

# Trabajo Fin de Grado

## Grado en Ingeniería Aeroespacial

### Detección de Fallos de una Microrred mediante Algoritmos Basados en Modelo

Autor: Juan de Dios Piedra Guevara

Tutor: Ascensión Zafra Cabeza

**Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática**  
**Escuela Técnica Superior de Ingeniería**  
**Universidad de Sevilla**

Sevilla, 2022





Trabajo Fin de Grado  
Grado en Ingeniería Aeroespacial

# **Detección de Fallos de una Microrred mediante Algoritmos Basados en Modelo**

Autor:

Juan de Dios Piedra Guevara

Tutor:

Ascensión Zafra Cabeza

Profesora Titular

Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2022



Trabajo Fin de Grado: Detección de Fallos de una Microrred mediante Algoritmos Basados en Modelo

Autor: Juan de Dios Piedra Guevara  
Tutor: Ascensión Zafra Cabeza

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:



# Agradecimientos

---

**M**e gustaría agradecer a todas las personas que de una manera u otra han sido partícipes y han estado ahí tanto en este periodo en la universidad como los años anteriores. Mención especial a mis padres y hermana, que desde la primera vez que pensé en estudiar este grado siempre han estado apoyándome y siendo un pilar fundamental para mí. Aprovecho para agradecer también a la comunidad universitaria por estos años en la Escuela, años en los que he evolucionado como persona y he tenido la oportunidad de profundizar en los fundamentos de algo que siempre me ha gustado, la Ingeniería Aeroespacial. Han sido años de mucho esfuerzo y sacrificio, con momentos muy duros, pero que definitivamente han valido la pena.

Por último, agradezco a mi tutora, Ascensión Zafra Cabeza, por facilitarme los recursos necesarios y guiarme a la hora de desarrollar este Trabajo de Fin de Grado.

*Juan de Dios Piedra Guevara*

*Sevilla, 2022*





# Resumen

---

**E**l modelo de generación y distribución de energía eléctrica está sufriendo una evolución hacia un modelo más distribuido, abriendo muchas puertas a la investigación y desarrollo tecnológico en este ámbito, siendo uno de ellos asegurar el correcto funcionamiento de los sistemas mediante una óptima detección de fallos.

El propósito de este documento es comprobar el funcionamiento de algoritmos de detección de fallos basado en modelo. Se tratará de llevar a cabo una detección de fallos sobre una microrred experimental, cuyo modelo ha sido proporcionado en Simulink<sup>®</sup>, situada en el Centro de Experimentación de El Arenosillo (CEDEA), [6].

Se expondrán los fundamentos teóricos detrás de los métodos de detección y se llevarán a cabo diversas simulaciones con el objetivo de detectar fallos provocados en diversos componentes de la microrred.



# Abstract

---

The electricity production and distribution model is evolving into a more distributed system, providing with wide researching fields and the chance to implement leading technology. A significant researching field is fault detection, targeting towards a flawless operation of the different systems involved in the process.

The aim of this Final Degree Project is to examine the performance of two fault detection model-based algorithms. The fault detection will be carried out in an experimental microgrid, with a model of itself implemented being provided in Simulink<sup>®</sup>, located in Centro de Experimentación de El Arenosillo (CEDEA). [6]

Throughout the document, theoretical fundamentals of the model-based algorithms will be explained, and several simulations will be carried out trying to detect faults introduced in the microgrid.



# Índice Abreviado

---

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice Abreviado</i>	VII
<i>Notación</i>	XI
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
1.1 Antecedentes	1
1.2 Objetivo del proyecto	2
1.3 Implementación	2
1.4 Estructura del documento	3
<b>2 Concepto de Microrred</b>	<b>5</b>
2.1 Descripción del Sistema Tradicional Centralizado	5
2.2 Descripción del Sistema Distribuido	6
2.3 Concepto de Microrred	8
2.4 Tipos de Microrredes	9
<b>3 Microrred Experimental del Laboratorio de Energía de El Arenosillo - CEDEA</b>	<b>11</b>
3.1 Descripción general	11
3.2 Componentes de la Microrred Experimental	12
<b>4 Fundamentos de la Detección de Fallos</b>	<b>19</b>
4.1 Conceptos básicos	19
4.2 Métodos Tradicionales de Detección de Fallos	21
4.3 Principios básicos de la Detección de Fallos Basado en Modelo	22
4.4 Métodos para el Cálculo de Residuos	24
4.5 Clasificación de fallos	26
<b>5 Métodos de Detección y Aislamiento Utilizados en la Microrred</b>	<b>27</b>
5.1 Descripción del método de las ecuaciones de paridad	27
5.2 Estimación de estado mediante observadores	30
5.3 Definición de los Umbrales Estocásticos	35

