



UNIVERSIDAD DE SEVILLA
Departamento de Ingeniería Eléctrica

ESTIMACIÓN DE ESTADO DINÁMICA Y EFICIENTE
EN DISTRIBUCIÓN

TESIS DOCTORAL

por

Cristina Carmona Delgado

Ingeniera Industrial por la E.T.S. de Ingeniería
de la Universidad de Sevilla

Sevilla, julio de 2013



UNIVERSIDAD DE SEVILLA
Departamento de Ingeniería Eléctrica

**ESTIMACIÓN DE ESTADO DINÁMICA Y EFICIENTE
EN DISTRIBUCIÓN**

TESIS DOCTORAL

Autora:

Cristina Carmona Delgado

Directores:

Dra. Esther Romero Ramos

Dr. Jesús Manuel Riquelme Santos

Sevilla, julio de 2013

Abstract

The medium voltage distribution network is the grid where there is most room for improvement on the part of the electricity distributors. On top of that, the new concept of smart grid is just focused on these networks. This involves a widespread installation of smart meters for consumers and data concentrators for distribution transformers among others. State estimation plays an essential role in the task of knowing the electrical state of any system, hence the interest in researching a distribution state estimation adapted to the features of medium voltage systems. This thesis presents a new methodology to solve load allocation and state estimation problems for medium voltage distribution systems. The main innovation of the proposed solution involves iterating between load allocation and state estimation solutions, and the consideration of a sliding window to update input data. The use of daily load curves is also a key feature of the proposed solution and determinant in the final solution. Not only the detailed and thorough analysis through numerous tests do demonstrate the good performance of the proposed procedure, but they also confirm the accuracy of the results in a real medium voltage distribution network, showing its potential and limitations.

El concepto de red inteligente aplicado a los sistemas eléctricos de potencia está encontrando su mayor desarrollo en las redes de distribución, y más concretamente en los niveles de media tensión. El motivo fundamental radica en varios factores, entre los que destacan el notable margen de mejora que aún existe en estas redes, tanto a nivel de planificación como de operación, y por otro lado, el aprovechamiento de la nueva fuente de información que la masiva instalación de contadores inteligentes en clientes de baja tensión y concentradores en centros de transformación está suponiendo en estas redes.

La primera herramienta a desarrollar y mejorar a nivel de media tensión es la estimación de estado, puesto que cualquier otra herramienta de los sistemas de gestión en distribución dependen de ella, además del amplio margen de mejora que los contadores inteligentes y los concentradores aportan a la estimación.

Esta tesis presenta una nueva metodología para resolver los problemas de la estimación de cargas y la estimación de estado en los sistemas de distribución de media tensión. La solución propuesta consiste en dos estimadores realimentados entre sí con criterios de convergencia desacoplados: un estimador de estado y un estimador de cargas que lo precede. El estimador de cargas se basa en el uso de curvas de carga diarias, clave de la propuesta, aportando la observabilidad requerida por el estimador de estado. Todo ello integrado en una ventana móvil que permite la ejecución en tiempo real, así como la adecuada actualización de los datos de entrada.

El buen funcionamiento de la solución propuesta se demuestra a través de numerosos tests que confirman la precisión de los resultados en una red real de distribución de media tensión, mostrando así el potencial del procedimiento propuesto y sus limitaciones.

A todos aquellos educadores que con pasión y dedicación
despiertan la curiosidad y el pensamiento crítico,
marcando la vida de muchas personas.

La autora.

Agradecimientos

Agradezco a mis padres, por el mérito que tiene ser consciente de la importancia de una buena educación aun sin haberla recibido. A mi marido Alfonso, por su infinita generosidad y apoyo incondicional pase lo que pase y cueste lo que cueste. A mis hermanos y amigos, por hacerme la vida más fácil.

Agradezco a mis directores de tesis, la Dra. Esther Romero Ramos y el Dr. Jesús Manuel Riquelme Santos, porque sin su orientación, supervisión y buen hacer esta tesis no existiría. Gracias por confiar en mí y hacérmelo saber hasta el último día de trabajo juntos.

Agradezco los buenos años que he podido disfrutar del ambiente del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Sevilla y la formación que he recibido en ese tiempo. A mis antiguos compañeros, muchos de ellos amigos, y al personal de administración.

Finalmente quiero destacar que esta tesis ha sido financiada por la Consejería de Economía, Innovación y Ciencia de la Junta de Andalucía. La financiación pública en educación es la base de la igualdad de oportunidades, por lo que deseo que no se convierta en un ideal del pasado.

Sevilla, julio de 2013.

Índice general

Índice General	VII
Índice de Tablas	IX
Índice de Figuras	XI
1. Introduction	1
1.1. Motivation	1
1.2. Problem	3
1.3. Objectives	6
1.4. Thesis structure	8
2. Revisión del Estado del Arte	11
2.1. Introducción	11
2.2. Estimadores basados en Flujos de Cargas	13
2.3. Estimadores de Estado adaptados a los Sistemas de Distribución . . .	20
2.3.1. Estimadores de Estado en Distribución de los años 90	21
2.3.2. Estimación de Estado en Distribución del siglo XXI	26
2.4. Otros aspectos de interés	44
3. Metodología Propuesta	47
3.1. Introducción	47
3.2. Descripción del sistema objeto de estudio	49
3.2.1. Medidas del Estimador de Cargas	54
3.2.2. Generación Distribuida	61
3.2.3. Potencias Contratadas	62
3.3. Metodología de Estimación de Cargas	64
3.3.1. Metodología Tradicional	64
3.3.2. Metodología Propuesta	65
3.4. Metodología de Estimación de Estado en Distribución	75
3.5. Metodología General	82
4. Resultados	91

4.1.	Introducción	91
4.2.	Red Estándar	92
4.2.1.	Caso Ideal en la Red Estándar	98
4.2.2.	Casos Realistas en la Red Estándar	104
4.3.	Red Real	136
4.3.1.	Caso Ideal RR	145
4.3.2.	Casos Realistas RR	151
4.3.3.	Análisis de la frecuencia de medidas en la ventana móvil . . .	175
5.	Conclusions and Future Developments	178
5.1.	Recapitulation	178
5.2.	Conclusion	179
5.3.	Contributions	182
5.4.	Future Developments	183
	Referencias	186
A.	Redes probadas	196
A.1.	Red Estándar	196
A.2.	Red Real	203
B.	Curvas de Carga Diarias	212
B.1.	Análisis inicial de la muestra	213
B.2.	Filtrado previo	214
B.3.	Normalización de las curvas	216
B.4.	Técnica de clustering	218
B.5.	Curvas de carga diarias resultantes	221
B.5.1.	CCD cliente servicios 1 en BT	221
B.5.2.	CCD cliente industrial 6 MT	224

Índice de tablas

4.1. Potencias contratadas por tipos de carga: Dom(doméstica), Ind(industrial) y Ser(servicios) y proporción entre los clientes tipo de cada una de ellas en kW.	96
4.2. Errores de las pérdidas y en los consumos estimados	102
4.3. Errores máximos de los consumos estimados	103
4.4. Errores del Caso A	107
4.5. Errores del Caso B	110
4.6. Errores del Caso C	112
4.7. Comparación errores Casos A, B y C	116
4.8. Comparación errores medios diarios de los consumos (%). Casos D1, D2, D3 e Ideal	126
4.9. Comparación errores medios diarios de las tensiones (p.u.). Casos D1, D2, D3 e Ideal	127
4.10. Error medio por nudo y por hora del módulo de las tensiones en p.u. y valor del error máximo en p.u. (especificando nudo y hora)	133
4.11. Dos conjuntos de pesos para las medidas del caso D2	134
4.12. Módulo de las tensiones en los nudos (p.u.)	135
4.13. Potencias contratadas por los catorce clientes tipo de la red (kW): Domésticos (D1,...,D3), Servicios (S1,...,S4) e Industriales (I1,...,I7) .	140
4.14. Información resumida de la Red Real	144

4.15. Errores de las pérdidas y las tensiones estimadas	145
4.16. Comparación de pérdidas entre la Red Real y la Red Estándar	148
4.17. Estimación de pérdidas iniciales	150
4.18. Errores en el alimentador 1 con CCDs perturbadas o no consideradas	161
4.19. Errores en el alimentador 2 con CCDs perturbadas o no consideradas	161
4.20. Errores en el alimentador 1 con GDs no monitorizados	173
4.21. Comparación Casos Ideales RR con 24 y 96 medidas	176
4.22. Comparación Casos A RR con 24 y 96 medidas	176
A.1. Potencias contratadas por tipos de carga: Dom(doméstica), Ind(industrial) y Ser(servicios) y proporción entre los clientes tipo de cada una de ellas en kW.	199
A.2. Potencias consumidas (kW) en la Red Estándar	200
A.3. Potencia inyectada por la GD (kW) en la Red Estándar	201
A.4. Parámetros de las líneas de la Red Estándar	202
A.5. Potencias contratadas por los catorce clientes tipo de la red (kW): Domésticos (D1,...,D3), Servicios (S1,...,S4) e Industriales (I1,...,I7)	205
A.6. Parámetros de las líneas de la Red Real	208
A.7. Parámetros de los CTs de la Red Real	210
B.1. Resumen de clientes y muestras iniciales y finales	215
B.2. Número de muestras y proporción de éstas en los 7 días de la semana	220

Índice de figuras

3.1. Diagrama funcional de la aplicación	48
3.2. Unifilar ejemplo de centro de reparto.	51
3.3. Unifilar característico de una red de MT y medidas en subestación.	52
3.4. Posibles medidas adicionales.	56
3.5. Curva de carga diaria de un pequeño comercio a las 14h.	60
3.6. PCs contempladas habitualmente por las distribuidoras	63
3.7. Tipos de clientes distribuidos en los tres tipos de cargas.	64
3.8. Esquema de la información de entrada y salida del EC	66
3.9. Ventana móvil	66
3.10. Área principal y áreas adicionales.	68
3.11. Combinación lineal de las curvas de carga de todos los tipos de clientes y sus respectivos factores de utilización en la cabecera del alimentador para el instante t	70
3.12. Diagrama de flujo de la metodología MECE propuesta.	87
3.13. Diagrama de flujo de la metodología MECE propuesta dentro de la ventana móvil.	88
4.1. Red Estándar	92
4.2. CCD del único cliente tipo doméstico de la Red Estándar	94
4.3. CCDs de los dos clientes tipo servicios de la Red Estándar	95

4.4. CCDs de los tres clientes tipo industriales de la Red Estándar	95
4.5. Balance de potencia activa en el nudo 9	98
4.6. Comparación del n°iteraciones de ambas metodologías	100
4.7. Consumos de los tres tipos de carga en el nudo 10	104
4.8. CCD perturbada y exacta del cliente tipo industrial 1	109
4.9. Consumos estimados por el EED a la hora 24 y consumos estimados por el EC para el día completo (kW) para los Casos A, B, C y el Caso Ideal	115
4.10. Balance de potencia activa en el nudo 11	118
4.11. Producción real y estimada del GD fotovoltaico del nudo 11	119
4.12. División de la red estándar en áreas	121
4.13. Consumos estimados por la metodología propuesta MECE en un día completo (kW) para los Casos D1, D2, D3 y el Caso Ideal	124
4.14. Consumo real y consumo estimado por la metodología tradicional en el nudo 6	129
4.15. Consumo real y consumo estimado por la metodología tradicional en el nudo 7	130
4.16. Error medio del módulo de las tensiones por nudo (p.u.) para seis días consecutivos en escala logarítmica	131
4.17. Error medio del ángulo de las tensiones por nudo (p.u.) para seis días consecutivos en escala logarítmica	131
4.18. Red Real	136
4.19. CCDs de los clientes tipo domésticos de la Red Real	138
4.20. CCDs de los clientes tipo servicios de la Red Real	138
4.21. CCDs de tres clientes tipo industriales de la Red Real	139
4.22. CCDs de los cuatro clientes tipo industriales restantes de la Red Real	139

4.23. Generación de la planta fotovoltaica del nudo 124	142
4.24. Balance de potencias en el nudo 139	142
4.25. Generación de la central hidráulica del nudo 262	143
4.26. Generación de la planta fotovoltaica del nudo 282	143
4.27. Nudos con CCDs no consideradas o perturbadas de la Red Real . . .	152
4.28. CCD perturbada y exacta del cliente tipo servicios 2 del alimen.1 . .	153
4.29. CCD perturbada y exacta del cliente tipo industrial 2 del alimen.1 . .	154
4.30. CCD perturbada y exacta del cliente tipo industrial 6 del alimen.2 . .	154
4.31. Consumos reales y estimados del alimentador 1	157
4.32. Consumos reales y estimados del alimentador 2	160
4.33. Metodología tradicional en el alimentador 1	164
4.34. Metodología tradicional en el alimentador 2	165
4.35. Proceso de entrenamiento en el consumo del nudo 1150	167
4.36. Proceso de entrenamiento en el consumo del nudo 1380	167
4.37. Red Real con las cuatro nuevas plantas fotovoltaicas	170
4.38. Potencia consumida y generada en el nudo 1120	171
4.39. Potencia consumida y generada en el nudo 1380	172
4.40. Potencia consumida y generada en el nudo 1400	172
4.41. Potencia consumida y generada en el nudo 1520	173
A.1. CCD del único cliente tipo doméstico de la Red Estándar	197
A.2. CCDs de los dos clientes tipo servicios de la Red Estándar	197
A.3. CCDs de los tres clientes tipo industriales de la Red Estándar	198
A.4. CCDs de los clientes tipo domésticos de la Red Real	203
A.5. CCDs de los clientes tipo servicios de la Red Real	204
A.6. CCDs de tres clientes tipo industriales de la Red Real	204

A.7. CCDs de los cuatro clientes tipo industriales restantes de la Red Real	205
B.1. Histograma de frecuencia de potencias contratadas BT	217
B.2. Histograma de frecuencia de potencias contratadas MT	218
B.3. CCD sábados CNAE 5610	223
B.4. CCD entresemana cliente 1107.2 CNAE 1107	225

Capítulo 1

Introduction

1.1. Motivation

High confidence and expectations are with smart grids. Utilities are putting smart-grid initiative in place, and if all goes properly, smart grids will imply important operational benefits, not only to power utilities but also to end customers. The development of new technologies and applications in distribution management can help drive optimization of the distribution grid and assets. Distribution management systems and distribution automation applications have to meet new challenges requiring an *advanced distribution management system* for the smart grid. In this context, the particular case of medium voltage distribution systems arises great interest in electric power systems research nowadays. This interest is justified by the scope for improving that these systems have. On the one hand, distribution systems have not got as much attention as generation and transmission systems. On the other hand, the transformation of the old passive distribution networks into the modern and active distribution networks is evident. This transformation involves the increasing penetration of distributed generation, the emerging smart metering technologies and the demanding and growing new needs of individual customers, among other things. As

distribution systems are turning into active systems, improved observability and continuous monitoring becomes essential for effective management and control. In spite of this, for economical reasons, medium voltage distribution systems keep being sparsely monitored networks, which means that engineers have to re-orient their thinking about these kind of systems, which are a fruitful area of research in view of the future grid.

The state estimator is an essential tool at any control centre for the provision of accurate information on the system state to other important applications. It determines the most likely state of the power system, by managing effectively the data base generated from the information gathered by the supervisory control and data acquisition system (SCADA), being the heart of modern control centres. The output of the state estimator will drive the energy management system (EMS) in transmission network and the distribution management system (DMS) in distribution network to take the right actions by sending control signals. An incorrect accuracy estimation for the state estimator results could create decision risks in network management. That is why the state estimation (SE) is a vital component of the electric power system management, not only in the transmission level (TSE), but also in the distribution level (DSSE), where the challenge is greater. DSSE is becoming little by little an essential tool in DMS thanks to the increasing automation of power distribution systems. DSSE enables the operating and optimizing capability of distribution systems to be improved. On the one hand, the remaining modules of the DMS (power flows, fault detection, isolation and service restoration, volt/var control, etc.) rely on the data accuracy provided by DSSE. On the other hand, DSSE in turn depends on the load modeling and load estimation, which are integral part of a very important base module in DMS. As a conclusion, the solution provided by these DMS applications

can be useless if the load estimations are not accurate enough.

The reference [1] explains the existing state estimation paradigm and a very good survey on state estimation can be found in [2]. The latter paper states that there are at least three major aspects in the future power grid that will directly impact SE research, being one of them that *utility companies will need to have more timely and accurate models for their distribution systems. This calls for SE at the distribution level, which places more stringent requirements on SE algorithms. So far, utility companies have done little in implementing SE in distribution systems, even though SE has been deployed extensively in transmission systems for decades. However, as the electric power grid becomes smarter, more distribution automation (DA) will be needed and SE at the distribution level will become more important.* This same assessment is seemingly deduced from the numerous and relevant papers, panels and sessions devoted to distribution state estimation [1-4].

1.2. Problem

As stated above, state estimation applied to transmission system has captured almost all research attention to the detriment of distribution systems, mainly due to the low level of on-line measurements available at medium voltage levels. Research on transmission system dates back to the early 1970s. SE is a fairly routine task in transmission systems [5] and a host of established methodologies exist. For their part, first researches on DSSE did not start appearing until the 1990s.

Knowledge gathered through transmission system research cannot simply be transferred to distribution systems because the planning, design and operation philosophy of both kind of systems are considerably different. In fact, the state estimation methodologies adopted in transmission systems start showing their limitations when

are adapted to the specifics of distribution networks.

The application of DSSE involves several challenges. First of all, medium voltage (MV) distribution systems have numerous and very frequent sources of ill-conditioning, which have to be properly tackled during the estimation process. The most relevant are:

- Current measurements are quite usual instead of power flow measurements.
- High ratios R/X and short and long lines coming to the same bus.
- The number of zero power injections (also called virtual measurements) is quite high. On top of that, the proportion of power injection measurements is very high.

Secondly, DSSE involves providing reasonable and meaningful estimates using very limited measurements, as it was mentioned before. This is not feasible unless pseudo-measurements are introduced at distribution transformers (DT) level, in order to ensure the observability of the system. This has caused most distribution state estimators to be preceded by the application of a tool for load allocation (LA) (also called load estimation or load modeling). Load allocation problem focuses on estimating the loads demanded by consumers connected to secondary DTs, in such a way that DSSE uses both real time measurements and the information resulting from LA to estimate the status of the system. The final pseudo-measurements obtained have the form of power injection measurements, which leads to a DSSE fed by a large proportion of injections measurements, one of the sources of numerical instabilities. In addition, there is another source of ill-conditioning not mentioned until now, which is the significant difference among the weights associated to the three kind of

measurements available: real measurements, pseudo-measurements and virtual measurements.

Nevertheless distribution systems are becoming smarter and more DA are emerging. On the one hand, regarding the availability or not of power flow measurements instead of the most usual current measurements, it should be pointed out that currently distribution power companies are constantly replacing electromechanical relays with digital microprocessors-based intelligent relays, as part of the electric utilities smart grid strategy. On the other hand, there is a widespread installation of smart meters for consumers and data concentrators for distribution transformers, in order to make all this information available to distribution management system. Even so, a LA algorithm still remains necessary, especially downstream of the feeder heads, due to several reasons:

- There is not enough recording devices installed in the MV distribution system to carry out a conventional state estimation nowadays.
- Although they were, the remote management of this large volume of information collected is a preliminary task that still remains necessary.
- Assuming that the remote management problem was solved, it is necessary to bear in mind that these new devices, installed in the low voltage side of the DTs (smart meters and data concentrators), have a lower recording frequency than those in medium voltage, so it makes necessary to estimate the intermediate recordings.

Despite all these handicaps, the operator of the system requires state estimators able to tackle the specific challenges that MV distribution systems pose since it has become necessary to operate the distribution system more efficiently. Due to all the above, the proposal for a methodology based on state estimation adapted to the particular features of medium voltage distribution systems is justified.

1.3. Objectives

The methodology proposed in this doctoral thesis is aimed at providing the best estimation of MV distribution system state from the limited data available.

MV systems under consideration are mainly operated radially, secondary distribution transformers being fed from substation. For many of today's distribution systems, the still only on-line information available is limited to the main high/medium voltage (HV/MV) substation. This information is really useful; however, the state of the substation is not the main goal but the feeders leaving substation. This perspective is strongly in line with the tendency of towards multilevel state estimator architectures [1]. Then, the main target of this work are those feeders leaving the mentioned substation, which supply power to customers connected through medium/low voltage (MV/LV) DTs.

Based on this limited information, LA problem for each single feeder has been traditionally performed by resorting to the rated power of the DTs connected, the monthly energy consumption, or the total contracted power at service transformation level. This way of modelling has proved to be inefficient [6][7]. For this reason, increasing attention has been paid to the LA problem in order to make the system observable so that a DSSE can be applied.

The proposed methodology consists of solving the LA and DSSE problems by feeding each other, that is, solving LA and DSSE as a whole by means of the reciprocal feeding of information in an optimal and efficient way until convergence is reached. All this by considering typical daily load curves (associated to any different homogeneous load type that could be recognized) as well as any available on-line measurements; the latter by taking into account not only the specific time under study but also involving the measurements and estimations from previous times.

The main objectives of this thesis, apart from tackling the lack of on-line measurements are:

- Taking into account the problem of ill-conditioning within the DSSE formulation.
- Looking for efficient procedures, which is an essential issue considering the on-line environment where the analysis is set out.
- Maintaining the quality of the solution in spite of looking for approximations that speed up the process.
- Quantifying the strengths and weaknesses of the proposed methodology.

Once the state is estimated, other relevant aspects of interest are:

- The system losses, which is a really interesting information in this kind of networks due to the high value of the ratio R/X . The order of magnitude of the power losses is a key to improve the efficiency of the network.
- Complex voltage on buses, which means the effective use of the off-line distribution transformers tap-changer.

- Knowing the direction of the power flows through the lines, bearing in mind the increasing penetration of distributed generation.

1.4. Thesis structure

Including this first introductory chapter, this doctoral thesis is arranged in five chapters and two appendices. Chapter 2 reviews the state of the art of the distribution system state estimation throughout its history, that is, from the 90s to date. The main contributions in this research field are emphasized. The chapter is divided into three groups of estimators: the first group includes those estimators handled through an adapted power flow; the second group contains those estimators in medium voltage systems studied as the conjunction of LA and DSSE as two separate problems; finally, the third group considers those estimators that solve LA and DSSE by feeding each other.

Chapter 3 presents the mathematical formulation of the proposed methodology. The chapter is divided into three main sections. The first one addresses the LA problem itself, based on the use of daily load curves, highlighting its computational optimization and its results. The second one is dedicated to discussing the main qualities demanded to a DSSE solution so that the implementation can deal with the main features of medium voltage systems. The last one presents the complete final procedure, which combines LA and DSSE solutions in an optimal way, in turn, integrated in a sliding window running in real time.

The new proposal is tested in two distribution networks through numerous cases in Chapter 4. The first one is a benchmark network, small enough to show the way to execute the theoretical development step by step. The second one is a real network where the performance of the proposed methodology is tested. The new proposal

is subsequently compared with other common solutions to assess its potential and limitations. The possibilities and limitations of the whole proposed technique are highlighted and assessed by these tests.

The main conclusions are finally summarized in Chapter 5. Not only the main contributions of the proposed technique are listed, but also its limitations are reported. Additionally, possible future developments are pointed out.

The appendices located after the chapters are the following:

- Appendix A: It collects information about the two tested networks.
- Appendix B: It describes how the daily load curves used in this work were obtained.

Capítulo 2

Revisión del Estado del Arte

2.1. Introducción

El gran apagón que tuvo lugar en el nordeste de los Estados Unidos en 1965 supuso un antes y un después en la concepción de los sistemas eléctricos de potencia (SEP). Desde entonces se empezó a considerar seriamente la importancia de la seguridad del sistema y, por lo tanto, el conocimiento del estado del sistema eléctrico de potencia en tiempo real. Los primeros intentos se llevaron a cabo con un Flujo de Cargas *on-line*. Los problemas surgidos se debieron principalmente a la rígida estructura de medidas requerida por el flujo de cargas convencional y a la inconsistencia producida por las medidas erróneas. Sin embargo, el concepto de Estimación de Estado aplicado a los SEP no apareció hasta principios de los 70, gracias al profesor Schweppe [8][9]. Desde entonces hasta la actualidad, el desarrollo de los estimadores de estado en las redes de transporte ha avanzado de forma imparable, de manera que los estimadores actuales son herramientas muy depuradas que consiguen exactamente los resultados deseados [5].

Un estimador de estado es básicamente un filtro entre las medidas de campo recogidas por un sistema SCADA y todas las aplicaciones disponibles en los modernos EMS para redes de transporte y los DMS para redes de distribución (las funciones básicas que incluye un estimador de estado convencional vienen recogidas en [10][11]). De esta definición de estimador de estado se deduce que para que un estimador funcione adecuadamente es indispensable que se nutra de una gran base de datos muy fiable y de hecho, los estimadores de estado en las redes de transporte disponen de ella. Sin embargo, no ocurre lo mismo en las redes de distribución y más específicamente en las redes de media tensión (MT). Las medidas disponibles en los sistemas eléctricos de media tensión, como ya se ha comentado en el Capítulo 1, suelen estar concentradas en las subestaciones de alta/media tensión (AT/MT), por lo que la observabilidad de los sistemas (y como consecuencia, la detección de errores) no está asegurada en la mayoría de los casos. Es este escenario el motivo de investigación de esta tesis doctoral.

El estudio de la estimación de estado en distribución (EED) no tuvo sus primeros frutos hasta comienzo de los años 90, cuando la estimación de estado en transporte (EET) llevaba 20 años de desarrollo y afianzamiento. Las diferencias existentes entre los sistemas eléctricos de transporte y distribución plantearon la necesidad de abrir una nueva línea de investigación que tratara la estimación de estado particularizada para los sistemas de distribución o sistemas de media tensión, principalmente a causa de la tradicional ausencia de monitorización en estos últimos. Desde entonces hasta la actualidad han visto la luz numerosas publicaciones y trabajos relacionadas con la EED. En este capítulo se mencionan aquellos que se consideran más representativos a lo largo de estos años, comenzando por una primera clasificación en base a las dos principales aproximaciones de la EED: Estimadores basados en Flujo de Cargas y Estimadores de Estado adaptados a los Sistemas de Distribución.

2.2. Estimadores basados en Flujos de Cargas

Han sido muchos los autores que han apostado por aplicar adaptaciones del flujo de cargas convencional para estimar el estado en distribución. De hecho fue una idea muy explotada en los 90, principalmente debido a que un flujo de cargas necesita sólo $2N-2$ medidas (siendo N el número de nudos de la red) y al carácter radial de la inmensa mayoría de las redes de distribución, lo que facilita notablemente la resolución de las ecuaciones del sistema. La forma general de proceder en la mayoría de trabajos ha sido estimar en primer lugar un perfil de cargas nominal (gracias a históricos) que posteriormente es escalado de acuerdo con las medidas reales disponibles. A continuación se enumeran las publicaciones más importantes de los 90 y algunos ejemplos de cómo ha ido evolucionando la estimación de estado en distribución basada en flujo de cargas hasta la actualidad.

- **Roytelman y Shahidehpour [12]** publican en 1993 el primer trabajo sobre EED conocido, el cual está basado en dos ideas fundamentales:
 - División de la red radial de distribución en áreas según las medidas de flujo de corriente disponibles. La misma subestación AT/MT constituye en sí un área, la única con redundancia (la medida de tensión en barras de subestación y las de flujos de potencia activa y reactiva en los transformadores de la misma son indispensables para el algoritmo), lo que permite una resolución clásica de la estimación por mínimos cuadrados ponderados (WLS según el acrónimo anglosajón). En el resto de la red, donde no se tiene suficiente información, se ha de acudir a la estimación de cargas (más comúnmente denominadas *pseudomedidas*) a partir del tratamiento estadístico de históricos.

- Algoritmo que corrobore la configuración de la red en el momento de ejecución como paso previo a la propia estimación. De esta manera, y aprovechando la característica radial de la red de distribución, se deduce qué líneas están siendo alimentadas (no están abiertas temporalmente por fallo o mantenimiento) y a través de qué cabecera de línea es alimentado cada cliente.

Esta primera propuesta supone un punto de partida en el campo de la EED. La gran desventaja es la forzosa obtención de los ángulos de las corrientes medidas a partir de la propia estimación del estado de la red, que a su vez se obtiene estimando una gran proporción de pseudomedidas frente a las medidas reales disponibles, lo cual reduce drásticamente la fiabilidad de los resultados.

- **Celik y Liu [13]** presentan en 1998 una versión modificada del flujo de cargas de Gauss-Seidel para redes radiales (propuesto originalmente por Cheng y Shirmohammadi en [14]). El método propuesto explota la radialidad de la red de distribución para recorrerla en base a barridos hacia delante y atrás previa división por áreas. La resolución de EED aplicando los barridos por áreas se convierte en una alternativa muy extendida entre los autores que plantean estimadores basados en flujos de cargas en redes radiales a partir de la segunda mitad de los 90. Las modificaciones que proponen Celik y Liu se aplican en dos sentidos:

- Barrido hacia delante: se estiman tensiones en nudos, pero se aprovechan las medidas conocidas para sustituir a sus valores estimados equivalentes en cada iteración. De esta forma se potencia el escalado de la solución en base a las medidas reales disponibles.

- Barrido hacia atrás: se estiman intensidades a partir de las tensiones previamente deducidas y de las potencias inyectadas en los nudos, que a su vez son estimadas y corregidas en cada iteración.

El objetivo y ventaja principal de este estudio basado en Gauss-Seidel es garantizar la convergencia del algoritmo a pesar de los altos ratios R/X en distribución, buscando una mayor robustez sin renunciar a una fácil implementación. Las mínimas medidas necesarias para su ejecución son las mismas del trabajo de Roytelman y Shahidehpour, razón por la cual se requiere la suposición de los ángulos de los flujos de las corrientes por las líneas de la red, perjudicando negativamente los resultados en este sentido. Como gran inconveniente, no puede ejecutarse si existe generación distribuida en la red, suposición que quizás tenía cierta aceptación en el año 98, pero no en la actualidad.

- **Ghosh, Lubkeman y Jones** presentan un trabajo de investigación que se divide en tres artículos:

En [15], publicado en 1997, proponen el primer estimador basado en flujo de cargas probabilístico. El principal objetivo es evitar una estimación de estado convencional por dos razones fundamentales: por un lado, en los sistemas de distribución no se tiene disponible la cantidad de medidas requeridas y, por otro, asumir que todas las cargas del sistema de distribución son gaussianas implica posibles problemas de convergencia. La metodología propuesta sólo es aplicable en redes radiales y se fundamenta en los siguientes puntos:

- Las pocas medidas reales disponibles se usan como restricciones de igualdad del problema. Se da por hecho que los posibles errores en las medidas son insignificantes en relación a los de las medidas estimadas.

- Se modela la gran diversidad e incertidumbre de las pseudomedidas como variables aleatorias con intervalos de confianza, esto es, distintos tipos de funciones de densidad de probabilidad que modelan la naturaleza estocástica de las cargas.

Este flujo de cargas probabilístico se lleva a cabo en dos fases: una primera fase en la que se calcula el estado esperado de las variables del sistema (a base de barridos hacia delante y atrás) y una segunda fase en la que se aplica la teoría de la probabilidad a las ecuaciones del flujo de cargas, las cuales han de ser previamente linealizadas. Finalmente el artículo evalúa el efecto positivo de la diversidad y la correlación entre cargas. Las dos grandes ventajas del algoritmo son que la única medida obligada es únicamente la tensión en barras de subestación y que todas las magnitudes calculadas traen su incertidumbre asociada. El gran inconveniente es la gran base de datos asociada a los hábitos de los consumidores que se necesita para suplir tal falta de medidas, como la facturación exhaustiva de los clientes, las funciones de densidad de probabilidad que representen a los clientes en cada nudos (y sus intervalos de confianza asociados) y las demandas máximas de los clientes en un periodo de tiempo.

Meses más tarde publican un artículo de modelado de cargas [16] que combina y mejora el estimador de estado probabilístico anterior, completando así el ciclo de investigaciones requeridas en distribución para estimar el estado del sistema. El modelo incluye dos novedades con respecto al trabajo anterior:

- Hace uso del concepto de *tipos de clientes* con los mismos hábitos de consumo en cada nudo. Introduce así las llamadas *curvas de carga diarias*, que ponen de manifiesto las dependencias temporales entre los consumidores,

a las cuales asocia sendas incertidumbres. Las curvas de carga diarias se convierten en una herramienta fundamental en el modelado de cargas en distribución, sobre todo desde comienzos del siglo XXI.

- Mejora la estimación de estado resolviendo la estimación por áreas de la red radial en vez de resolverla de una sola tacada. Esta división la hace en función de las medidas de flujo de potencia disponibles, aumentando así las medidas mínimas necesarias.

La conjunción de estos dos trabajos ilustra la importancia de un análisis probabilístico frente a uno determinista, así como la importancia de la correlación entre las cargas de cualquier análisis probabilístico. Además supone uno de los primeros trabajos que incluye estimación de cargas en distribución, incluyendo el concepto de curva de carga diaria. La diversidad de las curvas de carga permite que la estimación de éstas no sea un simple reparto proporcional de las medidas de flujo en cabecera de línea. La gran desventaja de esta propuesta es sin duda la cantidad de información de partida necesaria (entre la que destaca el consumo medio de energía de cada tipo de cliente en cada nudo), más acusada en esta segunda publicación y que supone un inconveniente difícil de salvar.

Finalmente tres años más tarde presentan un trabajo [17] en el que se pone en práctica el algoritmo conjunto previamente descrito en una red real neoyorquina con gran proporción de consumo residencial. Este trabajo aporta un algoritmo de estimación de las curvas de carga que requiere, además de la información ya mencionada en trabajos anteriores, un número mínimo de medidas disponibles en la red que sea mayor que el número de clientes tipo identificados. A la vista de los resultados del test y su comparación con los resultados arrojados por un

Monte Carlo se concluye lo siguiente: El método es efectivo si se dispone de la información requerida. Para ello se necesita una gran base de datos fiable del consumo de los clientes (a nivel nodal) que por entonces no se tenía disponible. Suponiendo incluso que dicha base de datos existiera, la certeza de que contenga información fiable no debe darse por supuesta, dada la difícil tarea de gestión de tal volumen de datos y la alta probabilidad de datos erróneos. Como conclusión, el trabajo de estimación de cargas en nudos es primordial y fundamental, puesto que condiciona sobremanera toda la estimación del estado de la red. Por otro lado es importante señalar que las medidas extra no siempre mejoran los resultados de un flujo de cargas, puesto que por definición no es una herramienta que esté diseñada para el tratamiento de la redundancia, incluso si se tratan como restricciones de igualdad, debido al margen de error en la estimaciones en distribución.

- **Siglo XXI.** La investigación de estimadores basados en flujos de cargas en el siglo XXI ha aportado propuestas muy válidas. A continuación se nombran algunas de ellas. En 2003, Saric y Ciric [18] publican un estimador de lógica difusa para considerar la incertidumbre propia de los sistemas de distribución; el trabajo resuelve simultáneamente una estimación de estado local en aquellos nudos en los que hay suficiente redundancia para ello y un flujo de cargas de lógica difusa en el resto de la red, el cual es corregido iterativamente. En 2004, Borozan y Rajakovik [19] proponen un estimador de cargas en distribución basado en flujo de cargas con el objetivo primordial de obtener resultados aceptables usando la mínima información disponible; de entre dicha información destacan las curvas de carga diarias de todos los tipos de clientes de cada centro de transformación, las cuales son escaladas por la potencia pico demandada en dichos

centros de transformación durante el periodo considerado. En 2006, Hoffman [20] plantea técnicas de estimación de estado que él mismo define como prácticas y simples, poniendo de manifiesto su clara preferencia por la heurística y la eficiencia computacional, dada la falta de medidas que hay en las redes de distribución; en base a esto considera que la estimación de la topología es más determinante que la propia estimación de estado y que consecuentemente, un estudio topológico heurístico previo es ineludible para conocer lo más exhaustivamente posible la topología en el instante de ejecución del estimador.

Aun siendo muy válidas, la gran mayoría de estas propuestas son una nueva forma de combinar las ideas creadas por los autores de los 90, esto es, la mayoría están basadas en medidas de flujo de intensidad que permiten hacer una división de la red por áreas, las cuales se recorren iterativamente con barridos hacia delante y hacia atrás, sin poder aprovechar adecuadamente las medidas adicionales de otra naturaleza (como por ejemplo las de tensión). Es importante considerar que cada vez se tienen más aparatos de medida dispuestos en la red de distribución (como smart meters y concentradores), y si bien es verdad que la laboriosa tarea de gestión de tal volumen de información es un reto aún por conseguir, también es cierto que cada vez es más común tener acceso a alguna que otra medida adicional a las tradicionalmente sistematizadas en las subestaciones AT/MT (flujos en las cabeceras de los alimentadores y tensión en barras de subestación). Las medidas adicionales, por pocas que sean, son muy valiosas en distribución y enriquecen sobremanera la estimación; es aquí donde la estimación de estado adaptada a los sistemas de distribución deja en segundo plano al flujo de cargas, que no es la herramienta más adecuada para tratarlas.

2.3. Estimadores de Estado adaptados a los Sistemas de Distribución

La estimación de estado es una herramienta de análisis matemático que actúa como un filtro para eliminar posibles errores en los datos de entrada, siempre que disponga de la adecuada redundancia de medidas. El escaso número de medidas en tiempo real es el inconveniente más determinante que tiene que salvar la estimación de estado en distribución (de lo que se deduce la poca capacidad para detectar medidas erróneas), pero no el único. A pesar de esta importante limitación de partida, los primeros estimadores desarrollados para la distribución se centran exclusivamente en la reformulación del problema de la estimación de estado para satisfacer algunas de las particularidades de los sistemas de distribución, como los elevados ratios R/X o el hecho de que sean redes básicamente radiales o débilmente malladas, entre otras. No obstante, la mayoría de estimadores modernos aplicados a distribución vienen precedidos por una herramienta de estimación de cargas, cuya función fundamental es estimar las pseudomedidas necesarias que hagan el sistema observable, abordando así el importante problema de escasez en las medidas. Esto se traduce en la práctica en la estimación de las demandas de los consumidores conectados a los centros de transformación de media/baja tensión (MT/BT). Se describen a continuación dos grandes grupos de EED: un primer grupo de estimadores de transporte adaptados a distribución (que resume los primeros pasos de la investigación en los años 90 fundamentalmente) y un segundo grupo de estimadores que incluyen estimación de cargas y de estado en el mismo trabajo (que recoge los trabajos más actuales, casi todos ellos encuadrados en el siglo XXI); este segundo grupo se divide a su vez en dos subgrupos en función de si el estimador de cargas y el de estado son resueltos de forma independiente o realimentándose entre sí.

2.3.1. Estimadores de Estado en Distribución de los años 90

El objetivo de estos primeros trabajos no era resolver el problema de observabilidad y, por tanto, la estimación de las medidas no disponibles, sino la formulación de la EED. No obstante, hay que suponer pseudomedidas como condición indispensable para poder resolver el estado del sistema. En estos primeros trabajos de los años 90, como tónica general, se toma un estado pasado conocido para probar la nueva formulación propuesta, de manera que tales "pseudomedidas" se obtienen como el resultado de perturbar su valor exacto en un porcentaje determinado. Estos estimadores pioneros se desarrollaron bajo una fuerte influencia de la formulación bien conocida de la estimación de estado en transporte; las diferencias entre ellos son básicamente la selección de las variables de estado, el modo de tratar las medidas y el detalle del modelo matemático para adaptarlo a los sistemas de distribución. A continuación se enumeran las publicaciones más importantes a este respecto:

- **Baran y Kelley [21]** lanzan en 1994 el primer trabajo conocido sobre EED formulado en base a la aproximación de los WLS. Este trabajo pone de manifiesto los inconvenientes de basar la estimación en el uso exclusivo de medidas de módulo de flujo de intensidad. De hecho la propuesta requiere como imprescindibles las medidas de flujo de potencia en todas las cabeceras de líneas (además de la tensión en barras de subestación) y como deseables otras medidas de flujo en cuantas más líneas de la red mejor. De esta forma, si la redundancia lo permitiera, se plantea una primera ejecución del estimador sin considerar las medidas de intensidad y una segunda ejecución en la que éstas se introduzcan junto con sus ángulos, estimados en la ejecución previa. Esta doble ejecución permite que el jacobiano sea constante en la primera de ellas por no contemplar medidas de intensidad. Aun así, los altos ratios

R/X propios de las redes de distribución no permiten que el jacobiano pueda ser desacoplado en ningún caso. Los resultados de su aplicación indican que pueden obtenerse buenas características de convergencia incluso con las pocas medidas disponibles, pero que la calidad de la estimación de las pseudomedidas es determinante en la efectividad de la estimación.

Los autores proponen otro enfoque del mismo algoritmo un año más tarde [22], planteando la formulación WLS tal que las variables de estado sean las coordenadas rectangulares de la corriente. De esta forma se tiene en cuenta la gran proporción de medidas de flujo de intensidad presentes en los sistemas de distribución, tal que el objetivo de esta nueva formulación es reducir la complejidad del problema matemático aprovechando la radialidad de la red. La propuesta implica, por un lado, transformar todas las medidas de potencia a sus equivalentes de intensidad y, por otro lado, ignora toda posible medida de tensión (a excepción de la de la subestación de cabecera), dando por perdida esta extraordinaria pero ventajosa información adicional. La ventaja es que la matriz de ganancias resultante no depende de los parámetros de la red, por lo tanto, se evita mal condicionamiento. La desventaja es una vez más el desconocimiento del ángulo de las intensidades, por lo que se propone una primera iteración del método sin considerar medidas de intensidad (suponiendo perfil plano de tensiones). Este trabajo también incluye un tratamiento particular de sistemas débilmente mallados (el cual implica una complejidad matemática desproporcionada ante el desconocimiento del sentido de las medidas de flujo de intensidad) y el estudio de la red mediante una red equivalente reducida (gracias a la radialidad de los alimentadores entre otras características). La aplicabilidad

de este algoritmo indica que se mejora en velocidad y convergencia respecto al anterior formulado en tensiones para los sistemas radiales en distribución, siempre que se consiga una excelente estimación en los ángulos de las corrientes.

Como curiosidad, este trabajo de Baran y Kelley es mejorado ya entrado el siglo XXI (2001) por Lin, Teng y Chen [23]. El algoritmo propuesto, también formulado en intensidad, es capaz de tratar con redes radiales y redes débilmente malladas de forma robusta y eficiente gracias a que la matriz de ganancias es constante y que se produce un desacople efectivo del problema en su parte real e imaginaria.

- **Lu, Teng and Liu [24]** publican en 1995 el segundo trabajo conocido sobre EED formulado en base a la aproximación de mínimos cuadrados ponderados. Proponen un estimador formulado en intensidad cuyas variables de estado son las tensiones complejas rectangulares de los nudos, para lo cual se han de transformar todas las medidas de potencia (tanto flujos como inyecciones) en sus equivalentes medidas de intensidad. De esta forma, se consigue una matriz de ganancias constante. Los resultados son comparados con los del método convencional con variables de estado expresadas en polares, tanto en su versión acoplada como desacoplada. Se concluye que los tres métodos requieren más tiempo de cómputo al incluir medidas de intensidad en la estimación (debido a la falta de las medidas de los ángulos respectivos), que la versión desacoplada no siempre alcanza la convergencia al tratar medidas de intensidad y que la metodología propuesta destaca por su robustez y velocidad sobre las otras dos (si bien no aportaría ninguna ventaja en ausencia de medidas de corriente).

Sólo un año más tarde, Lin y Teng [25] dan un paso más allá proponiendo un estimador desacoplado que mejora notablemente la velocidad de convergencia del trabajo anterior, sobre todo en sistemas de gran dimensión. Todo ello se consigue gracias a la deducción de una matriz de ganancias que, además de seguir siendo constante, la desacopla en dos submatrices idénticas (la real y la imaginaria), de forma que sólo habría que factorizar una de ellas una sola vez. El estimador propuesto, basado en la aproximación WLS, no requiere de las suposiciones típicas de los estimadores desacoplados en transporte (magnitud de las tensiones $V \approx 1p.u.$, ángulos $\theta \approx 0$ y ratios en las líneas $R \ll X$), pero requiere medidas por parejas (parte real e imaginaria de los fasores) para su buen funcionamiento. La ausencia de parejas de medidas complejas es un problema en distribución, más aún cuando de medidas de intensidad se trata, de manera que en estos casos la pareja debe ser compensada con pseudomedidas estimadas. Los resultados son comparados con las dos versiones del método convencional, como en el anterior trabajo, y la conclusión fundamental es que el método propuesto es el más robusto.

Los autores perfeccionan este trabajo sólo meses después [26]. Esta nueva publicación recoge como novedad el tratamiento de las medidas virtuales, muy usuales en los sistemas de distribución, como restricciones de igualdad (gracias a los multiplicadores de Lagrange). Esto supone un primer paso en la gestión de la observabilidad del sistema, desligando así las medidas virtuales (asociadas a grandes pesos) del resto de medidas (medidas reales y pseudomedidas estimadas), y mejorando por tanto el condicionamiento del problema (una matriz de pesos que contiene valores de órdenes de magnitud muy diferentes provoca

problemas numéricos). Aun con esta mejora, el mal condicionamiento debido a la disparidad de los valores de los pesos no está resuelto completamente por no tratar de forma independiente las medidas reales (con pesos considerablemente altos) y las pseudomedidas estimadas (con pesos bajos).

- **Li [27]** introduce por primera vez el concepto de variables estocásticas en EED (basado en la aproximación WLS) en el año 96. El autor considera que, dada la incertidumbre asociada a los sistemas de distribución (las pseudomedidas son meras estimaciones y las medidas reales no pueden ser contrastadas por falta de redundancia), es un error hacer un estudio determinista del estado del sistema. El estudio estocástico de este estudio consiste en obtener las varianzas de todas las magnitudes del sistema de la siguiente forma:

- En primer lugar, asocia pesos a las medidas y pseudomedidas de la red.
- En segundo lugar, obtiene las varianzas de las variables de estado a través de la inversa de la matriz de ganancias.
- En tercer lugar, obtiene las varianzas del resto de magnitudes en base a la relación entre éstas y las variables de estado.

Para ello, se parte de una serie de medidas mínimas a considerar que son la tensión en barras de subestación y los flujos de potencia activa y reactiva en la cabecera de líneas. Este estudio le permite valorar aspectos tan esenciales como la probabilidad de que se den subtensiones en los nudos más alejados de las cabeceras de línea con topología radial tan típica en los sistemas de distribución.

Además de esto, el trabajo de Li evalúa una serie de causas que pueden afectar a estas varianzas previamente calculadas:

- Influencia de las correlaciones entre las cargas del sistema, demostrando así la fuerte dependencia entre consumos en los sistemas de distribución.
- Influencia de la localización de las medidas del sistema, demostrando la gran dependencia de la ubicación de las mismas en los resultados de la estimación.
- Repercusión del nivel de incertidumbre de las medidas disponibles sobre el conjunto de las variables de salida del sistema.

El trabajo de Li, sin embargo, no hace una estimación de las pseudomedidas, es decir, asocia incertidumbre a las mismas en base a un estado que denomina "el más esperado", el cual se presupone dado al comienzo de su estudio. Este estado más esperado, a su vez, no es susceptible de corrección como función de los resultados del algoritmo, lo cual indica la importancia y responsabilidad que recae sobre esta suposición.

2.3.2. Estimación de Estado en Distribución del siglo XXI

Las singularidades de los sistemas de distribución han suscitado la necesidad de aportar nuevos planteamientos que no estuvieran apoyados directamente en los pilares de la formulación convencional, ideada en su día para responder a las condiciones específicas de los sistemas de transporte. Los primeros indicios de estas novedosas aportaciones surgen a partir de la segunda mitad de la década de los 90, pero la mayor parte de ellos son mejorados y adaptados a problemas reales a partir del 2000. Paralelamente, y con el objetivo de mejorar la calidad del servicio, las empresas han ido implementado sistemas de automatización de medidas en las subestaciones AT/MT, en la práctica totalidad de las cabeceras de sus líneas (donde además cada vez es más usual encontrar medidas de flujo de potencia, en detrimento de las de

corriente), medidas de flujo de distinta naturaleza repartidas por la red e incluso medidas de inyección de potencia en algunos nudos (concentradores). Otra característica que tienen en común la mayoría de estos nuevos algoritmos respecto a lo publicado hasta el momento, es que prácticamente todos han dedicado parte de su investigación al ineludible problema de estimación de cargas o estimación de pseudomedidas, con el objetivo de convertir el sistema en observable y poder estimar el estado del sistema.

El siglo XXI ha sido muy prolífico en materia de EED y han sido muchos los métodos modernos aplicados a la EED para enriquecerla, como son por ejemplo los métodos de inteligencia artificial. Por razones de espacio no pueden detallarse todas las investigaciones dignas de mención, razón por la cual se van a enumerar sólo una serie de publicaciones recientes que son representativas de la variedad de métodos investigados. En función de la relación entre la formulación del estimador de estado y la formulación de la estimación de cargas, los trabajos del siglo XXI pueden clasificarse en dos grupos fundamentales: aquellas investigaciones que estudian la estimación de cargas y la estimación de estado en distribución como la suma de dos problemas totalmente independientes y aquellas investigaciones que optan por resolver estos dos subproblemas realimentándolos entre sí.

