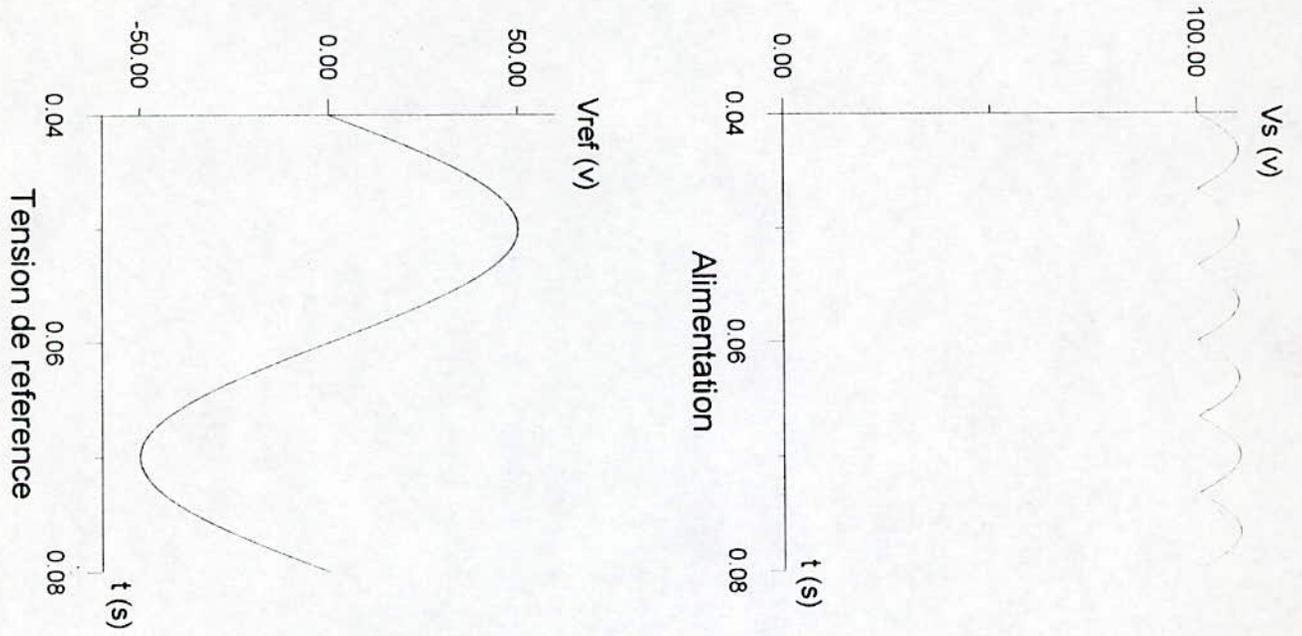
### 4-2-Perturbation sur l'alimentation

Lors de cet essai, on superpose à la tension d'alimentation, délivrée par le redresseur, un bruit aléatoire de 10%, on obtient les résultats illustrés par ( Fig\_42 à Fig\_44 ) pour les trois types d'onduleurs utilisés. La commande délivrée par le contrôleur force l'onduleur à suivre la référence de façon à minimiser l'écart.

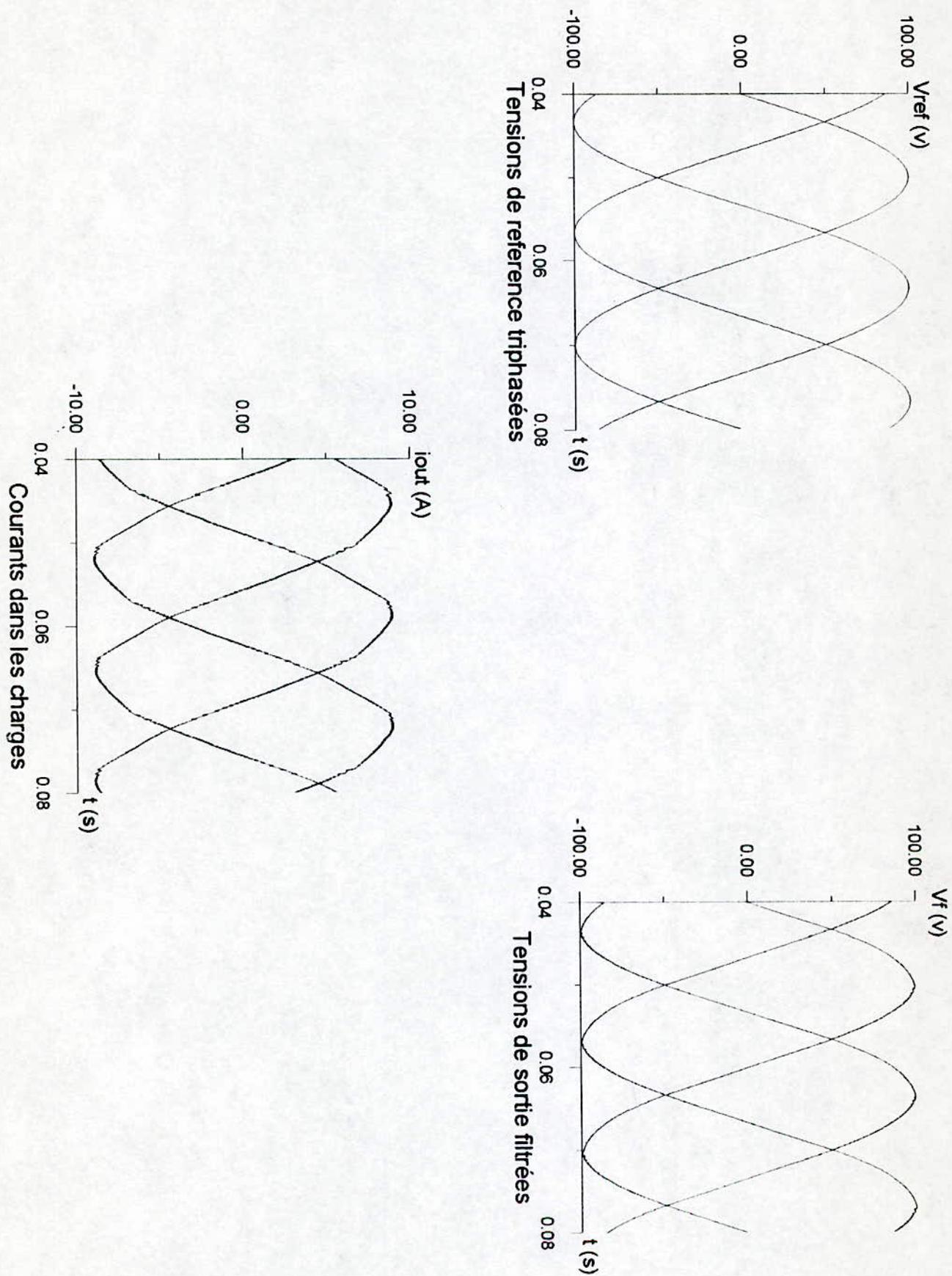
On diminue la fréquence de commutation, les résultats donnés par ( Fig\_45 à Fig\_47 ), confirment la capacité de cette technique à éliminer les effets des perturbations sur  $V_S$ .