<b>6</b>	<b>Modelo de Microrred e implementación en MatLab® y Simulink®</b>	<b>39</b>
6.1	Modelo de la microrred	39
6.2	Entradas para los bloques de cálculo de los residuos	42
6.3	Ecuaciones de paridad	43
6.4	Filtro de kalman	46
<b>7</b>	<b>Simulación y Resultados obtenidos</b>	<b>49</b>
7.1	Fallo provocado en la batería de plomo-ácido	52
7.2	Fallo provocado en la batería de litio	58
7.3	Fallo provocado en vehículo Melex	63
7.4	Fallo provocado en supercondensador	67
<b>8</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>75</b>
8.1	Efectividad de los algoritmos	75
8.2	Posibles mejoras futuras	76
	<i>Índice de Figuras</i>	79
	<i>Bibliografía</i>	81

# Índice

---

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice Abreviado</i>	VII
<i>Notación</i>	XI
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
1.1 Antecedentes	1
1.2 Objetivo del proyecto	2
1.3 Implementación	2
1.4 Estructura del documento	3
<b>2 Concepto de Microrred</b>	<b>5</b>
2.1 Descripción del Sistema Tradicional Centralizado	5
2.2 Descripción del Sistema Distribuido	6
2.3 Concepto de Microrred	8
2.4 Tipos de Microrredes	9
<b>3 Microrred Experimental del Laboratorio de Energía de El Arenosillo - CEDEA</b>	<b>11</b>
3.1 Descripción general	11
3.2 Componentes de la Microrred Experimental	12
3.2.1 Campos fotovoltaicos	13
3.2.2 Aerogenerador	14
3.2.3 Fuente de alimentación programable	14
3.2.4 Banco de Baterías Plomo-Ácido	14
3.2.5 Banco de Baterías Ion Litio	15
3.2.6 Electrolizador	15
3.2.7 Carga Electrónica Programable	16
3.2.8 Vehículos Híbridos	16
3.2.9 Conexión a la Red	16
3.2.10 Supercondensador	17
<b>4 Fundamentos de la Detección de Fallos</b>	<b>19</b>
4.1 Conceptos básicos	19

4.2	Métodos Tradicionales de Detección de Fallos	21
4.3	Principios básicos de la Detección de Fallos Basado en Modelo	22
4.3.1	Propiedades de los residuos	23
4.4	Métodos para el Cálculo de Residuos	24
4.4.1	Cálculo de Residuos mediante Observadores de Estado	24
4.4.2	Espacio de Paridad	24
4.4.3	Estimación de Parámetros	25
4.4.4	Redes neuronales	25
4.5	Clasificación de fallos	26
<b>5</b>	<b>Métodos de Detección y Aislamiento Utilizados en la Microrred</b>	<b>27</b>
5.1	Descripción del método de las ecuaciones de paridad	27
5.2	Estimación de estado mediante observadores	30
5.2.1	Estimación de estado mediante Filtro de Kalman	32
5.3	Definición de los Umbrales Estocásticos	35
<b>6</b>	<b>Modelo de Microrred e implementación en MatLab® y Simulink®</b>	<b>39</b>
6.1	Modelo de la microrred	39
6.2	Entradas para los bloques de cálculo de los residuos	42
6.3	Ecuaciones de paridad	43
6.3.1	Definición de las matrices del algoritmo	43
6.3.2	Definición entradas al algoritmo	45
6.4	Filtro de kalman	46
6.4.1	Adecuación matrices para el algoritmo	46
6.4.2	Cálculo matriz de ganancias del observador basado en filtro de Kalman	46
<b>7</b>	<b>Simulación y Resultados obtenidos</b>	<b>49</b>
7.1	Fallo provocado en la batería de plomo-ácido	52
7.2	Fallo provocado en la batería de litio	58
7.3	Fallo provocado en vehículo Melex	63
7.4	Fallo provocado en supercondensador	67
<b>8</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>75</b>
8.1	Efectividad de los algoritmos	75
8.2	Posibles mejoras futuras	76
	<i>Índice de Figuras</i>	79
	<i>Bibliografía</i>	81



