

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Électronique

Mémoire de projet de fin d'études

pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'État en Électronique

---

**Détection de la Présence d'Appareils Électriques Fonctionnant  
Simultanément sur le Réseau à Partir d'un Seul Point de Mesure**

---

**Mehdi REZZOUG**

Sous la direction de

**Prof. Cherif LARBES, Dr. Philippe RAVIER et Dr. Mohamed NAITMEZIANE**

**Composition du Jury :**

Président	M. Mourad ADNANE	PhD.	ENP
Rapporteur	M. Cherif LARBES	Prof.	ENP
Examineur	M. Rabah SADOON	Dr.	ENP

**ENP 2018**



RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Électronique

Mémoire de projet de fin d'études

pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'État en Électronique

---

**Détection de la Présence d'Appareils Électriques Fonctionnant  
Simultanément sur le Réseau à Partir d'un Seul Point de Mesure**

---

**Mehdi REZZOUG**

Sous la direction de

**Prof. Cherif LARBES, Dr. Philippe RAVIER et Dr. Mohamed NAIT MEZIANE**

**Composition du Jury :**

Président	M. Mourad ADNANE	PhD.	ENP
Rapporteur	M. Cherif LARBES	Prof.	ENP
Examineur	M. Rabah SADOON	Dr.	ENP

**ENP 2018**

## ملخص :

تستند هذه المذكرة الى الموضوع العام للشبكات الذكية الموجهة نحو خفض و ترشيد استهلاك الكهرباء في قطاع البناء يتحقق هذا الهدف من خلال التحكم في طلب الطاقة الكهربائية في مجال التركيبات الكهربائية و يتطلب تحديد الاجهزة الكهربائية المستخدمة في الشبكة و كذلك قياس في وقت واحد الطاقة المستهلكة في هذا السياق يركز عملي على كشف و تحديد الاجهزة تاكهربائية من دراسة النظام الانتقالي و الثواني الاولى من التشغيل

**الكلمات المفتاحية :**  
التيار الكهربائي للمرحلة الانتقالية للتشغيل تفكيك الطاقة كشف الاحداث النمذجة و التقدير

## Abstract:

This thesis is based on the general theme of smart grids oriented towards the reduction and rationalization of electricity consumption in the building sector. This objective is achieved by controlling the demand for electrical energy in the field of electrical installations and ideally requires the identification of the electrical appliances used on the network as well as a simultaneous measurement of their power consumption. In this context, my work focuses on automatic detection and identification of electrical devices from the study of the transient regime and the first seconds of operation.

**Key words :** Event detection, Energy disaggregation, modeling and estimation, Non-Intrusive Load Monitoring (NILM), turn-on transient current

## Résumé :

Ce mémoire se positionne dans la thématique générale des réseaux électriques intelligents orienté vers la réduction et la rationalisation de la consommation électrique dans le secteur du bâtiment.

Cet objectif passe par la maîtrise de la demande d'énergie électrique dans le domaine des installations électriques et nécessite, dans l'idéal, l'identification des appareils électriques utilisés sur le réseau ainsi qu'une mesure simultanée de leur puissance consommée.

Dans ce contexte, mon travail s'oriente vers une détection et une identification automatique des appareils électriques à partir de l'étude du régime transitoire et des premières secondes de fonctionnement.

**Mots clés :** Courant transitoire de mise en marche, Désagrégation d'énergie, Détection d'évènements, Modélisation et estimation, Non-Intrusive Load Monitoring (NILM)

# Remerciements

Ce travail n'aurait pas pu être possible sans l'aide et les conseils de nombreuses personnes,

Tout d'abord, je voudrai remercier ma famille et toutes les personnes qui m'ont aidé durant cette période.

Ensuite, je souhaiterai remercier mon encadrant, enseignant et superviseur M. Cherif LARBES pour son soutien.

Je voudrai aussi remercier mes encadrants M. Philippe RAVIER et M. Mohamed NAIT MEZIANE sans lesquels ce stage n'aurait pas pu avoir lieu.

Je suis très reconnaissante envers tous les membres constituant le jury : M. Cherif LARBES , M. Rabah SADOON et M. Mourad ADNANE de m'avoir fait l'honneur d'examiner mon mémoire.

# Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

Context et introduction	<b>8</b>
<b>1 État de l'Art</b>	<b>13</b>
1.1 Introduction.....	13
1.2 Présentation de la Problématique.....	14
1.3 Désagrégation de Charge.....	15
1.4 L'approche NILM.....	17
1.5 Conclusion.....	29
<b>2 Détection d'évènement</b>	<b>30</b>
2.1 Introduction.....	30
2.2 Présentation de l'algorithme HAND.....	30
2.3 Limites de l'Algorithme.....	32
2.4 Solutions Proposées :.....	33
2.5 L'Approche CFAR (Constant False Alarm Rate).....	34
2.6 Résultats Expérimentaux.....	35
2.7 Comparaison des performances avec l'algorithme HAND :.....	40
2.8 Conclusion.....	42

<b>3</b>	<b>Estimation et Extraction de Caractéristiques</b>	<b>43</b>
3.1	Introduction.....	43
3.2	Étude mono-appareil .....	44
3.3	Étude multi-appareil.....	46
	 Conclusion	 <b>65</b>
	 References	 <b>69</b>
	 Annexes	 <b>70</b>
A	Configuration d'un scénario dans le système de mesure	<b>71</b>
B	High Accuracy NILM Detector (HAND)	<b>76</b>

# Table des figures

1.2.1	Illustration de la problématique de la désagrégation de charges .....	14
1.4.1	Citations du travail fondateur du NILM de Hart (Hart, 1992) entre 1993 à 2015. Source des données : Citations Google Scholar .....	18
1.4.2	Structure générale système d'identification des charges .....	19
1.4.3	Le diagramme de puissance par rapport au temps ; Changements dus aux événements d'appareils individuels. Hart. ©1992 IEEE .....	23
1.4.4	Espace de puissance complexe et clustering d'appareils. Hart. ©1992 IEEE . . .	24
2.3.1	Amélioration de la détection de l'enveloppe du signal courant. Exemple sur un événement de mise en marche : $e_{d1}(t)$ est détecté sans test de médiane et $e_{d2}(t)$ avec .....	32
2.3.2	Effet indésirable du teste de la médiane (courbe bleu : signal d'origine, courbe rouge : signal après application du teste de la médiane) .....	33
2.5.1	Diagramme en blocs du CA-CFAR .....	36
2.5.2	Histogramme du bruit de courant .....	37
2.6.1	Évolution de la Précision en fonction du SNR .....	39
2.6.2	Évolution du Rappel en fonction du SNR .....	40
3.3.1	Signal courant simulé .....	47
3.3.2	Système de mesure .....	49
3.3.3	Schéma bloc du système de mesure .....	50
3.3.4	Résultats de l'algorithme sur données réelles .....	50

3.3.5 Résultats du scénario 1 (lampe halogène 100W) .....	51
3.3.6 Résultats du scénario 2 (lampe halogène 100W) .....	52
3.3.7 Variation de la valeur maximum du courant en fonction du $\Delta t$ entre les deux mises en marche.....	53
3.3.8 Résultats du scénario 3 (charge 1 : perceuse 750W, charge 2 : halogène 100W) . .	54
3.3.9 scénario 3.1 (charge 1 : lampe halogène 100W, charge 2 : lampe 500W) .....	55
3.3.10 scénario 3.2 (charge 1 : perceuse, charge 2 : lampe 500W) .....	56
3.3.11 scénario 3.3 (charge 1 : lampe 500W, charge 2 : lampe halogène 100W) .....	56
3.3.12 Instant de mise sous tension 0ms (charge : perceuse) .....	58
3.3.13 Instant de mise sous tension 6ms (charge : perceuse) .....	59
3.3.14 Instant de mise sous tension 12ms (charge : perceuse) .....	59
3.3.15 Instant de mise sous tension 19ms (charge : perceuse) .....	60
3.3.16 Courant obtenu de la phase de soustraction des signaux .....	62
A.0.1 Exemple d'un fichier de configuration.....	74
A.0.2 Interface LabVIEW .....	75

# Liste des tableaux

2.6.1 Résultats de rappel et précision (variation de la taille de la fenêtre du CFAR) . . .	38
2.7.1 Résultats de rappel et précision (variation du SNR) .....	41
3.3.1 Résumé des résultats des scénarios 3.1, 3.2 et 3.3 (RT : régime transitoire, RP : régime permanent) .....	57

# Contexte et Introduction

## Contexte



L'université d'Orléans se caractérise par sa pluridisciplinarité. Elle compte 3 UFR Collegium, 1 école d'ingénieurs universitaire (Polytech Orléans), 4 Instituts Universitaires de Technologie, 1 ESPE Centre Val de Loire (CVL) et l'Observatoire des Sciences de l'Univers du Centre (OSUC).

L'université d'Orléans s'est également développée sur d'autres sites de la région avec l'installation des centres universitaires de Bourges, Chartres, Châteauroux/Issoudun et dans les antennes de l'ESPE à Blois et Tours.

Sa vocation internationale s'affirme d'année en année. Sa capacité d'innovation se traduit par le dynamisme de sa recherche et les transferts de technologie vers les entreprises régionales, natio-

nales et internationales.

Son offre de formation, riche en filières professionnelles, se développe en lien fort avec la recherche. Les dispositifs d'accueil et d'aide à l'insertion professionnelle des étudiants et des adultes contribuent à faire de l'université d'Orléans un acteur majeur du développement territorial.

Le laboratoire PRISME est un laboratoire de l'université d'Orléans, avec comme établissement secondaire INSA-CVL, labellisé par le Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche (UPRES n° 4229).



La vocation du laboratoire PRISME est pluridisciplinaire dans le domaine général des sciences pour l'ingénieur sur un large spectre de champs disciplinaires incluant :

- la combustion dans les moteurs, l'énergétique ;
- l'aérodynamique, la mécanique des matériaux ;
- le traitement du signal et de l'image ;
- l'automatique ;
- la robotique.

Le laboratoire a choisi de se structurer avec des pôles scientifiques organisés en axes thématiques.

L'axe SIGNAL rassemble deux compétences principales : analyse et modélisation spectrale évolutive et traitements multi-capteurs. Les applications sont diverses : l'analyse et la compréhension des signaux bioélectriques (électrocardiogramme ECG, électromyogramme EMG et phonocardiogramme PCG), la radioastronomie, l'analyse vibratoire de machines tournantes et l'étude des

lignes électriques pour les transmissions par courant porteur en ligne.

Thématiques de recherche : Les travaux des membres de l'équipe peuvent se diviser en deux thèmes. L'objectif principal pour ces thèmes étant l'extraction de composantes (indicateurs ou paramètres) :

Analyse et modélisation spectrale évolutive

- Traitements temps-fréquence et temps-échelle
- Analyse cyclostationnaire

Traitements multi-capteurs

- Estimation paramétrique
- Techniques de séparation de sources
- Traitement d'antenne et filtrage spatial
- Instrumentation et Mesures

## Introduction générale

Aujourd'hui, la conservation de l'énergie est un problème difficile en raison de l'augmentation exponentielle des besoins énergétiques. Les chercheurs s'efforcent de développer des solutions technologiques pour résoudre ce problème. Le secteur du bâtiment représente la plus grande partie de consommation énergétique totale et électrique. Aux USA, il représente plus de 40% de la consommation totale d'énergie et 73% de la consommation d'électricité [1] et dans l'Union européenne, le secteur résidentiel représente à lui seul 30% de l'utilisation de l'électricité [33]. Il s'agit d'une préoccupation croissante à mesure que les ressources énergétiques sont limitées et on prévoit que les besoins énergétiques mondiaux doubleront d'ici la fin de 2030 avec des implications négatives sur l'environnement (par exemple : les émissions de CO<sub>2</sub>).

La crise de l'énergie, le changement climatique et l'économie globale d'un pays sont directement affectés par la croissance de la consommation d'énergie. Une réduction significative du gaspillage d'énergie peut être obtenue grâce à une surveillance fine de la consommation d'énergie et à la transmission de ces informations aux consommateurs. Un examen détaillé de plus de 60 études [8] suggère que l'économie d'énergie maximale peut être obtenue en utilisant des mécanismes de rétroaction directe (informations en temps réel sur la consommation au niveau des appareils) par opposition aux mécanismes de rétroaction indirecte (factures mensuelles, conseils hebdomadaires

sur la consommation d'énergie).

Dans ce contexte d'efficacité énergétique, un algorithme de détection de fonctionnement d'un appareil à partir de mesures de son courant électrique consommé sur le réseau a été proposé et caractérisé dans le cadre de la thèse de M. NAIT-MEZIANE. Mon travail consiste dans un premier temps à proposer une extension plus fiable de cet algorithme vis à vis du bruit qui détériore les performances de détection surtout dans le cas d'un ensemble d'appareils amenés à consommer simultanément sur le réseau. Dans un deuxième temps, il fallait déterminer l'efficacité et les limites des algorithmes d'estimation des paramètres caractérisant le courant de chaque consommateur électrique dans le cas d'un fonctionnement simultané multi-appareil.

Il n'existe pas de crise énergétique ou de crise environnementale. Il existe seulement une crise de l'ignorance.

Richard Buckminster Fuller

# 1

## État de l'Art

### 1.1 Introduction

Aujourd'hui, la complexité croissante de l'approvisionnement énergétique est un thème de plus en plus présent sur la scène médiatique. La quête de solutions, que ce soit pour trouver de nouvelles sources d'énergie ou pour augmenter l'efficacité énergétique, est un vrai casse-tête.

La consommation d'électricité dans les secteurs commercial et résidentiel représente 70% de la consommation totale d'électricité aux États-Unis [1], et dans l'Union européenne, le secteur résidentiel représente 30% de l'utilisation de l'électricité [33]. Il s'agit d'une préoccupation croissante à mesure que les ressources énergétiques sont limitées et on prévoit que les besoins énergétiques mondiaux doubleront d'ici la fin de 2030 avec des implications négatives sur l'environnement (par exemple, les émissions de CO<sub>2</sub>).

Une détermination de la consommation d'énergie électrique des appareils individuels fournirait des informations critiques qui permettent aux consommateurs de gérer efficacement leur consom-

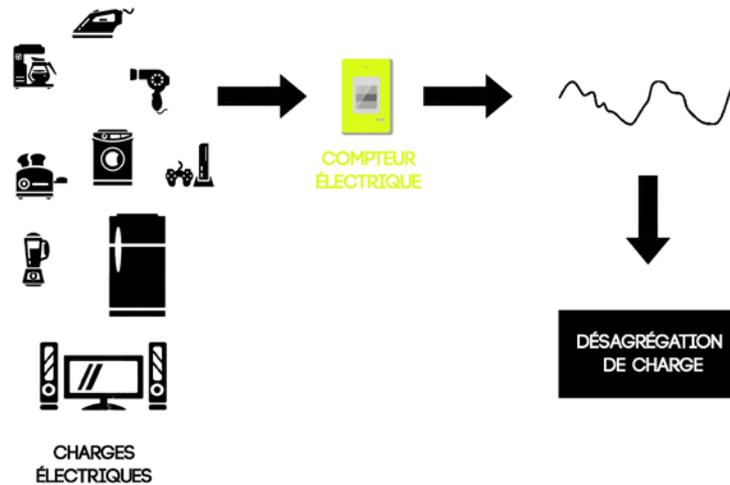


Figure 1.2.1 : Illustration de la problématique de la désagrégation de charges

mation énergétique. Par exemple, certaines charges électriques, telles que les téléviseurs et les moniteurs, pourraient être désactivées automatiquement. Cela pourrait également aider à estimer la consommation d'énergie, ou à détecter la dégradation de l'équipement. L'information obtenue peut être utilisée pour formuler des stratégies pour une utilisation optimale de l'énergie.

## 1.2 Présentation de la Problématique

La désagrégation de charges individuelles à partir de la charge totale mesurée au niveau du compteur traite principalement du problème de la détermination de la consommation d'énergie électrique et de l'état de fonctionnement des appareils individuels dans les ménages. Donc, si une courbe de charge  $L$  mesurée est la somme de trois charges dont les courbes sont  $L_1$ ,  $L_2$  et  $L_3$ , alors la tâche de la désagrégation de charges consiste à déterminer  $L_1$ ,  $L_2$  et  $L_3$  individuellement avec la seule connaissance de  $L$ . Par la suite, une dernière phase permettra l'identification des appareils électriques à partir des courbes  $L_1$ ,  $L_2$  et  $L_3$ . Cette tâche est illustrée dans la figure 1.2.1.

## 1.3 Désagrégation de Charge

La décomposition ou désagrégation de charges est, en général, un processus d'identification et de mesures de charges. Ces mesures de charges détermineront la consommation d'énergie et l'état des appareils pour comprendre la consommation d'énergie des charges individuelles dans le système. Il existe trois types d'approches pour décomposer la courbe de charge globale : approches intrusives, semi-intrusives et non intrusives. D'après (Ehrhardt-Martinez et al., 2010)[8] un retour (feedback) en temps-réel sur la consommation détaillée permettrait de réaliser de 9 à 18% d'économie sur la facture d'énergie.

### 1.3.1 Approche intrusive

L'approche intrusive (Intrusive Load Monitoring - ILM) consiste à installer un périphérique de mesure pour chaque charge à mesurer. Donc les approches de suivi intrusif (Intrusive Load Monitoring-ILM) introduisent une forme d'intrusion au niveau du réseau à mesurer car s'appuient sur l'utilisation de sous-compteurs distribués placés directement au niveau des appareils, qui envoient l'information (mesure de consommation) à une unité centrale de traitement pour l'inclure dans la consommation globale d'énergie. La présence de nombreux ensembles de capteurs dans le système ILM le rend complexe dans l'installation et plus difficile à entretenir. La sous-mesure du système permet de relayer sur la fonctionnalité de tous les sous-compteurs pour une surveillance précise, c'est-à-dire si l'un des sous-compteurs ne parvient plus à transmettre l'information, la précision du système de surveillance sera affectée.

Comme indiqué dans (Parson, 2012)[26], différentes formes d'ILM peuvent être trouvées :

- sous-comptage électrique : un sous-compteur d'énergie est utilisé pour chaque appareil ; cette approche se caractérise par un coût élevé (déploiement d'un personnel qualifié et installation de plusieurs sous-compteurs) et un effort considérable pour la mise en place. De plus, chaque nouvel appareil nécessite l'achat d'un nouveau sous-compteurs.
- appareils intelligents : les appareils ont des circuits communicants qui leurs permettent de transmettre leur consommation à une unité centrale ; c'est une approche attractive mais complexe à réaliser (équiper les appareils de puces à la fois pour le calcul d'énergie et l'envoi des données) et les constructeurs d'appareils ne sont pas prêts aujourd'hui à définir des protocoles et normes pour de telles puces. De plus, le problème des données qui peuvent porter

atteinte à la vie privée des consommateurs peut entrer en jeu.