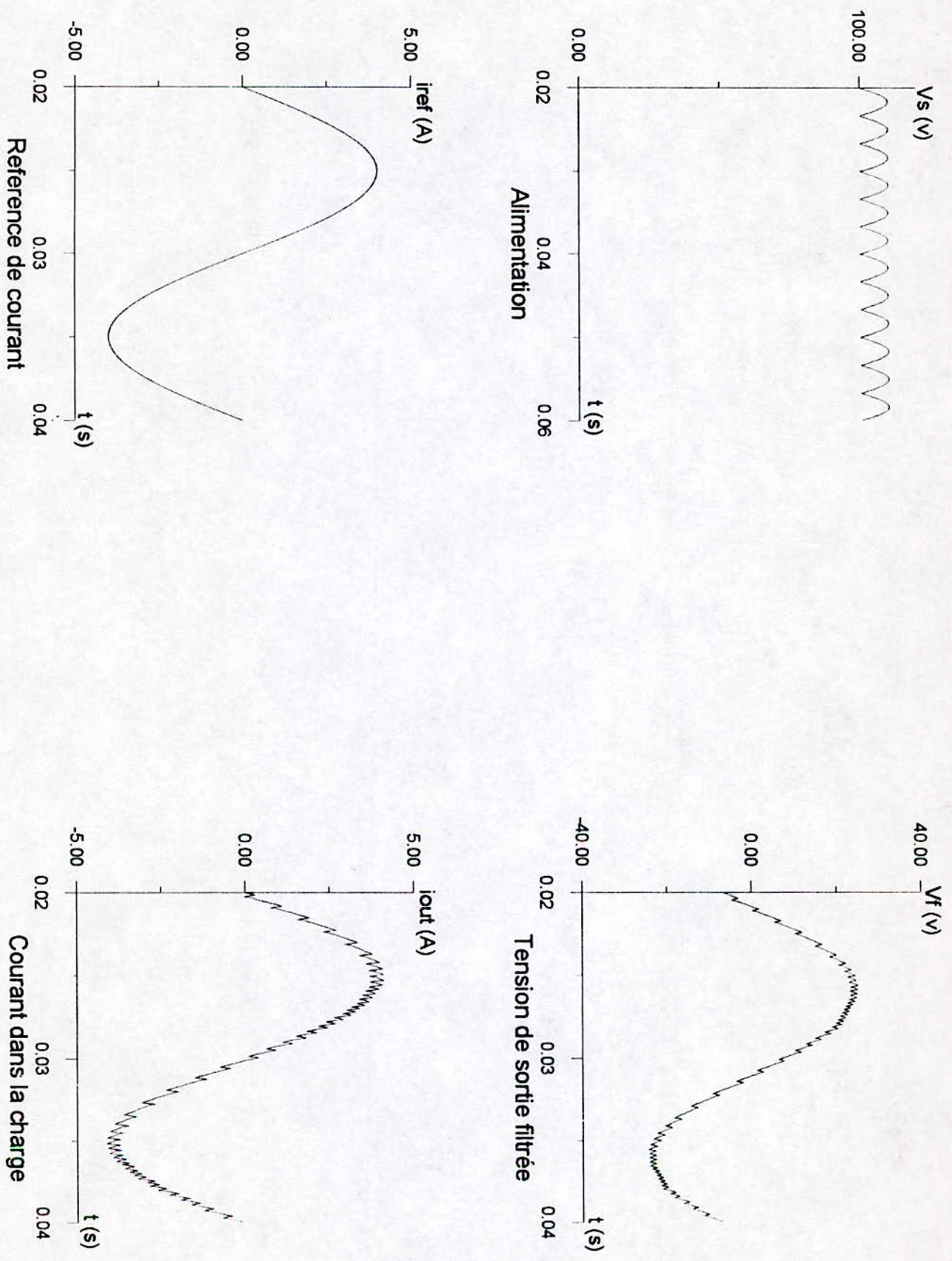
Fig\_34



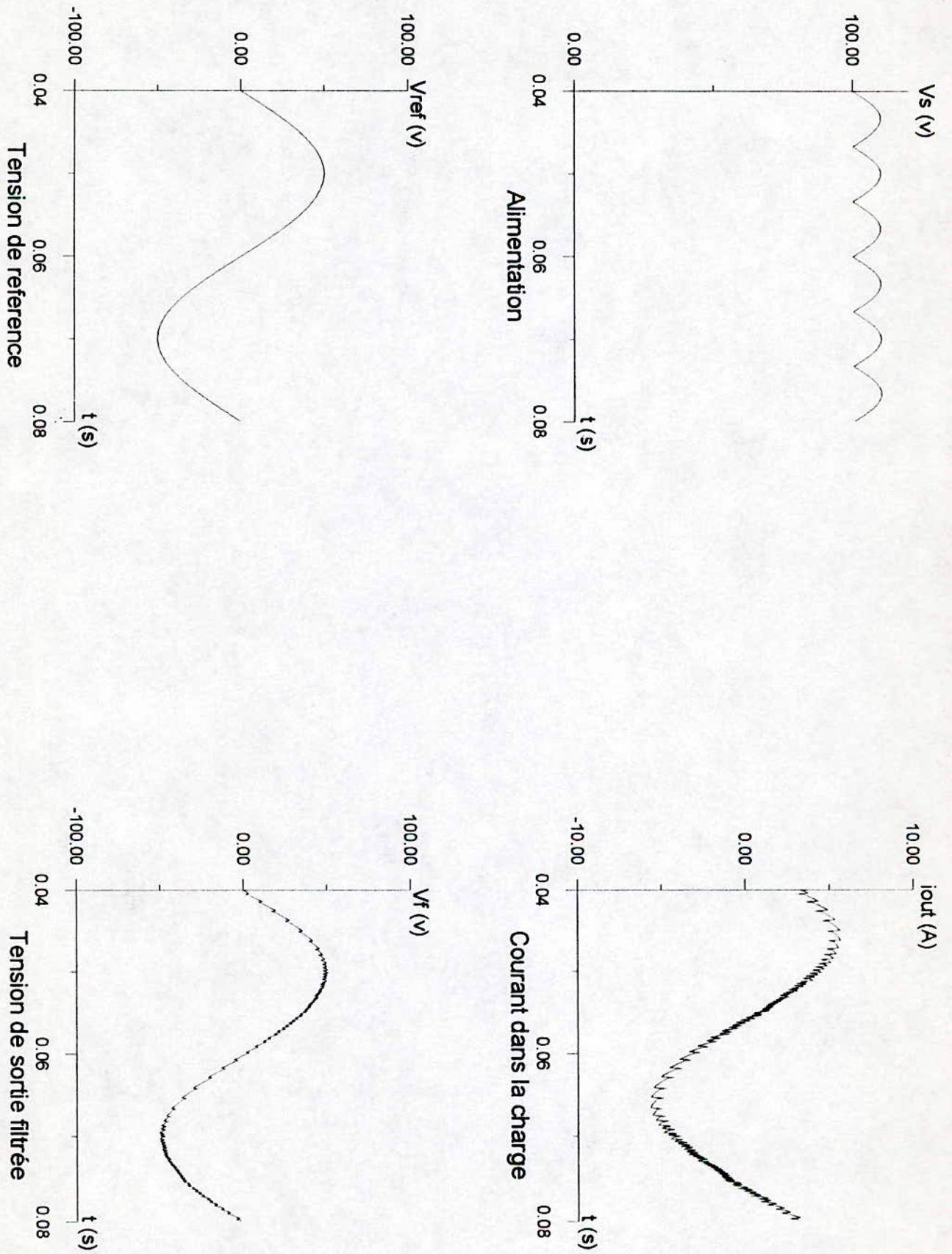
Fig\_35



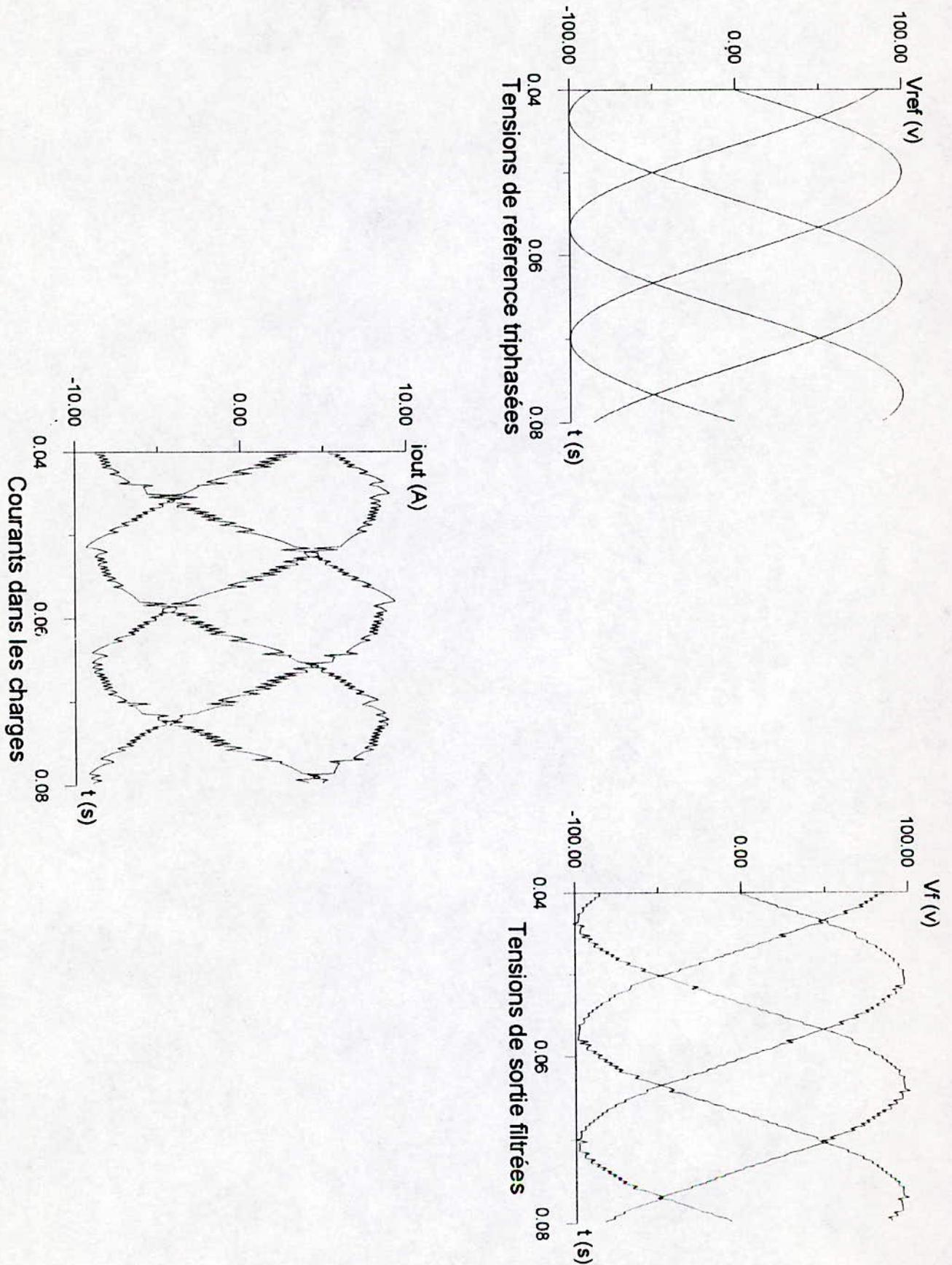
Fig\_36



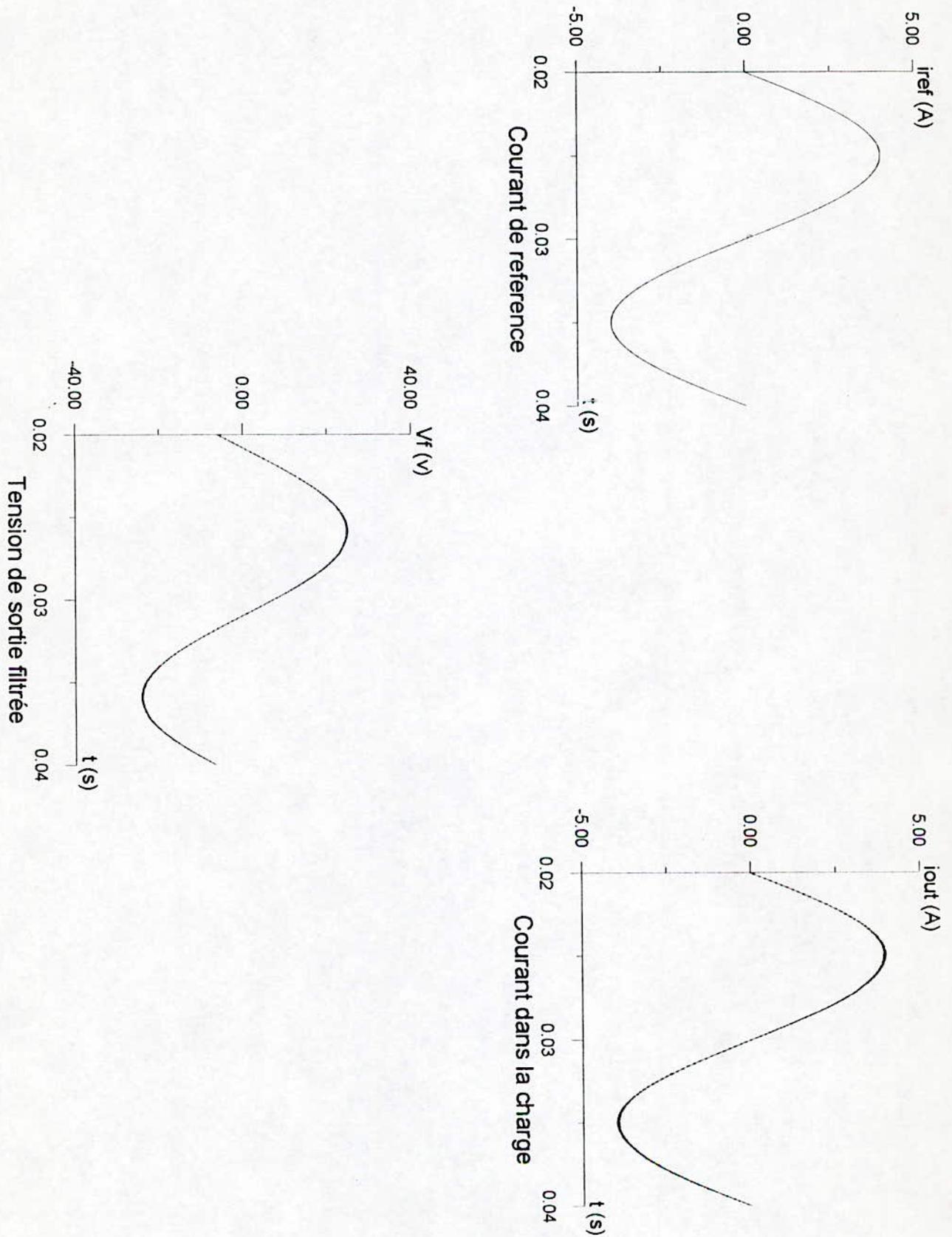
Fig\_37



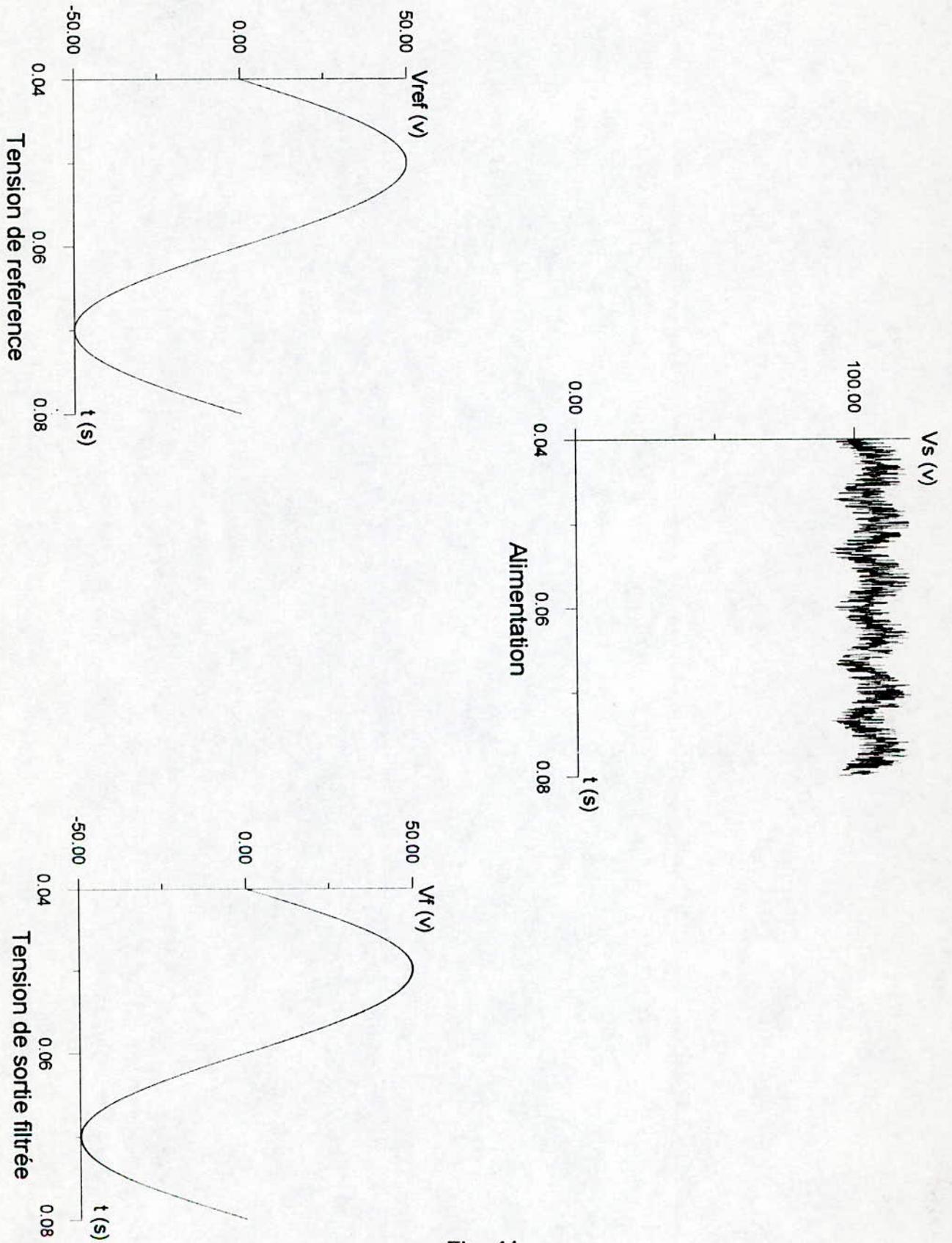
Fig\_38



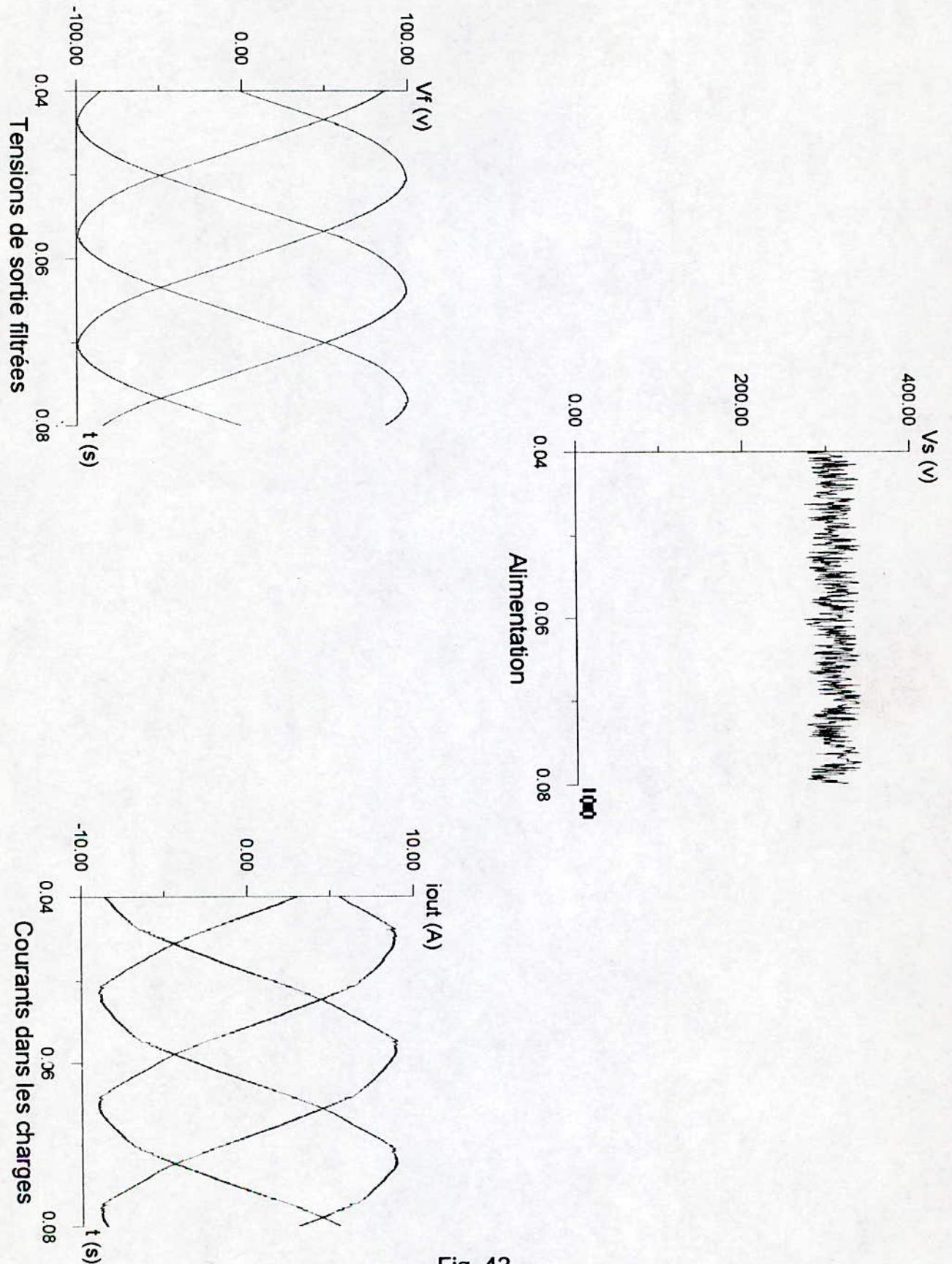
Fig\_39



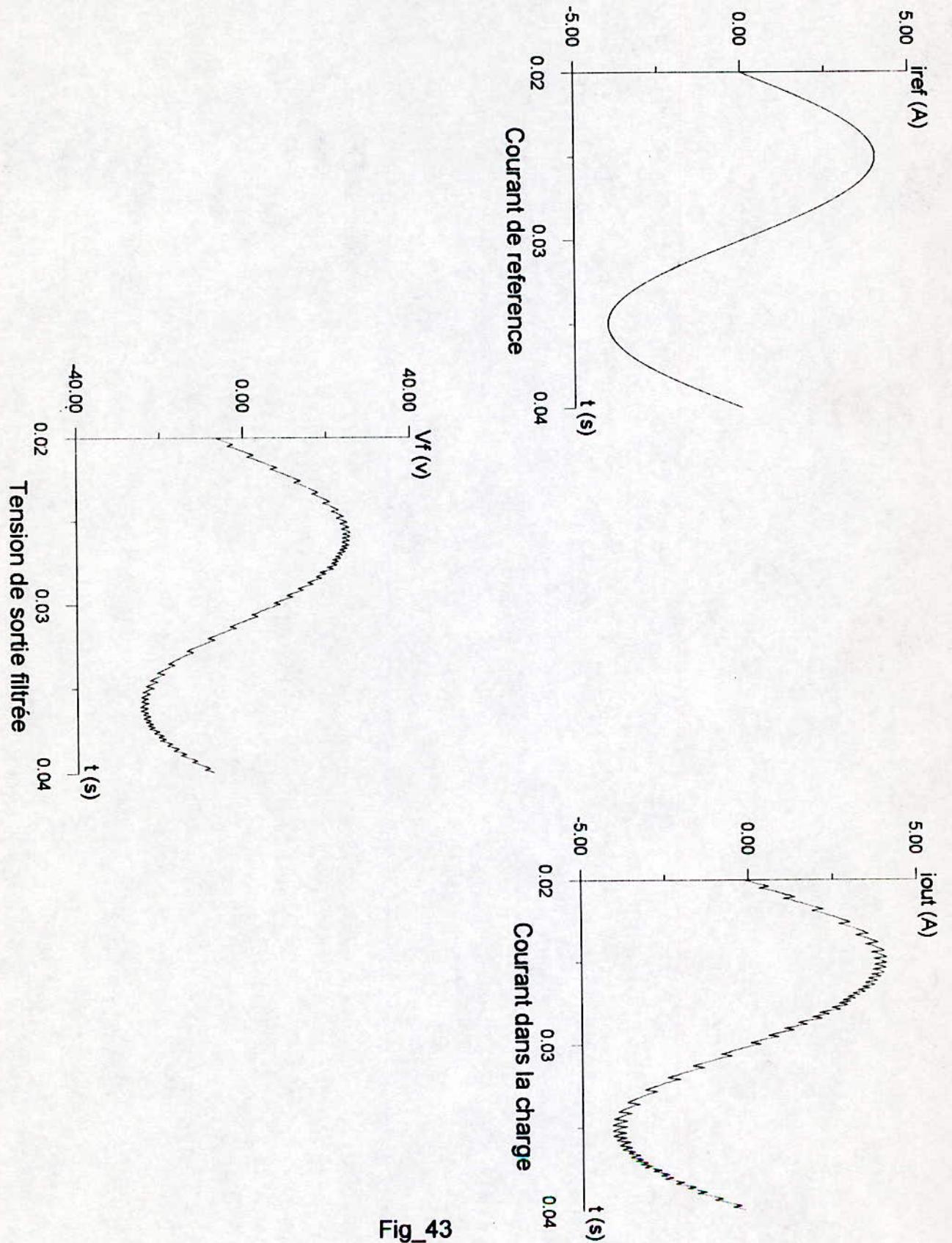
Fig\_40



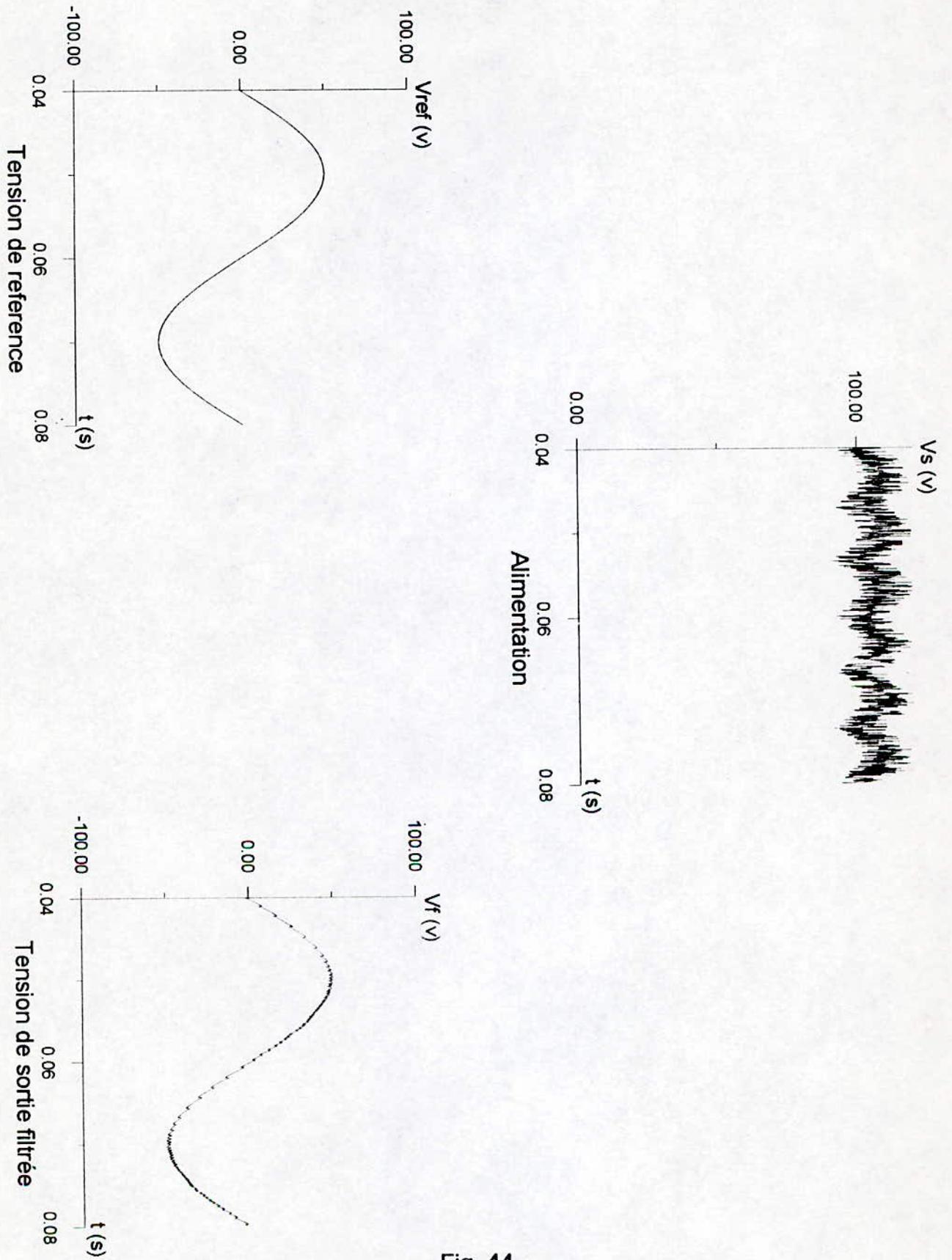
Fig\_41



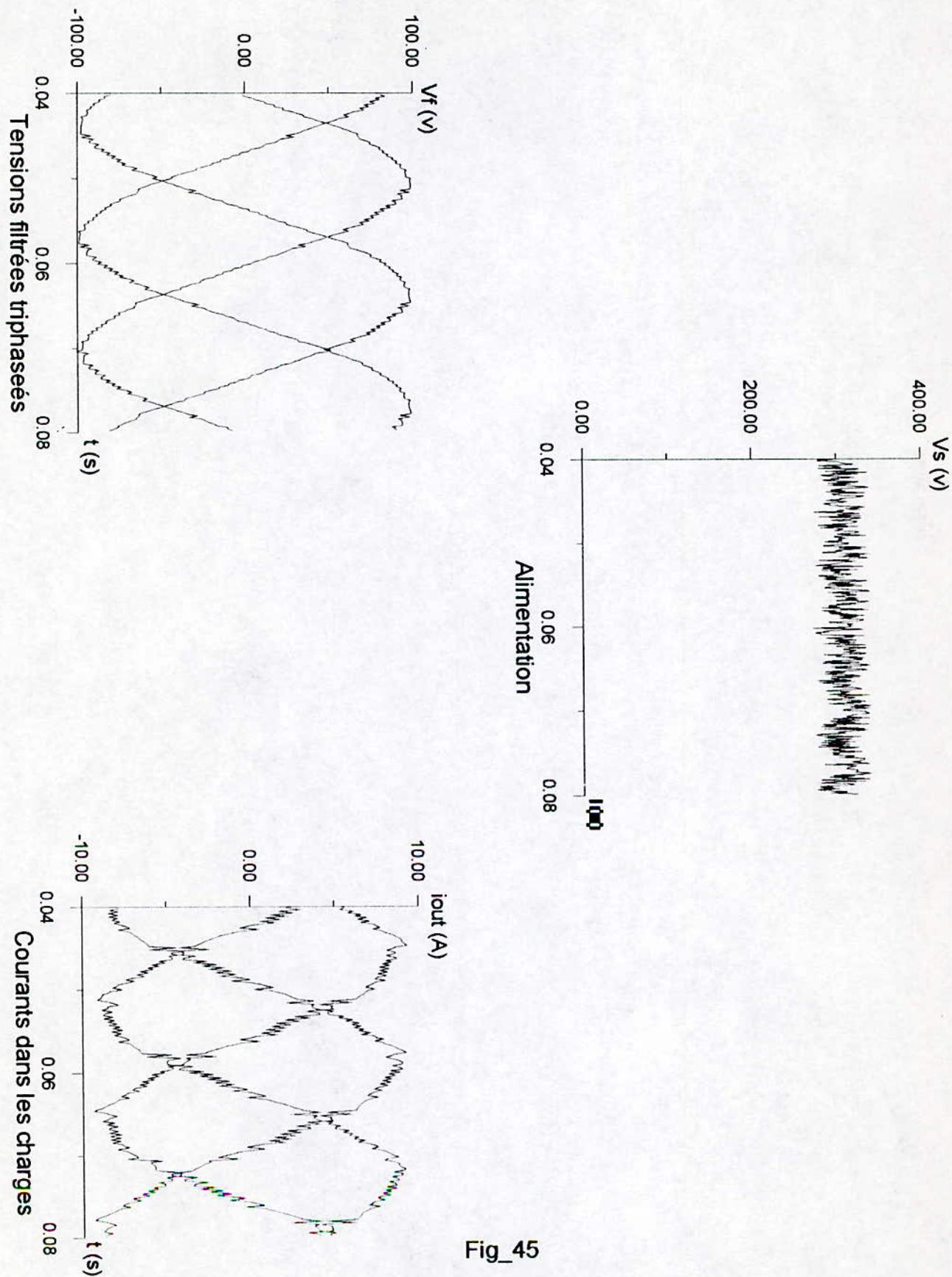
Fig\_42



Fig\_43



Fig\_44



Fig\_45

#### 4-3-Variation de la résistance de la charge

On effectue une variation de la charge pour l'onduleur de tension commandé en courant, car c'est le seul cas où le signal de sortie est affecté par cette variation, du fait que pour les onduleurs commandés en tension, la tension aux bornes de la charge est imposée par la source.

Les variations effectuées sont :

- Augmentation de 50%.
- Augmentation de 100%.
- Augmentation de 300%.
- Diminution de 98%.

