

Titre: Optimisation du déséquilibre de phase sur un réseau de distribution
Title: électrique grâce à la gestion de la demande

Auteur: Florian Pedroli
Author:

Date: 2019

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Pedroli, F. (2019). Optimisation du déséquilibre de phase sur un réseau de distribution électrique grâce à la gestion de la demande [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/3967/>

Document en libre accès dans PolyPublie

Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/3967/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Miguel F. Anjos
Advisors:

Programme: Génie énergétique
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
affiliée à l'Université de Montréal

**Optimisation du déséquilibre de phase sur un réseau de distribution électrique
grâce à de la gestion de la demande**

FLORIAN PEDROLI
Département de mathématiques et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie énergétique

Août 2019

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Optimisation du déséquilibre de phase sur un réseau de distribution électrique
grâce à de la gestion de la demande**

présenté par **Florian PEDROLI**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Louis-Martin ROUSSEAU, président

Miguel F. ANJOS, membre et directeur de recherche

Michel GENDREAU, membre et codirecteur de recherche

François BOUFFARD, membre externe

DÉDICACE

*À nos repas du midi où le monde était fait puis défaît
mais toujours de manière symétrique !*

REMERCIEMENTS

Je souhaite tout d'abord remercier mes deux directeurs de recherche, Miguel F. Anjos et Michel Gendreau pour avoir accepté de me superviser pour ce projet et de m'avoir fait découvrir le monde de la recherche académique. Merci aussi de m'avoir orienté dans le domaine de l'optimisation, qui était nouveau pour moi, et que j'ai pris beaucoup de plaisir à découvrir, tout en me permettant de l'appliquer aux domaines des réseaux intelligents qui m'intéresse fortement.

Je souhaite aussi remercier Laurent Lenoir, chercheur à l'IREQ qui m'a suivi pendant tout ce projet et qui m'a permis de mieux comprendre la réalité physique de mon problème. Merci à lui, d'avoir pris sur son temps personnel pour répondre à mes questions et m'aider à avancer.

Je remercie aussi l'ensemble des membres de la chaire industrielle NSERC-Hydro-Québec-Schneider Electric sur l'optimisation pour les réseaux intelligents pour le financement de ce travail mais aussi pour leurs conseils au cours du projet.

Je suis ensuite très reconnaissant envers Louis-Martin Rousseau et François Bouffard d'avoir accepté de juger de mon travail et d'avoir pris le temps de lire ce mémoire.

Un grand merci à mes amis du GERAD, Marie Pied, Pierre-Yves Bouchet, Ludovic Salomon, Liza Kuznetsova, Eloïse Edom, Julie Sliwak, Damoon Robatian, Vinicius Neves Motta et beaucoup d'autres pour nos discussions toujours fort intéressantes le midi, les moments de découverte du Québec et de manière générale pour m'avoir soutenu tout au long de ce projet.

Je remercie tout particulièrement Pierre-Yves Bouchet et Ludovic Salomon qui m'ont été d'une grande aide pour comprendre l'optimisation sans dérivées et qui m'ont aidé à faire un certain nombre de choix techniques au cours de ma recherche. J'en profite pour remercier le GERAD pour m'avoir permis de travailler dans ses locaux et ainsi de profiter du contact avec l'ensemble des étudiants et professeurs qui y sont présents.

Enfin, je remercie mes parents, ma famille et mes amis qui m'ont soutenu et qui ont toujours cru en mes capacités malgré l'océan qui nous sépare.

RÉSUMÉ

Au cours de cette recherche, nous avons cherché à savoir dans quelle mesure le contrôle de la demande pouvait être utile afin de faire face au problème de déséquilibre de phase sur un réseau de distribution électrique.

Le déséquilibre de phase est un phénomène qui apparaît sur un réseau électrique en raison du passage du courant triphasé en courant monophasé. L'électricité est généralement transportée en triphasé car cela engendre moins de perte, augmente la puissance transmise et permet d'avoir une puissance constante dans le temps. Cependant, de nombreux appareils électriques, notamment dans le secteur résidentiel, fonctionnent avec un courant monophasé. Il est donc nécessaire de réaliser un passage entre les deux types de courant. Cette transformation peut engendrer un déséquilibre de phase qui va entraîner des pertes électriques supplémentaires ainsi qu'endommager certains appareils électriques du réseau. Ce déséquilibre est notamment lié à une différence de consommation entre les différents acteurs du réseau.

Le contrôle de la demande, est le fait de pouvoir contrôler la manière de consommer d'un client. Cela peut se faire principalement de deux manières. La première est de modifier le prix de l'électricité pour le consommateur en fonction de l'heure de la journée : l'opérateur de réseau facture l'électricité plus chère quand il a intérêt à avoir une faible consommation et moins chère quand il a intérêt à avoir une consommation importante. La deuxième méthode est de contrôler directement différents appareils électriques tels que le chauffage ou le chauffe-eau pour lesquels il est possible de modifier quand ils chauffent, ou une machine à laver ou un lave-vaisselle pour lesquels il est possible de contrôler à quel moment de la journée ils se mettent en route.

L'objectif de cette recherche a été de comprendre dans quelle mesure il est possible d'utiliser le contrôle de la demande afin de réduire le déséquilibre de phase sur un réseau de distribution. Pour ce faire, nous avons développé une méthode d'optimisation du déséquilibre de phase via la gestion de la consommation. Une des difficultés avec le déséquilibre est qu'il est très compliqué à estimer, notamment du fait qu'il dépend d'énormément de facteurs différents. Pour cette raison, nous avons décidé d'utiliser un simulateur de réseau afin d'estimer sa valeur. Ceci nous assure d'avoir une estimation précise du déséquilibre, mais en contre partie, nous oblige à utiliser des outils d'optimisation de boîte noire. Ce sont des méthodes qui font de l'optimisation en supposant ne rien savoir de la fonction à optimiser.

La deuxième difficulté de notre recherche a été que l'on souhaite minimiser le déséquilibre sur un réseau avec une centaine de consommateurs ce qui nous amène à un problème de près de

9000 variables alors que les algorithmes d'optimisation de boîte noire sont généralement pensés pour résoudre des problèmes d'une vingtaine de variables. Nous avons donc développé une méthode, basée sur l'heuristique de Nelder-Mead (NM), permettant de résoudre un problème d'optimisation de cette taille.

Finalement, notre méthode permet de réduire, en moyenne, le déséquilibre de plus de 35% et dans certains cas de plus de 50% tout en ayant un faible impact sur le confort des consommateurs. Ces résultats montrent que la gestion de la demande est un outil parfaitement pertinent pour réduire le déséquilibre de phase. Au cours de cette recherche nous avons effectué un certain nombre d'hypothèses qui rendent nos résultats difficilement applicables directement dans la réalité. Cependant ces résultats laissent penser qu'il serait intéressant d'effectuer des travaux futurs sur cette problématique et ainsi développer une méthode qui puisse être mise en pratique sur un réseau de distribution.

ABSTRACT

This research has been led in order to evaluate to which point demand response can be used to answer the phase unbalance issue on a distribution network.

Electric grids have changed in recent years and will continue to change in what is called smart grids. One of the main difference with conventional grids is that it is now possible to have a two-way communication between producers and consumers. As before, consumers consume electricity and therefore ask the utility to provide enough electricity for their consumption. However, it is now possible for the utility to modify the consumption of their consumers. There are mainly two solutions to do so. The first one is to modify the cost of electricity through time. By setting a high price when the consumption is inconvenient for the utility, and a low price when it is easier to satisfy, it is possible to modify the global consumption. The other solution is to directly be able to modify the use of devices. For example, it can be by controlling heating or water-heaters by modifying the temperature of a room, or by choosing at which moment to turn on a washing machine or a dishwasher.

Phase unbalance is phenomenon that exists on electric grids because of the transformation from three-phase to single phase current. Electricity is usually transported with three-phase current because it limits ohmic losses and it assures a constant power through time. However, most of electric devices in the residential sector require single phase current. Therefore, it is necessary to have a transformation between the two different currents. The issue is that transformation can create phase unbalance, which leads to losses and damage electric devices of the grid. The origin of this unbalance is, in particular, a difference of consumption between the different customers of the grid.

The objective of this research has been to understand if demand response could be an answer to the phase unbalance issue. To do so, we have developed a method to minimize phase unbalance on a distribution grid. We have faced two main difficulties to do so. The first one is that it is difficult to easily evaluate and that depends of multiple factors. Therefore, we have chosen to evaluate it with a simulator, which assures us to have a strong estimation of what we are optimizing. The inconvenient of this solution is that we do not have access to a literal form of phase unbalance, which means doing black-box optimization. The second issue is that black-box optimization algorithm are usually designed for problems with up to 20 variables whereas the system we want to be able to solve has nearly 9,000 variables. Therefore, we had to develop our own method, based on the Nelder-Mead heuristic, to deal with such an important number of variables.

The results of this research is that we have been able to develop a method that reduce, in average, phase unbalance of 35% with a low impact on customer's comfort. This shows that demand response can be an answer to the phase unbalance issue. This work is the first one that tackle the unbalance issue with demand response and therefore, strong assumptions have been made. Now, we have shown that it is relevant to consider demand response to answer this problem: it makes sense to continue this research to find solution with less assumptions in order to have solutions that can be applied in real life.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
TABLE DES MATIÈRES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xi
LISTE DES FIGURES	xii
LISTE DES SIGLES, ABRÉVIATIONS ET NOTATIONS	xiii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Contrôle de la demande	4
2.2 Déséquilibre de phase	5
2.3 Déséquilibre de phase et contrôle de la demande	8
2.4 Optimisation sans dérivées	8
CHAPITRE 3 DÉMARCHE ADOPTÉE	12
CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : OPTIMIZATION OF PHASE UNBALANCE IN A DISTRIBUTION GRID WITH DEMAND RESPONSE	14
4.1 Introduction	14
4.2 State of art	16
4.3 Study of unbalance	17
4.4 Model	19
4.5 Resolution without the conservation constraint	20
4.5.1 Nelder-Mead Algorithm	21
4.5.2 Applying Nelder-Mead with Box Constraints	22
4.6 Conservation constraint	24

4.7 Results	29
4.7.1 13 bus feeder	30
4.7.2 123 bus feeder	31
4.8 Conclusion	32
CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE	33
CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	36
6.1 Synthèse des travaux	36
6.2 Limitations de la solution proposée	36
6.3 Améliorations futures	37
RÉFÉRENCES	39

LISTE DES TABLEAUX

Table 4.1	Table of the values of the different parameters	30
Table 4.2	Percentage of reduction of phase unbalance for the 13 bus feeder with an hour time scale	31
Table 4.3	Percentage of reduction of phase unbalance for the 123 bus feeder with a 15 minutes time scale	32

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Origine du déséquilibre de phase	7
Figure 2.2	Figure d'une itération de Nelder-Mead, inspiré de la figure 5.1 dans [1] . . .	10
Figure 4.1	Graph origin unbalance	18
Figure 4.2	Figure of Nelder-Mead iteration, inspired by figure 5.1 in [1]	22
Figure 4.3	Penalty terms on the consumption conservation constraint	26

LISTE DES SIGLES, ABRÉVIATIONS ET NOTATIONS

NM Nelder-Mead

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Le réchauffement climatique nous montre tous les jours de nouvelles preuves de son importance et de ses conséquences catastrophiques sur notre climat. Face à cela, il devient nécessaire de réaliser une transition énergétique nous permettant de produire et consommer l'énergie de manière plus durable et plus efficace. En particulier, il est nécessaire de trouver des alternatives aux sources fossiles telles que le charbon, le pétrole ou le gaz. Dans ce contexte, l'énergie électrique joue un rôle important, et tout porte à croire qu'elle sera de plus en plus importante dans les années à venir. L'électricité a un potentiel pour remplacer les énergies fossiles dans un nombre important d'usages tels que le transport ou le chauffage et peut être produit et consommé avec moins d'impacts sur l'environnement grâce aux énergies renouvelables telles que l'éolien ou le photovoltaïque.