- sondage électrique : un signal électrique est injecté au réseau domestique et le signal retourné est analysé. L'intrusion vient ici du fait d'injecter au réseau un signal extérieur qui pourrait affecter la qualité du réseau. Cette approche interfère avec le réseau ce qui ajoute une perturbation qui pourrait influencer la qualité de l'énergie envoyée aux appareils consommateurs.

### 1.3.2 Approche semi-intrusive

L'approche semi-intrusive (Semi-Intrusive Load Monitoring-SILM) est une approche très similaire à l'approche intrusive sauf qu'au lieu d'utiliser des sous-compteurs d'énergie à raison de un par appareil, on utilise un sous-compteur par groupe d'appareils. Donc, l'objectif principal lors de la mise en oeuvre de cette approche est de déterminer le nombre minimum de sous-compteurs garantissant une désagrégation sans ambiguïté (Tang et al., 2014a)[32]. Cette approche partage les mêmes inconvénients que l'approche intrusive, mais avec moins d'intrusion. Dans la littérature, ces approches sont souvent confondues avec les approches intrusives.

### 1.3.3 Approche non-intrusive

L'approche non-intrusive (Non-Intrusive Load Monitoring-NILM), est un moyen pratique de déterminer l'état de fonctionnement des appareils individuels et la décomposition de la consommation globale en fonction de l'analyse de la charge globale mesurée par le compteur de puissance principal dans un bâtiment. Cette approche est un processus d'analyse des changements dans la tension et le courant, et par la suite en déduire les appareils utilisés dans le bâtiment ainsi que leur consommation d'énergie individuelle. Elle est non intrusive car ne nécessitant pas d'intrusion dans les locaux ou la maison du consommateur lors de la mesure de la consommation d'énergie des différents appareils. L'approche NILM est considérée comme une alternative peu coûteuse aux techniques de surveillance intrusive.

## 1.4 L'approche NILM

### 1.4.1 Présentation de l'approche

Le concept de NILM n'est pas nouveau, il date de près de deux décennies. Il a débuté avec Hart [11] (figure 1.4.1), qui a proposé une méthode pour désagréger les charges électriques en examinant uniquement la variation de la puissance des données de charge agrégées. L'objectif est de partitionner les données de consommation de la maison entière en ses principaux constituants. Ce problème peut être formulé comme suit : Les signaux d'alimentation des appareils actifs s'accumulent au point d'entrée du compteur comme  $P(t)$ , ceci peut être mathématiquement défini comme

$$P(t) = P_1(t) + P_2(t) + P_3(t) + P_4(t) + \dots + P_n(t)$$

Où  $P_i$  est la consommation d'énergie des appareils individuels contribuant à la mesure agrégée et  $n$  est le nombre total d'appareils actifs dans à un instant  $t$ . La tâche du NILM est d'effectuer la décomposition de  $P(t)$  en signaux de puissance spécifiques à chaque appareil afin de réaliser une détection d'énergie désagrégée. Les charges électriques présentent un modèle de consommation d'énergie unique souvent appelé «signature de charge ou d'appareil», qui permet aux algorithmes de désagrégation de discerner et de reconnaître l'appareil à partir des mesures de charge agrégées. L'identification de l'appareil dépend fortement des signatures de charge, qui sont encore caractérisées par la catégorie d'appareils. Les appareils électriques peuvent être classés en fonction de leurs états opérationnels comme suit (Zoha et al., 2012)[36] :

- **Type-I**: ce sont les appareils avec seulement deux états de fonctionnement (ON / OFF). Des exemples de tels dispositifs comprennent lampe de table, grille-pain, etc.
- **Type II**: Il s'agit d'appareils multi-états avec un nombre fini d'états de fonctionnement également appelés machines à états finis (FSM). Les appareils de consommation appartenant à cette catégorie comprennent les machines à laver, le brûleur de cuisinière, etc. Le modèle de commutation de ces appareils est également répétitif, ce qui facilite l'identification de leur fonctionnement par l'algorithme de désagrégation.
- **Type III**: Les appareils appartenant à cette catégorie sont également connus sous le nom

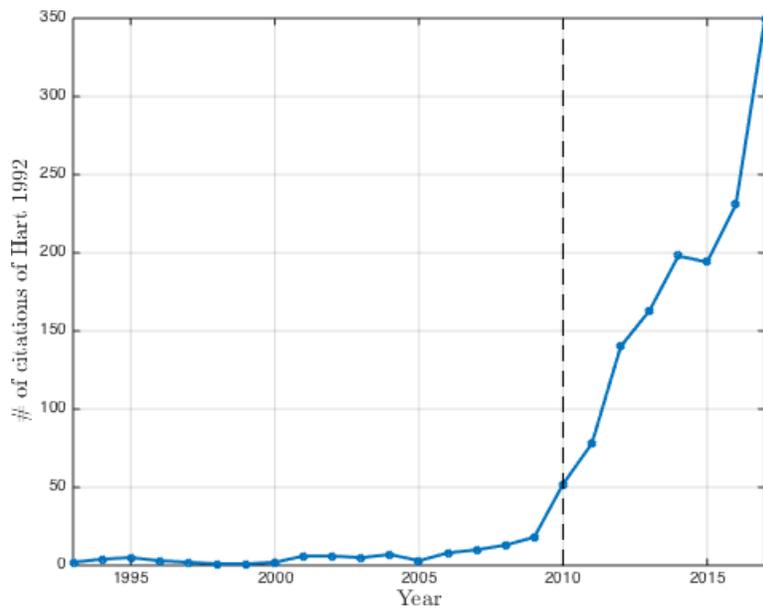


Figure 1.4.1 : Citations du travail fondateur du NILM de Hart (Hart, 1992) entre 1993 à 2015. Source des données : Citations Google Scholar.

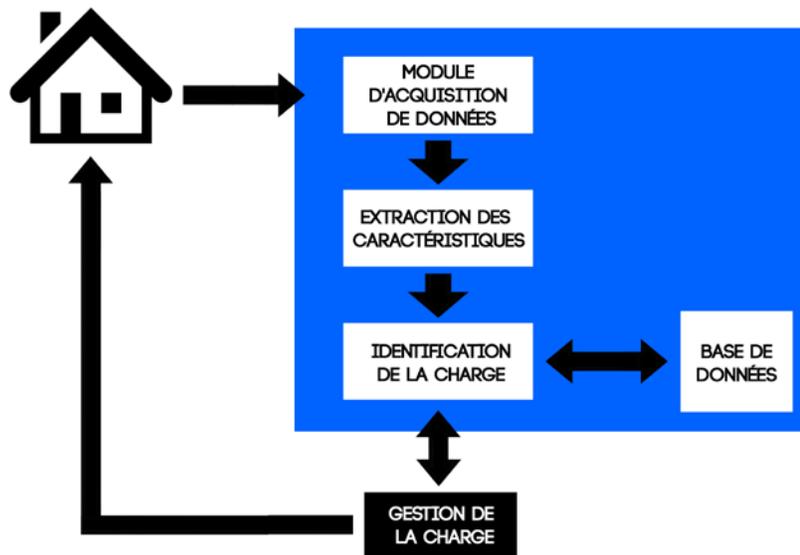


Figure 1.4.2 : Structure générale système d'identification des charges

de dispositifs à variation continue (CVD) en raison de leurs caractéristiques de tirage de puissance variable sans nombre fixe d'états. Les perceuses et les lampes à variation d'intensité sont des exemples de CVD sans répétabilité dans leurs caractéristiques de tirage électrique. Il est donc très difficile pour les méthodes NILM de désagréger ce type d'appareil de mesures de charge agrégées.

- **Type IV** : Une autre catégorie d'appareils qui restent actifs pendant des semaines ou des jours consommant de l'énergie à un taux constant a vu le jour ces dernière année et sont appelés dispositifs à consommation permanente "permenant consumer devices" [35]. Les appareils tels que le détecteur de fumée câblé, les appareils téléphoniques, les récepteurs de télévision par câble sont parmi les appareils appartenant à cette catégorie.

#### 1.4.2 Modules constitutifs d'un système NILM

Nous discuterons brièvement des modules constitutifs d'un système NILM (figure 1.4.2) :

**Module d'acquisition de données :** Le rôle du module d'acquisition de données consiste à acquérir une mesure de charge agrégée à un taux d'échantillonnage adéquat afin que des modèles de charge distinctifs puissent être identifiés. Il existe une grande variété de compteurs d'énergie conçus pour mesurer la charge agrégée des bâtiments qui peuvent être classés comme suit :

1. Compteurs d'énergie à basse fréquence : Le taux d'échantillonnage détermine le type d'information pouvant être extraite des signaux électriques. Afin de capturer les harmoniques d'ordre supérieur des signaux électriques, qui sont des multiples entiers de la fréquence fondamentale. D'autre part, les mesures de puissance traditionnelles telles que la puissance réelle, la puissance réactive, la tension et les valeurs de courant peuvent être calculées à une faible fréquence d'échantillonnage.
2. Compteurs d'énergie à haute fréquence : Afin de capturer les événements transitoires ou le bruit électrique généré par les signaux électriques, les formes d'onde doivent être échantillonnées à une fréquence beaucoup plus élevée. Ces types de compteurs d'énergie haute fréquence sont souvent personnalisés et coûteux à cause d'un matériel sophistiqué et sont adaptés au type de fonctionnalités qui doivent être extraites du signal.

**Extraction des caractéristiques :** la prochaine étape après l'acquisition de données consiste à traiter les données brutes (c'est-à-dire les formes d'onde de tension et de courant) afin de calculer les paramètres de puissance (par exemple, la puissance active et réactive). L'étape suivante après le traitement des données brutes est de détecter des événements tels que la transition d'état de l'appareil (par exemple, ON/OFF) à partir des mesures de puissance. Un module de détection d'événement détecte la transition ON / OFF des appareils en analysant les changements dans les niveaux de puissance. Dans la littérature, plusieurs méthodes de détection d'événement ont été proposées et afin de caractériser les événements détectés, des méthodes d'extraction de caractéristiques basées sur les régimes permanents et transitoires ont été développées. Les méthodes de régime permanent identifient les dispositifs en fonction des variations de leurs signatures en régime permanent, par exemple une modification de la mesure de puissance active d'une valeur haute à faible permet de déterminer si l'appareil est activé ou désactivé. Les méthodes transitoires, d'autre part, utilisent des signatures transitoires qui définissent de manière unique les transitions d'état de l'appareil en extrayant des caractéristiques telles que la forme, la taille, la durée et les harmoniques des formes d'ondes transitoires. Cependant, les signatures transitoires distinctives ne

peuvent être extraites que si le taux d'échantillonnage est supérieur à 1 000 échantillons par seconde [35]. Compte tenu du coût de la solution, les méthodes à régime permanent semblent être une approche plus réalisable car elle nécessite un matériel peu coûteux. Outre les approches événementielles, des efforts de recherche ont également été réalisés pour éviter complètement la phase de détection d'événement, soit en utilisant des lectures de courant et de tension brutes, soit en analysant l'information dans le spectre de fréquence afin de détecter la présence de certains appareils alors qu'ils fonctionnent.

**Identification de la charge :** les caractéristiques extraites de l'appareil sont analysées par les algorithmes d'identification de charge afin d'identifier les états spécifiques de l'appareil à partir de la mesure agrégée. La plupart des travaux de recherche sur la méthode NILM sont axés sur les techniques d'apprentissage automatique supervisées qui nécessitent des données classifiées pour la formation du classificateur. À ce jour, la plupart des méthodes d'apprentissage supervisées adaptées à la désagrégation de charge sont des approches fondées sur l'optimisation ou la reconnaissance de formes. L'approche d'optimisation tente de faire correspondre les mesures de puissance observées  $P(t)$  à une combinaison possible de signaux d'alimentation d'appareils (présent déjà dans la base de données) pour réduire l'erreur de correspondance. Cependant, un inconvénient majeur est que la présence de charges inconnues en  $P(t)$  complique le problème d'optimisation car la méthode tente de fournir une solution basée sur la combinaison d'appareils connus. Par conséquent, l'approche de reconnaissance de forme a été la méthode préférée des chercheurs pour la tâche d'identification de charge. Similaire à la correspondance de modèle, les caractéristiques extraites sont associées à un regroupement de signatures de charge déjà disponibles dans la base de données des caractéristiques de l'appareil afin d'identifier un événement associé à une opération d'un appareil. L'exigence de la disponibilité de données pour l'apprentissage pour les algorithmes est l'un des principaux obstacles à l'adoption de ces solutions NILM. Récemment, les chercheurs ont montré un intérêt croissant pour les méthodes non supervisées pour la désagrégation de charge afin que le besoin d'annotation des données puisse être éliminé. Contrairement à la plupart des approches supervisées de désagrégation de charges qui reposent sur la détection d'événements pour la classification, les méthodes non supervisées sont non-événementielles. Ces méthodes utilisent des techniques d'apprentissage non supervisées et tentent de désagréger directement les mesures de charge agrégées sans effectuer de détection d'événement quelconque.

**Pré-apprentissage du système :** la phase de pré-apprentissage est souvent une condition

préalable pour les systèmes NILM. Les algorithmes de désagrégation supervisés nécessitent des données étiquetées adéquates pour l'apprentissage des paramètres du modèle afin d'effectuer la tâche de reconnaissance de l'appareil. Les méthodes d'apprentissage peuvent en outre être classées «on-line» ou «off-line». Dans le cas de l'apprentissage dit «on-line», l'étiquetage des appareils est fait de façon manuel et en temps réel, ce qui est difficile et complexe car seules les valeurs de charge agrégées sont observées à la place des mesures individuelles des appareils. Afin de faciliter le processus d'apprentissage «on-line», plusieurs mécanismes assistés par capteur sont proposés dans [29] [9]. Inversement, l'approche de formation dite «off-line» acquiert les mesures de charge agrégées de l'environnement cible pendant une période donnée (des jours ou des mois), et les appareils sont étiquetés en fonction d'une signature préexistante dans la base de données. Alternativement, une méthode d'apprentissage séquentielle peut également être utilisée dans laquelle l'utilisateur modifie manuellement les états de l'appareil un par un pour compléter la base de données [12], mais cela prend beaucoup de temps.

#### 1.4.3 NILM : travaux et études

En ce qui concerne leur approche, tous les algorithmes fonctionnent à l'aide de ce que nous appellerons la technique de comparaison de la bibliothèque [6]. Plus précisément, une base de données ou une bibliothèque de signature d'appareil est développée en effectuant des mesures physiques sur des appareils, puis les nouveaux signaux d'appareils non identifiés sont comparés aux signatures de la bibliothèque pour déterminer la meilleure correspondance.

#### **Hart et les débuts du NILM**

Le problème de l'inférence de l'utilisation de l'électricité par les consommateurs à partir des mesures des paramètres du circuit électrique a commencé à attirer l'attention dans la communauté des ingénieurs à partir des années 1980 avec des études de G. Hart et F. Schweppe au Massachusetts Institute of Technology et de l'Institut de recherche sur l'énergie électrique. Les premières recherches ont porté sur la désagrégation d'appareils résistifs simples [6] qui ont un nombre fini d'états opérationnels, qui sont typiques pour le secteur résidentiel (par exemple, Hart, 1992[12]; Sultanem, 1991[31]; Marceau et Zmeureanu, 2000[21]; Leeb et al., 1995[18]). Quelques efforts (par exemple, Roos et al., 1994[28]; Lee et al., 2005[16]) ont également été investis dans l'étude

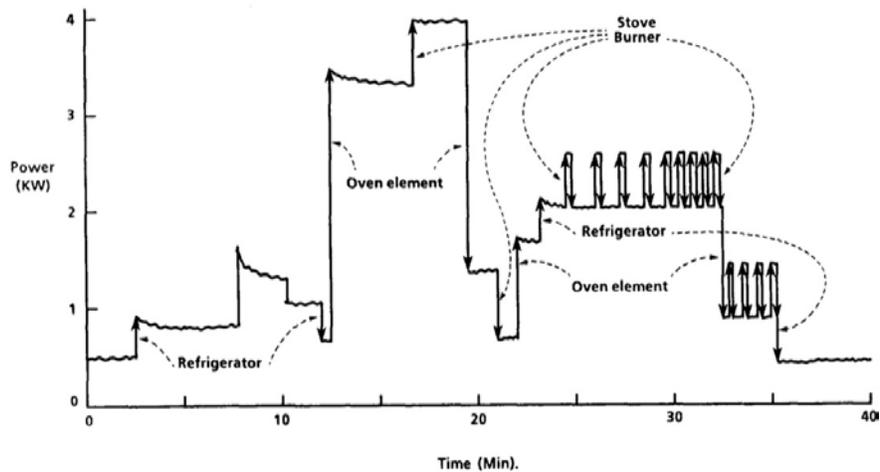


Figure 1.4.3 : Le diagramme de puissance par rapport au temps ; Changements dûs aux événements d'appareils individuels. Hart. © 1992 IEEE

d'appareils électriques dans le secteur industriel et commercial, qui ont généralement des principes de fonctionnement plus compliqués (par exemple, des dispositifs à puissance variable tels que des moteurs).

Hart a introduit le «Non-Intrusive Load Monitoring (NILM)» en tant que paradigme pour un système software capable d'analyser des données électriques en un seul point (par exemple, le compteur de maison) pour obtenir des informations sur l'utilisation énergétique d'appareils individuels (Hart, 1992[12]). L'architecture est composée d'un capteur qui échantillonne la puissance au niveau du ménage à 8 kHz et transmet ces données à un périphérique qui extrait les caractéristiques de base, qui les transmet à une unité centrale qui effectue la classification de l'équipement. L'approche de Hart repose sur la détection de changements rapides se produisant dans les signaux de puissance normalisés à l'état permanent (figure 1.4.3). L'espace 2D (puissance réelle, puissance réactive) est utilisé pour identifier les régions de changements d'état de l'appareil (figure 1.4.4). Pour effectuer la classification, il associe les signatures des appareils à celles se trouvant dans une base de données obtenue par une mesure intrusive préalable de chaque appareil. Dans la forme de base présentée dans Hart (1992)[12], la méthode NILM est capable de désagréger certains appareils simples (puissance minimale 150 W) avec un nombre fini d'états (ON / OFF), dont Hart

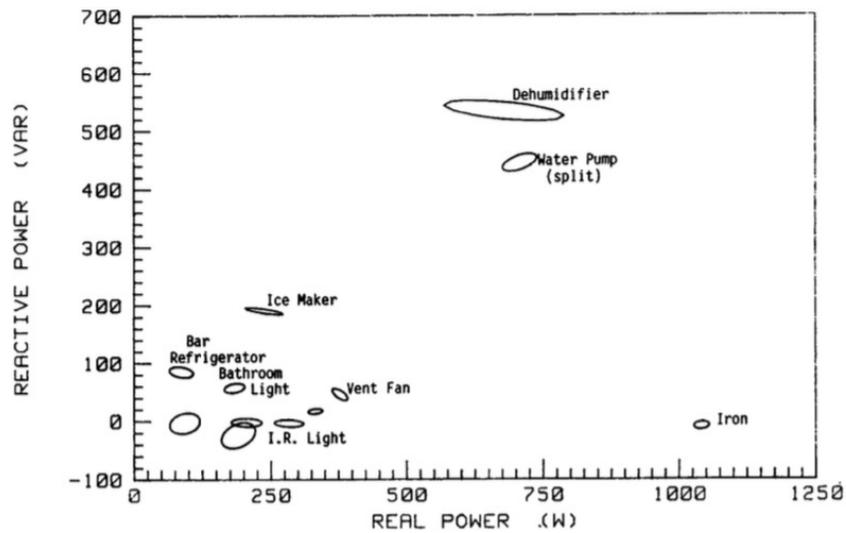


Figure 1.4.4 : Espace de puissance complexe et clustering d'appareils. Hart. © 1992 IEEE

indique une précision de 85%.