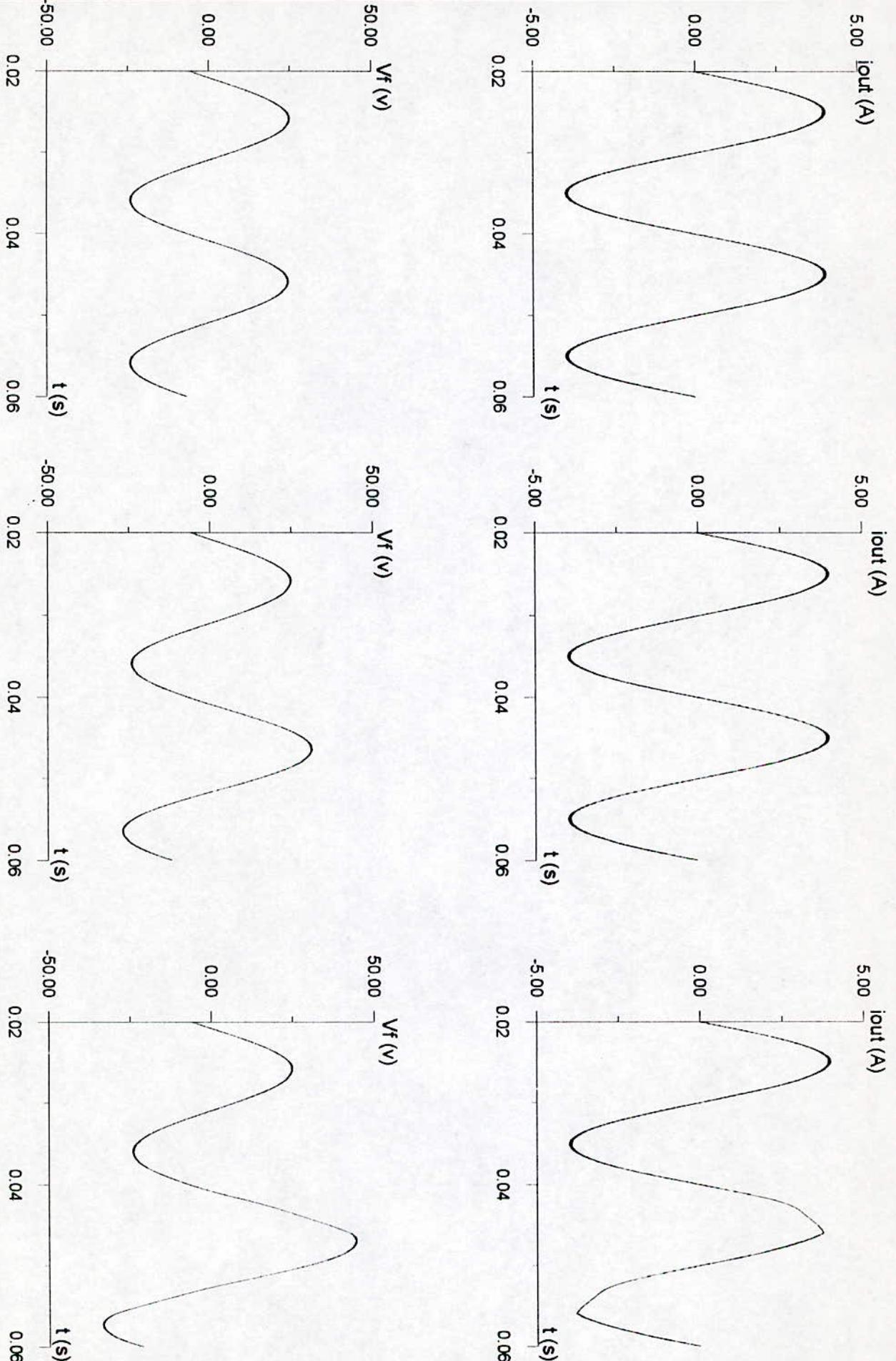
Quand on procède à une augmentation de  $R$ , les résultats de la figure ( Fig\_48 ) montrent que le contrôleur arrive à suivre la référence jusqu'à ce que cette variation atteigne la valeur de 300%, pour laquelle la source n'est plus capable de générer le courant désiré.

En diminuant la fréquence de commutation  $f_c$ , le contrôleur garde ses performances ( Fig\_49 ).

Sachant qu'une diminution de 98% de la valeur initiale de  $R$  peut entraîner un court circuit, le contrôleur neurolinguistique permet d'éviter cet effet indésirable en diminuant la valeur de la tension aux bornes de la charge ( Fig\_50 ).

#### 4-4-Variation de la charge

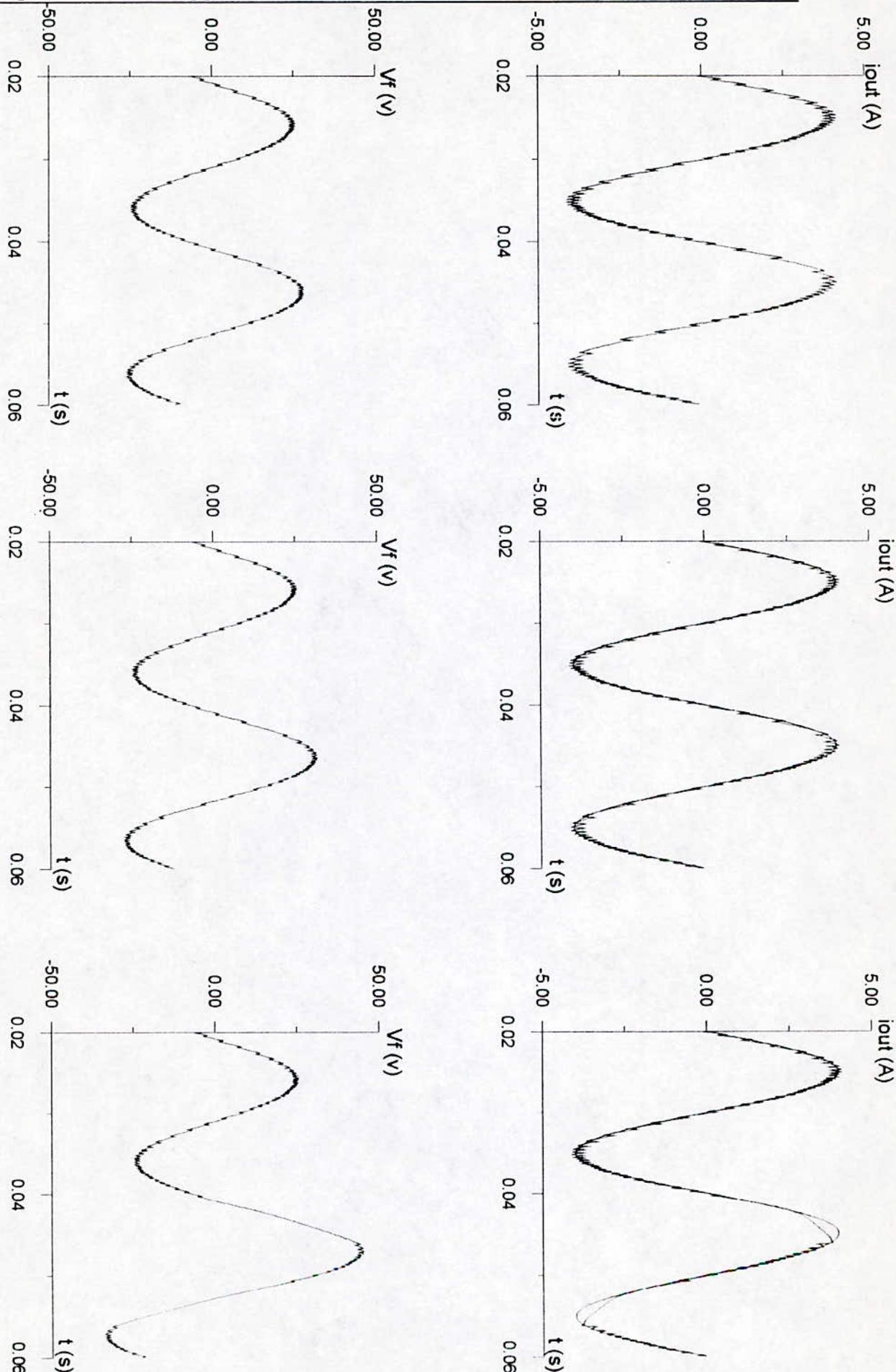
Ce test est effectué sur l'onduleur commandé en courant en faisant une augmentation de 50% de  $R$  et de 40% de l'amplitude  $e_m$  de la **f.e.m**. La figure ( Fig\_51 ) montre un courant de sortie qui ne s'écarte pas de la référence car le contrôleur arrive à compenser cette variation par une augmentation de la tension de sortie aux bornes de la charge et cela même à une plus basse fréquence de commutation ( Fig\_52 ).



Tension de sortie filtrée

Fig. 16

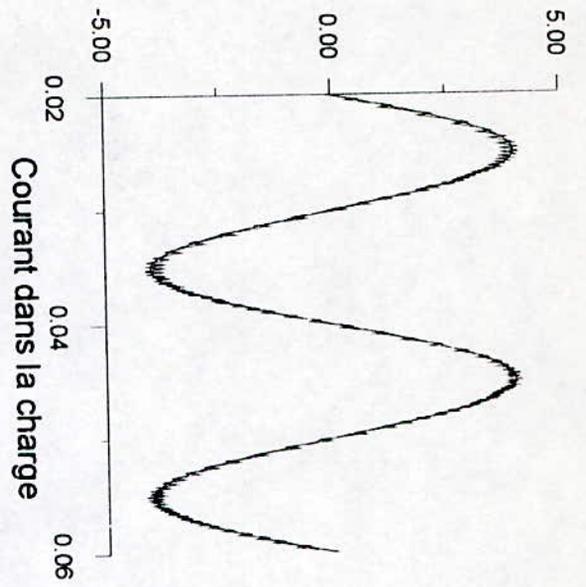
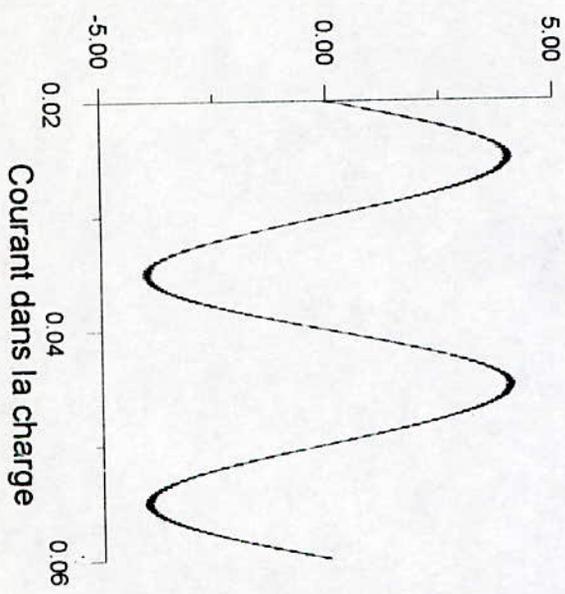
Courant dans la charge



Tension de sortie filtrée

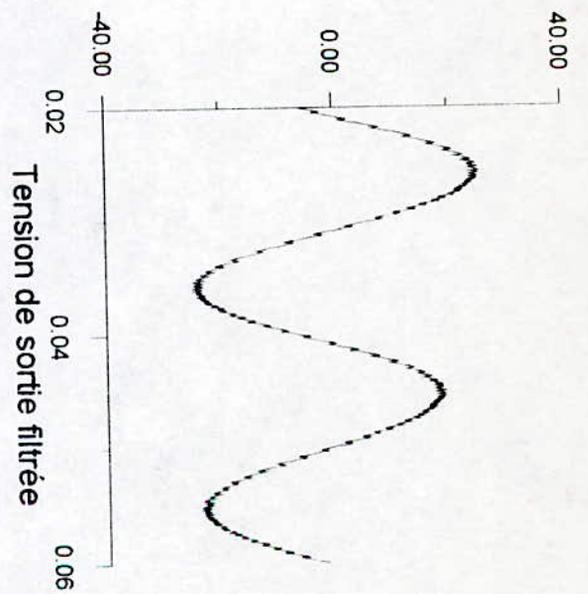
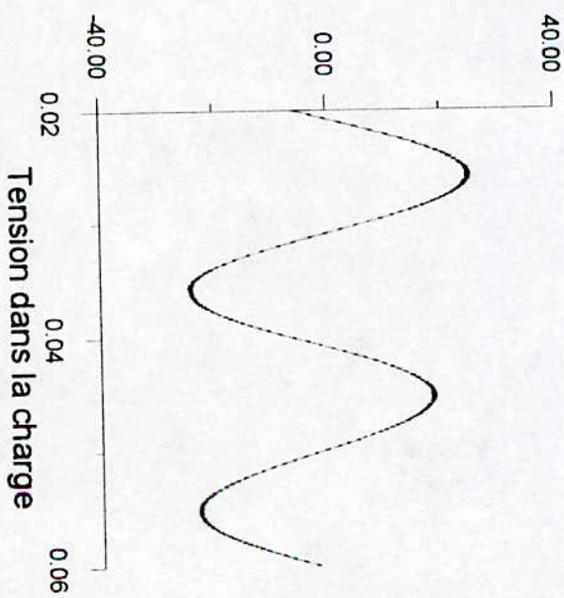
Fig\_47