Cependant, cette évolution a de nombreux impacts sur le réseau électrique et ce à plusieurs niveaux. Premièrement, notre utilisation de l'électricité est modifiée par les nouveaux usages que nous en faisons. Par exemple, un nombre important de voitures électriques qu'il faut pouvoir recharger quotidiennement et dans un court laps de temps demande de pouvoir transporter une puissance électrique importante à de nombreux clients. D'un autre côté, la hausse de la part de l'éolien et du photovoltaïque dans les mix électriques modifie la donne pour les entreprises de production. En effet, il faut toujours qu'il soit injecté sur le réseau autant d'électricité qu'il en sera consommé. Remplacer des centrales thermiques au charbon ou au gaz par des éoliennes ou des panneaux photovoltaïques signifie remplacer des sources d'énergies dont on peut très bien contrôler la production par des sources intermittentes dépendantes de la météo. Dans ces conditions, il devient beaucoup plus compliqué d'équilibrer la production et la demande. D'un autre côté, les réseaux électriques ont totalement évolué ces dernières années et vont continuer à le faire pour devenir ce qu'on appelle des smart grid, ou réseaux intelligents. Jusqu'ici les réseaux pouvaient se représenter de manière assez simple avec d'un côté les consommateurs et de l'autre les producteurs qui se débrouillent pour produire assez pour répondre à la consommation. Seulement maintenant les choses sont plus complexes. N'importe qui peut décider d'installer des panneaux photovoltaïques sur son toit afin de produire de l'électricité qui peut être par la suite injectée sur le réseau. En fonction de l'heure de la journée, et du niveau d'ensoleillement, un acteur peut donc être soit un consommateur, soit un producteur.

Cependant, ces nouveaux réseaux intelligents donnent aussi accès à de nombreuses opportunités qui permettent de répondre à ces évolutions. En particulier, l'apparition de nouveaux appareils

connectés donne accès à de nombreuses possibilités. Si l'apparition des voitures électriques peut représenter une difficulté pour le réseau, cela peut aussi être une solution : à partir du moment où une voiture électrique est branchée dans une maison pour être chargée, celle-ci peut être aussi considérée comme une batterie qui peut être exploitée pour alimenter la maison en électricité. Un des nouveaux éléments les plus importants sont les compteurs intelligents, ou smart meter, qui permettent une mesure de la consommation électrique en temps réel. L'ensemble de ces nouveaux outils permet alors une communication dans les deux sens entre les consommateurs et les producteurs. Jusqu'ici la seule information qui circulait entre les deux parties était le consommateur qui indiquait au producteur quelle quantité d'électricité il avait besoin. Ces appareils connectés permettent aussi au producteur de communiquer avec ses consommateurs. Cela permet alors de considérer le contrôle de la demande, ou demand response en anglais.

Le contrôle de la consommation permet de mettre en place des systèmes d'optimisation qui profitent à l'ensemble des acteurs. Du point de vue des opérateurs de réseau, cela leur permet par exemple de consommer de manière plus importante quand la production d'électricité est moins couteuse, par exemple quand il y a un fort ensoleillement et que les panneaux photovoltaïques fonctionnent, ou quand il y a beaucoup de vent. De cette manière, il est possible de réduire la consommation quand l'énergie est plus couteuse à produire. On peut penser, par exemple, aux problèmes de pics de consommation qui interviennent le matin et le soir quand une grande majorité des usagers consomment de l'électricité au même moment. Réduire la consommation pendant cette période et la reporter à un autre moment de la journée permet de limiter ce pic et ainsi éviter de démarrer des unités de production supplémentaires.

Il existe de nombreuses applications possibles pour la gestion de la demande, précisées dans le chapitre 2 consacré à la revue de littérature, principalement afin de minimiser les coûts de production pour les gestionnaires de réseau ou pour maximiser les bénéfices que peuvent en tirer les clients. De nombreux travaux ont été effectués sur ce type de problèmes, sur lesquels nous reviendrons dans la revue de littérature. Cependant, nous avons décidé de nous intéresser à une autre utilisation de la gestion de la consommation, afin d'optimiser l'état d'un réseau de distribution électrique. Nous allons nous focaliser en particulier sur la problématique du déséquilibre de phase.

Le déséquilibre de phase est un phénomène qui apparaît sur un réseau électrique en raison du passage des courants triphasés en monophasés. Ce déséquilibre est à l'origine de pertes électriques ainsi que d'une détériorations de certains appareils du réseau qui sont pensés pour fonctionner sur un réseau équilibré et qui voient donc leur durée de vie diminuer en présence de déséquilibre. Celui-ci est notamment dépendant de la différence de consommation de différents

acteurs du réseau. De ce fait, dans ce travail nous allons chercher à savoir dans quelle mesure les outils de gestion de la demande peuvent permettre de minimiser le déséquilibre sur un réseau de distribution.

Un des problèmes avec le déséquilibre de phase est qu'il est difficile à estimer de manière simple. Même pour des spécialistes des réseaux électriques, il est parfois compliqué de comprendre la logique permettant de diminuer le déséquilibre de phase. En particulier, il n'existe pas une fonction littérale simple permettant de représenter fidèlement le déséquilibre et que l'on pourrait minimiser avec des outils d'optimisation usuels. Afin d'estimer la valeur du déséquilibre, nous allons donc utiliser un simulateur de réseau électrique. Grâce à ce simulateur, nous allons pouvoir modéliser le réseau électrique auquel on s'intéresse et définir la puissance consommée par chacun des acteurs de ce réseau et celui-ci nous donnera une estimation de la valeur de déséquilibre de phase. De cette manière il est possible de minimiser cette valeur de déséquilibre. Cependant, ce processus oblige à faire de l'optimisation de boîte noire, c'est à dire de réaliser de l'optimisation en ayant aucune information sur la fonction à optimiser et notamment pas accès à ses dérivées.

Ainsi, l'objectif du travail de recherche qui sera présenté dans ce mémoire est de minimiser le déséquilibre de phase sur un réseau de distribution avec des outils de contrôle de la consommation et avec de l'optimisation de boîte noire, tout en cherchant à limiter l'impact sur le confort des usagers.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Contrôle de la demande

Dans un premier temps, nous allons nous intéresser aux différents travaux qui ont été réalisés dans le domaine du contrôle de la demande.

Ces dernières années, il y a eu de nombreux travaux concernant la gestion de la demande et l'optimisation de son utilisation pour répondre à différentes problématiques. Dans [2], un modèle de gestion de différents appareils connectés est proposé afin d'optimiser leur fonctionnement tout en limitant l'impact sur le confort des utilisateurs. Différents modèles sont proposés en fonction des appareils et de leurs caractéristiques. Premièrement, certains appareils comme l'éclairage ou les téléviseurs ne sont pas contrôlables, quand l'utilisateur souhaite s'en servir, il doit pouvoir le faire, quel que soit le moment de la journée. Ensuite, il y a des appareils comme un lave-linge ou un lave-vaisselle pour lequel il y a une certaine flexibilité quant au moment où ils sont mis en marche mais qui, une fois démarrés, doivent fonctionner pendant une plage de temps bien définie. Enfin, il y a des appareils, tels que les chauffe-eaux ou les systèmes de chauffage, qui peuvent être démarrés et arrêtés à n'importe quel moment. L'article prend aussi en compte des contraintes sur l'utilisation de ces appareils afin de limiter l'impact sur le mode de vie des résidents.

La possibilité d'utiliser la gestion de la consommation afin d'offrir une nouvelle flexibilité aux réseaux électriques fait apparaître un nouvel acteur, l'agrégateur. En effet, chaque résidence ayant un impact minimal sur la consommation globale, il est difficile pour un gestionnaire de réseau d'établir des contrats avec chacun de ses clients. De plus, il y a de fortes chances pour que de tels contrats soient peu avantageux pour les clients du fait de leur faible influence. Le même problème se pose pour les personnes ayant un moyen de produire de l'électricité, par exemple en possédant des panneaux photovoltaïques sur leurs toits. Un agrégateur, tel que présenté dans [3], est un acteur qui se place entre les particuliers et les gestionnaires de réseau. Son rôle est de regrouper un nombre suffisant de particuliers qui ont un service à proposer au réseau, de la flexibilité dans leur consommation et/ou de l'électricité qu'ils produisent. En représentant suffisamment de résidences, l'agrégateur a donc un impact plus important qui lui permet de négocier de manière plus avantageuse avec l'opérateur de réseau. Ces agrégateurs peuvent ensuite contrôler la consommation de leurs clients afin d'avantage le réseau et d'obtenir une rémunération pour lui-même et pour le particulier. [4] propose plusieurs outils permettant aux agrégateurs de fonctionner de la manière la plus optimale.

Dans ces articles, il est considéré que le coût de l'électricité est variable au cours du temps et est directement relié au coût de production. Celui-ci peut donc varier sur une très courte échelle de temps. Dans [5], une expérience a été menée pour étudier comment la gestion de la demande pouvait être utilisée quand appliquée en fonction du coût de l'électricité. Une autre approche est de définir à l'avance, avec ses clients, le prix de l'électricité en fonction du moment de la journée, afin que les particuliers adaptent eux même leur consommation en fonction de ces tarifs. En fixant des tarifs élevés quand la demande est importante et inférieurs quand la demande est moindre, la consommation globale va d'elle-même s'adapter. Dans [6], une approche est proposée qui permet d'adapter la consommation au coût de production de l'électricité, tout en ayant une bien meilleure estimation de la demande à chaque pas de temps. L'idée proposée est de définir un tarif qui s'appuie sur deux aspects. Premièrement, le prix est défini par rapport au moment de la journée, selon le prix de production habituel. Ainsi, aux alentours de 8h et entre 18h et 20h, quand il y a des pics de consommation, le coût de l'électricité est important. Cependant, pendant la nuit ou en milieu de journée, la consommation est moins importante et le tarif donc plus faible. A partir de ces tarifs de base, qui sont les mêmes pour tout le monde, les particuliers choisissent à chaque pas de temps une puissance qu'ils pensent correspondre à celle qu'ils vont consommer. A partir de cette limite, deux tarifs sont fixés : un tarif bas si les clients font appel à une puissance inférieure à celle communiquée et un tarif haut dans le cas où ils la dépassent. Ce système de tarification permet donc d'inciter à consommer à certains moments de la journée, quand l'électricité est moins chère, et à anticiper de manière plus précise la puissance demandée par les clients, du fait qu'ils vont chercher à rester sous les puissances qu'ils ont indiquées.

2.2 Déséquilibre de phase

Nous allons maintenant nous intéresser aux travaux qui cherchent à minimiser le déséquilibre de phase.

Tout d'abord, l'électricité est le plus souvent transportée par des circuits triphasés. En effet, comme expliqué dans [7], cela permet de limiter les pertes et d'avoir une puissance qui soit constante, à l'inverse des circuits monophasés où la puissance est variable dans le temps. Cependant, la majorité des appareils électriques des particuliers fonctionnant en monophasé, il est nécessaire de réaliser une conversion entre les deux courants. Il existe différents raccordements qui permettent de le faire, mais dans tous les cas cela crée un déséquilibre de phase qui va engendrer des pertes électriques ainsi que détériorer les équipements électriques d'un réseau, comme expliqué dans [8].

Nous allons ici considérer un exemple simple qui a pour objectif de montrer une situation

d'apparition de déséquilibre de phase. Cet exemple ne se veut pas représentatif de l'ensemble des situations qui existent. Son objectif est uniquement de présenter une situation physique intuitive afin de permettre au lecteur de mieux se représenter la problématique.

La transformation du courant triphasé crée trois courants monophasés qui ont pour tension : $\underline{V}_A, \underline{V}_B, \underline{V}_C$. Nous spécifions ici que les variables soulignées sont des variables complexes. Les vraies valeurs correspondent aux parties réelles des valeurs complexes. Comme on peut le voir sur la Figure 2.1, pour chacune des lignes i , on a donc une tension \underline{V}_i , un courant \underline{I}_i et une impédance \underline{Z}_i , cette dernière représentant la relation entre le courant et la tension au sein de cette charge. La ligne N , quant à elle représente la mise à la terre du circuit et a, elle aussi, une tension \underline{V}_N , un courant \underline{I}_N et une impédance \underline{Z}_N . Nous avons alors les relations :

$$\forall i \in \{A, B, C\}, \underline{V}_i - \underline{V}_N = \underline{Z}_i \underline{I}_i \quad (2.1)$$

$$\underline{V}_N = \underline{Z}_N \underline{I}_N \quad (2.2)$$

Dans un premier temps, concentrons-nous sur le cas où le circuit est équilibré. Dans ce cas-là, le déphasage entre les trois tensions est constant et égal à $\pm 2\pi/3$. Ainsi, par rapport à une tension de référence \underline{V} , on a :

$$\underline{V}_A = \underline{V} \quad (2.3)$$

$$\underline{V}_B = \underline{V} e^{2i\pi/3} \quad (2.4)$$

$$\underline{V}_C = \underline{V} e^{4i\pi/3} \quad (2.5)$$

La loi de Kirchoff, ou loi des noeuds, on obtient que :

$$\underline{I}_A + \underline{I}_B + \underline{I}_C + \underline{I}_N = 0 \quad (2.6)$$

En utilisant les relations 2.1 et 2.2, on obtient :

$$\underline{V}_N = \left(\frac{\underline{V}_A}{\underline{Z}_A} + \frac{\underline{V}_B}{\underline{Z}_B} + \frac{\underline{V}_C}{\underline{Z}_C} \right) \left(\frac{1}{\underline{Z}_A} + \frac{1}{\underline{Z}_B} + \frac{1}{\underline{Z}_C} + \frac{1}{\underline{Z}_N} \right)^{-1} \quad (2.7)$$

Sur le figure 2.1, ce qui nous intéresse est d'alimenter les trois charges $\underline{Z}_A, \underline{Z}_B, \underline{Z}_C$, qui peuvent par exemple représenter trois résidences. Le courant \underline{I}_N , qui s'en échappe est donc, dans cette situation précise, une perte et il faut chercher à le limiter.