### Extension du modèle de Hart

Un certain nombre d'études ont étendu le modèle d'appareil linéaire simple adopté par Hart (1992)[12] pour utiliser d'autres quantités telles que les changements brusques dans le courant (par exemple, Sultanem, 1991[31]) ou la distorsion de tension (Roos et al., 1994[28]). Toutes ces approches nécessitent des quantités énormes (plusieurs jours) de données traitées hors ligne. Ils ignorent généralement le temps pris par les appareils pour atteindre le fonctionnement en régime permanent et ne peuvent pas distinguer les charges dont les signatures se chevauchent dans l'espace de la caractéristique utilisée (courant, tension, puissance...). Par exemple, une telle approche aura de la difficulté à distinguer entre un chauffe-eau et un grille-pain qui consomme la même puissance et ont des principes opérationnels (résistifs) similaires.

Des techniques de désagrégation plus avancées ont été développées qui reposent sur le calcul des harmoniques de Fourier du courant pour éliminer davantage l'ambiguïté dans les signatures des appareils. Plusieurs études tentent d'étendre les types de charges identifiables à des appareils plus puissants et plus complexes dans les maisons et les bureaux modernes (ordinateurs, copieurs)

ou industriels (ventilateurs à vitesse variable) (Laughman et al., 2003[15]; Lee, 2003[17], Shaw et al., 2008[30]; Lee et al., 2005[16]). Dans Shaw et al. (2008)[30], les formes d'onde de courants ont été collectées à un taux d'échantillonnage de plusieurs kHz et utilisées pour calculer des enveloppes spectrales (coefficients de Fourier moyennés en fonction du temps) qui caractérisent le comportement harmonique. Les événements sont identifiés en effectuant la segmentation sur les enveloppes plutôt que sur le signal brut en isolant plusieurs v-sections (variations significatives) pour chaque type de charge. Dans Nakano et al. (2006), les auteurs utilisent la fondamentale du courant et les harmoniques d'ordre impair (jusqu'à la 13ème) et la différence de phase tension-courant comme caractéristiques pour former un classificateur de machine à vecteur de support (SVM). Ils testent leur approche sur les données collectées dans quatre foyers pendant plusieurs jours en été et en hiver, et font état d'une précision allant de 88% (pour les réfrigérateurs) à 98% (pour les téléviseurs).

### **Méthodes NILM basées sur l'analyse transitoire**

Une autre classe d'approches exploite l'information offerte par le bruit transitoire induit dans un circuit électrique lorsqu'un appareil change d'état opérationnel. Les caractéristiques du signal transitoire dépendent fortement du principe de fonctionnement de l'appareil et pourraient fournir une capacité d'identification plus fiable et presque en temps réel étant donné que les données qui sont disponibles sont échantillonnées à une fréquence suffisamment élevée (Laughman et al., 2003[15]). Les variantes des enveloppes spectrales (coefficient de Fourier moyen variable dans le temps) du courant (Leeb et al., 1995[18]; Shaw et al., 2008[30]) ou de la tension (Laughman et al., 2003[15]) sont utilisées pour définir les signatures qui correspondent à des Prototypes ("exemplaires") obtenus pour chaque appareil dans une phase d'étalonnage précédente. La correspondance est généralement effectuée en trouvant des paramètres de décalage et de mise à l'échelle appropriés qui minimisent un critère d'erreur de moindres carrés entre les événements et les exemples. Dans Patel et al. (2007)[27], les auteurs effectuent un échantillonnage du courant au niveau du ménage à 1 MHz et utilisent la durée et l'amplitude des transitoires d'un ensemble de fréquences dans le bruit électrique généré par la mise en marche / arrêt abrupte des appareils pour construire les signatures des appareils. Ils forment un modèle SVM dans une phase d'étalonnage préliminaire, qu'ils utilisent pour obtenir une identification en temps quasi-réel de 40 appareils pour 6 maisons de test sur 6 semaines (3000 événements transitoires). Les précisions rapportées varient de 85 à 90% pour

les charges individuelles, complexes (puissance variable ou inductive) telles que le sèche-cheveux ou le ventilateur de salle de bains. Les limitations notables de ces approches sont qu'elles nécessitent un échantillonnage à haute fréquence de quantités électriques (courant, tension ...) et que la topologie du réseau électrique peut influencer les caractéristiques des transitoires. C'est-à-dire que pour un réseau électrique différent (un autre ménage) qui est significativement différent des maisons d'essai, un nouvel étalonnage peut être nécessaire. Il est peu probable qu'une maison de test puisse imiter les caractéristiques d'un pourcentage élevé de maisons.

S'appuyant sur le travail de Patel sur la désagrégation à l'aide de signatures transitoires à haute fréquence du réseau domestique, Gupta et al. (2010)[10] identifient les appareils individuels à partir de mesures uniques. Leur système (ElectriSense) utilise des ondes d'interférence électromagnétique (EMI) (interférence électromagnétique continue dans la gamme MHz) qui sont caractéristiques des circuits électriques de commutation marche / arrêt de chaque type d'appareil, tout en étant cohérentes à travers les réseaux domestiques. Ils ont effectué une expérience de 6 mois sur sept logements, regroupant plus de 2500 événements de commutation pour 94 appareils individuels à une fréquence d'échantillonnage de 1 MHz via un matériel personnalisé. Un préprocesseur extrait les harmoniques d'ordres élevés des mesures brutes, qui sont traitées à l'aide d'un algorithme K-Nearest-Neighbors pour détecter des événements inhabituels (modification des états de l'appareil). La précision déclarée (en termes de taux d'identification de l'appareil) est de 94%.

### **Au-delà des approches traditionnelles NILM**

Des études récentes ont exploré l'incorporation du comportement des utilisateurs et des informations d'utilisation des appareils dans l'ensemble des fonctionnalités utilisées par un système NILM. Dans Ford (2009), l'auteur propose un compteur d'électricité avancé (AEM) qui utilise trois ensembles de caractéristiques (paramètres électriques à court terme mesurés, changements d'état de l'appareil dépendant du temps et l'heure de l'utilisation) et un modèle d'appartenance qui spécifie dans quelle mesure chaque caractéristique représentative est présente dans chaque appareil. Le système de classification Bayésien est formé à l'aide de données collectées à 12 kHz et effectue une identification de l'appareil en temps quasi réel avec des précisions signalées de plus de 95% pour un petit ensemble d'appareils (y compris les bouilloires, les ventilateurs, les sècheurs à cheveux).

D'autres travaux qui intègrent des informations sur le comportement des utilisateurs ont commencé à explorer des algorithmes d'apprentissage avancés qui fonctionnent sur des données échantillonnées moins précises (comme cela peut être actuellement fourni par les services publics électriques) provenant de nombreuses maisons réelles sur de longues périodes de temps et sur une plus grande palette d'appareils électronique grand public. Kolter et al. (2010)[14] utilisent des compteurs d'énergie au niveau des prises de courant, avec un échantillonnage de puissance à l'heure sur une période de 12 à 24 mois auprès d'environ 600 maisons résidentielles aux Pays-Bas, totalisant 10 000 appareils surveillés et 50 types d'appareils. Ils développent une méthode de prédiction qui établit un dictionnaire correspondant à un sous-ensemble de types d'appareils qui comprend des appareils de fonctionnalité similaire. Ayant accès aux lectures réelles du niveau des prises de courants pour tous les appareils (ground truth), ils peuvent évaluer les performances de l'algorithme de manière transparente.

Certains auteurs abordent le problème de désagrégation de la charge en explorant rapidement l'espace fini des configurations possibles d'appareils qui pourraient avoir généré le signal agrégé, par exemple, Baranski et Voss (2004b)[2] mais malheureusement, les auteurs ne fournissent aucune donnée ou résultat de performance.

Une approche distincte a été prise dans Inagaki et al. (2011)[13], celle du point unique (c'est-à-dire, en regardant les formes d'onde de courant et de tension en un seul point dans le temps plutôt que dans le signal de puissance), le problème de désagrégation est formulé comme estimant le nombre d'appareils de chaque type dans un ensemble discret. Ici, les auteurs divisent les mesures de courant en des formes d'onde uniques pour appareils individuels en trouvant la configuration de l'appareil qui minimise l'erreur sur le courant (en utilisant la méthode des moindres carrés). Ils testent leur méthode sur 42 appareils individuels de 9 types, la fréquence d'échantillonnage du courant et de la tension est de 40kHz. Ils obtiennent une précision de 80% sur le taux d'identification des appareils et de leur état.

En plus du travail sur l'amélioration algorithmique, des études récentes ont également exploré l'implémentation des techniques établies en réalisant des prototypes commerciaux ciblés sur des fonctions spécifiques. Dans Berges et al. (2010)[5], les auteurs créent un prototype de surveillance personnalisé pour collecter des données pour un appartement, ayant pour objectif un audit personnalisé de la consommation d'énergie. Ils mettent en œuvre plusieurs approches NILM existantes, expérimentant différentes signatures d'appareils proposées dans la littérature (puissance réelle et

réactive, harmoniques et transitoires) combinées à des algorithmes de classification. Dans Berges et al. (2009)[4], le même groupe propose un algorithme pour la classification des appareils, qu'ils utilisent sur les puissances réelles et réactives, ainsi que des harmoniques détectés à partir de données de tension et de courant échantillonnées à 100 kHz à partir de 8 appareils différents. Ils signalent une précision de 79% (taux d'identification de l'appareil). En utilisant la même approche algorithmique, Berges et al. (2010)[5] indiquent une précision de 85,2% pour un ensemble de 17 appareils, avec des données enregistrées sur 5,5 jours.

Des recherches récentes ont tenté de combiner les avantages de comparer, de manière cohérente, les différentes méthodes de désagrégation. Dans Liang et al. (2010a)[19], les auteurs proposent une plate-forme intelligente de désagrégation de charge électrique (E-LI) qui intègre un certain nombre d'algorithmes et d'approches proposées précédemment. La plate-forme se compose d'une base de données de caractéristiques d'appareils et des modules connus pour la détection d'événements, l'extraction de caractéristiques et des algorithmes de clustering, qui fonctionnent à la fois sur des données de courant et de tension de basse (jusqu'à 1 Hz) et haute (plus de 1 Hz) fréquence. L'approche extrait les caractéristiques (telles que proposées dans 1.4.2) à partir de données brutes à plusieurs échelles (régime stationnaire et transitoires) telles que la forme d'onde du courant, la puissance réelle / réactive, les harmoniques, la forme d'onde instantanée, les valeurs propres (EIG), commutation de forme d'onde transitoire (STW). Les caractéristiques sont transmises à un mécanisme de décision (CDM : Committee Decision Mechanism), qui obtient des résultats de désagrégation à partir de plusieurs algorithmes (voir Inagaki et al. (2011)[13], Baranski et Voss (2004b)[3], Sultanem (1991))[31] et choisit le meilleur : choisi par différents mécanismes (l'occurrence la plus fréquente, estimation par maximum de vraisemblance). Pour comparer les résultats des différents algorithmes, les auteurs présentent plusieurs paramètres de performance cohérents en fonction du taux d'identification des appareils. Ils testent leur plate-forme sur une base de données de 27 appareils, avec des données échantillonnées à 0,128 Hz en comparant les performances de l'algorithme pour plusieurs combinaisons d'algorithmes et de caractéristiques, et obtiennent des performances de 85 à 95%. Dans une étude ultérieure, Liang et al. (2010b)[20], le même groupe teste en outre les performances de différents algorithmes à travers des simulations Monte Carlo de configurations de charges. Ils testent différents algorithmes qu'ils ont précédemment incorporés dans l'E-LI. Ils génèrent des configurations d'appareils électroménagers à l'aide de signatures provenant de la base de données susmentionnée de 27 appareils. Les précisions signalées sont su-

périeures à 93% selon les mesures basées sur les taux d'identification des appareils.

## 1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la problématique de la désagrégation de charge. Nous avons pu voir les différentes approches utilisées en générale et l'approche NILM plus particulièrement. De plus, nous avons présenté quelques travaux qui ont été faits dans ce domaine.

# 2

## Détection d'évènement

### 2.1 Introduction

Dans cette section, nous présentons le détecteur d'évènements proposé par M. NAIT-MEZIANE dans le cadre de sa thèse[22] ainsi que ses limites. Puis nous proposerons des améliorations pour assurer une détection fiable des appareils dans le cas d'un ensemble d'appareils amenés à consommer simultanément sur le réseau et surtout par rapport au bruit.

### 2.2 Présentation de l'algorithme HAND

L'algorithme HAND (High Accuracy NILM Detector)[25] est un algorithme de détection d'évènement non-supervisé utilisant des signaux à fréquence d'échantillonnage élevée comme entrée.

Les principaux atouts de cet algorithme sont sa précision de détection, sa faible complexité et sa rapidité de calcul due au fait que ce dernier n'utilise pas de moyenne (ex. Calcul de puissance),

de filtrage ou de transformation (ex. FFT), etc., ce qui peut entraîner une perte d'informations précieuses liées au passage dans un nouvel espace (ex. pour la FFT le passage dans l'espace des fréquences peut entraîner une perte d'informations liée au temps).

**Définition d'un événement :**

Un événement, ou section active, correspond à la partie du signal qui dévie du régime établi précédent et dure jusqu'à ce qu'il atteigne le régime établi suivant (Wild et al., 2015)[34].

**Principe de l'Algorithme :**

L'algorithme est simple et rapide. Il suit la variation de l'écart type (Standard deviation-STD)  $\sigma_d(t)$  de l'enveloppe détectée  $e_d(t)$  du signal de courant en utilisant une fenêtre glissante. Le principe du détecteur repose sur le fait que les régimes établis sont caractérisés par un faible  $\sigma_d(t)$  (en théorie nul), alors qu'un événement est caractérisé par une valeur élevée de  $\sigma_d(t)$ . La séparation entre le régime établi et un événement s'effectue à l'aide d'un seuil.

L'algorithme donne en sortie les instants de début et de fin des événements détectés. L'algorithme étant composé de différentes parties, nous donnons ci-après la descriptions détaillées de l'algorithme. L'algorithme peut être décomposé en 6 étapes :

**Étape 1 :** cette étape représente la phase de détection de l'enveloppe du courant  $e_d(t)$ . L'algorithme proposé, appelé Détecteur d'Enveloppe Amélioré (DEA) (Enhanced Envelope Detector-EED) utilise la valeur maximale sur chaque période secteur (20 ms pour une fréquence réseau de 50Hz) et interpole (interpolation cubique) entre tous les pics détectés. Un test additionnel est ajouté pour éviter le lissage des transitions abruptes du courant au début des événements. Ce test permet à l'enveloppe de mieux suivre les variations du signal courant (nous reparlerons de ce point dans la section 2.3 -Teste de la médiane-).

**Étape 2 :** choix de la taille de la fenêtre glissante  $L$

**Étape 3 :** initialisation l'écart-type et la moyenne

**Étape 4 :** calcul itérative de la moyenne  $\mu_d(t_k)$  ainsi que l'estimée, non biaisée, de l'écart-type  $\sigma_d(t_k)$  de  $e_d(t)$  représentant le paramètre caractéristique du détecteur d'évènements

**Étape 5 :** choix du seuil de détection  $\gamma$  afin de définir les instants de début  $t_d$  et de fin  $t_f$  pour chaque événement.

**Étape 6 :** le post-traitement corrige principalement pour deux choses : les sections de  $\sigma_d(t_k)$  qui dépassent à peine le seuil  $\gamma$  (approbation de l'évènement) et le délai temporel (correction du délai causé par la fenêtre glissante) qui apparaît sur l'instant de fin  $t_f$  en raison de l'utilisation, par la

fenêtre glissante, des  $L-1$  points antérieurs pour calculer un point présent.

### 2.3 Limites de l'Algorithme

#### Test de la médiane :

Ce teste proposons de tester la médiane de la valeur absolue du signal courant  $x_{p_k, p_{k+1}}(t)$  situé entre chaque deux pics détectés consécutifs  $p_k, p_{k+1}$  avec un seuil (fixé empiriquement). Si la médiane est inférieur au seuil alors pour cette partie  $e_d(t) = x_{p_k, p_{k+1}}(t)$ , sinon l'enveloppe détectée précédemment estgardée.

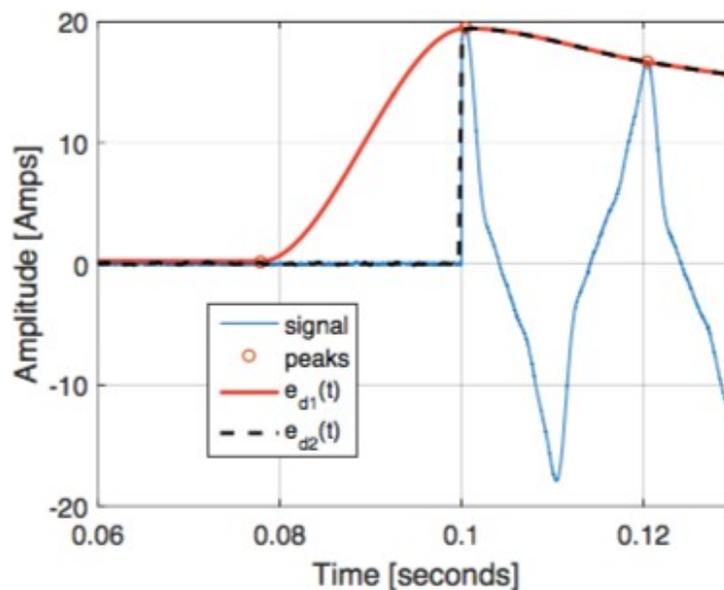


Figure 2.3.1 : Amélioration de la détection de l'enveloppe du signal courant. Exemple sur un évènement de mise en marche :  $e_{d1}(t)$  est détecté sans test de médiane et  $e_{d2}(t)$  avec.