Estimación de Estado y de Cargas independientes

Son muchos los estimadores modernos que, perteneciendo a esta modalidad, resuelven la estimación de estado basándose en técnicas de inteligencia artificial, tales como las redes neuronales o técnicas de lógica difusa. La estimación de cargas se hace de forma independiente en una fase previa, de forma que no hay interacción entre ambas estimaciones. A continuación se describen los trabajos de dos grupos de investigación que han sobresalido en esta modalidad:

- **El grupo de investigación de los autores Miranda, Pereira y Saraiva [28]** presentan en el 2000 un modelo de estimación de cargas en el seno de un estimador de estado, ambos formulados según lógica difusa, para ser usado en el marco de un DMS.

Este trabajo presenta una gran casuística en función del tipo de información que se tenga disponible en cada elemento de la red de distribución. Dependiendo de esta aleatoriedad, los autores realizan la siguiente clasificación:

- Centros de transformación: *tipo potencia* (si sólo se tiene potencia instalada o potencia pico), *tipo energía* (*tipo potencia* incluyendo la composición de consumidores domésticos, servicios e industriales, así como el consumo energético de algunos de ellos), *tipo curva* (*tipo energía* incluyendo curvas que predigan dicho consumo) y *tipo medida* (se tienen directamente las medidas de los consumos).
- Generadores: *tipo raíz* (la potencia generada proviene exclusivamente de la subestación), *tipo fuente* (incluye GD) y *tipo carga negativa* (la GD no está monitorizada y se predice).
- Medidas: medidas de flujo de potencia P y Q en cabecera del alimentador. Si sólo existieran medidas de flujo de intensidad en cabecera, habría que asignar un sentido a dicho flujo en función de los históricos, además de definir un factor de potencia para convertir tal medida de intensidad en medida de potencia.

El trabajo se compone de una primera fase de estimación de cargas y una segunda fase de estimación de estado:

- Fase de estimación de cargas: En primer lugar se restan los consumos *tipo medida* a las medidas de flujo de potencia de cabecera del alimentador. En segundo lugar se restan las predicciones de los consumos *tipo curva*. Y en tercer lugar se reparte la potencia restante en cabecera del alimentador entre los consumos *tipo energía* y *tipo potencia* según la información disponible de cada uno de ellos y la proporción definida por un parámetro de balance $\lambda \in (0, 1)$. Con todo esto se tienen los valores esperados de las cargas. Cada consumo se expresa en lógica difusa a partir de su valor esperado (recien estimado) y sus valores máximos y mínimos (estos últimos deben conocerse para todos los consumos como condición indispensable de este trabajo).
- Fase de estimación de estado: Se ejecuta un estimador de estado de lógica difusa haciendo uso de las medidas reales disponibles, así como de las cargas de lógica difusa previamente estimadas. Los valores esperados de las variables de estado de lógica difusa, X_1 , se calculan tomando los consumos más esperados como punto de linealización del estimador. Sus intervalos asociados se calculan dependiendo del tipo de variable:
 - Los intervalos de las variables de estado, ΔX , se obtienen gracias al error de las medidas estimadas $\Delta Z = Z' - h(X_1)$ y a la matriz de ganancia de la iteración anterior $\Delta X = (G^{-1}H^T R^{-1})\Delta Z$.
 - Los intervalos de las variables de flujo, ΔFL , se calculan a partir del primer sumando de la serie de Taylor alrededor del estado más esperado y los intervalos de las variables de estado $\Delta FL = J_{FL}(X_1)\Delta X$, donde J_{FL} es el jacobiano de las variables de flujo en el punto más esperado.

Finalmente se tienen los nuevos flujos estimados por las líneas, así como sus límites máximos. Comparar estos límites estimados con los reales y comprobar si se está en estado de alarma.

La ventaja de cualquier método de lógica difusa es que sus resultados siempre tienen incertidumbres asociadas, lo cual se traduce en resultados más realistas que la mayoría de métodos deterministas. Además, este método en particular tiene otra ventaja que destacar: el aprovechamiento de la información no estandarizada, diferenciando la gran casuística disponible en distribución. Por otro lado el método tiene una desventaja asociada al uso de medidas de flujo de intensidad en la fase de estimación de estado, debido a que los valores máximos y mínimos estimados acumulan a menudo grandes errores. Por último, la gran limitación de este método es la falta de interacción entre la estimación de cargas y la estimación de estado, lo cual implica una apuesta definitiva a la estimación de cargas inicial.

- **El grupo de investigación de los autores Singh y Pal** ha sido uno de los más prolíficos en esta modalidad (estimación de cargas y estimación de estado independientes) en los últimos años. Una característica común de los estimadores que propone este grupo de investigación es que todos están basados en la aproximación de los mínimos cuadrados ponderados, sin excepción. Esta preferencia está justificada en un estudio hecho por los mismos autores, junto con Jarb, en 2008 [29], en el cual se evalúa la idoneidad de varias metodologías aplicadas a la EED considerando la componente estocástica que introducen las pseudomedidas. El estudio concluye que la aproximación WLS es la metodología más acertada para resolver el problema de estimación de estado en distribución en detrimento de otras alternativas como *el estimador del valor*

absoluto mínimo ponderado o *el estimador generalizado de Schweppe Huber*.

La comparativa se evalúa a través de los criterios de consistencia y calidad de comportamiento del estimador aplicando las distintas alternativas en una red estándar británica de 95 nudos. Esta conclusión implica que matemáticamente hay que asumir que los errores de las pseudomedidas se distribuyen según una distribución normal, lo cual no se corresponde con la realidad en muchos casos, dado el nivel de desagregación de los consumos en distribución.

A continuación se enumeran un par de publicaciones de estos autores en esta línea.

- **Publicación 2010** En 2010, Singh, Pal y Jarb publican un trabajo [30] cuyo objetivo principal es estimar pseudomedidas y modelar la diversa naturaleza de los errores de éstas en el contexto de la EED. Las estimaciones requeridas se tratan de forma totalmente independiente:
 - Por un lado, la estimación de estado propiamente dicha, basada en la aproximación WLS, lo cual implica suponer que los errores de medidas y pseudomedidas están distribuidos normalmente, como ya se ha comentado anteriormente. Este estimador de estado ha de ser alimentado a base de pseudomedidas, además de la tensión en barras de subestación y los flujos de potencia en cabecera de línea.
 - Por otro lado, la estimación de cargas o pseudomedidas, cuya incertidumbre asociada es modelada por una mezcla de gaussianas. La función mezcla de gaussianas puede representar cualquier función de densidad de probabilidad, por diversas que sean las cargas en las redes de distribución. Y para cumplir con la suposición que impone el WLS

(cargas con incertidumbres normalmente distribuidas), se hace una reducción a una sola gaussiana en cada punto de trabajo de la función.

Los puntos clave de la fase de estimación de cargas son los siguientes:

- Curva de potencia consumida en los nudos de la red en un año. La curva de potencia consumida en cada nudo se calcula como la suma de las curvas de carga anuales de potencia activa de todos los tipos de clientes en ese nudo escaladas por sus demandas máximas asociadas en ese mismo año. Asimismo se precisan los factores de potencia asociados a todos los tipos de clientes en cada nudo para obtener los mismos resultados en términos de potencia reactiva. Un inconveniente a considerar es la dificultad del acceso a curvas de carga anuales de clientes tipo por nudos.
- Mezcla de gaussianas para representar las funciones de densidad de probabilidad de la potencia consumida en los nudos de la red. El paso de curva de consumo a función de densidad de probabilidad se hace gracias a un adecuado uso de histogramas de frecuencia. La mezcla de gaussianas requiere la determinación del número de gaussianas, la media y la desviación típica de cada una de ellas, así como los pesos asociados a cada gaussiana, tal que la mezcla resultante es una combinación lineal de todas ellas.
- Reducción a una sola gaussiana en cada nudo para una ejecución del estimador de estado. Se toma el valor "esperado" de las pseudomedidas para ese instante del año con ayuda de la curva de potencia consumida en cada nudo y se identifica el número de gaussianas que representa ese valor de consumo en la función de densidad de probabilidad asociada.

Si coincide que es más de una, se selecciona la componente con el mayor peso como "principal" y se mezcla con las demás en función de la distancia definida por Salmond en [31].

El estimador se somete a una evaluación estadística en la red estándar de 95 nudos ya mencionada (en el anterior artículo de los mismos autores) y se compara con los resultados reales provistos por varias simulaciones de Monte Carlo. Se concluye que la metodología propuesta cumple los criterios de consistencia y calidad de comportamiento del estimador. Sin embargo, siendo un estudio estocástico puramente centrado en las incertidumbres asociadas a las pseudomedidas, no evalúa la correlación entre dichas cargas estimadas ni su influencia. Precisamente por esta razón, esta propuesta es muy compatible con el trabajo que Li presentó en 1996 [27]. El trabajo propuesto por el grupo de Singh aporta la estimación "más esperada" de las pseudomedidas y el modelado de la incertidumbre asociada a éstas al trabajo de Li. Por su parte, el trabajo de Li aporta el estudio de la influencia de las correlaciones entre las cargas del sistema entre otras cosas.

Publicación 2012 Recientemente, en 2012, Manitsas, Singh, Pal y Strbac publican un artículo [32] que presenta una nueva alternativa para modelar las pseudomedidas de la EED a través de una red neuronal. Este trabajo es básicamente una mejora del trabajo [30] presentado previamente. Las dos estimaciones también se llevan a cabo de forma independiente:

- La estimación de cargas hace uso de una red neuronal entrenada a base de patrones característicos de consumo por tipos de clientes en

todos los nudos de la red y de los flujos de potencia en las cabeceras de los alimentadores como mínimo. Además de la propia estimación de cargas, se modela la incertidumbre asociada a éstas recurriendo a la técnica de mezcla de gaussianas [30].

- La estimación de estado está basada en la aproximación WLS [29]. Este estimador requiere como indispensable la tensión en barras de subestación y la exhaustiva monitorización de las unidades de GD de la red.

Las fases de la metodología se describen a continuación:

- Fase de entrenamiento de la red neuronal. F1.1.- Obtener las curvas de carga por tipos de clientes y nudos para todo un año. F1.2.- Ejecutar un flujo de cargas para cada instante t del año, recurriendo a las medidas reales disponibles y a una combinación apropiada de las citadas curvas de carga para el instante t . F1.3.- Entrenar la red neuronal tomando los flujos de potencias estimados en la fase F1.2. (resultado del flujo de cargas) como entradas y las pseudomedidas como salidas. F1.4.- Con estas salidas, construir curvas anuales de pseudomedidas y compararlas con las de la fase F1.1., de manera que se calculen las curvas de error de las pseudomedidas de la red que servirán para realimentar la red neuronal.
- Fase de modelado de errores de las pseudomedidas. Como las curvas de error de la fase F1.4. no son distribuciones normales, se modelan según mezcla de gaussianas [30] y así se obtienen los errores asociados al conjunto de pseudomedidas estimadas.
- Fase de aplicación a la estimación de estado en distribución. Construir

la matriz de pesos del estimador de estado y ejecutarlo normalmente. La principal ventaja del método es que la red neuronal sincroniza las curvas de carga obtenidas a partir de históricos con las medidas disponibles en tiempo real, de tal forma que se consiguen pseudomedidas de mejor calidad que las propias curvas de carga. La gran desventaja es la enorme dependencia del entrenamiento de la red neuronal respecto del modelado de las curvas de carga en los nudos. El algoritmo se prueba en la misma red estándar de 95 nudos que estos autores trabajan habitualmente y se concluye lo siguiente: los errores de identificación de las curvas de carga en los nudos afectan muy negativamente a los resultados, sobre todo a los ángulos de las tensiones y, por ende, a todas las magnitudes secundarias de la estimación de estado. Por otro lado, las medidas de flujo de potencia son las más cruciales en redes de MT y cada par adicional mejora sustancialmente la calidad de los resultados, a diferencia de las medidas de magnitud de tensión, las cuales no tienen tanta influencia si no son medidas complejas (PMUs).

Estimación de Estado y de Cargas realimentadas

Los estimadores que pertenecen a esta modalidad corrigen los resultados de la fase de estimación de cargas con la fase de estimación de estado y viceversa, diferenciándose positivamente de los estimadores que tratan las dos estimaciones de forma independiente. Esta característica de realimentación mutua permite la casación entre las medidas reales y las medidas estimadas, dotando a dichos estimadores de coherencia entre sus medidas. Esta es la principal razón por la que esta modalidad de resolución de la EED está generando cada vez más investigaciones en la actualidad.

A continuación se describen algunos ejemplos de tales investigaciones:

- **Wan y Miu [33]** publican en 2003 un trabajo muy interesante en el que la gran aportación consiste en incluir restricciones adicionales de consumo y de operación para mitigar los posibles errores en las cargas estimadas (errores que son muy relevantes en las cargas que son relativamente pequeñas). Este trabajo es la continuación de otro previo [34], donde los autores ya formulan el problema de estimación de cargas como un problema de optimización con restricciones y tratan las cargas como parámetros variables (contrariamente al típico tratamiento de pseudomedidas). Los principales puntos del método son los siguientes:

1. Parametrización de cada carga a partir de un valor inicial conocido ($S_{estimada} = S_{inicial} + \lambda \cdot S_{inicial}$), todo ello sujeto a una restricción de carga que se traduce en una restricción del propio parámetro ($\lambda^{\min} \leq \lambda \leq \lambda^{\max}$), donde S es el valor de la carga y λ es un parámetro adimensional.
2. Estimación de cargas y de estado de una vez ($Min_{V,\lambda} J(V, \lambda) = \left\| W^{1/2} (z - h(V, \lambda)) \right\|$) sujeto a una serie de restricciones de operación de intensidad, tensión y potencia en cada nudo, donde V es el vector de variables de estado, $J(V, \lambda)$ es la función objetivo del problema, W es la matriz de pesos del problema WLS, z es el vector de medidas y $h(V, \lambda)$ es es vector de funciones no lineales de medidas estimadas.
3. El problema de optimización no lineal **con** restricciones anterior es transformado en un problema de optimización no lineal **sin** restricciones haciendo uso de la técnica de resolución *penalización de restricciones*, la cual transforma la información contenida en las restricciones en nuevos

sumandos de la función objetivo, asociándole los llamados *coeficientes de penalización de restricciones*, tanto a las restricciones de igualdad como de desigualdad. Dichos coeficientes van cambiando en cada iteración dependiendo del cumplimiento de las mencionadas restricciones.

Esta metodología estima las tensiones y las cargas de forma *simultánea*. La contrapartida de esto es que necesita muchas medidas, puesto que todas las incógnitas del problema se resuelven de una sola vez. Además, las principales novedades de esta metodología no pueden ser incorporadas a los programas de EED ya existentes, dada la gran diferencia en la manera de resolver el problema.

Precisamente para incorporar las novedades del estudio a los programas de EED ya existentes, los autores presentan una alternativa en el mismo artículo. Ésta consiste en un estimador de estado en distribución con estimación de cargas por separado, es decir, una forma alternativa de resolver el mismo problema haciendo la estimación de cargas y de tensiones de forma *secuencial*. Esto supone tratar las estimaciones de cargas como meras pseudomedidas. En esta propuesta hay una realimentación entre las dos estimaciones, de forma que las cargas estimadas dependen de las tensiones resultantes y viceversa, pero la resolución del problema completo se hace en varias etapas hasta que se alcanza la convergencia en ambas. El estimador de estado en este caso también incorpora restricciones y se resuelve por la técnica de penalización de restricciones, pero sus variables de estado son exclusivamente las tensiones complejas en los nudos.

Ambas alternativas son probadas en una red de distribución radial de 394 nudos en la que los autores básicamente comparan los resultados entre las dos metodologías propuestas y las ventajas de cada una de ellas. La red es muy completa y el estudio exhaustivo, pero se tienen medidas en todos los interruptores que

están normalmente cerrados de la red, y esto no corresponde con las medidas que se tienen en las redes reales de distribución. En definitiva, los autores proponen métodos de resolución que requieren más medidas de las que se tienen típicamente en las redes bajo estudio.

- **Saric y Rankovic [35]** han publicado en 2012 un trabajo que ellos mismos denominan de *re-estimación* de cargas en el marco de la estimación de estado, el cual viene de un trabajo anterior [36]. La re-estimación consiste en proponer cargas en una primera iteración y ajustar dichas estimaciones en las restantes iteraciones teniendo en cuenta las medidas reales disponibles en la red (acudiendo para ello a la estimación de estado). El método consiste en los siguientes puntos:

1. Estimar las curvas de carga diarias en los nudos (gracias a datos de históricos). Estas curvas servirán de pseudomedidas inicialmente y podrán venir clasificadas por tipos de clientes, días de la semana, estación del año, etc.

En cuanto a la GD, la casuística es la siguiente:

- GD monitorizada.
 - GD parcialmente monitorizada. Se estiman las pseudomedidas necesarias que completen las medidas reales disponibles.
 - GD no monitorizada. En este caso se hace necesaria una estimación análoga a la de las curvas de carga diarias.
2. Se toman las medidas reales, las virtuales y las pseudomedidas previamente deducidas. Se toma un vector de estado inicial (en las subsiguientes iteraciones se tomará el vector de estado resultado de la iteración anterior), y se calcula el incremento de las medidas estimadas, $\Delta z^{(k)}$, (diferencia entre

el vector de medidas en la iteración k , $z^{(k)}$, y el vector de funciones no lineales que dependen del vector de estado en la misma iteración, $h(x^{(k)})$, es decir, $\Delta z^{(k)} = z^{(k)} - h(x^{(k)})$.

3. Se resuelve la estimación WLS y se calcula el incremento del vector de estado: $\Delta x^{(k)} = G(x^{(k)})^{-1} \cdot H(x^{(k)})^T \cdot R^{-1} \cdot \Delta z^{(k)}$, donde G es la matriz de ganancias, H es la matriz jacobiana y R la matriz inversa de la matriz de pesos W . Se comprueba la convergencia del vector de estado. Si es aceptable, se habrá llegado a la solución óptima. Si no, se actualiza su valor.
4. Fase de *re-estimación* de cargas y generación. En esta fase sólo se hace uso de un subconjunto de las medidas reales, que incluye exclusivamente las medidas reales de tensiones en nudos y medidas reales de flujos por las líneas (los autores consideran despreciable la aportación de las medidas reales de inyección en esta fase). Este subconjunto de medidas se denominará *de re-estimación*. El algoritmo consiste en calcular un hipotético incremento de las medidas de re-estimación considerando que dicho incremento se puede expresar como una combinación lineal de los incrementos de las inyecciones en los nudos, que en esta fase pasan a ser las nuevas variables de estado (lo que implica reformular el problema). La solución se obtiene por la aproximación de los mínimos cuadrados ponderados, estimando así un nuevo valor para todas las inyecciones de los nudos de la red (que es donde se concentran las pseudomedidas en la práctica), el cual será de utilidad en la siguiente iteración del algoritmo global. Es importante puntualizar que la resolución por WLS se lleva a cabo por subgrupos de variables que dependen de la división previa de la red radial por áreas

en función de las medidas de flujo disponibles.

5. Se tiene un nuevo vector de medidas completo (que incluye medidas virtuales, reales de todo tipo y pseudomedidas), el cual se usa en una nueva iteración del algoritmo (vuelta al punto 2) hasta que se alcance la convergencia (en el punto 3).

La metodología incluye la posibilidad de elegir el tamaño de las áreas en que se divide la red en función de si se prefiere más o menos redundancia en cada una de ellas. También incluye el modelado y estimación de ciertas unidades específicas de GD como son los generadores asíncronos, los parques fotovoltaicos y los generadores síncronos, para así conseguir sus curvas de generación diaria como alternativa a la gestión de históricos.

El método se prueba en dos redes, una urbana y una suburbana de 40 y 322 nudos. Los resultados se comparan con los de una estimación de estado estándar basada en la aproximación WLS, y se concluye que los resultados de la nueva metodología claramente casan mejor las medidas estimadas con las reales. Uno de los grandes inconvenientes del método es que se precisan tantas curvas de carga/generación como tipos de clientes se clasifiquen en cada nudo, con la dificultad que presenta adquirir esta gran cantidad de información con precisión. Por esta razón, en la aplicación se tomaron las medidas de un pequeño número de muestras en cada nudo, que a su vez hubo que dividir en subgrupos por tipos de clientes.

- **La metodología propuesta en esta tesis doctoral** se encuadra en esta modalidad de estimadores de estado en distribución. Algunas similitudes y diferencias con las dos investigaciones anteriormente descritas son:
 - La metodología propuesta realiza la estimación de cargas y la de estado de forma secuencial, al igual que la segunda metodología propuesta por Wan y Miu en [33]. Como ya se ha comentado, esta propuesta requiere inevitablemente un proceso de resolución iterativo entre el estimador de cargas y el de estado, siendo ésta la opción más factible en la práctica debido al escaso número de medidas disponibles (frente a la segunda propuesta de Wan y Miu, la cual resuelve de una vez todas las incógnitas y, por tanto, requiere un mayor número de medidas).
 - La metodología propuesta expresa la solución de la fase de estimación de cargas en función de parámetros (denominados *coeficientes de utilización* en esta tesis) de la misma forma que la primera metodología propuesta por Wan y Miu en [33]. Sin embargo, los parámetros de la propuesta de Wan y Miu sólo ponderan el valor de las cargas para un instante concreto, mientras que los de esta tesis ponderan toda una evolución temporal, lo cual aporta coherencia a la correlación temporal de las pseudomedidas estimadas.
 - Para concluir con la comparación con el trabajo de Wan y Miu [33], decir que éste incorpora restricciones adicionales resolviendo por la técnica de penalización de restricciones. Estas restricciones afectan al problema completo en la primera propuesta de los autores (resolución simultánea), pero sólo a la fase de estimación de estado en la segunda propuesta (resolución secuencial). La metodología de esta tesis también incorpora restricciones

adicionales, pero sólo en la fase de estimación de cargas, que es la fase más decisiva del algoritmo, donde se estiman las pseudomedidas. Las restricciones atañen precisamente a los mencionados parámetros *coeficientes de utilización*.

- En cuanto al trabajo de Saric y Rankovic [35], coincide con la metodología propuesta en el planteamiento global: llevar a cabo una primera estimación de cargas que luego es reajustada haciendo uso de todas las medidas reales disponibles y de un estimador de estado. La diferencia a destacar es que la metodología de esta tesis usa medidas reales en todas y cada una de las iteraciones de la fase de estimación de cargas (casando así las cargas estimadas y las medidas reales que sirven de referencia), mientras que Saric y Rankovic realizan una primera estimación de cargas sin considerar medidas reales.
- Ambas propuestas hacen uso de las curvas de consumo en la fase de estimación de cargas. De la misma forma, ambas requieren curvas de carga por grupos de clientes con los mismos hábitos de consumo en cada nudo. Sin embargo, es importante mencionar que la propuesta de Saric y Rankovic [35] no es flexible a este respecto, mientras que la propuesta de esta tesis ofrece resultados con un amplio abanico de posibilidades en función del número y la naturaleza de las curvas de carga disponibles. Si es posible conseguir todas las curvas en cada nudo, los resultados serán los mejores que la metodología es capaz de ofrecer. Si por el contrario no se tienen todas, alguna curva no está bien estimada, o sólo se tienen las curvas a nivel de cabecera del alimentador (circunstancias muy probables en la práctica dado el estudio particularizado y pormenorizado que ello requiere), esta

propuesta también ofrece resultados que, según el caso, pueden ser viables o simplemente orientativos, no desdeñables en redes de distribución. En cuanto a la estimación de la generación distribuida, ambos planteamientos son muy similares en función de si ésta está o no monitorizada.

- Tanto la metodología propuesta como la de Saric y Rankovic [35] requieren la división de la red radial en áreas en la fase de estimación de cargas. Esta división se hace en ambos planteamientos en función de las medidas de flujo disponibles. De la misma forma, ambas ejecutan la estimación de estado en la red completa, haciendo uso de los resultados de las estimaciones de cargas en todas las áreas.
- Finalmente, ambas metodologías plantean distintos problemas de estimación de cargas, aunque ambas coinciden en resolverlos a través de la aproximación de mínimos cuadrados. Por un lado, la metodología de Saric y Rankovic [35] se basa en las ecuaciones normales (siguiendo la línea de la estimación de estado convencional), pero reformulando el problema con nuevas variables de estado, que son las inyecciones en los nudos. Por otro lado, la metodología propuesta en esta tesis plantea un problema de distinta naturaleza que relaciona medidas reales con las curvas de carga a través de los mencionados *coeficientes de utilización*, que son precisamente las variables de estado. Este planteamiento hace uso, no sólo de medidas en el instante de ejecución, sino de medidas de instantes anteriores. La fase de estimación de cargas es realimentada con el resultado de la fase estimador de estado, siendo de especial importancia en este proceso, las pérdidas estimadas en la red.

A todo lo dicho anteriormente sobre la metodología propuesta hay que añadir que la resolución de la Estimación de Cargas y la Estimación de Estado se obtiene iterando entre las soluciones doblemente optimizadas de estos dos problemas en el seno de una ventana móvil que actualiza los datos de entrada en cada iteración. El uso de una adecuada base de datos de patrones de consumo y todas las medidas de campo disponibles en la red (en el instante a estimar y en todos los previos que formen parte de la ventana móvil) son las claves del éxito de la metodología propuesta.

2.4. Otros aspectos de interés

Dada la escasez de medidas en tiempo real en los sistemas de distribución, es interesante poner de manifiesto la importancia de los dos aspectos siguientes, frecuentemente referidos por los autores:

Técnicas de obtención de curvas de carga diarias Las curvas de carga diarias (CCD) representan una herramienta muy útil para caracterizar grupos de consumidores de la red de distribución en función de su tipo de actividad. Existe un gran porcentaje de técnicas de Estimación de Estado en Distribución que acude a las CCDs como fuente de información para suplir la falta de medidas en tiempo real. No obstante, son pocas las que proponen la manera de conseguir tales CCDs, debido a que este problema requiere su propio estudio.

A continuación se nombran algunas publicaciones que están enfocadas exclusivamente en la obtención de CCDs:

- Jardini, Tahan, Gouvea, Ahn y Figueiredo [37].
- Gerbec, Gasperic, Smon y Gubina [38].

- Chen, J.C.Hwang y C.W.Hwang [39].

Técnicas de ubicación óptima de las medidas El estudio de la ubicación óptima de las medidas en las redes de distribución supone una guía de gran utilidad que toma forma cuando se hace una nueva inversión en aparatos de medida. Esta ubicación tiene gran importancia, dada la información incremental que supone una medida nueva en la red de distribución.

A continuación se exponen algunas publicaciones a este respecto. Es de interés resaltar que la gran mayoría de autores de estas técnicas están directamente relacionados con la investigación de la EED:

- Shafu, Jenkins y Strbac [40].
- Wan y Miu [41].
- Baran, Zhu y Kelley [42].

Capítulo 3

Metodología Propuesta

3.1. Introducción

Este capítulo describe con detalle la nueva metodología de estimación de estado aplicada a distribución propuesta en esta tesis doctoral. Esta metodología se enmarca dentro del grupo de estimadores que incluye la estimación de cargas y la estimación de estado en el mismo trabajo y, a su vez, dentro del subgrupo que resuelve ambos problemas como uno solo, realimentando para ello las soluciones de los dos problemas entre sí.

La correlación temporal de los hábitos de consumo de los clientes en distribución es una consideración fundamental de la metodología propuesta, que compensa la falta de medidas en tiempo real. Tal correlación se tiene en cuenta mediante curvas de carga diarias (también muy conocidas como *patrones característicos de consumo*), así como de medidas y estimaciones del día anterior al instante de la propia ejecución del algoritmo. La Figura 3.1 muestra el diagrama funcional de la metodología propuesta para el instante t de ejecución.

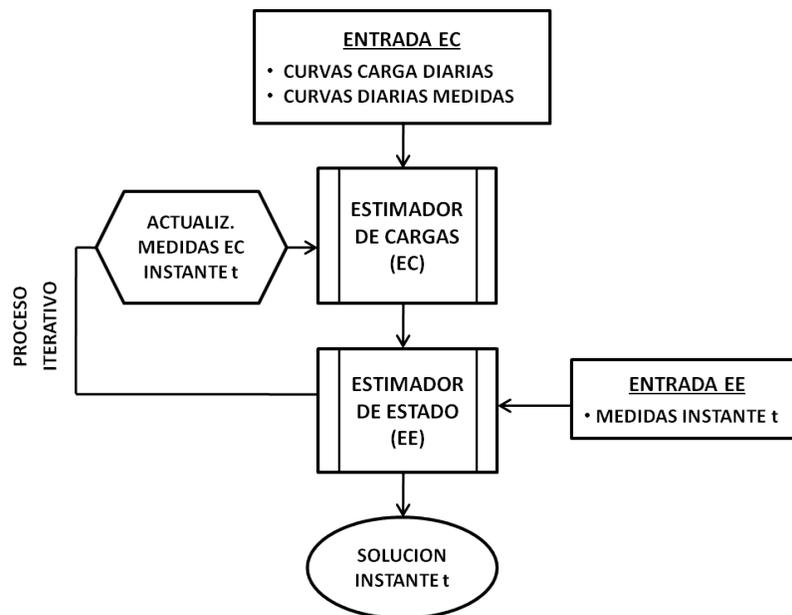


Figura 3.1: Diagrama funcional de la aplicación

Una ventana móvil permite ejecutar la metodología en tiempo real. En cada iteración de la ventana se ejecuta el diagrama de la Figura 3.1, aprovechando para ello tantas soluciones de instantes anteriores como quepan en la ventana móvil.

El capítulo se estructura como sigue: la Sección 3.2 describe los sistemas objeto de estudio de esta tesis, sus características particulares y los retos que implica su tratamiento. La Sección 3.3 presenta la formulación matemática de la metodología propuesta para estimar cargas, la cual ofrecerá como resultados las pseudomedidas necesarias para que la red se convierta en observable y, por lo tanto, la estimación de estado pueda llevarse a cabo. En la Sección 3.4 se discuten los requerimientos demandados a la solución del estimador de estado, de forma que la implementación esté en condiciones de tratar las particulares características de los sistemas de media tensión. Finalmente, la Sección 3.5 presenta el procedimiento general completo, el cual combina de una manera óptima las soluciones de la estimación de cargas y de la estimación de estado en distribución.

3.2. Descripción del sistema objeto de estudio

Las redes distribución de media tensión son aquella parte del SEP cuya función es suministrar energía eléctrica desde las subestaciones de distribución (o subestaciones AT/MT) hasta los centros de transformación, unidos a los consumidores finales por la red de baja tensión. Es muy común que las redes de distribución de MT tengan topología mallada pero sean explotadas de forma radial. Sus niveles de tensión van desde los 5 a los 32kV aproximadamente, siendo los 20kV la tensión nominal más característica en la red española. Es la red más extensa tras la de BT: según datos de la Asociación Española de la Industria Eléctrica (UNESA) del 2005, la red de distribución de MT comprendía 374.000 km, frente a los 43.000 de la red de transporte (220-400kV), los 62.000 de la red de distribución de AT (37-176kV) y los 479.000 km de la red BT ($< 1\text{kV}$). La dimensión de la red de MT unida a la escasez de telemetría y control requeridos para una gestión más precisa de esta compleja red, provoca un gran desconocimiento de la misma, lo que supone un reto en el que esta tesis pretende arrojar algo de luz.

Los sistemas de distribución a considerar en este trabajo son los alimentadores o salidas de línea radiales que transportan habitualmente potencia desde las subestaciones AT/MT (muy conocidos por su traducción inglesa *feeders*) hasta los CTs. Habitualmente, los sistemas de MT en entornos rurales y urbanos poseen características claramente diferenciadoras:

- **Redes rurales:** Las redes rurales suelen ser más extensas y con una densidad de carga baja. Se suelen planificar y explotar radialmente, por lo que los índices de continuidad de suministro suelen ser peores que en las redes urbanas. Sus centros de transformación son de potencia más baja que los urbanos, siendo su

mayor limitación técnica las subtensiones.

- **Redes urbanas:** Las redes urbanas son en comparación más cortas y con densidad de carga más alta. Aunque se explotan radialmente, se planifican malladas para garantizar la continuidad del suministro. Poseen centros de transformación de mayor capacidad que las redes rurales. Su mayor limitación técnica es por sobrecargas.

Las características comunes más destacables de las redes de distribución de MT que las diferencian de las de transporte son: la topología radial, los altos ratios R/X (siendo R el efecto resistivo de las líneas y X el efecto reactivo), presencia de medidas de flujos de intensidad en detrimento de medidas de flujos de potencia, alta proporción de medidas/pseudomedidas de inyección de potencia frente a las de flujo, mayor número de líneas cortas y largas que confluyen en los mismos nudos y mayor probabilidad de desequilibrios entre fases.

A continuación se describen las instalaciones más comunes de las redes de MT, usando como apoyo el ejemplo representado en la Figura 3.3:

- **Subestación AT/MT:** Conjunto de instalaciones eléctricas donde se transforma energía eléctrica mediante uno o más transformadores AT/MT, cuyos secundarios alimentan a un Centro de Reparto en MT (símbolo de transformador AT/MT en la Figura 3.3).
- **Centro de Reparto MT:** Conjunto de instalaciones eléctricas en el que incide al menos una línea de alimentación de MT y, sin transformación de energía eléctrica, alimenta normalmente varias líneas de MT, cada una de ellas con un interruptor de cabecera. Un ejemplo de centro de reparto se muestra en la

Figura 3.2 (siguiendo con la Figura 3.3, el centro de reparto queda simbolizado en el nudo horizontal del feeder de la izquierda, del que parten tres líneas).

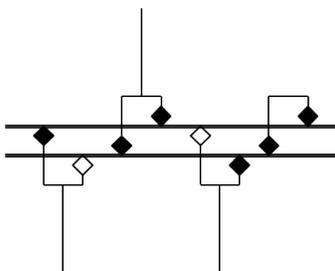


Figura 3.2: Unifilar ejemplo de centro de reparto.

- **Centro de Seccionamiento MT:** Instalación eléctrica integrada en la red de distribución de MT, sin transformación de energía eléctrica, donde incide al menos una línea de MT y alimenta al menos a otra línea de las mismas características (en la Figura 3.3 se puede ver un ejemplo representado por un interruptor abierto que conecta dos de los nudos más aguas abajo de los dos alimentadores).
- **Centro de Transformación:** Instalación eléctrica integrada en la red de distribución de MT donde se transforma energía mediante uno o más transformadores MT/BT, cuyos secundarios alimentan a los consumidores en BT (ilustrado con círculos verdes en la Figura 3.3; el círculo azul es un nudo con consumo en MT y los círculos amarillos son nudos de tránsito).

La Figura 3.3 es un ejemplo representativo de las redes de distribución de MT objeto de estudio.

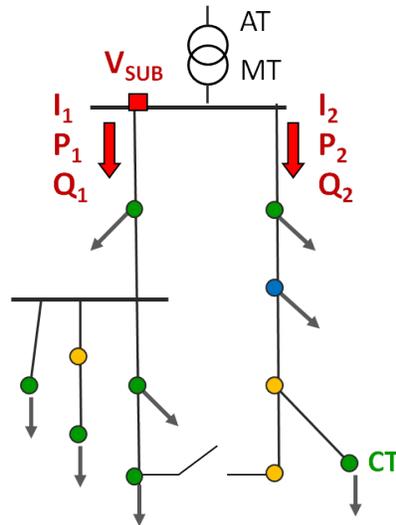


Figura 3.3: Unifilar característico de una red de MT y medidas en subestación.

Las únicas medidas disponibles, todavía hoy en día, en la mayoría de los sistemas de distribución son la magnitud de tensión en la barra de la subestación de la que parten los alimentadores y los flujos de potencia en las cabeceras de dichos alimentadores y/o los flujos de intensidad, como se indica en rojo en la Figura 3.3. Esta es otra de las grandes diferencias entre las redes de distribución en MT y, tanto las redes de transporte como las redes de distribución de AT. A continuación se compara la cantidad y tipo de información que usualmente se tienen disponibles dependiendo del tipo de red que se trate:

- Redes de transporte (400-200 kV):** Las medidas en tiempo real (*on-line*) que se emplean habitualmente son las magnitudes de tensión, los flujos de potencia activa y reactiva por líneas y transformadores, y las inyecciones de potencia activa y reactiva en los nudos, todas ellas medidas analógicas. Otras medidas que se consideran son las de posiciones de tomas. Además, en las redes de transporte la redundancia de medidas (ratio entre número de medidas y variables de estado) es alta. Las medidas de magnitud de intensidad no son utilizadas en los

estimadores de las redes de transporte. Actualmente están empezando a incorporarse algunas medidas de PMU (phasor measurement unit) sincrofasores.

- **Redes de distribución en AT (132-66-45 kV):** El sistema de medidas es similar al que se encuentra en la red de transporte, si bien se ve reducida la redundancia conforme baja de nivel de tensión. Algunas distribuidoras incorporan en estos niveles medidas de magnitud de intensidad para aumentar la redundancia.
- **Redes de distribución en MT (15-20 kV):** Estas redes son el objeto de estudio de esta tesis. Las medidas se reducen considerablemente, quedando prácticamente limitadas a las siguientes: magnitud de tensión en la barra de MT de la subestación y flujos de potencia y/o de intensidad en las cabeceras de los alimentadores. Además, en estos niveles de tensión el refresco de la información desde las subestaciones se realiza en intervalos de tiempo mayores a los que se emplean habitualmente en las redes de AT. La evidente carencia de información suele ser reemplazada por medidas de históricos (*off-line*).

Como ya se ha mencionado, el objetivo de la metodología propuesta en esta tesis son las redes de distribución en MT y, concretamente, aguas abajo de las cabeceras de los alimentadores que parten de las subestaciones AT/MT, lo que deja a priori fuera de la estimación la propia subestación AT/MT. Si bien esta exclusión deja fuera del sistema bajo estudio la única parte de la red donde puede haber cierta redundancia (por ejemplo con las medidas de flujos en el primario y/o secundario del/los transformadores de AT/MT), hay que tener en cuenta que dicha redundancia es local y apenas aporta mejora en la estimación de las magnitudes eléctricas a lo largo del alimentador. No obstante es importante resaltar que la incorporación de

estas medidas en la metodología propuesta sería inmediata y no implican limitación alguna. Es más, este enfoque coincide con la nueva arquitectura eficiente y novedosa de estimador de estado multinivel propuesta por los autores de [1]. Por último comentar que esta tesis sólo considera sistemas estructuralmente equilibrados, ateniéndose así al planteamiento europeo [43].

3.2.1. Medidas del Estimador de Cargas

La metodología de estimación de cargas (EC) propuesta hace uso de la información disponible en la red en la que se aplique. Esta información se puede clasificar en dos grandes bloques en función de si las medidas son o no en tiempo real:

1. Medidas en tiempo real o medidas *on-line*:

- **Medidas esenciales.** Se denominarán medidas esenciales a la magnitud de la tensión en barras de la subestación y a la pareja de flujos de potencia activa y reactiva en la cabecera de cada alimentador (o medidas de flujos de intensidades complejas en su defecto), tanto para el instante a estimar, como para todos los instantes previos que completen un día natural. Estas medidas son imprescindibles para ejecutar la metodología propuesta. Respecto de considerar medidas de flujos de potencia en cabecera de los alimentadores en lugar de las más tradicionales de intensidad, conviene reparar en dos aspectos:

En primer lugar, hay que destacar la tendencia actual de las empresas eléctricas a disponer efectivamente de esas medidas de potencia por estar reemplazando los relés electromecánicos en las cabeceras de los alimentadores por relés inteligentes basados en microprocesadores digitales, como

parte de la estrategia de redes inteligentes [44][45]. El trabajo previo que dio lugar a esta tesis doctoral [46] consideraba precisamente que sólo se tenían medidas de flujo de intensidad en las cabeceras de los alimentadores. Esto obligaba a suponer unos factores de potencia típicos en cabecera con el objetivo de estimar los correspondientes flujos de potencia a partir de los flujos de intensidad, lo que implicaba estimaciones adicionales en las que se basaba el resto del algoritmo. A diferencia del trabajo previo mencionado [46], la metodología propuesta en esta tesis se basa en esta tendencia creciente a instalar relés inteligentes que ofrezcan medidas de flujos de potencias activa y reactiva en las salidas de los alimentadores.

En segundo lugar, debe admitirse que no se puede conseguir una estimación de calidad sin un mínimo de información, al menos en las medidas esenciales requeridas. En concreto, las medidas de magnitud de flujo de intensidad presentan el inconveniente añadido de la multiplicidad de soluciones [47], lo cual se acentúa en las redes de distribución cuando la penetración de la generación distribuida (GD) es elevada y se desconoce el sentido del flujo de potencia en las líneas (éste estaba garantizado aguas abajo desde la subestación cuando la GD no existía), situación necesariamente a considerar hoy por hoy.

- **Medidas adicionales I.** Se denominarán como tal a cada par de medidas de flujos de potencia activa y reactiva en cualquier tramo de línea que no sea la cabecera, para el instante a estimar y todos los instantes previos que completen un día natural. Cada par de medidas adicional de este tipo dividirá la red en una nueva área, cuyos puntos de unión con el resto de

la red serán: aguas arriba, el tramo de línea en que está ubicada el par de medidas de flujos de potencia activa y reactiva adicional que definen el área y, aguas abajo, los tramos donde estén ubicadas otros posibles pares de medidas del mismo tipo, si las hubiere. Es muy importante resaltar que el número de ECs que se ejecutan para una misma red depende directamente del número de pares de medidas adicionales de flujo de potencia (ver Figura 3.4 para una mejor comprensión de lo indicado).

- Medidas adicionales II.** Finalmente se denominará así a cada par de medidas de inyección de potencia activa y reactiva global en cualquier nudo de la red, para el instante a estimar y para todos los instantes previos que completen un día natural. Si bien es poco probable encontrar medidas de inyección de potencia en tiempo real en las redes de distribución de MT, su consideración es factible y así se contempla (Figura 3.4).

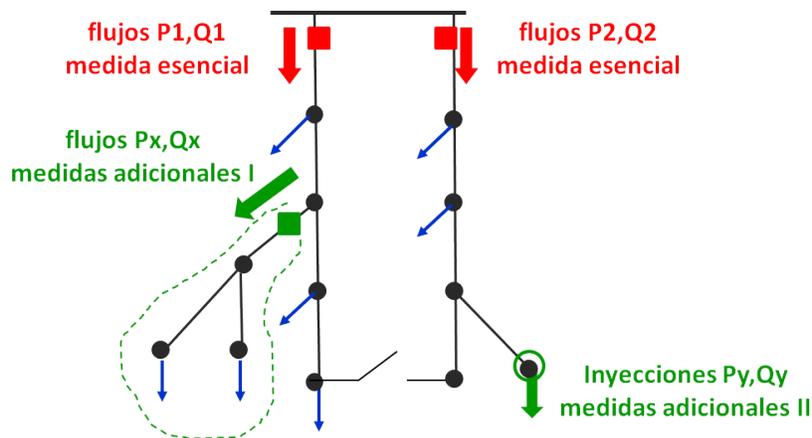


Figura 3.4: Posibles medidas adicionales.

2. Medidas en diferido o medidas off-line:

■ Concentradores:

Los concentradores son dispositivos cada vez más comunes en los CTs, responsables de gestionar, leer y almacenar las medidas registradas por los contadores inteligentes (o *smart meters*) de todos los consumidores conectados aguas abajo de ese CT. Si bien las medidas enviadas a los concentradores podrían encuadrarse en el grupo de las denominadas *medidas adicionales II* asociadas a los CTs, hay que tener en cuenta que las medidas de los concentradores **no** son gestionadas actualmente en tiempo real, y previsiblemente no se haga en muchos años. A continuación se mencionan un par de estudios relacionados con este tema referidos en [48]:

- a) EEUU. Un estudio hecho por la Comisión de Regulación de Energía Federal (*Federal Energy Regulatory Commission, FERC*) de los EEUU muestra que el 5.9% de los contadores inteligentes instalados en las casas americanas tenían funciones de Infraestructura de Medidas Automáticas (*Automated Metering Infrastructure, AMI*) [49] en 2006, pero sólo el 0.6% las usaban [50]. La FERC define los contadores con funciones AMI como aquellos que registran medidas en intervalos horarios o menores y que los transmiten con una frecuencia de al menos una vez al día. Se espera que el número de contadores que realmente usan funciones AMI se incrementen en un 56% para el 2019 si el escenario de negocios de la energía eléctrica no varía mucho [51].
- b) Europa. Según [52], la frecuencia de transmisión de los contadores inteligentes de siete países europeos es como mucho de una vez al mes.

El Reino Unido ha propuesto recientemente que los contadores inteligentes deberían medir cada media hora y transmitir la información hacia el concentrador del CT respectivo una vez al día como mínimo [54]. En España actualmente se accede a esta información como máximo una vez al día.

Estos estudios representativos de gran parte de los países más desarrollados del mundo ponen en evidencia la diferencia entre la información gestionada por un concentrador de un CT y un medidor de inyecciones de potencia del tipo de las denominadas *medidas adicionales II*. Aun así, la información off-line ofrecida por los concentradores es una información muy valiosa, la cual puede ser aprovechada de dos formas:

- Asumir esta información como si hubiese sido tomada en tiempo real, aun siendo de históricos. En este caso la información debe ser seleccionada cuidadosamente (mismo día de la semana, misma estación del año, etc.), con el tiempo y esfuerzo que ello requiere, para no incurrir en errores que a posteriori no sean identificables.
 - Generar con ella curvas de carga diarias que representen precisamente el consumo total del CT respectivo o incluso un tipo de cliente q característico cuando en CT en cuestión alimente en una proporción considerable a dicho tipo de cliente q .
- **Curvas de Carga Diarias:** Las CCDs representan la correlación temporal en los hábitos de consumo de los consumidores de la red. En este sentido son elementos indispensables en el planteamiento de la metodología propuesta. Además, las CCDs son la base de las pseudomedidas que aportan información en aquellas zonas de la red menos visibles eléctricamente,

como se detallará más adelante. A este segundo respecto, las CCDs son una herramienta ampliamente usada en numerosas investigaciones relacionadas con la red de MT, como es el caso de la referencia [53]. Las CCDs pueden venir dadas de dos maneras:

- **CCDs opción 1.** Una CCD por cada *tipo de cliente*, q , existente en el conjunto de CTs de la red para los cuales no se dispone de otra información adicional. Se recuerda que en el Capítulo 2 se definió como tipo de cliente todo aquel conjunto de cargas que, estando conectadas a la red en estudio, pueden ser identificadas por tener un hábito de consumo homogéneo. En el Apéndice B se detalla cómo se han obtenido las CCDs utilizadas en el Capítulo Resultados.
- **CCDs opción 2.** Una CCD que represente el consumo global de uno o varios CTs de la red. Esta suposición implica una circunstancia que cada vez puede darse con más frecuencia debido precisamente al creciente número de concentradores instalados en las salidas de los CTs, de los cuales se pueden conseguir curvas de carga de históricos que sirven a modo de CCD del conjunto de todos los consumos del CT en cuestión. Los clientes tipo de los CTs que dispongan de concentradores estarán representados por la CCD global del CT (si es que se opta por darle ese uso a la información del concentrador), por lo que no deben incluirse en el estimador las CCDs de sus clientes tipo (que sería información redundante e incompatible).

En cualquier caso, todas las CCDs de la red deben cumplir lo siguiente:

- a) Cada CCD debe ser normalizada tal que el área bajo la curva sea unitaria. La razón para normalizar dichas curvas es que al trabajar

con ellas sólo se tenga en cuenta su forma, no su escalado [53] (del que se ocupará el algoritmo de estimación de cargas que se definirá más adelante).

- b) Cada CCD se discretiza en función de la frecuencia de registro de las medidas de campo o medidas on-line. Por ejemplo, si las medidas de campo se registran una vez cada hora, las CCDs vendrán representadas por 24 valores. Estos 24 valores constituirían el vector C_q donde el subíndice q refiere al tipo de cliente (Figura 3.5).
- c) Es muy importante tener presente que la calidad de la base de datos de CCDs marcará inevitablemente la bondad de los resultados ofrecidos por la metodología propuesta.

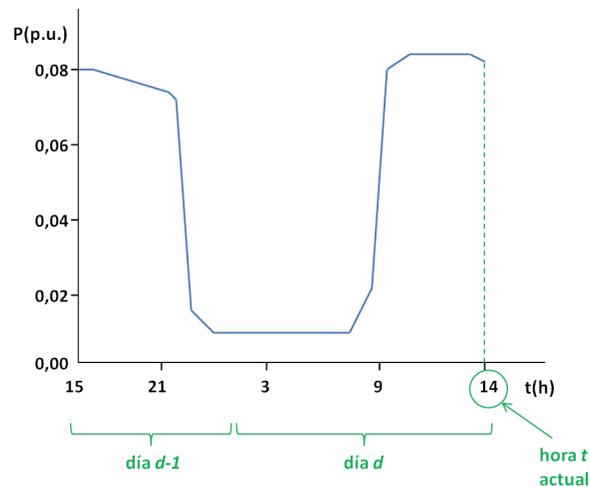


Figura 3.5: Curva de carga diaria de un pequeño comercio a las 14h.

Las CCDs que se tendrán disponibles en mayor proporción en la mayoría de los casos reales hoy día serán las CCDs por clientes tipo. Por ello, a partir de ahora, la denominación **CCD** referirá precisamente a las CCDs opción 1 y **CCD global de CT** referirá a las CCDs opción 2.