L'équation 2.7 nous montre que dans le cas où les trois charges ont la même valeur, alors on

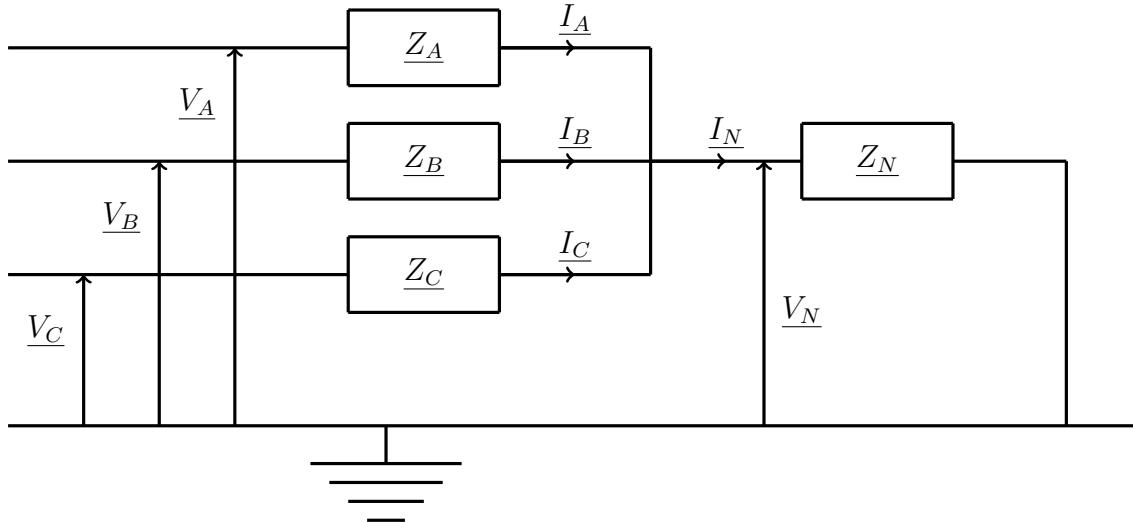


Figure 2.1 Origine du déséquilibre de phase

à $\underline{V}_N = 0$, et donc $\underline{I}_N = 0$, et le déséquilibre est nul. Cependant, si ce n'est pas le cas, un courant apparaît et on a un déséquilibre de phase.

Comme nous l'avons vu, le déséquilibre peut venir d'une différence de consommation entre plusieurs branches d'un réseau. En général, les charges telles que représentées sur la figure 2.1 correspondent à un ensemble de résidences. Quand une maison est raccordée au réseau, il y a un choix qui est fait quant à quelle branche la relier. Cette décision n'est pas définitive et il est possible de modifier les raccordements s'il existe une meilleure combinaison. Dans [9], 6 algorithmes sont présentés qui cherchent à minimiser le déséquilibre de phase en réorganisant les raccordements des différentes charges. La mesure du déséquilibre se fait alors en mesurant la différence entre le courant dans chaque phase et le courant moyen et en prenant le maximum de ces différences. Dans [10], ce problème est optimisé dans le cas d'un centre de données. Une contrainte vérifie alors que la différence de puissance entre chaque phase reste inférieure à un paramètre donné. La difficulté avec une telle méthode est qu'il n'est pas possible de modifier les raccordements régulièrement. Souvent, il n'est pas possible de le faire automatiquement, ce qui signifie qu'il faut qu'un technicien se déplace pour le faire. De ce fait, de manière générale, ce type de modification ne peut se faire que quelques fois par mois.

Dans [11], le potentiel de la gestion de la demande est étudié pour répondre à trois problématiques différentes. L'une de ces trois est le déséquilibre de phase. Dans cet article, il est expliqué que le contrôle de la demande permettrait de réduire le déséquilibre de phase sur une échelle de temps beaucoup plus faible que ce qui est fait pour le moment. Cependant, cet article ne propose aucune méthode sur comment modifier la consommation dans le but de minimiser ce déséquilibre, les auteurs se contentent de mettre en évidence le fait que c'est un

outil qui pourrait répondre à cette problématique.

Le travail que nous avons mené a pour objectif de répondre à cette question. Nous avons cherché à développer une méthode donnant une consommation pour chacun des clients et chacun des pas de temps qui minimise le déséquilibre de phase.

2.3 Déséquilibre de phase et contrôle de la demande

Il existe aussi des travaux qui ont été menés qui s'intéressent à la gestion de la demande tout en considérant le déséquilibre de phase. Dans [12], un modèle est proposé exploitant la gestion de la consommation tout en prenant en compte les contraintes liées au réseau, et notamment le déséquilibre de phase. Cependant, il est uniquement considéré comme une contrainte sur les puissances : la différence de puissance entre deux branches doit être inférieure à une certaine constante.

Un deuxième article qui considère les effets du déséquilibre est [13]. Dans cet article, de la même manière, les auteurs développent un modèle de gestion de la consommation qui prend en compte les contraintes liées à un réseau de distribution. Dans ce modèle, le déséquilibre est pris en compte en considérant les pertes électriques qu'il engendre.

Cependant, dans aucun de ces travaux le déséquilibre n'est considéré comme un objectif à part entière. Dans le premier article cité, le déséquilibre est considéré uniquement comme une contrainte en spécifiant qu'il doit rester inférieur à une certaine valeur, et dans le deuxième, ses conséquences en termes de pertes sont prises en compte pour trouver la solution optimale du réseau. Dans notre travail, l'objectif est de considérer le déséquilibre de phase comme unique objectif : nous cherchons à minimiser le déséquilibre sur un réseau de distribution. De plus, nous utiliserons un simulateur de réseau nous permettant d'avoir accès au déséquilibre de manière plus précise.

2.4 Optimisation sans dérivées

Enfin, le dernier aspect important par rapport à ce projet de recherche est l'optimisation d'une boîte noire. Dans ce type de problème, nous n'avons accès à aucune information sur la fonction que nous devons minimiser, nous n'avons pas accès à sa formule littérale. Pour une situation donnée, le simulateur nous donne la valeur de la fonction à optimiser, et ce pour n'importe quelle simulation. En particulier, nous n'avons accès à aucune information sur les dérivées de la fonction, ce qui est généralement un élément utile pour optimiser.

Comme précisé dans [1], il existe un certain nombre d'algorithmes qui ont été développés avec

cet objectif. Nous avons décidé d'utiliser l'algorithme de Nelder-Mead décrit dans [14] qui est une heuristique bien connue dans le domaine des algorithmes d'optimisation de boîte noire.

Supposons que nous avons une fonction $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ que l'on souhaite minimiser sur l'ensemble \mathbb{R}^n (sans contraintes). La méthode est détaillée dans l'algorithme 1. A chaque itération k de l'algorithme nous avons un ensemble de $n + 1$ points $X_k = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ dont l'enveloppe convexe forme un simplex, c'est à dire un polytope borné convexe non vide. On évalue chacun de ces points avec notre boîte noire et on trie ces points par rapport à cette valeur. Supposons que notre ensemble de point est ordonné, c'est à dire que l'on a : $f(x_0) \leq f(x_1) \leq \dots \leq f(x_n)$. La figure 2.2 montre un exemple d'une itération de l'algorithme dans le cas où l'on a deux variables. On commence par construire le centre des n meilleurs points $x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i$. Tout d'abord, nous allons évaluer x_r , le symétrique de x_n , le pire point de notre ensemble, par rapport à x_c : $x_r = x_c + (x_c - x_n)$. A partir de là, quatre situations se présentent :

- Si $f(x_r) < f(x_0)$, alors x_r est le meilleur point que l'on ait jamais trouvé. On peut alors penser que cette direction est une bonne direction et qu'il est intéressant de continuer plus loin. On construit alors le point $x_e = x_c + \delta_e(x_c - x_n)$, avec δ_e un paramètre tel que $1 < \delta_e$. L'ensemble de points X_{k+1} pour la prochaine itération est alors composé des mêmes points que l'ensemble X_k dans lequel on remplace x_n , le pire point de l'ensemble, par le meilleur point entre x_r et x_e .
- Si $f(x_{n-1}) \leq f(x_r) < f(x_n)$, alors x_r est un meilleur point que le pire des points de l'ensemble. Donc cette direction reste intéressante. Cependant, cette amélioration est limitée et on peut se demander si l'on est pas allé trop loin, c'est pourquoi on construit le point $x_o = x_c + \delta_o(x_c - x_n)$, avec δ_o un paramètre tel que $0 < \delta_o < 1$ auquel on évalue notre boîte noire. De même on remplace x_n dans l'ensemble de points X_{k+1} par le meilleur point entre x_r et x_o .
- Si $f(x_n) \leq f(x_r)$, alors ce point n'est aucunement une amélioration. On tente alors de trouver un point dans le voisinage de x_n qui soit tout de même une amélioration, toujours sur la même droite. On construit alors le point $x_i = x_c + \delta_i(x_c - x_n)$, avec δ_i un paramètre tel que $-1 < \delta_i < 0$ et on évalue ce point. Deux situations se présentent alors :
 - Soit $f(x_i) < f(x_n)$, alors on a trouvé un point qui améliore notre simplex et dans ce cas-là on remplace x_n par x_i dans l'ensemble X_{k+1}
 - Sinon on n'a trouvé aucun point permettant d'améliorer notre ensemble de points sur cette droite. On décide alors de réduire le simplex en déplaçant tous les points dans la direction du meilleur point x_0 : $X_{k+1} = \{x_0, x_0 + \delta_s(x_1 - x_0), x_0 + \delta_s(x_2 -$

$x_0), \dots, x_0 + \delta_s(x_n - x_0)\}$ avec δ_s un paramètre tel que $0 < \delta_s < 1$

- Enfin, si $f(x_0) \leq f(x_r) < f(x_{n-1})$, alors on considère qu'il n'est pas nécessaire d'essayer plus de points sur cette droite et on remplace x_n par x_r dans X_{k+1} .

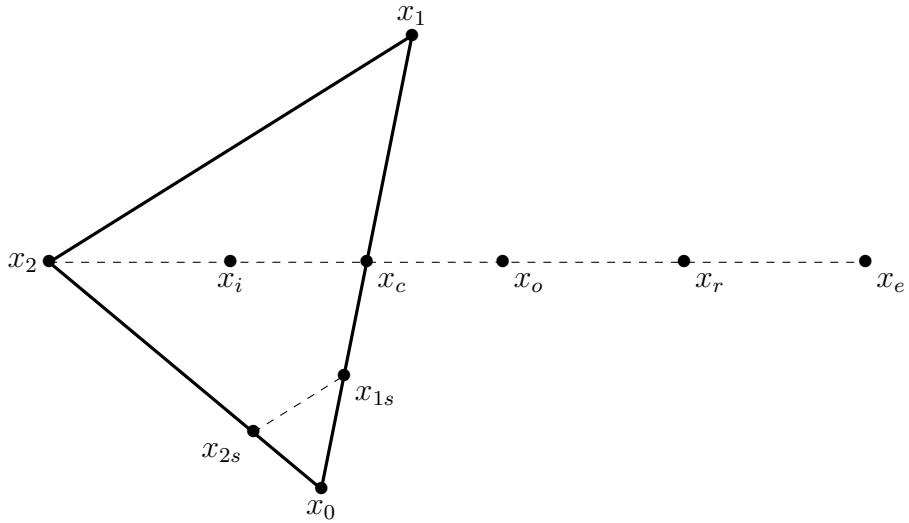


Figure 2.2 Figure d'une itération de Nelder-Mead, inspiré de la figure 5.1 dans [1]

Il existe différents critères de convergence possibles pour l'algorithme de Nelder-Mead comme par exemple limiter le nombre d'itérations. Nous avons décidé de considérer pour notre part un critère géométrique : il est possible de définir pour un simplex un volume et un diamètre à partir de quoi on peut définir un volume normalisé. Supposons que nous avons un ensemble de points $X = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$. Comme expliqué dans [1], à partir de là on peut définir la matrice $n \times n : L = [(x_1 - x_0), (x_2 - x_0), \dots, (x_n - x_0)]$. A partir de cette matrice, on peut définir un volume : $vol(X) = \frac{|det(L)|}{n!}$.