Courant dans la charge

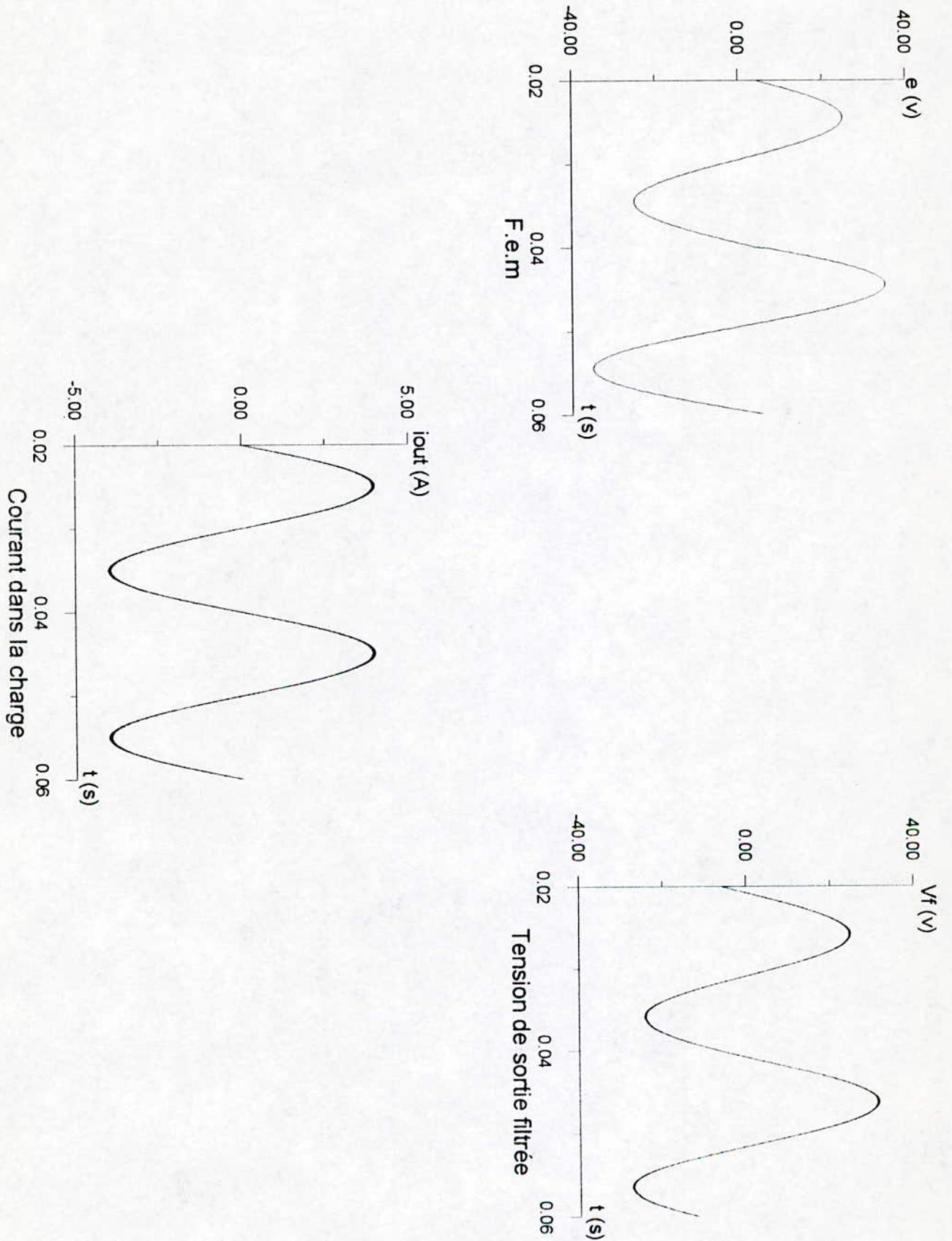


fc=10 Khz

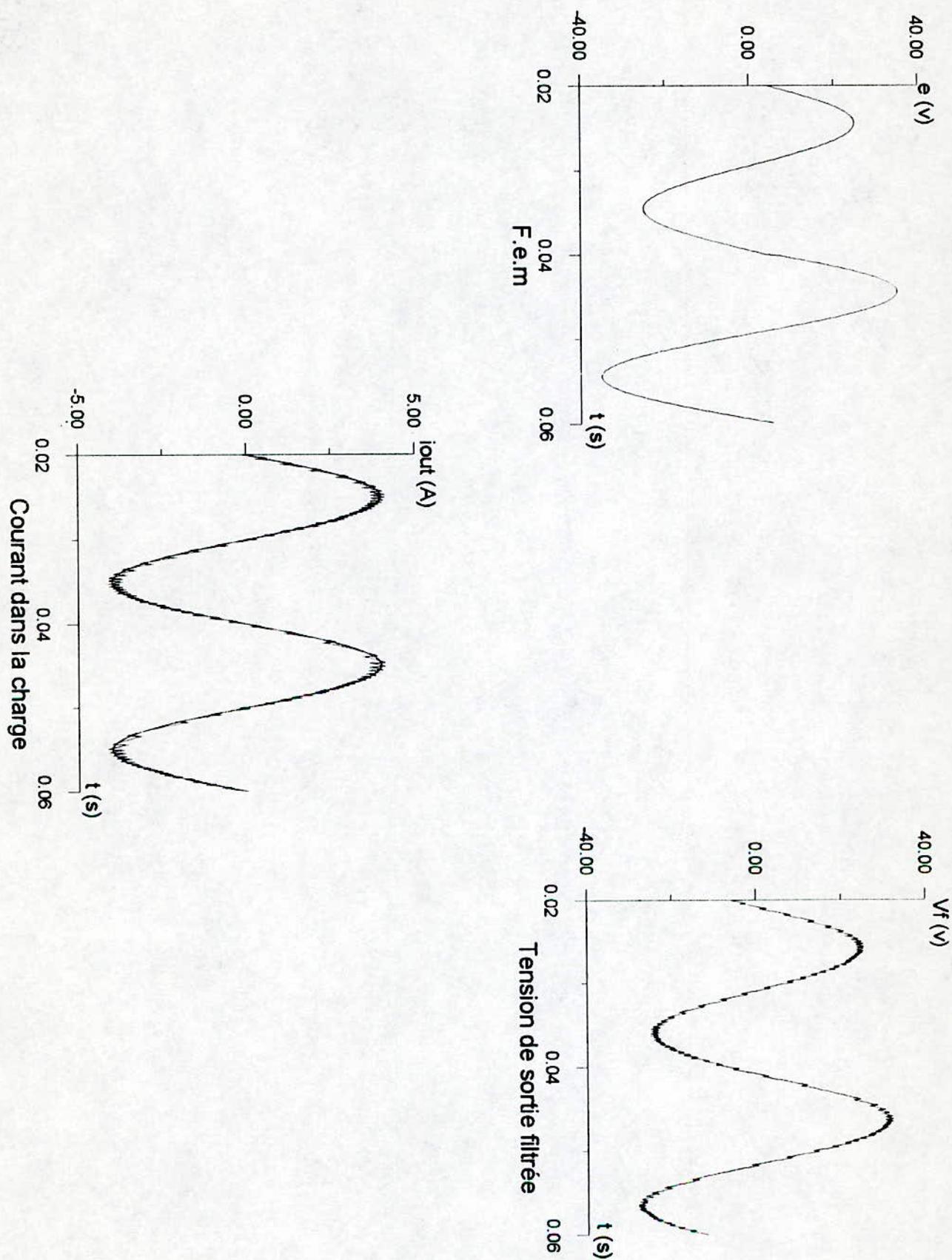
fc=50 Khz



Fig\_48



Fig\_49



Fig\_50

#### 4-5-Bruit de mesure

Dans cet essai, on superpose à la mesure du signal de sortie, un bruit aléatoire de 5%. On obtient les résultats illustrés par les figures ( Fig\_53 à Fig\_58 ) pour les deux fréquences de commutation, qui prouvent la capacité de généralisation du contrôleur qui s'adapte aux changements entraînés par ce bruit dans la distribution de l'erreur en classes.

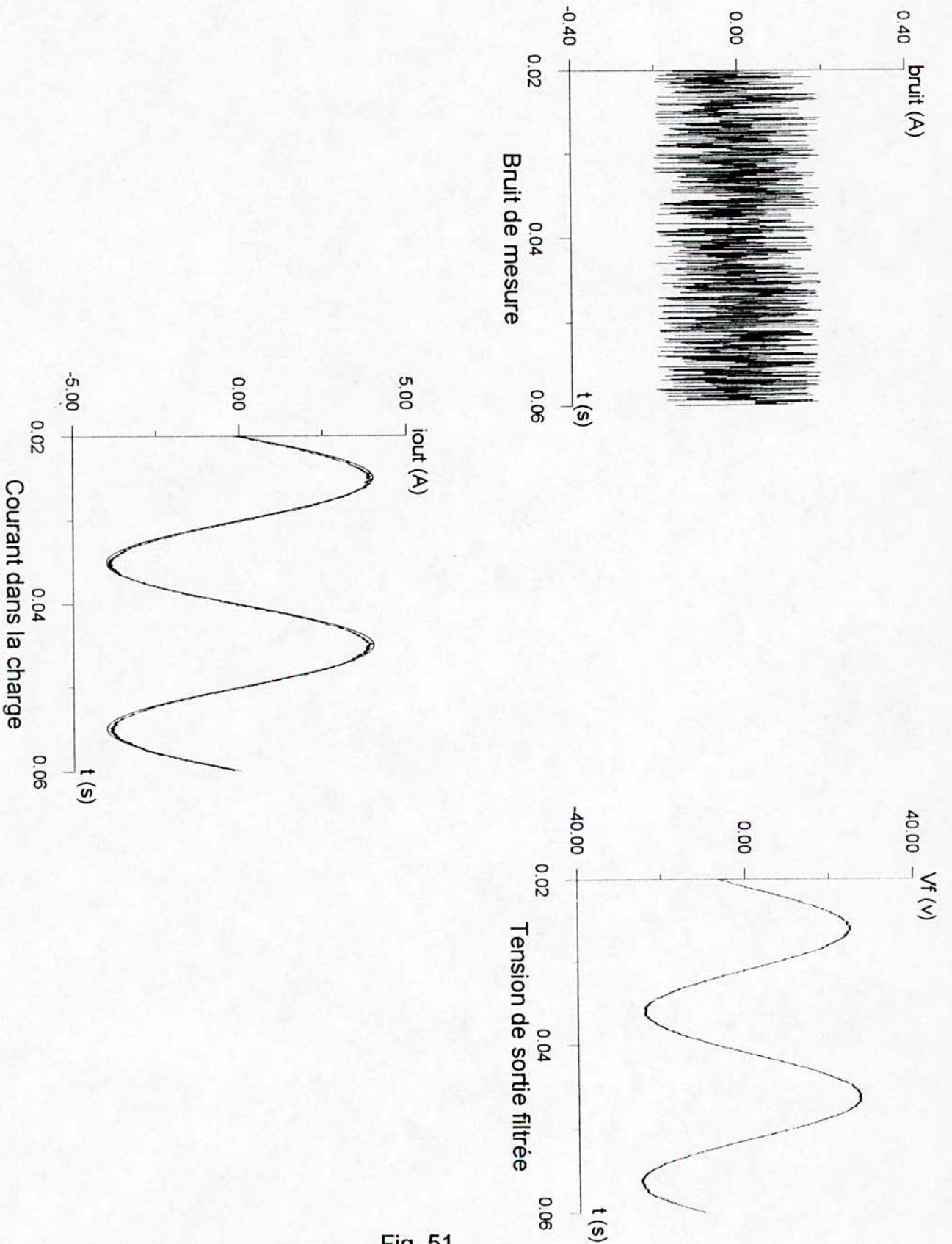
#### 4-6-Variation du signal de référence

Cet essai consiste à tester la capacité d'adaptation du contrôleur aux variations brusques de la fréquence et de l'amplitude du signal de référence. Malgré que l'apprentissage s'est fait avec un signal donné, le contrôleur arrive à s'adapter aux variations de celui ci ( Fig\_59 à Fig\_61 ).

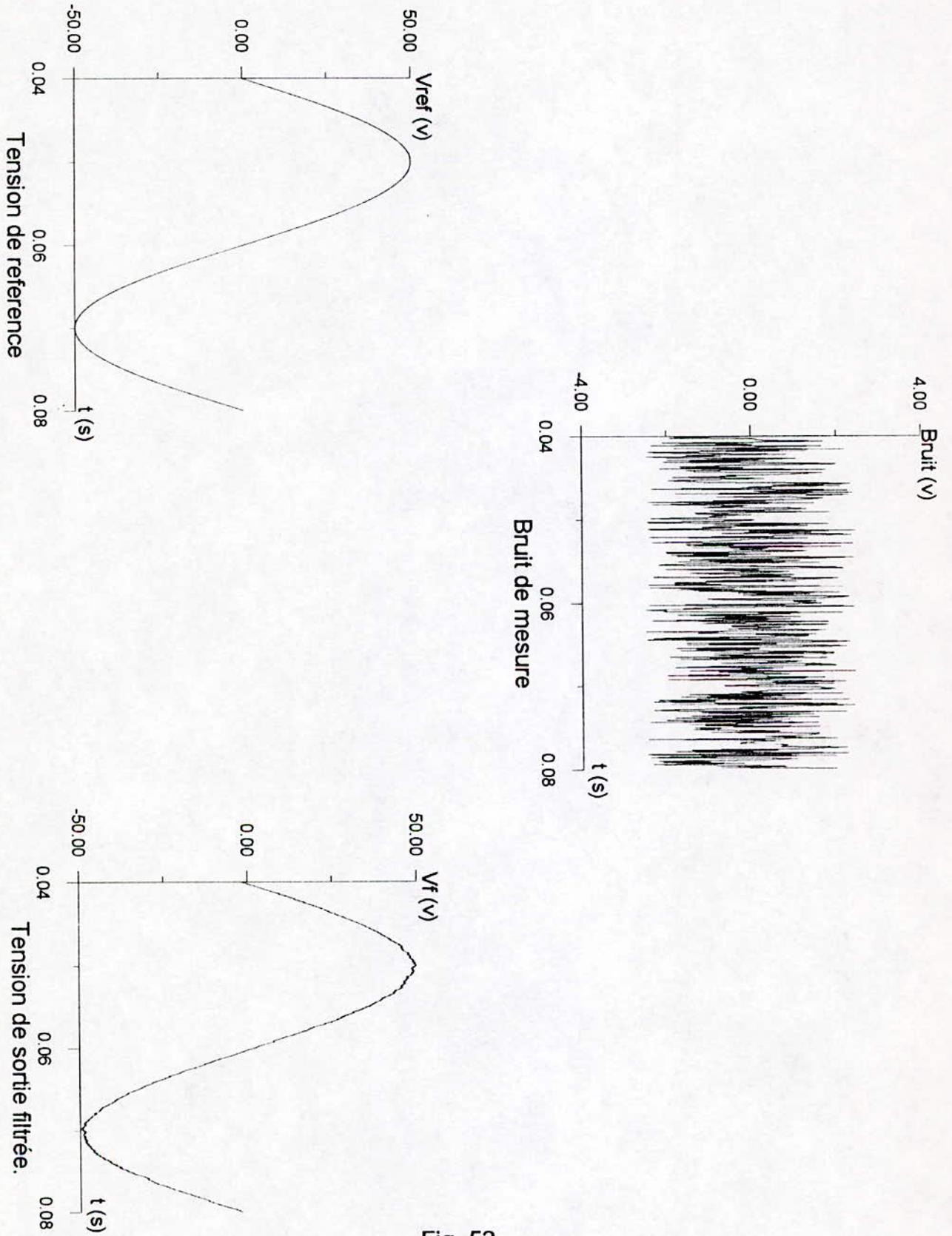
De même que pour les autres essais, on diminue la fréquence de commutation ce qui donne les résultats illustrés par les figures ( Fig\_62 à Fig\_64 ); les oscillations des signaux de sorties augmentent sans pour autant s'écarter du signal de référence.