3.2.2. Generación Distribuida

La GD merece una mención especial, dada su ineludible y creciente presencia en los sistemas de MT. Por un lado, la penetración de GD anula la suposición tradicional de que el flujo de potencia fluye desde las subestaciones AT/MT aguas abajo y, por otro lado, la producción de las unidades de GD conectadas a la red pueden estar monitorizadas o no, según qué casos. Por lo tanto, la GD agudiza la incertidumbre y el desconocimiento del estado en tiempo real de las redes de distribución por regla general, sin aportar, en la mayoría de los casos, información que complemente tal incertidumbre. En este trabajo, la monitorización o no de la GD influye en la fiabilidad de los resultados de la estimación de cargas. A este respecto, los requerimientos de la metodología EC propuesta en relación a la GD son los siguientes:

- **Unidades de GD monitorizadas.** Par de medidas de inyección de potencia activa y reactiva en el CT para el instante a estimar y para todos los instantes previos que completen un día natural. Todas las plantas de generación que tengan potencia instalada superior a 1MW deben teledir su producción en tiempo real de acuerdo con el Real Decreto 1699/2011 de 18 de noviembre [55], por el que se regula la conexión a red de instalaciones de producción de energía eléctrica de pequeña potencia.
- **Unidades de GD no monitorizadas.** Potencia instalada y tipo de generador (fotovoltaico, hidráulico, eólico, etc.) de cada unidad. La producción de todas las unidades con potencia instalada inferior o igual a 1MW debe ser estimada. En estos casos, la metodología EC propuesta sigue las pautas presentadas por el Real Decreto 661/2007 de 25 de mayo [56], por el que se regula la actividad de producción de energía eléctrica en régimen especial. Este decreto propone la estimación de la potencia producida por una unidad GD a través de un

factor de operación que ajusta la potencia instalada. Dicho factor depende de la estación del año para las hidráulicas, estación y zona climática para las eólicas, y un factor constante para el resto de tecnologías. Para definir las zonas climáticas, el Real Decreto 661/2007 refiere al Código Técnico de la Edificación [57]. Toda esta información viene recogida como parte de la base de datos de la metodología, por lo que la potencia suministrada por los generadores no monitorizados puede ser estimada en tiempo real. Por su parte, la potencia reactiva se supondrá nula, de acuerdo con el factor de potencia prácticamente unitario que aconseja el Real Decreto 1565/2010 de 19 de noviembre [58], por el que se regulan y modifican determinados aspectos relativos a la actividad de producción de energía eléctrica en régimen especial. Un apunte interesante relacionado con la creciente tendencia a regular la teled medida de todas las unidades GD se da en Canadá, donde todas las unidades con potencia instalada superior a 250kW han de ser teled medidas [59].

3.2.3. Potencias Contratadas

Las potencias contratadas (PC) de los CTs de la red suponen el único bloque de información *constante* requerida por el EC. A este respecto hay que tener en cuenta dos consideraciones:

- Por un lado, tradicionalmente las empresas distribuidoras sólo distinguen las potencias contratadas relativas a tres *tipos de carga*, que en el caso de España son: residencial, industrial y servicios ($PC_{Res}^{(p)}$, $PC_{Ind}^{(p)}$, $PC_{Ser}^{(p)}$ respectivamente) en cada CT, p .
- Por otro lado, si se tuviera la posibilidad de conocer las potencias contratadas por tipos de cliente en vez de por tipos de carga, la metodología EC propuesta

obtendría mejores resultados, dado que cada tipo de carga puede contener varios de tipos de clientes. Desafortunadamente las PCs por tipo de cliente no suelen conocerse, tal y como se esquematiza en la Figura 3.6.

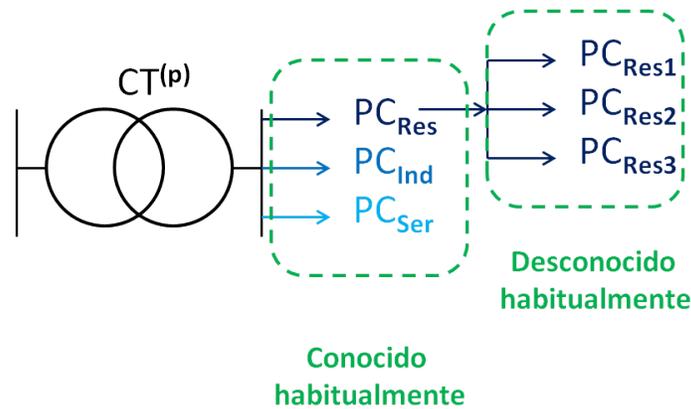


Figura 3.6: PCs contempladas habitualmente por las distribuidoras

No obstante, este hueco de información puede rellenarse con información adicional relativa a los clientes tipo que eventualmente puede conocerse, como son: la ubicación geográfica de los clientes tipo en la red y/o la proporción de consumo aproximada entre los distintos clientes tipo que pertenecen a cada tipología en cada CT, (por ejemplo, 60 % cliente tipo Res1, 30 % Res2 y 10 % Res3 en la Figura 3.6).

Dado que cada cliente tipo está asociado unívocamente a una CCD, y que el EC sólo dispone habitualmente de potencias contratadas por tipos de carga en los CTs, es conveniente incidir en la relación existente entre las CCDs y los tipos de carga, como muestra la Figura 3.7.

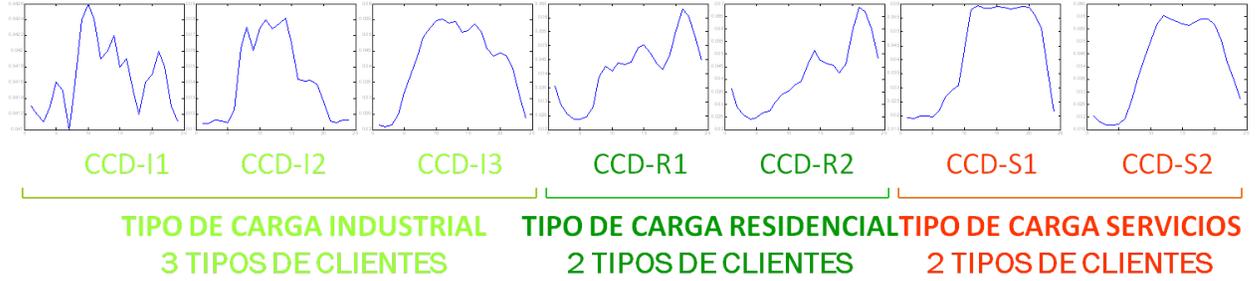


Figura 3.7: Tipos de clientes distribuidos en los tres tipos de cargas.

3.3. Metodología de Estimación de Cargas

3.3.1. Metodología Tradicional

La escasez de información en las redes de distribución en MT ha provocado que el problema de estimación de cargas se haya llevado a cabo tradicionalmente repartiendo la potencia medida (o estimada, si sólo se disponía de la medida de intensidad) en la cabecera del alimentador entre todos los CTs que están conectados al mismo en proporción a sus potencias instaladas, potencias contratadas totales o consumo total de energía en un periodo. Considerando el caso de las potencias contratadas, la estimación tradicional se basa en la ecuación 3.1,

$$P_{est}^{(p)} = P^{A\text{lim}} \frac{PC^{(p)}}{PC^{A\text{lim}}} \quad (3.1)$$

donde:

- $P_{est}^{(p)}$ es la potencia estimada en el CT p .
- $P^{A\text{lim}}$ es la potencia activa medida en cabecera del alimentador al que está conectado en CT p .

- $PC^{(p)}$ es la potencia contratada o PC del CT p .
- $PC^{A\text{lim}}$ es la potencia contratada total de todos los CTs del alimentador en cuestión.

Esta forma de modelar la demanda ha demostrado ser ineficiente [6][7].

3.3.2. Metodología Propuesta

La metodología EC propuesta trata de usar toda la información disponible para estimar de la forma más precisa posible las potencias consumidas por los CTs conectados a los alimentadores de MT. Se destaca una vez más el hecho de que el resto de aplicaciones en los DMSs serán de escasa utilidad si el modelado y estimación de cargas no se lleva a cabo con la suficiente precisión, dado que éste influye notablemente en la estimación de estado y, con ello, en todas las aplicaciones alimentadas con dicho estimador de estado.

La metodología EC propuesta se fundamenta en el reparto de la carga total medida en cabecera de un alimentador entre todos los tipos de clientes que están conectados a él. Para ello considera información constante e información variable. La información constante consiste básicamente en las PCs de los CTs por tipo de carga. La información variable va contenida en una ventana móvil que contempla tanto el instante t de estimación como todos los anteriores que completen un día natural. La información contenida en la ventana móvil son todas las CCDs contempladas en la red y todas las medidas reales disponibles en la misma (Figura 3.8).



Figura 3.8: Esquema de la información de entrada y salida del EC

Las estimaciones resultantes del EC también se ajustarán a la ventana móvil, es decir, vendrán dadas en el instante de estimación y en los anteriores que completen un día natural, pero sólo será de utilidad la estimación del instante actual o instante de ejecución del EC. Un esquema de la ventana móvil válido para cualquier medida, estimación o curva de carga se muestra en la Figura 3.9.

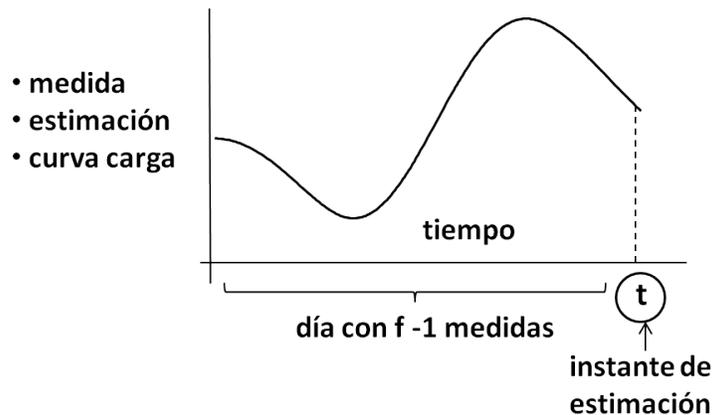


Figura 3.9: Ventana móvil

La estimación, por tanto, se hace para cada alimentador por separado, aprovechando la configuración radial de la red de distribución. El modelo matemático propuesto está basado en un estimador de mínimos cuadrados formulado en el instante actual de estimación t , el cual minimiza la función objetivo (3.2),

$$F(t) = \text{Min} \sum_{i=t-(f-1)}^t (P_i - P_{est_i}^t)^2 \tag{3.2}$$

donde:

- f es el número total de veces que se registran medidas de campo a lo largo de un día natural o en el rango de la ventana móvil, esto es, la periodicidad de la medida. Si cada hora se registra una medida, en un día se tendrá $f = 24$. Si es cada quince minutos, $f = 96$.
- P_i es la potencia activa medida en cabecera del alimentador en el instante i .
- $P_{est_i}^t$ es la potencia activa estimada en cabecera del alimentador en el instante i en la ejecución del instante t bajo análisis.

El superíndice t especifica el instante actual, que es en el que recae el interés de la estimación. Sin embargo, tal y como se puede observar en la función (3.2), además de este instante también se han tenido en cuenta todas las medidas previas que completan un día.

Antes de continuar se va a incidir en dos aspectos a tener en cuenta en la formulación del problema (3.2):

EC por áreas. Siempre que existan medidas de flujo adicionales (o medidas adicionales I), éstas se encuentran en las cabeceras de sus respectivas *áreas secundarias*, siendo el *área principal* la constituida por el resto de red no incluida en áreas secundarias, que contiene la propia cabecera del alimentador (Figura 3.10). Cada área de las anteriores considera exclusivamente la demanda de sus propios consumidores y sus propias pérdidas, de manera que la metodología propuesta se compone de tantas ejecuciones del Estimador de Cargas (3.2) como número de áreas en que haya quedado dividida la red, pero una sola ejecución global del Estimador de Estado para la red al completo (que se verá más

adelante).

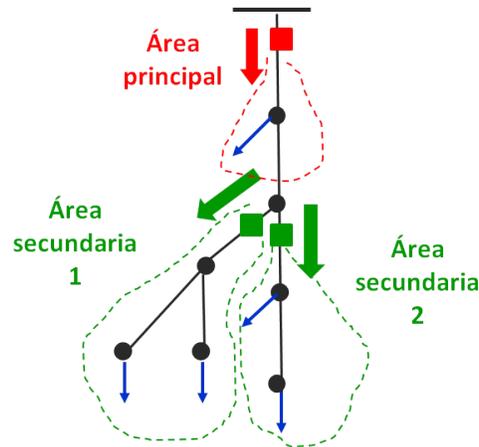


Figura 3.10: Área principal y áreas adicionales.

La división por áreas implica cambiar las definiciones de P_i y $P_{est_i}^t$ dadas previamente por las siguientes:

- P_i es la potencia activa medida en cabecera del área bajo estudio en el instante i .
- $P_{est_i}^t$ es la potencia activa estimada en cabecera del área bajo estudio en el instante i en la ejecución del instante t bajo análisis.

GD y consumos monitorizados. La nueva definición del término P_i del punto anterior sólo es válida en el caso de que que no se tenga ni GD ni inyecciones medidas en tiempo real en la red (o medidas adicionales II). Si existen consumos monitorizados en tiempo real, dado que sus inyecciones no tienen que estimarse, directamente se restan de las medidas de flujo de potencia en cabecera del área. De forma análoga, esta definición tampoco contempla la generación dispersa, cuya producción ha de sumarse a las mismas medidas de flujo de potencia en

cabecera del área. Por lo tanto, antes de resolver la fase EC (3.2), habría que calcular el término P_i como se indica en (3.3),

$$P_i = P_{i,Area} + P_{i,GD} - P_{i,Con} \quad (3.3)$$

donde:

- $P_{i,Area}$ es la potencia activa medida en la cabecera del área bajo estudio en el instante i .
- $P_{i,GD}$ es la suma de la producción activa de todas las unidades GD del área bajo estudio en el instante i .
- $P_{i,Con}$ es la suma de la demanda activa de todos los CTs de consumo monitorizados en tiempo real del área bajo estudio en el instante i .

Finalmente aclarar que todas estas medidas adicionales contribuirán a aumentar la redundancia de la fase de Estimación de Estado para la red al completo (que se verá más adelante).

Siguiendo con el desarrollo del problema (3.2), el valor de la curva de potencia estimada función del instante t ($Pest_i^t$) se define como una combinación lineal del conjunto de CCDs en el instante t (C_q^t) y los *factores de utilización*. Los factores de utilización son los coeficientes (escalares no negativos) que determinan la proporción entre las potencias estimadas consumidas por cada tipo de cliente, q , en el instante t (λ_q^t). Esta combinación lineal se ilustra gráficamente en la Figura 3.11 y se expresa matemáticamente en la ecuación (3.4),

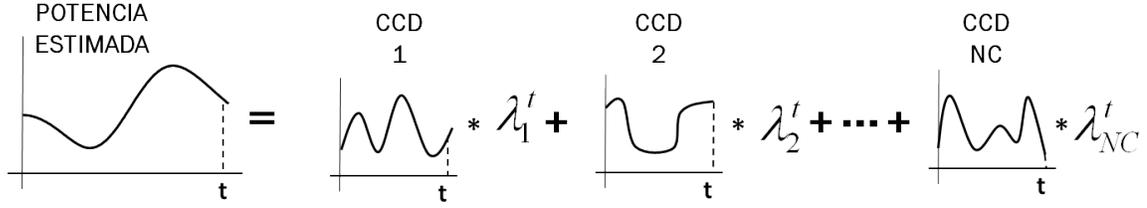


Figura 3.11: Combinación lineal de las curvas de carga de todos los tipos de clientes y sus respectivos factores de utilización en la cabecera del alimentador para el instante t .

$$Pest_i^t = Pest_{i, Serv}^t + Pest_{i, Dom}^t + Pest_{i, Ind}^t = \sum_{j=1}^{NS} \lambda_j^t C_{j,i}^t + \sum_{m=1}^{ND} \lambda_m^t C_{m,i}^t + \sum_{k=1}^{NI} \lambda_k^t C_{k,i}^t = \sum_{q=1}^{NC} \lambda_q^t C_{q,i}^t \quad (3.4)$$

$$\lambda_q^t \geq 0 \quad \forall t, q$$

donde:

- $Pest_{i, Serv}^t$, $Pest_{i, Dom}^t$, $Pest_{i, Ind}^t$ son las potencias totales estimadas para los tipos de cargas servicios, doméstico e industrial respectivamente en la cabecera del alimentador. Cada sumando de los respectivos sumatorios de la ecuación (3.4) hacen referencia a la potencia estimada para cada tipo de cliente.
- NS , ND y NI son el total de tipos de clientes servicios, domésticos e industriales respectivamente. Todos ellos suman, a su vez, NC número total de tipos de clientes.

Sustituyendo la ecuación (3.4) en (3.2) y teniendo en cuenta la restricción de no negatividad de los coeficientes de utilización (λ_q^t), se tiene un problema de optimización de mínimos cuadrados con restricciones de no negatividad. Su solución determina una estimación de las potencias activas consumidas por todos los tipos de clientes en la cabecera del alimentador de MT para el instante t .

La solución de un problema de mínimos cuadrados depende, entre otras cosas, del grado de redundancia disponible. Por lo tanto, la precisión de los factores de utilización depende de la frecuencia de las medidas, f . En base a esto se establece como mínimo una redundancia de 2, lo que significa en la práctica que el número de factores de utilización a determinar tiene que cumplir ser, no sólo menor que el número de medidas registradas en un día (f), sino menor que $f/2$.

Este problema de programación no lineal es resuelto aplicando el método de punto interior. La función objetivo resultante a minimizar, g , es la mostrada en (3.5),

$$g = \sum_{i=t-(f-1)}^t \left(P_i^t - \sum_{q=1}^{NC} \lambda_q^t C_{q,i}^t \right)^2 - \mu \sum_{q=1}^{NC} \ln \lambda_q^t \quad (3.5)$$

Esta misma ecuación expresada en forma matricial, y obviando el superíndice t para simplificar la notación:

$$g = [P - C\lambda]^T [P - C\lambda] - \mu e (\ln \lambda) \quad (3.6)$$

donde:

- $P_{(fx1)}$ = vector de medidas de potencia activa en cabecera del área (medida del instante t en curso y de todos los instantes previos que completen un día natural).
- $C_{(fxNC)}$ = matriz que contiene, por columnas, las CCDs de todos los tipos de clientes identificados en ese área.
- $\lambda_{(NCx1)}$ = vector de factores de utilización de todos los tipos de clientes identificados en ese área.

- μ = parámetro de barrera de la metodología del punto interior (escalar siempre mayor que cero).
- $e_{(1 \times NC)}$ = vector fila de unos.
- $\ln \lambda_{(NC \times 1)}$ = vector de logaritmos de los factores de utilización.

La solución del problema (3.6) se obtiene gracias a un proceso iterativo que supone la reducción sucesiva del parámetro de barrera μ . Este proceso iterativo implica la resolución del sistema de ecuaciones (3.7) en cada iteración,

$$(2C^T C + \mu L^{-2}) \Delta \lambda = 2C^T (P - C \lambda) + \mu L^{-1} e \quad (3.7)$$

donde L es una matriz diagonal cuyos elementos no nulos son los factores de utilización.

Obsérvese que si la restricción de no negatividad fuera omitida, el problema de optimización resultante sería un problema de optimización de mínimos cuadrados (3.2) de una función lineal (3.4), y por lo tanto, la solución también sería lineal, como se muestra en la siguiente ecuación,

$$\lambda = (C^T C)^{-1} C^T P \quad (3.8)$$

Esta forma de proceder simplifica y acelera notablemente la obtención de λ , pero no garantiza una solución no negativa. En la Sección 3.5, cuando se aborde la interacción entre el EC y el EED, se retomará la consideración de esta aproximación.

Una vez calculados los factores de utilización λ e independientemente de la forma en que estos sean calculados, la última etapa de la estimación de cargas consiste en distribuir la potencia estimada para cada tipo de cliente en la cabecera de cada área entre el grupo de CTs conectados en dicha área.

La solución más general, a la que la metodología propuesta recurre por defecto, siempre que no disponga de información adicional, es distribuir a los CTs en proporción a las potencias contratadas por tipo de carga (residencial, industrial y servicios), que son las únicas potencias contratadas que registran las empresas distribuidoras en cada CT, p , esto es, $PC_{Res}^{(p)}$, $PC_{Ind}^{(p)}$, $PC_{Ser}^{(p)}$. Las ecuaciones (3.9), (3.10) y (3.11) muestran el cálculo final de las potencias estimadas por tipo de carga en el CT p del área. Estas estimaciones son función de la potencia estimada por tipo de carga en la cabecera del área (sumatorios de la ecuación (3.4)), y de la proporción de potencia contratada del CT en relación a la potencia contratada total del área por tipo de carga,

$$Pest_{Dom}^{(p)} = Pest_{Dom}^{(Area)} \frac{PC_{Dom}^{(p)}}{\sum_{r=1}^{NCT} PC_{Dom}^{(k)}} = \sum_{m=1}^{ND} \lambda_m^t C_{m,i}^{ct} \frac{PC_{Dom}^{(p)}}{\sum_{r=1}^{NCT} PC_{Dom}^{(k)}} \quad (3.9)$$

$$Pest_{Ind}^{(p)} = Pest_{Ind}^{(Area)} \frac{PC_{Ind}^{(p)}}{\sum_{r=1}^{NCT} PC_{Ind}^{(k)}} = \sum_{k=1}^{NI} \lambda_k^t C_{k,i}^{ct} \frac{PC_{Ind}^{(p)}}{\sum_{r=1}^{NCT} PC_{Ind}^{(k)}} \quad (3.10)$$

$$Pest_{Ser}^{(p)} = Pest_{Ser}^{(Area)} \frac{PC_{Ser}^{(p)}}{\sum_{r=1}^{NCT} PC_{Ser}^{(k)}} = \sum_{j=1}^{NS} \lambda_j^t C_{j,i}^{ct} \frac{PC_{Ser}^{(p)}}{\sum_{r=1}^{NCT} PC_{Ser}^{(k)}} \quad (3.11)$$

donde NCT es el número total de CTs conectados al área bajo estudio.

Como ya se ha comentado previamente, la potencia estimada para cada tipo de cliente no puede utilizarse en el proceso de distribución de las estimaciones a los CTs. Esto es debido a que no es usual tener acceso a las potencias contratadas de los tipos de clientes en los mismos. Como consecuencia, la calidad de los resultados de la metodología EC propuesta disminuye inevitablemente (Figura 3.6). Sin embargo, este inconveniente puede desaparecer de facto si se tuviera información adicional sobre los clientes tipo de la red. La información adicional completa e ideal a conocer sería, por un lado, la proporción de consumo aproximada entre los distintos clientes tipo que pertenecen a cada tipología en cada CT, lo que implicaría conocer, por otro lado, la ubicación de los clientes tipo por CTs. En función de la red que se trabaje y la cantidad de información a la que se tenga acceso, se tendrá disponibilidad de toda esta información adicional o sólo a parte de ella.

La metodología EC propuesta tiene dos grandes beneficios:

1. Capacidad de estimar cargas teniendo en cuenta las CCDs de los tipos de clientes.
2. Naturaleza dinámica del proceso al considerar, no sólo la medida del instante t bajo análisis, sino todas las del día previo.

La limitación más importante viene de la selección previa de las CCDs adecuadas que mejor se ajusten a los clientes de la red bajo estudio.

La estimación de la potencia reactiva es un proceso paralelo y análogo al de potencia activa descrito previamente, para el cual se requieren las CCDs reactivas. Si bien es relativamente común tener bases de datos de CCDs de potencia activa, no lo es tanto para las CCDs de reactiva. En estos casos, la potencia reactiva suele

ser estimada a partir de las estimaciones previas de potencia activa, afectadas de los factores de potencia típicos de los distintos tipos de clientes.

3.4. Metodología de Estimación de Estado en Distribución

La aplicación tradicional de la EED implica el reto de proporcionar variables de estado razonables y coherentes usando una cantidad muy limitada de medidas en tiempo real, la mayoría de ellas concentradas en la subestación AT/MT, junto a las pseudomedidas necesarias que hagan al sistema observable en los centros de transformación MT/BT. A todo esto hay que añadirle la nueva fuente de *desinformación* que puede suponer la GD. Es evidente pues, que las pseudomedidas deben ser modeladas de una forma suficientemente precisa como para poder obtener unas variables de estado también precisas, y de ahí el esfuerzo previo en esta tesis de aportar un nuevo módulo de EC que mejore la calidad de dichas pseudomedidas.

Las pseudomedidas generadas por la estimación de cargas son todas de inyección, lo cual es una fuente de mal condicionamiento en los problemas de estimación de estado [60]. Adicionalmente a lo anterior, la matriz de pesos del estimador tiene pesos altos asociados a las medidas reales y pesos muy bajos asociados a las pseudomedidas, debido a que la fiabilidad de las pseudomedidas es escasa en comparación con la fiabilidad de los dispositivos reales de medida. Si a esto se une los pesos extremadamente altos asociados a las *medidas virtuales* (también de inyección), que son las correspondientes a los nudos de tránsito ¹, el problema de mal condicionamiento se acentúa aún más [61].

¹El número de nudos de tránsito aumenta notablemente cuando los CTs de MT/BT se incluyen en la estimación.

Además de las razones anteriores, existen otras características típicas de los sistemas de MT que también les confieren un carácter numéricamente inestable al problema de la estimación:

- Es habitual la existencia de líneas cortas y largas que confluyen en los mismos nudos [62].
- Presencia de medidas de flujos de intensidad en detrimento de medidas de flujos de potencia [63] [47].
- Altos ratios R/X , siendo R el efecto resistivo de las líneas en distribución y X el efecto reactivo (ver los parámetros de las líneas de una red de distribución real en la Tabla A.6 del Apéndice A).

Todas estas fuentes de inestabilidades numéricas provocan el mal condicionamiento de la matriz de ganancias de la aproximación clásica de las ecuaciones normales. Para evitar este problema se han sugerido varias metodologías, entre las que destacan:

- Ecuaciones Normales con Restricciones [61] [64].
- Transformación Ortogonal [65] [66] [67] [68].
- Método Híbrido [62].
- Método de la Matriz Aumentada de Hachtel [69] [70].

Los autores de [71] hacen un estudio comparativo sobre las similitudes y las diferencias entre dichas metodologías en términos de estabilidad numérica, eficiencia computacional y complejidad de implementación. Esta útil comparativa se puede resumir en los siguientes puntos:

- La Transformación Ortogonal es el método más estable numéricamente, pero exige altos requerimientos computacionales. Este inconveniente es el motivo de búsqueda y comparación de otros métodos alternativos que compensen esta gran deficiencia.
- El Método de la Matriz Aumentada de Hachtel es numéricamente más estable que las Ecuaciones Normales con Restricciones, cualidad que se acentúa cuanto menores son los errores en las medidas. Esto es debido a que el Método de Hachtel no sólo incluye las medidas virtuales como restricciones de igualdad, sino que también trata una segunda tanda de restricciones en representación de las medidas reales (las variables explícitas que usa en este caso son los residuos asociados a tales medidas).
- Tanto el Método Híbrido como el Método de Hachtel alcanzan un buen compromiso entre la estabilidad numérica, la eficiencia computacional y la complejidad de la implementación. A pesar de este gran paralelismo entre ambos métodos, existen ciertas características que los diferencian y que deben ser tenidas en cuenta:
 - El tiempo de cálculo del Método de Hachtel aumenta más lentamente que el Método Híbrido conforme el tamaño del sistema aumenta.
 - Para pequeños sistemas, el Método de Hachtel tiene una estabilidad numérica comparable a la Transformación Ortogonal. Por su lado, la estabilidad del Método Híbrido puede ser tan buena como la de la Transformación Ortogonal independientemente del tamaño del sistema, pero con el inconveniente de que siempre bajo la condición de que no se den pesos muy altos asociados a medidas virtuales.

- La buena convergencia del Método de Hachtel depende en gran medida de un parámetro α , propio del método de Hachtel, muy determinante en su formulación, mientras que la convergencia del Método Híbrido no depende de ningún parámetro.

Finalmente, el método adoptado en esta tesis consiste en formular una EED basada en el Método de la Matriz Aumentada de Hachtel [69]. La elección entre el Método de Hachtel y el Método Híbrido se debe a dos razones fundamentales: Por un lado, el inconveniente de sintonización del parámetro α del Método de Hachtel deja de ser determinante cuando no hay redundancia de medidas, como es el caso de la EED. Por otro lado, el Método de Hachtel consigue un tratamiento muy eficiente de las medidas virtuales, las cuales son muy comunes en los SEP en general y especialmente relevantes en los sistemas de distribución, dada la escasez de medidas. Por su parte, el Método Híbrido empeora su estabilidad numérica con la existencia de medidas virtuales, razón suficiente para descartarlo frente al Método de la Matriz Aumentada de Hachtel.

El Método de Hachtel de acuerdo con la aproximación WLS se define según (3.12),

$$\begin{aligned} \text{mín } J(x) &= \frac{1}{2}r^T W r \\ \text{s.a. } c(x) &= 0 \\ r - z + h(x) &= 0 \end{aligned} \tag{3.12}$$

donde:

- J = función objetivo.
- x = vector de estado.

- W = matriz de pesos, cuya diagonal contiene las inversas de las varianzas que representan los errores gaussianos asociados a las medidas.
- r = vector de residuos, el cual se define como $r = z - h(x)$.
- z = vector de medidas.
- $h(x)$ = vector de funciones no lineales que relacionan las medidas con el vector de estado x .
- $c(x)$ = vector de funciones no lineales que relacionan las medidas virtuales con el vector de estado x (excluidas de $h(x)$).

El método usado tradicionalmente para resolver problemas de minimización de una función objetivo sujeto a restricciones es el método de los multiplicadores de Lagrange. El vector de variables de estado se obtiene resolviendo iterativamente el sistema de ecuaciones (3.13),

$$\begin{bmatrix} \alpha^{-1}R & H & 0 \\ H^T & 0 & C^T \\ 0 & C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_s \\ \Delta x \\ \lambda_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta z^k \\ 0 \\ -c(x^k) \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

donde:

- R = matriz de covarizas, definida como $R = W^{-1}$.
- H = jacobiano de $h(x)$.
- C = jacobiano de $c(x)$.
- Δx = corrección del vector de estado en la última iteración, $\Delta x = x^{k+1} - x^k$.

- Δz^k = vector de residuos de la iteración k , esto es, $\Delta z^k = z - h(x^k)$.
- μ_s y λ_s = multiplicadores de Lagrange escalados por el parámetro α .
- α = coeficiente que ayuda a mejorar el número de condición de la *matriz de Hachtel*, que se define como la matriz de bloques 3×3 del primer miembro de (3.13). Existen fórmulas estándares para sintonizar el parámetro α , con las cuales se consiguen números de condición muy bajos; las más extendidas son $\alpha = 1/\max(W_{ii})$ y $\alpha = m/\sum W_{ii}$, donde m es el número de medidas.

En el sistema de ecuaciones (3.13), tanto las medidas en tiempo real como las pseudomedidas conforman el vector z . A partir del vector de medidas, z , y del vector de funciones no lineales que relacionan las medidas con el vector de estado, $h(x)$, se obtiene el vector de residuos $\Delta z = z - h(x)$. Las medidas virtuales tienen su propio vector de residuos, $-c(x)$, cuya expresión sólo depende del vector de funciones no lineales que relacionan las medidas virtuales con el vector de estado, $c(x)$, dado que todas las medidas virtuales son nulas.

Resolver el sistema de ecuaciones (3.13) no es particularmente costoso debido a que la matriz de Hachtel es dispersa. No obstante, para optimizar dicha resolución y hacerla aún más eficiente se lleva a cabo previamente una permutación de orden de mínimo grado.

Por último, es importante hacer referencia a la manera de obtener los pesos w del problema de estimación de estado (3.12). La distribución de probabilidad de los errores de las medidas en los sistemas de transporte se supone gaussiana, sin embargo, esta misma suposición no es correcta en los sistemas de distribución [29]. Para resolver

este inconveniente, una posible opción es seleccionar la gaussiana que mejor represente a la distribución de los errores de las pseudomedidas [72] (esta gaussiana única, a su vez es deducida a partir de un modelo de mezcla de gaussianas (MMG) previamente calculado para cada pseudomedida) para después aplicar una estimación WLS [30], al igual que la metodología propuesta. Las dos ideas fundamentales a tener en cuenta a este respecto son:

- Por un lado, un ajuste adecuado de una sola gaussiana que represente el error de cada pseudomedida permite determinar su peso w en la fase de estimación de estado (3.12).
- Por otro lado, el nivel de redundancia de este proceso de estimación de estado (3.12) es tan bajo (recordar que sólo se tienen medidas de campo por defecto en la cabecera de los alimentadores) que lo realmente importante no son los valores de los pesos de cada una de las medidas, sino la relación entre los pesos de: las medidas, las pseudomedidas y las medidas virtuales. Esto se pondrá de manifiesto el apartado *Influencia de los pesos de las pseudomedidas* del Capítulo 4 *Resultados*.

3.5. Metodología General

En esta sección se presenta la nueva metodología propuesta al completo, la cual integra las soluciones de la Estimación de Cargas (Sección 3.3) y de la Estimación de Estado en Distribución (Sección 3.4). El procedimiento propuesto presenta una solución donde estos dos problemas son resueltos mediante la realimentación recíproca de información de una forma óptima y eficiente hasta que se alcanza la convergencia. A continuación se describe y razona el algoritmo realimentado en bucle cerrado (Figura 3.1 de la página 48).

La metodología EC resuelve el problema inicial de no observabilidad estimando las cargas demandadas por los CTs a partir de las medidas de flujos de potencia activa y reactiva registrados en las cabeceras de todas las áreas en las que queda dividida la red. Estos flujos de potencia incluyen la demanda total de los consumidores de cada área más las pérdidas en la red (tramos de líneas y transformadores básicamente). Todo esto significa que la metodología EC, al no tener en consideración la red en el algoritmo, también está distribuyendo estas pérdidas entre los consumidores.

La metodología EED usa, por un lado, las pseudomedidas calculadas por la metodología EC en los CTs para el instante de estudio actual t , y por otro lado, usa todas aquellas medidas en tiempo real disponibles para el instante t en cualquier punto del alimentador, como cualquier estimador de estado convencional. Finalmente estima el mejor estado posible que case medidas reales y estimadas. Tras resolver el problema EED, las pérdidas de potencia activa y reactiva pueden ser calculadas para el mismo instante t .

Gracias al cálculo de las pérdidas (uno de los grandes retos en las redes de distribución en MT [73]) la metodología EC puede ser corregida, compensando así la deficiencia que plantea al ejecutarse de forma aislada. La forma de hacerlo es sustraer dichas pérdidas a las medidas reales de flujo de potencia en la cabecera de cada área. Esta corrección sólo se lleva a cabo para el instante t en el que se han calculado las pérdidas (cuando el algoritmo se ejecute en tiempo real, las f medidas anteriores (3.2) habrán sido corregidas en sus respectivas ejecuciones). De esta manera, las nuevas *medidas corregidas* de flujo de potencia activa y reactiva en el instante t en las cabeceras de todas las áreas se adaptan mucho mejor a la demanda total.

La segunda ejecución de la metodología EC dará, por tanto, mejores estimaciones de los consumos aguas abajo de los CTs, las cuales a su vez serán el motivo de que la nueva solución de una segunda ejecución de la metodología EED mejore y, consecuentemente, el nuevo estado estimado. Sucesivas realimentaciones entre las dos aplicaciones, hasta alcanzar la convergencia (la diferencia entre las pérdidas de dos iteraciones consecutivas sea menor que una tolerancia especificada), dan forma a lo que se llamará a partir de ahora ***Metodología de Estimación de Cargas y de Estado en Distribución Completa (MECED)***.

Este proceso en bucle cerrado (MECED) puede ser además doblemente optimizado desde un punto de vista computacional:

1. Puesto que la salida de las dos aplicaciones (EC y EED) dependen la una de la otra, la solución exacta de cada proceso de optimización por separado no tiene sentido. Así pues, una sola iteración de cada aplicación por separado puede llegar a ser suficiente, quedando garantizada la convergencia del procedimiento

global gracias a la realimentación entre ambas aplicaciones. Esta simplificación mejora sin duda la velocidad de ejecución del procedimiento global, a costa de una posible pérdida de exactitud en la solución que debe ser analizada y valorada.

2. En lo que se refiere al problema EC y su solución, recordar que en la Sección 3.3 se comentaron dos posibles formas para su resolución: una solución exacta obtenida al resolver el sistema de ecuaciones (3.7) iterativamente, y la alternativa de la aproximación lineal de la solución, dada en el sistema de ecuaciones (3.8) (ésta última posibilidad no asegura que los factores de utilización calculados sean no negativos). Una vez más, en pos de mejorar la velocidad de cálculo del algoritmo final, se considera la aproximación lineal del sistema de ecuaciones (3.8), aunque esto implique añadir alguna condición extra que evite factores de utilización negativos. Hay que hacer notar que los valores negativos de los factores de utilización sólo pueden darse por tres motivos: la no identificación o elección de las CCDs adecuadas, un alto valor de las pérdidas que desajuste el cálculo de la EC en su primera iteración o una mala estimación de la producción de GDs no monitorizados.

Todo lo razonado previamente da forma a la ***Metodología de Estimación de Cargas y de Estado en Distribución (MECE)***, cuyo procedimiento se resume en los cuatro puntos siguientes:

■ **Problema EC:**

$$\lambda = (C^T C)^{-1} C^T P \quad (3.14)$$

Resolver el problema lineal (3.14) (se repite aquí el sistema de ecuaciones (3.8) por comodidad) para cada área de la red por separado y comprobar si algún factor de utilización es negativo. Si se diera el caso, eliminar ese factor y su patrón correspondiente y volver a resolver la ecuación (3.14). Repetir este proceso hasta que todos los factores de utilización sean positivos. Con los factores y patrones resultantes, calcular los consumos de potencia por tipos de clientes según la ecuación (3.4) y repartirlos entre todos los CTs conectados al área según las ecuaciones (3.9) - (3.11) si no se dispone de más información adicional sobre los clientes tipo (ubicación en la red y proporcionalidad entre ellos). Cada vez que se aborda el problema EC se consideran todos los patrones iniciales independientemente de posibles eliminaciones en iteraciones anteriores (lo cual asegura soluciones finales no dependientes de soluciones intermedias no tan buenas). Las estimaciones de los consumos en todos los CTs en el instante t actual son las denominadas *pseudomedidas*: salidas del problema EC y entradas del problema EED.

■ **Problema EED:**

$$\begin{bmatrix} \alpha^{-1}R & H & 0 \\ H^T & 0 & C^T \\ 0 & C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_s \\ \Delta x \\ \lambda_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta z^k \\ 0 \\ -c(x^k) \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Resolver una sola iteración del sistema de ecuaciones (3.15) (se repite el sistema de ecuaciones (3.13)) a partir de todas las medidas registradas en tiempo real y

las pseudomedidas obtenidas del problema EC para todas las áreas de la red en el instante t . Cada vez que se ejecute el algoritmo EED, tomar como vector de estado inicial el vector de estado solución de la iteración anterior. Obtener las pérdidas de activa y reactiva del sistema. Comprobar la convergencia del vector de estado. Si ha convergido, debe comprobarse la convergencia de las pérdidas del sistema para decidir si hay que volver a ejecutar el algoritmo completo o si se tiene la solución final en el instante t (que se denominará *Estimación de Cargas de cada Ejecución* a partir de ahora). Si no ha convergido, también ha de comprobarse la convergencia de las pérdidas del sistema, pero esta vez para decidir entre si ejecutar el algoritmo completo o si sólo es necesario volver a ejecutar el EED.

- **Estimación de Cargas de cada Ejecución:**

Es el corazón de la metodología MECE propuesta. La Figura 3.12 presenta el diagrama de flujo de la Estimación de Cargas de cada Ejecución.

La *Estimación de Cargas de cada Ejecución* es la parte del procedimiento en la que se combinan las dos comprobaciones de convergencia descritas anteriormente: el criterio de convergencia asociado al vector de estado (EED) y el criterio de convergencia asociado a las pérdidas totales del sistema (EC). Estas dos comprobaciones definen el desacoplamiento de la metodología MECE propuesta. La Figura 3.12 ilustra los diferentes pasos para estimar la carga y el estado para el instante t .

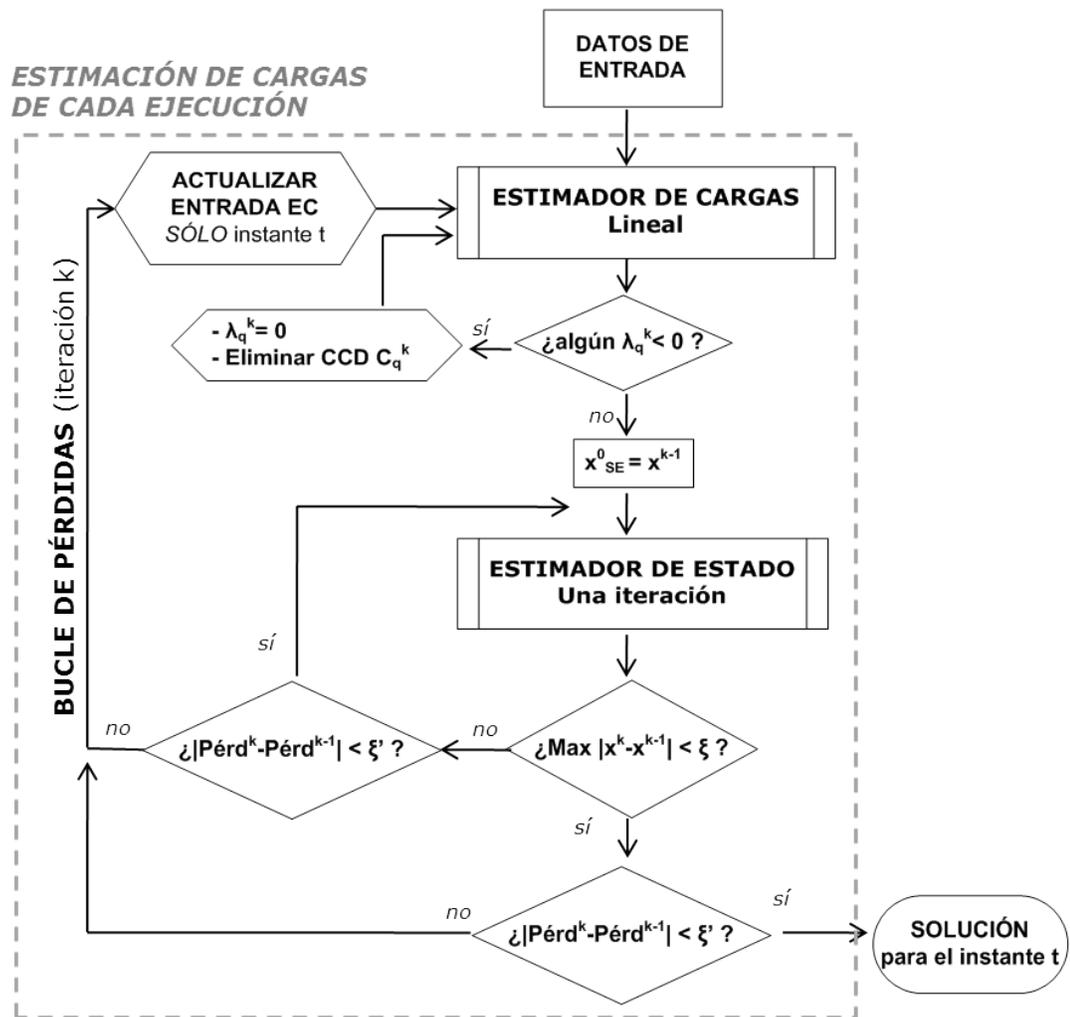


Figura 3.12: Diagrama de flujo de la metodología MECE propuesta.

■ **Ventana Móvil:**

Es la encargada de ejecutar la *Estimación de Cargas de cada Ejecución* en las sucesivas ejecuciones o instantes. La Figura 3.13 muestra el diagrama de flujo de la *Estimación de Cargas de cada Ejecución* dentro de la ventana móvil.

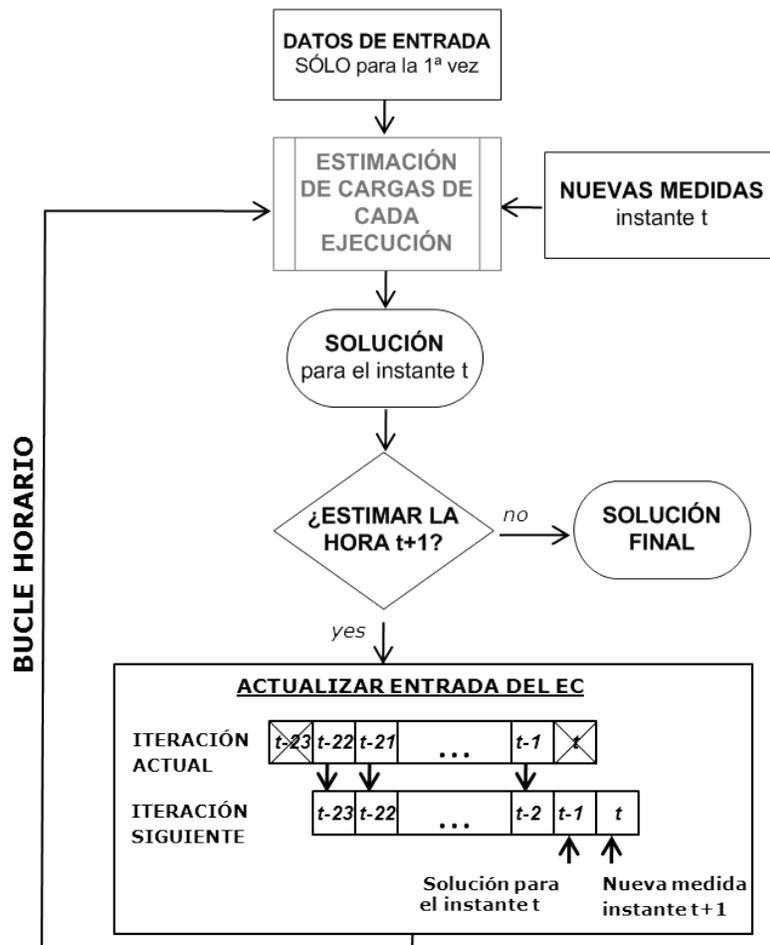


Figura 3.13: Diagrama de flujo de la metodología MECE propuesta dentro de la ventana móvil.

En la Figura 3.13 se puede observar cómo se lleva a cabo la actualización de la curva de datos de entrada de la EC en la siguiente ejecución. Para facilitar su comprensión se ha supuesto que la frecuencia de registro de las medidas de campo es de 24 al día, es decir, una por hora:

- El valor para la nueva hora t de la curva es la nueva medida de flujo de potencia activa tomada en tiempo real.
- El valor para la nueva hora $t-1$ es la última solución obtenida del *Estimador*

de Cargas de cada Ejecución.

- El valor de las nuevas horas $t-23 - t-2$ son los antiguos $t-22 - t-1$, desplazados.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Introducción

En este capítulo se presentan los resultados del algoritmo propuesto en esta tesis doctoral aplicado a sendas redes radiales de distribución en MT. La evaluación de la calidad de dichos resultados pondrá de manifiesto la conveniencia del algoritmo y su consecuente aplicación a sistemas reales.

El algoritmo se ha probado en dos redes:

1. Red Estándar de pequeño tamaño. Esta red deriva de una red de distribución radial alemana [74] que abastece a un pueblo y sus alrededores a 20kV. Se alimenta de una subestación 110/20kV y está compuesta de un solo alimentador.
2. Red Real. Esta red es parte de una red de distribución española que abastece a dos poblaciones a 15kV. Se alimenta de una subestación 66/15kV y se compone de dos alimentadores.

Las pruebas de la Red Estándar tiene dos objetivos principales: en primer lugar, exponer detalladamente cada una de las etapas de las que se compone la metodología propuesta para su rigurosa comprensión, aprovechando la simplicidad de dicha red.

En segundo lugar, comprobar la efectividad de la metodología propuesta, valorando sus beneficios y limitaciones. Por su parte, las pruebas de la Red Real tienen como objetivo presentar los resultados de aplicar la metodología propuesta en un escenario realista, enfatizando los problemas típicos de este tipo de sistemas en la realidad.

4.2. Red Estándar

La Red Estándar con la que se va a trabajar se muestra en la Figura 4.1. Consiste en un solo alimentador con estructura en árbol de once nudos, dividido en dos ramales en el nudo 3, y a su vez en otros dos en el nudo 7. Una planta de cogeneración inyecta potencia en el nudo 9.