De la même manière, on peut définir un diamètre à partir de notre ensemble de points X : $diam(X) = \max\{\|x_i - x_j\|, (x_i, x_j) \in X^2\}$. Enfin, à partir de là il est possible de définir un volume normalisé : $voln(X) = \frac{vol(X)}{diam(X)^n}$

Au début de l'algorithme, on choisit un ensemble de points initiaux X_0 et on peut en calculer le volume normalisé $voln(X_0)$. A la fin de chaque itération de Nelder-Mead, après avoir trouvé un ou des nouveaux points, on calcule le volume normalisé du nouvel ensemble de points $voln(X_k)$. Avant de lancer l'algorithme, on choisit un paramètre $0 < \xi < 1$ et tant que le volume $voln(X_k)$ est supérieur à $\xi voln(X_0)$, on continue à réaliser des itérations.

Algorithme 1 Algorithme Nelder-Mead

Initialisation : $X_0 = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ X_0 est un ensemble de $n + 1$ points de \mathbb{R}^n dont l'enveloppe convexe forme un simplex

$k \leftarrow 0$

tant que Critère de convergence faire

On trie l'ensemble X_k de sorte que $f(x_0) \leq f(x_1) \leq \dots \leq f(x_n)$

$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i$ On construit le centre des $n - 1$ meilleurs points

$x_r = x_c + (x_c - x_n)$ On construit le symétrique du pire point par rapport à x_c

si $f(x_r) < f(x_0)$ **alors**

$x_e = x_c + \delta_e(x_c - x_0)$ Si x_r est meilleur que x_0 , on continue dans cette direction

si $f(x_e) < f(x_r)$ **alors**

$X_{k+1} = \{x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_e\}$

sinon

$X_{k+1} = \{x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_r\}$

sinon si $f(x_{n-1}) \leq f(x_r) < f(x_n)$ **alors**

$x_o = x_c + \delta_o(x_c - x_n)$

si $f(x_o) < f(x_r)$ **alors**

$X_{k+1} = \{x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_o\}$

sinon

$X_{k+1} = \{x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_r\}$

sinon si $f(x_n) \leq f(x_r)$ **alors**

$x_i = x_c + \delta_i(x_c - x_n)$

si alors $f(x_i) < f(x_n)$

$X_{k+1} = \{x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_i\}$

sinon

$X_{k+1} = \{x_0, x_0 + \delta_s(x_1 - x_0), x_0 + \delta_s(x_2 - x_0), \dots, x_0 + \delta_s(x_n - x_0)\}$

sinon

$X_{k+1} = \{x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_r\}$

$k \leftarrow k + 1$

renvoyer Meilleur point de X_k

CHAPITRE 3 DÉMARCHE ADOPTÉE

Notre recherche a été menée avec pour objectif de pouvoir minimiser le déséquilibre sur le réseau IEEE avec 123 noeuds [15], qui a une tension nominale de 4.16 kV, sur une journée avec une précision temporelle d'un quart d'heure. Cela signifie que l'on considère que pour chaque quart d'heure, nous avons une consommation constante pour chacun des clients du réseau de distribution. Ce réseau contient 91 clients, et comme nous avons une variable pour chaque client et chaque pas de temps, nous avons un modèle à résoudre avec plus de 8500 variables.

Il n'existe, pour le moment, aucune méthode permettant de résoudre un problème d'optimisation de boîte noire avec autant de variables. Notre travail consiste donc à trouver une méthode permettant de séparer ces variables en sous-groupes qui puissent être résolus les uns après les autres et avec un nombre de variables assez faible pour pouvoir y appliquer des méthodes existantes.

Ce sont ces sous-problèmes qui sont résolus grâce à l'algorithme de Nelder-Mead, présenté dans la revue de littérature. Cet algorithme a été choisi dans un premier temps pour ses bons résultats ainsi que pour sa facilité d'implantation. Il serait tout à fait envisageable de remplacer cet algorithme par un autre algorithme d'optimisation de boîte noire plus récent et globalement plus performant. Cependant, nous ne l'avons pas fait dans cette étude pour deux raisons principales. La première est que l'apport de notre recherche a été dans la façon de construire les sous-problèmes ainsi que la manière de faire le lien entre ces derniers. La résolution de ces boîtes noires ne contient aucune nouveauté et n'est pas du tout l'intérêt de cette recherche. Cette partie peut donc être remplacée par n'importe quel optimiseur de boîte noire. La seconde raison pour laquelle nous avons utilisé cet algorithme est que, comme ce sera mis en évidence dans le chapitre 4 de ce mémoire, il n'est pas nécessairement pertinent d'utiliser le solveur le plus performant. Nous avons lancé une série de tests avec deux précisions différentes pour le test de convergence de l'algorithme de Nelder-Mead (avec deux valeurs du paramètre ξ défini dans la revue de littérature), et c'est avec la précision faible que nous avons obtenu les meilleurs résultats. En effet, comme nous l'expliquons dans l'article, nous résolvons plusieurs fois chacun des sous-problèmes dans des situations différentes. De ce fait, il n'est pas utile de les résoudre le plus précisément possible à chaque fois. Ainsi, il n'y a aucune certitude que le solveur le plus performant donne les meilleurs résultats dans notre cas.

Pour ces raisons, nous n'avons pas cherché à utiliser un autre solveur que le solveur Nelder-Mead. Cela est tout de même quelque chose qui pourrait être étudié plus en détail pour voir

si un autre solveur pourrait donner de meilleurs résultats.

Afin de réaliser des essais sur les meilleurs choix à faire dans notre méthode, nous nous sommes appuyés sur un modèle plus petit, le réseau IEEE avec 13 noeuds [15] qui opère avec une tension nominale de 4.16 kV, qui contient 15 clients, et avec une précision temporelle d'une heure. Cela représente 360 variables, ce qui est déjà important pour un problème d'optimisation de boîte noire, pour lesquels il y a généralement entre 20 et 50 variables maximum.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : OPTIMIZATION OF PHASE UNBALANCE IN A DISTRIBUTION GRID WITH DEMAND RESPONSE

OPTIMIZATION OF PHASE UNBALANCE IN A DISTRIBUTION GRID WITH DEMAND RESPONSE

Florian Pedroli, Miguel F. Anjos *Senior Member, IEEE*, Michel Gendreau and Laurent Lenoir *Member, IEEE*,

Manuscript submitted to *IEEE Transactions on Power Systems*

Abstract

We consider the use of demand response to address phase unbalance in a distribution grid. At present this problem is addressed by modifying the topology of the grid, but this has limited flexibility because it can only be done once or twice a year. We propose to use demand response to minimize phase unbalance on a 15-minute basis. Because phase unbalance is difficult to estimate analytically, we assess it using the OpenDSS distribution system simulator and we optimize using a black-box optimization algorithm. Our approach reduces the phase imbalance by up to 50% on the IEEE 123-bus feeder.

4.1 Introduction

The integration of renewable energy sources to generate electricity in large quantities raises new challenges. One of them is the management of intermittent energy sources: the production of these technologies is based on wind or sun, and cannot be easily adjusted to demand. Another is the fact that these energy sources are often decentralised. On the other hand, the development of smart meters makes it possible to gather information in a nearly real-time basis within the distribution system.

These changes are leading to new forms of distribution grids, known as smart grids. The traditional grid with consumers on one side, who only consume, and producers on the other side, who manage generation to balance the consumption, will no longer exist. Participants can now be both consumer and producer, and the deployment of new technologies such as electric vehicles, which can be seen as batteries for the grid, leads to a new situation in which demand response that adapts consumption to generation takes on greater importance. One example is to increase consumption when renewable generation is higher. Another is to reduce demand peaks at certain hours of the day, when many people consume at the same moment,

to avoid turning on costly generators. Many studies have been conducted on the topic of smart grids and demand response. In particular, [16] shows how a smart grid and demand response allow management of renewable energy sources and [17] presents the concept of virtual power plants to allow an efficient integration of renewable energy sources.

In power grids, the balance between production and consumption is not the only difficulty utilities have to face. There are other issues in distribution grids that have to be dealt with. One of them is phase unbalance, a problem that comes from the split from three-phase wire to single phase wire and the different consumption of each customer. This transformation leads to increase electric losses and electric equipment failure.

In this paper we investigate the potential of using demand response in order to minimize phase unbalance. Demand response will be used from an utility perspective to obtain the optimal consumption profile for each client in a network. The next step, which is investigating how to reach precisely these levels of consumption is not considered in this study. It is assumed that each load can modify its consumption to perfectly answer the optimal profile. As will be shown in the second part of this paper, estimating phase balance of an electrical network is difficult to do precisely. This is why we have chosen to assess it with a distribution system simulator like OpenDSS from EPRI specially developed to evaluate the state of a given network. This assures that we obtain an accurate estimation of our parameter to minimize but it also means that we will not have access to the literal formulation of our objective function and that a black-box approach will be required.

The issue with black-box optimization algorithms is that they are designed to solve problems with around 20 to 50 variables. However, our goal is to be able to apply our method on a network as close as possible to the reality, which means with a significant number of buses and time steps. Therefore our problems are of a different order of magnitude than the ones for which the black-box optimization algorithms are usually developed and an important part of this work has focused on finding a method that can deal with an important number of variables. In particular, we are able to reduce phase unbalance on a distribution network with 123 feeders and 91 loads with a sample time of 15 minutes, reducing phase unbalance by up to 50%. This requires solving a black-box optimization problem with more than 8,500 variables.

This paper is structured as follows. In Section 4.2 we present the studies that have previously been done in similar fields. Section 4.3 focuses on the physical origin of the phase unbalancing issue and how it will be estimated. Section 4.4 explains the mathematical model proposed, and Section 4.5 describes how to solve it on a simplified version of our model. The techniques used to optimize the whole model are explained in section 4.6, and Section 4.7 reports results based on two IEEE benchmarks. Section 4.8 concludes the paper.

4.2 State of art

In recent years there has been an important number of articles about demand response. First, many articles have demonstrated how the control of consumption can be useful in a context of smart grid. In [2] there is a modeling of the different types of loads that can be found in a residence based on their impact on comfort and how they can be controlled. These models are then used to optimize costs with some operational constraints. In [4], some tools are developed to help actors use demand response. [18] models demand response in order to reduce costs in a context of renewable energy sources on the grid.

In multiple articles considering demand response, the cost of electricity is considered variable on a small time scale in order to represent the real cost of electricity production for the utility. It is this variation of cost, or an estimation of it, that can be used in demand response programs in order to minimize the cost for the consumer. It is also possible to define a variation of price through time between the utility and the consumer as an incentive for the consumer to consume electricity when electricity is cheap for the utility to produce. Articles like [5] or [19] propose methods to define these incentive prices for it to be beneficial both for the utility and for the consumer.

On the other hand, there has been some research about how to minimize phase unbalance, which is a measure of the phase balancing issue, on a network, like in [9] where six algorithms are compared. In [10] unbalance is considered in a network with data center and distributed energy. However the method used in both of these articles to optimize unbalance is phase swapping, which means the reorganisation on the grid. The difficulty with this method is that it requires a physical modification of the grid topology, which means a human intervention or the use of particular equipment. Therefore, it is not possible to modify the network too often, and usually it is not done frequently. In this article, our goal is to optimize unbalance on a time scale of maximum one hour, which means that this kind of methods cannot be used. [11] highlights the fact that there are three issues on electric networks that demand response can help to answer and the reduction of phase unbalance is one of them. However, no method is explained on how to reduce it and there are no results about the potential benefits.

Finally some articles consider phase balancing with demand response. For example, in [12] or in [13], demand response is used for optimization and takes phase balancing into consideration but as a constraint by forcing it to remain in a certain range. However, unbalance is not considered as an objective function as it will be done in this article.

4.3 Study of unbalance

For our work, we consider the minimization of current phase unbalance, one of the issues that appears in electric networks. As explained in [8], three-phase unbalance is a characteristic of a grid that has different consequences such as electrical losses or deterioration of equipment. We will start by explaining the electrical origin of this issue.