Le but principal de ce test est de permettre à l'enveloppe, comme décrit précédemment, de mieux suivre les variations du signal courant, surtout quand la période secteur du régime établi précédent l'évènement a une amplitude faible ou contient une portion du début de l'évènement. Il permet de garder les transitions abruptes du courant au début des évènements (éviter leur lissage) et ainsi avoir une meilleure précision en ce qui concerne le début de l'évènement.

Cependant durant nos test nous avons remarqué que pour certains appareils ce test a un effet indésirable : l'algorithme garde tout le signal d'origine et ne détecte plus l'enveloppe (cela est dû essentiellement au mauvais choix du paramètre  $\alpha$ )

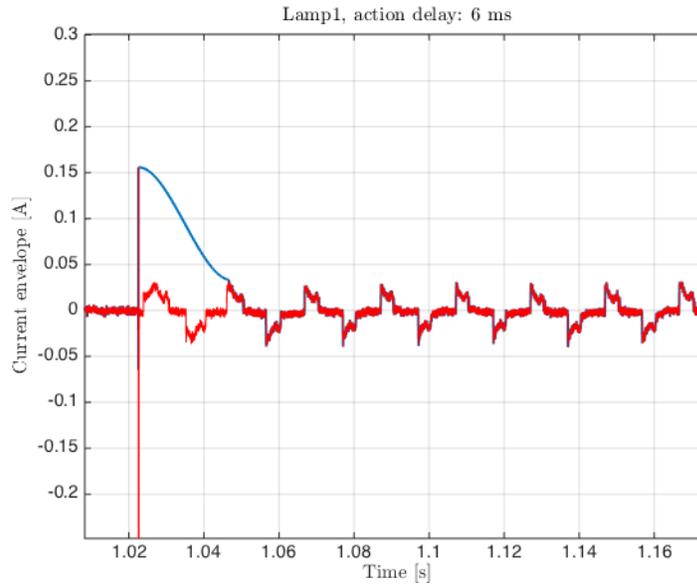


Figure 2.3.2 : Effet indésirable du teste de la médiane (courbe bleu : signal d'origine, courbe rouge : signal après application du teste de la médiane).

#### **Sensibilité de l'algorithme au bruit et dépendance de ce dernier de la valeur du seuil :**

Le détecteur étant dépendant de la valeur du seuil, constante et fixée a priori, il ne s'adapte pas aux variations du RSB des signaux courant traités. Par exemple, si le seuil est fixé à 0,1 A, le détecteur ne va pas pouvoir détecter la mise en marche d'un appareil de faible puissance ayant une amplitude variant au maximum de 0,08 A ce qui va produire des faux négatifs. De plus une forte augmentation de la puissance du bruit peut produire des faux positifs

## 2.4 Solutions Proposées:

### **Test de la médiane :**

Pour le premier problème, la solution proposée est de supprimer le test de la médiane ce qui va entraîner une perte en ce qui concerne la précision de l'instant de début de l'évènement mais qui évitera les conséquences citées précédemment.

**Sensibilité de l'algorithme au bruit et dépendance de ce dernier de la valeur du seuil :**

Pour le deuxième problème, la solution proposée est l'utilisation d'un seuil variable en utilisant une approche CFAR (constant false alarm rate).

## 2.5 L'Approche CFAR (Constant False Alarm Rate)

**CFAR :**

Dans de nombreux cas, le seuil de détection est constamment réglé en fonction du niveau de bruit du récepteur afin de maintenir un taux constant de fausse alerte. À cette fin, les approches CFAR (Constante False Alarm Rate) sont utilisées afin de garder le nombre de fausses alarmes sous contrôle dans un contexte d'interférence changeante et inconnue. La détection est généralement effectuée en comparant un signal donné à un seuil adaptatif de sorte qu'un taux constant de fausse alerte (CFAR) est maintenu. Le seuil d'un détecteur CFAR est calculé cellule par cellule en fonction du bruit estimé, qui est déterminée en traitant un groupe de cellules de référence entourant la cellule sous test.

Donc l'objectif des algorithmes CFAR est de définir des seuils suffisamment élevés pour limiter les fausses alarmes à un taux tolérable, mais assez bas pour permettre la détection des cibles.

**PFA :**

La probabilité de fausse alarme, PFA, est la chance que les pics de bruit soient confondues avec les cibles par l'algorithme CFAR. Comme les distributions de bruit sont continues, peu importe les seuils, il y aura toujours une chance finie que le bruit aléatoire dépassant ce seuil. Ainsi, plutôt que d'éliminer les fausses alarmes (ce qui serait impossible), l'objectif des algorithmes CFAR est d'estimer de manière fiable le bruit moyen et de multiplier la moyenne estimée par un facteur pour obtenir un seuil suffisamment élevé pour limiter le taux de fausses alarmes à un taux assez faible.

Pour estimer le bruit moyen sur plusieurs cellules on utilise la fenêtre CFAR.

**Fenêtre CFAR :**

Pour estimer le bruit moyen présent dans une cellule spécifique, d'autres cellules sont utilisées. Dans ce but, la plupart des algorithmes CFAR utilisent une fenêtre glissante. La cellule sous test

(CUT) - cell under test - est la cellule pour laquelle le bruit moyen est estimé et avec laquelle le seuil est réglé.

Pour estimer la moyenne, les cellules de référence - cellules adjacentes à la CUT - sont utilisées. Différents algorithmes CFAR utilisent différentes évaluations mathématiques et différentes décisions logiques à cette fin. Le CA-CFAR (Cell averaging CFAR), par exemple, prend la moyenne des cellules de référence tandis que OS-CFAR (Ordered Statistics CFAR) ordonne les cellules de référence du plus petit au plus grand pour prendre le  $k^{\text{th}}$  plus grand en tant que représentant du bruit moyen.

Les cellules de garde peuvent être de longueur variable. Une cible, si elle est présente dans la CUT, peut déborder sur les cellules de références et cela entraînerait des estimations inexactes du bruit. Les cellules de garde, garantissent alors, une protection contre cela.

#### **Cell Averaging CFAR :**

Dans le Cell Averaging CFAR, ou CA-CFAR, toutes les cellules de référence sont moyennées et multipliées par le multiplicateur de seuil  $\alpha$  (figure 2.5.1).

### 2.5.1 Estimation du Bruit

Une estimation de la distribution du bruit a été faite pour pouvoir calculer la constante multipliée par la moyenne des cellules de référence. Cette estimation a été faite sur des mesures de courant circulant dans réseau sans charge. La figure 2.5.2 montre l'histogramme du bruit du signal courant de notre système de mesure. Ce bruit est normalement distribué avec une moyenne nulle.

## 2.6 Résultats Expérimentaux

### 2.6.1 Tests sur données simulées

Pour les simulations, nous avons utilisé, pour le signal de courant, notre modèle (présenté dans le chapitre 3), le signal simulé  $x(t)$  est la somme de  $K$  différentes versions  $s_k(t, \tau_k, D_k)$  retardées de  $s(t)$  et d'un bruit :

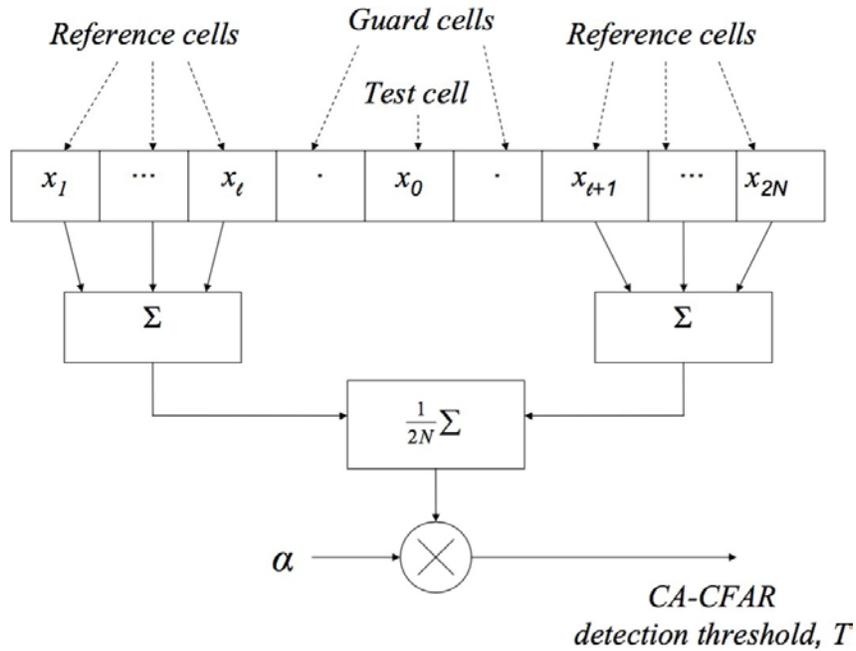


Figure 2.5.1 : Diagramme en blocs du CA-CFAR

$$x(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t, \tau_k, D_k) + w(t), \quad t = 0, \dots, D$$

Le bruit est blanc gaussien avec moyenne nulle et variance  $\sigma^2$ .  $\tau_k$  et  $D_k$  sont, respectivement, des délais temporels et durées. Les délais permettent de positionner le début des différentes versions  $s_k(t, \tau_k, D_k)$  à différents instants sur la durée totale du signal. Les versions de  $s(t)$  sont générées aléatoirement et les paramètres sélectionnés pour les simulations sont comme suit ( $U(a, b)$  étant la distribution uniforme sur l'intervalle  $(a, b)$ ) :

$$A_0 = 1, n = 1, d = 5$$

$$f = [50, 150, 250, 350, 450]^T$$

$$\tau_k = U(0, D)$$

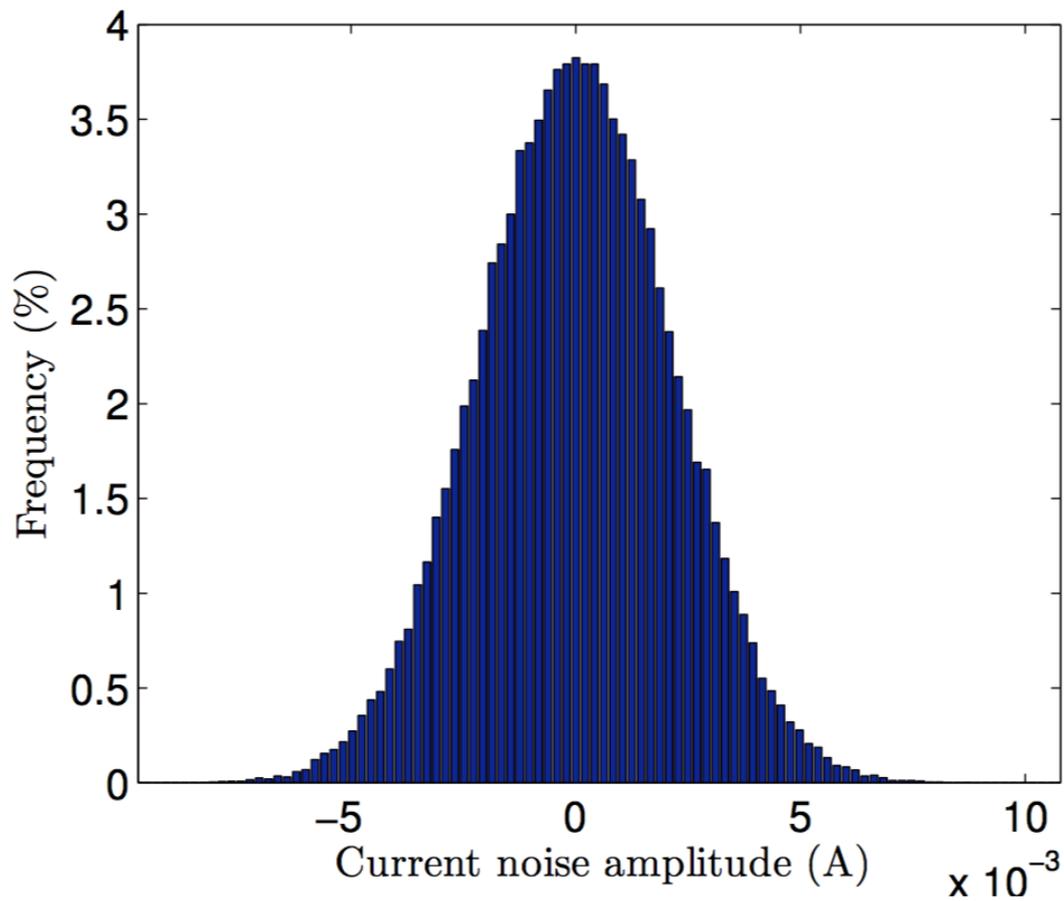


Figure 2.5.2 : Histogramme du bruit de courant

$$D_k = U(1, 10)$$

$$p_1 = U(-10, 0)$$

$$A_i = U(0, 5)$$

$$\varphi_i = U(0, \pi)$$

La fréquence d'échantillonnage  $F_s = 10\text{kHz}$  et  $K = 400$ . Ce qui représente 800 événements pour chaque simulation.

Comme critères d'évaluation, nous proposons d'utiliser les mesures suivantes : TruePositives

(TP), False Negatives (FN), False Positives (FP), précision et rappel comme suggéré par différents travaux dans le domaine (Klein et al., 2013; Makonin and Popowich, 2014). Ces mesures sont définies comme :

- TP : nombre d'évènements vrais correctement détectés;
- FN : nombre d'évènements vrais non détectés (ratés),  $FN = N - TP$  (N : nombre total d'évènements vrais);
- FP : nombre de faux évènements détectés par erreur ;
- précision =  $TP / (TP + FP)$  ();
- rappel =  $TP / (TP + FN)$ .

La précision représente le nombre d'évènements vrais détectés rapporté au nombre d'évènements détectés total (vrais et faux évènements détectés).

Le rappel représente le nombre d'évènements vrais détectés au regard du nombre d'évènements vrais qui se sont produits (détectés ou non).

### Évaluation de l'effet de la taille de la fenêtre glissante L :

Dans cette section nous avons fixé la SNR à 30 dB et la probabilité de fausse alarme à  $10^{-3}$  et faisons varier les tailles de fenêtres de CFAR, le tableau 2.6.1 donne la moyenne des précisions et rappels obtenu :

Taille de la fenêtre du CFAR (ms)	Taille de la fenêtre glissante L							
	1 période secteur		1.5 période secteur		2 périodes secteurs		4 périodes secteurs	
	précision	rappel	précision	rappel	précision	rappel	précision	rappel
500	0.8535	0.7880	0.8597	0.8597	0.8864	0.9474	0.8533	0.7592
600	0.8545	0.7852	0.8551	0.9207	0.8746	0.9511	0.8491	0.8503
700	0.8579	0.7829	0.8550	0.9161	0.8683	0.9516	0.8449	0.9182
800	0.8594	0.7816	0.8566	0.9132	0.8665	0.9498	0.8383	0.9448
900	0.8598	0.7805	0.8585	0.9106	0.8670	0.9472	0.8300	0.9317
1000	0.8601	0.7796	0.8595	0.9086	0.8685	0.8642	0.8211	0.8666
1100	0.8602	0.7797	0.8600	0.9067	0.8698	0.9430	0.8131	0.9131
1200	0.8599	0.7797	0.8604	0.9055	0.8707	0.9409	0.8087	0.9187
1400	0.8606	0.8606	0.8603	0.8603	0.8716	0.9385	0.8044	0.9189

Table 2.6.1 : Résultats de rappel et précision (variation de la aille de la fenêtre du CFAR)

Nous remarquons du tableau 2.6.1 une augmentation du rappel et de la précision jusqu'à une valeur max pour une taille de fenêtre de 2 périodes secteurs puis une diminution de ces derniers, et cela quelque soit la taille de la fenêtre du CFAR.

Cela était prévisible car avec la diminution de la fenêtre glissante on aura des variations plus brusque de la variance, mais la précision sur l'estimation de la variance sera moindre.

### **Évolution de la Précision et du Rappel en fonction du SNR :**

Suivant les résultats des simulations les paramètres suivants ont été choisis (ils donnent les meilleurs résultats durant les simulations) :

- Taille de la fenêtre glissante : 2 périodes secteurs
- Taille de la fenêtre CFAR : Guard Cells : 200 ms Reserence Cells : 800 ms
- Probabilité de fausse alarme :  $10^{-3}$ .

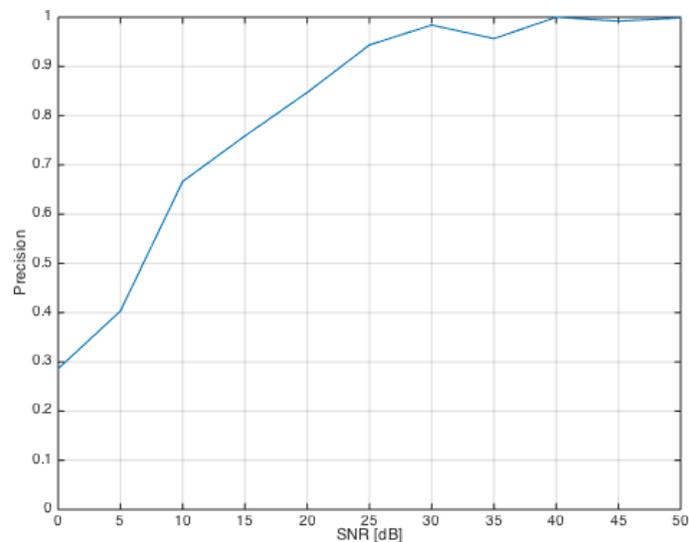


Figure 2.6.1 : Évolution de la Précision en fonction du SNR

La figure 2.6.1 montre l'évolution de la précision en fonction du SNR. Nous remarquons qu'à partir d'un SNR de 25 dB nous avons une très bonne précision (supérieur à 90%).