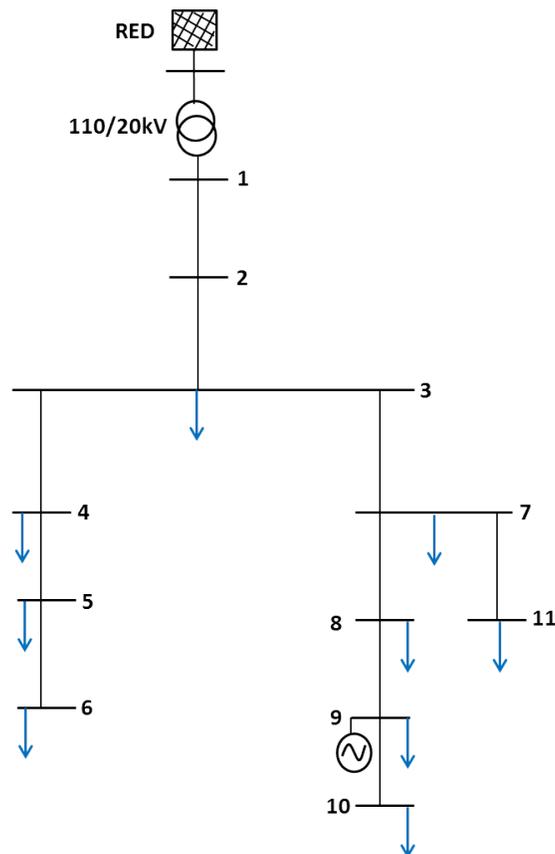


Figura 4.1: Red Estándar

Todos los nudos de la red tienen consumos, a excepción de los nudos 1 y 2. Antes de continuar con la Red Estándar, se exponen dos escenarios que atañen a los citados consumos de la red y que serán considerados de referencia en el resto del presente capítulo:

Por un lado, los consumos de la red se conocen de forma exacta para cada cliente tipo. El objetivo es evaluar la efectividad de la metodología propuesta, de manera que estos consumos exactos sirvan como valores base con los que comparar las estimaciones de la metodología propuesta en las distintas pruebas. Lo más idóneo hubiese sido tener registro de los consumos de la red estudiada a modo de referencia, pero al no tener disposición de tal información, se ha generado un supuesto escenario de consumo. El procedimiento de obtención de dicho escenario de consumos (exactos) se detalla en el Apéndice A, así como los parámetros de la red.

Por otro lado, la mejor estimación posible que la metodología ofrece de los consumos de la red se obtiene en el que se denominará a partir de ahora *Caso Ideal*, el cual tiene disponible toda la información requerida de entrada. Recordar que la metodología propuesta se basa en que las potencias consumidas en el alimentador son el sumatorio de las potencias demandadas por el conjunto de clientes tipo conectados al mismo. Cada cliente tipo tiene asociada una curva de carga diaria; dado que las CCDs están normalizadas, las potencias consumidas en cada nudo también se pueden definir como la combinación lineal de las CCDs conectadas en ese mismo nudo (ver Figura 3.11 de la página 70, extrapolando esta vez su comprensión a nivel nodal). Estas combinaciones serían conocidas en todos los nudos en el mencionado *Caso Ideal*.

Precisamente, la primera prueba de cada red va a consistir en ejecutar su respectivo *Caso Ideal*. Es importante advertir que la metodología propuesta supone por defecto que la proporción entre las potencias contratadas de los tres tipos de carga tradicionales (doméstico, industrial y servicios) en cada nudo, se mantiene entre sus potencias demandadas.

Para la Red Estándar bajo estudio se tienen seis clientes tipo: un cliente doméstico, dos clientes servicios y tres clientes industriales. La representación gráfica de las CCDs correspondientes a cada cliente tipo de la red se muestran en las Figuras 4.2, 4.3 y 4.4. La ubicación de cada uno de ellos, así como sus potencias contratadas y distribución por nudos se detallan en la Tabla 4.1. La tensión y potencia bases tomadas a efectos de cálculo son 20kV y 100MVA respectivamente.

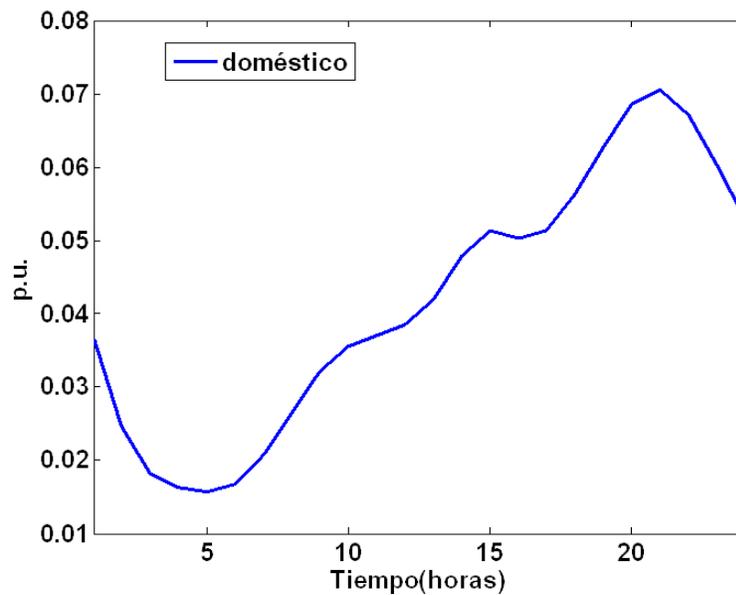


Figura 4.2: CCD del único cliente tipo doméstico de la Red Estándar

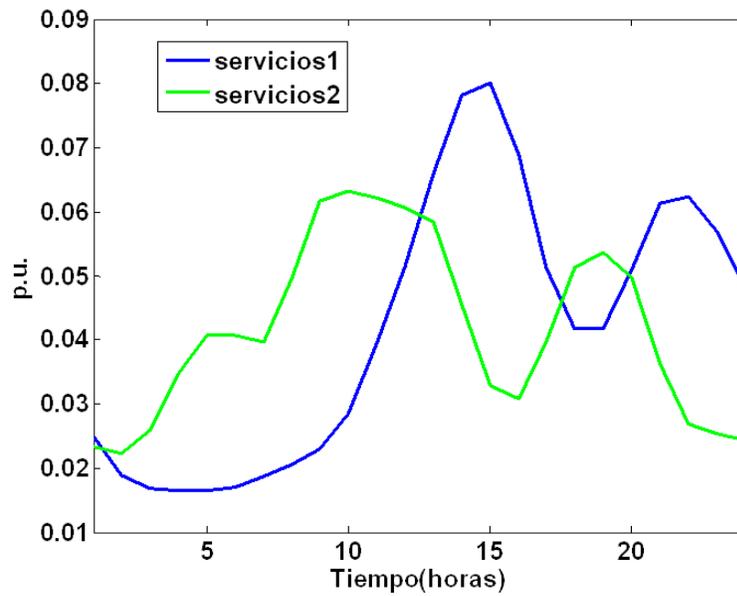


Figura 4.3: CCDs de los dos clientes tipo servicios de la Red Estándar

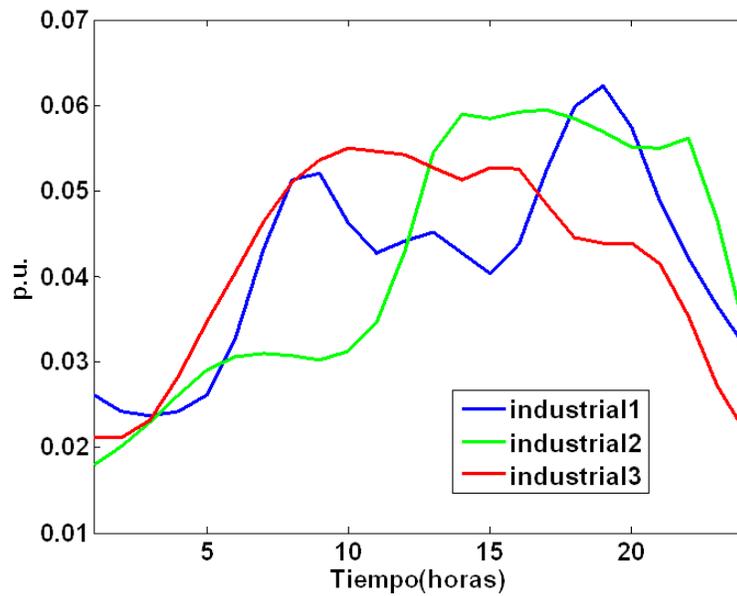


Figura 4.4: CCDs de los tres clientes tipo industriales de la Red Estándar

Tabla 4.1: Potencias contratadas por tipos de carga: Dom(doméstica), Ind(industrial) y Ser(servicios) y proporción entre los clientes tipo de cada una de ellas en kW.

Nudo	Dom	Cliente Ind 1	Cliente Ind 2	Cliente Ind 3	Ind	Cliente Ser 1	Cliente Ser 2	Ser	Potencia Contratada Total del Nudo (kW)
3	400	0	0	0	0	100	0	100	600
4	300	0	0	0	0	0	100	100	500
5	600	0	0	0	0	0	0	0	600
6	500	0	0	0	0	0	0	0	500
7	0	0	300	300	600	0	0	0	1200
8	400	0	0	0	0	0	200	200	800
9	0	100	0	0	100	0	0	0	200
10	250	200	0	0	200	150	0	150	950
11	0	0	100	0	100	0	0	0	200

A continuación se introducen de forma esquemática todas las pruebas que se han llevado a cabo en esta Red Estándar y que posteriormente se analizan con detalle:

- **Caso Ideal:** Ilustra la calidad de las estimaciones cuando toda la GD está monitorizada y las CCDs de todos los clientes tipo son conocidas, así como los nudos donde se encuentran ubicadas dichas CCDs y la proporción de consumo entre dichos clientes tipo (en definitiva, esto es lo mismo que decir que se conoce toda la información recogida en las Figuras 4.2, 4.3, 4.4 y la Tabla 4.1).
- **Casos Realistas:** Cada caso de este apartado introduce uno o más focos de error en los datos de entrada. Si no se menciona específicamente, cada caso contiene en exclusiva un solo error de entrada, de manera que pueda relacionarse dicho error con la desviación de las estimaciones.
 - **Caso A:** Se identifican adecuadamente todas las CCDs de la red, pero no se tiene información sobre los clientes tipos en ciertos nudos.

- **Caso B:** Se identifican adecuadamente todas las CCDs de la red a excepción de una de ellas, que no coincide exactamente con su homóloga real. Esta falta será denominada de aquí en adelante *CCD perturbada*.
- **Caso C:** Se identifican adecuadamente todas las CCDs de la red a excepción de una de ellas, de la que se desconoce su existencia. Esta falta será denominada de aquí en adelante *CCD no considerada*.
Tras el estudio de estos tres casos se realiza una comparativa entre ellos.
- **Caso D:** Se añade un nuevo GD no monitorizado en el nudo 11 (además de considerarse, como en el resto de los casos, el GD monitorizado ubicado en el nudo 9). Este caso D comprende tres pruebas con los mismos errores en los datos de entrada, pero distinto número de medidas de campo:
 - **Caso D1:** Un GD no monitorizado y una CCD perturbada .
 - **Caso D2:** Mismas condiciones del Caso D1 considerando además medidas extraordinarias de flujo de potencia estratégicamente ubicadas.
 - **Caso D3:** Mismas condiciones del Caso D2 considerando además las medidas de inyección de potencia en uno de los nudos.
- **Caso E:** Este último caso simula una cadena de eventos relacionada con los casos D en una serie de días consecutivos.
- **Comprobación F:** Prueba que constata la escasa relevancia de los valores de los pesos de las pseudomedidas cuando la redundancia es tan baja (como ya se adelantó en la Sección 3.4, página 75).

4.2.1. Caso Ideal en la Red Estándar

Como ya se advirtió anteriormente, la primera prueba de la Red Estándar consiste en ejecutar su Caso Ideal, que ilustra la calidad de las estimaciones de la metodología al conocer con precisión toda la información de entrada del algoritmo (que incluye la información imprescindible para que el algoritmo pueda ejecutarse, así como aquella información adicional que no siempre tienen disponible las compañías distribuidoras).

Como también se comentó previamente, toda esta información relativa a la Red Estándar queda recogida en las Figuras 4.2, 4.3, 4.4 y la Tabla 4.1. Además, se sabe que el GD del nudo 9 es un cogenerador que inyecta 500kW de forma constante en la red. La figura 4.5 presenta el balance de potencias del nudo, esto es, consumo real, producción del cogenerador e inyección de potencia neta en el nudo. El excedente de potencia provoca flujos de potencia aguas arriba en las ramas 7-8 y 8-9 (Figura 4.1 de la página 92).

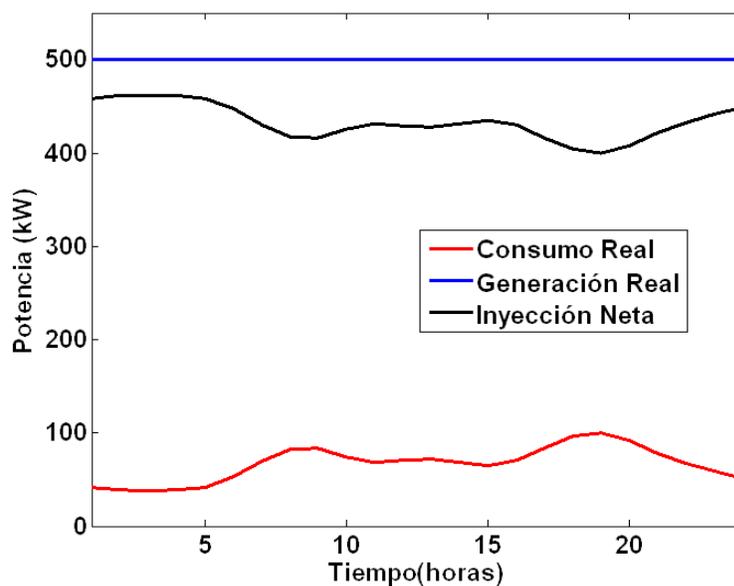


Figura 4.5: Balance de potencia activa en el nudo 9

Por último se tienen las medidas de flujo de potencia activa y reactiva en la cabecera del alimentador. La frecuencia de las medidas de campo se han tomado con una frecuencia horaria para el caso de la Red Estándar. Teniendo en cuenta que la ventana móvil contiene un día natural completo y que se quieren estimar los consumos a la hora 24, se necesitan las medidas de cabecera del alimentador para las veintitrés horas anteriores a dicha hora 24 (desde la hora 1 hasta la hora 23 del mismo día).

A continuación se plantean los tres aspectos de interés a considerar en este Caso Ideal:

- Beneficios globales obtenidos de la metodología propuesta MECE (ver Figura 3.12 en la página 87).
- Beneficios del bucle de pérdidas (ver Figura 3.12 en la página 87).
- Beneficios de analizar los consumos como composición de tipos de carga.

Beneficios globales obtenidos de la metodología MECE:

En este apartado se compara la metodología propuesta MECE (Estimación de Cargas y de Estado en Distribución) con la metodología a partir de la cual se dedujo la anterior, MECED (Estimación de Cargas y de Estado en Distribución Completa), ambas desarrolladas y analizadas en la Sección 3.5 de la página 82. Recordar que estos dos procedimientos resuelven los problemas de Estimación de Cargas y de Estimación de Estado mediante la realimentación recíproca de ambos; no obstante, el algoritmo MECE está doblemente optimizado desde el punto de vista de ahorro computacional.

Para que sea una comparación efectiva, ambas metodologías se ejecutan usando los mismos criterios de convergencia en las dos comprobaciones que tiene el algoritmo: 10^{-5} por unidad (p.u.) para el criterio de tensiones (se traduce en 0.2V de error) y 10^{-5} p.u. para el criterio de pérdidas en la red (1kW de error). La Figura 4.6 muestra esquemáticamente la comparativa del número de iteraciones llevadas a cabo por ambos algoritmos.

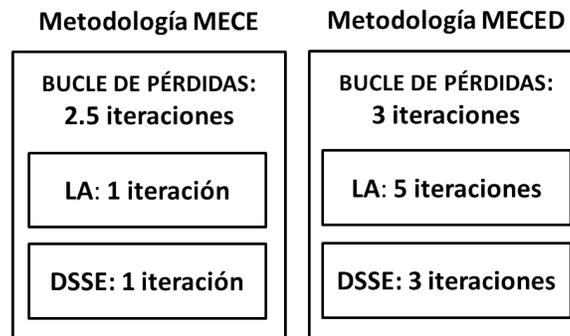


Figura 4.6: Comparación del n° iteraciones de ambas metodologías

Las conclusiones a extraer son las siguientes:

- El algoritmo MECED necesita tres iteraciones completas del Bucle de Pérdidas, es decir, tres ejecuciones del Estimador de Cargas y tres ejecuciones del Estimador de Estado. Sin embargo, el algoritmo MECE, al desacoplar las soluciones de ambos estimadores, sólo requiere dos iteraciones completas del Bucle de Pérdidas y una tercera iteración que sólo implica al Estimador de Estado (la solución del Estimador de Cargas converge en la segunda iteración). En definitiva, dos iteraciones del Estimador de Cargas y tres del Estimador de Estado (ver Figura 3.12). Esta es la razón por la que en la Figura 4.6 el número de iteraciones globales de la metodología MECE se ha presentado con un 2.5.

- El Estimador de Cargas requiere 5 iteraciones cada vez que es ejecutado según la metodología MECED y solamente una cuando es ejecutado en el seno de la metodología MECE.
- Análogamente, el Estimador de Estado invierte 3 iteraciones cada vez que es ejecutado dentro de la metodología MECED y solamente una en el seno de la metodología MECE.

Se puede concluir que el número de operaciones y, por tanto, el tiempo de cálculo, son considerablemente inferiores para el algoritmo MECE, sin renunciar a los mismos criterios de convergencia y, consecuentemente, a la misma solución. Se corrobora de esta manera el buen funcionamiento de la metodología propuesta en este Caso Ideal, por lo que queda validada la hipótesis de que una sola iteración de ambos estimadores por separado es suficiente para garantizar la convergencia del procedimiento global, así como que las soluciones de ambas estimaciones puedan ser desacopladas para que el algoritmo mejore su eficiencia. A partir de ahora, y siempre que no se diga lo contrario, todos los cálculos se llevan a cabo según la metodología propuesta, esto es, la metodología MECE.

Beneficios del Bucle de Pérdidas:

Es bien conocida la gran proporción de pérdidas que tienen las redes de distribución respecto a las redes de transporte. A pesar de ello y debido al gran desconocimiento del estado de las redes de distribución, no se suele tener una buena estimación de la potencia que se pierde en esta etapa del transporte de la energía eléctrica. En este apartado se evalúa la capacidad de la metodología propuesta para estimar las pérdidas de la red de distribución con la que se está trabajando.

El Estimador de Cargas no tiene en cuenta la red, razón por la cual debe esperar a su segunda ejecución para nutrirse de las pérdidas estimadas por el Estimador de Estado, a través del Bucle de Pérdidas (ver Figura 3.12 en la página 87). Este Caso Ideal presenta una buena oportunidad para evaluar la calidad de las pérdidas estimadas por la metodología MECE y, por ende, la justificación del Bucle de Pérdidas. La Tabla 4.2 muestra el error cometido en la estimación de pérdidas y el error medio (por nudo) de la estimación de los consumos en tres iteraciones para la hora 24 bajo estudio. Puede observarse cómo los errores disminuyen notablemente conforme las iteraciones aumentan.

Tabla 4.2: Errores de las pérdidas y en los consumos estimados

	Iteración 1 ^a	Iteración 2 ^a	Iteración 3 ^a
Error pérdidas totales de la red (W)	50,91	$9,10 \cdot 10^{-3}$	$1,55 \cdot 10^{-6}$
Error medio consumos estimados (W)	$7,32 \cdot 10^{+3}$	2,30	$5,15 \cdot 10^{-5}$

Advertir que se ha tomado un criterio de convergencia más preciso (10^{-7} p.u., esto es, 2mV para las tensiones y 0.01W para las pérdidas) para las pruebas de este apartado en particular, únicamente con el objetivo de demostrar la consiguiente mejoría en la estimación de pérdidas en la iteración 3. La Tabla 4.3 muestra el error máximo en los consumos estimados para cada iteración a la hora 24 bajo estudio, el cual se da en el consumo del nudo 7. Asimismo se muestra el error relativo del error máximo anterior.

Tabla 4.3: Errores máximos de los consumos estimados

	Iteración 1 ^a (nudo7)	Iteración 2 ^a (nudo7)	Iteración 3 ^a (nudo7)
Error máximo en los consumos (W)	$24,83 \cdot 10^{+3}$	8,96	$1,94 \cdot 10^{-4}$
Valor relativo del error máximo (%)	8,64	$3,12 \cdot 10^{-3}$	$6,75 \cdot 10^{-8}$

Estas cifras justifican el correcto funcionamiento del Bucle de Pérdidas y prueban que la solución propuesta estima de forma muy precisa las pérdidas de la red. Tal precisión en la estimación de pérdidas permite obtener estimaciones muy precisas en los consumos, que es el objetivo final de la metodología propuesta.

Beneficios de analizar los consumos como suma de tipos de carga:

La tarea fundamental del algoritmo de Estimación de Cargas, como parte de la metodología global propuesta, MECE, es proveer al algoritmo de Estimación de Estado en Distribución con los consumos estimados, a modo de pseudomedidas. No obstante, el procedimiento de cálculo del algoritmo de Estimación de Cargas permite extraer información adicional de interés. Este es el caso de los consumos estimados para cada tipo de carga y en cada nudo (o incluso los consumos estimados para cada tipo de cliente en el caso de que se tuviera disponible toda la información adicional requerida). Esto implica el conocimiento de los consumos doméstico, industrial y servicios para todos los nudos en el instante de ejecución. Estas estimaciones son de especial interés para la compañía distribuidora que opera la red, dado que significa conocer los consumos de los CTs con más detalle. La Figura 4.7 muestra los consumos de los tipos de carga estimados en el nudo 10 de la Red Estándar, que en el Caso Ideal coinciden con los consumos reales, corroborando así la conveniencia de dichas estimaciones.

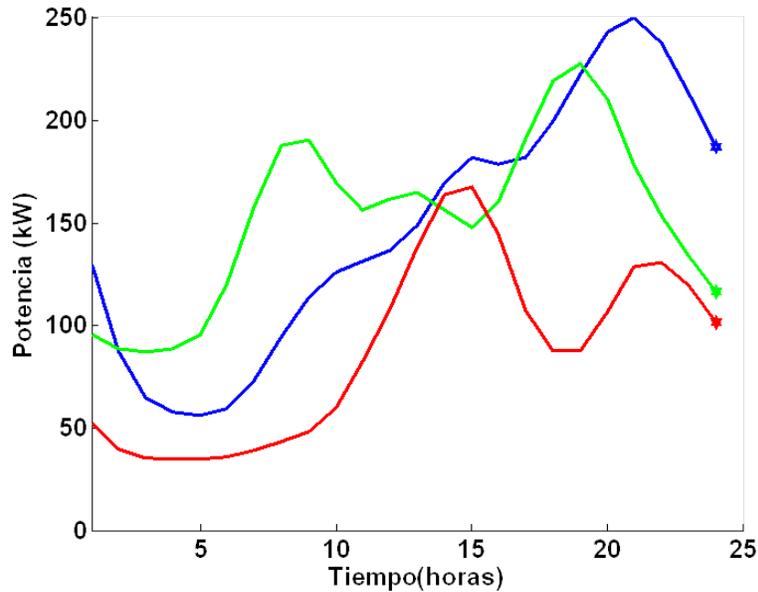


Figura 4.7: Consumos de los tres tipos de carga en el nudo 10

Advertir que, si bien las estimaciones que nos ocupan se ha llevado a cabo para la hora 24 (representadas de forma especial en la Figura 4.7 con estrellas), también se han querido mostrar en la misma figura las veintitrés horas anteriores, estimadas en sus respectivas ejecuciones y recogidas todas ellas en la ventana móvil a la hora 24.

4.2.2. Casos Realistas en la Red Estándar

Todos los casos que forman parte de esta sección se plantean en el mismo escenario de generación y consumo que el Caso Ideal, por lo que son válidas las mismas medidas de campo. Lo que diferencia al Caso Ideal de los Casos Realistas son:

- Se añaden errores en los datos de entrada imprescindibles de la metodología. Ejemplos típicos son CCDs perturbadas o no consideradas.
- Se dispone de información adicional en el Caso Ideal que no se tiene en todos

los Casos Realistas. Ejemplos típicos son el desconocimiento de la localización de ciertos tipos de clientes por CTs o la proporción de los clientes tipo que pertenecen a la misma tipología por CTs.

De lo anterior se deduce que para los Casos Realistas, la metodología propuesta cometerá errores en su estimación. Hay que recordar que el algoritmo de Estimación de Cargas se basa en el cálculo de la combinación lineal de las CCDs del alimentador que mejor se ajuste a las medidas de flujo de potencia en la cabecera del mismo (ecuaciones (3.2) y (3.4) en las páginas 66 y 70 respectivamente), para luego distribuir la estimación entre los CTs. Por un lado, si existen errores en los datos de entrada imprescindibles de la metodología, como las CCDs, no será posible encontrar la combinación lineal adecuada. Por otro lado, si no se dispone de toda la información adicional, no será posible distribuir adecuadamente la potencia estimada en cabecera del alimentador a los CTs .

A continuación se presentan las distintas pruebas que componen estos Casos Realistas en la Red Estándar. Advertir que los errores de entrada asociados a clientes consumidores de las tres primeras pruebas están relacionados con clientes industriales. Esto es debido a que las CCDs de los clientes industriales son usualmente difíciles de obtener por la gran casuística que presentan los hábitos de consumo de cada cliente industrial.

Caso A

En este primer caso no se tiene información completa sobre todos los clientes tipo de ciertos nudos. En concreto, se conoce la ubicación de todos los clientes tipo de la red a excepción de los clientes industriales 2 y 3. Estos dos clientes se encuentran realmente ubicados en el nudo 7 (ambos) y en el nudo 11 (sólo el cliente industrial 2) (ver la Figura 4.1 y la Tabla 4.1). Sin embargo, la compañía distribuidora sólo sabe que estos dos clientes están conectados a estos nudos, pero no conoce qué cliente en qué nudo ni qué proporción entre ellos. Esta defsinformación sólo afecta a la fase de distribución de las estimaciones desde la cabecera del alimentador a los CTs. Obviamente, cualquier información adicional referente a estos clientes mejoraría el resultado de la estimación, pero si no es el caso, el algoritmo de Estimación de Cargas supone que ambos clientes se encuentran en ambos nudos en la misma proporción por defecto.

La Tabla 4.4 muestra los errores de las estimaciones de varias magnitudes a la hora 24 bajo estudio. En las tres primeras filas de resultados se muestran los errores medios por nudo de: los módulos de las tensiones, los ángulos de las tensiones y las potencias consumidas respectivamente. En las dos filas siguientes se muestran los errores medios por rama de: las pérdidas y los flujos de potencia activa respectivamente. En cuanto a las columnas, la primera de ellas muestra estos errores medios para los nudos y ramas que están aguas arriba del nudo 3 (incluyendo a éste). La segunda columna muestra lo mismo para el resto de nudos y ramas de la red a excepción de los explícitamente nombrados en las restantes columnas a su derecha. Por último, las columnas de la derecha muestran estos mismos errores en aquellos nudos y líneas donde se encuentra específicamente el foco de error del caso, es decir, los nudos 7 y 11 y la rama 7-11.

Tabla 4.4: Errores del Caso A

	Nudos aguas arriba del nudo 3	Resto de nudos	Nudo 7	Nudo 11
Error Tensiones (pu)	$1,94 \cdot 10^{-13}$	$4,22 \cdot 10^{-9}$	$8,36 \cdot 10^{-10}$	$9,61 \cdot 10^{-6}$
Error Ángulos (°)	$7,10 \cdot 10^{-13}$	$1,38 \cdot 10^{-8}$	$1,69 \cdot 10^{-8}$	$1,11 \cdot 10^{-4}$
Error Consumos (kW)	$7,11 \cdot 10^{-4}$	$1,12 \cdot 10^{-3}$	7,07	7,08

	Ramas aguas arriba del nudo 3	Resto de ramas	Rama 7-11
Error Pérdidas (kW)	$7,22 \cdot 10^{-10}$	$1,10 \cdot 10^{-6}$	$9,74 \cdot 10^{-4}$
Error Flujos (kW)	$3,17 \cdot 10^{-5}$	$3,95 \cdot 10^{-3}$	7,08

Los errores de la Tabla 4.4 permiten concluir:

- El foco de error es identificado alrededor de los nudos 7 y 11. Estos nudos presentan errores especialmente destacados en las estimaciones de las potencias consumidas y en la estimación del flujo de potencia entre ambos.
- Los errores asociados a la parte de la red aguas arriba del nudo 3 son especialmente pequeños, lo que demuestra la precisión de las estimaciones en la cabecera del estimador para este caso. Por lo tanto, se corrobora que la deficiencia de información del caso sólo afecta a la fase de distribución a los CTs. Esto se explica teniendo en cuenta que la distribución entre CTs sólo se hace efectiva aguas abajo del nudo 3 y que el consumo del propio nudo 3 se estima correctamente por no ser cliente industrial.
- Los errores asociados al resto de nudos y ramas se mantienen en un punto intermedio, es decir, no contienen errores del orden de los nudos 7 y 11, pero se ven afectados en cierta medida por los desajustes provocados precisamente por estos nudos en la fase de distribución a los CTs.

Atendiendo a los errores en los consumos estimados en los nudos 7 y 11 de la Tabla 4.4, ambos son del mismo orden (7 kW). Sin embargo, los errores relativos de los mismos consumos demuestran que el error mayor se localiza en el nudo 11, con un 12,6% de error, en vez del nudo 7, con un 2,5% (el error relativo de los consumos estimados del resto de nudos de la red permanece inferior al 10^{-3} %). Estos resultados responden a la suposición del Estimador de Cargas de que ambos clientes industriales se encuentran en ambos nudos y en la misma proporción por defecto, como se advirtió previamente. La realidad se ajusta a la suposición realizada para el nudo 7, pero difiere en gran medida para el nudo 11 (las proporciones reales se pueden ver en la Tabla 4.1 de la página 96).

Caso B

En este caso no se identifican adecuadamente las CCDs de todos los clientes tipo de la red. Este error de entrada, a diferencia del homólogo del Caso A, sí afecta a la fase de estimación en cabecera del alimentador (en el proceso de mínimos cuadrados de (3.2) no se puede encontrar una combinación lineal (3.4) que cuadre exactamente con las medidas de flujo de potencia en la cabecera). Inevitablemente, la calidad de las estimaciones está significativamente influenciada por la existencia de una base de datos de CCDs que caracterice a todos los clientes tipo conectados al alimentador. No obstante, la metodología propuesta tiene que dar una solución aceptable a este problema, dado que uno de los errores más usuales en la realidad es precisamente la existencia de CCDs perturbadas.

La CCD perturbada de este caso corresponde al cliente tipo industrial 1, el cual se encuentra en dos nudos distintos de la red, el nudo 9 y el nudo 10, ambos

ubicados aguas abajo del nudo 8 de la Red Estándar (ver Figura 4.1). La compañía distribuidora supone exacta una CCD errónea para este cliente o, también puede ocurrir, que la compañía sea consciente del error pero no tenga ninguna alternativa mejor. La Figura 4.8 muestra el grado de disparidad entre la CCD real y la CCD perturbada (ésta última es la que se introduce como dato de entrada del algoritmo).

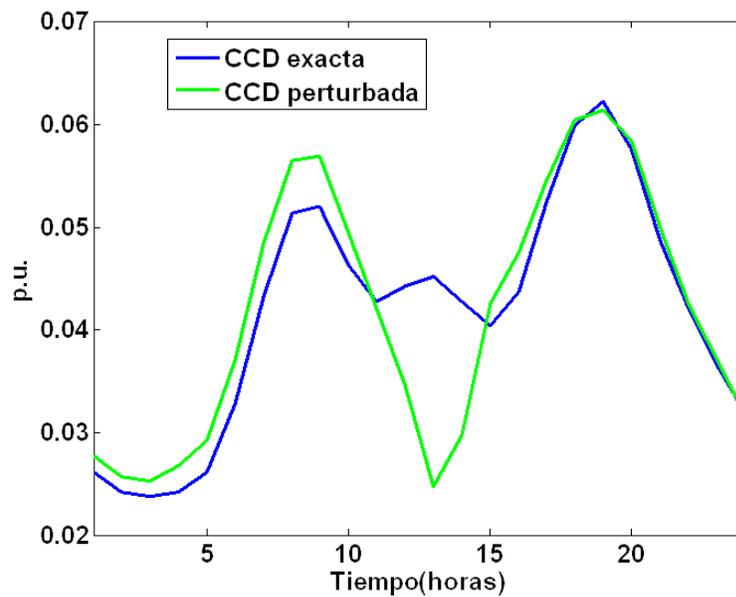


Figura 4.8: CCD perturbada y exacta del cliente tipo industrial 1

La Tabla 4.5 es análoga a la Tabla 4.4 del Caso A y, por lo tanto, muestra los errores de las estimaciones de las mismas magnitudes a la hora 24. La primera columna muestra los errores medios para los nudos y ramas que están aguas arriba del nudo 3 (incluyendo a éste). La segunda columna muestra lo mismo para el resto de nudos y ramas de la red, a excepción de los nombrados en las columnas de la derecha. Las columnas de la derecha muestran en este caso los errores en los nudos 9 y 10 y la rama 9-10, donde se encuentra el foco de error.

Tabla 4.5: Errores del Caso B

	Nudos aguas arriba del nudo 3	Resto de nudos	Nudo 9	Nudo 10
Error Tensiones (pu)	$4,65 \cdot 10^{-10}$	$1,60 \cdot 10^{-5}$	$8,67 \cdot 10^{-5}$	$1,02 \cdot 10^{-4}$
Error Ángulos (°)	$2,81 \cdot 10^{-8}$	$2,81 \cdot 10^{-4}$	$8,50 \cdot 10^{-4}$	$9,74 \cdot 10^{-4}$
Error Consumos (kW)	1,34	12,64	25,34	45,38
	Ramas aguas arriba del nudo 3	Resto de ramas	Rama 9-10	
Error Pérdidas (kW)	$1,62 \cdot 10^{-6}$	$8,56 \cdot 10^{-3}$	$1,11 \cdot 10^{-2}$	
Error Flujos (kW)	$4,25 \cdot 10^{-8}$	23,67	45,39	

Comparando los errores de los consumos estimados en los nudos en el Caso A (Tabla 4.4) y el Caso B (Tabla 4.5), se puede concluir:

- El foco de error no se identifica igual de bien en este Caso B. No obstante, en la tabla se observa que los errores de las potencias estimadas en los nudos 9 y 10 son mayores que el resto, pero la diferencia no es tan acusada como en el Caso A.
- Los errores asociados a la parte de la red aguas arriba del nudo 3 no son despreciables, como sí lo eran en el Caso A. Esto demuestra que en este caso el foco de error ha afectado incluso a la fase de estimación en cabecera del alimentador, como ya se había advertido.
- Los errores asociados al resto de nudos y ramas se mantienen en un punto intermedio.

La Tabla 4.5 muestra que el mayor error en los consumos en valores absolutos se da en el nudo 10 con 45,38 kW, frente a los 25,34 kW del nudo 9. Sin embargo, los

errores relativos demuestran que el mayor error porcentual se da en el nudo 9, con un 49,5% (su único cliente es el industrial 3), en vez del nudo 10, con un 11,9%, seguido por los nudos 7, 11 y 8 (8,4%, 8,1% y 7,5% respectivamente). Advertir que todos estos nudos se encuentran en la parte de la red aguas abajo de la rama 3-7 (ver Figura 4.1), cuyos nudos tienen una gran proporción de consumo industrial, que es el tipo de carga conflictivo de este caso.

Estos resultados ponen de manifiesto la gran dependencia que tiene la calidad de los resultados del algoritmo de Estimación de Cargas de la base de datos de CCDs, pero queda demostrado que la metodología propuesta puede tratar este tipo de irregularidades y ofrecer resultados aceptables.

Caso C

En este caso se omite las CCD de un cliente tipo de la red. Este error de entrada afecta, de igual modo que en el Caso B, a la calidad de la base de datos de CCDs. También afecta, por tanto, a la fase de estimación en cabecera del alimentador. Sin embargo en este caso la calidad de las estimaciones se prevén peores incluso que en el Caso B, puesto que es más grave no considerar la CCD de un cliente tipo conectado a la red que considerar una CCD que se desvía en cierta medida de la exacta.

La CCD no considerada de este caso corresponde al cliente tipo industrial 3, el cual se encuentra ubicado exclusivamente en el nudo 7 de la red (ver Figura 4.1). La compañía distribuidora no conoce el particular hábito de consumo de este cliente tipo, por lo que supone sólo dos clientes tipo industriales: industrial 1 e industrial 2. También puede ocurrir que la compañía sea consciente de su existencia pero no

tenga la menor idea de su CCD, por lo que decide representarla en base a las otras dos CCDs industriales que sí conoce.

La Tabla 4.6 es análoga a las del Caso A y Caso B y muestra los errores medios de las estimaciones resultantes en este Caso C. La tercera columna de la tabla muestra los errores alrededor del nudo donde se encuentra el foco de error, el nudo 7.

Tabla 4.6: Errores del Caso C

	Nudos aguas arriba del nudo 3	Resto de nudos	Nudo 7
Error Tensiones (pu)	$2,27 \cdot 10^{-10}$	$1,51 \cdot 10^{-4}$	$5,02 \cdot 10^{-5}$
Error Ángulos (°)	$6,67 \cdot 10^{-8}$	$6,56 \cdot 10^{-4}$	$3,52 \cdot 10^{-4}$
Error Consumos (kW)	7,71	47,38	113,61
	Ramas aguas arriba del nudo 3	Resto de ramas	Rama 3-7
Error Pérdidas (kW)	$1,04 \cdot 10^{-6}$	$5,31 \cdot 10^{-2}$	$6,97 \cdot 10^{-2}$
Error Flujos (kW)	$2,04 \cdot 10^{-4}$	116,52	65,93

Comparando los errores de los consumos estimados en los nudos en el Caso A (Tabla 4.4), el Caso B (Tabla 4.5) y este Caso C (Tabla 4.6) se puede concluir:

- Este caso C presenta, no sólo errores mayores que los casos anteriores, sino que los resultados erróneos no están limitados alrededor de los CTs donde se encuentra la CCD no considerada. Como ejemplo representativo, el error del módulo de la tensión en el nudo 7 (columna 3 de la tabla) es menor que la media del mismo error del resto de nudos de la red (columna 2 de la tabla). Sin embargo hay otros valores, como el error del consumo que sí es considerablemente mayor en el nudo 7 que en el resto (tercera fila de resultados de la Tabla 4.6).

- Los errores asociados a la parte de la red aguas arriba del nudo 3 son mayores que los de Caso B, probando así que en este caso el foco de error también ha afectado a la fase de estimación en cabecera del alimentador, como ya se había advertido.

Los errores relativos de los consumos estimados muestran que el mayor error porcentual se da en el nudo 9, con un 95,9% (su único cliente es el industrial 1), seguido del nudo 11, con un 51,5% (su único cliente es el industrial 2), después va el nudo 10, con un 42,6% (uno de sus dos clientes es el industrial 1) y el siguiente ya es el nudo 7, con un 39,5% de error, (sus dos clientes tipo en la realidad son el industrial 2 y el industrial 3). Los errores del resto de nudos no superan en ningún caso el 10%. Advertir que todos estos nudos se encuentran en la parte de la red aguas abajo de la rama 3-7, cuyos nudos tienen una gran proporción de consumo industrial, que es el tipo de carga conflictivo de este caso.

Estos resultados ponen de manifiesto que los casos con CCDs no consideradas no son tan fiables como aquellos casos donde todas las CCDs son identificadas (Caso A y Caso B). No obstante, es interesante advertir que aunque los errores no están delimitados al nudo 7, el estudio de los errores relativos en los consumos demuestra que los mayores errores están asociados al tipo de carga industrial, afectando en mucha menor medida a los clientes residenciales o servicios. Esta afirmación permite concluir que los errores en los datos de entrada de la metodología propuesta están ciertamente limitados por el tipo de carga al que pertenezcan.

Comparativa de los Casos A, B y C

Es de interés hacer una comparativa gráfica de los tres casos anteriores. La Figura 4.9 muestra la Red Estándar y los consumos estimados por todos los casos probados hasta el momento en cada nudo. Se han representado los consumos estimados por el Estimador de Cargas (EC) para las veintitrés horas anteriores a la hora bajo estudio (desde la hora 1 hasta la hora 23) y los consumos estimados por el Estimador de Estado en Distribución (EED) para la hora bajo estudio 24. La elección de esta combinación de estimaciones tiene interés porque permite observar el acople entre las estimaciones del EC en las horas precedentes, de las que a su vez depende la estimación del EED a la hora 24. Es evidente la influencia de la estimación del algoritmo EED a la hora 24 por las pseudomedidas estimadas por el algoritmo EC para las horas anteriores, principalmente por ser pseudomedidas críticas para el EED.

Antes de analizar las curvas de la Figura 4.9, ha de puntualizarse que en todos aquellos nudos en los que la curva del Caso Ideal no se ve es porque se encuentra justo debajo de la curva del Caso A (ocurre en todos los nudos excepto el 7 y el 11). De la misma forma, donde no se ve la curva del Caso A es porque está bajo la del Caso B (nudos 3, 5 y 6). Por último, las curvas del Caso Ideal coinciden en todos los casos con las curvas exactas, razón por la cual no se han representado éstas últimas.

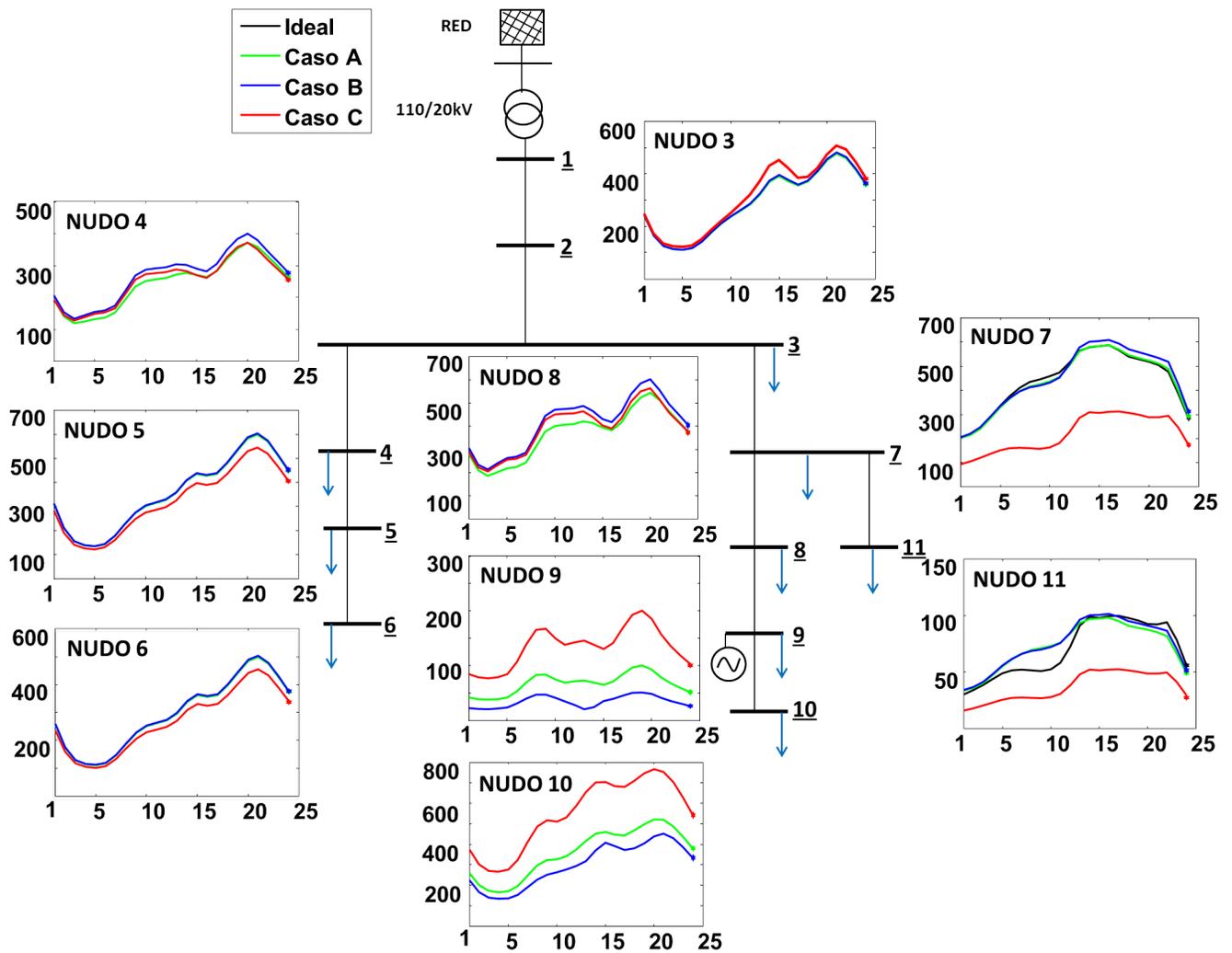


Figura 4.9: Consumos estimados por el EED a la hora 24 y consumos estimados por el EC para el día completo (kW) para los Casos A, B, C y el Caso Ideal

A continuación se procede al análisis:

- Tiene sentido que las estimaciones del Caso Ideal y del Caso A no coincidan justamente en los nudos 7 y 11, puesto que son estos los nudos en los que no se tenía información adicional sobre los clientes tipo de dicho Caso A. Recordar que se concluyó que las estimaciones por defecto que toma el EC perjudican en mayor medida a los consumos del nudo 11, como se corrobora en la Figura 4.9.

- Las estimaciones del Caso B (CCD del cliente industrial 1 perturbada) son aceptables teniendo en cuenta el orden del error introducido en la CCD del cliente industrial 1 (recordar Figura 4.8 de la página 109).
- En cuanto al Caso C (CCD del cliente industrial 3 no considerada), las estimaciones de sus consumos son los que cometen más error con diferencia, especialmente en los nudos 7, 9, 10 y 11.

Como conclusión, la metodología propuesta puede tratar casos con cierta falta de información a nivel de CTs siempre que todas las CCDs sean identificadas, inclusive con CCDs perturbadas. Por otro lado, los resultados obtenidos son menos fiables cuando alguna CCD no es considerada.

La Tabla 4.7 muestra la comparación entre los errores medios de varias magnitudes para los Casos A, B y C, esta vez haciendo la media para todos los nudos de la red. Adicionalmente se muestran los nudos en los que se dan los errores máximos.

Tabla 4.7: Comparación errores Casos A, B y C

	Caso A	Caso B	Caso C
Error Tensiones (pu)	$8,76 \cdot 10^{-7}$	$2,58 \cdot 10^{-5}$	$1,00 \cdot 10^{-4}$
Error Ángulos (°)	$1,01 \cdot 10^{-5}$	$3,19 \cdot 10^{-4}$	$4,50 \cdot 10^{-4}$
Error Consumos (%)	1,68	10,34	28,87
Error Consumos (kW)	1,57	16,71	52,07
Error Máx.Consumos(%)	12,61 (nudo11)	49,51 (nudo9)	96,00 (nudo9)
Error Máx.Consumos(kW)	7,08 (nudo11)	45,32 (nudo10)	113,58 (nudo7)

En el Caso A el mayor error se concentra en el nudo 11, donde se ubica la mayor desinformación del caso. En el Caso B los mayores errores se dan en los nudos 9 y 10, donde se ubica el cliente tipo industrial 1, cuya CCD está perturbada. En el Caso C el mayor error absoluto de consumo se encuentra en el nudo 7, donde se ubica el cliente con CCD no considerada, pero sin embargo el mayor error relativo de consumo se da en el nudo 9, dado que el foco de error de este caso no se limita a los nudos con información errónea.

Caso D

Este caso es el primero que:

- Analiza los resultados de la metodología propuesta considerando dos focos de error simultáneamente.
- Incluye medidas adicionales en la Red Estándar (recordar el concepto de medidas adicionales con ayuda de la Figura 3.4 de la página 56).

Los dos focos de error considerados en este caso D están asociados a nudos localizados aguas abajo del nudo 7 (recordar la red en la Figura 4.1, página 92) y consisten en:

- Error localizado aguas abajo de la rama 7-8: La CCD del cliente tipo industrial 1, conectado a los nudos 9 y 10 de la red, está perturbada en la misma medida que en el Caso B (Figura 4.8 de la página 109).
- Error localizado aguas abajo de la rama 7-11: Incorporación de una planta de generación fotovoltaica en el nudo 11. La Figura 4.10 presenta el balance de potencias real del nudo. Sin embargo, el generador no está monitorizado, de manera que sólo se conoce el tipo de tecnología (fotovoltaica) y su potencia

instalada (75kW). Su producción se estima de acuerdo con las pautas indicadas en el Real Decreto 661/2007 de 25 de mayo [56]. La Figura 4.11 ilustra la producción estimada (mes de mayo y zona geográfica III) frente a la real.