Electricity is usually transported with three-phase current to limit ohmic losses. However, most of the electrical devices work with single phase current. Therefore, it is necessary to transform the three-phase current to a single phase one. On the Fig. 4.1, the three voltages $\underline{V}_A, \underline{V}_B, \underline{V}_C$ are the result of a transformation from a three-phase current to three mono-phase currents. We here specify that all the variables underlined are complex variables. The real part of these correspond to their physical values. On this figure, the objective is to provide electricity to the three loads A, B and C that can be considered as individual houses or as a group of residences. These corresponds to end of the system, the N line is here to make the connection to the ground. Any current that goes through the N line is therefore lost and creates unbalance: reducing phase unbalance means reducing the current going through this line.

Let us here focus on the case where the system is balanced, which means that the phase between each of the lines is exactly $2\pi/3$. This corresponds to the best case. These three voltages can be defined as:

$$\underline{V}_A = \underline{V} \quad (4.1)$$

$$\underline{V}_B = \underline{V} e^{2i\pi/3} \quad (4.2)$$

$$\underline{V}_C = \underline{V} e^{4i\pi/3} \quad (4.3)$$

It is important to note that in this situation, we have: $\underline{V}_A + \underline{V}_B + \underline{V}_C = 0$

The impedance of each of the three lines are noted $\underline{Z}_A, \underline{Z}_B$ and \underline{Z}_C and can be seen as the consumption on the line. The impedance is a complex value such that:

$$\forall i \in \{A, B, C\}, \underline{V}_i - \underline{V}_N = \underline{Z}_i \underline{I}_i \quad (4.4)$$

There is also a voltage \underline{V}_N and a current \underline{I}_N in the N line with an impedance \underline{Z}_N such that:
 $\underline{V}_N = \underline{Z}_N \underline{I}_N$

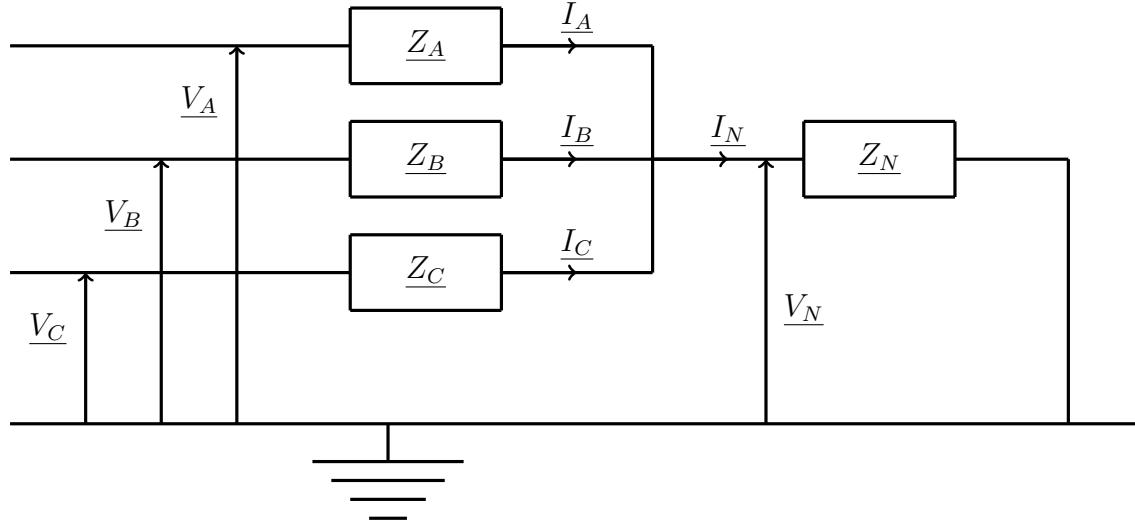


Figure 4.1 Graph origin unbalance

By applying the Kirchhoff's circuit laws, one can find:

$$\underline{V}_N = \left(\frac{\underline{V}_A}{Z_A} + \frac{\underline{V}_B}{Z_B} + \frac{\underline{V}_C}{Z_C} \right) \left(\frac{1}{Z_A} + \frac{1}{Z_B} + \frac{1}{Z_C} + \frac{1}{Z_N} \right)^{-1} \quad (4.5)$$

Therefore, if $Z_A = Z_B = Z_C$, $\underline{V}_N = 0$, which means that $I_N = 0$ and there are no losses linked to the transformation from three-phase to single phase current. However, if the impedances are different, $\underline{V}_N \neq 0$ which means that there are some losses. This is the origin of unbalance of an electric network. In this example it seems quite easy to understand how it occurs, its logic and how to measure it. However when there are several loads and lines, which each have their own characteristics, it becomes much more difficult to evaluate. Furthermore, this is an example in which only the loads can be unbalanced. In reality, it is possible to have a unbalanced sources as well, which makes the estimation more difficult to realize. This is why we choose the solution of using a simulator to assess it and the black-box approach.

The method of symmetrical components, presented in [20] permits to transform the three real currents I_A, I_B, I_C , that define the state of the system in our case, in three values, I_0 the zero sequence current, I_1 the positive sequence current and I_2 the negative sequence current. We have, in particular the relation $3I_0 = I_A + I_B + I_C = I_N$, which shows us that by minimizing the zero sequence current, we will reduce the current in the N line. Each of these values can be determined for each of the time periods, I_0^t, I_1^t, I_2^t . It is also possible to show that higher is the negative sequence current, higher is the current in the N line. Therefore, in our study,

we will define the phase unbalance such as:

$$Unbal = \sum_{t \in T} \frac{I_0^t + I_2^t}{I_1^t} \quad (4.6)$$

The simulator OpenDSS from EPRI has been used to evaluate these different values. To do so, the grid considered has to be described as precisely as possible, with the type of loads, the type of lines, their distances, their resistances, etc. Once the network is characterised, the consumption of each load through time is defined. Therefore, the simulator gives us the three values of current necessary to compute the unbalance on the whole time period.

4.4 Model

The objective of our study is to minimize the phase unbalance on a network with the use of demand response. The major idea of demand response is to reorganize the consumption of a customer through the day and to limit its impact on its comfort. For our model, we will suppose that each load is a customer, or a group of customers, which can answer exactly to any modification instruction.

Let L be the set of loads of our network that will be modified and T be the set of time periods considered. For each load, a base consumption is considered over each time period which corresponds to the consumption without demand response. This consumption is noted $(B_i^t)_{i \in L, t \in T}$. For each time period and each load, demand response will modify this consumption. The variables $(x_i^t)_{i \in L, t \in T}$ considered are the part of the base consumption actually consumed after applying demand response. At the end, the consumption with demand response will be $(x_i^t B_i^t)_{i \in L, t \in T}$.

In order to limit the impact on the comfort of the customers, at any moment the consumption after demand response cannot vary too much compared to the base consumption. To control this, two types of parameters will be defined for each load and each time period: a lower bound $(\alpha_i^t)_{i \in L, t \in T}$ and an upper bound $(\beta_i^t)_{i \in L, t \in T}$ on the modification of the consumption. Therefore, a constraint will be added for each load and each time period:

$$\alpha_i^t \leq x_i^t \leq \beta_i^t \quad \forall (i, t) \in L \times T \quad (4.7)$$

The idea of demand response is to reorganize the consumption through a certain time period. This means that the consumption after demand response must remain close to the one without. For each customer, a constraint is added to limit the global consumption within some bounds.

We define a lower bound $(\lambda_i)_{i \in L}$ and an upper bound $(\mu_i)_{i \in L}$ on the modification of the global consumption:

$$\lambda_i \sum_{t \in T} B_i^t \leq \sum_{t \in T} x_i^t B_i^t \leq \mu_i \sum_{t \in T} B_i^t \quad \forall i \in L \quad (4.8)$$

Finally, with $Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$ the function that gives the unbalance calculated by our simulator for a given consumption of each load and at each time period, the problem that we will try to solve is:

$$\begin{aligned} & \min Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T}) \\ & \text{s.t. (4.7), (4.8)} \end{aligned} \quad (4.9)$$

4.5 Resolution without the conservation constraint

Our objective is to solve problems with up to 100 customers and with a time step of 15 minutes on a day, so 96 time periods. This means solving a problem with close to 10,000 variables. As mentioned in the introduction, black-box optimization methods are designed to work with around 20 variables and these cannot work directly with more than around 100 variables. The evaluation of a point of the black-box is usually supposed to be quite time consuming, which is why the algorithms that solve black-box optimization problems are developed to minimize the number of its evaluations. The simulator used in our study computes quickly compared to usual black-boxes, which means that it is possible to design an algorithm that makes more evaluations. However, it remains impossible just to use an existing algorithm with around 10,000 variables. The algorithm that we have developed divides our problem in a set of sub-problems with only a few variables. The sub-problems created are small enough to be solved with a black-box optimization algorithm.

The algorithm that we have chosen to solve these black-box optimization problems is the Nelder-Mead algorithm (NM) [14]. It is a well known heuristic which has been successful on numerous problems. However, this method is not designed to optimize problems with constraints, so we apply a penalty approach.

First, we focus on solving our problem without considering the constraint (4.8) that assures that the consumption remains close to the consumption without demand response. We just explain here how the base method works. The approach implemented to deal with this constraint will be described in Section 4.6.

As we have seen, unbalance is the result of a difference of consumption between some lines of our network. In particular, there is no correlation between the different time periods. Therefore, in order to minimize our objective function, it is interesting to decompose the problem by time period. For each time period, we use the Nelder-Mead algorithm to optimize the corresponding $|L|$ variables. The other variables are fixed to the current value. This way, the black-box optimization algorithm is launched $|T|$ times, only with $|L|$ variables instead of $|L| * |T|$.

Let us note $(x_i t*)_{i \in L, t \in T}$ the best solution found. The method that has been developed based on this idea is initialised with the situation without demand response: $x_i^{t*} = 1, \forall (i, t) \in L \times T$. Then, the first time period is considered: all the variables corresponding to other time periods remain fixed to their value and are not considered: $x_i^t = x_i^{t*}, \forall (i, t) \in L \times T$. Only the variables $(x_i^1)_{i \in L}$ are considered and the Nelder-Mead algorithm is launched on them to minimize the unbalance of the whole day. This method is used for each of the time periods of our problem. It is presented in Algorithm 2.

Algorithm 2 $\min Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$

Initialisation: $x_i^{t*} = 1, \forall (i, t) \in L \times T$

for $\tau \in T$ **do**

$\forall (i, t) \in L \times T, t \neq \tau \implies x_i^t = x_i^{t*}$

$(x_i^\tau)_{i \in L} = \arg \min_{(x_i^\tau)_{i \in L}} Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$ Using NM

$(x_i^{t*})_{i \in L, t \in T} = (x_i^\tau)_{i \in L, t \in T}$

4.5.1 Nelder-Mead Algorithm

The Nelder-Mead algorithm is a well known approach to solve an unconstrained black-box optimization problem. This algorithm is based on a simplex: a set of $(n + 1)$ points (with n being the number of variables of our problem) which convex hull represents "a bounded convex polytope with nonempty interior [...] vertices" [1]. The main idea of the Nelder-Mead algorithm is to determine new points to evaluate depending on the value of the vertices of the simplex. Fig. 4.2 represents an example of the application of the algorithm with 2 variables. The points that compose the simplex are ordered with respect to their value. In our example, x_0 is the best point and x_2 the worst. We take the mean of the n best points, x_c , and the new points are determined on the line between this point and the worst vertex of the simplex. The first one, x_r is a reflection of the worst point by x_c : $x_r = x_c + (x_c - x_n)$. The three other points are built, if needed, depending on three parameters $\kappa_e, \kappa_o, \kappa_i$ with the same structure: $x_k = x_c + \kappa_k(x_c - x_n), k \in \{e, o, i\}$. In order to be certain to explore

well the space, these parameters have to respect that: $\kappa_e > 1, 0 < \kappa_o < 1, -1 < \kappa_i < 0$. In the case that none of these 4 new points are better than the worse point that compose the simplex, x_n , than a shrink in performed. This means that only the best solution, x_0 , is kept and all the other points are replaced according to a parameter κ_s , such that $0 < \kappa_s < 1$: $\forall k \in \llbracket 1, n \rrbracket, x_{ks} = x_0 + \kappa_s(x_0 - x_k)$.