# Notación

---

$x(t)$	Valor de $x$ en el instante $t$
$x(t+k t)$	Valor de $x$ en el instante $t+k$ calculado en el instante $t$
$\hat{x}$	Valor estimado de $x$
$\tilde{x}$	Error en la estimación de $x$
$A^T$	Traspuesto de $A$
$A^{-1}$	Inversa de la matriz $A$
e.o.c.	En cualquier otro caso
$P(A)$	Probabilidad del suceso $A$
$E[X]$	Valor esperado de la variable aleatoria $X$
$\sigma_X$	Desviación estándar de la variable aleatoria $X$
$F(x)$	Función de Distribución
$F^{-1}$	Inversa de la Función de Distribución
$f(x)$	Función de Densidad
$P(t)$	Matriz de covarianza del error de una estimación en el instante $t$
$I_n$	Matriz identidad de dimensión $n$
$A_{m \times n}$	Matriz $A$ con $m$ filas y $n$ columnas
=	Igual que
<	Menor que
>	Mayor que
≤	Menor o igual
≥	Mayor o igual
$x$	Vector de estados
$u$	Vector entradas manipulables
$y$	Vector salidas
$d$	Vector de perturbaciones
$T_s$	Tiempo de muestreo
$\sum_{i=1}^N$	Sumatorio desde $i = 1$ hasta $N$
máx $x(t)$	Máximo de $x(t)$
mín $x(t)$	Mínimo de $x(t)$
s.t.	Sujeto a
$b \cdot 10^a$	Formato científico



# 1 Introducción

---

## 1.1 Antecedentes

Estamos siendo testigos de una evolución en el ámbito de la generación y distribución de la energía eléctrica. Nos encontramos en una fase de transición de una generación focalizada en centrales eléctricas y distribuida desde ahí a toda la red a una generación repartida a lo largo de toda la red.

Es una transición impulsada por la necesidad de reducir la contaminación y aumentar la eficiencia tanto en la producción como en la distribución de la energía [19]. Aquí las fuentes renovables de energía toman un papel muy importante debido al alto grado de adaptación a estos tipos de modelos distribuidos. Esto es principalmente debido a su morfología (cada vez de un tamaño más reducido) y a su forma de operar (cada vez mas simple de instalar). El ejemplo más habitual son las placas fotovoltaicas, muy útiles en una gran variedad de casos, tanto en entornos urbanos, las cuales se suelen situar en tejados de edificios sin producir una degradación visual del entorno, como en zonas rurales. Este tipo de actuaciones hace que sea prácticamente inevitable una evolución hacia un modelo más distribuido.

Una microrred es un sistema compuesto por diversos tipos de generadores así como por cargas, capaz de autoabastecerse a si misma combinando los sistemas de generación habituales con la generación de origen renovable, permitiendo al conexión y desconexión de diferentes elementos para gestionar la demanda de manera lo más eficiente posible, atendiendo a diversos criterios como puede ser el ahorro económico o el aumento de la vida útil de los diferentes componentes.

Este tipo de implementaciones hace unas décadas se habrían considerado inviables debido al alto coste y baja eficiencia de los diversos elementos que la componen, sin embargo, gracias a los avances tecnológicos desarrollados, hoy en día son una solución de gran utilidad y abren nuevas puertas a la investigación acerca de este tipo de instalaciones, como pueden ser el adecuado mantenimiento, el control más óptimo, la respuesta en diferentes escenarios, la detección y gestión de fallos y un largo etcétera que está continuamente ampliándose.

En este documento, nos centraremos en la detección de fallos que se pueden dar en los diversos componentes de la microrred cuando ésta se encuentra en funcionamiento, con el

objetivo de dotar a las microrredes de una mayor fiabilidad y disponibilidad.

## **1.2 Objetivo del proyecto**

Atendiendo a los nuevos campos de investigación que las microrredes nos suministran, este proyecto se va a centrar en el desarrollo e implementación de diversos algoritmos para la detección de fallos en diversos escenarios. Se verificará el funcionamiento de estos algoritmos comprobando la correcta detección de los mismos.

La detección de fallos se llevará a cabo sobre una microrred experimental situada en el Centro de Experimentación del Arenosillo, Huelva, perteneciente al Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial. Mediante un modelo lineal en espacio de estados de la misma, simularemos la ocurrencia de fallos de diversa naturaleza e introduciremos diversos algoritmos capaces de detectarlos.