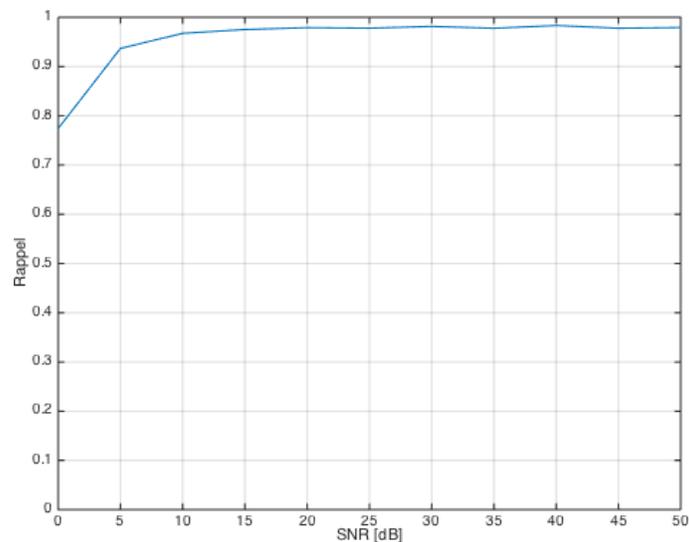


Figure 2.6.2 : Évolution du Rappel en fonction du SNR

La figure 2.6.2 montre l'évolution du rappel en fonction du SNR. Nous remarquons qu'à partir d'un SNR de 5 dB nous avons un très bon rappel (supérieur à 95%).

## 2.7 Comparaison des performances avec l'algorithme HAND :

Pour tester l'amélioration proposée, nous proposons de comparer les résultats du nouvel algorithme avec ceux obtenus en utilisant l'algorithme HAND.

Comme critères d'évaluation, nous garderons les mesures utilisées précédemment : True Positives (TP), False Negatives (FN), False Positives (FP), précision et rappel.

Le tableau 2.7.1 résume les résultats obtenus pour différentes valeurs de SNR :

SNR(dB)		50	40	30	20	10	0
HAND modifié	précision	0.99	0.99	0.98	0.95	0.59	0.29
	rappel	0.99	0.99	0.98	0.97	0.97	0.81
HAND	précision	0.99	0.99	0.03	0.02	0.01	0.01
	rappel	0.98	0.95	0.97	0.87	0.11	0.08

Table 2.7.1 : Résultats de rappel et précision (variation du SNR)

Le tableau 2.7.1 indiquent que l'algorithme amélioré donne de bon résultat avec une précision de 99% et un rappel de 99% pour un SNR de 50, 40 et 30 dB. Il donne une précision de 29% pour un bruit de puissance égale à celle du signal. D'autre part, HAND donne un bon résultat pour des valeurs élevées de SNR mais ses performances se détériorent avec la diminution du SNR, ce qui montre la sensibilité de l'algorithme au bruit.

L'algorithme HAND a une dépendance en ce qui concerne le seuil à fixer : plus le seuil est élevé moins il sera sensible au bruit mais sa précision se détériore donc l'utilisation d'un seuil adaptatif améliore

### 2.7.1 Tests sur données réelles

Voir section 3.3.3.

## 2.8 Conclusion

Des améliorations pour l'algorithme de détection d'évènements ont été proposés. Il est plus fiable. De plus, le choix du seuil de détection est guidé par le niveau du bruit dans le signal mesuré. Les résultats montrent que l'algorithme proposé a aussi un rappel et une précision élevée avec une résistance au bruit.

# 3

## Estimation et Extraction de Caractéristiques

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous abordons la problématique de la modélisation paramétrique du courant électrique de mise en marche dans les cas mono et multi-appareil.

Un modèle paramétrique ainsi qu'un algorithme d'estimation de paramètres caractérisant le courant électrique consommé sur le réseau d'un appareil, ont été proposés dans le cadre de la thèse de M. NAIT-MEZIANE [22] pour la représentation et la caractérisation du courant électrique de mise en marche dans le cas mono-appareil (un seul appareil en fonctionnement sur le réseau électrique). Il s'agit, dans ce chapitre, de présenter le modèle et l'algorithme proposés et de discuter de leur applicabilité dans le cas multi-appareil (plusieurs appareils en fonctionnement sur le réseau).

## 3.2 Étude mono-appareil

L'algorithme d'extraction de paramètres se base sur la caractérisation des signaux de courant électrique par un modèle mathématique paramétrique. Le modèle proposé modélise un signal électrique (courant) où l'hypothèse implicite est celle d'un appareil fonctionnant seul sur le réseau.

### 3.2.1 Modélisation du signal

Nous considérons un signal (courant) bruité  $x(t) = s(t) + w(t)$  où  $s(t)$  est le signal utile et  $w(t)$  un bruit blanc gaussien. Ce modèle de bruit est en accord avec le bruit que nous avons trouvé dans nos mesures. Le modèle proposé pour décrire  $s(t)$  se base sur la forme d'onde du courant transitoire de mise en marche des appareils électriques et exprime  $s(t)$  comme une modulation d'une somme de sinusoïde  $S(t)$  par une enveloppe  $E(t)$ . Pour  $S(t)$ , les fréquences des sinusoïdes sont supposées fixes et sont toutes des harmoniques d'ordre impaire de la fréquence fondamentale  $f_0$  (50 Hz dans notre cas). Cela étant dû à la symétrie demi-onde impaire que nous trouvons généralement dans les signaux électriques (c'est-à-dire pour un signal périodique  $g(t)$  de période  $T$ , on a  $g(t) = -g(t \pm T/2)$ ). L'enveloppe  $E(t)$  modélise la variation d'amplitude du courant dans la partie transitoire du signal tandis que  $S(t)$  modélise les autres variations, de sorte que :

$$s(t) = E(t)S(t)$$

avec

$$E(t) = e^{p^T t} + 1$$

$\mathbf{p} = [p_0, p_1, \dots, p_n]^T$  : Vecteur de  $N$  coefficients polynomiaux (avec  $p_N < 0$  pour que  $e(t)$  ait une allure décroissante)

$\mathbf{t} = [1, t, \dots, t^n]^T$  : Vecteur représentant le temps

$$S(t) = \sum_{i=1}^n A_i \cos(2\pi f_i t + \phi_i)$$

$A_i (\geq 0)$  : Amplitudes des sinusoïdes

$\phi_i \in [-\pi, \pi]$  : Phases des sinusoïdes

$f_i$  : Fréquences des sinusoïdes

### 3.2.2 Algorithme d'estimation des paramètres

L'algorithme d'Estimation du Courant Transitoire (ECT) (Transient Current Estimation-TCE)

1. Phase d'initialisation :

- Fixer deux instants  $t_{e1}$  et  $t_{e2}$  du régime établi, en utilisant l'algorithme de détection d'événements HAND[25].

2. Phase d'Estimation :

- Choisir  $d$  et  $f_i$ , ( $i = 1, \dots, d$ ).
- Estimer  $A_i$  et  $\varphi_i$ , ( $i = 1, \dots, d$ ) en utilisant le critère des Moindres Carrés Linéaires (MCL) à partir de la partie du régime établi définie par  $t_{e1}$  et  $t_{e2}$ .
- Initialiser le vecteur  $p_0 = 0$ .
- Estimer les paramètres  $p_i$ , ( $i = 1, \dots, n$ ) sur la partie du régime transitoire en utilisant l'algorithme Trust-Region-Reflective (TRR) (Coleman and Li, 1994, 1996[7]).

3. Phase d'optimisation

- Initialiser les valeurs de  $A_i$ ,  $\varphi_i$  et  $p_i$  avec les paramètres calculés précédemment.
- Estimer  $A_i$  et  $\varphi_i$  et  $p_i$  en utilisant l'algorithme Trust-Region-Reflective (TRR).

En raison des variations de la tension du réseau, la fréquence fondamentale peut légèrement dévier de sa valeur nominale (50 Hz). Alors, une étape d'estimation de la fréquence fondamentale a été ajoutée.

Donc notre algorithme va être deviser en 2 étape :

1. Estimation de  $f_0(t)$  en utilisant l'algorithme modified zero-crossing (MZC)
2. Application de l'algorithme d'estimation des paramètres (ECT) en utilisant  $\hat{f}_0(t)$ .

### 3.3 Étude multi-appareil

Pour pouvoir appliquer le modèle au cas multi-appareil, on émet les deux hypothèses suivantes :

- les instants de mise en marche des appareils sont suffisamment espacés en temps pour permettre de les traiter séparément. La durée minimale exigée entre les mises en marche dépend de la durée du transitoire qui va de quelques périodes secteur à quelques secondes suivant le type d'appareil ;
- il est possible de se ramener au cas d'un appareil unique sur le réseau en soustrayant le signal courant reconstruit à partir du régime établi précédant la mise en marche.

Dans le cadre de l'étude qui suit nous allons vérifier la validité de ces deux hypothèses.

#### 3.3.1 Évaluation sur données simulées

Pour les tests sur données simulées on a choisi un jeu de paramètres fixé de sorte à avoir une signature qui se rapproche le plus possible d'une signature réelle.

Nous allons simuler deux appareils qui se déclenchent successivement (le deuxième appareil se déclenche avant que le premier ne soit éteint). Cela permet de vérifier la deuxième hypothèse ; en estimant le signal du courant électrique du deuxième appareil (qui est dans un cas multi-appareil) et en comparant le signal obtenu à celui du cas d'un appareil unique sur le réseau.

Les valeurs choisies pour les signaux simulés des appareils 1 et 2 sont les suivantes, les variables avec le label 1 (resp. label 2) représentent ceux du signal du 1er (resp. 2ème) appareil :

- $F_s = 30$  kHz : fréquence d'échantillonnage ;
- $T_1 = 5$  s : durée du signal 1 ;
- $T_2 = 2$  s : durée du signal 2 ;
- $n = 3$  : degré du polynôme,  $d = 5$  : nombre d'harmoniques ;
- $p_1 = [3; -14.0275; 24.2822; -16.8310]^T$  ;
- $a_1 = [1.7203; 0.3843; 0.1346; 0.0276; 0.0314]^T$  ;
- $\varphi_1 = [-1.1412; -0.7523; -0.4015; 0.3595; 0.3595]^T$  ;
- $p_2 = [1; -24.8384; 39.9110; -111.2592]^T$  ;
- $a_2 = [10.3274; 0.1000; 0.1445; 0.1644; 0.1048]^T$  ;
- $\varphi_2 = [-2.6689; 0.2628; -0.2200; 0.4444; 1.2073]^T$  ;

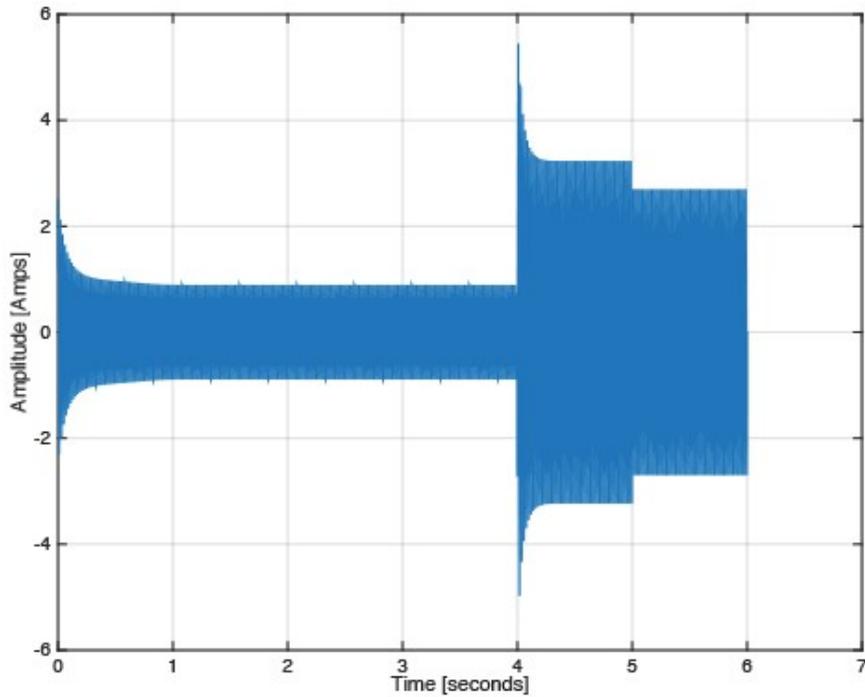


Figure 3.3.1 : Signal courant simulé

Le signal simulé obtenu est illustré dans la figure 3.3.1

Résultats d'estimation:

- $\hat{p}1 = [3.0002; -14.0267; 24.2806; -16.8280]^T$ ;
- $\hat{a}1 = [1.7199; 0.3842; 0.1346; 0.0277; 0.0313]^T$ ;
- $\hat{\phi}1 = [-1.1414; -0.7523; -0.4021; 0.3693; 0.3603]^T$ ;
- $REQM = 7.2517 \times 10^{-04}$  A (entre le signal d'origine et le signal estimé)
- $\hat{p}2 = [1; -24.8370; 39.9277; -111.4874]^T$ ;
- $\hat{a}2 = [10.3273; 0.0999; 0.1447; 0.1645; 0.1047]^T$ ;
- $\hat{\phi}2 = [-2.6689; 0.2663; -0.2188; 0.4461; 1.2012]^T$ ;
- $REQM = 6.3432 \times 10^{-04}$  A (entre le signal d'origine et le signal estimé)

Nous remarquons que la REQM (Racine carré de l'Erreur Quadratique Moyenne) entre le signal d'origine et le signal estimé est très faible et que les valeurs trouvées pour les paramètres sont

très proches des vraies valeurs. On déduit alors que l'algorithme d'estimation ECT affiche de bonnes performances. Cela est dû au fait que les deux hypothèses précédemment mentionnées sont vérifiées et que les instants définissant les régimes établis sont bien connus.

### 3.3.2 Évaluation sur données réelles

#### Description du système de mesure et ses principales caractéristiques

Le système de mesure utilisé permet la mesure de signaux de courant et de tension d'appareils électriques avec une fréquence d'échantillonnage élevée. La fréquence d'échantillonnage de travail est choisie en prenant en compte les bandes passantes de nos capteurs.

Les composants constituant notre système sont les suivants :

- Carte d'acquisition National Instrument NI USB-6356 pouvant échantillonner jusqu'à 1,25 MHz ;
- Une sonde différentielle de tension (Metrix MX9030-Z ayant une bande passante de 30 MHz) ;
- La pince de courant (Metrix HX0102 ayant une bande passante de 60 kHz).

Une caractéristique importante du système est que la durée de mesure est variable (varie de quelques secondes à quelques jours). La seule limite est l'espace mémoire disponible pour le stockage des données et la durée de vie des batteries des capteurs.

Le schéma bloc du système proposé est illustré sur la figure 3.3.3. Dans un système d'acquisition classique on trouve en général : un ordinateur, une carte d'acquisition ainsi que des capteurs de courant et de tension. L'ordinateur contrôle le lancement des mesures et l'enregistrement des données. La carte d'acquisition fonctionne comme interface entre l'ordinateur et les capteurs qui eux leur rôle est de mesurer le signal. Pour notre système, nous avons ajouté à cette configuration classique une partie de contrôle. Cette dernière permet de contrôler les instants de mise en marche et de mise à l'arrêt des appareils à mesurer et ceci par rapport à la sinusoïde réseau (tension réseau)[24][23].

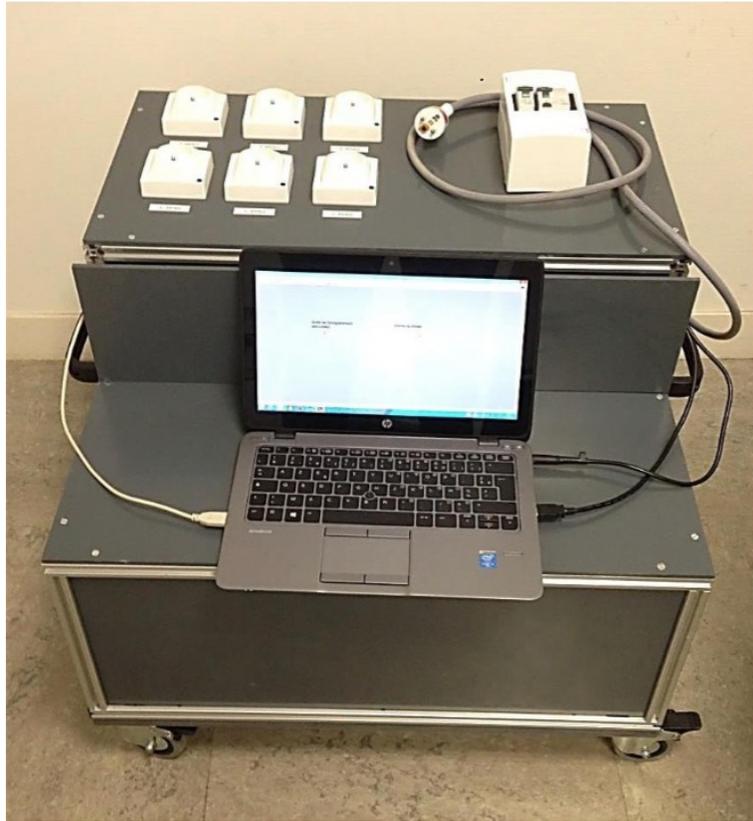


Figure 3.3.2 : Système de mesure

### 3.3.3 Tests de l'algorithme HAND sur données réelles

Dans cette sous-section, nous montrons un exemple de détection sur des données réelles obtenues à l'aide de notre système de mesure décrit précédemment. Ce système permet la création de scénarios de consommation avec l'avantage de fournir un contrôle précis sur les instants de mise en marche et de mise à l'arrêt des appareils.

Le signal mesuré est échantillonné à 100 kHz et contient cinq événements (4 mises en marche et 1 mise à l'arrêt : (1) mise en marche de la partie électronique d'un aspirateur, (2) mise en marche du moteur du même aspirateur, (3) mise en marche d'une perceuse, (4) mise en marche d'une lampe halogène, (5) mise à l'arrêt de la perceuse).