#### *Remarque*

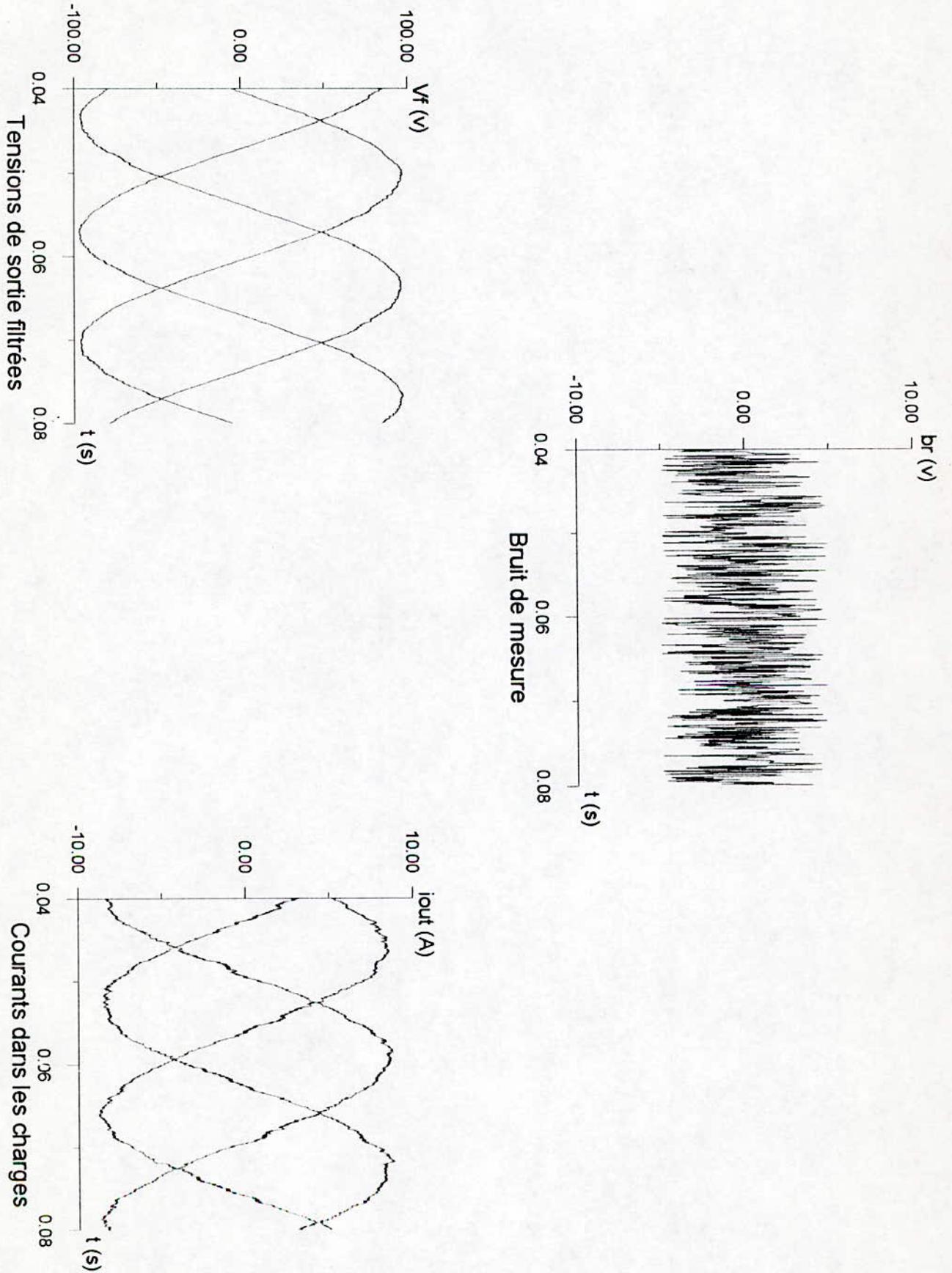
Les figures sont citées dans l'ordre suivant : ( onduleur commandé en courant, onduleur commandé en tension, onduleur triphasé ).