La mencionada microrred está compuesta por un conjunto de placas fotovoltaicas, un aerogenerador, baterías de ácido-plomo y de ion litio, un electrolizador, una carga y una fuente de alimentación programables, supercondensadores y un punto de recarga para dos vehículos híbridos y uno eléctrico.

Se controla mediante un controlador predictivo basado en modelo (*Model Predictive Control*, MPC) ([3], [20], [10]), encargado de controlar los intercambios de potencia entre los diversos elementos que conforman la microrred.

Este tipo de control, clasificado como una técnica de control óptimo, se basa en un modelo lineal del sistema a través del cual calcula señales de control óptimas para enviar al sistema a partir del estado predicho a lo largo de un horizonte y de las señales de control anteriormente enviadas.

## **1.3 Implementación**

El modelo de la microrred proporcionado para el desarrollo de este proyecto se ha implementado en Simulink<sup>®</sup>, un entorno gráfico basado en MatLab<sup>®</sup> (*MATrix LABoratory*) [18] que nos permite de una forma gráfica e intuitiva simular los diferentes componentes que conforman la microrred, interconectándolos entre si y obteniendo resultados muy próximos a la realidad.

La principal ventaja que nos ofrece Simulink<sup>®</sup> es su conexión continua con funciones desarrolladas en MatLab<sup>®</sup>, lo cual nos permite, además de modelar la microrred gráficamente mediante bloques, introducir rutinas programadas como funciones de MatLab<sup>®</sup> que se ejecutan simultáneamente con la simulación del modelo. Esta funcionalidad resultará de vital importancia para poder realizar un control óptimo sobre la microrred así como implementar los diversos algoritmos de detección de fallos.

## 1.4 Estructura del documento

El documento se divide en ocho capítulos. En los cinco primeros se presenta una descripción general de las microrredes, métodos de detección y aislamiento de fallos empleados y una descripción más detallada de los métodos usados en posteriores capítulos de simulación. En los tres siguientes capítulos se proporciona un desarrollo de aplicación de los métodos sobre una microrred experimental en simulación, obteniéndose una serie de resultados y posteriormente conclusiones en el capítulo final.



## 2 Concepto de Microrred

En este capítulo se pretende dar una idea general de cómo es una microrred. Se definirán los conceptos de los sistemas centralizados y distribuidos, el concepto de microrred, describiendo los distintos tipos, así como las ventajas que las diferencian de los sistemas de generación y distribución tradicionales.

### 2.1 Descripción del Sistema Tradicional Centralizado

Tradicionalmente, la generación de electricidad del sistema eléctrico se ha llevado a cabo en grandes centrales eléctricas, que pueden ser de diversa índole, como centrales fósiles, nucleares o renovables tales como las centrales de energía fotovoltaica o energía térmica.

Una vez generada la energía, debe transportarse a los diversos usuarios consumidores de la red. El transporte se lleva a cabo a través de líneas de transporte (Figura 2.2), gestionadas por Red Eléctrica de España (REE) [23]. La energía es trasladada a muy alta tensión, (en España entre 330 y 400kV de tensión de línea) por lo que para llegar al consumidor final antes debe pasar por diferentes centros de transformación. Ver Figura 2.1.

Cuando la energía llega cerca del consumidor final, la gestión de la energía se traspasa de REE a las conocidas como Distribuidoras, encargadas de que la energía llegue correctamente al usuario final. Estas distribuidoras están repartidas geográficamente a lo largo de la península.

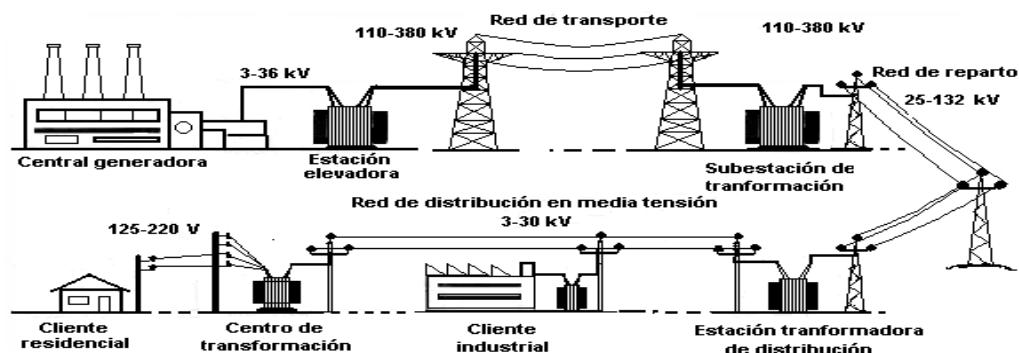


Figura 2.1 Diagrama esquematizado del Sistema de Suministro Eléctrico. Fuente [1].