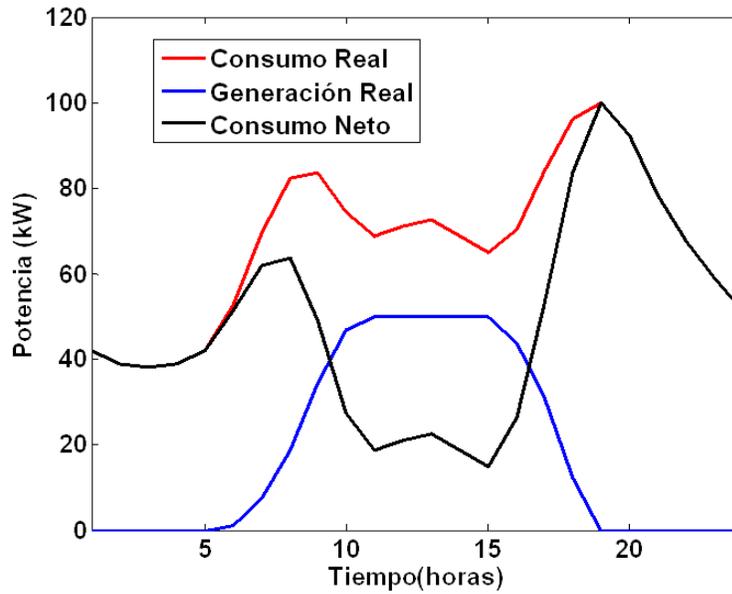


Figura 4.10: Balance de potencia activa en el nudo 11

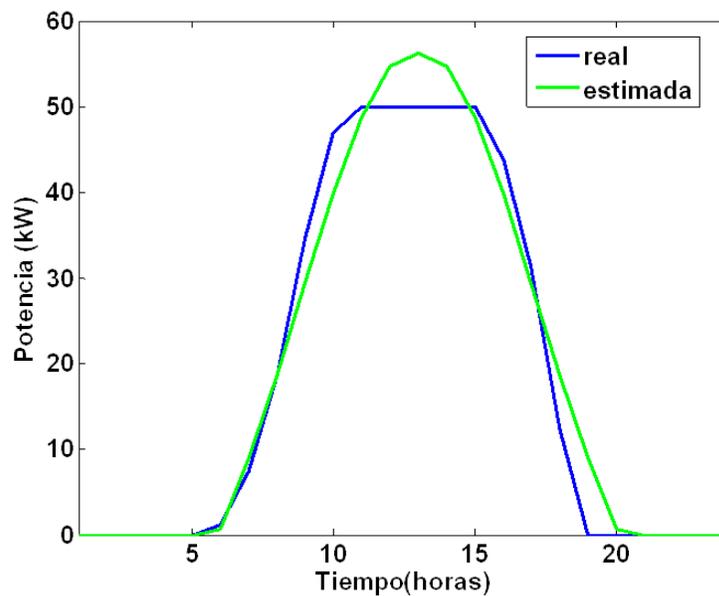


Figura 4.11: Producción real y estimada del GD fotovoltaico del nudo 11

El caso D comprende tres pruebas. La comparación entre los resultados de las tres pone de manifiesto la influencia de la existencia de medidas de campo o medidas on-line adicionales situadas estratégicamente, considerando los dos mismos errores en los datos de entrada en las tres pruebas.

1. **Caso D1:** GD fotovoltaico en el nudo 11 no monitorizado y CCD asociada al cliente industrial 1 perturbada.

Se dan errores en las estimaciones de los consumos incluso en nudos alejados de los nudos donde se ubican los focos de error (en particular en el nudo 4). Al haber más de un foco de error en los datos de entrada, los errores en las estimaciones son difíciles de analizar por separado.

2. **Caso D2:** Mismas condiciones del Caso D1 considerando además medidas extraordinarias de flujo de potencia en todas las ramas que parten del nudo 7, es decir, en las ramas 7-3, 7-8 y 7-11.

Con estas medidas adicionales la red queda dividida en tres áreas, como se muestra en la Figura 4.12.

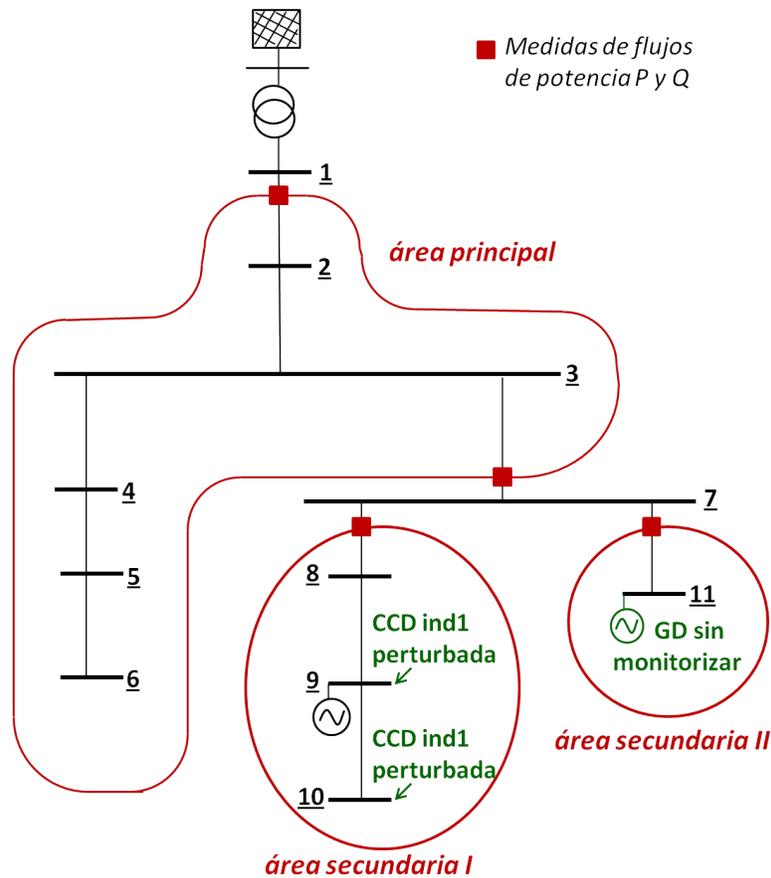


Figura 4.12: División de la red estándar en áreas

Esta división por áreas implica la ejecución de tres Estimadores de Cargas:

- El *área secundaria I* comprende la parte de la red aguas abajo de la rama 7-8. Sus medidas de cabecera son las medidas adicionales de flujo de potencia de la misma rama 7-8. La potencia producida por el cogenerador conectado en el nudo 9 debe ser sumada a las medidas de cabecera del área para realizar correctamente las estimaciones de los nudos 8, 9 y 10.
- El *área secundaria II* comprende la parte de la red aguas abajo de la rama 7-11. Sus medidas de cabecera son las medidas adicionales de flujo de la misma rama 7-11. La potencia estimada para la planta fotovoltaica debe

ser sumada a las medidas de flujo de cabecera del área para estimar el consumo del nudo 11.

- El *área principal* contiene la totalidad de la red a excepción de las dos áreas secundarias. Sus medidas de cabecera son las de cabecera del propio alimentador. En este área hay que adaptar las medidas de cabecera a los nudos alimentados por el propio área. En este caso, al tener disponible medidas en la rama 7-3, se substraen éstas últimas a las de cabecera del alimentador, de forma que el área principal queda compuesto de los nudos 2, 3, 4, 5 y 6. Por otro lado, el consumo del nudo 7 queda automáticamente conocido debido a todas las medidas de flujo de potencia que lo rodean. Si no se tuvieran las medidas de la rama 7-3, se substraerían las de las ramas 7-8 y 7-11 a las de cabecera del alimentador, de manera que el nudo 7 también pasaría a formar parte del área principal.

En este Caso D2, la metodología propuesta se compone de tres Estimadores de Cargas y un solo Estimador de Estado en Distribución. Éste último tiene en consideración los tres conjuntos de pseudomedidas generados por los EC, así como todas las medidas adicionales disponibles en la red. Cada uno de los tres ECs sólo tendrá en cuenta las CCDs de los clientes tipo del área bajo estudio en cada caso, lo que delimitará los errores debidos a la CCD perturbada al *área secundaria I*. De forma análoga, el error de estimación del generador fotovoltaico del nudo 11 estará delimitado al *área secundaria II*. Como consecuencia directa de todo esto, los errores de los nudos del *área principal* (y del nudo 7) disminuirán drásticamente.

3. **Caso D3:** Mismas condiciones del Caso D2 considerando además las medidas de inyección de potencia en el nudo 9.

Se registra la potencia consumida en el nudo 9, por lo que desaparece el error de estimación del consumo de este nudo. Este caso se ejecuta exactamente igual al Caso D2 con la excepción del *área secundaria I*, a cuyas medidas de cabecera hay que substraerles las medidas de inyección registradas en el propio nudo 9, puesto que ya no se estiman (además de sumarles la producción del cogenerador). No obstante, el resto de nudos de este área seguirán influenciados por la CCD perturbada, aunque en menor medida.

A continuación se muestran la comparativa de los resultados obtenidos en los tres casos anteriores de forma gráfica (una figura) y de forma numérica (dos tablas).

En primer lugar, la Figura 4.13 muestra la Red Estándar y los consumos estimados por la metodología propuesta para los tres casos descritos previamente para un día completo, esto es, veinticuatro estimaciones consecutivas, haciendo uso de la ventana móvil (ver Figura 3.13 de la página 88). Además se ha representado el Caso Ideal correspondiente, análogo al presentado al comienzo de esta sección, con la diferencia de que incluye el GD fotovoltaico del nudo 11 (eso sí, monitorizado). El Caso Ideal sirve como caso base o caso de referencia con respecto al resto de casos, ya que sus valores coinciden con los exactos en un orden de magnitud muy preciso.

Antes de analizar las curvas de la Figura 4.13, ha de puntualizarse que en los nudos 3, 5 y 6 todas las curvas coinciden. En los nudos 4 y 7 las curvas Ideal, D3 y D2 coinciden bajo la curva azul. En el nudo 11, la curva D3 y D2 coinciden bajo la curva azul, y en el nudo 9, la curva Ideal y D3 coinciden bajo la curva verde.

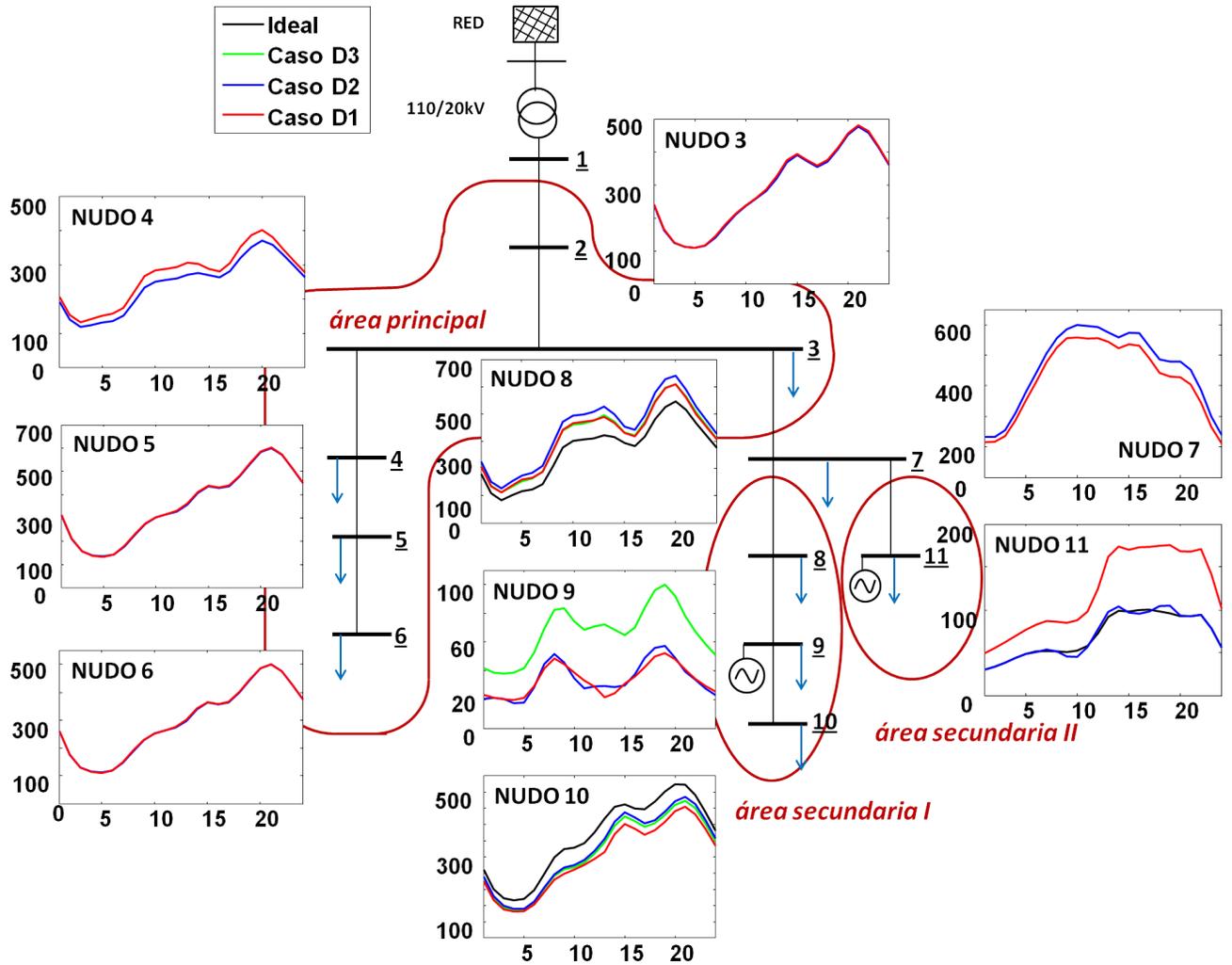


Figura 4.13: Consumos estimados por la metodología propuesta MECE en un día completo (kW) para los Casos D1, D2, D3 y el Caso Ideal

A continuación se procede al análisis:

- Los Casos D3 y D2 no tienen errores en los consumos de los nudos del *área principal*, puesto que los errores de los datos de entrada están asociados a las *áreas secundarias I y II* respectivamente (las medidas adicionales de flujo de potencia delimitan los errores a sus respectivas áreas). El Caso D1, sin embargo,

al considerar un sólo área, sí comete errores de estimación en el nudo 4 (y errores de menor índole en otros nudos que no se pueden confirmar a simple vista, pero sí se verán con datos numéricos más adelante). Un razonamiento análogo serviría para el nudo 7.

- Respecto al nudo 9, tanto el Caso D1 como el Caso D2 presentan estimaciones erróneas. Las potencias inyectadas en dicho nudo son medidas estratégicas, dado que es el nudo que mayor error presenta en el *área secundaria I* para los Casos D1 y D2. El caso D3, sin embargo, presenta valores exactos para el nudo 9, por lo que coincide con los resultados del Caso Ideal (ya que dispone de las potencias exactas registradas en el propio nudo).
- En el nudo 11 se ilustra claramente la influencia de delimitar los errores a sus respectivos nudos. El Caso D3 presenta errores de órdenes de magnitud inapropiados. Los Casos D2 y D3 ofrecen exactamente los mismos resultados para el *área secundaria II* (porque tienen exactamente los mismos datos de entrada para este área) y demuestran la mejoría de la estimación por delimitar el error al nudo donde se encuentra el GD con producción estimada. No obstante, no consiguen eliminar el error, puesto que la estimación del GD es errónea de por sí, inevitablemente, y por ende la estimación del consumo.

Como conclusión, la metodología propuesta puede tratar casos con más de un error en los datos de entrada y ofrecer resultados que, según la cantidad de información adicional disponible, sean aceptables en una gran proporción de nudos de la red. Por otro lado, las medidas adicionales de flujo de potencia delimitan distintas áreas de trabajo y, por lo tanto, minimizan los efectos del acople entre varios errores en los datos de entrada. Finalmente, las medidas de inyección en los nudos y una buena gestión de sus registros mejora sustancialmente las estimaciones de la red.

En segundo lugar, se muestran los resultados anteriores de forma numérica. Es importante recordar que todas las estimaciones hechas hasta el momento se han limitado a la hora 24 exclusivamente, es decir, a una sola hora del día. Sin embargo, a partir de ahora se va a estimar el estado de la red para todas las horas del día. Para mostrar los resultados numéricos se va a utilizar la *media diaria*, es decir, el valor medio de la magnitud que se esté estudiando para el día completo (que según la frecuencia de registro de una medida por hora, coincide ser una media de veinticuatro valores).

La Tabla 4.8 muestra la comparación entre los errores medios diarios (relativos) de los consumos estimados para cada nudo de la red. Observar cómo los errores desaparecen conforme aparecen medidas estratégicas, especialmente en aquellos nudos pertenecientes al *área principal*. El mayor error de estimación se da en el consumo del nudo 11 en el Caso D1. Los resultados mejoran sustancialmente en este nudo cuando se añaden medidas adicionales estratégicas de flujos de potencia alrededor del nudo 7 (Casos D2 y D3). Finalmente advertir la desaparición del error en el nudo 9 para el Caso D3.

Tabla 4.8: Comparación errores medios diarios de los consumos (%).
Casos D1, D2, D3 e Ideal

Nudo	Caso D1	Caso D2	Caso D3	Caso Ideal
3	1,22	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
4	11,99	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
5	0,52	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
6	0,62	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
7	10,68	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
8	15,46	20,48	13,59	$< 10^{-3}$
9	48,75	49,27	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
10	17,52	12,22	14,40	$< 10^{-3}$
11	81,32	2,99	2,99	$< 10^{-3}$

La Tabla 4.9 muestra la comparación entre los errores medios diarios de los módulos de las tensiones estimadas (en p.u.) en cada nudo de la red. El mayor error en tensión se da en el nudo 10 para todos los casos. Considérese que este nudo tiene la tensión más baja del sistema, por ser el más alejado de la subestación (el cogenerador ubicado en el nudo 9 no inyecta potencia reactiva). Para el peor de los escenarios, Caso D1, el error en tensión del nudo 10 es de 2,58V, lo que demuestra el pequeño margen de error de la metodología propuesta en tensiones. No obstante, el tamaño de la Red Estándar no ofrece resultados realistas en este ámbito. En general, el error de las tensiones estimadas disminuye conforme se introducen medidas adicionales.

Tabla 4.9: Comparación errores medios diarios de las tensiones (p.u.). Casos D1, D2, D3 e Ideal

Nudo	Caso D1	Caso D2	Caso D3	Caso Ideal
1	$3,57 \cdot 10^{-12}$	$9,24 \cdot 10^{-13}$	$9,23 \cdot 10^{-13}$	0
2	$7,22 \cdot 10^{-10}$	$1,06 \cdot 10^{-12}$	$1,06 \cdot 10^{-12}$	$1,63 \cdot 10^{-13}$
3	$1,06 \cdot 10^{-9}$	$1,55 \cdot 10^{-12}$	$1,55 \cdot 10^{-12}$	$6,71 \cdot 10^{-13}$
4	$1,23 \cdot 10^{-5}$	$1,16 \cdot 10^{-10}$	$1,16 \cdot 10^{-10}$	$1,90 \cdot 10^{-12}$
5	$1,19 \cdot 10^{-5}$	$5,70 \cdot 10^{-10}$	$5,70 \cdot 10^{-10}$	$2,70 \cdot 10^{-12}$
6	$1,16 \cdot 10^{-5}$	$1,23 \cdot 10^{-9}$	$1,23 \cdot 10^{-9}$	$3,51 \cdot 10^{-12}$
7	$1,93 \cdot 10^{-5}$	$2,01 \cdot 10^{-12}$	$2,01 \cdot 10^{-12}$	$8,63 \cdot 10^{-13}$
8	$3,03 \cdot 10^{-5}$	$1,35 \cdot 10^{-10}$	$1,35 \cdot 10^{-10}$	$8,58 \cdot 10^{-13}$
9	$1,09 \cdot 10^{-4}$	$6,36 \cdot 10^{-5}$	$4,16 \cdot 10^{-5}$	$4,24 \cdot 10^{-12}$
10	$1,29 \cdot 10^{-4}$	$7,72 \cdot 10^{-5}$	$5,81 \cdot 10^{-5}$	$5,59 \cdot 10^{-12}$
11	$5,64 \cdot 10^{-5}$	$3,19 \cdot 10^{-10}$	$3,19 \cdot 10^{-10}$	$9,75 \cdot 10^{-13}$

A modo de resumen, la metodología propuesta mejora sus resultados considerablemente aprovechando cualquier medida adicional de potencia ubicada en cualquier punto de la red. Si estas medidas están, además, ubicadas estratégicamente, los errores en las estimaciones disminuirán, adicionalmente, por desacoplamiento entre posibles errores en las entradas del algoritmo.

Caso E

En este último caso se analiza el funcionamiento de la metodología propuesta en tiempo real. Para ello se simula una cadena de eventos que se dan en una serie de días consecutivos, lo que permite evaluar la influencia de la ventana móvil. La cadena de eventos consiste en un escenario realista en el que los aparatos de medida de los que dispone la Red Estándar se van perdiendo secuencialmente por causas externas (como por ejemplo, condiciones meteorológicas) durante el transcurso de seis días, ordenados de la siguiente forma:

Día 1 Todos los aparatos de medida funcionan correctamente (Caso D3).

Día 2 El registro de las medidas de inyección del nudo 9 deja de funcionar (Caso D2).

Día 3 Las medidas de flujo de potencia situadas alrededor del nudo 7 dejan de funcionar (Caso D1).

Día 4 Las medidas de flujo de potencia ubicadas en la cabecera del alimentador dejan de funcionar, con lo cual, la metodología propuesta no puede seguir siendo ejecutada. El operador de la red decide estimar el estado de la red haciendo uso de la *Metodología de Estimación de Cargas Tradicional* que vienen usando por las compañías distribuidoras.

Días 5 y 6 Todos los aparatos de medida vuelven a funcionar de nuevo (Caso D3).

Antes de analizar los resultados de las simulaciones se va a describir brevemente de qué trata lo que se ha denominado *Metodología de Estimación de Cargas Tradicional*. Esta metodología consiste en repartir las medidas de flujo de potencia en cabecera

del alimentador (o en su ausencia, los históricos registrados para un día en que se prevén los mismos hábitos de consumo) entre todos los CTs de la red en proporción a sus potencias contratadas totales. Por lo tanto, todos los CTs de la red tienen el mismo perfil de consumo. En el caso de la Red Estándar bajo estudio, el consumo del cliente tipo residencial es predominante sobre el resto (ver Tabla 4.1 de la página 96), por lo que la forma de la curva de las medidas en cabecera del alimentador están muy influenciadas por la forma de la CCD de este cliente. Como consecuencia, las curvas estimadas de todos los consumos también lo estará, sin distinción alguna. Las Figuras 4.14 y 4.15 muestran los consumos estimados por la *Metodología de Estimación de Cargas Tradicional* en dos nudos distintos: el nudo 6, que sólo tiene consumo residencial, y el nudo 7, que no tiene ningún cliente residencial.

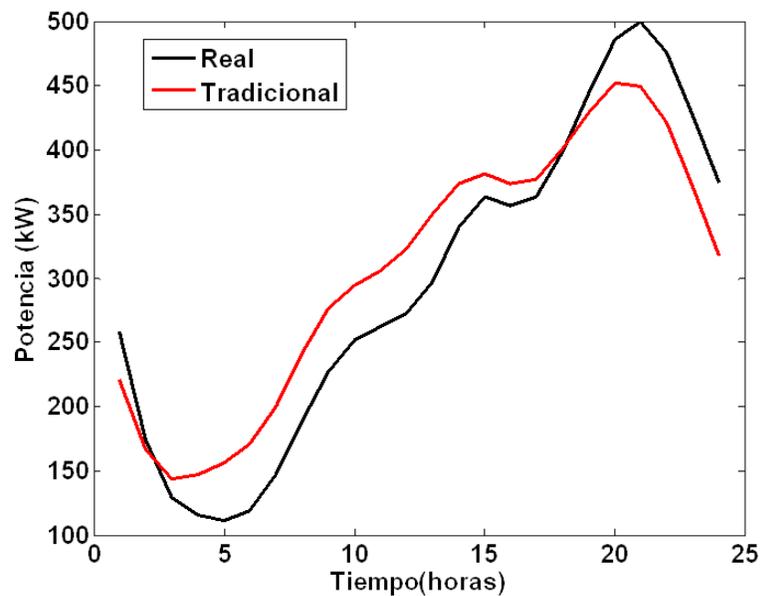


Figura 4.14: Consumo real y consumo estimado por la metodología tradicional en el nudo 6

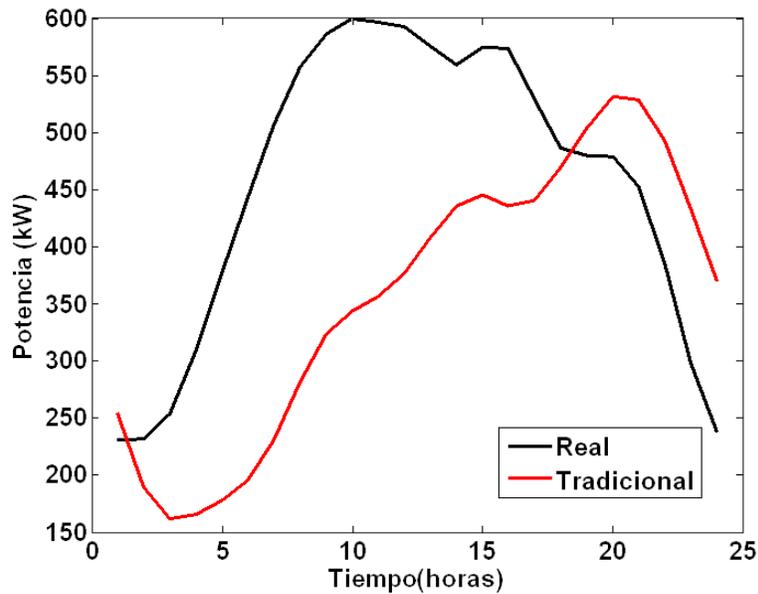


Figura 4.15: Consumo real y consumo estimado por la metodología tradicional en el nudo 7

Observar la ausencia de correlación temporal en ambas estimaciones y el orden de los errores cometidos en el caso particular de la estimación en el nudo 7.

Volviendo a la simulación de la cadena de eventos del Caso E, para el día 4 se va a estimar el estado de la red recurriendo a las pseudomedidas calculadas a partir de la *Metodología de Estimación de Cargas Tradicional*. Para comprobar las diferencias de los resultados de dicha metodología con los de la metodología propuesta se han usado las medidas de cabecera reales (es decir, no se han usado registros de históricos de días similares aunque supuestamente estas medidas no estuvieran disponibles por causas meteorológicas).

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la sucesión de seis días de forma gráfica (Figuras 4.16 y 4.17) y de forma numérica (Tabla 4.10).

La Figura 4.16 muestra la evolución del error medio nodal de los módulos de las tensiones estimadas durante los seis días consecutivos. La Figura 4.17 muestra resultados análogos para los ángulos de las tensiones. Advertir que el eje de ordenadas de ambas figuras está representado en escala logarítmica, lo que indica el gran rango de variación de las magnitudes representadas en los seis días de simulación.

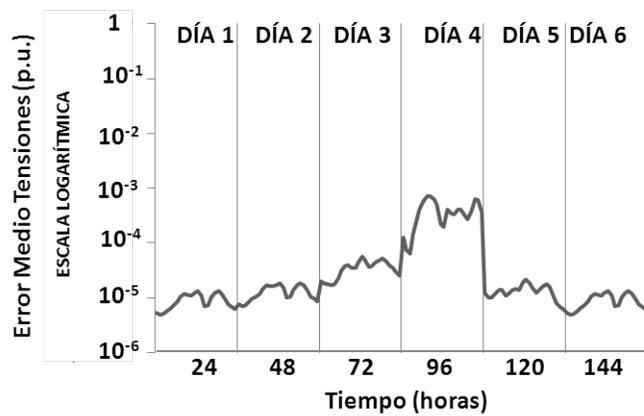


Figura 4.16: Error medio del módulo de las tensiones por nudo (p.u.) para seis días consecutivos en escala logarítmica

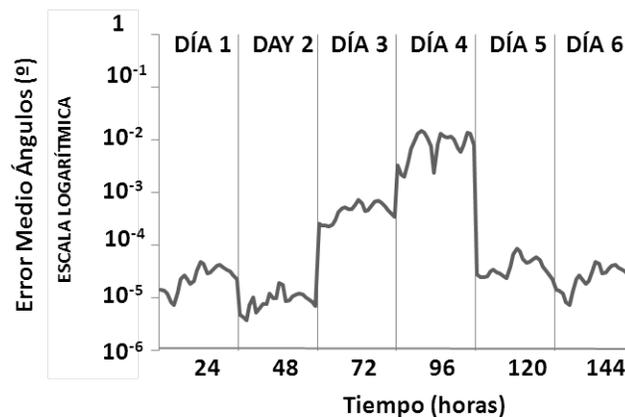


Figura 4.17: Error medio del ángulo de las tensiones por nudo (p.u.) para seis días consecutivos en escala logarítmica

Analizando ambas figuras se concluye que cuanto menos aparatos de medida están funcionando, peores son las estimaciones obtenidas para las tensiones complejas (esto sucede secuencialmente desde el día 1 al día 4). Por otro lado, cuando todos los aparatos vuelven a funcionar, la recuperación del algoritmo es muy efectiva (días 5 y 6).

La Tabla 4.10 muestra el error medio (por nudo y por hora del día) del módulo de las tensiones en p.u. en la primera columna. En la segunda, tercera y cuarta columnas muestra el error máximo del módulo de las tensiones en p.u., así como el nudo y la hora a la que tal error se produce. Observar que los resultados de los días 1 y 6 son exactamente iguales. Observar también que los resultados del día 5 no son tan precisos como los de los días 1 y 6, disponiendo de los mismos aparatos de medida. Esto responde a la explicación de que el módulo de Estimación de Cargas de la metodología propuesta depende de las veintitrés estimaciones de consumo precedentes. Todo esto implica que los resultados del día 5 dependen de los del día 4, que a su vez han sido estimados con la *Metodología de Estimación de Cargas Tradicional*, a causa de la ventana móvil (ver Figura 3.13 de la página 88). Los resultados mejoran en el día 6 finalmente. Como consecuencia, los resultados de los días 1, 2, 3 y 6 son coherentes y todos coinciden en que el nudo 10 es el que alberga el error máximo a todas las horas del día y que la hora de más error es la hora 13. Sin embargo, los resultados de los días 4 y 5 indican nudos distintos. Esta discrepancia se debe a la aleatoriedad que imprime la *Metodología de Estimación de Cargas Tradicional* en los resultados del día 4 y sus consecuencias sobre el día 5.

Tabla 4.10: Error medio por nudo y por hora del módulo de las tensiones en p.u. y valor del error máximo en p.u. (especificando nudo y hora)

	Error Medio Tensiones	Error Máximo Tensiones	Nudo (Error Máx.)	Hora (Error Máx.)
Día 1	$9,06 \cdot 10^{-6}$	$8,73 \cdot 10^{-5}$	10	13
Día 2	$1,28 \cdot 10^{-5}$	$1,12 \cdot 10^{-4}$	10	13
Día 3	$3,50 \cdot 10^{-5}$	$2,19 \cdot 10^{-4}$	10	13
Día 4	$3,82 \cdot 10^{-4}$	$9,39 \cdot 10^{-4}$	-	-
Día 5	$1,33 \cdot 10^{-5}$	$8,87 \cdot 10^{-5}$	-	-
Día 6	$9,06 \cdot 10^{-6}$	$8,73 \cdot 10^{-5}$	10	13

Influencia de los pesos de las pseudomedidas. Comprobación F

Antes de concluir las pruebas con la Red Estándar, se realiza una última comprobación para probar numéricamente el escaso efecto de los pesos de las pseudomedidas sobre las estimaciones finales, como se afirmó en la Sección 3.4. La comprobación se ejecuta en el Caso D1. Este caso no incluye medidas adicionales (circunstancia más común de todas las posibles) y alberga grandes errores (circunstancia que aumentaría la supuesta influencia de los pesos en los resultados de las estimaciones). Se tienen por tanto: 23 medidas (dos medidas virtuales en el nudo 2, dos pseudomedidas en cada uno de los nudos del 3 al 11, dos medidas de flujo de potencia en cabecera y una medida de tensión en subestación) y 20 incógnitas (dos en cada nudo a excepción del Slack). El nivel de redundancia es tan bajo que los valores de los pesos de cada una de las medidas no es apreciable, sino solamente la relación entre los pesos de las medidas reales, las virtuales y las pseudomedidas.

La Tabla 4.11 muestra dos conjuntos de pesos diferentes. Se tienen medidas reales (flujos de potencia en la cabecera del alimentador P_{1-2} y Q_{1-2} y módulo de la tensión en la subestación V_1), medidas virtuales (inyecciones de potencia P_2 y Q_2 nulas) y pseudomedidas (inyecciones de potencia en el resto de nudos). Por un lado, el conjunto de pesos *Opción 1* asigna el mismo valor a los pesos de todas las pseudomedidas de la red. Esta ha sido la opción elegida en todas las pruebas realizadas en esta tesis doctoral, dado que a priori el usuario no tiene porqué conocer y, ni siquiera intuir, los nudos donde se darán los mayores errores de estimación. Por otro lado, la *Opción 2* se ha tomado de manera que las pseudomedidas más erróneas tengan los mayores pesos, para poner de manifiesto la poca influencia de esta desafortunada elección en los resultados finales. Recordar que las pseudomedidas más erróneas en el Caso D1 se ubican en los nudos 9 y 11 (recordar Tabla 4.8 de la página 126).

Tabla 4.11: Dos conjuntos de pesos para las medidas del caso D2

Medidas	Opción 1	Opción 2
Flujos P_{1-2} y Q_{1-2}	$1,0 \cdot 10^{-4}$	$1,0 \cdot 10^{-4}$
V_1	$1,0 \cdot 10^{-4}$	$1,0 \cdot 10^{-4}$
Inyecciones P_2 y Q_2	$1,0 \cdot 10^{-6}$	$1,0 \cdot 10^{-6}$
Inyecciones P_3 y Q_3	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,0 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_4 y Q_4	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,2 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_5 y Q_5	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,0 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_6 y Q_6	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,0 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_7 y Q_7	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,5 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_8 y Q_8	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,3 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_9 y Q_9	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$4,0 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_{10} y Q_{10}	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$1,5 \cdot 10^{-2}$
Inyecciones P_{11} y Q_{11}	$1,0 \cdot 10^{-2}$	$6,0 \cdot 10^{-2}$

La Tabla 4.12 muestra el resultado de las tensiones estimadas en todos los nudos de la red al usar cualquiera de los dos grupos de pesos anteriores. La coincidencia de los resultados de las tensiones hasta el cuarto decimal corrobora la escasa influencia de los pesos cuando la redundancia es tan baja.

Tabla 4.12: Módulo de las tensiones en los nudos (p.u.)

Nudo	Tensión (p.u.)
1	1,0000
2	0,9884
3	0,9830
4	0,9825
5	0,9820
6	0,9814
7	0,9826
8	0,9824
9	0,9825
10	0,9824
11	0,9824

4.3. Red Real

La metodología propuesta y sus beneficios han sido probados con detalle a través de todos los casos planteados en la Red Estándar. Sin embargo, es indispensable comprobar que el buen funcionamiento demostrado en la Red Estándar se extiende a redes reales. La Red Real con la que se va a trabajar en este apartado tiene 100 nudos (incluyendo el nudo de MT de la subestación), 61 ramas, 38 CTs de MT/BT y 4 GDs, todo ello distribuido en dos alimentadores radiales de 11,8 y 8,7 kilómetros de longitud respectivamente (Figura 4.18).

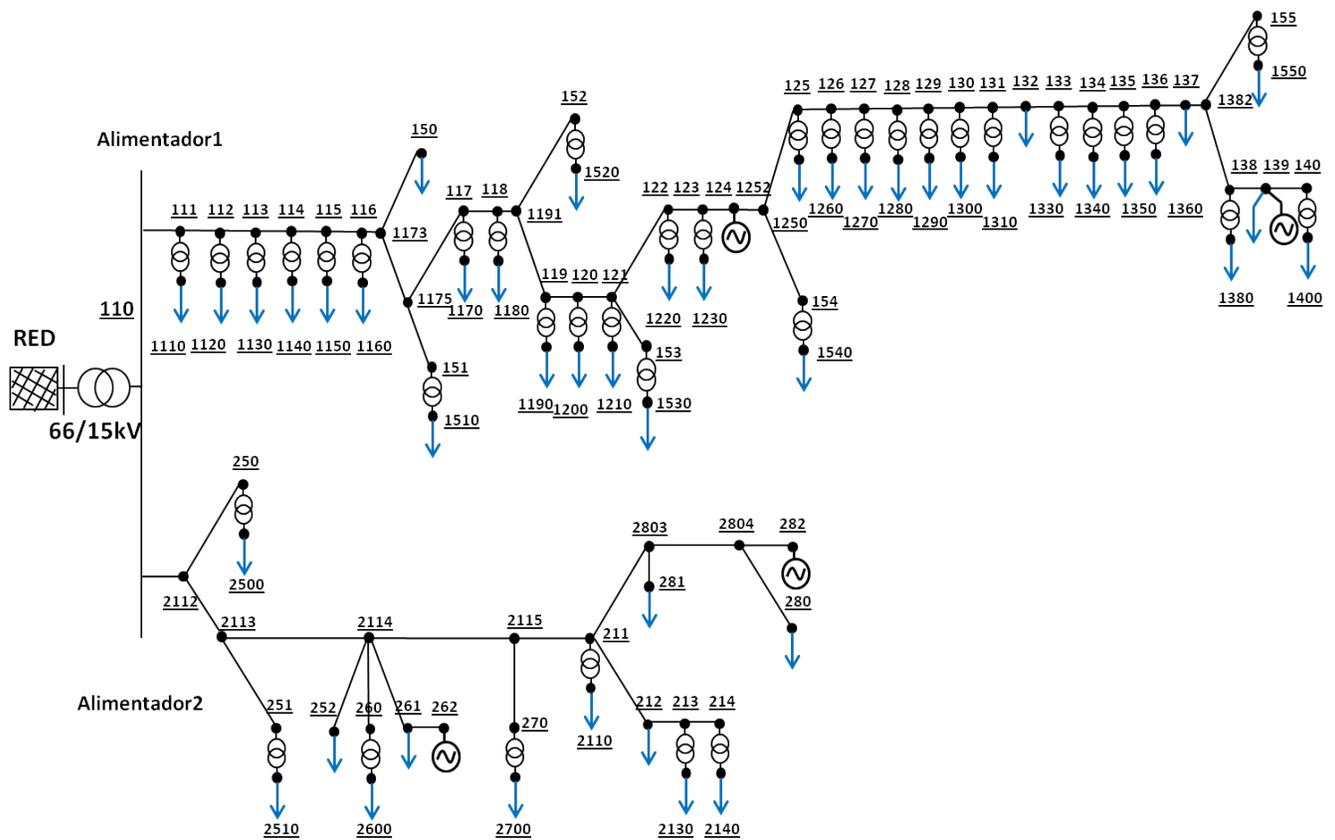


Figura 4.18: Red Real

Es una red de distribución de 15kV alimentada desde una subestación a 66kV. El alimentador 1 (cuya rama de partida es la 110-111) consta de 31 CTs de MT/BT, 41 ramas y 72 nudos (31 nudos de consumo en BT, 5 nudos de consumo y/o generación en MT y el resto son nudos de tránsito). Los dos GDs del alimentador 1 son: un cogenerador en el nudo 139 y una planta fotovoltaica en el nudo 124. El alimentador 2 (cuya rama de partida es la 110-2112) tiene 7 CTs de MT/BT, 20 ramas y 27 nudos (7 nudos de consumo en BT, 7 nudos de consumo y/o generación en MT y el resto de tránsito). Los dos GDs del alimentador 2 son: una central hidráulica en el nudo 262 y una fotovoltaica en el 282. Los CTs MT/BT se han incluido en la estimación, lo que provoca que prácticamente el 50 % de los nudos sean de tránsito, circunstancia que requiere de un estimador de estado robusto como el Método de Hachtel (3.12).

Los consumos de esta red se componen de catorce clientes tipo, repartidos en ocho clientes en el alimentador 1 y seis clientes en el alimentador 2: tres clientes residenciales o domésticos, cuatro clientes servicios o comerciales y siete clientes industriales. Las CCDs de los mencionados clientes tipo han sido obtenidas en estudios hechos para una distribuidora española con el objeto de estimar precisamente las CCDs que representen hábitos de consumos de clientes de la propia compañía. Un resumen de dicho estudio se muestra en el Apéndice B. La representación gráfica de las CCDs correspondientes a cada cliente tipo se muestran en las Figuras 4.19, 4.20, 4.21 y 4.22. La ubicación de cada uno de ellos, así como sus potencias contratadas y distribución por nudos se detallan en la Tabla 4.13. La tensión y potencia bases que se tomarán a efectos de cálculo serán 15kV y 100MVA respectivamente.

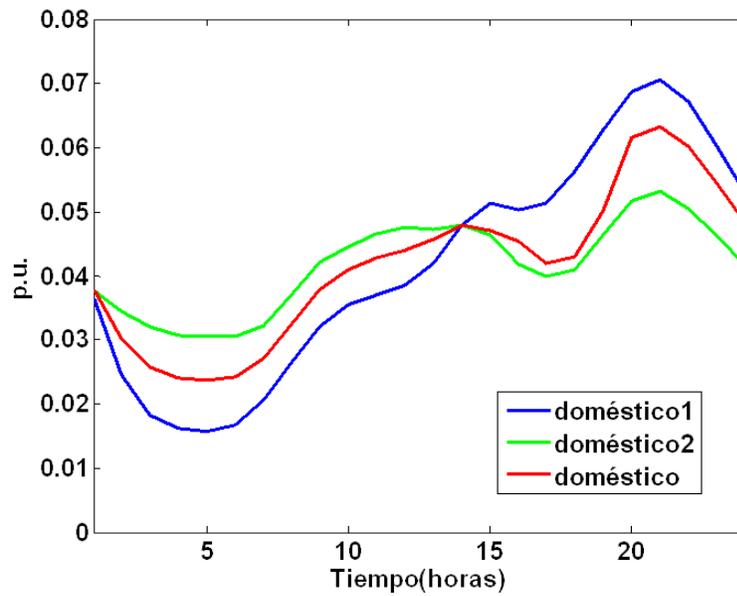


Figura 4.19: CCDs de los clientes tipo domésticos de la Red Real

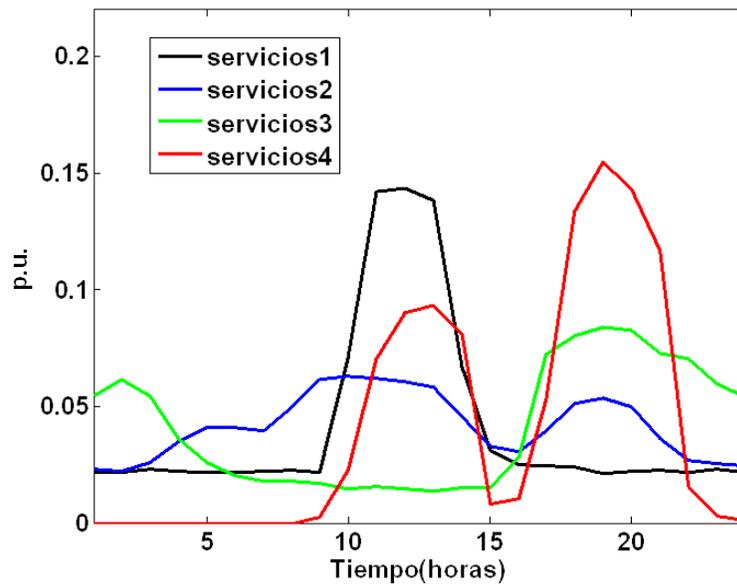


Figura 4.20: CCDs de los clientes tipo servicios de la Red Real

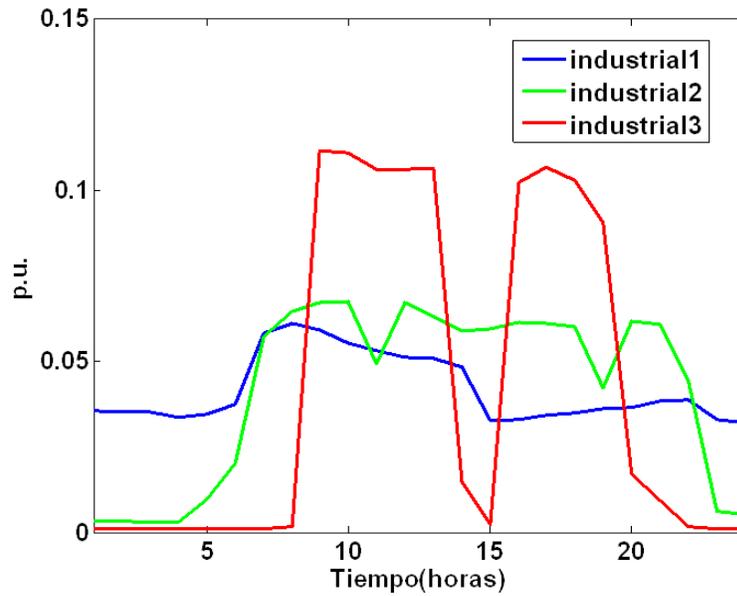


Figura 4.21: CCDs de tres clientes tipo industriales de la Red Real

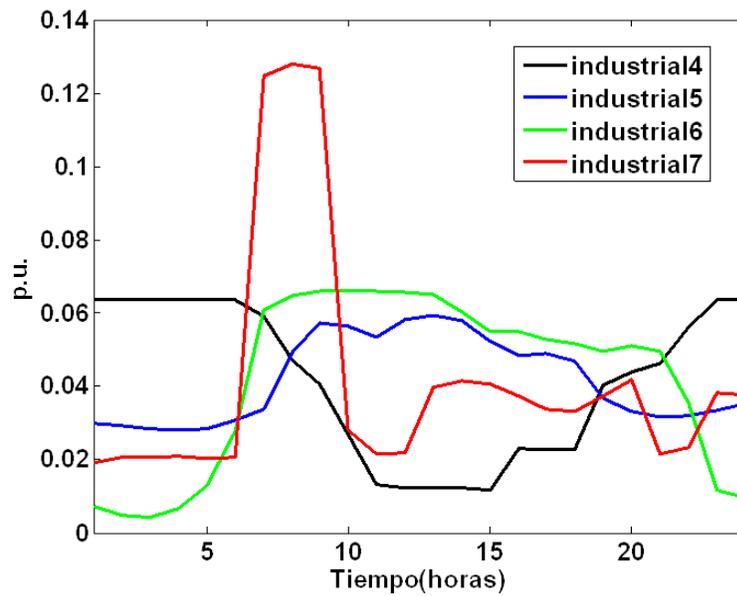


Figura 4.22: CCDs de los cuatro clientes tipo industriales restantes de la Red Real

Tabla 4.13: Potencias contratadas por los catorce clientes tipo de la red (kW):
Domésticos (D1,...,D3), Servicios (S1,...,S4) e Industriales (I1,...,I7)

Tabla 4.13 – Primera parte. Alimentador 1

Nudo	D1	D2	D3	S1	S2	S3	S4	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
1110	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1120	0	0	0	75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1130	0	450	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1140	500	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1150	225	0	0	100	0	0	0	0	0	75	0	0	0	0
1160	0	60	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0
1170	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1180	30	0	0	0	0	65	0	0	0	0	0	0	0	0
1190	0	175	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1200	400	300	0	0	200	0	0	100	0	0	0	0	0	0
1210	0	500	0	0	0	200	0	0	0	100	0	0	0	0
1220	600	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1230	0	200	0	50	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0
1250	0	500	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0
1260	200	0	0	0	0	30	0	0	0	20	0	0	0	0
1270	500	0	0	30	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
1280	180	0	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	0
1290	0	0	0	0	0	110	0	50	0	0	0	0	0	0
1300	0	0	0	0	220	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1310	0	200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
132	0	0	0	0	0	800	0	0	0	0	0	0	0	0
1330	0	200	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0
1340	150	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0
1350	325	0	0	0	0	100	0	0	0	100	0	0	0	0
1360	0	250	0	40	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0
137	0	0	0	0	0	0	0	370	0	0	0	0	0	0
1380	11	0	0	0	0	0	0	0	250	0	0	0	0	0
139	0	0	0	0	0	0	0	0	550	0	0	0	0	0
1400	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	630	0	0	0	0
1510	375	0	0	0	0	100	0	80	0	0	0	0	0	0
1520	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1530	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1540	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1550	220	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Continúa en la página siguiente

Tabla 4.13 – Segunda parte. Alimentador 2

Nudo	D1	D2	D3	S1	S2	S3	S4	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
2110	0	0	200	0	0	0	0	0	0	0	0	200	0	0
212	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	320
2130	0	0	300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2140	0	0	450	0	0	0	100	0	0	0	130	0	0	0
2500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0
2510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0
252	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	121
2600	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	30	0
261	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	110	0	0	0
2700	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26
280	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	260	0
281	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0

Los consumos exactos de todos los clientes tipo de la red y su obtención se detallan en el Apéndice A, así como los parámetros de la red. El objetivo de conocer los consumos exactos es, al igual que en la Red Estándar, evaluar la efectividad de la metodología propuesta, tal que sirvan de referencia con que comparar las estimaciones de las distintas pruebas.

En cuanto a la GD, se conoce toda la información relativa a los cuatro generadores:

- La planta fotovoltaica del nudo 124 (alimentador 1) tiene 2GW instalados y el perfil representado en la Figura 4.23.
- El cogenerador del nudo 139 (alimentador 1) inyecta 1,5GW invariablemente. En el nudo 139 existe consumo además de generación, lo que hace interesante conocer el balance de potencias del nudo, mostrado en la Figura 4.24.
- En el nudo 262 (alimentador 2) inyecta potencia una central hidráulica con 1GW instalados. El perfil de generación se representa en la Figura 4.25.

- En el nudo 282 (alimentador 2) hay una planta fotovoltaica de 1GW con el perfil mostrado en la Figura 4.26.