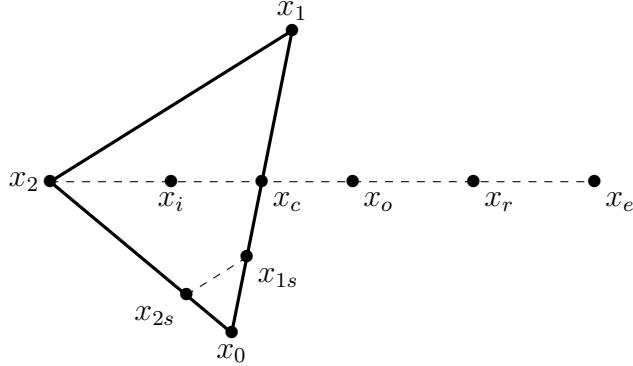


Figure 4.2 Figure of Nelder-Mead iteration, inspired by figure 5.1 in [1]

As explained in the manual [1], it is possible to define a normalised volume for a set of points and we use this value as a convergence criterion for our algorithm. In the beginning of the Nelder-Mead algorithm, we calculate $voln_{init}$, which is the normalised volume of our set of initial points. Then at the end of each Nelder-Mead iteration, we evaluate the new normalised volume $voln$. If $voln < \xi voln_{init}$, with ξ a parameter such that $0 < \xi < 1$, we stop the algorithm. Otherwise, we perform another iteration.

The Nelder-Mead algorithm does not specify how to choose the $n + 1$ initial points of the algorithm. The method we have chosen is to define these points from the current optimal point, as developed in Algorithm 3. We only modify one of the n dimensions of this point: we try the two extreme values possible for the point to still be feasible and we keep the best one. This produces n different points to which we add the current optimal point unmodified. This method assures us to define a simplex with a non-zero volume and so a set of points to which can be applied the Nelder-Mead algorithm. As the current best point is one of the initial points, we also have the assurance that the point given by our optimization will be, in the worse case, the same point as before the optimization.

4.5.2 Applying Nelder-Mead with Box Constraints

As mentioned previously, the Nelder-Mead algorithm does not allow to consider constraints. Even if the conservation constraints are not considered here, the box constraints (constraint 4.7) have to be verified. This kind of constraint can be easily dealt with by doing a projection

Algorithm 3 Define initial set of points S_τ for Nelder-Mead algorithm for time period τ

Initialisation: $S_\tau = \{(x_i^{t*})_{i \in L, t \in T}\}$, *The first point is the current optimal point*

for $j \in L$ **do**

$$y_{i,Low}^t = \begin{cases} x_i^{t*} & \text{if } i \neq j \text{ or } t \neq \tau \\ \alpha_i^t & \text{if } i = j \text{ and } t = \tau \end{cases}$$

$$U^{Low} = Unbal((y_{i,Low}^t)_{i \in L, t \in T})$$

$$y_{i,High}^t = \begin{cases} x_i^{t*} & \text{if } i \neq j \text{ or } t \neq \tau \\ \beta_i^t & \text{if } i = j \text{ and } t = \tau \end{cases}$$

$$U^{High} = Unbal((y_{i,High}^t)_{i \in L, t \in T})$$

The best of the two extreme values for load j is kept

if $U^{Low} \leq U^{High}$ **then**

$$S_\tau \leftarrow S_\tau \cup (y_{i,Low}^t)_{i \in L, t \in T}$$

else

$$S_\tau \leftarrow S_\tau \cup (y_{i,High}^t)_{i \in L, t \in T}$$

in the set of feasible points. However, as our convergence criterion for the Nelder-Mead algorithm is on the normalised volume of the simplex, the use of a projection sometimes leads to a null volume. Therefore, it sometimes stops the algorithm while there are still interesting points to explore. This is why we have chosen to use penalization to take constraints into account. This means that we modify our objective function in order to assure that the points given by the algorithm satisfy the constraints: if the constraint is not satisfied, then a term is added to the objective function proportionally to how much the constraint is exceeded. Therefore, the optimisation problem considered is, with η a penalty factor:

$$\min Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T}) + \eta \sum_{i \in L} \sum_{t \in T} \max\{0, \alpha_i^t - x_i^t, x_i^t - \beta_i^t\} \quad (4.10)$$

$$\text{s.c } x_i^t \in \mathbb{R}, (i, t) \in L \times T \quad (4.11)$$

This method to deal with these constraints allows for consideration, in the construction of the simplex, of points that are not feasible, but that are useful to better explore the feasible space. A penalty factor important enough assures that the best point given at the end of the algorithm is feasible. Finally this method has shown to give better results on our test cases than a projection method.

4.6 Conservation constraint

As explained, the solution previously presented has been developed without considering the conservation constraint (4.8). The difficulty with this constraint is that it concerns the different time periods for each of the loads of our network, which makes the different time periods no longer independent. Therefore, there are two points of view about how to divide our problem into sub-problems.

The first one is to continue dividing it with one sub-problem per time period. This way, the reorganization of consumption between loads within a time period remains, which leads to an important reduction of the objective function. However, as the sub-problems are solved independently, there is no control on the conservation constraint.

The second point of view is to define one sub-problem for each load, with the $|T|$ variables of the day. This method would allow to deal very well with the conservation constraint, as all the variables of a constraint are in the same sub-problem. However, it would be difficult to improve the objective function as, for a given time period, it is only possible to modify one consumption.

Finally, the method we have chosen is to use the approach by time period, presented in the algorithm 2 and to adapt it to take into account the constraint. In addition, the approach by load is also used to give more flexibility when optimizing by time period.

First, we adapt the algorithm previously presented that works with a single time period. A simple idea could be to penalize as with the box constraint. For the same reason as previously, this solution would ensure finding feasible points. However, this method does not link the different sub-problems. When optimizing a time period, the only bound that appears is the minimum or the maximum of consumption through the day, whereas this bound has to be shared between the different time periods. Therefore, solving the first time period could give us, for example, a solution which leads to little reduction of phase unbalance but that reaches the upper bound of the constraint for a customer. This would mean that for the second time period, the only possibility is to reduce the consumption of this customer to find better points, as the bound is already reached, even if the second time period could lead to better improvement of the phase unbalance. It is necessary to find a method that links the different sub-problems and which assures that when an improvement on the objective function is realized it does not have too much impact on the constraint.

We solve this issue by only accepting points that have a good balance between the gain in the objective function and the impact on the constraint. To do so, we have decided to penalise points that are feasible but make the constraint closer to its limit. This assures that at the end

of the optimization of a time period, either the algorithm has found a point that is beneficial enough for the objective function to allow it to worsen the situation for the constraint, or it will not have much impact on the constraint.

Therefore, three penalty terms have been added to the one already explained. The first one follows the same logic as the penalty on the box constraints, which means penalising points that do not respect the conservation constraint in order to assure that our final solution satisfies it. The term added is, with the penalty parameter ν :

$$\nu \sum_{i \in L} \max \left\{ 0, \sum_{t \in T} B_i^t (x_i^t - \lambda_i), \sum_{t \in T} B_i^t (\mu_i - x_i^t) \right\}.$$

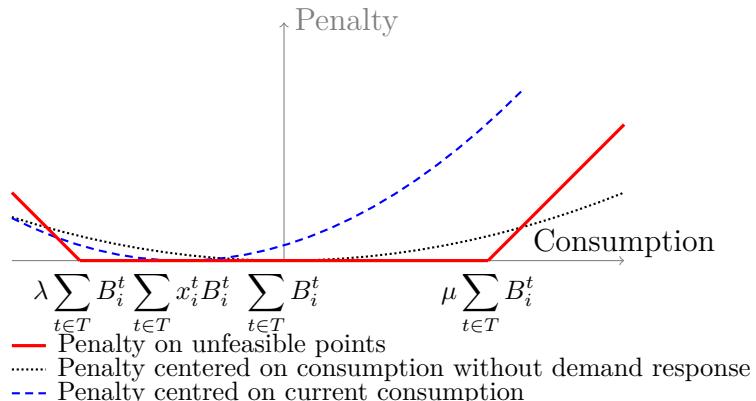
The second one has the objective of globally favouring points that do not get a constraint closer to its limit. The objective function is deteriorated for points that have a different consumption than the one without demand response. The term added is a parabola centered on this base consumption, with γ the penalty parameter for the term

$$\sum_{i \in L} \gamma \left(\sum_{t \in t} x_i^t B_i^t - \sum_{t \in t} B_i^t \right)^2.$$

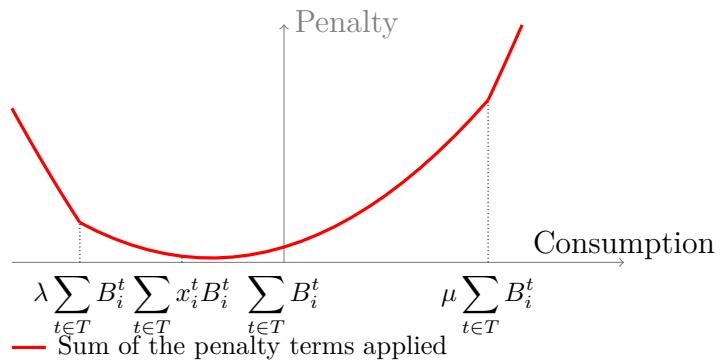
The third penalty term aims to force the algorithm to find points that do not have too much impact on the constraint, but this time from the actual point. This time the term added depends on the current best solution found and not on the consumption without demand response. Therefore, before running the Nelder-Mead algorithm on the variables of a given time period, the consumption of each load is calculated given the best point found: $C_i = \sum_{t \in T} x_i^{t*} B_i^t$, with $\{x_i^{t*}, (i, t) \in L \times T\}$ being the current optimal found. Once this is done, the term added to the objective function is, with δ the penalty factor:

$$\sum_{i \in L} \delta \left(\sum_{t \in t} x_i^t B_i^t - C_i \right)^2$$

The Fig. 4.3 shows the different penalty terms that are applied in this method. The graph of the Fig. 4.3(a) represents the different terms separately and the Fig. 4.3(b) represents the global penalty function applied, which is the sum of the different function presented. Let us note:



(a) Penalty terms applied



(b) Sum of the penalty terms

Figure 4.3 Penalty terms on the consumption conservation constraint

$$\begin{aligned}
Unbal_{pena}((x_i^t)_{i \in L, t \in T}) = & Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T}) \\
& + \eta \sum_{i \in L} \sum_{t \in T} \max\{0, \alpha_i^t - x_i^t, x_i^t - \beta_i^t\} \\
& + \nu \sum_{i \in L} \max\{0, \sum_{t \in T} B_i^t (x_i^t - \lambda_i), \sum_{t \in T} B_i^t (\mu_i - x_i^t)\} \\
& + \gamma \sum_{i \in L} \left(\sum_{t \in T} x_i^t B_i^t - \sum_{t \in T} B_i^t \right)^2 \\
& + \delta \sum_{i \in L} \left(\sum_{t \in T} x_i^t B_i^t - C_i \right)^2
\end{aligned} \tag{4.12}$$

Finally, the objective function solved by the Nelder-Mead algorithm is:

$$\min Unbal_{pena}((x_i^t)_{i \in L, t \in T}) \tag{4.13}$$

$$s.c \quad x_i^t \in \mathbb{R} \quad \forall (i, t) \in L \times T \tag{4.14}$$

An important impact of this consumption conservation constraint is that the different time periods are not independent anymore. In particular, in Algorithm 2 it was possible to solve each time period independently to find an optimum. With this constraint, this is no longer possible. Therefore, the idea is to modify the objective function as just explained, and also to go through the different time periods multiple times until a certain convergence is reached. The method developed to optimize by time period in this new context is explained in Algorithm 4.

This penalty method is useful in order to limit, at the beginning of the optimization, the saturation of the consumption conservation constraint for the first time periods. However, this penalty is only needed inside the algorithm to find interesting points. But in the end there is no issue in saturating the constraints. Therefore, the penalty is only useful at the beginning of the algorithm, and as it goes on is less and less important. The idea we have set up is to divide the parameters γ and δ by 5 after optimizing each time period once. This value of 5 has not been optimized but seems to be the one giving the best results in our test cases.

As mentioned previously, as there is one constraint per load, it is also interesting to simply modify Algorithm 4 but to consider for each load the $|T|$ variables that represent its consumption through the day and to optimize our objective function with these. This way it is possible to reorganize the consumption through the day and to have different time periods that compensate each other directly. Therefore, we have chosen to add this method to our

algorithm: after optimizing each time period once with the method previously presented, each load is optimized in order to reorganize the consumption through the day. Once it is done, each time period is once again optimized and so on. The algorithm used to optimize by load is presented in Algorithm 5. After applying this algorithm to our test case, it appears that it gives even better results when the optimizations by load are done before and after each optimization by time period. The final method implemented is presented in Algorithm 6.