Por último, las Comercializadoras son las encargadas de vender la electricidad al usuario final, es decir, cuantifican el servicio ofrecido en unidades monetarias. Actualmente existen más de 100 comercializadoras en España.

El principal problema existente en el Sistema Tradicional es la gran cantidad de pérdidas que se producen desde que se genera hasta que llegan al consumidor final. Las pérdidas comienzan en las centrales, ya que no son cien por cien eficientes, y continúan ocurriendo a lo largo de todo el transporte y todas las subestaciones por la que debe pasar para llegar al consumidor final. A todo esto hay que sumarle que cuando las centrales son de restos fósiles, aparte de la baja eficiencia, se produce una alta contaminación al medio ambiente y suponen un alto desembolso económico en la compra de éstos, actualmente con precios desorbitados y en previsión de que sigan aumentando, sin un horizonte claro [5]. Sin embargo, si la fuente de energía es renovable, el coste inicial relativo a la energía es cero, si bien dependen de las condiciones meteorológicas externas.

Con la generación distribuida se reducen las pérdidas, gracias a las eficiencias de los generadores renovables y de la considerable reducción de la distancia de transporte [14].



**Figura 2.2** Mapa de líneas de alta tensión y centrales eléctricas. Fuente: REE [23].

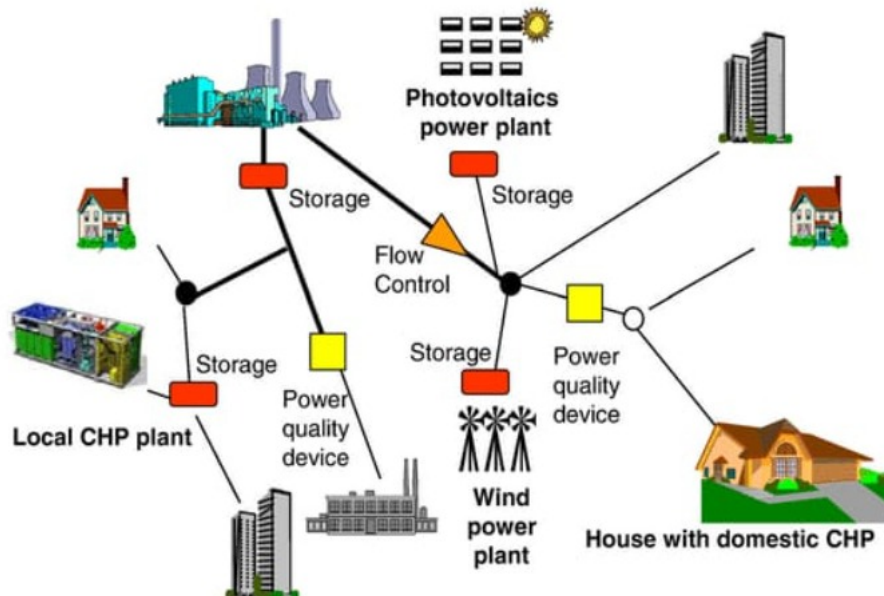
## 2.2 Descripción del Sistema Distribuido

La principal característica de este sistema es la generación de energía eléctrica mediante una variedad de pequeñas fuentes de generación que se instalan cerca de los puntos de consumo. La generación distribuida (Figura 2.3) se basa en la cooperación entre esta microgeneración



y la generación de las centrales convencionales.

Esto permite que la generación esté mas equilibrada y elimina la dependencia total de las grandes centrales. Además, la microgeneración implica el uso de las energías renovables, lo que contribuye a reducir las emisiones de  $CO_2$ .