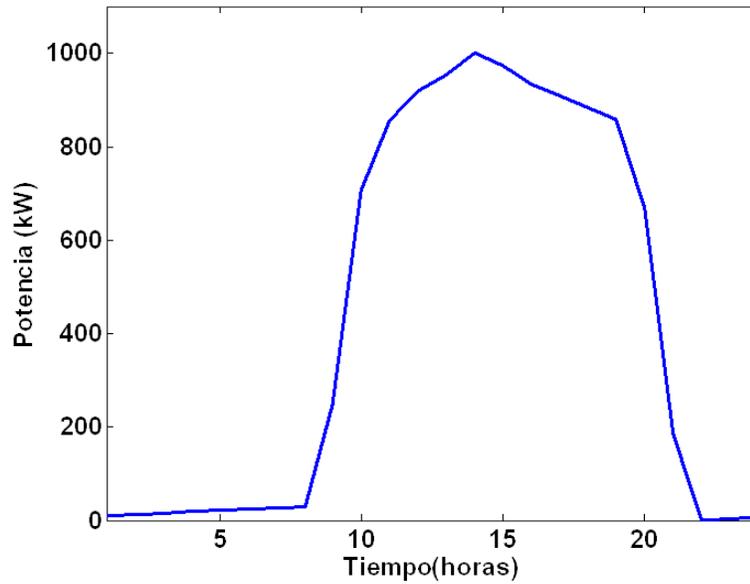


Figura 4.23: Generación de la planta fotovoltaica del nudo 124

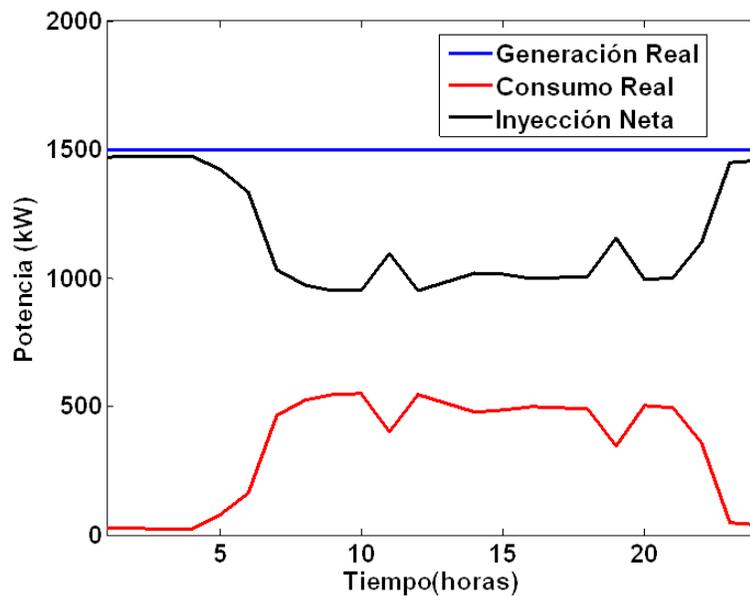


Figura 4.24: Balance de potencias en el nudo 139

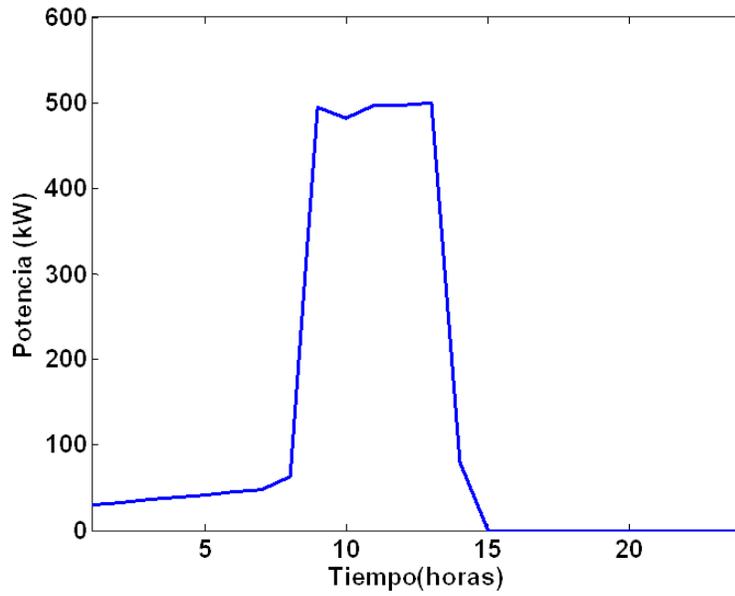


Figura 4.25: Generación de la central hidráulica del nudo 262

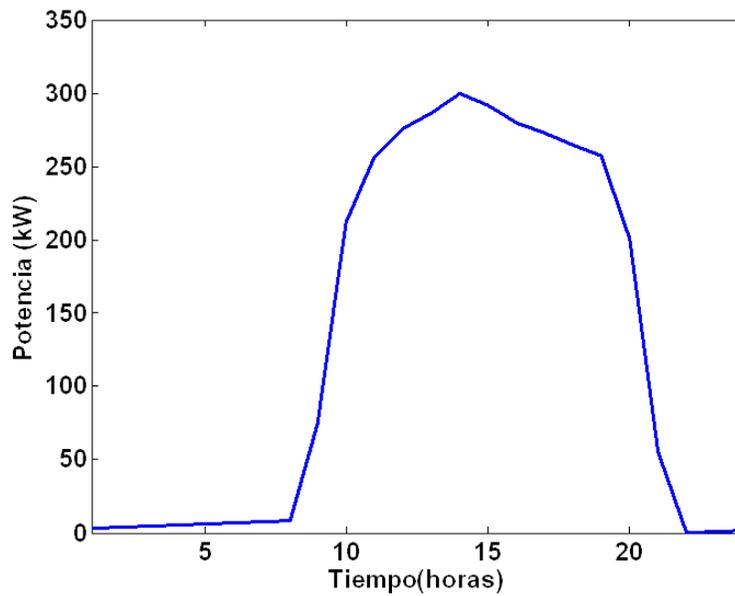


Figura 4.26: Generación de la planta fotovoltaica del nudo 282

La Tabla 4.14 recoge, a modo de resumen, la información más importante de la Red Real.

Tabla 4.14: Información resumida de la Red Real

Alimen	Nº nudos	Nº ramas	Nº nudos consum BT	Nº nudos con/gen AT	Nº nudos tránsito	Nº GDs	Nudos GDs	Tecn. GDs	P.Inst. GDs
1	72	41	31	5	36	2	139	Cogenerador	3000
							124	Fotovoltaica	2000
2	27	20	7	7	13	2	282	Fotovoltaica	1500
							262	Hidráulica	1200

A continuación se resumen de forma esquemática las pruebas que se han llevado a cabo en la Red Real. El título asignado a cada caso lleva las siglas *RR* (Red Real), para distinguirlos de los casos de la Red Estándar (*RE* a partir de ahora):

- **Caso Ideal RR:** Ilustra la calidad de las estimaciones cuando toda la información es conocida en una red real, es decir, una red con unas considerables pérdidas y caídas de tensión.
- **Casos Realistas RR:** Cada caso de esta apartado introduce uno o más focos de error en los datos de entrada.
 - **Caso A RR:** Mismo Caso Ideal RR, pero introduce varios errores en las CCDs, entre los que destacan varias CCDs perturbadas y varias CCDs no consideradas.
 - **Caso B RR:** Mismo Caso Ideal RR, pero introduce cuatro nuevos GDs no monitorizados en el alimentador 1.
- **Análisis de la frecuencia de medidas en la ventana móvil**

4.3.1. Caso Ideal RR

En este caso se conoce toda la información relativa a la Red Real: clientes consumidores de la red (Figuras 4.19, 4.20, 4.21, 4.22 y la Tabla 4.13) y clientes generadores de la red (Figuras 4.23, 4.24, 4.25, 4.26 y la Tabla 4.14).

A continuación se plantean los tres aspectos de interés a analizar en este caso:

- Resultados obtenidos para la Red Real.
- Comparación de las dos redes estudiadas.
- Posible solución inicial para estimar las pérdidas.

Resultados obtenidos para la Red Real:

En este apartado se prueba la calidad de las estimaciones que resultan de aplicar la metodología propuesta en la Red Real, bajo las condiciones específicas del Caso Ideal de referencia. Advertir que se ha tomado un criterio de convergencia más preciso (10^{-7} p.u.), para las pruebas de este Caso Ideal RR (al igual que se hizo para el Caso Ideal RE). La Tabla 4.15 muestra los errores al estimar las pérdidas de la red y las tensiones en los nudos para los dos alimentadores de la red por separado.

Tabla 4.15: Errores de las pérdidas y las tensiones estimadas

	Error medio por hora de las pérdidas totales (W)	Error medio por nudo y hora de las tensiones (p.u.)	Error máximo de las tensiones (p.u.) (nudo y hora)
Aliment1	$1,49 \cdot 10^{-1}$	$7,55 \cdot 10^{-9}$	$5,87 \cdot 10^{-7}$ (1300, 20.00h)
Aliment2	$4,75 \cdot 10^{-3}$	$1,72 \cdot 10^{-9}$	$7,88 \cdot 10^{-8}$ (2500, 23.00h)

- En la primera columna se muestra el error medio (por hora) cometido por la metodología al estimar las pérdidas de activa de cada alimentador, siendo estos errores muy inferiores a 0,2 W en ambos alimentadores. Considerando que las longitudes de dichos alimentadores son 11,8 y 8,7 km respectivamente, queda justificada la precisión de las estimaciones de las pérdidas y el correcto funcionamiento del Bucle de Pérdidas.
- En la segunda columna se muestra el error medio (por hora y por nudo) cometido al estimar los módulos de las tensiones de cada alimentador, resultando $1,13 \cdot 10^{-4}V$ y $2,58 \cdot 10^{-5}V$ para los alimentadores 1 y 2 respectivamente.
- La tercera y última columna muestra el error máximo cometido al estimar los módulos de las tensiones entre todos los nudos y todas las horas estimadas. El error máximo del alimentador 1 se da en el nudo 1300 a las 20.00h y vale $8,81 \cdot 10^{-3}V$. En el alimentador 2 se da en el nudo 2500 a las 23.00h y vale $1,18 \cdot 10^{-3}V$. Estos valores reiteran una vez más la precisión de las estimaciones de la metodología propuesta en general, y de las tensiones en los nudos en particular.

Finalmente, es de interés comentar el número de iteraciones que requiere la metodología para que converja en este caso. Teniendo en cuenta que se producen 24 ejecuciones de la metodología propuesta al día (una para cada hora), el número de iteraciones varía entre dos y media y tres y media dependiendo del escenario, pero en ningún caso supera las tres iteraciones y media, es decir, tres ejecuciones del algoritmo de Estimación de Cargas y cuatro del algoritmo de Estimación de Estado. Esto demuestra la eficiencia de la metodología independientemente del tamaño de la red y del escenario analizado.

Comparación de las dos redes estudiadas:

Una vez comprobada la bondad de los resultados que ofrece la metodología propuesta en la Red Real, se comparan las diferencias fundamentales entre la Red Estándar ya analizada y la Red Real bajo estudio. De esta forma se pone de manifiesto el marcado carácter realista de la Red Real, comparando los órdenes de magnitud de las dos magnitudes eléctricas que más interés suscitan en las compañías distribuidoras: las pérdidas en la red y las caídas de tensión en los nudos. Las pruebas comparativas de este apartado se han llevado a cabo tomando las estimaciones de los respectivos Casos Ideales de las dos redes a comparar.

La Tabla 4.16 muestra las pérdidas de cada uno de los alimentadores de las dos redes analizadas. Para no recurrir a valores medios esta vez, se elige un instante del día para cada red. Se ha estimado oportuno tomar el escenario correspondiente al instante en que se producen más pérdidas en cada red por separado. Dado que la frecuencia de las medidas de campo es horaria, se toma el escenario de las 21.00h para la Red Real y el de las 20.00h para la Red Estándar. La tabla consta de ocho columnas numéricas organizadas por pares: el primer par cuantifica las potencias activa y reactiva suministradas desde subestación por la cabecera del alimentador. El segundo par de columnas refiere a las potencias activa y reactiva suministradas por la generación distribuida. El tercer par muestra, por un lado, las pérdidas de activa y, por otro, un ratio que relaciona esas mismas pérdidas de activa respecto al total de potencia activa suministrada en el alimentador. Por último, el cuarto par de columnas ilustra exactamente lo mismo que el tercero, pero con la potencia reactiva.

Tabla 4.16: Comparación de pérdidas entre la Red Real y la Red Estándar

	Alimentadores		GDs		Pérdidas P		Pérdidas Q	
	P(kW)	Q(kvar)	P(kW)	Q(kvar)	P(kW)	Pratio(%) ^d	Q(kvar)	Qratio(%) ^d
RR1^a	8864	5555,6	1685,1	0	429,8	4,1	554,3	10,0
RR2^b	1698,6	781,4	55,5	0	23,2	1,3	50,8	6,5
RE^c	3207,4	500,0	1691,5	0	81,4	2,2	66,4	3,9

^a Alimentador 1 de la Red Real.

^b Alimentador 2 de la Red Real.

^c Alimentador de la Red Estándar.

^d Ratio que relaciona las pérdidas de potencia activa/reactiva del alimentador y la potencia activa/reactiva total suministrada en el mismo respectivamente.

Estos números confirman el carácter realista de la Red Real, especialmente el en alimentador 1, donde el ratio de pérdidas de activa respecto de la potencia activa total suministrada al alimentador es del 4,1 %, mientras que en el alimentador de la Red Estándar es del 2,2 %. En cuanto a los valores análogos de reactiva se tiene un ratio del 10 % para la Red Real frente a un 3,9 % de la Red Estándar.

La comparación de las caídas de tensión de ambas redes también se ha hecho para las horas de mayores pérdidas en ambas redes por separado (21.00h para la Red Real y 20.00h para la Red Estándar). La mayor caída de tensión de la Red Real se produce en el nudo 1550 y es del 8,31 % (el nudo tiene por tanto una tensión de 0,92p.u.). Esta caída de tensión supera incluso los límites legales de caída en redes de distribución, acotados al 7 %. Por otro lado, la máxima caída de tensión de la Red Estándar se da en el nudo 10 y es del 2,8 % (0,97p.u.).

Posible solución inicial para estimar las pérdidas:

Dado el orden de magnitud que pueden alcanzar las pérdidas en las redes reales, y teniendo en cuenta que el algoritmo de Estimación de Cargas no tiene en consideración la red, todo invita a pensar que una buena opción para disminuir el número de iteraciones de la metodología sería incluir una primera estimación de las pérdidas antes de ejecutar el algoritmo de Estimación de Cargas por primera vez. Para ello se han analizado cinco escenarios distintos. En cada uno se ha supuesto un porcentaje de pérdidas inicial respecto a la potencia total suministrada. Esta misma relación ya se introdujo en la Tabla 4.16 y se denominó *Pratio* para las pérdidas de potencia activa y *Qratio* para las de potencia reactiva. Recordar que para el Caso Ideal, el porcentaje real de pérdidas de activa es 4,1% en el alimentador 1 y 1,3% en el alimentador 2, como se muestra en dicha tabla.

A continuación se detalla el número de iteraciones requeridas los algoritmos de Estimación de Cargas y Estimación de Estado para distintos porcentajes de pérdidas iniciales supuestas. Todas las ejecuciones de la metodología propuesta en el día bajo estudio no requieren el mismo número de iteraciones para converger; de hecho ya se había comentado previamente que en el Caso Ideal, sin suponer pérdidas iniciales, el número de ejecuciones varía entre 2 y 3 iteraciones para el Estimador de Cargas y 3 y 4 para el Estimador de Estado, dependiendo del escenario en ejecución (recordar Figuras 3.12 y 3.13). Pues bien, esta variabilidad resulta en un número medio de iteraciones igual a 2,4 para el Estimador de Cargas y 3,4 para el Estimador de Estado a lo largo del día. La Tabla 4.17 muestra el número medio de iteraciones necesarias para que los algoritmos converjan considerando distintos niveles de pérdidas iniciales. Observar la escasa influencia en el número de iteraciones, que sólo aumenta levemente cuando las pérdidas iniciales están muy lejos de las reales.

Tabla 4.17: Estimación de pérdidas iniciales

Pérdidas Iniciales Estimadas (%)	Nº Medio Iteraciones Diarias	
	Estimador de Cargas	Estimador de Estado
0	2,4	3,4
1	2,3	3,3
3	2,4	3,4
10	2,6	3,9
20	2,9	4

Con estos resultados se puede concluir que, si bien la estimación de pérdidas al comienzo influye en la convergencia del algoritmo, esta influencia es despreciable. Incluso en aquellos casos en los que la estimación inicial es desproporcionada, se resuelve con un número de iteraciones muy razonable. Todo esto indica que el algoritmo propuesto es muy estable y la realimentación las pérdidas muy eficiente.

4.3.2. Casos Realistas RR

Los casos que forman parte de esta sección se plantean en el mismo escenario de generación y consumo que el Caso Ideal RR, por lo que son válidas las mismas medidas de campo. Es importante advertir que estos casos no presentan ninguna novedad de aplicación de la metodología propuesta respecto a los Casos Realistas RE. El propósito únicamente es demostrar el buen funcionamiento de la metodología en una red real. Los focos de error serán:

- CCDs perturbadas o no consideradas.
- GDs no monitorizados.

Caso A RR

En este caso se introducen varios errores en las CCDs, entre los que destacan varias CCDs perturbadas y varias CCDs no consideradas. Catorce CCDs conforman el conjunto de clientes tipo que consumen en la Red Real en el día bajo estudio. El alimentador 1 distribuye potencia en una zona semiurbana. Los consumidores de este alimentador se clasifican en ocho CCDs de la siguiente manera: dos clientes residenciales (números 1 y 2 en la Figura 4.19 de la página 138), tres clientes servicios (1, 2 y 3 en la Figura 4.20) y tres clientes industriales (Figura 4.21). El alimentador 2 distribuye potencia en una zona rural dispersa. Sus consumidores se clasifican en seis CCDs: uno residencial (número 3 en la Figura 4.19), uno servicios (número 4 en la Figura 4.20) y cuatro industriales (Figura 4.22). Los errores asociados a las CCDs se describen a continuación:

- CCDs no consideradas:

- Alimentador 1: CCD del cliente tipo servicios 1 no considerada. Este cliente tipo se encuentra en cinco nudos del alimentador 1: nudos 1150, 1230, 1270, 1360 y 1120 (comprobar en la Tabla 4.13 de la página 140). Es importante hacer notar que es el único cliente que se alimenta desde el nudo 1120, por lo que ya se puede prever que la estimación del consumo en este nudo será errónea (ver Figura 4.27).
- Alimentador 2: CCD del cliente tipo industrial 5 no considerada. Este cliente tipo se encuentra en tres nudos del alimentador 2: nudos 2110, 2600 y 2510. Es el único cliente alimentado desde el nudo 2510, por lo que se puede prever una estimación errónea en ese nudo (ver Figura 4.27).

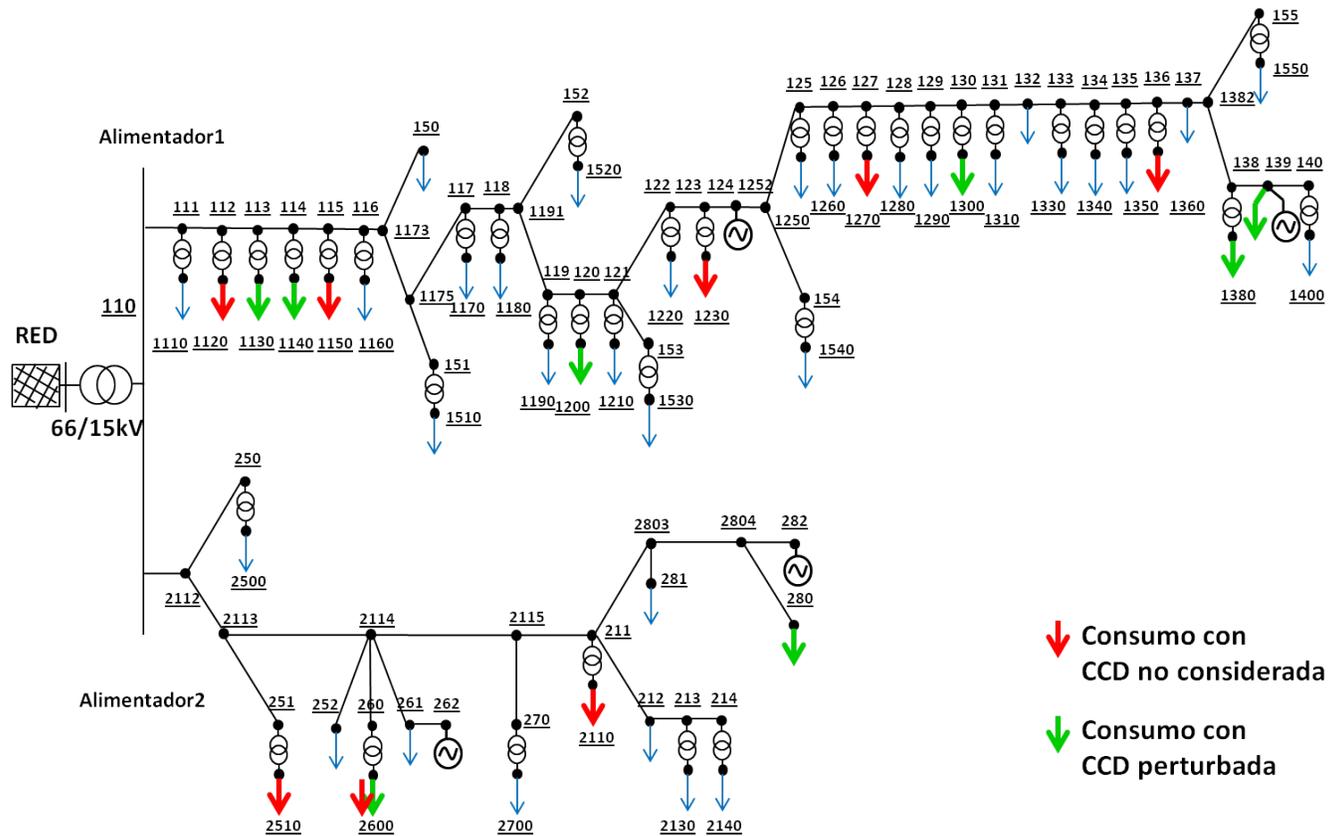


Figura 4.27: Nudos con CCDs no consideradas o perturbadas de la Red Real

- CCDs perturbadas:
 - Alimentador 1: CCDs de los clientes tipo servicios 2 e industrial 2 están perturbadas (Figuras 4.28 y 4.29 respectivamente). Por un lado, el cliente servicios 2 se encuentra en tres nudos del alimentador 1 (nudos 1140, 1200 y 1300, siendo el único cliente del nudo 1300) y por otro lado, el cliente industrial 2 se encuentra en otros cuatro (nudos 1330, 1380 y 139, siendo también el único cliente del nudo 139)(ver Figura 4.27).

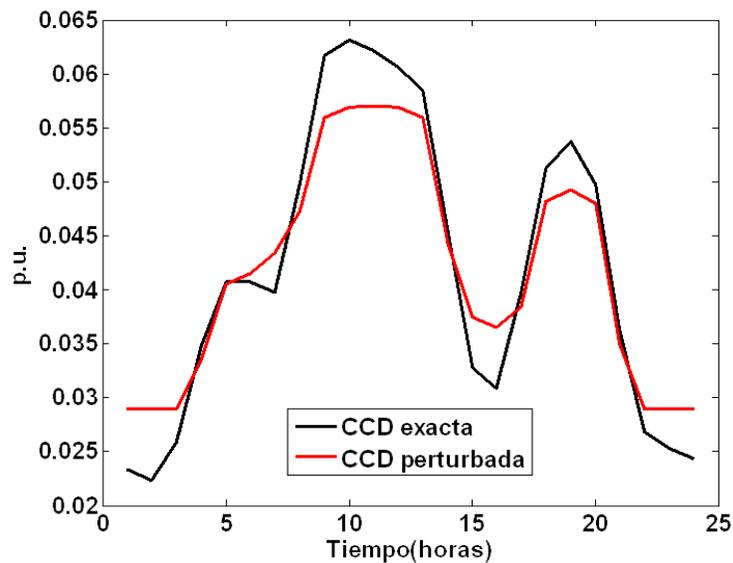


Figura 4.28: CCD perturbada y exacta del cliente tipo servicios 2 del alimen.1

- Alimentador 2: CCD del cliente tipo industrial 6 está perturbada (Figura 4.30). Este cliente se encuentra en dos nudos del alimentador 2: nudos 2600 y 280. Es el único cliente tipo en el nudo 280. Advertir que el consumo del nudo 2600 es el único de la red que tiene una CCD perturbada y una CCD no considerada, por eso aparece con los colores verde y rojo respectivamente en la Figura 4.27.

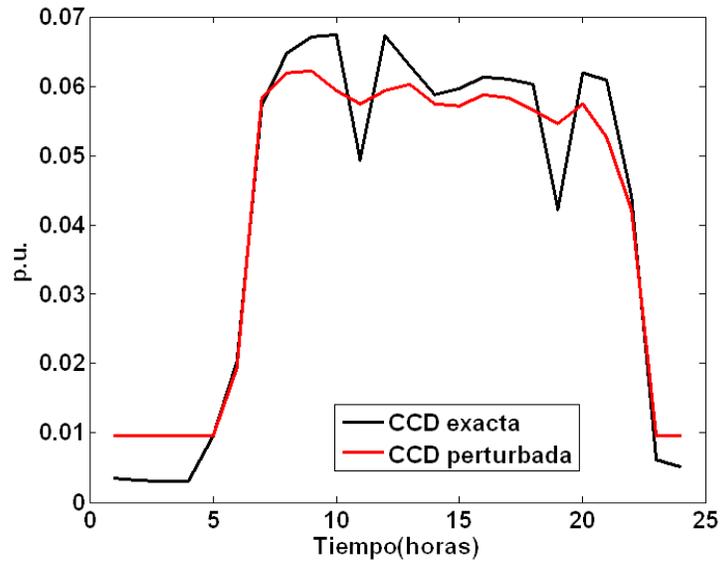


Figura 4.29: CCD perturbada y exacta del cliente tipo industrial 2 del alimen.1

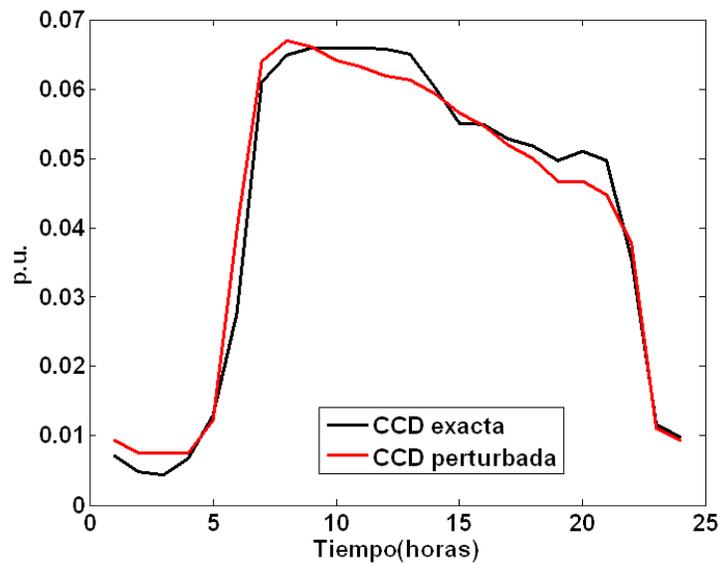


Figura 4.30: CCD perturbada y exacta del cliente tipo industrial 6 del alimen.2

Observar el caso particular del nudo 2600, en el que la CCD de uno de sus dos clientes tipo no se considera (industrial 5) y la CCD del otro está perturbada (industrial 6).

Por último, la ubicación de clientes tipo por nudo se conoce en este caso. Esta información se basa en la siguiente suposición: aunque la base de datos de CCDs tenga ciertos errores (CCDs perturbadas y CCDs no consideradas), las CCDs recogidas en dicha base de datos han sido extraídas en algún momento de algún histórico, del cual se puede deducir en principio los nudos a los que están asociadas. Se da por hecho pues, que el gran inconveniente de la metodología propuesta es la calidad de la base de datos de CCDs y que si esta base de datos es correcta y completa, la información restante puede conseguirse o deducirse de alguna forma.

Las Figuras 4.31 y 4.32 muestran los consumos diarios en los nudos de los alimentadores 1 y 2 respectivamente. En ellas se compara el valor y evolución de los consumos estimados por la metodología propuesta para este Caso A RR y los consumos exactos (estos últimos sólo conocidos con propósitos comparativos). A continuación se analizan las figuras en profundidad:

- Alimentador 1 (Figura 4.31):
 - Observar el gran parecido que se da en general entre la evolución de las curvas estimadas y la evolución de las exactas. Observar también que este parecido se acentúa especialmente en aquellos nudos no asociados a CCDs perturbadas o no consideradas. Este es el caso por ejemplo del consumo del nudo 137 (primera fila y segunda columna de la figura), en el que los valores de la estimación y los del consumo exacto difieren, pero la evolución temporal de ambos coincide. Esta fidelidad en la evolución temporal existe gracias a la correlación que imprime la ventana móvil. Recordar que las CCDs erróneas afectan a la fase de estimación en cabecera del alimentador, lo que explica los errores en nudos que no alimentan clientes con CCDs

erróneas.

- El mayor error de todos ocurre en el nudo 1120 (segunda fila y primera columna de la figura). El consumo de este nudo sólo se compone de un cliente tipo (cliente tipo servicios 1), cuya CCD no ha sido considerada, lo que explica el gran error en la estimación. La estimación de la tipología ausente (tipología servicios) en el nudo 1120 se hace, si no se dispone de más información, tomando la potencia estimada en cabecera del alimentador para la tipología servicios y ponderándola con la potencia contratada servicios del nudo (ecuación (3.11) de la página 73).
- El resto de nudos que alimentan al cliente tipo no considerado (nudos 1150, 1230 y 1360) no se ven tan afectados por la ausencia. Estos tres nudos coinciden con el 1120 en que sólo alimentan a un cliente servicios, pero difieren en que además alimentan a otros clientes industriales y/o domésticos. La estimación de la tipología servicios se resuelve de la misma forma que para el nudo 1120, pero la potencia estimada total de estos nudos es la suma de las estimaciones de las potencias de la tres tipologías, lo que disminuye error relativo. Esta tónica es sin duda positiva y mejora conforme aumenta el número de CCDs consideradas en el alimentador. Por otro lado, obsérvese cómo la forma de las evoluciones de los consumos estimados no son tan fieles a las de los consumos exactos en estos casos.

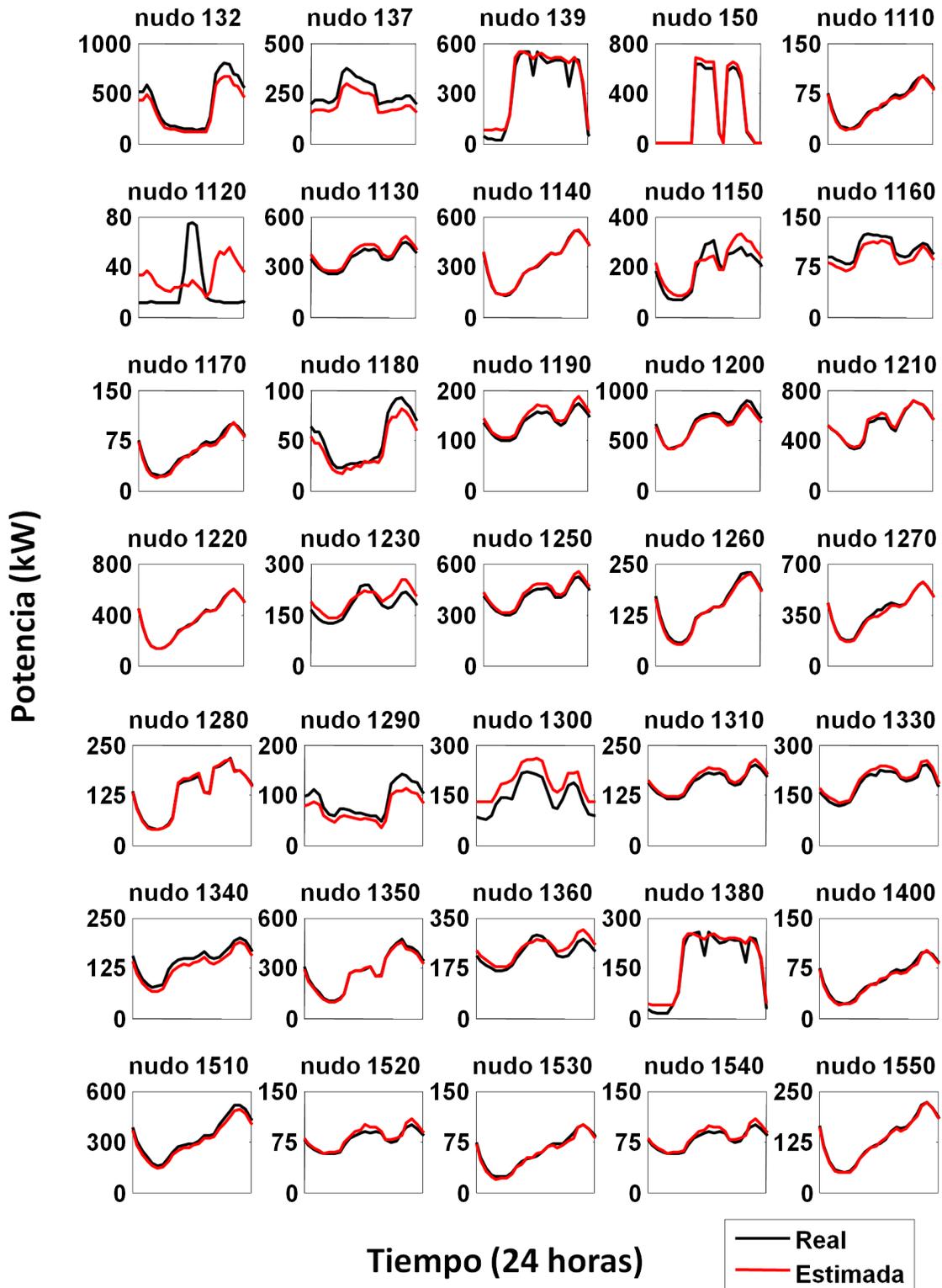


Figura 4.31: Consumos reales y estimados del alimentador 1

- Las estimaciones de los nudos que alimentan a los dos clientes tipo perturbados (nudos 139, 1140, 1200, 1230, 1300, 1330 y 1380) son muy aceptables. Esta tónica depende del nivel de error que presenten las CCDs perturbadas, pero también depende del número de CCDs consideradas, puesto que cuantas más se consideren, menor influencia tendrán los errores que afecten a algunas de ellas.
- En líneas generales las estimaciones son considerablemente fieles a la realidad. A simple vista, todas las estimaciones representadas en la Figura 4.31 siguen la evolución de los consumos reales, a excepción del caso del nudo 1120 (segunda fila, primera columna de la figura), por las razones previamente justificadas. De entre los treinta y cinco consumos representados, prácticamente en dos tercios (veintidós de ellos) no se distingue la curva estimada de la real, como por ejemplo, el nudo 1120 (cuarta fila, primera columna) o el nudo 1350 (sexta fila, segunda columna).
- Alimentador 2 (Figura 4.32): El análisis general llevado a cabo en las estimaciones de los consumos del alimentador 1 se pueden extender a las del alimentador 2, teniendo además en cuenta ciertas particularidades.
 - El nudo 2510 (segunda fila, quinta columna) es el único que alimenta a un solo cliente tipo cuya CCD no ha sido considerada (cliente tipo industrial 5). Sin embargo, se puede observar que el error en valor absoluto en este nudo no es el mayor de todos los nudos (siendo en teoría el error más grave). Esto se debe a varias razones: Por un lado, el consumo del nudo 2510 es muy pequeño en proporción al resto de consumos del alimentador, lo que explica que su error en valor absoluto sea menor que otros errores. Por otro lado, potencia estimada industrial a lo largo del día en la cabecera

del alimentador tiene casualmente cierto parecido a la forma de la CCD no considerada (ecuación (3.10), análoga a la ecuación usada para el nudo 1120 del alimentador 1).

- Observar los consumos estimados y exactos del resto de nudos que alimentan al cliente tipo no considerado (nudos 2110 y 2600). Se hace evidente la falta de correlación temporal entre las dos curvas. En el nudo 2110 no quedan más clientes industriales, por lo que se recurre una vez más a la estimación industrial en cabecera del alimentador. Sin embargo, en el nudo 2600, al existir un segundo cliente industrial en el mismo nudo (industrial 6), todo el consumo industrial se asigna a éste último, que casualmente tiene una CCD cuya forma es ciertamente parecida a la del cliente no considerado.
- Comentar la estimación del nudo 280 (primera fila, cuarta columna), que es una de las más erróneas del alimentador 2. Este nudo sólo alimenta al cliente tipo industrial 6, cuya CCD está perturbada (Figura 4.30).
- Por último, resaltar la calidad de las estimaciones de los consumos en los nudos 212, 252, 261, 2130 y 2140.

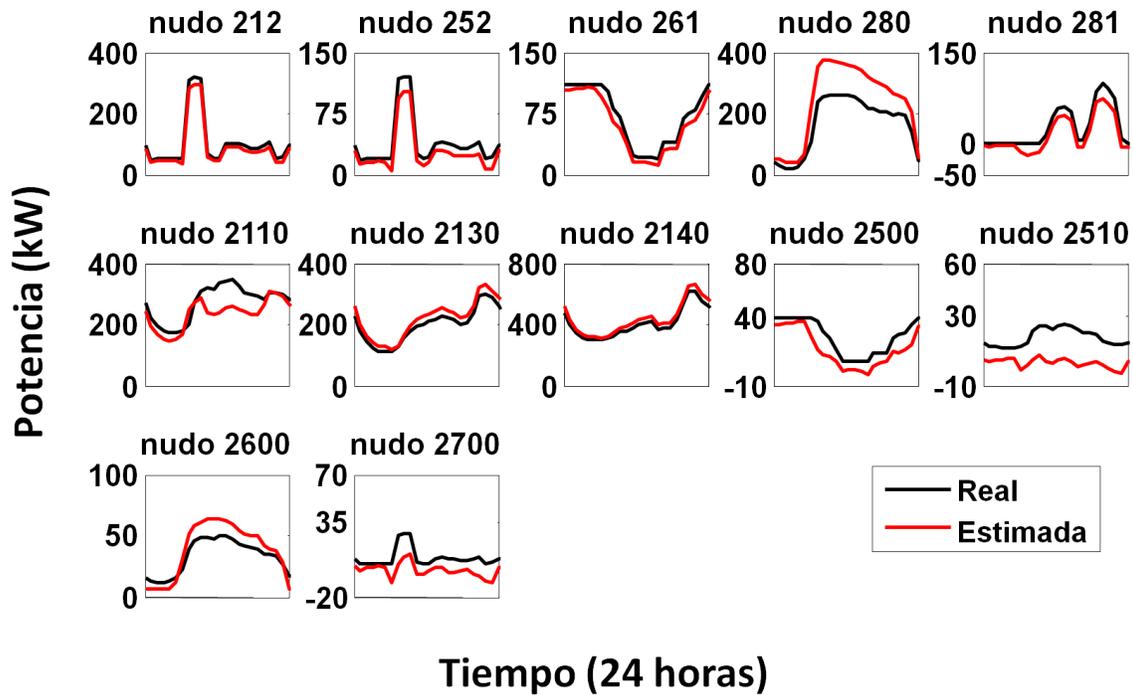


Figura 4.32: Consumos reales y estimados del alimentador 2

En general, la calidad de los resultados disminuye inevitablemente cuando se introducen CCDs erróneas, como ya se ha enfatizado en varias ocasiones a lo largo del documento. Este efecto se intensifica cuando el consumo del alimentador está representado por pocas CCDs, debido a la alta proporción de error que una CCD errónea puede implicar en la solución.

Las Tablas 4.18 y 4.19 muestran los errores numéricos cometidos en la estimación de varias magnitudes de los alimentadores 1 y 2 respectivamente. En concreto, son los errores cometidos a las 21 horas, instante elegido por ser el tiene mayores pérdidas y, por ende, que presenta un escenario más desfavorable para las estimaciones. Las tablas muestran, por un lado, los errores medios nodales de las tensiones complejas y los errores medios por rama de los flujos de potencia y pérdidas en las líneas. Por otro

lado, muestran los errores máximos de estas mismas magnitudes y el nudo o rama donde se ubican tales errores máximos.

Tabla 4.18: Errores en el alimentador 1 con CCDs perturbadas o no consideradas

	Error medio(nudo/rama)	Error máximo y ubicación
Error módulo tensión (p.u.)	$6,92 \cdot 10^{-4}$	$3,43 \cdot 10^{-3}$ (nudo 1120)
Error ángulo tensión ($^{\circ}$)	$2,90 \cdot 10^{-2}$	$2,49 \cdot 10^{-1}$ (nudo 1120)
Error pérdidas activa (kW)	0,20 (3,3%)	1,46 (rama 120-1200)
Error flujos activa (kW)	47,68 (2,3%)	165,13 (rama 131-132)

Tabla 4.19: Errores en el alimentador 2 con CCDs perturbadas o no consideradas

	Error medio(nudo/rama)	Error máximo y ubicación
Error módulo tensión (p.u.)	$1,20 \cdot 10^{-3}$	$8,94 \cdot 10^{-3}$ (nudo 2510)
Error ángulo tensión ($^{\circ}$)	$5,50 \cdot 10^{-2}$	$3,89 \cdot 10^{-1}$ (nudo 2510)
Error pérdidas activa (kW)	0,08 (9,7%)	0,73 (rama 214-2140)
Error flujos activa (kW)	26,77 (5,7%)	75,81 (rama 2115-211)

Observar que los mayores errores en las tensiones complejas de ambos alimentadores se dan precisamente en los dos nudos que alimentan en exclusiva a clientes tipos con CCD no considerada. Esto es, nudo 1120 en el alimentador 1 y nudo 2510 en el alimentador 2, como cabía esperar.

Observar asimismo el orden de magnitud de los errores de los flujos y las pérdidas en las ramas. Los valores porcentuales entre paréntesis ponen de manifiesto que las estimaciones del alimentador 1 son considerablemente mejores que las del alimentador 2, corroborando así la hipótesis de que los resultados de la metodología propuesta mejoran conforme aumenta el número de CCDs consideradas en el

alimentador bajo estudio. Por último, comentar que el error de las pérdidas totales de la red completa es del 3,7% para la activa y del 6,3% para la reactiva, errores realmente aceptables en esta red real de 100 nudos.

En vista de todos estos números se pueden extraer varias conclusiones: En primer lugar, el estado estimado por la metodología propuesta ofrece una visión bastante fiel al real, incluso existiendo deficiencias en la base de datos de CCDs y considerando el escenario más desfavorable desde el punto de vista de las pérdidas. Estas deficiencias son menos importantes cuanto mayor sea la diversidad de clientes tipo de la red, esto es, cuanto más diversa sea la base de datos de CCDs. En cuanto a la convergencia del algoritmo es importante resaltar que el número de iteraciones necesarias siguen siendo tres y media, al igual que en el Caso Ideal RR. La convergencia de la metodología es, por tanto, muy robusta. Esta idea se refuerza más aún si se tiene en cuenta que prácticamente la totalidad de las medidas disponibles son de inyección y virtuales (97,5%, de entre las cuales, casi el 50% son virtuales y el otro 50% son pseudomedidas), dado que son este tipo de medidas las que provocan alta inestabilidad numérica en los estimadores de estado convencionales en transporte.

Antes de terminar, se va a usar oportunamente este Caso A RR como base para tratar dos aspectos que son de gran interés:

- Comparación de resultados con la Metodología Tradicional.
- Solución inicial del proceso de Estimación de Cargas.
- Coeficientes de utilización negativos.

Comparación de resultados con la Metodología Tradicional:

Tal y como se introdujo en el Caso E de la Red Estándar, la Estimación de Cargas Tradicional consiste en repartir las medidas de flujo de potencia en cabecera del alimentador entre los CTs en proporción a sus potencias contratadas. Esto implica que la forma de las curvas de los consumos estimados en los CTs es una réplica a escala de la curva de potencias medidas en cabecera del alimentador. Aprovechando que el caso actual bajo estudio trata con una red real, resulta de gran interés comparar los consumos estimados por la metodología que se propone en esta tesis doctoral y los estimados por la mencionada Metodología Tradicional. Se ha considerado más oportuno ilustrar la comparación gráficamente que llevarla a cabo a través de errores numéricos. Las razones de esta decisión son las siguientes: Por un lado, los errores numéricos varían descontroladamente para cada ejecución del día en el Caso Tradicional, por lo que la elección de una de ellas no sería representativa del conjunto. Por otro lado, la media de los errores numéricos a lo largo del día completo no aportan información sobre la correlación temporal de las estimaciones, siendo éste un punto de gran importancia que enriquece la calidad de la solución propuesta. Las Figuras 4.33 y 4.34 muestran los mismos resultados que las Figuras 4.31 y 4.32 pero incluyendo además los consumos estimados diarios por la Metodología Tradicional.

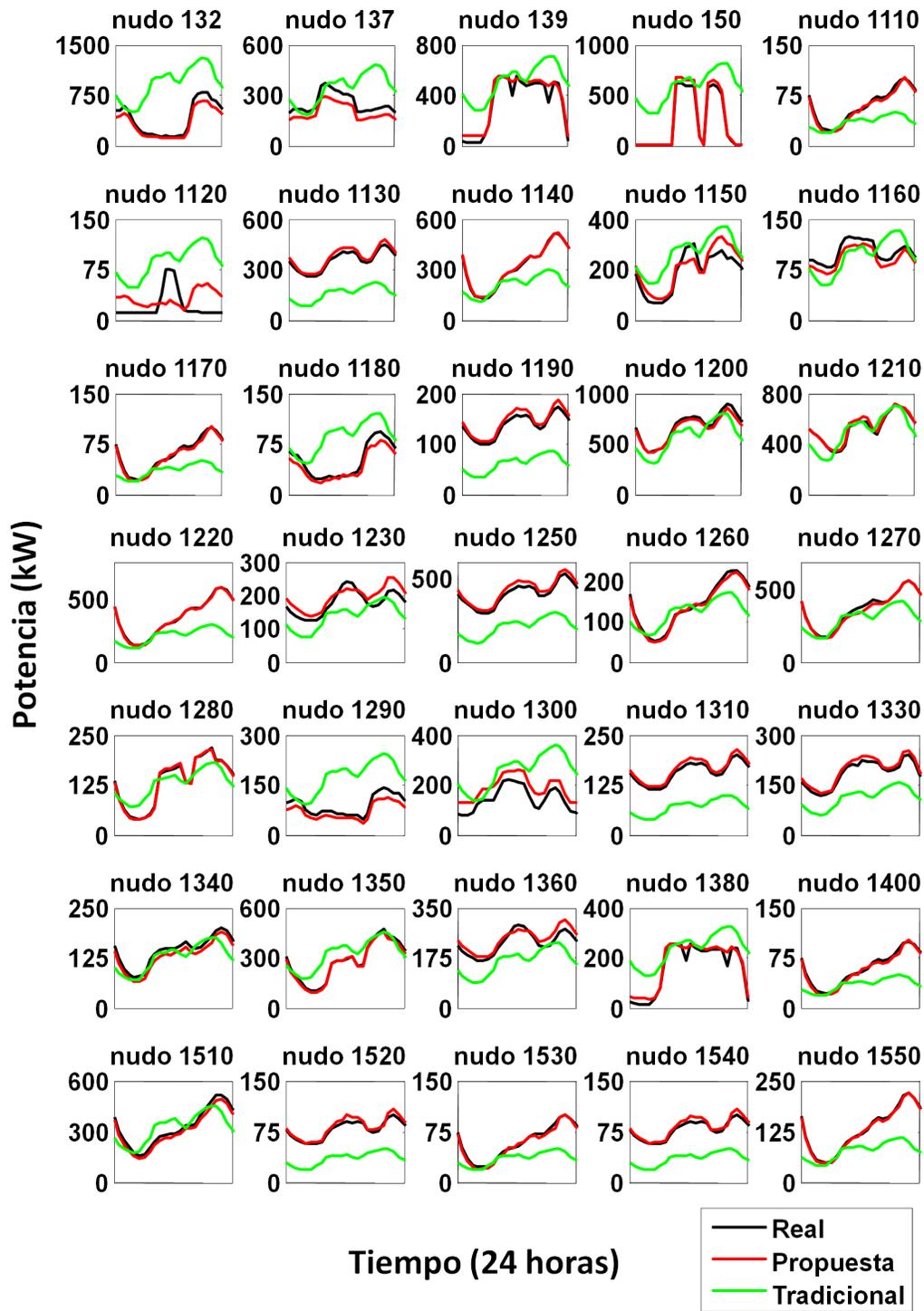


Figura 4.33: Metodología tradicional en el alimentador 1

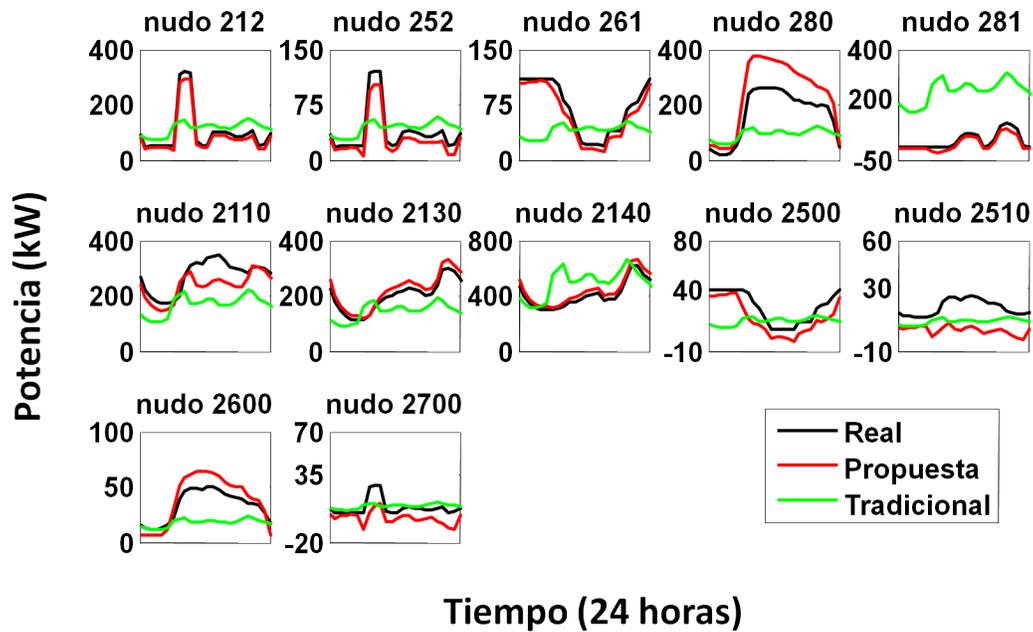


Figura 4.34: Metodología tradicional en el alimentador 2

Ambas gráficas demuestran que la Metodología Tradicional ofrece unas estimaciones que distan considerablemente de los consumos reales, tanto si se analizan instantes concretos como si se observa la evolución temporal de las mismas. La metodología propuesta, sin embargo, asegura estimaciones más fieles a la realidad, cuya calidad sólo se ve afectada seriamente en aquellos nudos asociados a grandes errores en la información de entrada.