Les résultats de la figure 3.3.4 montre que l'algorithme donne de bon résultats sur les données

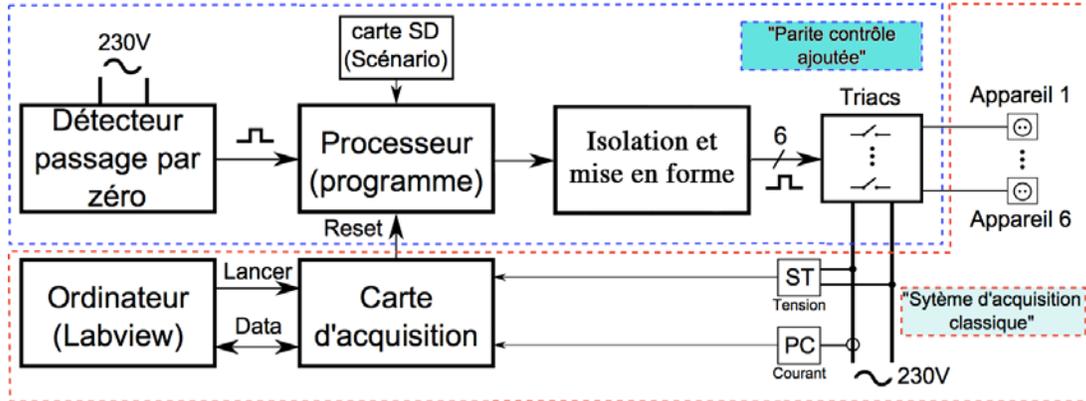


Figure 3.3.3 : Schéma bloc du système de mesure

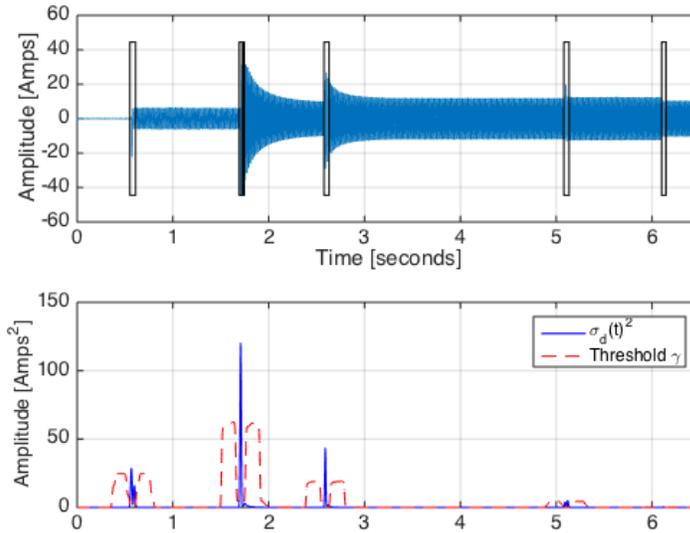


Figure 3.3.4 : Résultats de l'algorithme sur données réelles

réelles. Les instants de mises en marche réels sont 0.559s, 1.705s, 2.58s, 5.1s, et 6.1s, et les instants détectés par l'algorithme sont 0.551s, 1.691s, 2.576s, 5.078s, et 6.099s se qui fait une erreur moyenne de 9 ms.

## Étude des signatures du courant électrique

Pour étudier l'applicabilité de l'algorithme d'estimation au cas multi-appareil, on a décidé d'étudier les signatures du courant électrique et ses variations selon des scénarios proposés. Nous avons pu mettre en évidence 3 facteurs qui altèrent la forme d'onde du courant électrique :

### **Échauffement de la charge :**

scénario 1 : la mise en marche puis l'arrêt répétés d'un appareil à intervalle régulier

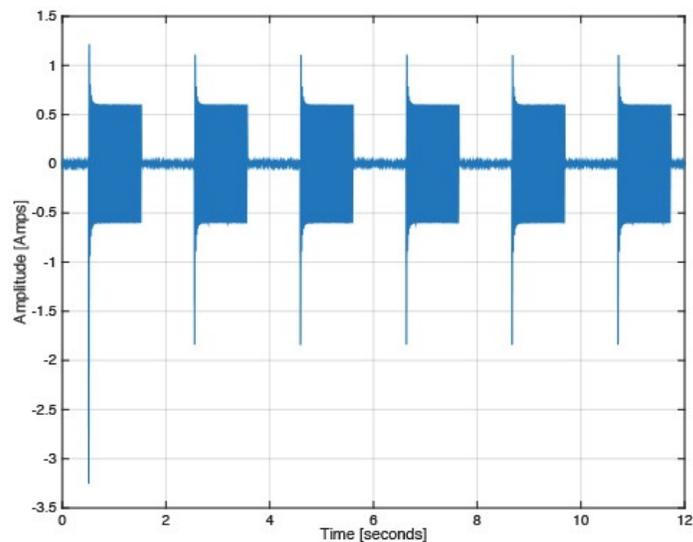
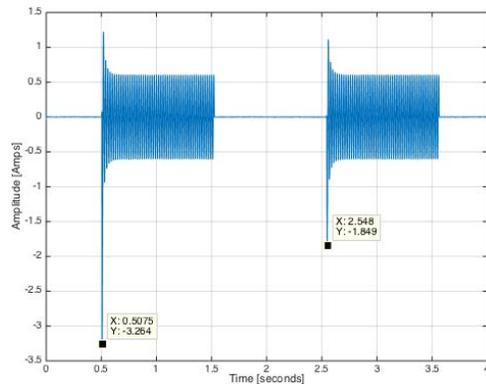


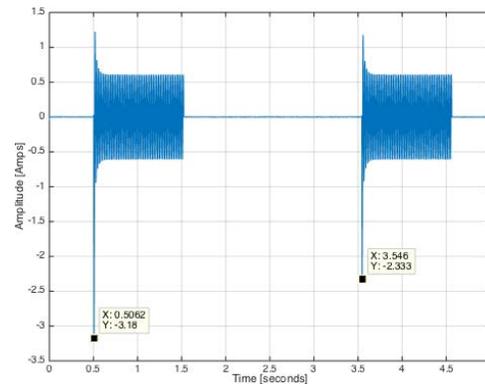
Figure 3.3.5 : Résultats du scénario 1 (lampe halogène 100W)

La figure 3.3.5 montre que la signature du courant change entre la 1ère mise en marche et la 2ème mais reste ensuite invariable.

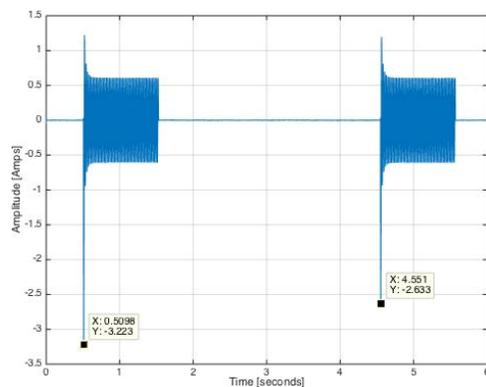
scénario 2 : la mise en marche puis l'arrêt d'un appareil deux fois en variant le temps entre le 1er arrêt et la 2ème mise en marche



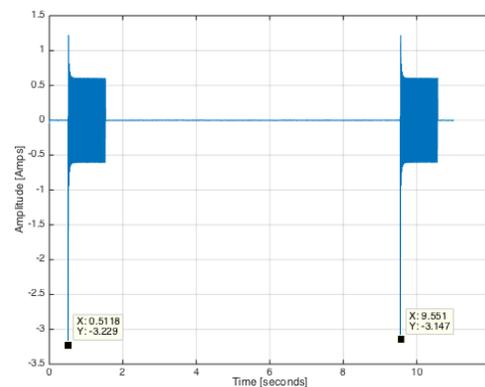
(a)  $\Delta t$  entre les 2 mise en marche 2s



(b)  $\Delta t$  entre les 2 mise en marche 3s



(c)  $\Delta t$  entre les 2 mise en marche 4s



(d)  $\Delta t$  entre les 2 mise en marche 9s

Figure 3.3.6 : Résultats du scénario 2 (lampe halogène 100W)

La figure 3.3.6 montre que la signature du courant change en fonction du temps d'arrêt de l'appareil (qui permet le refroidissement de la charge).

La figure 3.3.7 met en évidence la variation des pics de courant en fonction du temps d'attente entre les mises en marche. La valeur absolue des pics augmente en augmentant le temps d'attente.

Les 2 scénarios précédents montrent que l'échauffement de la charge induit une variation de la

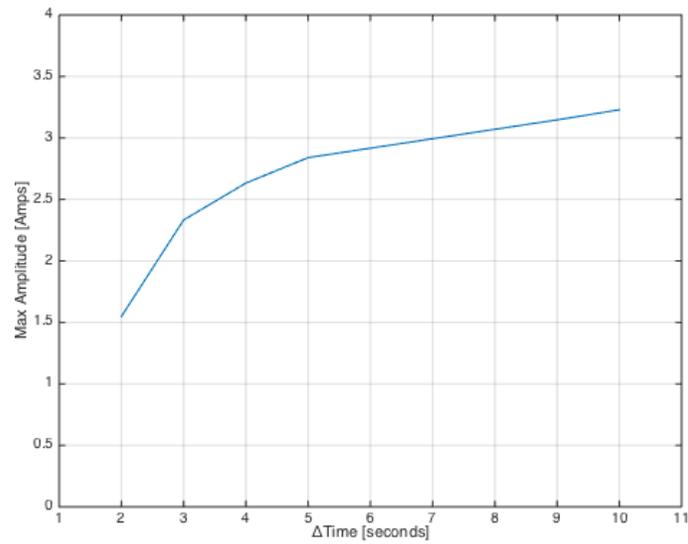


Figure 3.3.7 : Variation de la valeur maximum du courant en fonction du  $\Delta t$  entre les deux mises en marche

signature du courant électrique. De plus, cet effet est en relation avec l'intervalle temporelle entre les mises en marche consécutives.

**La présence d'autres appareils sur le réseau au moment de mise en marche de la charge :**  
scénario 3 : la mise en marche d'un appareil (charge 1) seul sur le réseau, puis avec un autre  
appareil (charge2).

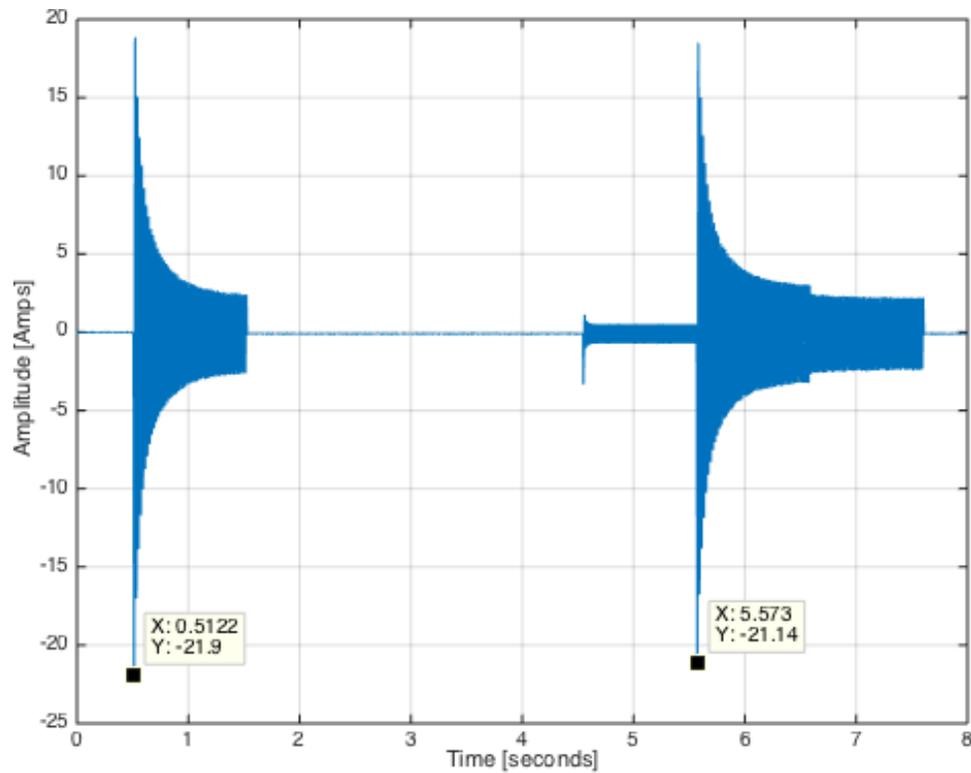
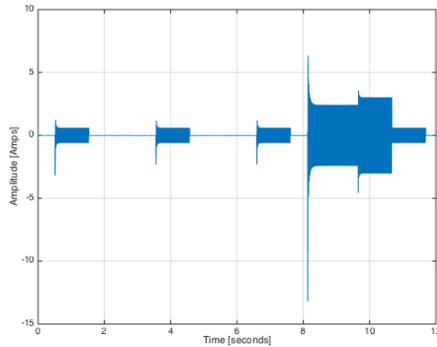
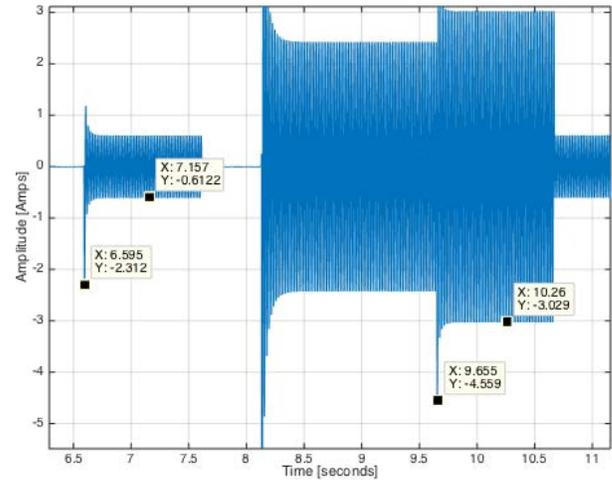


Figure 3.3.8 : Résultats du scénario 3 (charge 1 : perceuse 750W, charge 2 : halogène 100W)

La figure 3.3.8 montre que la signature du courant électrique de la perceuse change mais cela pourrait être dû à l'échauffement de la charge.



(a) Signature électrique

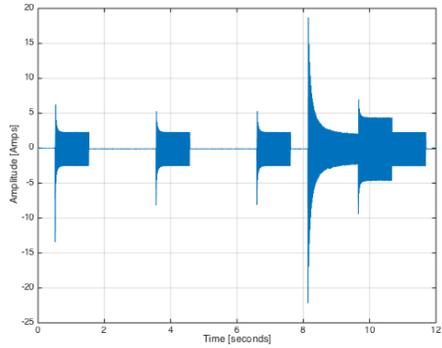


(b) Zoom sur l'intervalle [6s,11s]

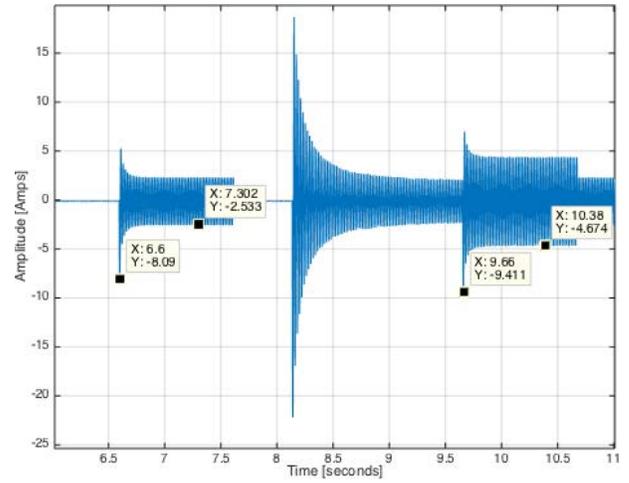
Figure 3.3.9 : scénario 3.1 (charge 1 : lampe halogène 100W, charge 2 : lampe 500W)

Pour s'assurer que les changements de la signature ne sont pas dus à l'échauffement de la charge mais bien au fait qu'il y ait un 2ème appareil sur le réseau, nous avons mis en marche l'appareil 1 avec un intervalle régulier (pour obtenir la signature de l'appareil seul sur le réseau) puis nous avons mis en marche le 2ème appareil avec le 1er (engardant le même intervalle entre les mises en marche du 1er appareil).

Les figures 3.3.9, 3.3.10 et 3.3.11 montrent un changement dans la signature du courant électrique entre le cas mono-appareil et multi-appareil.

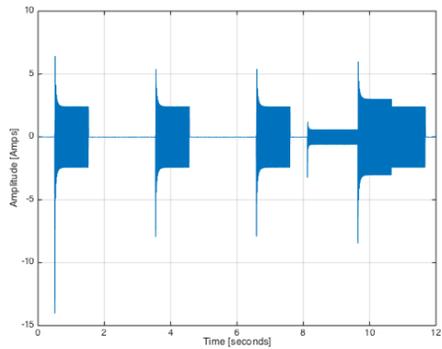


(a) Signature électrique

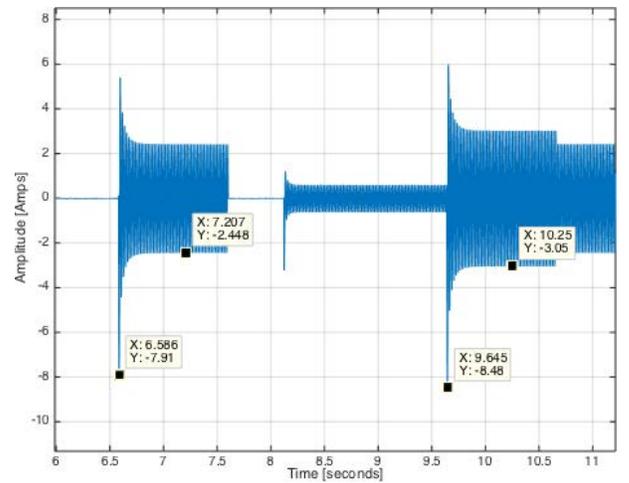


(b) Zoom sur l'intervalle [6s,11s]

Figure 3.3.10 : scénario 3.2 (charge 1 : perceuse, charge 2 : lampe 500W)



(a) Signature électrique



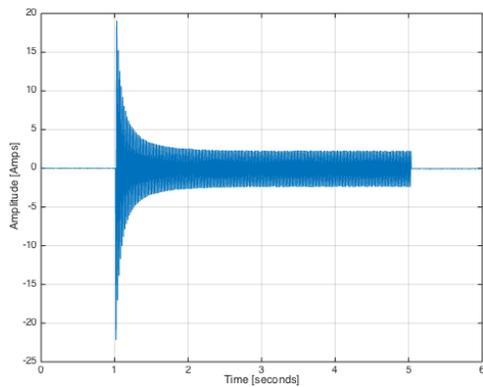
(b) Zoom sur l'intervalle [6s,11s]

Figure 3.3.11 : scénario 3.3 (charge 1 : lampe 500W, charge 2 : lampe halogène 100W)

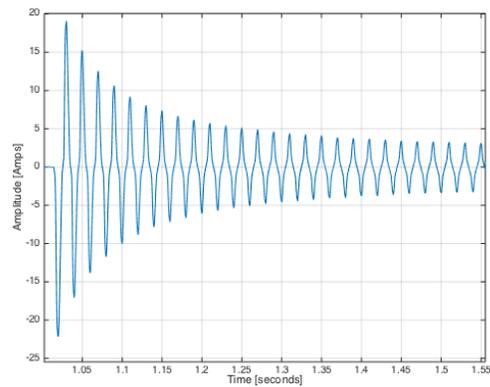
Appareil 1	Appareil 2	$\Delta =  \text{maxcourant(RT)} - \text{maxcourant(RP)}  (\text{A})$		$\frac{\Delta_1 - \Delta_2}{\Delta_1}$
		$\Delta_1 = \text{Appareil 1 seul}$	$\Delta_2 = \text{Appareil 1 avec Appareil 2}$	
lampe 100W	lampe 500W	1.6998	1.53	10%
perceuse 750W	lampe 500W	5.557	4.737	14%
lampe 500W	lampe 100W	5.462	5.43	0.6%

Table 3.3.1 : Résumé des résultats des scénarios 3.1, 3.2 et 3.3 (RT : régime transitoire, RP : régime permanent)

Les mesures précédentes montrent que la signature du courant change si l'appareil est mis sous tension seul ou non sur le réseau. On remarque un changement de la valeur max du transitoire donc un changement dans la signature du transitoire. De plus le tableau 3.3.1 montre que ces variations peuvent être importantes (jusqu'à 14 % dans certains cas).