Algorithm 4 $\min Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$ by time periods

```

for  $\tau \in T$  do
     $\forall (i, t) \in L \times T, t \neq \tau \implies x_i^t = x_i^{t*}$ 
     $(x_i^\tau)_{i \in L} = \arg \min_{(x_i^\tau)_{i \in L}} Unbal_{pena}((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$  Using NM
     $(x_i^{t*})_{i \in L, t \in T} = (x_i^t)_{i \in L, t \in T}$ 

```

Algorithm 5 $\min Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$ by loads

```

for  $j \in L$  do
     $\forall (i, t) \in L \times T, i \neq j \implies x_i^t = x_i^{t*}$ 
     $(x_j^t)_{t \in T} = \arg \min_{(x_j^t)_{t \in T}} Unbal_{pena}((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$  Using NM
     $(x_i^{t*})_{i \in L, t \in T} = (x_i^t)_{i \in L, t \in T}$ 

```

Algorithm 6 $\min Unbal((x_i^t)_{i \in L, t \in T})$

```

Initialisation:  $x_i^t = 1, \forall (i, t) \in L \times T$ 
while Convergence criterion do
    Run Algorithm (5), optimizing by loads
    Run Algorithm (4), optimizing by time periods
    Run Algorithm (5), optimizing by loads a second time
     $\gamma \leftarrow \gamma/5$ 
     $\delta \leftarrow \delta/5$ 

```

In this new algorithm, it has also been important to modify how the initial points are defined for the Nelder-Mead algorithm. The general idea developed in Algorithm 3 has been kept, however a few modifications have been made. The consumption conservation constraint (4.8), implies that the two extreme points defined in this algorithm could be infeasible. However, when working with variables of a single time period it is possible to use this constraint to calculate the upper and lower bounds for each variable according to this constraint and to the box constraint (4.7). Therefore we replace the bounds of constraint (4.7) by the bounds that consider both constraints. When working with the $|T|$ variables of a single load, it is no

longer possible to define such bounds so we have decided to keep the same process to define our points even if it may produce unfeasible points.

Finally, the algorithm has to go through each sub-problem multiple times. Therefore, it is necessary to define a convergence criterion to stop the process. As explained previously, the objective of this research is to understand the potential of demand response to answer the phase unbalance issue. The question of the application of our method in real conditions is not part of this study. This is why we have decided to let the algorithm run as long as necessary. Each time a sub-problem is solved, the optimal unbalance founded is saved. As long as between two optimizations of the same sub-problem, a benefit is made, the algorithm goes on. It stops when, between two optimizations of the same sub-problem, no better point has been found. For the optimization by load, which is done twice as highlighted in Algorithm 6, the optimization of a load made before and after the optimization by time period are considered different. Our convergence criterion is that if there are $2|L| + |T|$ sub-problems solved without finding a better solution, then the algorithm stops. Indeed, the method will continue to test the same points so there is no need to continue.

4.7 Results

In order to evaluate the effectiveness of our model, we have tested our method on two different electric grids designed by IEEE: the 13 bus feeder and the 123 bus feeder. The first one has 15 different loads while the second one has 91. Our method has mostly been developed based on the 13 bus feeder with a temporal interval of one hour which means optimizing a problem of 360 variables. Different simulations have then been made with the 123 bus feeder and with a temporal interval of a quarter of an hour, which means 8,736 variables, in order to compare the behaviour on a different scale.

The two networks designed by IEEE that we have used for our simulation define each load with a nominal power in addition to the global grid (the type of line, the distances, the different devices situated on the grid, etc...). For each simulation we therefore have to specify which will be the base consumption of each customer through the day, represented by the $(B_i^t)_{i \in L, t \in T}$ parameters in the model. To do so, we have designed three different profiles: a residential, an industrial and a commercial profile. We have also considered one profile for each season of the year. These profiles have been defined based on Hydro-Quebec data for the 2009 year and give us the power consumed each quarter of an hour. These values have been brought between 0 and 1 with respect to the maximum consumption in the year. Finally we have for each type of customer (residential, commercial and industrial) and for each season an evolution between 0 and 1 of the consumption.

The values taken for the different penalization parameters are defined according to the value of the initial phase unbalance $Unbal_{init}$. Different simulations have been made to determine the best values to use. These values, with the values of the other parameters of our optimization problem, are summarized in the table 4.1, in which the function E corresponds to the integer part function. The values taken for the Nelder-Mead algorithm are also presented in this table.

Table 4.1 Table of the values of the different parameters

$\alpha_i^t, \forall (i, t) \in L \times T$	0.9
$\beta_i^t, \forall (i, t) \in L \times T$	1.1
$\lambda_i, \forall i \in L$	0.95
$\mu_i, \forall i \in L$	1.05
η	$100E(\frac{Unbal_{init}}{3})$
ν	$100E(\frac{Unbal_{init}}{3})$
γ initial value	$5E(\frac{Unbal_{init}}{3})$
δ initial value	$5E(\frac{Unbal_{init}}{3})$
κ_e	2
κ_o	0.3
κ_i	-0.7
κ_s	0.7

4.7.1 13 bus feeder

In the case of the 13 bus feeder, which has 15 loads, we have decided to consider 2 industrial loads and 4 commercial, the 9 last ones being considered as residential customers. The position of these different profiles is determined randomly for each different simulation. For these simulations, we have considered a time scale of an hour which leads to an optimization problem with 360 variables. For each day considered, around 10 simulations have been realised for two different Nelder-Mead convergence criterion values ξ , as explained in Section 4.5 of

this article. The results are presented in Table 4.2. The first thing that can be noticed is that a tighter convergence test does not assure better results. As each time period and each load is optimized multiple times, it is not necessary to set a high precision. The second interesting result is that with a range of 5% of flexibility on the consumption in one day, it is possible to reduce the phase unbalance, on average, of 17 to 23.3%.

Table 4.2 Percentage of reduction of phase unbalance for the 13 bus feeder with an hour time scale

	$\xi = 0.01$			$\xi = 10^{-5}$		
	Min	Max	Average	Min	Max	Average
Winter	14.7	24.6	20.6	16.2	23.5	19.5
Spring	9.2	28.6	17.0	11.8	19.0	15.6
Summer	10.4	77.9	23.3	5.9	43.9	16.7
Autumn	8.3	28.7	17.5	11.2	44.8	18.6

4.7.2 123 bus feeder

In the case of the 123 bus feeder, we have chosen to consider 5 industrial, 20 commercial and 66 residential customers for a total of 91 loads. As with the 13 bus feeder, these profiles have been positioned randomly for each simulation on the grid. The time scale considered here is 15 minutes, which means 96 time periods and leads to an optimization problem with 8,736 variables. The computing time being significantly more important in this case, and considering the results presented in Section 4.7.1, all our instances have been executed with a convergence criterion for the Nelder-Mead algorithm $\xi = 0.01$. The initial values of phase unbalance are between 15 and 35. For each day, 8 simulations were performed and the results are presented in Table 4.3. The best result we have found is for an instance in summer for which we achieve to reduce phase unbalance from 18, without demand response, to 7.9: a 55.9% reduction. In this case, without demand response, we have a mean homo-polar current of 35.8A, a mean direct current of 324A and a mean indirect current of 44.5A. Once our method applied, we have a mean homo-polar current of 9.82A, a mean direct current of 131A and a mean indirect current of 16.4A.

Table 4.3 Percentage of reduction of phase unbalance for the 123 bus feeder with a 15 minutes time scale

$\xi = 0.01$			
	Min	Max	Average
Winter	42.5	48.0	45.5
Spring	17.1	38.6	24.8
Summer	31.7	55.9	38.3
Autumn	17.7	58.0	38.4

4.8 Conclusion

We have proposed a method to reduce phase unbalance on a distribution network by the use of demand response through black-box optimization. This method allows a significant reduction of the unbalance, with a minor modification of the consumption, which leads to the conclusion that demand response could be a solution to answer the phase unbalance problem. The fact that we used a simulator to compute the phase unbalance provides a stronger validation of our results.

It is important to point out that we make the strong assumption in this study that each load can consume the exact amount of electricity given by our optimization. In reality, it may not be possible to have such control, so it is necessary in future work to account for uncertainty in the consumption. Another issue is the fact that the test cases developed here remain fairly small compared to real life networks that can have thousands of nodes. This means that the number of nodes and variables would increase by a factor of 10, which would require the development of new computational methods to deal with the increase in size. A solution to tackle this problem could be to group customers and to assume they have the exact same consumption. Therefore, all these customers could be represented by the same variable in each time period.

CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE

Nous allons ici détailler un petit peu plus les résultats que nous avons obtenus et qui sont présentés dans l'article. Nous avons testé notre méthode dans deux situations différentes, la première étant avec le réseau 13 noeuds IEEE et avec une précision horaire d'une heure. Cela signifie que nous avons fait l'hypothèse que les charges avaient une consommation (avec et sans contrôle de la demande) constante pendant une durée d'une heure. Ce réseau comporte 15 clients et nous avons optimisé sur une journée, donc 24 pas de temps. Au total, cela représente un problème d'optimisation avec 360 variables, ce qui est déjà très important pour un problème d'optimisation de boîte noire. C'est avec ce problème que nous avons effectué la grande majorité de nos essais afin d'améliorer notre méthode. Ensuite, nous avons cherché à optimiser un problème plus important, le réseau 123 noeuds IEEE, avec une précision temporelle d'un quart d'heure. Cela représente 91 charges et 96 pas de temps, soit un problème avec 8736 variables.

Chaque problème est caractérisé par le nombre de clients et le nombre de pas de temps que l'on considère, mais aussi par la consommation initiale de chaque client qui définit le déséquilibre initial de notre réseau. Pour définir ces consommations, nous nous sommes appuyés sur des données réelles de consommation qui nous ont été fournies par Hydro-Québec. Nous avons ainsi défini trois profils de consommation, un profil résidentiel, un profil commercial et un profil industriel. Nous avions accès à des données de consommation tous les quarts d'heure pendant l'ensemble de l'année 2009. Nous avons donc pris la consommation d'un client résidentiel, d'un client commercial et d'un client industriel que nous avons normalisées par rapport à la consommation maximale dans l'année. Nous avons ensuite considéré une journée par saison afin de définir 12 profils.

A partir de là, quand nous construisons une instance, nous choisissons une des quatre saisons, hiver, printemps, automne ou été. Ensuite, on choisit le nombre de clients auxquels on attribue un profil industriel, résidentiel ou commercial. Dans les deux réseaux IEEE que l'on utilise, les différentes charges sont déjà définies. En particulier, leur puissance maximale, leur emplacement sur le réseau et la manière dont ils consomment de l'électricité n'est pas modifiée. L'unique chose que l'on peut modifier est la consommation au cours de la journée, c'est à dire pour chaque pas de temps la part de la puissance maximale qui est consommée. Ainsi, quand on décide qu'un client suit un profil résidentiel, cela signifie que la variation de sa puissance au cours de la journée est la même que le profil résidentiel de base que nous avons défini. Une fois que l'on a décidé du nombre de chaque type de client sur le réseau, on les répartit

aléatoirement sur le réseau. Afin de tout de même différencier tous les clients, on rajoute un terme aléatoire par rapport au profil de base de 10%.

Une fois que cette situation initiale est créée, on applique notre méthode d'optimisation et l'on mesure la réduction relative que nous obtenons. En notant U_{init} le déséquilibre initial et U_{opt} le déséquilibre optimal, on mesure $R = \frac{U_{init} - U_{opt}}{U_{init}}$.

Il est intéressant de noter que les valeurs de déséquilibre initiales peuvent fortement varier d'une instance à l'autre pour le réseau 123 noeuds et avec des pas de temps d'un quart d'heure. Le déséquilibre peut varier de 18 à 35, tel que défini dans l'article ce qui signifie qu'il peut varier du simple au double en fonction du profil de consommation qui est attribué à chacune des charges. Cela permet de justifier l'approche jusqu'ici employée afin de répondre au problème du déséquilibre de phase qui est de réorganiser le réseau en modifiant comment sont raccordées les différentes charges. Il serait donc intéressant de pouvoir combiner les deux méthodes : dans un premier temps réorganiser le réseau, ce qu'il est possible de faire uniquement une ou deux fois par an, et ensuite on utilise la gestion de la demande afin de réduire au maximum le déséquilibre.