Solución inicial del proceso de Estimación de Cargas:

Todos los resultados presentados hasta el momento se han obtenido suponiendo que la ventana móvil lleva ya funcionando un cierto número de ejecuciones. Este número de ejecuciones ha de ser suficiente como para que los errores de las estimaciones resultantes sean debidas exclusivamente a las inevitables consecuencias de los erróneos datos de entrada, pero no al proceso transitorio inicial requerido por la propia ventana móvil. Este proceso transitorio se debe a que en las primeras ejecuciones de la ventana móvil, las medidas del día anterior requeridas por el algoritmo de Estimación de Cargas son directamente las medidas en cabecera del alimentador. Sin embargo, cuando se alcanza el número de ejecuciones adecuado, las medidas del día anterior ya están automáticamente corregidas, tal que no incluyen las pérdidas del sistema (ver el bloque *ACTUALIZAR ENTRADAS DEL ESTIMADOR DE CARGAS* de la Figura 3.13, página 87). Para corregir este error adicional en las primeras ejecuciones de la ventana móvil se requiere un entrenamiento de la metodología propuesta. La manera de hacerlo es simplemente repitiendo las ejecuciones de un ciclo diario completo tantas veces como sea necesario hasta que los valores de las estimaciones dejen de variar.

Para ilustrar todo esto se simula el Caso A RR de la Red Real suponiendo que la ventana móvil empieza a funcionar desde cero, de forma que se llevan a cabo las ejecuciones necesarias para simular el día completo tres veces consecutivamente. Las Figuras 4.35 y 4.36 muestran las estimaciones entrenadas de los consumos de los nodos 1150 y 1380 respectivamente. Observar cómo las estimaciones del primer ciclo entrenado (horas 1-24) están muy influenciadas por el desorden causado al considerar medidas del día anterior sin corregir. Observar también cómo las estimaciones se

estabilizan prácticamente en el segundo ciclo de entrenamiento (horas 25-48). Las estimaciones del segundo ciclo de entrenamiento se repiten indefinidamente, de manera que se convierten en las definitivas y, por tanto, coinciden con las correspondientes curvas de la Figura 4.31 de la página 157.

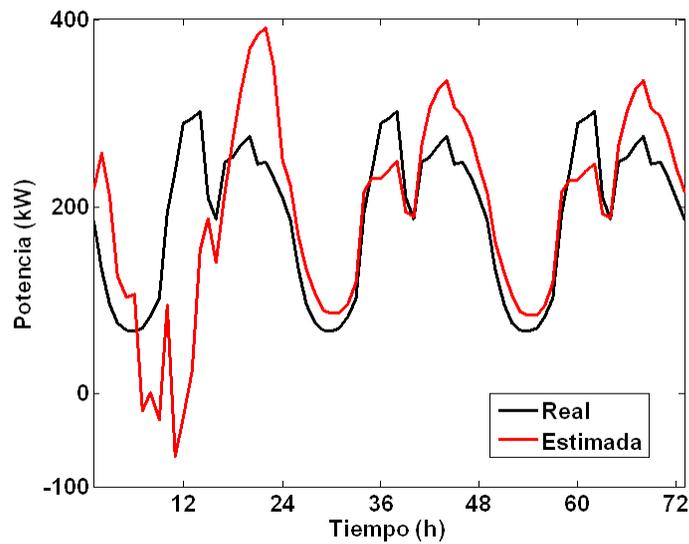


Figura 4.35: Proceso de entrenamiento en el consumo del nudo 1150

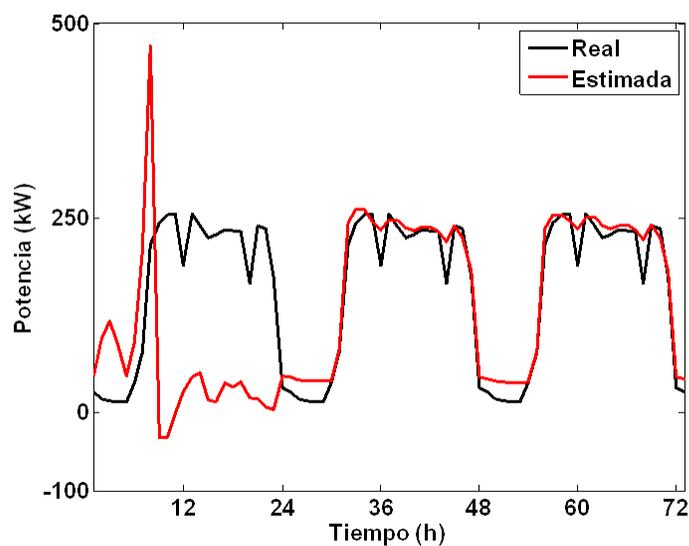


Figura 4.36: Proceso de entrenamiento en el consumo del nudo 1380

Coefficientes de utilización negativos:

En este último punto del Caso A RR se quiere aprovechar el proceso de entrenamiento del apartado anterior para resaltar la robustez y la eficacia de la metodología propuesta. Robustez porque es capaz de pasar de estados estimados completamente erróneos a los estados estimados correctos sin caer en inestabilidades numéricas. Eficacia porque se demuestra así el correcto funcionamiento de la doble optimización de la metodología propuesta:

1. Ejecución de una sola iteración de cada aplicación por separado (Estimación de Cargas y Estimación de Estado), garantizando la convergencia del procedimiento global realimentando ambas aplicaciones mutuamente. El número de iteraciones de las ejecuciones es menor o igual a tres para el algoritmo Estimación de Cargas y menor o igual a cuatro para el Estimador de Estado incluso en este proceso de entrenamiento de la metodología.
2. Aproximación lineal de la solución del problema del Estimador de Cargas, dada en el sistema de ecuaciones (3.8) de la página 72, lo que no asegura que los factores de utilización calculados sean positivos. Las ejecuciones del primer ciclo de entrenamiento del apartado anterior son un buen ejemplo de tratamiento de factores de utilización negativos:
 - En prácticamente todas las ejecuciones del primer ciclo de entrenamiento se han tenido que corregir factores negativos en sus respectivas primeras iteraciones, sustituirlos por ceros y eliminar sus correspondientes CCDs. Las CCDs eliminadas siempre son repuestas en la siguiente ejecución del Estimador de Cargas. Esto permite re-estimar las cargas considerando todas las CCDs iniciales de nuevo, con la diferencia de que en este segundo

intento se aportan las recién estimadas pérdidas por parte del Estimador de Estado.

- Además, de entre las veinticuatro ejecuciones de ese primer ciclo, ocho de ellas no han conseguido finalmente obtener todos los factores positivos o nulos, dada la incongruencia de los datos de entrada del Estimador de Cargas. Aun así, el proceso se consigue estabilizar en el segundo ciclo.

Es importante recordar que los valores negativos de los factores de utilización pueden darse por dos motivos:

- Un alto valor de las pérdidas que desajuste el cálculo del algoritmo de Estimación de Cargas en la primera iteración de la ejecución en curso (si la ventana móvil está en régimen permanente) o en varias iteraciones de la ejecución en curso y de valores anteriores (si la ventana móvil está aún en su régimen transitorio de entrenamiento).
- La no identificación o elección de las CCDs adecuadas, que será el motivo principal una vez que la ventana móvil alcance su régimen permanente. Si no existieran errores en la base de datos de las CCDs ni existiera ningún error de entrada, los factores de utilización finales de cada ejecución serían siempre positivos.

Caso B RR

En este caso se parte del Caso Ideal RR y se introducen cuatro GDs adicionales en el alimentador 1. Estos cuatro nuevos generadores son todas plantas fotovoltaicas conectadas en BT, las cuales no están monitorizadas. La única información disponible sobre estos generadores, además de que su tecnología es fotovoltaica, es en qué nudo se ubican y qué potencia instalada tienen:

- Planta primera: Ubicada en el nudo 1120 y potencia instalada 150kW.
- Planta segunda: Ubicada en el nudo 1380 y potencia instalada 450kW.
- Planta tercera: Ubicada en el nudo 1400 y potencia instalada 225kW.
- Planta cuarta: Ubicada en el nudo 1520 y potencia instalada 225kW.

Figura 4.37 muestra en color rojo los nuevos GDs en la Red Real:

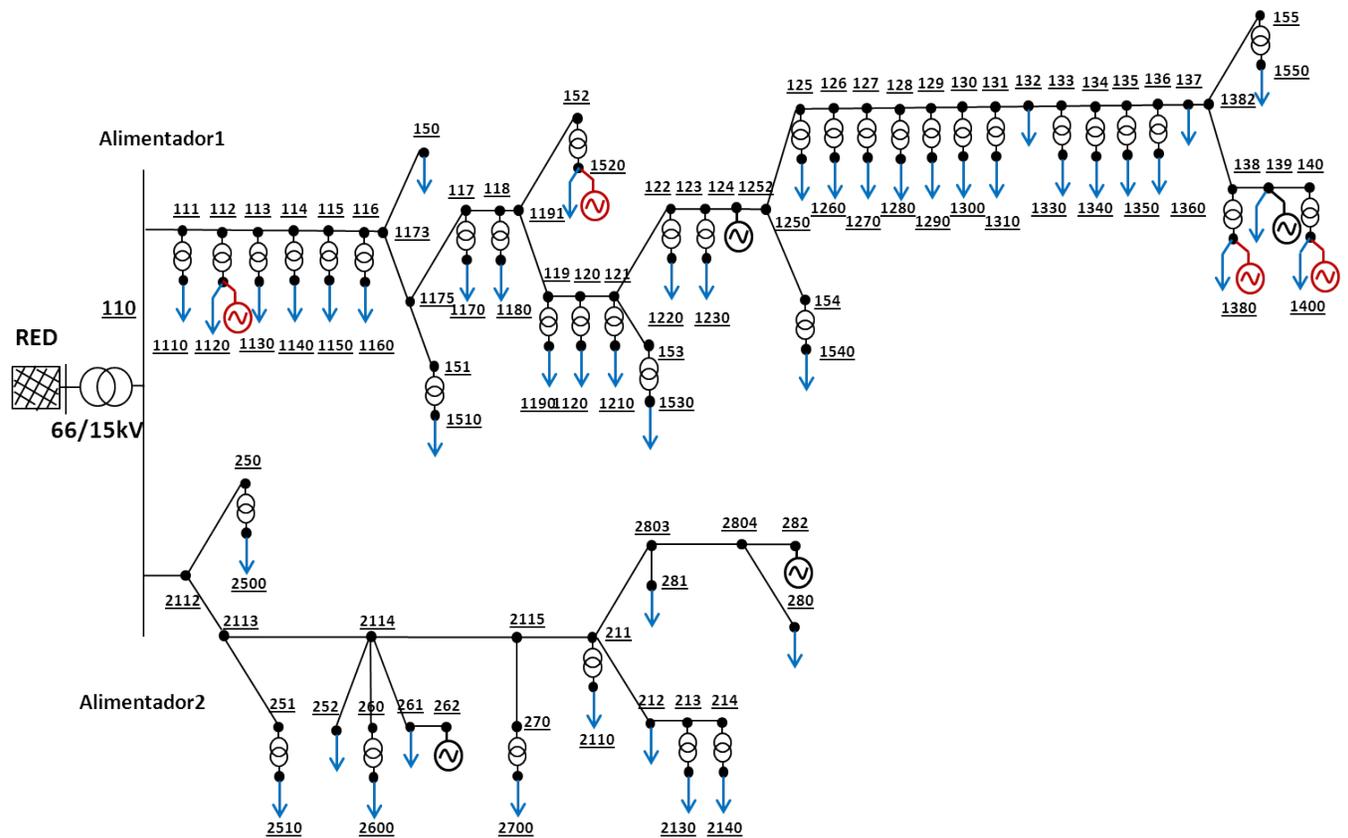


Figura 4.37: Red Real con las cuatro nuevas plantas fotovoltaicas

Dado que los cuatro GDs tienen potencia instalada inferior a 1MW, la estimación de sus producciones es una de las posibilidades que contempla la metodología propuesta. Para ello, la metodología sigue las pautas presentadas por el Real Decreto 661/2007 de 25 de mayo [56], por el que se regula la actividad de producción de energía eléctrica en régimen especial, tal y como se describió detalladamente en la Sección 3.3 de esta tesis. En este caso, por ser generadores fotovoltaicos, hay que especificar la zona climática donde se ubica la red y el mes del año en el que se realiza la estimación, que son zona climática V y mes de octubre respectivamente. Las Figuras 4.38, 4.39, 4.40 y 4.41 muestran las producciones reales y estimadas de las cuatro plantas fotovoltaicas. Asimismo muestran los consumos reales y estimados demandados en los mismos nudos donde se encuentran los cuatro generadores. Observar que en los cuatro casos la generación supera al consumo del nudo varias horas al día.

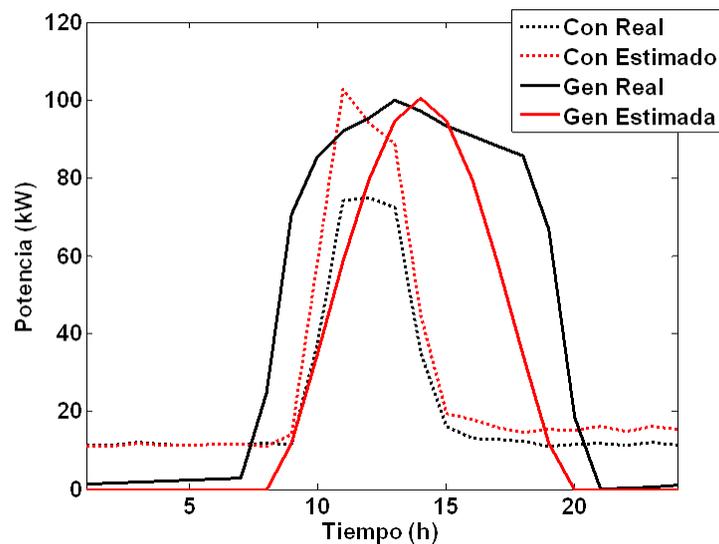


Figura 4.38: Potencia consumida y generada en el nudo 1120

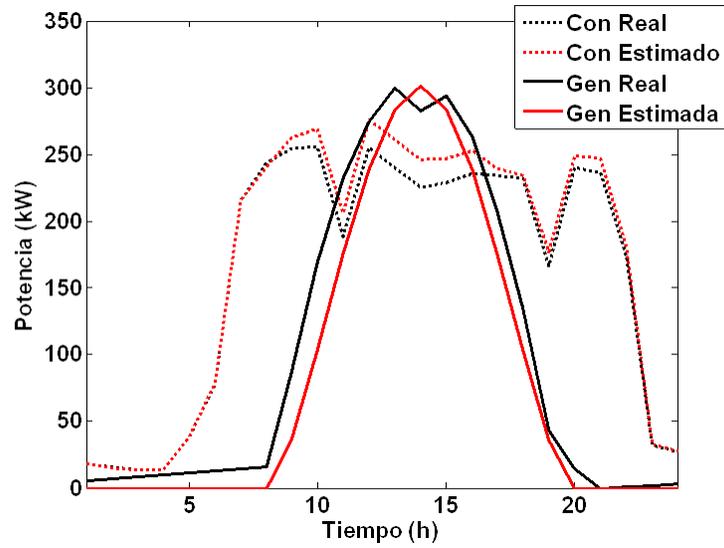


Figura 4.39: Potencia consumida y generada en el nudo 1380

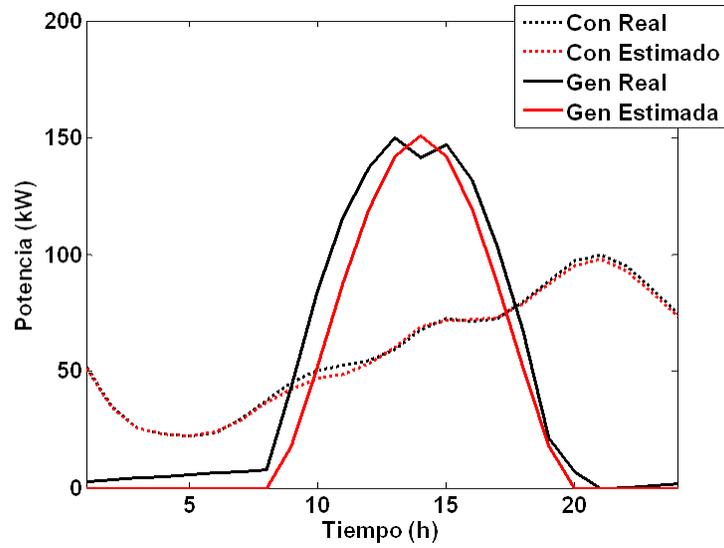


Figura 4.40: Potencia consumida y generada en el nudo 1400

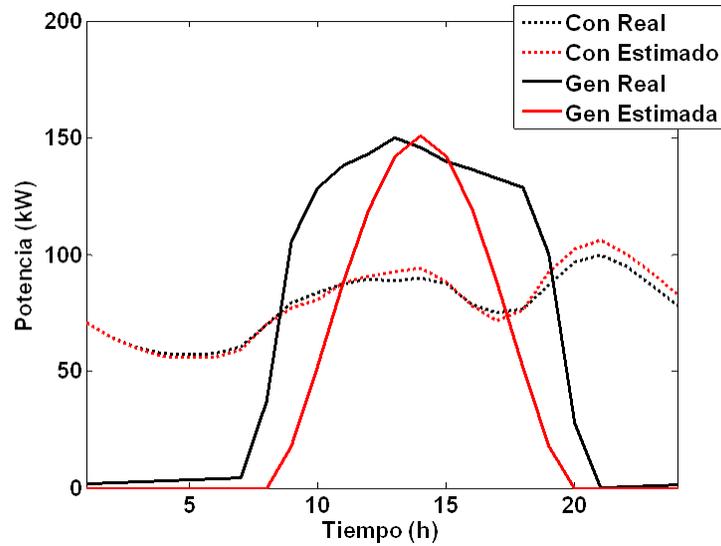


Figura 4.41: Potencia consumida y generada en el nudo 1520

La Tabla 4.20 muestra los errores cometidos en la estimación de varias magnitudes del alimentador 1, que es el único que tiene generación no monitorizada (los resultados del alimentador 2 son exactamente iguales que los obtenidos en el Caso Ideal RR, dado que la metodología propuesta trabaja con cada alimentador por separado). En concreto, son los errores cometidos a las 19 horas, instante elegido por ser el que presenta mayores errores en las tensiones estimadas.

Tabla 4.20: Errores en el alimentador 1 con GDs no monitorizados

	Error medio(nudo/rama)	Error máximo y ubicación
Error módulo tensión (p.u.)	$4,95 \cdot 10^{-4}$	$1,39 \cdot 10^{-2}$ (nudo 1520)
Error ángulo tensión (°)	$4,92 \cdot 10^{-2}$	1,664 (nudo 1520)
Error pérdidas activa (kW)	0,12 (3,8%)	1,07 (rama 117-118)
Error flujos activa (kW)	25,36 (1,3%)	88,42 (rama 1191-152)

Observar que el nudo con mayor error en su tensión compleja es el 1520. El que le sigue, aunque no aparezca en la tabla, es el nudo 1120. Advertir que estos dos nudos se corresponden con dos de los nudos conectados a la generación no monitorizada y que precisamente son estos dos los que presentan las producciones peores estimadas de entre los cuatro (Figuras 4.38 y 4.41). Advertir también que el mayor error de flujo de potencia se da en la rama 1191-152, que resulta ser la rama que alimenta al CT del nudo 1520 (Figura 4.37). Esto es debido a que a las 19 horas, el flujo de potencia real fluye desde el nudo 152 al nudo 1191, pero el flujo de potencia estimado fluye desde el nudo 1191 al 152, puesto que se estima una producción muy inferior a la real a esa hora (Figura 4.41).

En conclusión, los errores de la metodología propuesta en este caso son muy aceptables considerando que existen cuatro GDs sin medidas. No obstante, la estimación de la producción de generación no monitorizada no es el objetivo de la metodología propuesta y la bondad de la estimación de dicha producción depende del acierto de los perfiles y factores estándares definidos en el Real Decreto. Todo esto implica que cuantas más plantas de generación sin medidas tenga la red, más vulnerable será la calidad de la estimación de estado final del sistema. Aun así, la metodología propuesta puede gestionar numerosos GDs no monitorizados y estimar un estado de la red bastante fiel al real, tal y como se demuestra en este caso, con un error medio en los flujos de potencia por las ramas inferior al 1,5% y un error medio en los módulos de las tensiones inferior a 7,5V.

4.3.3. Análisis de la frecuencia de medidas en la ventana móvil

En este último punto se consideran cuestiones adicionales de gran interés práctico en la realidad: la frecuencia de las medidas de campo y el número de CCDs del sistema. La idea de considerar una mayor frecuencia de registro de las medidas de campo está intrínsecamente ligada al aumento del número de CCDs en la red, puesto que el problema de mínimos cuadrados del Estimador de Cargas (3.2) requiere una redundancia mínima para que la solución sea fiable. Hasta ahora todas las pruebas realizadas en esta tesis se han llevado a cabo considerando una sola medida por hora, esto es, 24 medidas a lo largo del día (con el único interés de facilitar la comprensión de los desarrollos). Sin embargo, si el escenario de consumo requiriera aumentar el número de CCDs en la red, sí podría ocurrir que fuera indispensable aumentar la frecuencia de las medidas de campo. En concreto, el caso del alimentador 1 de la Red Real ha consistido hasta ahora en 8 CCDs y 24 medidas diarias, combinación que ofrece una redundancia de tres. Sin embargo, un aumento del número de CCDs a 13 (manteniendo 24 medidas diarias) disminuiría la redundancia del sistema a menos de dos, perjudicando así a la convergencia del algoritmo. En general, cuanto mayor sea el número de medidas consideradas en la ventana móvil, más factores de utilización podrán ser estimados.

Otra situación posible sería tener una alta frecuencia de registro (muy superior a la estrictamente necesaria para conseguir la redundancia mínima, por ejemplo 2) y aprovecharla simplemente para mejorar las condiciones de cálculo del problema de mínimos cuadrados del Estimador de Cargas. Un ejemplo ilustrativo de este caso sería considerar el mismo escenario de consumo de la Red Real que se ha venido estudiando en apartados anteriores (por lo tanto, las mismas 14 CCDs), pero con cuatro registros de medidas cada hora en vez de una. Esto supondría un registro

cada cuarto de hora y un total de 96 medidas en la ventana móvil. La Tabla 4.21 muestra la comparativa de los errores cometidos en el Caso Ideal RR con 24 medidas y el mismo Caso Ideal RR con 96 medidas. Observar cómo disminuyen los errores al aumentar el número de medidas. Una vez más, por ser Casos Ideales, se ha tomado un criterio de convergencia más preciso (10^{-7} p.u.).

Tabla 4.21: Comparación Casos Ideales RR con 24 y 96 medidas

	Caso Ideal RR 24	Caso Ideal RR 96
Error módulo tensión (p.u.)	$5,81 \cdot 10^{-9}$	$7,50 \cdot 10^{-10}$
Error ángulo tensión ($^{\circ}$)	$3,17 \cdot 10^{-7}$	$3,95 \cdot 10^{-8}$
Error consumos (W)	$1,09 \cdot 10^{-1}$	$1,80 \cdot 10^{-2}$
Error pérdidas (W)	$1,53 \cdot 10^{-1}$	$1,28 \cdot 10^{-2}$

Esta misma comparativa se lleva a cabo en el caso realista más común de todos, es decir, el que tiene la base de datos de CCDs perturbada e incompleta. En concreto, se toma el Caso A RR de 24 medidas y se compara con su análogo de 96. Los resultados se muestran en la Tabla 4.22. Observar cómo mejoran los resultados al aumentar el número de medidas.

Tabla 4.22: Comparación Casos A RR con 24 y 96 medidas

	Caso A RR 24	Caso A RR 96
Error módulo tensión (p.u.)	$5,97 \cdot 10^{-4}$	$5,80 \cdot 10^{-4}$
Error ángulo tensión ($^{\circ}$)	$3,08 \cdot 10^{-2}$	$2,97 \cdot 10^{-2}$
Error consumos (kW)	8,27	7,78
Error pérdidas (kW)	8,76	8,50

La conclusión que se extrae de estas tablas es que a mayor frecuencia de medidas de campo, mejor ajusta el Estimador de Cargas los consumos, lo que permite mejorar el estado estimado.

Capítulo 5

Conclusions and Future Developments

5.1. Recapitulation

This work has addressed and tested a new distribution system state estimator specially designed to be applied downstream of the HV/MV substations in radial medium voltage networks.

Despite of the fact that DSSE plays an essential role in DMS, its real implementation is still highly conditioned to the lack of proper infrastructure, the limited number of measurement available in real time (limited in most cases to the main substations), the huge penetration of non-telemetered distributed generation and the distinct features that make MV distribution systems be prone to ill-conditioning.

As a result of the analysis carried out in existing literature, a set of gaps and needs in the addressed problem have been identified. As a starting point of the research, the development of a load allocation that uses daily load curves and a state estimation algorithm within a sliding window is proposed.

5.2. Conclusion

The aim of this work has been to integrate a LA problem into a DSSE, in such a way that the proposed load allocation is not left before state estimation but they feed each other to improve the final solution, solved as a whole. The LA methodology solves the problem of non-observability by estimating pseudo-measurements. DSSE uses these load estimations and employs other available measurements along the analyzed feeders in order to compute the best state that matches all these real and estimated measurements.

The main characteristics and innovations of this work can be summarized as:

- The feedback between LA and DSSE applications improves the estimation. On the one hand, the feedback allows to fit all the available real measurements and the pseudo-measurements estimated by LA problem iteratively. On the other hand, the feedback improves the LA estimations by fitting the system losses previously estimated by the DSSE; this procedure involves the system equations only once, making the whole methodology more efficient.
- Since the output of each application (LA and DSSE) depends on the other, an exact solution from each application makes no sense. Instead, a single iteration for the LA and DSSE applications independently are sufficient, and the convergence of the whole procedure is guaranteed by the feedback between both application. This simplification speeds up the whole procedure.
- Regarding the LA problem and its solution, an approximated linear solution is considered in an effort to speed up the final whole solution, once again. This choice does not guarantee a final positive utilization factors (λ) by itself, so a

way to avoid non-negative λ values has been added by dismissing the daily load curves associated to those negatives in the current iteration. It is important to bear in mind that negative values could result for either of two reasons: a missing or non proper DLC is under consideration or input data for LA comprises power values far beyond that total load demand due to high power losses (the latter case is reconstituted in the next iteration, when all DLCs are considered by default again).

- The use of a sliding input data greatly enriches the proposed solution since it solves one of the main difficulties that the LA problem faces, which is the lack of available measurements.
- Returning to the LA problem, two main benefits to emphasize. Firstly, the dynamic nature of the new process which stems from additionally taking into account the preceding measurements and not only the current measurement. Secondly, the capacity of estimating loads using DLCs.
- DLCs play a major role and results are sensitive to their proper inclusion. The quality of the results are significantly influenced by a proper DLCs database that characterized all the existing consumers. The more complete the DLC database is, the more accurate the DSSE. The currently massive deployed smart meters and concentrators allow ensuring that such database is imminent. On a different note, it is true that these last data have a different nature and resolution than the real time measurements on the MV systems; however, this load information is the only available to date to try to feature load demand.
- The methodology estimates the state of each feeder in turn, which involves a practical and manageable way to tackle medium voltage systems. This way of

addressing the problem is really efficient taking into account that in practice, up to fifteen or twenty feeders might be connected to the same MV busbar and every feeder typically reaches dozens of DTs, so the size of the resulting problem, treated as a whole, might convert into an excessive size.

- The network is divided into as many areas as P-Q flow measurements are available along the feeder. The whole methodology is composed of as many LA executions as additional pairs of P-Q flow measurements are available, but only one execution of DSSE is performed. This procedure allows to separate the different focus of error within the areas, each one headed by its respective flow measurements, and therefore, decrease the risk of error.
- Distributed generation is also considered, no matter if on-line measurements are or are not available. If inversion of the flow is produced by a high level of DG penetration and current measurements are only available at the feeder head, the proposed methodology is forced to suppose a direction for the flow. However, it must be noted that this situation tends to be quite improbable due to the current tendency of governments legislation and distribution power companies in this sense.
- The proposed methodology is tested on two different networks: a benchmark network and a real network. The test performed on the benchmark system has been all conducted to quantify the accuracy of the results when different levels of disinformation and/or lack of quality in DLCs exist. Nevertheless, a quite stressing test has been carried out for a real larger system in order to know if the approach remains valid and to emphasize the typical problems presented in real scenarios. The real network tested has 100 buses, 61 branches, 38 DTs, 4

monitored and 4 non-monitored DGs, all of them distributed in two feeders of 11.8 and 8.7 km long respectively.

5.3. Contributions

It can therefore be concluded that the developed tool represents a significant contribution to the medium voltage distribution state estimation field. In fact, this work has been developed as part of several projects. The results obtained in this thesis have been presented in a scientific journal and a technical meeting, which are cited below.

Participation in research projects

- E3MEL. Soluciones Avanzadas de Eficiencia Energética y Económica en el Mercado Eléctrico (ITC-20111027). Duration, from:2012 to:2014.
- PRICE. Proyecto Conjunto de Redes Inteligentes en el Corredor de Henares. Gestión de la Generación Distribuida (IPT-2011-1501-920000). Duration, from: 2011 to: 2014.
- DENISE. Proyecto de Distribución Energética Inteligente, Segura y Eficiente (Subproyecto Denise Endesa Distribución) (PI-0596/2007). Duration, from: 2007 to: 2011.
- Nuevas Aplicaciones Eléctricas de Supervisión y Control para la Explotación Óptima de Redes de Distribución Inteligentes (ENE 2007-633006). Duration, from: 2007 to: 2010.

Journal (indexed in the Journal Citation Report)

- Cristina Carmona-Delgado, Esther Romero- Ramos y Jesús Riquelme-Santos , *Fast and reliable distribution load and state estimator*, Electric Power System Reseach, vol.101, n°1, pp.110-124, August 2013 (accepted 16 March 2013).

Contribution to conference

- C.Carmona, E.Romero-Ramos, J.Riquelme y A.Gómez-Expósito, *Distribution Transformer Load Allocation from Substation Measurements and Load Patterns*, IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies Europe, 11-13/octubre/2010, Gotemburgo, Suecia.

5.4. Future Developments

Throughout the years devoted to develop this thesis, some research lines have been put aside due to the impossibility to tackle all the challenges that Distribution State Estimation poses. Others have arisen from the research performed and the obtained results. Next, some of these identified lines of research are pointed out:

- Mainstreaming the low voltage network as part of the system under study, in such a way that a two-stage state estimation methodology was developed. The methodology proposed in this thesis for MV systems would be adapted to LV systems in order to taking into account the specifics of the latter (like the high imbalance or the neutral consideration, among others). Even though both state estimators would be decoupled, they would iterate sequentially. The target would be to integrate two distribution system state estimators accomplished in different areas in which the smart grid is divided.

- Extending the concept of static estate estimation to a dynamic one. The aim is to provide a recursive update of the estate estimated that can also track the changes occurring during normal system operation, and not only a single set of measurements all taken at one snapshot in time.
- Including the treatment of weakly meshed networks.
- Assessment of daily load curves taking advantage of the new amount of information collected at DTs concentrators, considering the importance of the DLCs in the proposed methodology.
- Taking into account pseudomeasurements neither gaussian nor independent among them, which are the assumptions adopted in most papers, although it does not reflect a realistic situation in lowest voltage systems. On one hand, there is an actual measurement dependency, which increases as the voltage level decreases. If statistical correlations among measurements errors are properly modeled and considered in the estimation procedure, a better estimate of the state of the system can be achieved. It would be reflected in the non-diagonal terms of the weighting matrix. On the other hand, measurement are not gaussian-distributed, which also increases as the voltage level decreases and the demand is less aggregated. It would imply not to assume the WLS model.

Referencias

- [1] A.Gómez-Expósito, A.Abur, A.de la Villa Jaen y C.Gómez-Quiles, *A Multilevel State Estimation Paradigm for Smart Grids*, Proceedings of the IEEE, vol.99, n°6, junio 2011, pp.952-976.
- [2] Y.Huang, S.Werner, J.Huang, N.Kashyap y V.Gupta, *State Estimation in Electric Power Grids*, Signal Processing Magazine IEEE, vol.29, n°5, septiembre 2012, pp.33-43.
- [3] Session Chair: Bikash Pal, *Challenges in Distribution System State Estimation*, Panel session of IEEE PES General Meeting, San Diego, July 22-26, 2012.
- [4] Session Chair: Malcolm Irving, *Novel State Estimation for Smart Distribution and Transmission Network Operation*, Panel session of IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe, Berlin, October 14-17, 2012.
- [5] A.Abur y A.Gómez-Expósito, *Power Systems State Estimation: Theory and Implementation*, ISBN 0-8247-5570-7. Marcel Dekker, 2004.
- [6] W.H.Kersting y W.H.Phillips, *Load Allocation based upon Automatic Readings*, Transmission and Distribution Conference and Exposition, T & D. IEEE/PES, 2008, pp.1-7.

- [7] R.Brakken, T.A.Laoussine, S.J.Steffel and D.Sikes *Integrating Customer Load and GIS Data for Improved Distribution Planning and Operations (Updated)*, Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2005/2006 IEEE, 2006, pp.1056-1063.
- [8] F.Schwepe y B.Douglas, *Power System Static-State Estimation*, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol.PAS-89, 1970, pp.120-135.
- [9] F.Schwepe y E.Handschin, *Static State Estimation in Electric Power Systems*, Proceedings IEEE, vol.62, julio 1974, pp.972-983.
- [10] F.Wu, *Power System State Estimation*, Electrical Power and Energy Systems, vol.12(2), abril 1990, pp.80-87.
- [11] A.Monticelli, *State Estimation in Electric Power Systems. A Generalized Approach*, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [12] I.Roytelman y S.M.Shahidehpour, *State Estimation for Electric Power Distribution Systems in Quasi Real-Time Conditions*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.8, n°4, octubre 1993, pp.2009-2015.
- [13] M.K.Celik y W.H.E.Liu, *A Practical Distribution State Calculation Algorithm*, Proceedings of PES Winter Meeting, 1999.
- [14] C.S.Cheng y D.Shirmohammadi, *A Three-phase Power Flow Method for Real-Time Distribution System Analysis*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.10, n°2, mayo 1995, pp.671-679.
- [15] A.K.Ghosh, D.L.Lubkeman y R.H.Jones, *Distribution Circuit State Estimation Using a Probabilistic Approach*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.12, n°1, febrero 1997, pp.45-51.

- [16] A.K.Ghosh, D.L.Lubkeman, M.J.Downey y R.H.Jones, *Load Modeling for Distribution Circuit State Estimation*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.12, n°2, abril 1997, pp.999-1005.
- [17] D.L.Lubkeman, J.Zhang, A.K.Ghosh y R.H.Jones, *Field Results for a Distribution Circuit State Estimator Implementation*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.15, n°1, enero 2000, pp.399-406.
- [18] A.T.Saric y R.M.Ciric, *Integrated Fuzzy State Estimation and Load Flow Analysis in Distribution Networks*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.18, n°2, abril 2003, pp.571-578.
- [19] V.P.Borozan y N.L.J.Rajakovic, *Load Estimation for Distribution Systems with Minimum Information*, European Transactions on Electrical Power, vol.14, n°6, december 2004, pp.331-345.
- [20] R.Hoffman, *Practical State Estimation for Electric Distribution Networks*, Power Systems Conference and Exposition, 2006, PSCE'06, IEEE PES, pp.510-517.
- [21] M.E.Baran y A.W.Kelley, *State Estimation for Real-Time Monitoring of Distribution Systems*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.9, n°3, agosto 1994, pp.1601-1608.
- [22] M.E.Baran y A.W.Kelley, *A Branch-Current-Based State Estimation Method for Distribution Systems*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.10, n°1, febrero 1995, pp.483-491.

-
- [23] W.M.Lin, J.H.Teng and S.J.Chen, *A Highly Efficient Algorithm in Treating Current Measurements for the Branch-Current-Based Distribution State Estimation*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.16, n°3, julio 2001, pp.433-439.
- [24] C.N.Lu, J.H.Teng y W.H.E.Liu, *Distribution System State Estimation*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.10, n°1, febrero 1995, pp.229-240.
- [25] W.M.Lin y J.H.Teng, *Distribution Fast Decoupled State Estimation by Measurement Pairing*, IEEE Proceedings, Generation, Transmission and Distribution, vol.143, n°1, enero 1996, pp.43-48.
- [26] W.M.Lin y J.H.Teng, *State Estimation for Distribution Systems with Zero-Injection Constraints*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.11, n°1, febrero 1996, pp.43-48.
- [27] K.Li, *State Estimation for Power Distribution System and Measurement Impacts*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.11, n°2, mayo 1996, pp.911-916.
- [28] V.Miranda, J.Pereira y J.T.Saraiva, *Load Allocation in DMS with a Fuzzy State Estimator*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.15, n°2, mayo 2000, pp.529-534.
- [29] R.Singh, B.C.Pal y R.A.Jabr, *Choice of Estimator for Distribution System State Estimation*, IET Gen.,Transm.,Distrib., vol.3, n°7, julio 2009, pp.666-678.
- [30] R.Singh, B.C.Pal y R.A.Jabr, *Distribution System State Estimation through Gaussian Mixture Model of the Load as Pseudo-Measurement*, IET Gen.,Transm.,Distrib., vol.4, n°1, enero 2010, p.50-59.

- [31] D.J.Salmond, *Mixture Reduction Algorithms for Uncertain Tracking*, Technical Report 88004, Royal Aerospace Establishment, Farnborough, UK, 1988.
- [32] E.Manitsas, R.Singh, B.C.Pal y G.Strbac, *Distribution System State Estimation Using an Artificial Neural Network Approach for Pseudo Measurement Modeling*, IEEE Transactions on Power Systems, vol., n^o, f 2012, pp.
- [33] J.Wan y K.N.Miu, *Weighted Least Squares Methods for Load Estimation in Distribution Networks*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.18, n^o4, noviembre 2003, pp.1338-1345.
- [34] J.Wan y K.N.Miu, *A WLS Method for Load Estimation in Unbalanced Distribution Networks*, Proc. 2002 IEEE Power Eng. Soc. Winter Meeting, vol.2, 2002, pp.969-974.
- [35] A.T.Saric y A.Rankovic, *Load Reallocation Based Algorithm for State Estimation in Distribution Networks with Distributed Generators*, Electric Power Systems Research, vol.84, n^o1, pp.72-82, marzo 2012.
- [36] G.Valverde, A.T.Saric y V.Terzija, *Iterative Load Re-allocation for Distribution State Estimation*, Power Tech. Conference 2011 IEEE Trondheim.
- [37] J.A.Jardini, C.M.V.Tahan, M.R.Gouvea, S.U.Ahan y F.M.Figueiredo, *Daily Load Profiles for Residential, Commercial and Industrial Low Voltage Consumers*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.15, n^o1, enero 2000, pp.375-380.
- [38] D.Gerbec, S.Gasperic, I.Smon y F.Gubina, *Allocation of the Load Profiles to Consumers Using Probabilistic Neural Networks*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.20, n^o2, mayo 2005, pp.548-555.

- [39] C.S.Chen, J.C.Hwang y C.W.Huang, *Application of Load Survey Systems to Proper Tariff Design*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.12, n°4, noviembre 1997, pp.1746-1751.
- [40] A.Shafiu, N.Jenkins y G.Strbac, *Measurement Location for State Estimation of Distribution Networks with Generation*, IEEE Generation, Transmission and Distribution, vol.152, n°2, marzo 2005, pp.240-246.
- [41] J.Wan y K.N.Miu, *Meter Placement for Load Estimation in Radial Power Distribution Systems*, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2004. Proceedings. ISCAS'04.
- [42] M.E.Baran, J.Zhu y A.W.Kelley, *Meter Placement for Real Time Monitoring of Distribution Feeders*, IEEE Transactions on Power Systems, vol.11, n°1, febrero 1996, pp.332-337.
- [43] H.L.Willis, *Power Distribution Planning Reference Book*, ISBN 0-8247-4875-1. Marcel Dekker, 2004.
- [44] C.W.Gellings, *Power to the People*, IEEE Power and Energy Magazine, Vol.9, No.5, Digital Object Identifier: 10.1109/MPE.2011.941830, 2011, pp.52-63.
- [45] *INL Idaho National Laboratory.2009.National SCADA Test Bed Substation Automation Evaluation Report*, INL/EXT-09-15321, Idaho National Laboratory, Idaho Falls, Idaho. Accessed December 13, 2012 at <http://www.inl.gov/technicalpublications/Documents/4374057.pdf> (undated webpage).
- [46] C.Carmona-Delgado, E.Romero-Ramos, J.Riquelme y A.Gómez-Expósito, *Distribution Transformer Load Allocation from Substation Measurements and Load*

- Patterns*, IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies Europe, 11-13/octubre/2010, Gotemburgo, Suecia.
- [47] A.Abur y A.Gómez-Expósito, *Detecting Multiple Solutions in State Estimation in the Presence of Current Magnitude Measurements*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.12, No.1, pp.370-375, 1997.
- [48] K.Samarakoon, W.Jianzhong, J.Ekanayake, N.Jenkins, *Use of Delayed Smart Meter Measurements for Distribution State Estimation*, Power and Energy Society General Meeting, pp.1-6, 2011.
- [49] *Assessment of Demand Response and Advanced Metering, Staff Report*, Federal Energy Regulatory Commission, USA, Aug-2006.
- [50] *Assessment of Demand Response and Advanced Metering, Staff Report*, Federal Energy Regulatory Commission, USA, Dec-2008.
- [51] *Assessment of Demand Response and Advanced Metering, Staff Report*, Federal Energy Regulatory Commission, USA, Sep-2009.
- [52] *A Review of Smart Meters Rollout for Electricity in the Energy Community*, Energy Community Regulatory Board, 2010.
- [53] R.C.Sonderegger, D.Henderson, S.Bubb and J.Steury *Distributed Asset Insight*, Power and Energy Magazine, IEEE, pp.32-39, 2004.
- [54] *Smart Metering Implementation Programme: Prospectus*, Department of Energy and Climate Change, UK, Sep-2010.
- [55] *Real Decreto 1699/2011 de 18 de noviembre* (Diciembre 2012)
<http://www.boe.es/boe/dias/2011/12/08/pdfs/BOE-A-2011-19242.pdf>.

- [56] *Real Decreto 661/2007 de 25 de mayo* (Diciembre 2012)
<http://www.boe.es/boe/dias/2007/05/26/pdfs/A22846-22886.pdf>.
- [57] *Código Técnico de la Edificación* (Diciembre 2012)
http://www.codigotecnico.org/cte/export/sites/default/web/galerias/archivos/DB_HE_abril_2009.pdf.
- [58] *Real Decreto 1565/2010 de 19 de noviembre* (Diciembre 2012)
<http://www.boe.es/boe/dias/2010/11/23/pdfs/BOE-A-2010-17976.pdf>
- [59] *Distributed generation technical interconnection requirements interconnections at voltages 50kV and below*. Report DT-10-015 REV.2. HYDRO ONE NETWORKS INC. JUNE 2011. Accessed December 13, 2012 at <http://www.hydroone.com/Generators/Pages/TechnicalRequirements.aspx> (undated webpage).
- [60] J.W.Gu, K.A.Clements, G.R.Krumpholz y P.W.Davis, *The Solution of Ill-Conditioned Power Systems State Estimation Problems via the Method of Peters and Wilkinson*, PICA Conference Proceedings, mayo 1983, Houston, pp.239-246.
- [61] F.C.Aschmoneit, N.M.Peterson y E.C.Adrian, *State Estimation with Equality Constraints*, Tenth PICA Conference Proceedings, mayo 1977, Toronto, pp.427-430.
- [62] A.Monticelli, C.A.F.Murari y F.F.Wu, *A Hybrid State Estimation: Solving Normal Equations by Orthogonal Transformations*, IEEE Trans. Power App. and Syst., Vol.PAS-105, pp.3460-3468, diciembre 1985.

- [63] A.Abur y A.Gómez-Expósito, *Observability and Bad Data Identification when using Ampere Measurements in State Estimation*, International Symposium on Circuits and Systems 1993 (ISCAS'93), Vol.4, pp.2668-2671.
- [64] F.F.Wu, W.H.W.Liu y S.M.Lun, *Observability Analysis and Bad Data Processing for State Estimation with Equality Constraints*, IEEE PES Winter Meeting, febrero 1987, New Orleans.
- [65] A.Simoes-Costa y V.H.Quintana, *A Robus Numerical Technique for Power System State Estimation*, IEEE Trans. App. and Syst., Vol.100, pp.691-698, febrero 1981.
- [66] A.Simoes-Costa y V.H.Quintana, *An Orthogonal Row Processing Algorithm for Power System Sequential State Estimation*, IEEE Trans. App. and Syst., vol.100, pp.3791-3800, agosto 1981.
- [67] J.W.Wang y V.H.Quintana, *A Decoupled Orthogonal Row Processing Algorithm for Power State Estimation*, IEEE Trans. App. and Syst., pp.2337-2344, agosto 1984.
- [68] U.S.Department of Energy, *Contribution to Power System State Estimation and Transient Stability Analysis*, prepared by ESCA Corporation, febrero 1984.
- [69] A.Gjelsvik, S.Aam y L.Holten, *Hachtel's Augmented Matrix Method - A Rapid Method Improving Numerical Stability in Power System Static State Estimation*, IEEE Trans. Power App. and Syst., Vol.PAS-104, pp.2987-2993, noviembre 1985.

- [70] W.H.E.Liu, F.F.Wu, L.Holten, A.Gjelsvik y S.Aam, *Computational Issues in the Hachtel's Augmented Matrix Method for Power System State Estimation*, Proc. 9th Power System Computation Conference, Lisbon, septiembre 1987.
- [71] L.Holten, A.Gjelsvik, S.Aam, F.F.Wu y W.E.Liu, *Comparison of Different Methods for State Estimation*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.3, pp.29-37, 1988.
- [72] R.Singh, B.C.Pal y R.A.Jabr, *Statistical Representation of Distribution System Loads Using Gaussian Mixture Model*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.25, No.4, noviembre 2010.
- [73] M.E.Oliveira y A.P.Feltrin, *A Top-Down Approach for Distribution Loss Evaluation*, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.24, No.4, octubre 2009.
- [74] K.Rudion, A.Orths, Z.A.Styczynski y K.Strunz, *Design of Benchmark of Medium Voltage Distribution Network for Investigation of DG Integration*, IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2006.
- [75] Red Eléctrica de España S.A., *Proyecto INDEL. Atlas de la Demanda Eléctrica Española*.
- [76] R.Mínguez, A.J.Conejo and A.S.Hadi, *Non Gaussian State Estimation in Power Systems in Advances in Mathematical and Statistical Modeling*, Statistics for Industry and Technology (SIT).
- [77] E.Caro, A.J.Conejo and R.Mínguez, *Power System State Estimation Considering Measurement Dependencies*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.24, No.4, noviembre 2009.

Apéndice A

Redes probadas

Este Apéndice describe cómo se han obtenido los consumos exactos de todos los escenarios probados en el Capítulo 4 de resultados, así como los parámetros de las dos redes utilizadas.

A.1. Red Estándar

La Red Estándar deriva de una red de distribución radial alemana de 20kV [74], alimentada desde una subestación 110/20kV, tal y como se introdujo en el Capítulo 4 Resultados. A continuación se detallan todos los puntos a tener en cuenta para generar los consumos exactos.

Curvas de carga

Las seis CCDs de esta red han sido tomadas de la combinación de dos fuentes de información: de [75] y de estudios hechos para distribuidoras españolas de estimación de CCDs que representen hábitos de consumos de los clientes estudiados (Apéndice B). Dichas CCDs ya fueron representadas en la Sección 4.2, no obstante se vuelven a recordar en las Figuras A.1, A.2 y A.3.