(a) Signature du courant



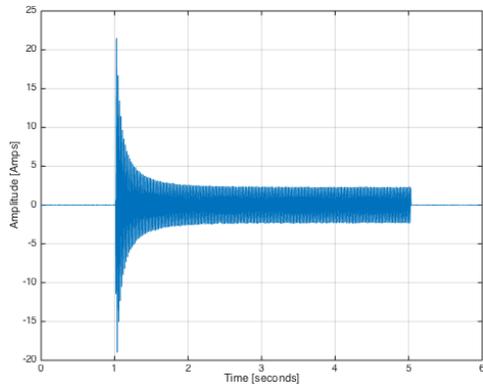
(b) Zoom dans l'intervalle [1ms,1.5ms]

Figure 3.3.12 : Instant de mise sous tension 0ms (charge : perceuse)

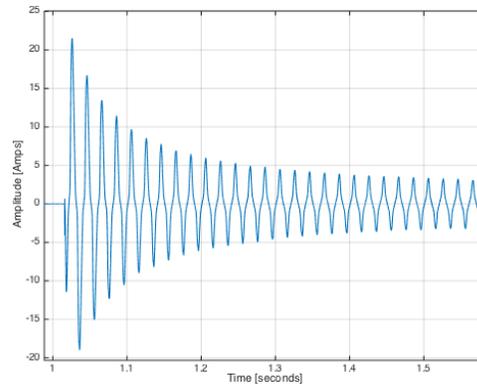
**L'instant de mise sous tension de la charge par rapport à la sinusoïde réseau :**

scénario 4 : la mise en marche d'un appareil en faisant varier l'instant de mise sous tension par rapport à la sinusoïde réseau.

Les figures 3.3.12, 3.3.13, 3.3.14 et 3.3.15 montre que l'instant de mise sous tension de la charge par rapport à la sinusoïde réseau est un paramètre très important qui peut modifier significative la signature du courant électrique.

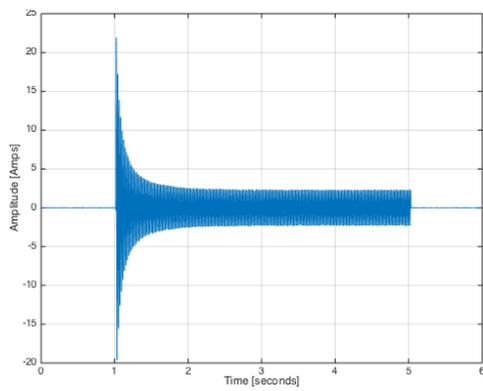


(a) Signature du courant

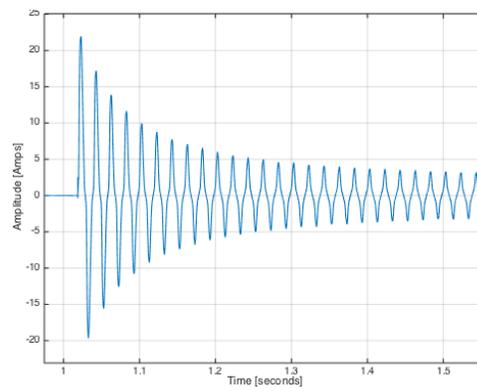


(b) Zoom dans l'intervalle [1s,1.5s]

Figure 3.3.13 : Instant de mise sous tension 6ms (charge : perceuse)

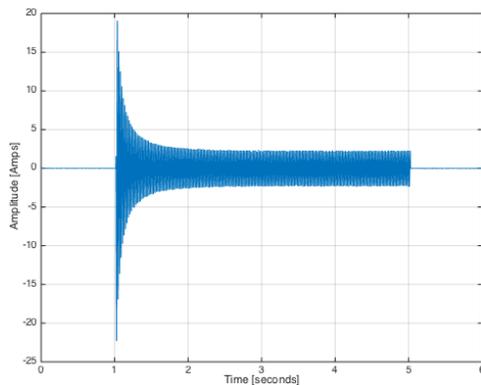


(a) Signature du courant

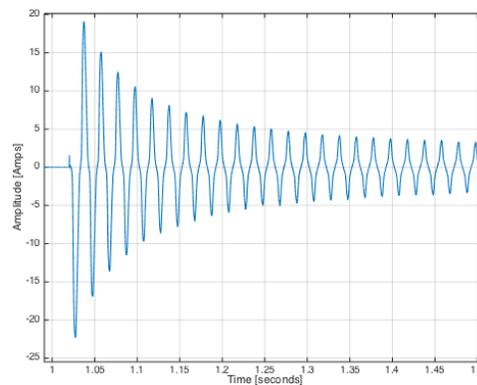


(b) Zoom dans l'intervalle [1s,1.5s]

Figure 3.3.14 : Instant de mise sous tension 12ms (charge : perceuse)



(a) Signature du courant



(b) Zoom dans l'intervalle [1s,1.5s]

Figure 3.3.15 : Instant de mise sous tension 19ms (charge : perceuse)

## Évaluation de l'algorithme ECT sur données réelles

Dans cette partie, nous évaluons les performances de l'algorithme ECT sur des données réelles. Jusqu'à maintenant, nous avons mis en évidence le changement de signature du courant électrique en passant d'un cas mono-appareil au cas multi-appareil. Dans ce qui suit nous allons appliquer l'algorithme ECT sur des données réelles et voir la variation des paramètres estimés pour vérifier la validité de des deux hypothèses mentionnées plus haut.

Nous choisissons pour le test d'estimation le signal de la perceuse 750W du scénario 2 (figure 3.3.8).

### Première approche

Pour notre première approche d'application de notre algorithme nous allons procéder comme suit :

- Estimer les paramètres de la perceuse seule sur le réseau.
- Estimer les paramètres de la lampe halogène.
- Régénérer le signal de la lampe en utilisant notre modèle.
- Soustraire le signal généré de la signature multi-appareil (dans le but d'obtenir le signal de la perceuse seule)
- Estimer les paramètres de la perceuse du nouveau signal obtenu.
- Comparer les résultats des deux estimations.

Les résultats obtenus sont les suivants :

- $\hat{p}_{\text{signal1}} = [2.3240; -13.3130; 22.6815; -15.4268]^T$ ;
- $\hat{a}_{\text{signal1}} = [1.5691; 0.4350; 0.0552; 0.0416; 0.0233]^T$ ;
- $\hat{\phi}_{\text{signal1}} = [2.9551; 2.7104; 3.1416; -0.9571; 0.1885]^T$ ;
- $\hat{p}_{\text{signal2}} = [1.6015; -14.6333; 29.3327; -28.0415]^T$ ;
- $\hat{a}_{\text{signal2}} = [3.0449; 0.6893; 0.0940; 0.0591; 0.0362]^T$ ;
- $\hat{\phi}_{\text{signal2}} = [-3.1416; -3.1416; -2.0781; 0.0379; 1.4331]^T$ ;
- $\text{REQM} = 1.1079 \text{ A}$  (entre le 1er signal estimé et le 2ème signal estimé)

Nous remarquons que les paramètres estimés du premier signal divergent des paramètres estimés du second signal et que la valeur du REQM est très élevée. Cela est dû à la phase de soustraction des signaux.

La figure 3.3.16 montre le signal obtenu après soustraction. Nous remarquons que le signal obtenu n'est pas le signal unique de la perceuse. Cela est dû au décalage du temps de mise en marche de la lampe induit par l'erreur de l'algorithme de détection.

Donc la première approche montre que nous ne pouvons pas nous ramener au cas d'un appareil unique sur le réseau en soustrayant le signal courant reconstruit à partir du régime établi précédant la mise en marche. Donc à cause de la difficulté majeure à déterminer avec exactitude le temps de mise en marche des appareils et aux variations de la signature du courant électrique, il est clair que la deuxième hypothèse émise précédemment n'est pas vérifiée.

### **Deuxième approche**

Pour notre deuxième approche d'application de notre algorithme, nous supposons que dû à la sommation des deux signaux nous aurons une erreur que dans l'amplitude de la signature de la perceuse, donc nous allons procéder comme suit :

- Estimer les paramètres de la perceuse seule sur le réseau.
- Estimer les paramètres de la perceuse en utilisant la signature multi-appareil directement.
- Comparer les résultats des deux estimations en ignorant les paramètres  $p_0$  (qui traduisent l'amplitude de notre signal).

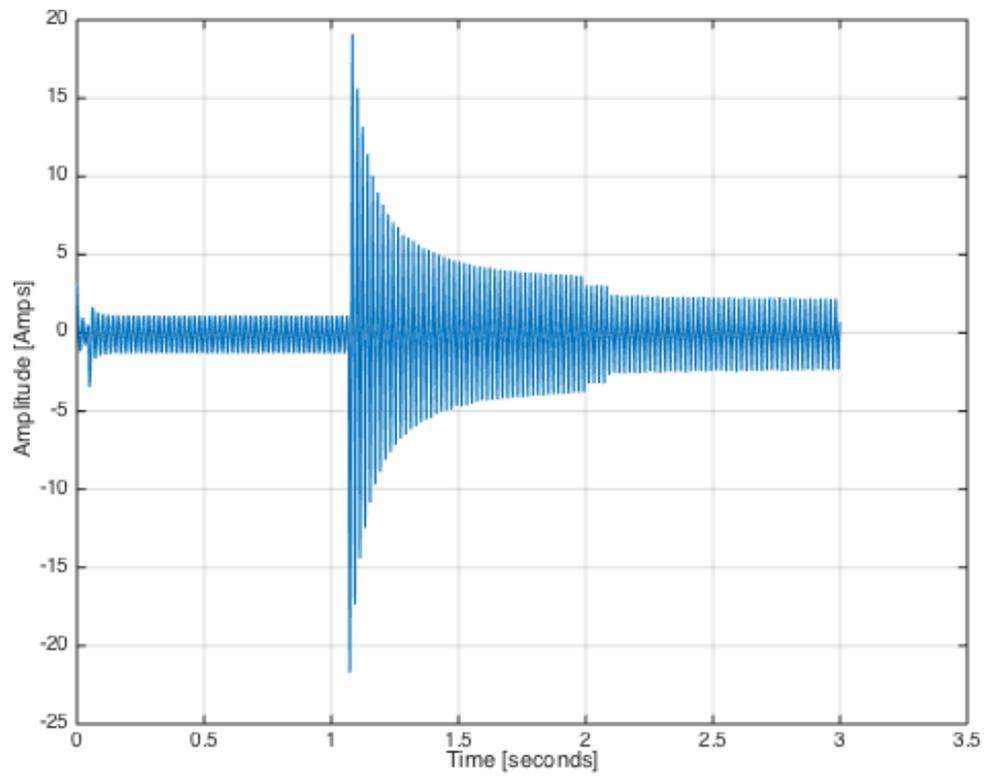


Figure 3.3.16 : Courant obtenu de la phase de soustraction des signaux

Les résultats obtenus sont les suivants :

- $\hat{p}_{\text{signal1}} = [0; -13.3130; 22.6815; -15.4268]^T$ ;
- $\hat{\phi}_{\text{signal1}} = [2.9551; 2.7104; 3.1416; -0.9571; 0.1885]^T$ ;
- $\hat{p}_{\text{signal2}} = [0; -14.4912; 28.5604; -26.5299]^T$ ;
- $\hat{\phi}_{\text{signal2}} = [-3.1416; -3.1416; -2.0444; 0.0759; 1.5562]^T$ ;
- REQM = 1.4281 A (entre le 1er signal estimé et le 2ème signal estimé)

Pour les résultats obtenus pour la deuxième approche, les paramètres estimés du premier signal divergent des paramètres estimés du second signal et la valeur du REQM est plus élevée.

Donc la première approche montre que la variation de la signature électrique fait varier les paramètres estimés.

Les observations précédentes conduisent à la conclusion que l'application de notre modèle au cas multi-appareil n'est pas possible à cause de la variation des paramètres estimés qui est trop importante (due aux différents facteurs qui influent sur la forme d'onde du courant électrique et à la difficulté majeure d'obtenir les instants exactes de mise en marche).

### 3.3.4 Résumé des résultats obtenus

Les résultats obtenus des expériences précédentes sont :

- Différents facteurs influent sur la forme de la signature du courant électrique :
  - Échauffement de la charge : ce paramètre induit des changements de la valeur max du transitoire. Cette effet est en relation avec l'intervalle temporelle entre les mises en marche consécutives.
  - La présence d'autres appareils sur le réseau au moment de mise en marche de la charge : ce paramètre induit des changements de la valeur max du transitoire aussi (donc un changement dans la signature du transitoire).
  - L'instant de mise sous tension de la charge par rapport à la sinusoïde réseau : ce paramètre peut modifier significative la signature du courant électrique.
- Les observations précédentes conduisent à la conclusion que l'application de notre modèle au cas multi-appareil n'est pas possible à cause de la variation des paramètres estimés.

### 3.3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le modèle proposé pour la modélisation du courant transitoire de mise en marche dans le cas mono-appareil ainsi que l'algorithme d'extraction de paramètres associé. Nous avons étudié aussi la possibilité de généraliser ce modèle au cas multi-appareil. Les résultats montrent que les hypothèses permettant cette généralisation ne sont pas vérifiées à cause de différents facteurs que nous avons pu mettre en évidence, en l'occurrence, l'échauffement de la charge, la présence d'autres appareils sur le réseau, ainsi que la variation de l'instant de mise sous tension par rapport à la sinusoïde réseau.

# Conclusion Générale

Pour répondre aux besoins d'efficacité énergétique en rapport avec la consommation électrique, il semble incontournable de disposer d'une information de consommation détaillée. Idéalement, on cherche à savoir sur le réseau électrique qui consomme? quand? et combien?

Dans ce travail, qui s'inscrit dans la suite du travail de thèse de M. Nait Meziane, nous avons proposé quelques avancées sur chacune des questions. Nous avons abordé la deuxième question, à savoir connaître les instants de début et de fin de consommation, nous avons proposé des améliorations en ce qui concerne le détecteur d'événements haute précision. Nous avons pu améliorer la fiabilité et la précision de l'algorithme.

Pour la troisième question, nous avons mis en évidence les limites du modèle de courant de mise en marche d'appareils. Le modèle doit être affiné pour prendre en compte d'autres paramètres non considérés dans cette approche tels que la variation de l'enveloppe due à certains facteurs que nous avons pu mettre en évidence, en l'occurrence, l'échauffement de la charge, la présence d'autres appareils sur le réseau, ainsi que la variation de l'instant de mise sous tension par rapport à la sinusoïde réseau.

Les perspectives sont :

- ajout d'un bloc après la phase de détection afin d'identifier le type d'événement : arrêt d'appareil ou mise en marche d'appareil ;
- amélioration du modèle modélisant le courant de mise en marche d'appareils en prenant en compte les facteurs de variation de l'enveloppe sinon utiliser un autre modèle.

# Bibliographie

- [1] "annual energy review", energy information administration, office of energy markets and end use, u.s. department of energy washington, dc, doc/eia-0384(2008), 2008.
- [2] Michael Baranski and Jürgen Voss. Detecting patterns of appliances from total load data using a dynamic programming approach. In Data Mining, 2004. ICDM'04. Fourth IEEE International Conference on, pages 327-330. IEEE, 2004.
- [3] Michael Baranski and Jürgen Voss. Genetic algorithm for pattern detection in nialm systems. In Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference on, volume 4, pages 3462-3468. IEEE, 2004.
- [4] Mario Berges, Ethan Goldman, H Scott Matthews, and Lucio Soibelman. Learning systems for electric consumption of buildings. In ASCE International Workshop on Computing in Civil Engineering, Austin, Texas, 2009.
- [5] Mario E Berges, Ethan Goldman, H Scott Matthews, and Lucio Soibelman. Enhancing electricity audits in residential buildings with nonintrusive load monitoring. *Journal of industrial ecology*, 14(5) :844-858, 2010.
- [6] K Carrie Armel, Abhay Gupta, Gireesh Shrimali, and Adrian Albert. Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? the case of electricity. *Energy Policy*, 52 :213-234, 2013.
- [7] Thomas F. Coleman and Yuying Li. An interior trust region approach for nonlinear minimization subject to bounds. *SIAM Journal on Optimization*, 6(2) :418-445, 1996. doi : 10.1137/0806023. URL <http://dx.doi.org/10.1137/0806023>.
- [8] Karen Ehrhardt-Martinez, Kat A Donnelly, Skip Laitner, et al. Advanced metering initiatives and residential feedback programs : a meta-review for household electricity-saving opportunities. American Council for an Energy-Efficient Economy Washington, DC, 2010.
- [9] Suman Giri and Mario Berges. A study on the feasibility of automated data labeling and training using an EMF sensor in NILM platforms. Best Paper award. In Proceedings of the 2012 International EG-ICE Workshop on Intelligent Computing, Herrsching, Germany, July 2012.