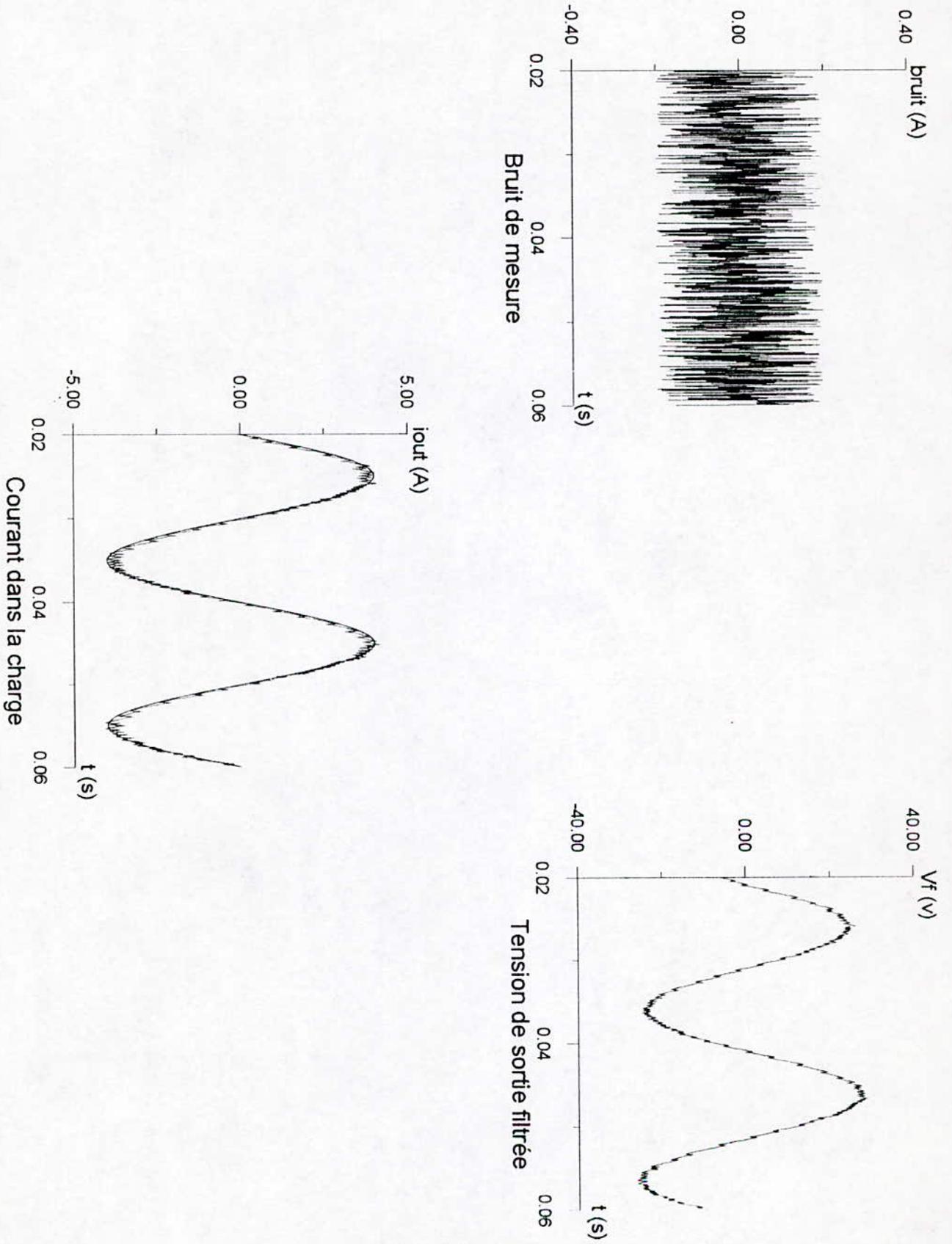
Fig\_51



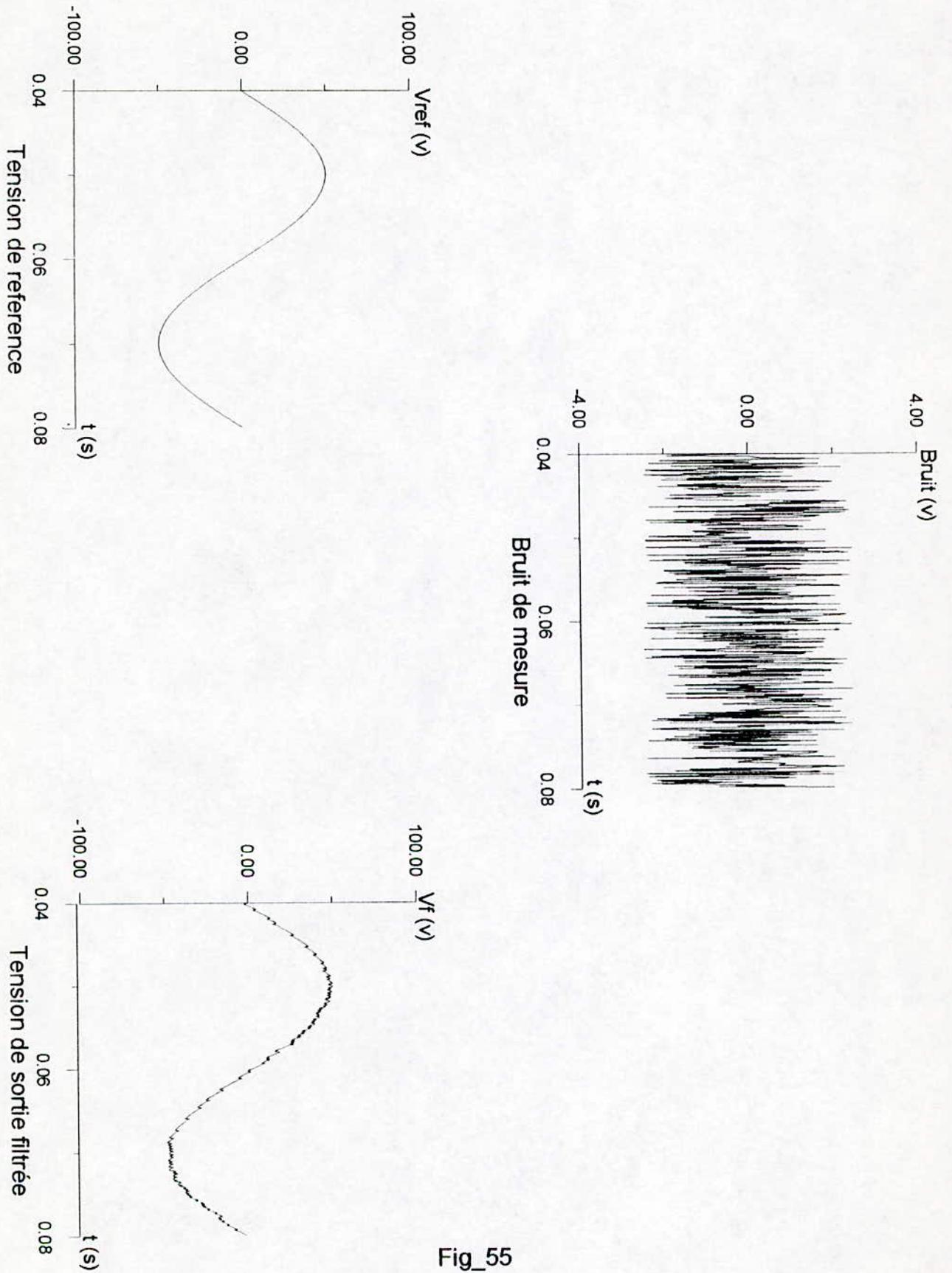
Fig\_52



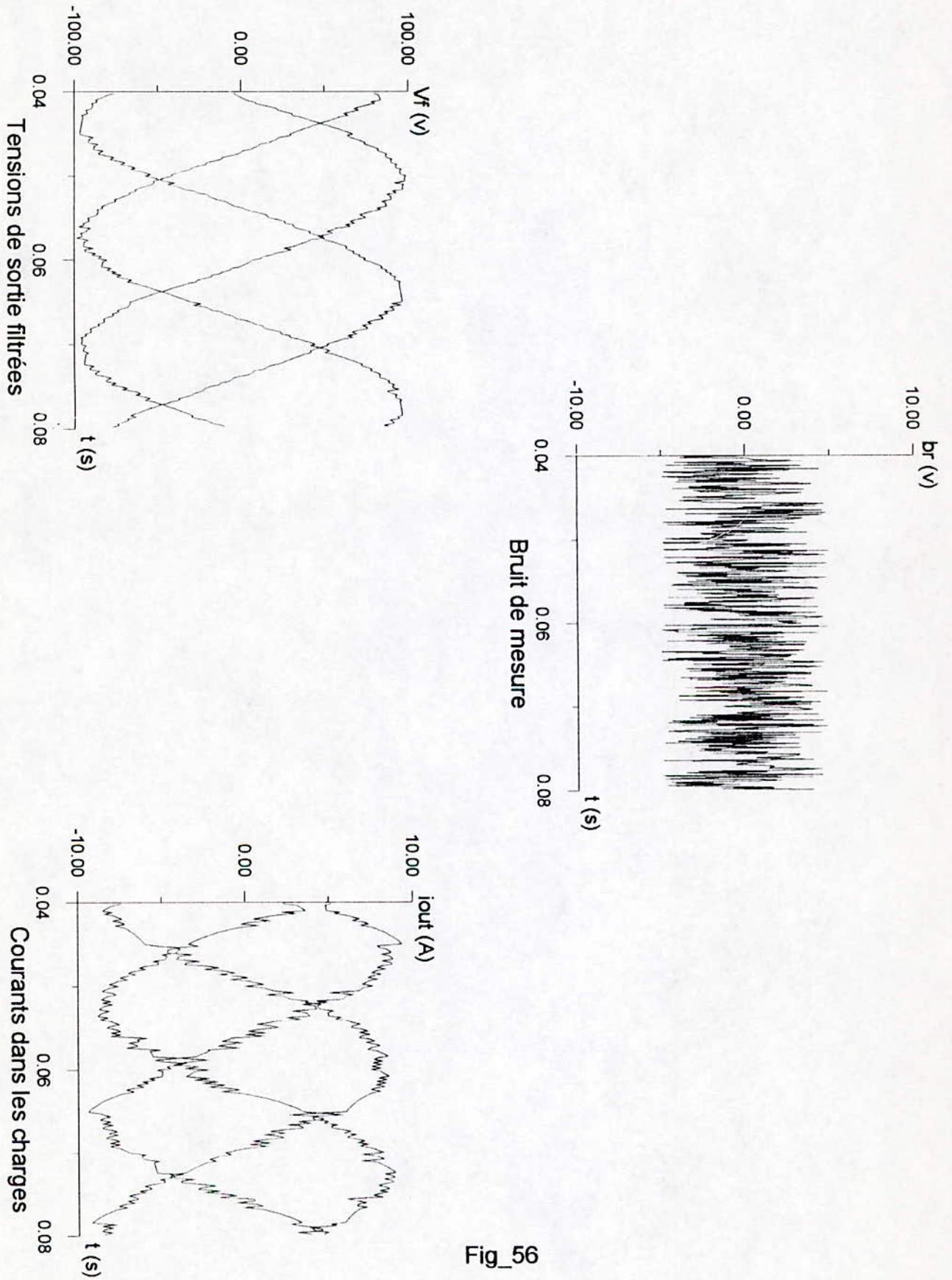
Fig\_53



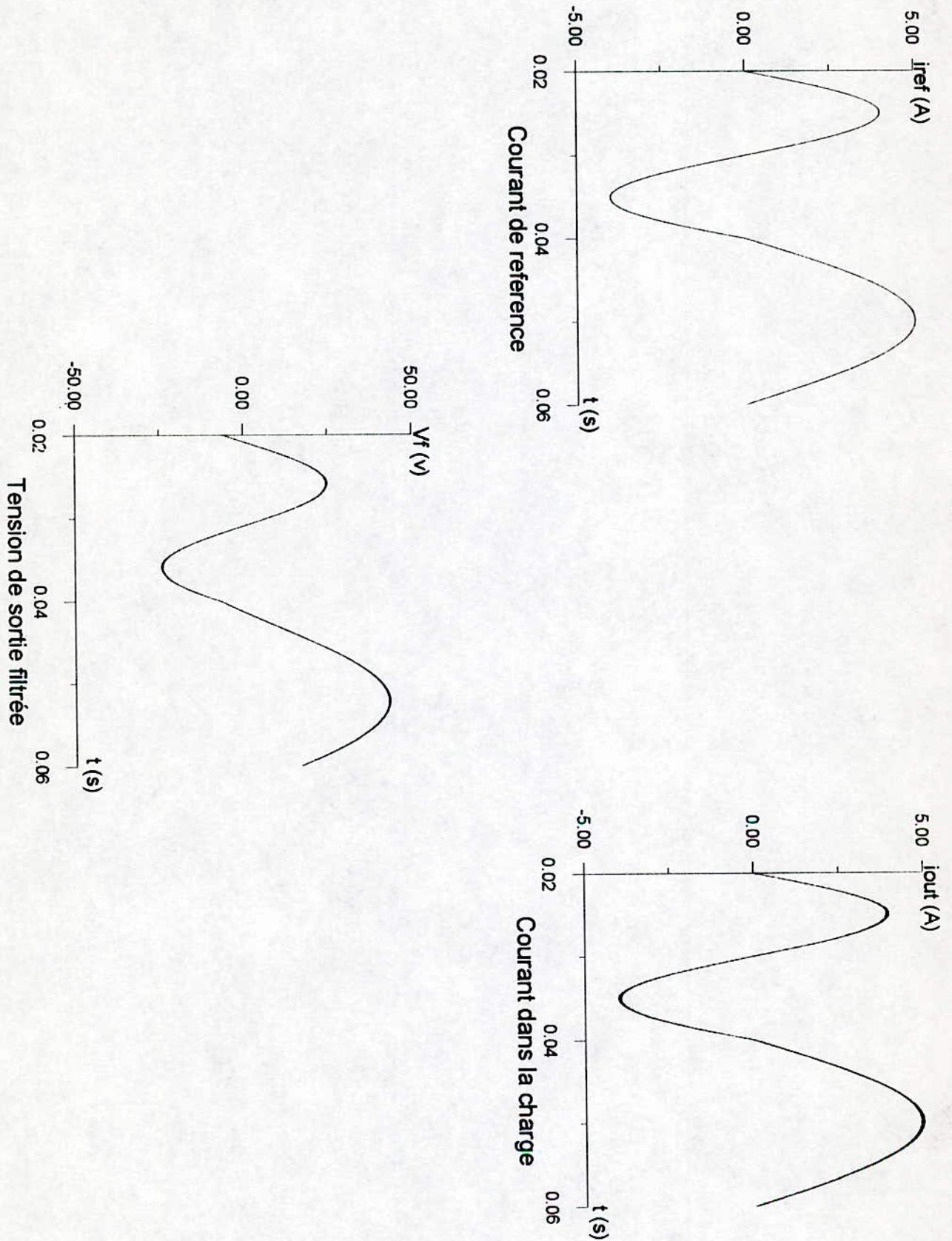
Fig\_54



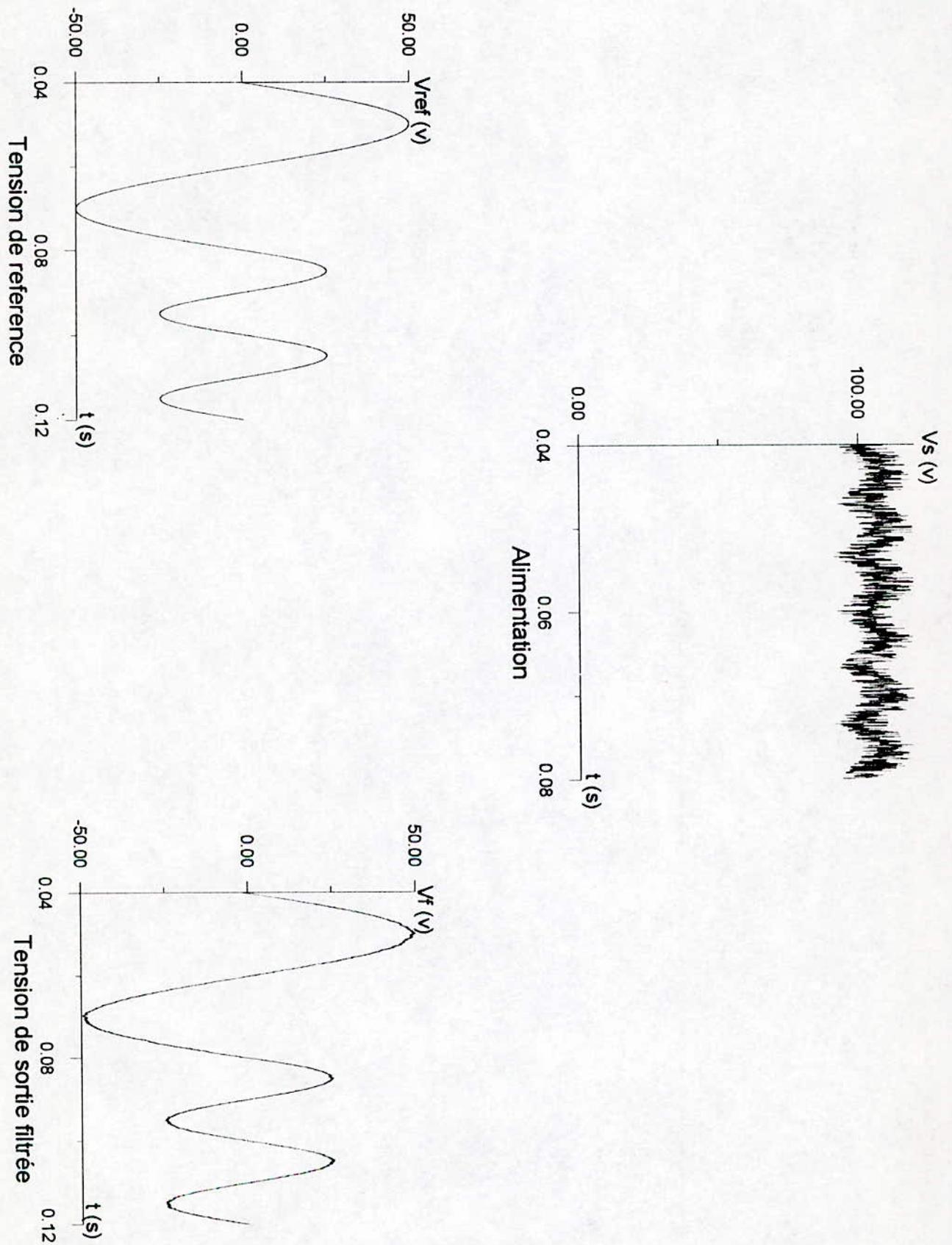
Fig\_55



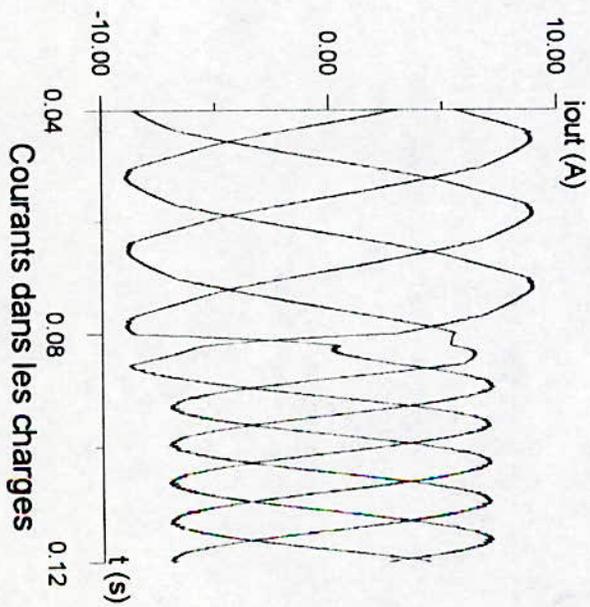
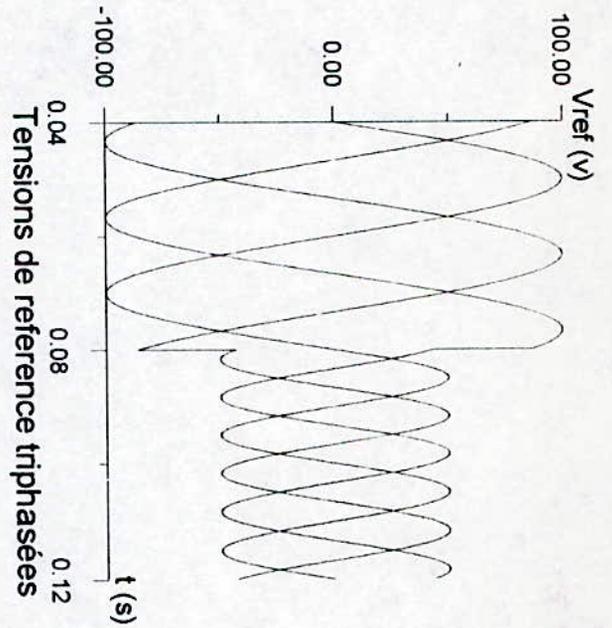
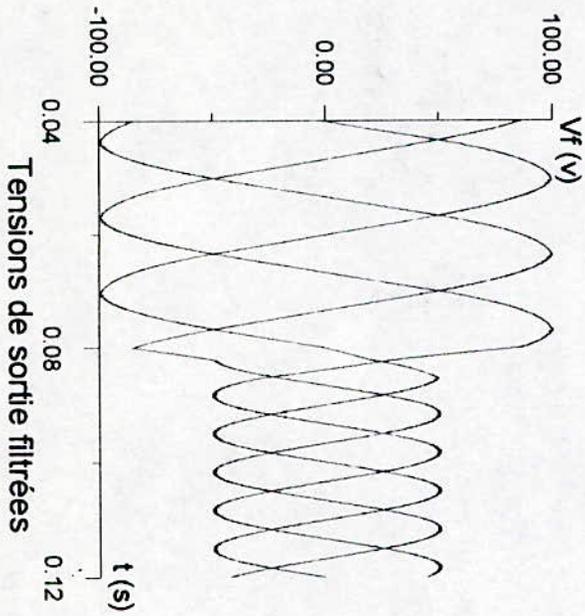
Fig\_56