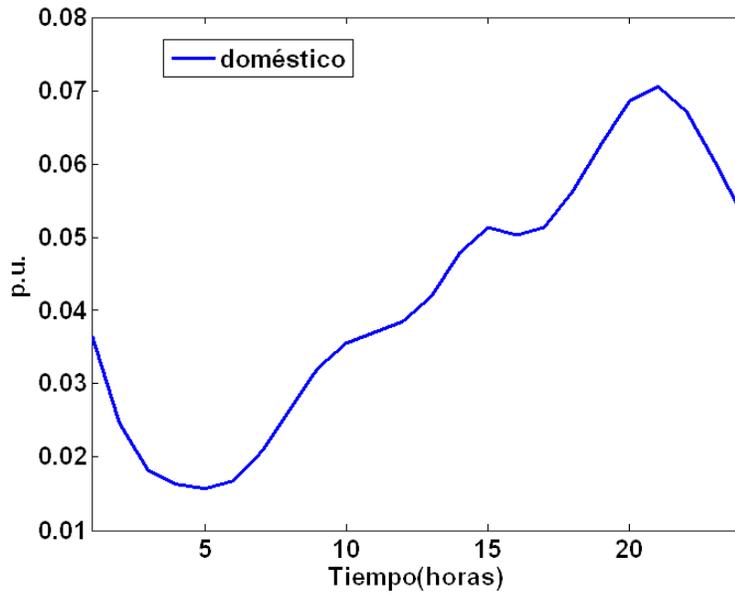


Figura A.1: CCD del único cliente tipo doméstico de la Red Estándar

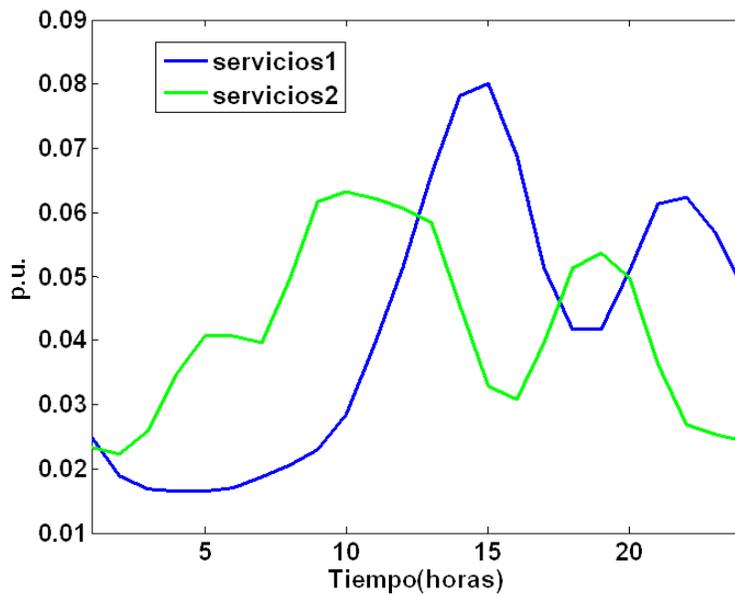


Figura A.2: CCDs de los dos clientes tipo servicios de la Red Estándar

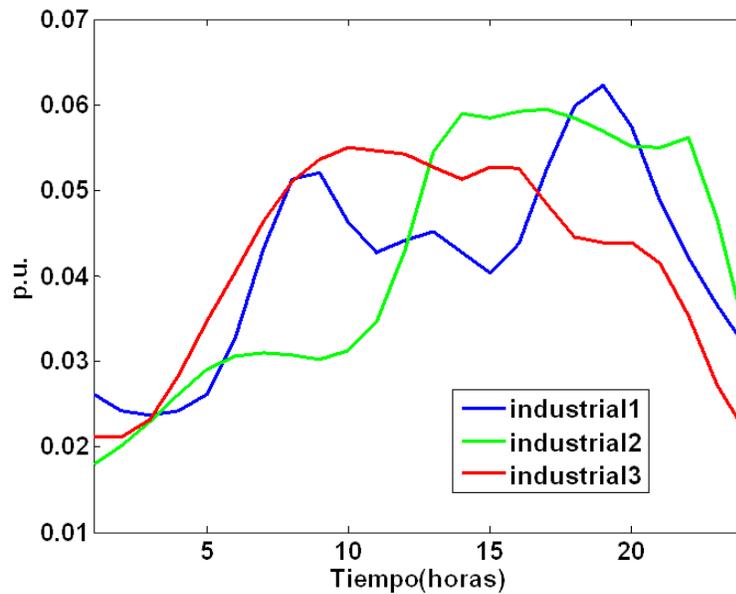


Figura A.3: CCDs de los tres clientes tipo industriales de la Red Estándar

Potencias contratadas

Los consumos totales de los CTs sugeridos en [74] se han tomado como referencia para asignar las potencias contratadas de los mismos CTs en el escenario que la tesis plantea para esta red. Las potencias contratadas por CT se han asignado, no sólo por tipologías (residencial, industrial y servicios), sino que también se ha hecho un reparto proporcional por clientes tipo, lo que ha servido de referencia al generar los consumos exactos. Dichas potencias contratadas, aunque ya fueron representadas en la Sección 4.2, se muestran de nuevo en la Tabla A.1.

Tabla A.1: Potencias contratadas por tipos de carga: Dom(doméstica), Ind(industrial) y Ser(servicios) y proporción entre los clientes tipo de cada una de ellas en kW.

Nudo	Dom	Cliente Ind 1	Cliente Ind 2	Cliente Ind 3	Ind	Cliente Ser 1	Cliente Ser 2	Ser	Potencia Contratada Total del Nudo (kW)
3	400	0	0	0	0	100	0	100	600
4	300	0	0	0	0	0	100	100	500
5	600	0	0	0	0	0	0	0	600
6	500	0	0	0	0	0	0	0	500
7	0	0	300	300	600	0	0	0	1200
8	400	0	0	0	0	0	200	200	800
9	0	100	0	0	100	0	0	0	200
10	250	200	0	0	200	150	0	150	950
11	0	0	100	0	100	0	0	0	200

Consumos exactos

Los consumos exactos de cada CT son el objetivo de la estimación del Estimador de Cargas y se han calculado con el único propósito de evaluar el resultado de las estimaciones. Los consumos exactos se han obtenido como la suma ponderada de todas las CCDs asociadas a los clientes tipo que consumen en dicho CT. Los factores que ponderan la suma escalan cada CCD tal que su valor máximo coincide con la potencia contratada por cliente tipo anteriormente mencionada. En la Tabla A.2 se muestran los consumos exactos de todos los nudos de la red para un día completo.

Tabla A.2: Potencias consumidas (kW) en la Red Estándar

Hora del día	Nudo								
	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	238.18	192.25	310.49	258.74	231.15	281.01	41.98	260.12	30.24
2	163.59	140.33	209.79	174.83	231.69	210.73	38.93	200.87	33.83
3	124.51	118.57	155.24	129.37	253.55	185.39	38.17	172.55	38.60
4	112.99	124.35	138.46	115.38	309.84	202.54	38.93	166.57	44.03
5	110.19	131.70	134.27	111.89	378.69	218.64	41.98	170.93	48.87
6	116.46	135.90	142.66	118.88	442.08	224.24	52.67	196.82	51.55
7	140.87	151.10	176.22	146.85	507.10	243.47	69.47	247.44	52.21
8	176.81	192.03	226.57	188.81	557.38	308.53	82.44	297.94	51.63
9	210.63	234.00	272.73	227.27	585.79	377.09	83.59	324.03	50.79
10	236.99	251.05	302.10	251.75	600.00	401.40	74.43	328.12	52.63
11	258.94	255.77	314.69	262.24	596.17	406.64	68.70	342.25	58.23
12	282.59	259.70	327.27	272.73	592.90	410.31	70.99	374.96	72.35
13	320.14	270.84	356.64	297.20	575.96	422.80	72.52	417.20	91.56
14	368.96	275.54	406.99	339.16	559.56	415.42	68.70	453.43	99.08
15	390.91	270.15	436.36	363.64	574.86	394.85	64.89	461.59	98.25
16	371.42	262.80	427.97	356.64	573.77	382.95	70.23	447.93	99.67
17	354.98	281.17	436.36	363.64	530.05	416.89	83.97	445.86	100.00
18	371.08	320.26	478.32	398.60	486.34	481.09	96.18	469.97	98.25
19	407.45	351.47	532.87	444.06	479.78	525.32	100.00	500.33	95.82
20	452.54	370.35	583.22	486.01	479.23	546.29	92.37	523.33	92.65
21	476.61	357.48	600.00	500.00	453.01	514.96	78.24	521.40	92.40
22	458.39	327.83	570.63	475.52	386.34	465.46	67.56	489.83	94.40
23	412.45	296.10	511.89	426.57	297.81	421.57	58.78	437.62	78.61
24	359.64	263.06	448.95	374.13	237.70	376.47	51.15	379.86	56.14

Los consumos de potencia reactiva se han obtenido aplicando factores de potencia típicos por tipologías: 0.87 para residencial, 0.92 para servicios y 0.98 para industrial.

Generación Dispersa

La generación dispersa se ha tomado de parques reales, ponderando sus valores para adaptarlos a la red de trabajo y a los requerimientos de las pruebas. La producción del cogenerador del nudo 9 se ha supuesto conocida siempre. Por lo contrario, la

producción del parque fotovoltaico del nudo 11 se ha supuesto desconocida y, por lo tanto, ha sido estimada. En ambos casos se ha supuesto factores de potencia unitarios. En la Tabla A.3 se muestran las producciones exactas de los dos GDs para un día completo.

Tabla A.3: Potencia inyectada por la GD (kW) en la Red Estándar

Hora del día	Cogenerador nudo 9	Generador fotovoltaico nudo 11
1	500.00	0.00
2	500.00	0.00
3	500.00	0.00
4	500.00	0.00
5	500.00	0.00
6	500.00	1.25
7	500.00	7.50
8	500.00	18.75
9	500.00	34.38
10	500.00	46.88
11	500.00	50.00
12	500.00	50.00
13	500.00	50.00
14	500.00	50.00
15	500.00	50.00
16	500.00	43.75
17	500.00	31.25
18	500.00	12.50
19	500.00	0.00
20	500.00	0.00
21	500.00	0.00
22	500.00	0.00
23	500.00	0.00
24	500.00	0.00

Medidas en tiempo real

Las medidas reales de campo resultan de la ejecución de veinticuatro flujos de cargas (un día completo) a partir del conocimiento de todos los consumos de la red y toda

la generación dispersa. Para las simulaciones de la Red Estándar se ha recurrido a las siguientes medidas reales de campo:

- Las denominadas *medidas esenciales*: módulo de la tensión en barras de la subestación (nudo 1) y la pareja de flujos de potencia activa y reactiva en la cabecera del alimentador (línea 1-2).
- Las denominadas *medidas adicionales I*: par de medidas de flujos de potencia activa y reactiva en cualquier tramo de línea que no sea la cabecera (líneas 7-3, 7-8 y 7-11).
- Las denominadas *medidas adicionales II*: par de medidas de inyección de potencia activa y reactiva en cualquier CT de la red (nudo 9).

Parámetros de las líneas

Por último se muestran los parámetros de las líneas de la Red Estándar en la Tabla A.4.

Tabla A.4: Parámetros de las líneas de la Red Estándar

Nudo inicio	Nudo final	Resistencia (Ω/km)	Reactancia (Ω/km)	Susceptancia (Ω/km)	L (km)
1	2	0.579	0.367	$4,964 \cdot 10^{-5}$	2.820
2	3	0.164	0.113	$2,076 \cdot 10^{-3}$	4.420
3	4	0.262	0.121	$2,036 \cdot 10^{-3}$	0.610
4	5	0.354	0.129	$1,433 \cdot 10^{-3}$	0.560
5	6	0.336	0.126	$1,7246 \cdot 10^{-3}$	1.540
3	7	0.172	0.115	$2,066 \cdot 10^{-3}$	1.300
7	11	0.294	0.123	$1,759 \cdot 10^{-3}$	1.670
7	8	0.339	0.133	$1,372 \cdot 10^{-3}$	0.320
8	9	0.339	0.133	$1,518 \cdot 10^{-3}$	0.770
9	10	0.367	0.133	$1,433 \cdot 10^{-3}$	0.330

A.2. Red Real

La Red Real es parte de una red de distribución española de 15kV nominales y se alimenta de una subestación 66/15kV, como ya se comentó en el Capítulo 4 Resultados. Los puntos a tener en cuenta para generar los consumos exactos se enumeran a continuación.

Curvas de carga

Las catorce CCDs de esta red han sido tomadas de estudios hechos para una distribuidora española de estimación de CCDs que representen hábitos de consumos de los clientes estudiados (Apéndice B). Dichas CCDs ya fueron representadas en el Apartado 4.3 Red Real, no obstante se vuelven a recordar en las Figuras A.4, A.5, A.6 y A.7.

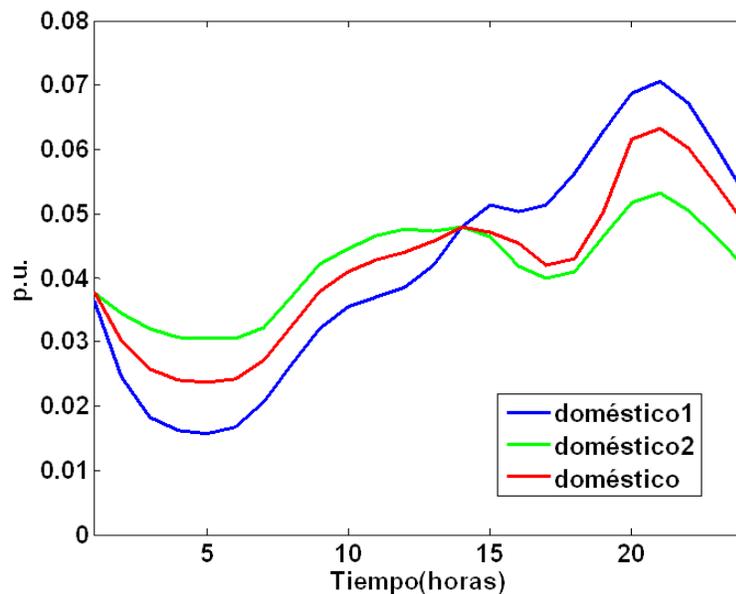


Figura A.4: CCDs de los clientes tipo domésticos de la Red Real

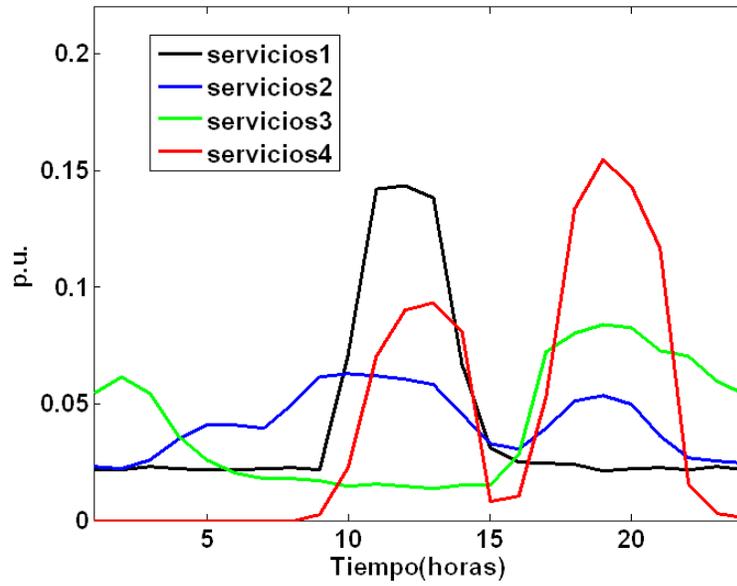


Figura A.5: CCDs de los clientes tipo servicios de la Red Real

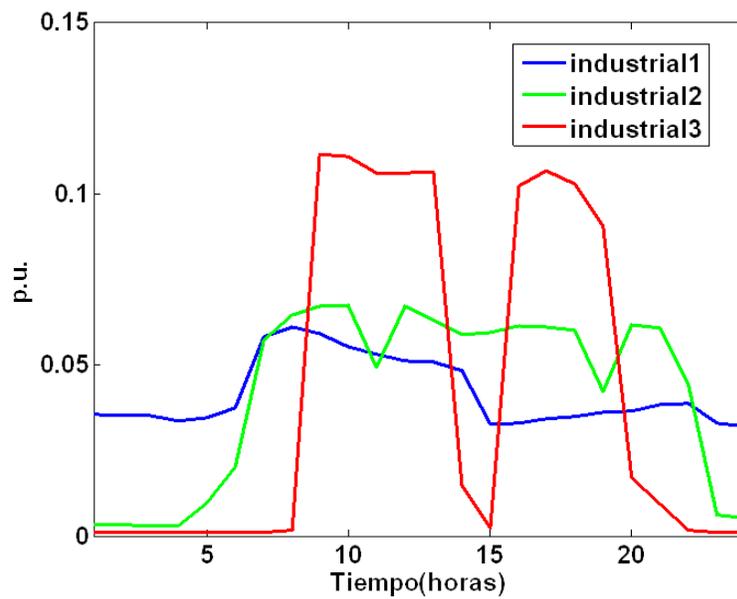


Figura A.6: CCDs de tres clientes tipo industriales de la Red Real

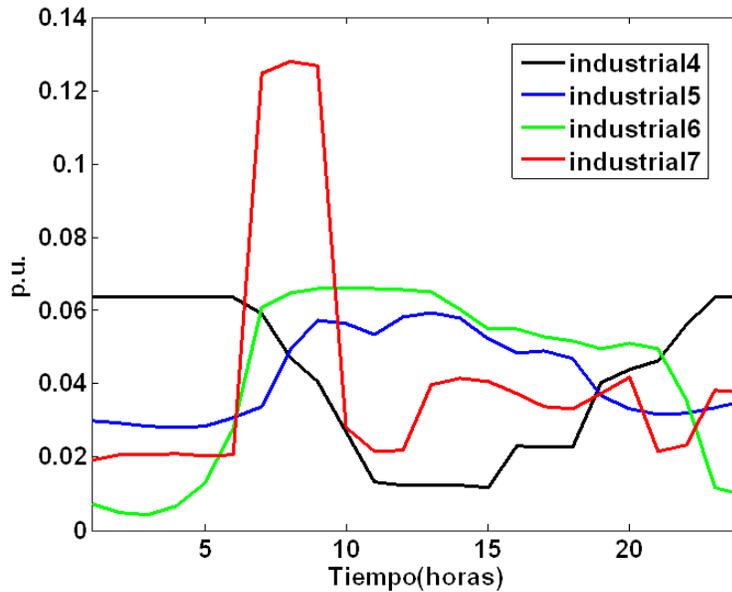


Figura A.7: CCDs de los cuatro clientes tipo industriales restantes de la Red Real

Potencias contratadas

Las potencias contratadas por tipologías usadas en las simulaciones son las verdaderas potencias contratadas de los CTs de esta red española. Ya se mostraron en la Sección 4.3 Red Real y se vuelven a recordar en la Tabla A.5.

Tabla A.5: Potencias contratadas por los catorce clientes tipo de la red (kW): Domésticos (D1,...,D3), Servicios (S1,...,S4) e Industriales (I1,...,I7)

Tabla A.5 – Primera parte. Alimentador 1

Nudo	D1	D2	D3	S1	S2	S3	S4	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
1110	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1120	0	0	0	75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1130	0	450	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1140	500	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1150	225	0	0	100	0	0	0	0	0	75	0	0	0	0
1160	0	60	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0
1170	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1180	30	0	0	0	0	65	0	0	0	0	0	0	0	0

Continúa en la página siguiente

Tabla A.5 – Segunda parte. Alimentador 2

Nudo	D1	D2	D3	S1	S2	S3	S4	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
1190	0	175	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1200	400	300	0	0	200	0	0	100	0	0	0	0	0	0
1210	0	500	0	0	0	200	0	0	0	100	0	0	0	0
1220	600	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1230	0	200	0	50	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0
1250	0	500	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0
1260	200	0	0	0	0	30	0	0	0	20	0	0	0	0
1270	500	0	0	30	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
1280	180	0	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	0
1290	0	0	0	0	0	110	0	50	0	0	0	0	0	0
1300	0	0	0	0	220	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1310	0	200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
132	0	0	0	0	0	800	0	0	0	0	0	0	0	0
1330	0	200	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0
1340	150	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0
1350	325	0	0	0	0	100	0	0	0	100	0	0	0	0
1360	0	250	0	40	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0
137	0	0	0	0	0	0	0	370	0	0	0	0	0	0
1380	11	0	0	0	0	0	0	0	250	0	0	0	0	0
139	0	0	0	0	0	0	0	0	550	0	0	0	0	0
1400	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	630	0	0	0	0
1510	375	0	0	0	0	100	0	80	0	0	0	0	0	0
1520	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1530	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1540	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1550	220	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2110	0	0	200	0	0	0	0	0	0	0	0	200	0	0
212	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	320
2130	0	0	300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2140	0	0	450	0	0	0	100	0	0	0	130	0	0	0
2500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0
2510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0
252	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	121
2600	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	30	0
261	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	110	0	0	0
2700	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26

Continúa en la página siguiente

Tabla A.5 – Segunda parte. Alimentador 2

Nudo	D1	D2	D3	S1	S2	S3	S4	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
280	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	260	0
281	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0

Consumos exactos

Los consumos exactos de los CTs se han calculado como combinación lineal de las CCDs en base a la proporción de las potencias contratadas, de la misma forma que se hizo para la Red Estándar. La única diferencia es que esta vez se ha partido de las verdaderas potencias contratadas por tipologías de esta red real española. Los consumos de potencia reactiva también se han obtenido de la misma forma que para la Red Estándar, esto es, aplicando factores de potencia típicos por tipologías: 0.87 para residencial, 0.92 para servicios y 0.98 para industrial.

Generación dispersa

La producción de la generación dispersa se ha tomado de parques reales, ponderando sus valores para adaptarlos a la red de trabajo y a los requerimientos de las pruebas, suponiendo factores de potencia unitarios. Se han considerado ocho GDs:

- Seis GDs en el alimentador 1:
 - Dos de ellos con producción conocida: el cogenerador de 2GW instalados del nudo 139 y el parque fotovoltaico de 2GW del nudo 124.
 - Cuatro con producción desconocida: cuatro parques fotovoltaicos ubicados en los nudos 1120, 1380, 1400 y 1520 con potencias instaladas 150, 450, 225 y 225kW respectivamente.

- Dos GDs en el alimentador 2: ambos con producción conocida, tanto la central hidráulica de 1GW instalados del nudo 262 como la fotovoltaica de 1GW del nudo 282.

Medidas en tiempo real

Las medidas reales de campo resultan de la ejecución de tantos flujos de cargas como frecuencia de registro de medidas se hayan tenido disponibles en un día completo, a partir del conocimiento de todos los consumos de la red y toda la generación dispersa.

En esta red real se han probado dos frecuencias de registro:

- Un registro cada hora: esta frecuencia coincide con la simulada en la Red Estándar e supone 24 simulaciones en la ventana móvil diaria.
- Un registro cada cuarto de hora: esta frecuencia supone 96 simulaciones para el día completo.

Parámetros de las líneas

Por último, Las Tablas A.6 y A.7 muestran respectivamente los parámetros de las líneas y de los CTs de la Red Real.

Tabla A.6: Parámetros de las líneas de la Red Real

Tabla A.6

Nudo inicio	Nudo final	Resistencia(Ω/km)	Reactancia(Ω/km)	L(km)
110	111	0.122	0.102	1.605
111	112	0.125	0.094	0.064
112	113	0.119	0.100	0.210
113	114	0.119	0.100	0.210
114	115	0.136	0.103	0.242
115	116	0.127	0.103	0.330

Continua en la página siguiente

Tabla A.6 – Continuación

Nudo inicio	Nudo final	Resistencia(Ω/km)	Reactancia(Ω/km)	L(km)
116	1173	0.122	0.103	0.311
1173	1175	0.620	0.400	0.100
1175	117	0.285	0.171	0.421
117	118	0.202	0.112	0.564
118	1191	0.200	0.114	0.105
1191	119	0.184	0.105	0.076
119	120	0.199	0.110	0.654
120	121	0.203	0.113	0.300
121	122	0.201	0.111	0.710
122	123	0.199	0.109	0.211
123	124	0.118	0.100	0.110
124	1252	0.119	0.099	0.101
1252	125	0.475	0.308	0.120
125	126	0.200	0.113	0.080
126	127	0.202	0.111	0.450
127	128	0.202	0.113	0.514
128	129	0.200	0.100	0.040
129	130	0.200	0.113	0.150
130	131	0.200	0.111	0.235
131	132	0.160	0.104	0.250
132	133	0.145	0.106	0.180
133	134	0.200	0.110	0.190
134	135	0.432	0.123	0.650
135	136	0.200	0.112	0.170
136	137	0.121	0.102	0.560
137	1382	0.469	0.318	0.830
1382	138	0.660	0.178	0.197
138	139	0.111	0.111	0.018
139	140	0.196	0.110	0.245
121	153	0.310	0.120	0.100
1252	154	0.267	0.158	0.240
1173	150	0.200	0.100	0.030
1175	151	0.205	0.112	0.161
1191	152	1.059	0.412	0.051
1382	155	0.090	0.090	0.001
110	2112	0.563	0.375	0.016
2112	2113	0.610	0.406	0.620
2112	250	0.613	0.387	0.031
2113	2114	0.612	0.406	0.170

Continúa en la página siguiente

Tabla A.6 – Continuación

Nudo inicio	Nudo final	Resistencia(Ω/km)	Reactancia(Ω/km)	L(km)
2113	251	1.083	0.417	0.060
2114	2115	0.610	0.407	0.600
2114	252	0.600	0.400	0.030
2114	260	4.300	1.710	0.400
2114	261	0.789	0.417	0.180
2115	270	2.146	0.855	0.601
2115	211	0.216	0.118	0.051
211	212	0.122	0.103	0.476
212	213	0.122	0.103	0.476
213	214	0.168	0.108	0.435
261	262	2.373	1.255	0.550
211	2803	1.019	0.409	0.413
2803	2804	1.067	0.401	0.015
2803	281	0.183	0.117	0.060
2804	280	1.078	0.433	0.090
2804	282	5.158	0.422	0.019

Tabla A.7: Parámetros de los CTs de la Red Real

Tabla A.7

Nudo inicio	Nudo final	Resistencia(Ω)	Reactancia(Ω)	PInst(kVA)
111	1110	5.185	18.665	400
112	1120	9.171	29.529	250
113	1130	2.168	10.838	1000
114	1140	2.168	10.838	1000
115	1150	5.185	18.665	400
116	1160	5.185	18.665	400
117	1170	3.113	11.423	630
118	1180	3.113	11.423	630
119	1190	2.168	10.838	1000
120	1200	2.168	10.838	1000
121	1210	2.168	10.838	1000
122	1220	3.113	11.423	630
123	1230	3.113	11.423	630
125	1250	3.113	11.423	630

Continúa en la página siguiente

Tabla A.7 – Continuación

Nudo inicio	Nudo final	Resistencia (Ω)	Reactancia(Ω)	Pot.Inst(kVA)
126	1260	9.171	29.529	250
127	1270	3.113	11.423	630
128	1280	9.171	29.529	250
129	1290	5.185	18.665	400
130	1300	3.113	11.423	630
131	1310	2.168	10.838	1000
133	1330	9.171	29.529	250
134	1340	9.171	29.529	250
135	1350	2.168	10.838	1000
136	1360	3.113	11.423	630
138	1380	3.113	11.423	630
140	1400	3.113	11.423	630
151	1510	3.113	11.423	630
152	1520	30.090	69.810	100
153	1530	5.185	18.665	400
154	1540	3.113	11.423	630
155	1550	9.171	29.529	250
211	2110	5.185	18.665	400
213	2130	3.113	11.423	630
214	2140	2.168	10.838	1000
250	2500	75.054	135.096	50
251	2510	75.054	135.096	50
260	2600	75.054	135.096	50
270	2700	75.054	135.096	50

Conviene indicar el hecho de que en esta red se han modelado todos los CTs MT/BT, lo cual ha elevado el número de los nudos de tránsito del sistema a casi el 50 % del número total de nudos de la red.

Apéndice B

Curvas de Carga Diarias

Este Apéndice describe cómo se han obtenido las curvas de carga diarias (CCD) que representan los hábitos de consumo de los clientes de la Red Real. Estas CCDs son el resultado de estudios hechos por este mismo equipo de investigación para una compañía distribuidora de electricidad española que explota redes de MT de características similares a la denominada Red Real.

La información de partida de los dos estudios llevados a cabo son las curvas diarias de potencia activa consumida por dos conjuntos de muestras, referentes a clientes de BT y MT respectivamente. Los clientes están agrupados según su *Código Nacional de Actividad Económica* (CNAE). El objetivo de estos dos estudios es clasificar las muestras mediante un proceso de agrupación sucesiva que dé como resultado los perfiles de consumo diarios (CCDs) representativos de las dos muestras iniciales. El tecnicismo que define este tipo de técnicas de selección o agrupación es más conocido en su término anglosajón *clustering*, el cual se usará en el resto de este apéndice.

Las fases del estudio son las siguientes:

1. Análisis inicial de la muestra.

2. Filtrado previo.
3. Normalización de las curvas.
4. Curvas de carga diarias.

B.1. Análisis inicial de la muestra

La información proporcionada por la compañía para cada cliente muestreado es:

- Código CNAE.
- Ubicación geográfica.
- Nivel de tensión.
- Tarifa y potencia contratada.
- Fecha de lectura de las muestras.
- Potencia activa consumida (W) en un día (veinticuatro registros).

Todas las muestras del grupo de BT pertenecen a la época estival del 2012, principalmente concentradas en los meses de julio, agosto y septiembre de 2012. Sin embargo, las muestras de MT no coinciden temporalmente con las primeras, siendo tomadas en el intervalo que va desde enero hasta junio de 2012. No obstante, las CCDs obtenidas tras este proceso han sido utilizadas en la Red Real de esta tesis como si del mismo espacio temporal se tratara.

El número total de clientes y muestras de BT aportados por la compañía es el más numeroso, ascendiendo a 588661 muestras pertenecientes a 5630 clientes, mientras que en el caso de MT son 19887 y 114 respectivamente. Esta diferencia se debe a que el estudio de BT contempla a los clientes residenciales o domésticos, que son particularmente numerosos. En concreto, 5587 de los 5630 clientes de BT son domésticos (99.24 %).

B.2. Filtrado previo

El filtrado de las muestras se lleva a cabo en base a los siguientes criterios:

1. Selección de muestras en función de los clientes. Se consideran sólo los clientes pertenecientes a los CNAEs indicados por la compañía distribuidora. Esta restricción sólo afecta al grupo de clientes de BT. Los códigos CNAEs de interés para la compañía en BT son todos aquellos que, teniendo muestras disponibles, pertenezcan a uno de los cinco sectores económicos siguientes: administración pública y defensa, educación, actividades sanitarias y servicios sociales, hostelería y por último uso doméstico.

De entre estos clientes de BT, sólo se consideran aquellos clientes con tensión 230V (son el 99.86 % de los clientes) y tarifa 2.0A (son el 99.73 % de los clientes). Finalmente quedan 5399 clientes a considerar, que serán los definitivos. Las muestras se reducen a 380081 en esta fase (64.57 % de las iniciales).

En cuanto al grupo de MT, la compañía no tiene ninguna preferencia en cuanto a códigos CNAE. Por otro lado, todos los clientes coinciden tener la misma tensión y tarifa 6.1, por lo que en esta fase no se reduce el número de clientes ni de muestras de este grupo.

2. Eliminación de las muestras con valores erróneos, incompletos, nulos o repetidos.

El número de muestras del grupo de BT se reduce a 329284 (55.94 % de las iniciales), mientras que el número de clientes no cambia más.

En esta fase el grupo de MT ve reducido su número de clientes a 103, que es el número de clientes definitivo en MT, y el número de muestras desciende a 18512 (93.09 % de las iniciales).

3. Eliminación de las muestras correspondientes a intervalos temporales no homogéneos. Esta fase sólo afecta al grupo de BT.

Dado que la inmensa mayoría de muestras del grupo de muestras de BT pertenecen a los meses de julio, agosto y septiembre (son el 99.62 % de las muestras), se eliminan todas aquellas que pertenecen a otros meses del año. El número de muestras se reduce a 328032 (55.73 % de las iniciales).

No se hace nada al respecto en el grupo de MT, dado que la selección de muestras proporcionadas es homogénea en los seis meses que componen el primer semestre del 2012..

La Tabla B.1 muestra la relación de clientes y muestras iniciales y finales de los dos estudios.

Tabla B.1: Resumen de clientes y muestras iniciales y finales

	BT		AT	
	n° clientes	n° muestras	n° clientes	n° muestras
inicial	5630	588661	114	19887
tras filtrado	5399	328032	103	18512

El número de muestras eliminadas en el filtrado del estudio de BT supone un total del 44.27% de las muestras iniciales, de entre las cuales 35.43% han sido eliminadas por la elección de los clientes adecuados (esto es, los requeridos por la compañía distribuidora) y sólo el 8.84% de las muestras por motivos de filtrado de errores. Por su parte, el grupo de MT mantiene el 93.09% de las muestras iniciales (han sido eliminadas el 6.81%, todas ellas por filtrado de errores).

Este filtrado previo no descarta el que exista aún una probabilidad relativamente alta de muestras erróneas dada la dificultad en detección e identificación de errores.

B.3. Normalización de las curvas

La normalización de las curvas se ha hecho en base al consumo diario de cada muestra (consumo muestral), es decir, en base al área encerrada por la curva resultante del muestreo. Esta normalización consiste en dividir cada consumo muestreado (hora a hora) por el consumo total muestreado en ese día.

La gran ventaja es que las curvas normalizadas presentan área unidad, lo cual potencia fuertemente la forma de la curva de consumo, quedando como la única información de la muestra. La gran desventaja es que no hay información de la potencia consumida, lo cual implica que puede darse el caso de clasificar en un mismo cluster curvas de muy distinta potencia, por tener forma parecida. No obstante, este inconveniente puede salvarse partiendo de grupos iniciales (a los que habrá que aplicar su respectiva técnica de clustering) ya seleccionados en base a clientes con potencias contratadas similares. De hecho ése es precisamente uno de los criterios elegidos en

este estudio para la agrupación de partida de clientes con hábitos de consumo similares. A continuación se presentan los histogramas de frecuencias de las potencias contratadas correspondientes a los clientes de los dos estudios realizados:

La Figura B.1 muestra el histograma de frecuencias de las potencias contratadas correspondientes a los clientes de BT que han pasado el filtro.

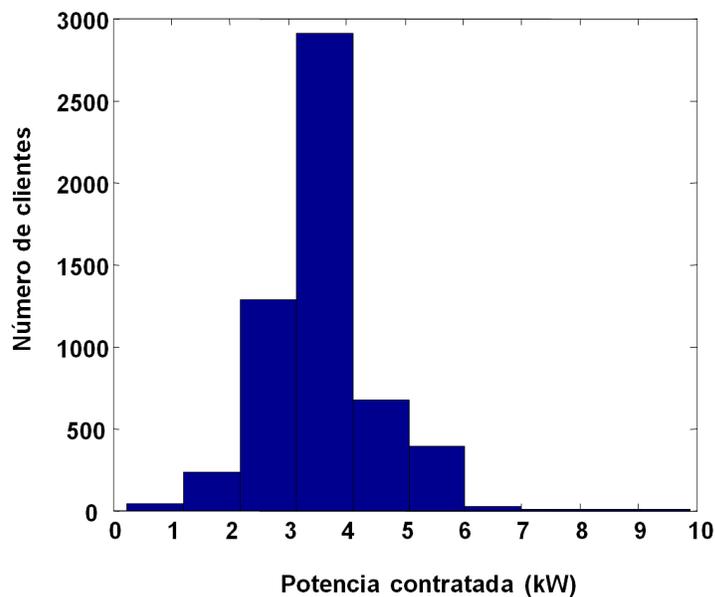


Figura B.1: Histograma de frecuencia de potencias contratadas BT

- El 94.54 % de los clientes tienen potencias contratadas entre los 2kW y los 6kW.
- El 4.88 % de los clientes tienen potencias contratadas menores a los 2kW.
- El 0.58 % de los clientes tienen potencias contratadas mayores a 6kW. En concreto existen 5 clientes en el intervalo (8,9)kW y otros cinco en el intervalo (9,10)kW.

Análogamente, la Figura B.2 muestra el histograma de frecuencias de las potencias contratadas correspondientes a los clientes de MT que han pasado el filtro.

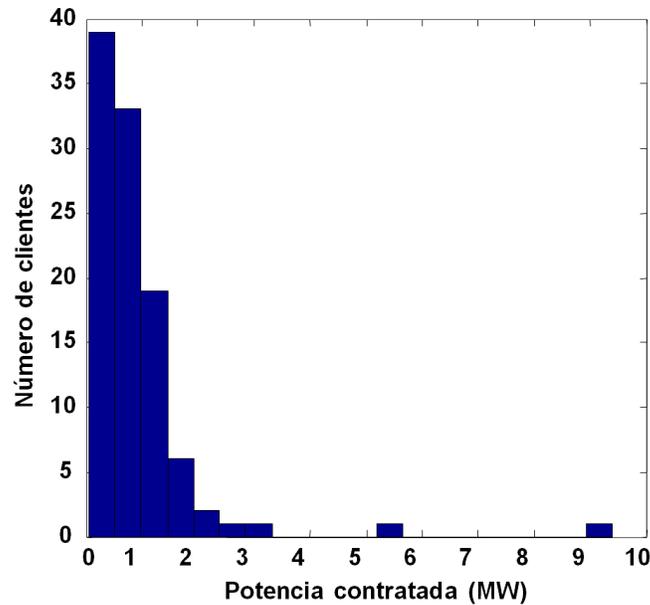


Figura B.2: Histograma de frecuencia de potencias contratadas MT

- El 88.30 % de los clientes tienen potencias contratadas menores que 1450kW.
- El 9.7 % de los clientes se encuentran en el intervalo (1450,3320)kW.
- Existen dos clientes con potencias contratadas superiores a todos los anteriores. Uno tiene potencia contratada 5300kW (cuyo código CNAE se corresponde con *fabricación de otros productos básicos de química inorgánica*) y otro con 9400kW (con código CNAE *fabricación de pasta papelera*).

B.4. Técnica de clustering

La técnica de clustering aplicada a las muestras ya normalizadas es la técnica *kmeans clustering*. Esta técnica agrupa el conjunto de muestras en un número determinado μ de clusters usando un método iterativo. Para ello:

1. Se toman inicialmente μ centroides arbitrarios (cada centroide representará a todas las muestras que pertenecen a ese cluster al final del proceso).

2. Se calcula la distancia euclídea de todas las muestras a todos los centroides, de forma que se determine qué muestra pertenece a qué cluster en función de esta distancia.
3. Se recalculan los centroides como la media de las muestras pertenecientes a sus respectivos clusters.
4. Finalmente se itera hasta que el cambio de los centroides respecto a la iteración anterior sea menor que una tolerancia umbral.

Es importante destacar tres aspectos:

- **Representación de los CNAEs.** La agrupación de clientes en función de sus códigos CNAEs es el criterio fundamental de este estudio para formar grupos iniciales sobre los que aplicar la técnica descrita anteriormente. El segundo criterio de agrupación inicial de clientes es por potencias contratadas, como ya se mencionó en el apartado anterior.

Con estos dos criterios de partida se comienza el estudio. Lo primero a destacar es que los grupos de clientes que representan a los clientes domésticos tienen un número de muestras mucho más numeroso que el resto. Por lo tanto, la certeza de que las CCDs finales de los CNAEs domésticos representen a sus clientes fielmente es más alta que en el resto de los casos. Debido a la gran cantidad de muestras de los dos CNAEs domésticos, se decide tomar grupos iniciales independientes para cada uno de los siete días de la semana. Para ello se constata previamente que existe proporción entre el número de muestras y los días de la semana, como se detalla en la Tabla B.2.

Tabla B.2: Número de muestras y proporción de éstas en los 7 días de la semana

Código CNAE	9810	9820
Nº clientes	99	5265
Nº muestras	5976	320319
lunes	843 (14.11 %)	44427 (13.87 %)
martes	831 (13.91 %)	44575 (13.92 %)
miércoles	823 (13.77 %)	44135 (13.78 %)
jueves	866 (14.49 %)	46246 (14.44 %)
viernes	882 (14.76 %)	47550 (14.84 %)
sábado	872 (14.76 %)	47120 (14.71 %)
domingo	859 (14.37 %)	46266 (14.44 %)

- **Criterios del clustering.** El estudio de curvas características no es un estudio determinista y automatizado, es decir, el investigador tiene que tomar decisiones en función de la homogeneidad de las muestras. Esto implica que, partiendo de un grupo inicial de muestras, el número aleatorio de clusters o centroides iniciales (μ) no será siempre el mismo para todos los casos, sino que en algunos casos las muestras quedarán totalmente definidas en dos clusters (por ejemplo días entresemana y días del fin de semana) y en otros casos habrá más de dos (por ejemplo, consumo particular de los lunes o viernes). La clave está en probar y decidir heurísticamente el número más idóneo.
- **Segunda fase de filtrado.** Existe una segunda fase de filtrado que se lleva a cabo durante el estudio y estimación de los clusters. Este filtrado consiste en usar la propia técnica de clustering para identificar muestras que son erróneas o que no se ajustan a los patrones como el resto. Dichas muestras son recluidas por la propia técnica de clustering en un cluster de muestras que heurísticamente se identifica como cluster de muestras inválidas, que posteriormente se desecha.

Una posible forma de identificar este tipo de cluster erróneo es comprobando el número de muestras que no cumplen estar dentro de una franja definida en torno al centroide (media) según una cierta varianza predefinida.

B.5. Curvas de carga diarias resultantes

El siguiente paso es analizar las muestras y mostrar los resultados del estudio por códigos CNAE y potencias contratadas. En representación del extenso estudio se muestran dos ejemplos: un ejemplo de CCD de BT correspondiente con el cliente tipo servicios 1 de la Red Real (Figura A.5) y un ejemplo de CCD de MT asociado al cliente tipo industrial 6 (Figura A.7).

B.5.1. CCD cliente servicios 1 en BT

El código CNAE estudiado en este caso es el número 5610, esto es, *restaurantes y puestos de comidas*. Para dicho CNAE se dispone de 284 muestras de 5 clientes. La potencia contratada y las muestras de cada cliente son las que siguen:

- Cliente 5610.1: 74 muestras y 3.3 kW.
- Cliente 5610.2: 58 muestras y 5.5 kW.
- Cliente 5610.3: 74 muestras y 3.45 kW.
- Cliente 5610.4: 74 muestras y 3.3 kW.
- Cliente 5610.5: 4 muestras y 3.45 kW.

Dado que las potencias contratadas de todos los clientes son del mismo orden, se decide tomar como grupo inicial el total de muestras iniciales de los 5 clientes. Si

se hubiera dado el caso de clientes con potencias contratadas en dos o más rangos claramente diferenciadas, se hubiesen hecho tantos grupos iniciales como rangos, partiendo en cada uno de las muestras correspondientes a los clientes pertinentes.

Se prueban distinto número de clusters iniciales en base a las siguientes pautas:

1. Hay que probar con distintos números de clusters iniciales hasta que se consiga que los clusters resultantes estén compuestos de muestras que siguen las pautas del centroide con fidelidad. Cuantos más cluster iniciales se tengan, más fieles serán las muestras de cada cluster a su centroide.
2. Hay que reducir el número de clusters del punto anterior hasta que no se den centroides similares. Los centroides similares indican que hay más clusters iniciales de los necesarios.
3. Si se tienen cluster muy homogéneos por un lado y muy heterogéneos por otro, se puede concluir que los heterogéneos son muestras no representativas que hay que eliminar para que no distorsionen el resultado. Esta es la segunda fase de filtrado previamente introducida.

Tras varias pruebas se elige 5 como el número de clusters a realizar. Dos de ellos son muy heterogéneos, razón por la que desechan sus muestras (54% del total de muestras), reduciendo el número muestras finales a 132 y asegurando así que el resultado del clustering sea más fiable.

De entre los tres clusters válidos, uno representa los días entresemana, otro representa los sábados y el último los domingos. El cluster de los sábados ha sido el

elegido para representar a los clientes tipo servicios 1 de la Red Real (Figura 4.20). Dicho cliente tipo forma parte de los consumos de los nudos 1200 y 1300 de la Red Real, ambos en BT.

El cluster consta de 42 muestras de las 132 muestras que pasaron todos los filtros de este CNAE, esto es, el 32% de las muestras se han clasificado en los sábados. De entre las 42: 31 corresponden realmente con sábados (74%), 2 con domingos (5%) y 9 con días entresemana (21%). La B.3 representa la CCD del cliente tipo servicios 1, que se corresponde con la curva de carga que representa a los hábitos de consumo de los restaurantes y puestos de comida con potencia contratada en el rango (3.3, 5.5)kW en sábados. Se representa tanto la curva del valor medio o centroide (en color rojo) como la banda de desviación típica (en color verde).

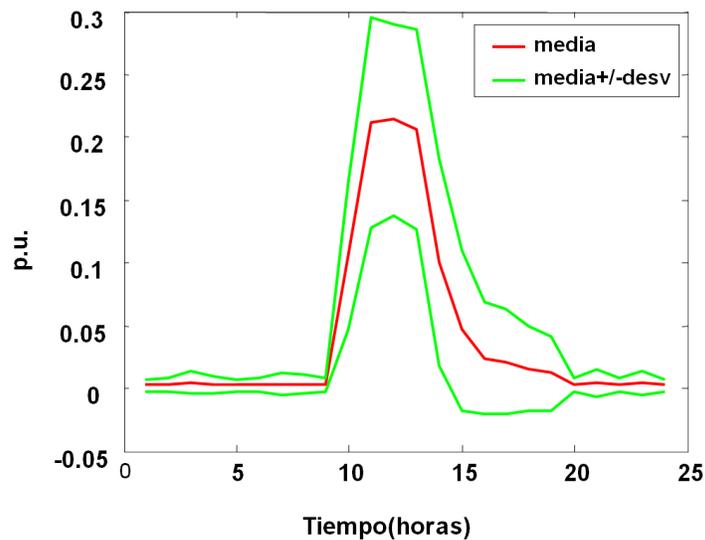


Figura B.3: CCD sábados CNAE 5610

B.5.2. CCD cliente industrial 6 MT

El código CNAE estudiado en este caso es el número 1107, esto es, *fabricación de bebidas no alcohólicas; producción de aguas minerales y otras aguas embotelladas*. Para dicho CNAE se dispone de 350 muestras de 2 clientes. La potencia contratada y las muestras de cada cliente son las que siguen:

- Cliente 1107.1: 185 muestras y 740 kW.
- Cliente 1107.2: 165 muestras y 950 kW.

Se toma un solo grupo de muestras iniciales para las 350 muestras. Se toman 3 cluster tras varias pruebas y no se identifica ningún cluster que agrupe curvas erróneas (como sí ocurrió en el caso anterior), lo cual indica la homogeneidad y, por lo tanto, calidad de las muestras de este caso. Dos de los clusters resultan ser para días entresemana, cada uno de ellos para un cliente, y el tercero para fines de semana. El cluster que representa los días entresemana del cliente 1107.2 ha sido el elegido para representar a los clientes tipo industrial 6 de la Red Real (Figura A.7). Dicho cliente tipo forma parte del consumo del nudo 280 de la Red Real, que es un nudo conectado a 15kV (MT).

El cluster consta de 122 muestras de las 350 que pasaron todos los filtros de este CNAE, esto es, el 35 % de las muestras se han clasificado en los días entresemana del cliente 1107.2. De entre las 122: 120 corresponden realmente con días entresemana del cliente 1107.2, lo cual indica una vez más la homogeneidad de las muestras de este cluster. Finalmente, la B.4 representa la CCD del cliente tipo servicios 1, que se corresponde con la curva de carga que representa a los hábitos de consumo de los restaurantes y puestos de comida con potencia contratada en el rango (3.3, 5.5)kW en sábados.

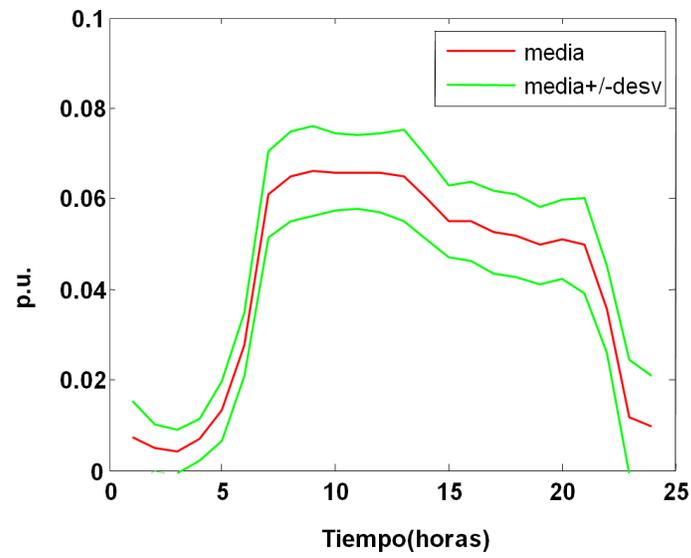


Figura B.4: CCD entresemana cliente 1107.2 CNAE 1107