- [10] Sidhant Gupta, Matthew S Reynolds, and Shwetak N Patel. Electrisesense : single-point sensing using emi for electrical event detection and classification in the home. In Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing, pages 139-148. ACM, 2010.
- [11] George William Hart. Residential energy monitoring and computerized surveillance via utility power flows. *Technology and Society Magazine, IEEE*, 8(2) :12-16, 1989.
- [12] George William Hart. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80 (12) :1870-1891, 1992.
- [13] Shinkichi Inagaki, Tsukasa Egami, Tatsuya Suzuki, Hisahide Nakamura, and Koichi Ito. Nonintrusive appliance load monitoring based on integer programming. *Electrical Engineering in Japan*, 174(2) :18-25, 2011.
- [14] J Zico Kolter, Siddharth Batra, and Andrew Ng. Energy disaggregation via discriminative sparse coding. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 1153-1161, 2010.
- [15] Christopher Laughman, Kwangduk Lee, Robert Cox, Steven Shaw, Steven Leeb, Les Norford, and Peter Armstrong. Power signature analysis. *Power and Energy Magazine, IEEE*, 1 (2) :56-63, 2003.
- [16] Kwangduk D Lee, Steven B Leeb, Leslie K Norford, Peter R Armstrong, Jack Holloway, and Steven R Shaw. Estimation of variable-speed-drive power consumption from harmonic content. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 20(3) :566-574, 2005.
- [17] Kwangduk Douglas Lee. Electric load information system based on non-intrusive power monitoring. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2003.
- [18] Steven B Leeb, Steven R Shaw, and James L Kirtley Jr. Transient event detection in spectral envelope estimates for nonintrusive load monitoring. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 10(3) :1200-1210, 1995.
- [19] Jian Liang, S Ng, Gail Kendall, and J Cheng. Load signature study-part i : Basic concept, structure, and methodology. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 25(2) :551-560, 2010.
- [20] Jian Liang, Simon KK Ng, Gail Kendall, and John WM Cheng. Load signature study-part ii : Disaggregation framework, simulation, and applications. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 25(2) :561-569, 2010.
- [21] Medgar Louis Marceau and R Zmeureanu. Nonintrusive load disaggregation computer program to estimate the energy consumption of major end uses in residential buildings. *Energy Conversion and Management*, 41(13) :1389-1403, 2000.

- [22] Mohamed NAIT MEZIANE. Identification d'appareils électriques par analyse des courants de mise en marche. PhD thesis, UNIVERSITÉ D'ORLÉANS, 2016.
- [23] Mohamed Nait Meziane, Thomas Picon, Philippe Ravier, Guy Lamarque, Jean-Charles LeBunetel, and Yves Raingeaud. A measurement system for creating datasets of on/off-controlled electrical loads. In Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2016 Proceedings of the 16th IEEE International, pages 2579-2583, 2016.
- [24] Mohamed Nait Meziane, Thomas Picon, Philippe Ravier, Guy Lamarque, Jean-Charles Le Bunetel, and Yves Raingeaud. A new measurement system for high frequency nilm with controlled aggregation scenarios. In Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring (NILM), 2016 Proceedings of the 3rd International, 2016.
- [25] Mohamed Nait Meziane, Philippe Ravier, Guy Lamarque, Jean-Charles Le Bunetel, and Yves Raingeaud. High accuracy event detection for non-intrusive load monitoring. In 42nd IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pages 2452- 2456, 2017.
- [26] Oliver Parson, Siddhartha Ghosh, Mark Weal, and Alex Rogers. Non-intrusive load monitoring using prior models of general appliance types. In AAI, 2012.
- [27] Shwetak N Patel, Thomas Robertson, Julie A Kientz, Matthew S Reynolds, and Gregory D Abowd. At the flick of a switch : Detecting and classifying unique electrical events on the residential power line (nominated for the best paper award). In UbiComp 2007 : ubiquitous computing, pages 271-288. Springer, 2007.
- [28] JG Roos, IE Lane, EC Botha, and GP Hancke. Using neural networks for non-intrusive monitoring of industrial electrical loads. In Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1994. IMTC/94. Conference Proceedings. 10th Anniversary. Advanced Technologies in I & M., 1994 IEEE, pages 1115-1118. IEEE, 1994.
- [29] Delaney D. O'Hare G. Ruzzelli A Schoofs A., Guerrieri A. Annot : Automated electricity data annotation using wireless sensor networks. In Proceedings of the 7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, pages 1-9, Boston, MA, USA, 2010.
- [30] Steven R Shaw, Steven B Leeb, Leslie K Norford, and Robert W Cox. Nonintrusive load monitoring and diagnostics in power systems. Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, 57(7) :1445-1454, 2008.
- [31] F Sultanem. Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level. Power Delivery, IEEE Transactions on, 6(4) :1380-1385, 1991.

- [32] Guoming Tang, Kui Wu, and Jingsheng Lei. Semi-intrusive load monitoring for large-scale appliances. In International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring (NILM2014), 2014.
- [33] Shorrock L. Uteley, J. Domestic energy fact file 2008. In Technical Report for Building Research Establishment: Garston, UK, 2008.
- [34] B. Wild, K. S. Barsim, and B. Yang. A new unsupervised event detector for non-intrusive load monitoring. In 2015 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), pages 73-77, Dec 2015. doi : 10.1109/GlobalSIP.2015.7418159.
- [35] Michael Zeifman and Kurt Roth. Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 57(1) :76-84, 2011.
- [36] Ahmed Zoha, Alexander Gluhak, Muhammad Ali Imran, and Sutharshan Rajasegarar. Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing : a survey. Sensors, 12(12) :16838-16866, 2012.

# **Annexes**



# Configuration d'un scénario dans le système de mesure

La configuration d'un scénario se fait au niveau de la carte SD. Les différentes étapes à suivre sont :

- Ayant la carte microSD en main, utiliser l'adaptateur microSD-carte SD pour ensuite utiliser le lecteur de cartes mémoires USB 2.0 et le connecter au PC via un port USB.
- Ouvrir sur l'ordinateur le contenu de la carte SD. Ici s'affiche 20 fichiers nommés config1 jusqu'à config20. Choisir le fichier qui correspond au nombre d'actions que l'on veut réaliser sur le dispositif. Le nombre d'actions correspond au nombre de fois que l'on va mettre en marche ou arrêter un appareil qui est connecté aux prises sur le dessus de la mallette. Par exemple, si on veut mettre en marche un aspirateur (première action) puis une perceuse (deuxième action) et ensuite n'éteindre que l'aspirateur (troisième action), cela fait trois actions et on doit donc choisir le fichier config3. Il faut aussi savoir qu'à la fin de la mesure tous les appareils s'arrêtent automatiquement et ceci n'est pas comptabilisé dans le nombre d'actions.
- Lorsque vous avez choisi le 'bon' fichier, l'ouvrir. Dans le fichier, vous trouverez des variables appelées  $act_i$  (action  $i$ ,  $i$  étant un nombre de 1 à 20)  $sofai$  (selected outlet for each action  $i$ ),  $adi$  (action delay  $i$  wrt voltage zero crossing) et  $tbnai$  (time before next action  $i$ ). Ces variables signifient :
  - $sofai$  ( $i$  étant un entier) est un nombre compris entre 1 et 6 qui correspond au numéro de la prise où l'action  $i$  va s'effectuer. Par exemple, si on met l'aspirateur sur la prise 1 et la perceuse sur la prise 2 et comme dans le scénario précédent, on allume l'aspirateur puis la perceuse et on éteint l'aspirateur, on aura donc  $sofa_1=1$  (aspirateur sur la prise 1),  $sofa_2=2$  (perceuse branchée sur la prise 2), et  $sofa_3=1$  (aspirateur branché sur la prise 1) (figure 5). Il suffit donc, pour remplir cette partie, de connaître l'ordre des actions que l'on va faire et à quelles prises elles correspondent.
  - $act_i$  est égal soit à 0 soit à 1. S'il est à 1, il indique que l'on met en marche la prise  $sofai$  et s'il est à 0 il indique l'arrêt de celle-ci. Par exemple, pour notre exemple nous aurons :  $act_1=1$  car on met l'aspirateur en marche,  $act_2=1$  car on met la perceuse en marche et  $act_3=0$  car on éteint l'aspirateur (figure 5). Il suffit donc de connaître l'ordre de mise en marche et d'arrêt des appareils pour remplir cette partie.
  - $adi$  est un nombre entre 0 et 20000 qui permet de mettre en marche l'appareil au moment voulu par rapport à la sinusoïde de tension du réseau. Ce nombre est le temps, en microsecondes, utilisé pour retarder la mise en marche de l'appareil par rapport au passage par 0 (du positif au négatif) de la sinusoïde de tension du réseau. Pour notre exemple, si on veut que l'aspirateur soit mis en marche sur le maximum négatif de la sinusoïde, on mettra  $ad_1=5000$  car une période du 50 Hz étant 20ms et comme on détecte le passage par 0 (du positif au négatif), si l'on retarde de 5ms cette détection, on mettra en marche l'appareil au maximum négatif. Ensuite, si on veut mettre en marche la perceuse au passage à 0 du négatif au positif, on mettra  $ad_2=10000$  pour retarder de

10ms la mise en marche par rapport au passage par 0 du positif au négatif. Enfin, si on veut arrêter l'aspirateur sur le maximum positif, on mettra  $ad3=15000$  afin de retarder de 15ms l'arrêt de l'appareil par rapport au passage par 0 du positif au négatif (figure 5). Il est donc très important, pour remplir cette partie, de connaître précisément l'instant de mise en marche des appareils par rapport à la sinusoïde réseau.

- Enfin  $tbna1$  est un nombre qui correspond au temps, en millisecondes, qui doit s'écouler avant l'action suivante. Pour notre exemple, si on veut attendre 1 seconde entre la mise en marche de l'aspirateur et celle de la perceuse, on mettra  $tbna1=1000$ , puis, si on veut attendre 500ms entre la mise en marche de la perceuse et l'arrêt de l'aspirateur, on mettra  $tbna2=500$ . Enfin,  $tbna3$  est le temps entre la dernière action et l'arrêt total de toutes les prises. Ainsi, si on veut attendre 3 secondes entre l'arrêt de l'aspirateur et l'arrêt total de tous les appareils (ici on n'aura que la perceuse) on mettra  $tbna3=3000$  (figure 5). Cette partie permet donc de gérer le temps entre 2 actions. De plus, la variable  $tbna0$  permet de contrôler le temps, en millisecondes, du pré-trigger c'est-à-dire le temps d'enregistrement avant la première action et où aucun appareil n'est en marche. Ici on veut attendre 500ms donc  $tbna0=500$ .
  - Remplir le fichier en donnant les bonnes valeurs aux variables décrites ci-dessus suivant le scénario que vous voulez réaliser.
  - Après avoir fini de remplir le fichier, enregistrer celui-ci sous le nom 'config' dans la carte SD où se trouvent les fichiers config1 à 20. Si un autre fichier s'appelle déjà 'config', écrasez-le.
  - Enfin, remettre la carte micro SD dans la mallette par la trappe prévue à cet effet et la fermer.
- Récupération des signatures :
- Revenir à l'interface LabVIEW et renseigner sur l'interface la durée, en secondes, de la mesure et sa fréquence d'échantillonnage (figure 7). Attention, lorsque vous entrez la durée, à ne pas oublier de prendre en compte le pré-trigger ( $tbna0$ ) qui s'effectue avant le début du scénario.
  - Renseigner sur l'interface le chemin du fichier courant (scenarioC1\_200 par exemple) dans la case 'Chemin du fichier courant'.
  - Renseigner, de la même manière sur l'interface LabVIEW, le chemin du fichier tension (scenarioV1\_200 par exemple) dans la case 'Chemin du fichier tension'.
  - Mettre ensuite les appareils à mesurer sur les 6 prises situées sur le dessus de la mallette suivant le scénario mis dans la carte SD. Il faut bien vérifier que les appareils soient prêts à être utilisés. L'appareil doit se mettre à fonctionner sans l'aide d'une intervention humaine dès que la prise est connectée au réseau.
  - Mettre les 2 disjoncteurs en position 'ON'.
  - Appuyer sur le bouton 'EXÉCUTER' de l'interface LabVIEW pour lancer la mesure. De plus, lors de la mesure, il faut s'assurer que le scénario établi correspond bien au scénario que vous

```

1 #NberOfAppliances 2
2 #Outlet1 Vacuum_cleaner_1
3 #Config1 Power level 100% - No load
4 #Outlet2 Drill_1
5 #Config2 Power level 50% - No load
6 #Outlet3
7 #Config3
8 #Outlet4
9 #Config4
10 #Outlet5
11 #Config5
12 #Outlet6
13 #Config6
14 #Variables definition
15 #act: actions (ON=1/OFF=0)
16 #sofa: selected outlet for each action
17 #ad: action delay wrt volt. Zero-Cross. (us)
18 #tbna: time before next action (ms)
19 #Scenario
20 tbna0=500
21 act1=1
22 sofa1=1
23 ad1=5000
24 tbna1=1000
25 act2=1
26 sofa2=2
27 ad2=10000
28 tbna2=500
29 act3=0
30 sofa3=1
31 ad3=15000
32 tbna3=3000
33

```

Figure A.0.1 : Exemple d'un fichier de configuration

pouvez voir se réaliser grâce aux LED mises sur les prises. Lorsque les LED sont rouges, les prises sont en fonctionnement, lorsqu'elles sont vertes, les prises fonctionneront dans le scénario mais sont, pour l'instant, pas connectées au réseau, et lorsqu'elles sont éteintes, les prises ne sont pas utilisées lors du scénario. Ceci permet de vérifier une éventuelle erreur de branchement d'un appareil à la mauvaise prise et de voir si le scénario mis auparavant dans la carte SD est bien respecté. Si celui-ci n'est pas respecté, il faudra revenir à la configuration de la carte.

- Lorsque les mesures sont finies, vérifier si le dossier contient bien les fichiers voulus.

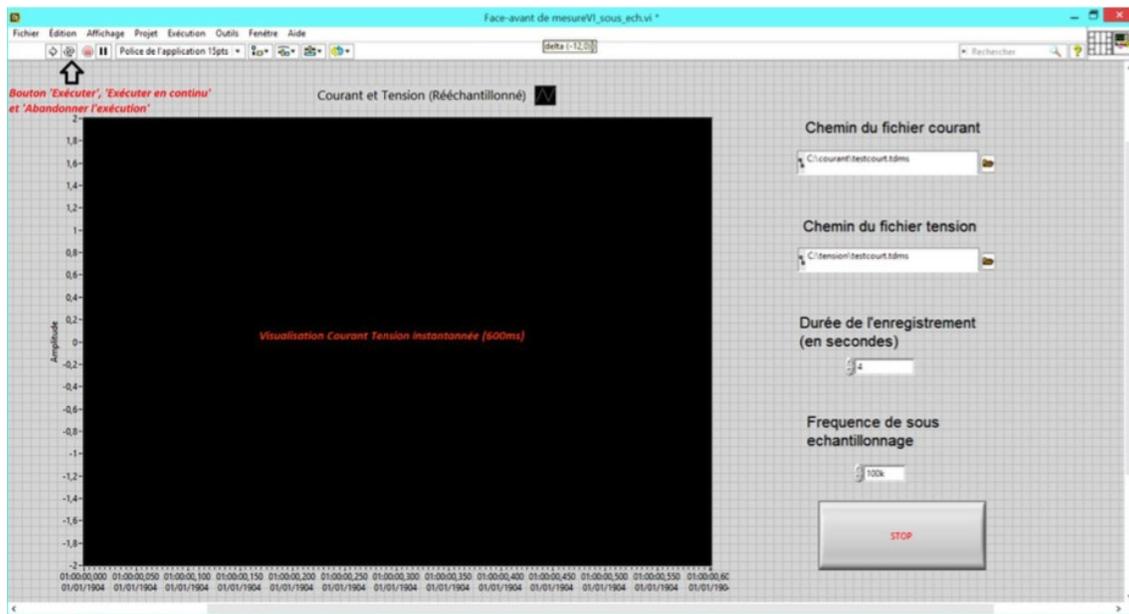


Figure A.0.2 : Interface LabVIEW

**B**

High Accuracy NILM Detector (HAND)

**Initialisation** :

1. signal courant :  $x(t)$  [ $N$  échantillons] ;
2. fixer  $L \equiv 8$  périodes secteur [en échantillons],  $\gamma = 0.1$ ,  $\delta = 3 \times 10^3$  (empirique) ;
3. vecteurs rassemblant les instants de début et de fin des évènements avant post-traitement :  $\mathbf{t}_d^{(i)} = []$ ,  $\mathbf{t}_f^{(i)} = []$  ;
4. vecteurs rassemblant les instants de début et de fin des évènements après post-traitement :  $\mathbf{t}_d^{(f)} = []$ ,  $\mathbf{t}_f^{(f)} = []$  ;

**Détection d'enveloppe** :

1. détecter l'enveloppe  $e_d(t)$  de  $x(t)$  en utilisant l'algorithme DEA

**Détection de début et de fin d'évènements** :

1. initialiser  $\mu_d(t_k) = \text{MEAN}(e_d(t))$  pour  $k = 1, \dots, L$  et  $t = t_1 : t_L$  ;
2. initialiser  $\sigma_d(t_k) = \text{STD}(e_d(t))$  pour  $k = 1, \dots, L$  et  $t = t_1 : t_L$  ;
3.  $k = L + 1$  ;
- ( $\star$ ) tant que  $k \leq N$  faire
  - (a)

$$\begin{aligned} \mu_d(t_k) &= \mu_d(t_{k-1}) + \frac{1}{L} [e_d(t_k) - e_d(t_{k-L})] \\ \sigma_d^2(t_k) &= \sigma_d^2(t_{k-1}) + \frac{1}{L-1} [e_d^2(t_k) - e_d^2(t_{k-L})] + \frac{L}{L-1} [\mu_d^2(t_{k-1}) - \mu_d^2(t_k)] \end{aligned}$$

- (b) si  $\sigma_d(t_k) \geq \gamma$  et  $\sigma_d(t_{k-1}) < \gamma$ , alors  $\mathbf{t}_d^{(i)} = [\mathbf{t}_d^{(i)}, t_k]$ ,  $k = k + 1$ , retour à ( $\star$ ),
- (c) si  $\sigma_d(t_k) \leq \gamma$  et  $\sigma_d(t_{k-1}) > \gamma$ , alors  $\mathbf{t}_f^{(i)} = [\mathbf{t}_f^{(i)}, t_k]$ ,  $k = k + 1$ , retour à ( $\star$ ),
- (d) sinon  $k = k + 1$ , retour à ( $\star$ ).

**Post-traitement** :

1.  $\mathbf{t}_d^{(i)} = [t_{d1}, \dots, t_{dM}]$  et  $\mathbf{t}_f^{(i)} = [t_{f1}, \dots, t_{fM}]$ , le nombre d'évènement détectés  $M = \text{taille}(\mathbf{t}_d^{(i)} \text{ ou } \mathbf{t}_f^{(i)})$  ;
  2. pour  $l = 1 : M$  faire
    - (a)  $\text{sum} = \sum_t \sigma_d(t)$ ,  $t = t_{dl} : t_{fl}$ ,
    - (b) si  $\text{sum} > \delta$  alors  $\mathbf{t}_d^{(f)} = [\mathbf{t}_d^{(i)}, t_{dl}]$  et  $\mathbf{t}_f^{(f)} = [\mathbf{t}_f^{(i)}, t_{fl}]$ ,
  3.  $\mathbf{t}_f^{(f)} = \mathbf{t}_f^{(f)} - L$ .
-