Un élément qui peut sembler étrange dans notre modèle est le fait que l'on accepte que la consommation sur une journée soit supérieure avec le contrôle de la consommation que la consommation de base. En effet, dans la contrainte (4.8), le coefficient μ est pensé pour être strictement supérieur à 1 et dans les simulations que nous avons effectuées nous avons pris comme valeur : $\mu = 1.05$. Cependant cela peut amener plusieurs questions et notamment le fait que les clients ne vont pas accepter de consommer plus et donc d'avoir une facture électrique plus élevée. Pour cette raison, nous avons effectué des simulations en supposant que $\mu = 1$. Nous avons effectué 9 simulations avec le réseau 13 noeuds IEEE déjà utilisé précédemment et pour une journée d'hiver. La réduction du déséquilibre dans cette situation est alors en moyenne inférieure à 7% alors qu'elle était de plus de 20% lorsqu'on autorisait la consommation à être supérieure de 5%.

Ce résultat nous montre qu'augmenter la consommation des clients sur une journée est très bénéfique pour le réseau en termes de déséquilibre. De ce fait, pour qu'un tel modèle puisse être mis en place, il est nécessaire de revoir la manière de facturer l'électricité aux consommateurs. En effet, on se retrouve avec des situations où le réseau a intérêt à ce que certains consommateurs consomment de l'électricité. Donc ceci n'est pas possible dans le contexte d'un modèle économique qui se contente de facturer la quantité d'électricité consommée. Le modèle économique devrait donc être revu afin de considérer ce genre de situations.

Enfin, nous allons revenir sur la mesure du déséquilibre que nous avons utilisée qui est décrite

dans l'article avec l'équation (4.6). En effet, celle-ci diffère de la mesure souvent utilisée dans la littérature, comme dans [9], où l'on mesure une différence de tension ou d'intensité entre les trois branches de notre circuit. Dans notre cas, nous nous plaçons au niveau du poste de notre réseau, c'est à dire où se fait la mise à la terre. Cette mise à la terre crée un courant homopolaire en fonction du déséquilibre ainsi qu'un courant indirect. Ainsi, la méthode que nous avons choisie permet de mesurer les conséquences du déséquilibre au niveau du poste alors que si l'on se contente de mesurer la différence de tension ou de courant, cette mesure est plus locale et mesure ce qui va, par la suite, créer du déséquilibre. De ce fait, quand on reprend l'exemple donné dans l'article, notre algorithme permet de passer d'un courant homopolaire de 35.8A à 9.82A et d'un courant inverse de 44.5A à 16.4A, ceci montre que nous avons des gains significatifs pour notre réseau.

CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

6.1 Synthèse des travaux

Au cours de cette recherche, nous sommes parvenus à développer une méthode permettant de réduire le déséquilibre de phase sur un réseau de distribution électrique en réorganisant la consommation des usagers au cours d'une journée. Nous avons décidé d'utiliser un simulateur de réseau de manière à évaluer la valeur du déséquilibre de phase et ainsi avoir une fonction objectif la plus proche possible de la réalité. Ce choix nous a dirigés vers l'optimisation de boîte noire du fait que nous n'avons pas accès à une forme littérale de la fonction que l'on souhaite minimiser. La difficulté avec cette approche est que les algorithmes définis pour résoudre ces problèmes sont pensés pour un nombre de variables de l'ordre de la dizaine. Or dans notre cas, nous avons souhaité développer une méthode fonctionnant avec près de 9 000 variables. Nous avons donc dû développer une méthode permettant de travailler avec un nombre de variables de l'ordre du millier en créant des sous problèmes suffisamment petits pour être résolus par un algorithme usuel. Une partie importante de ce travail a ensuite consisté à définir ces sous-problèmes ainsi que la manière de faire le lien entre ces derniers. Nous avons ensuite appliqué cette méthode sur un réseau de distribution possédant 91 consommateurs et avec un pas de temps de 15 minutes. Cela correspond à un problème avec 8 736 variables que nous avons optimisé sur 4 journées différentes dans l'année, une par saison, à partir de données réelles de consommation fournies par Hydro-Québec. Nous sommes parvenus à trouver des solutions réduisant le déséquilibre de phase d'environ 35% en moyenne et parfois même de près de 60%.

L'objectif de ce travail était de savoir si le contrôle de la demande était un outil qui permettrait de répondre à la problématique du déséquilibre de phase. Ainsi, nous sommes parvenus à montrer qu'en permettant une modification d'au plus 5% de la consommation totale, il est possible de réduire le déséquilibre en moyenne d'environ 35% ce qui montre bien que la gestion de la demande est une solution.

6.2 Limitations de la solution proposée

Nous sommes donc parvenus à montrer que la gestion de la demande est un outil pertinent pour répondre au problème du déséquilibre de phase. Cependant, il est important de rappeler les hypothèses qui ont été réalisées pour obtenir ces résultats.

L'hypothèse qui me semble la plus forte est celle selon laquelle les consommateurs peuvent

parfaitement consommer ce que l'optimiseur leur demande de consommer. Dans la réalité, il est presque impossible de considérer que cela est possible, surtout lorsqu'on considère que chaque charge représente une ou quelques résidences. Dans une maison, le contrôle de la consommation va pouvoir se faire en choisissant quand allumer une machine à laver ou en modifiant légèrement le chauffage. De telles décisions, prises à un pas de temps donné, auront des conséquences sur les pas de temps suivants. Or ce type de phénomène n'est pas du tout pris en compte dans notre étude. De plus, l'objectif est de limiter l'impact sur le confort des usagers. Ce qui signifie qu'il faut toujours leur permettre l'allumer une lumière ou un ordinateur à n'importe quel moment. Ainsi, il serait nécessaire de rajouter une composante aléatoire quant à la consommation réelle des usagers.

Enfin, si l'on est capable de résoudre un problème à 8736 variables, celui-ci considère uniquement 91 clients. Un réseau de distribution réel contient généralement plus de 1 000 utilisateurs différents. Cela signifie franchir un nouvel ordre de grandeur en ce qui concerne le nombre de variables. Il serait alors nécessaire de développer une nouvelle méthode pour un nombre de variables de 10 à 100 fois plus important.

Il est aussi important de préciser que dans le cadre de ce travail, la question que l'on s'est posé est de savoir à quel point la gestion de la charge peut être une solution au problème de déséquilibre de phase. De ce fait, nous n'avons pas cherché à savoir quelle était la meilleure manière d'utiliser la gestion de la demande. En particulier, ce travail n'a pas pour objectif de conseiller d'utiliser la gestion de la demande pour répondre au problème de gestion de la demande plutôt que pour répondre à d'autres problématiques comme par exemple la réduction des pointes de consommation. Nous avons simplement cherché à savoir quel seraient les bénéfices si le contrôle de la consommation était utilisé dans le contexte de réduction du déséquilibre de phase.

6.3 Améliorations futures

Ces limitations nous montrent qu'il existe de nombreuses améliorations possibles à notre méthode d'optimisation. Celles-ci se découpent principalement en deux.

- D'une part, améliorer notre modèle afin de le rendre plus réaliste. Cela signifie principalement de travailler sur les consommations qu'il est possible d'atteindre en fonction des appareils réglables dans une résidence et de prendre en compte les conséquences d'une décision à un pas de temps donné sur les pas de temps suivants. Il serait aussi très intéressant de considérer une composante aléatoire.
- D'autre part, parvenir à augmenter la taille des réseaux de distribution considérés afin

d'atteindre des dimensions plus proches de la réalité. Cela peut se faire tout en gardant un nombre de variables du même ordre de grandeur, en supposant que plusieurs utilisateurs vont avoir la même courbe de demande à travers la journée. De cette manière, une même variable peut représenter plusieurs consommateurs et on peut donc augmenter le nombre total de consommateurs tout en gardant un nombre de variables similaire. Une autre méthode serait de modéliser chaque charge de manière indépendante, mais d'augmenter les capacités de résolution de notre algorithme. En particulier, le travail effectué dans la thèse [21] nous montre une méthode basée sur la parallélisation permettant de résoudre des problèmes avec 4 000 variables. Cette méthode est développée dans un contexte de boîte noire pour laquelle nous n'avons aucune information sur la forme de la fonction objectif. Ce n'est pas totalement notre cas puisque nous avons des informations sur le déséquilibre, comme par exemple le fait que modifier la consommation à un pas de temps t va uniquement modifier le déséquilibre pour le pas de temps t . Il serait donc intéressant de coupler les deux méthodes. En particulier, dans le cas où l'on aurait un réseau avec autour de 1 000 charges, lorsque l'on crée un sous problème par pas de temps, on se retrouverait avec des sous problèmes de 1 000 variables. Ce type de problème est difficilement solvable avec l'algorithme de Nelder-Mead. Cependant, ce sous problème pourrait être résolu par la méthode présentée dans [21] et l'on pourrait conserver la structure de notre méthode ainsi que la manière de passer d'un sous problème à un autre.

RÉFÉRENCES

- [1] C. Audet et W. Hare, *Derivative-free and blackbox optimization*. Springer, 2017.
- [2] G. T. Costanzo *et al.*, “A system architecture for autonomous demand side load management in smart buildings,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, n°. 4, p. 2157–2165, 2012.
- [3] F. Gilbert *et al.*, “Optimal design of bilateral contracts for energy procurement,” *European Journal of Operational Research*, vol. 246, n°. 2, p. 641–650, 2015.
- [4] P. Koponen *et al.*, “Toolbox for aggregator of flexible demand,” dans *2012 IEEE International Energy Conference and Exhibition (ENERGYCON)*. IEEE, 2012, p. 623–628.
- [5] G. Le Ray, E. M. Larsen et P. Pinson, “Evaluating price-based demand response in practice—with application to the ecogrid eu experiment,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, n°. 3, p. 2304–2313, 2018.
- [6] J. A. Gomez-Herrera et M. F. Anjos, “Optimization-based estimation of power capacity profiles for activity-based residential loads,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 104, p. 664–672, 2019.
- [7] R.-P. Bouchard et G. Olivier, *Electrotechnique*. Presses inter Polytechnique, 1999.
- [8] M. T. Bina et A. Kashefi, “Three-phase unbalance of distribution systems : Complementary analysis and experimental case study,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 33, n°. 4, p. 817–826, 2011.
- [9] K. Wang, S. Skiena et T. G. Robertazzi, “Phase balancing algorithms,” *Electric Power Systems Research*, vol. 96, p. 218–224, 2013.
- [10] W. Wang et N. Yu, “Phase balancing in power distribution network with data center,” *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review*, vol. 45, n°. 2, p. 64–69, 2017.
- [11] H. Johal, K. Anaparthi et J. Black, “Demand response as a strategy to support grid operation in different time scales,” dans *2012 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*. IEEE, 2012, p. 1461–1467.
- [12] B. Moradzadeh et K. Tomsovic, “Two-stage residential energy management considering network operational constraints,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, n°. 4, p. 2339–2346, 2013.
- [13] W. Zheng *et al.*, “Optimal residential demand response considering the operational constraints of unbalanced distribution networks,” dans *2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting*. IEEE, 2017, p. 1–5.

- [14] J. A. Nelder et R. Mead, “A simplex method for function minimization,” *The computer journal*, vol. 7, n°. 4, p. 308–313, 1965.
- [15] IEEE, “IEEE resources,” accessed : August 2019. [En ligne]. Disponible : <http://sites.ieee.org/pes-testfeeders/resources/>
- [16] B. Roossien *et al.*, “Balancing wind power fluctuations with a domestic virtual power plant in europe’s first smart grid,” dans *2011 IEEE Trondheim PowerTech*. IEEE, 2011, p. 1–5.
- [17] D. Pudjianto, C. Ramsay et G. Strbac, “Virtual power plant and system integration of distributed energy resources,” *IET Renewable Power Generation*, vol. 1, n°. 1, p. 10–16, 2007.
- [18] C. Cecati, C. Citro et P. Siano, “Combined operations of renewable energy systems and responsive demand in a smart grid,” *IEEE transactions on sustainable energy*, vol. 2, n°. 4, p. 468–476, 2011.
- [19] M. Besançon *et al.*, “A bilevel framework for optimal price-setting of time-and-level-of-use tariffs,” *arXiv preprint arXiv :1809.00512*, 2018.
- [20] C. L. Fortescue, “Method of symmetrical co-ordinates applied to the solution of polyphase networks,” *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, vol. 37, n°. 2, p. 1027–1140, 1918.
- [21] N. Amaioua, “Modèles quadratiques et décomposition parallèle pour l’optimisation sans dérivées,” Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal, 2018.