**Figura 2.3** Diagrama esquematizado del Sistema Distribuido. Fuente [11].

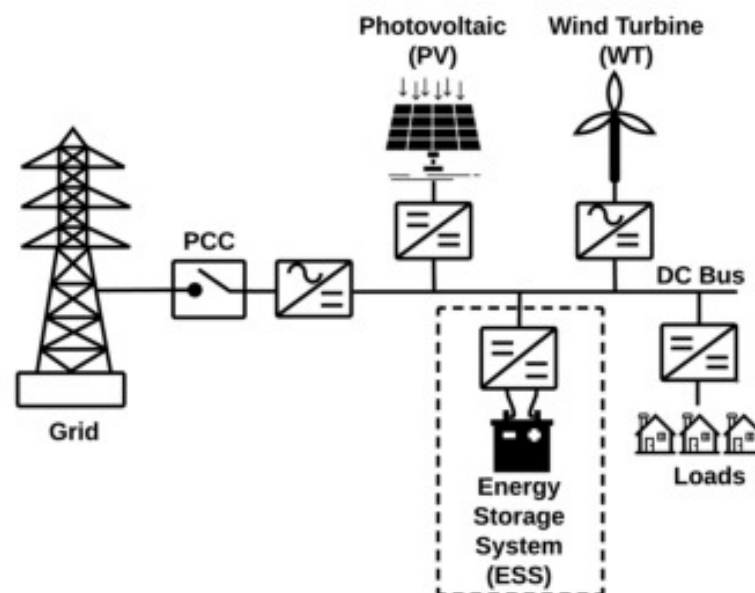
Entre las principales ventajas de estos tipos de sistemas encontramos [8]:

1. **Reduce las pérdidas en la red eléctrica:** El hecho de encontrarse la fuente de generación más cerca del consumidor conlleva a que las redes de transporte sean mas cortas. Por lo tanto, esta reducción de distancia influye positivamente sobre las pérdidas ocasionadas. Además también influye en el ahorro producido a la hora de elevar la tensión eléctrica para el transporte ya que se elimina la necesidad de subestaciones de transformación.
2. **Mejora la fiabilidad y calidad del sistema eléctrico:** Una característica intrínseca en estos tipos de sistemas distribuidos es la fiabilidad ante fallos. El fallo de una de las fuentes no supone un grave problema para el sistema eléctrico ya que el resto se encuentran repartidas por todo el territorio.
3. **Potencias reducidas:** Las unidades de microgeneración suelen tener potencias inferiores a 3 kW aunque en general se suele decir que no sobrepasan los 10 kW de potencia instalada.
4. **Energías renovables:** En la generación distribuida está muy presente las energías renovables, ya que son las más adecuadas para ubicarse cerca de los puntos de consumo.
5. **Permite ajustar la oferta y la demanda a tiempo real.**

Estas ventajas llevan a presentar el concepto de SmartGrid. Según la *European Technology Platform* [9], una SmartGrid se compone de una red eléctrica que puede integrar de forma inteligente el comportamiento y las necesidades de todos los usuarios conectados a ella (generadores, consumidores y aquellos que hacen de ambos) con la finalidad de proveer energía eléctrica de forma sostenible y económica, con pocas pérdidas y altos niveles de calidad y seguridad.

### 2.3 Concepto de Microrred

Una microrred, [12], se puede entender como un sistema de distribución de baja tensión compuesto por generadores distribuidos, (microturbinas, pilas de combustible, paneles fotovoltaicos, etc) equipos de almacenamiento de energía y cargas programables (Figura 2.4). Una microrred puede operar tanto de manera no autónoma, conectada a la red eléctrica, como de manera completamente autónoma. La operación de los diversos microgeneradores de la red pueden brindar una serie de beneficios al sistema general siempre que estén controlados de manera eficiente.



**Figura 2.4** Diagrama general de una Microrred. Fuente: [4].

De la definición de microrred, se obtienen los siguientes conceptos:

1. Compuesta por microgeneradores, elementos de almacenamiento y cargas.
2. Una microgrid debe ser capaz de trabajar conectada a la red general como de manera aislada, en función de su propósito.
3. Control óptimo inteligente.

A su vez, [12], expone una serie de características que no forman parte de la definición de microrred:

1. Una microrred es un sistema exclusivamente aislado.
2. Cualquier cliente que tenga microgeneradores puede construir una microrred
3. Las microrredes están compuestas por elementos de generación renovables intermitentes, por lo que deben ser objeto de múltiples fallos y cortes en el suministro
4. Las microrredes tienen un coste demasiado elevado para un uso práctico
5. El uso de una microrred obligará a los consumidores a adaptar su demanda para que esta pueda ser satisfecha.
6. Integrar las microrredes en el actual modelo supone una reconstrucción de todo el sistema, conllevando un enorme coste económico.
7. Una microrred no puede hacer frente a interrupciones de suministro.