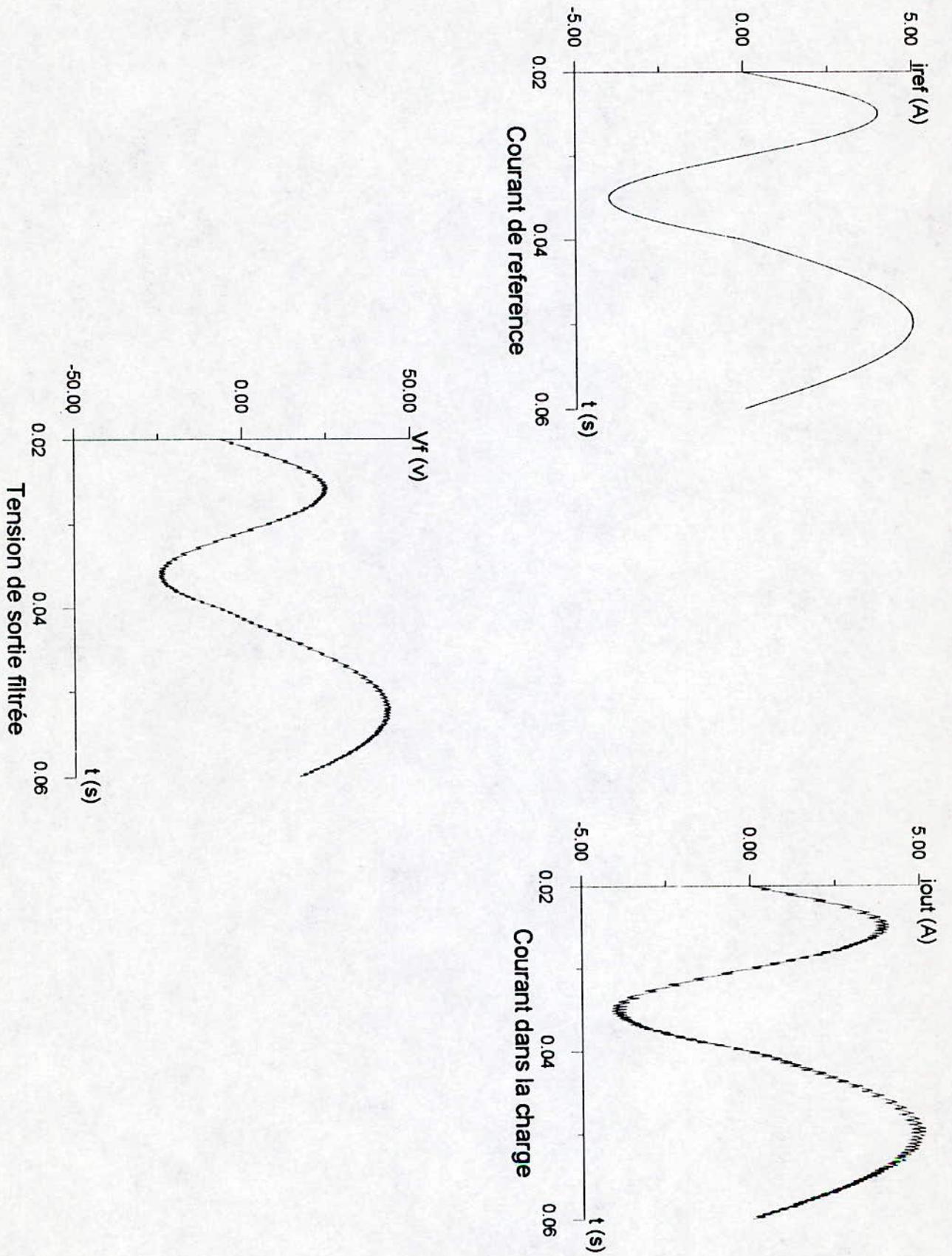
Fig\_57



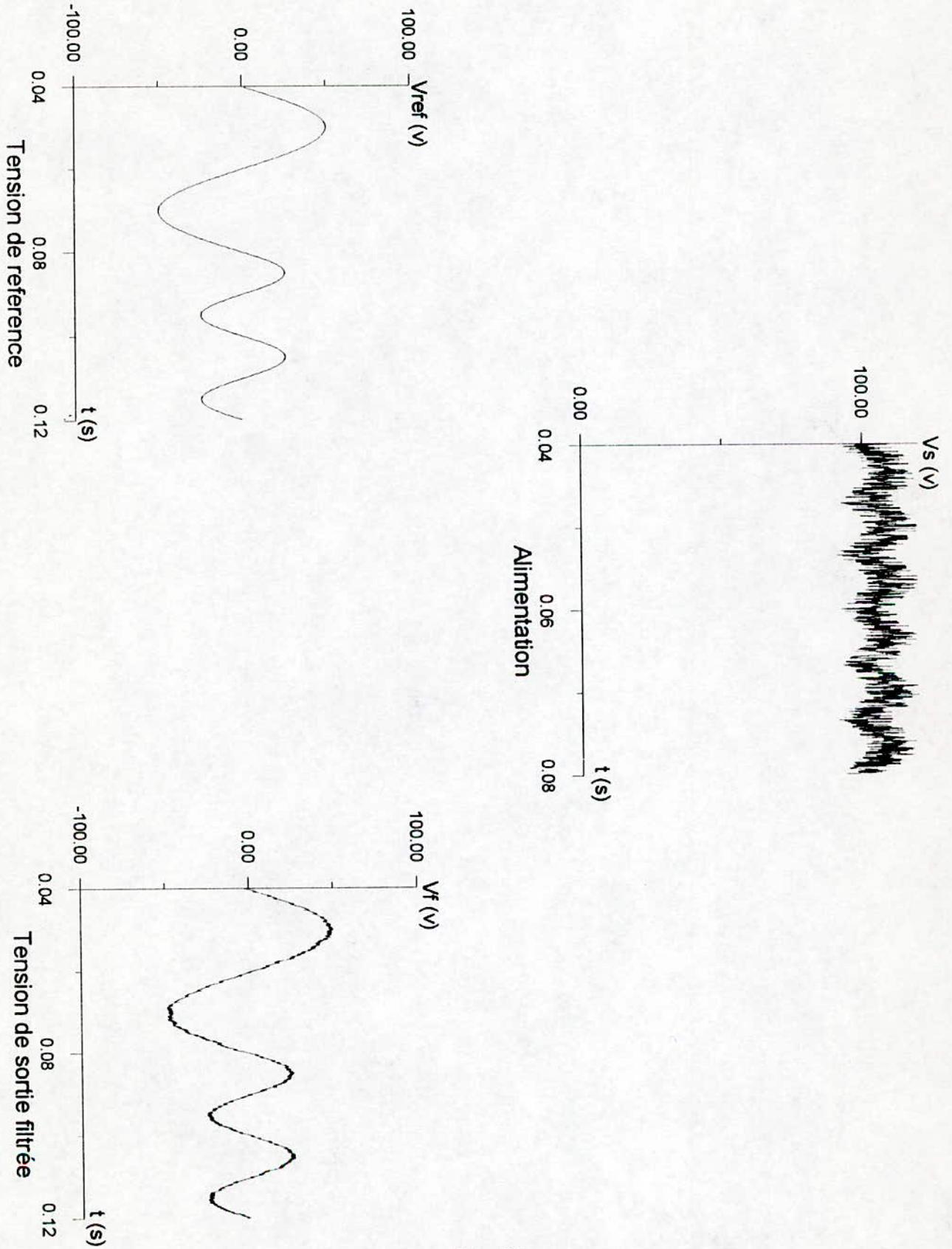
Fig\_58



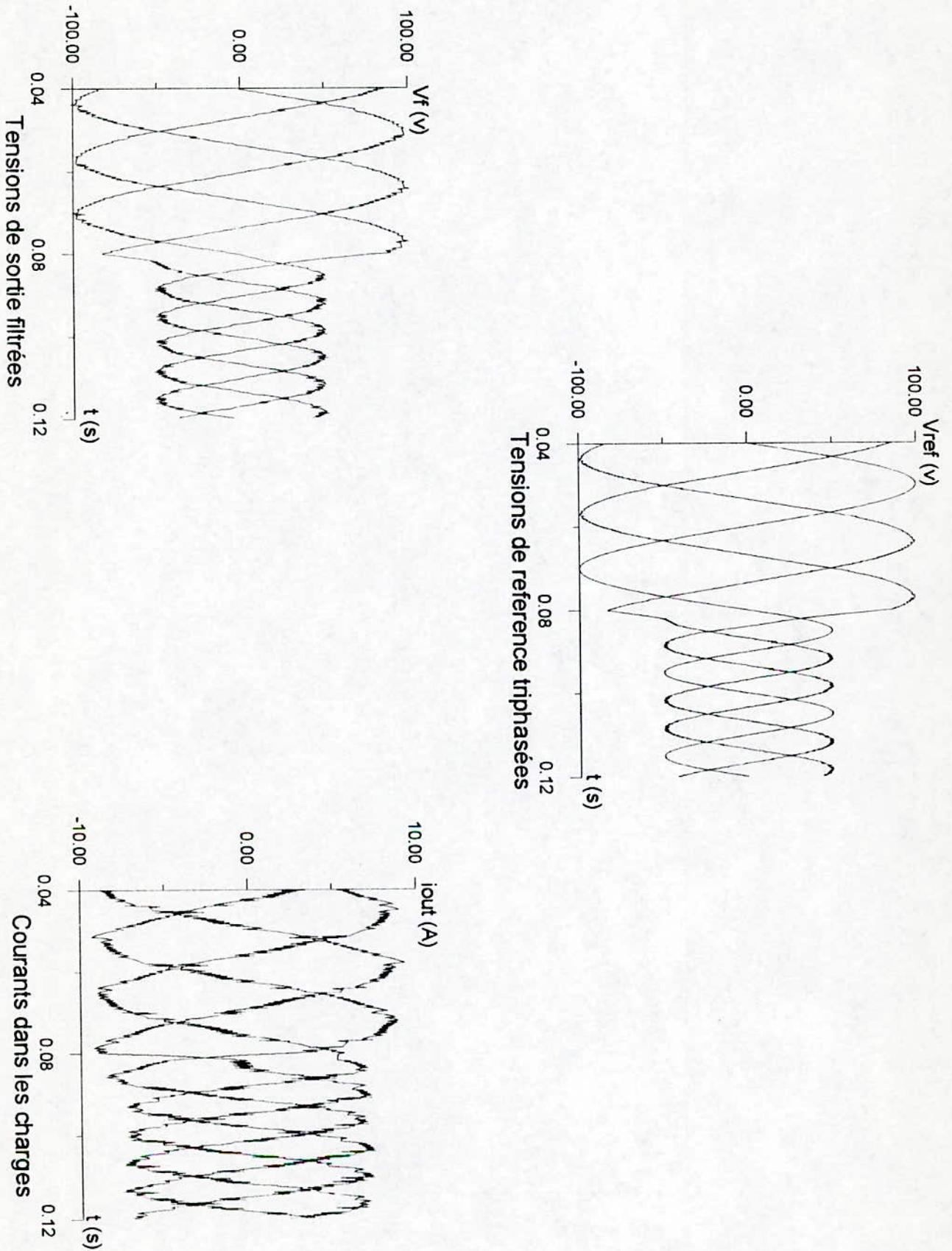
Fig\_59



Fig\_60



Fig\_61



Fig\_62



**Conclusion générale**

## Conclusion générale

Notre travail consiste à commander un onduleur de façon à lui faire suivre un signal de référence donné, tout en éliminant le plus d'harmoniques possible. Les modèles utilisés pour cela sont :

- Un onduleur de tension monophasé en pont, commandé en tension et en courant.
- Un onduleur de tension triphasé.

Cette étude peut être résumée par les étapes suivantes :

- Choix des modèles sur lesquels se base cette étude.
- Après validation, nous avons appliqué les deux techniques de réglage suivantes :
  - Commande floue.
  - Commande neurolinguistique.

La synthèse de la première commande se base sur :

- Choix de variables floues.
- Choix des fonctions d'appartenance.
- Répartition des variables en classes.
- Etablissement des règles floues.

Les essais de simulation montrent que :

- La technique ne nécessite pas la connaissance du modèle.
- Le contrôleur est robuste à la variation de la charge.
- Le bruit de mesure est rejeté par le correcteur, qui s'adapte aussi aux variations du signal de référence.

Seulement, ces performances dépendent de la synthèse du contrôleur et surtout de la capacité de généralisation des règles.

En ce qui concerne l'application de la commande neurolinguistique, des résultats des tests on constate les faits suivants :

- De même que pour la première technique, celle ci ne nécessite pas la connaissance du modèle du processus à commander.

- Robustesse vis à vis des variations de la charge tant que la tension d'alimentation est suffisante.

- Le correcteur permet d'éviter le court circuit lorsqu'il y a une forte diminution de la charge, en diminuant la valeur de la tension aux bornes de celle ci.

- Capacité de rejet du bruit de mesure par le contrôleur.

- L'utilisation de la structure Feedback basée sur l'apprentissage par l'erreur entre la sortie désirée et celle du système, permet au contrôleur de forcer l'onduleur à s'adapter aux variations du signal de référence.

Il faut préciser que la synthèse du correcteur ne se fait pas d'une façon unique, car on peut la changer, soit en faisant d'autres choix pour les variables, les fonctions d'appartenance et les règles floues en ce qui concerne la commande floue, ou en adoptant un autre réseau, une autre structure de commande ou un algorithme d'apprentissage différent pour la commande neurolinguistique.

Il est intéressant d'envisager l'utilisation de ces deux techniques pour la commande d'un système ( onduleur + moteur ), permettant ainsi l'entraînement à vitesse variable des moteurs à courant alternatif.



**Annexe**

Tableau des parametres des modeles utilisés

Type d'onduleur	Monophasé commandé en courant	Monophasé commandé en tension	Triphasé commandé en tension
$V_s (V)$	$100+10 \sin(600t) $	$100+10 \sin(600t) $	$300+10 \sin(600t) $
$f_c (kHz)$	50 et 10	50 et 5	25 et 5
$R (\Omega)$	5	15	20
$L (mH)$	50	50	50
$e (V)$	$25\sin(\omega t + \pi/9)$	0	0
$A_m (V \text{ ou } A)$	5	50	100
$f (Hz)$	50	25	25

## Bibliographie

- [1] B. BOUCHEROT, "La logique floue", Collection "que sais je", n°2702, P.U.P, Jan. 1993.
- [2] A. FREEMAN & M. SKAPURA, "Neural networks", Addison-Wesley publishing company, 1992.
- [3] G. SEGUIER & F. LABRIQUE, " Convertisseurs de l'électronique de puissance " Vol.4, Techniques et documentations-Lavoisier, 1989.
- [4] P. NAÏM & DAVALLO, " Les réseaux de neurones " Edition Eyrolles, 1990.
- [5] C.C. LEE, " Fuzzy logic in control systems; Fuzzy logic controller-Part I " IEEE Trans Syst Cybern., Vol.20, n°2, pp.419-435, Mar./Apr. 1990.
- [6] C.C. LEE, " Fuzzy logic in control systems; Fuzzy logic controller-Part II " IEEE Trans Syst Cybern., Vol.20, n°2, pp.419-435, Mar./Apr. 1990.
- [7] J. JANTZEN, "Fuzzy control," Lecture notes in on-line process control, publ.n°9109, Oct. 1991.
- [8] B.R. LIN & R.G. HOFT, "Neural networks and fuzzy logic in power electronics," control eng. practice, Vol.2, n°1, pp.113-121, 1994.
- [9] Y. DOTE, "Fuzzy and neural network controller," IEEE, pp.1314-1343, 1990.
- [10] S. YAMADA & All, "Fuzzy control off the roof crane, " IEEE, pp.709-714, 1989.
- [11] "La logique floue; concepts et définitions," Electronique radio plan, n°541, pp.11-18.
- [12] K. ZINSER & R. SCHREIBER, " La logique floue: une nouveauté prometteuse de la technique d'automatisation," La technique moderne, n°2, pp.19-25, 1994.
- [13] T. SUDKANP & R.J. HAMMELL, " Interpolation, completion and learning fuzzy rules, " IEEE trans. on syst. man and cyber., vol.24, n°2, pp.332-342, Feb. 1994.
- [14] " Logique floue, " Techniques de l'ingénieur, vol. A120-R7032.

- [15] P.J.KING & E.H.MAMDANI, " The application of fuzzy control systems to industrial process, " *Automatica*, vol.13, pp.235-242, 1977.
- [16] C.W.XU, " Fuzzy systems identification, " *IEE proceedings*, vol.136, n°4, pp.146-150, July 1989.
- [17] K.J.HUNT & All, " Neural networks for control systems-a survey, "
- [18] B.WIDROW & M.A.LEHR, " 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and backpropagation, " *Proceedings of the IEEE*, vol.78, n°9. pp.1415-1440, Sep.1990.
- [19] " Working with neural networks, " *IEEE Spectrum*, pp.46-53, July.1993.
- [20] K.S.NARENDRA & K.PATHASARATHY, " Identification and control of dynamical systems using neural networks, " *IEEE Trans. on neural networks*, vol.1, n°1, pp.4-27., Mar.1990.
- [21] Y.ITOH & All, " Stability analysis of a digital current controller for a PWN inverter using a neural network, " *IEEE*, pp.1129-1134, 1990.
- [22] P.J.WERBOS, " Backpropagation through time, what it does and how to do it, " *Proceedings of the IEEE*, vol.78, n°10, pp.1550-1560, Oct.1990.
- [23] S.Z.QIN & All, " Coparison of four neural net learnings methods for dynamic system identification, " *IEEE Trans. on neural networks*, vol.3, n°1, pp.122-129, Jan.1992.
- [24] A.GUEZ & J.SELINSKY, " A trainable neuromorphic controller, " *Journal of robotic systems*, pp.343-377, 1989.
- [25] M.M.GUPTA & J.QI, " On fuzzy neuron models, " *IEEE*, pp.431-436, 1991.
- [26] S.HORIKAWA & All, " Composition methods of fuzzy neural networks, " *IEEE*, pp.1253-1288, 1990.
- [27] F.BOUDJEMA & J.L.ABATUT, " Constant frequency operation of an inverter using sliding mode control, "
- [28] A.MADANI & Y.OUSSAR, "Etude de la commande neurolinguistique , application SISO et MIMO.", P.F.E, Ecole Nationale Polytechnique, 1993.