## 2.4 Tipos de Microrredes

El *Microgrid Institute*, [15], define una microrred como un pequeño sistema de energía capaz de equilibrar la oferta y la demanda para mantener un suministro estable dentro de unos límites establecidos. A su vez, también propone una clasificación en cinco categorías para los diferentes tipos de microrredes:

1. *Off-grid microgrids*: en este apartado se incluyen todas aquellas que se encuentran aisladas de la red general, como puede darse en islas o zonas remotas.
2. *Campus Microgrids*: están interconectadas con la red local pero a su vez pueden proveer de servicio en ciertas situaciones de manera aislada, como por ejemplo un corte de servicio. Los ejemplos típicos son campus universitarios y corporativos, prisiones y bases militares.
3. *Community Microgrids*: se encuentran integradas en la red y proveen de suministro a múltiples clientes o servicios dentro de una comunidad.
4. *District Energy Microgrids*: proporcionan electricidad y energía térmica para la calefacción y refrigeración de instalaciones.
5. *Nanogrids*: se tratan de pequeñas microrredes localizadas en un solo edificio y compuesta por pequeñas unidades de red discretas con la capacidad de operar de manera independiente.



# 3 Microrred Experimental del Laboratorio de Energía de El Arenosillo - CEDEA

---

El Centro de Experimentación de El Arenosillo (CEDEA), [6], es el principal campo de pruebas instrumentado para experimentación de vehículos aeroespaciales del Ministerio de Defensa de España. Esta sede del INTA (Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial), [16], se sitúa en la provincia de Huelva.

Es un centro de investigación cuyas principales líneas de actividad van dirigidas a la investigación de energías renovables, investigación en la atmósfera alta, especialmente la ozonósfera, y colaboración con las Fuerzas Armadas y unidades militares de otros países.

En la actualidad, sus funciones principales son:

1. Experimentación de cohetes de nuevo desarrollo.
2. Realización de experiencias científicas con cohetes de sondeo y globos.
3. Investigaciones atmosféricas.
4. Pruebas de desarrollo de distintos tipos de aeronaves no tripuladas (drones), hasta 150 kg, desde plataforma.
5. Realización de programas de I+D, estudios de durabilidad y ensayos de componentes y sistemas de energía solar.

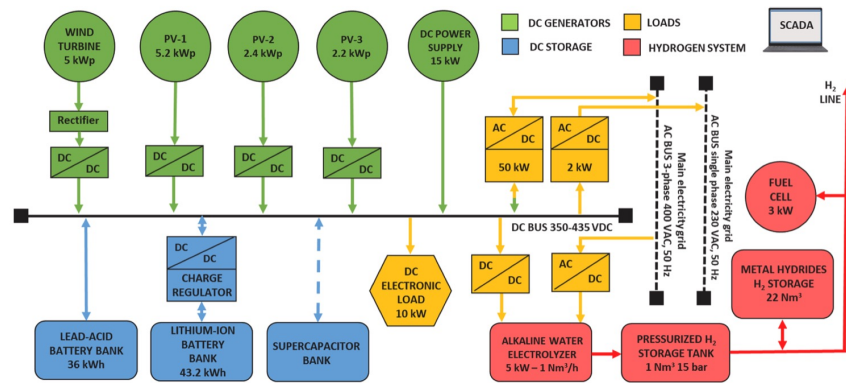
El CEDEA cuenta con un laboratorio de energía que cuenta con una microrred experimental. Esta microrred es utilizada para estudiar y evaluar tecnologías de diversos campos: control, almacenamiento de energía, sensorización, comunicación y telemonitorización. En este capítulo se describirán los diversos componentes de la microrred.

## 3.1 Descripción general

La microrred experimental está compuesta por sistemas de generación eléctrica, sistemas de almacenamiento y cargas en corriente continua y alterna. Existe un bus interno de 408

VDC que conecta los diversos componentes. A su vez, cuenta con una conexión a la red de 230 VAC que proporciona energía al laboratorio.

En la Figura 3.1 se muestra un esquema de la distribución y conexiones de los diversos componentes de la microrred en estudio. En la Figura 3.2 se pueden observar los paneles fotovoltaicos, el aerogenerador y el edificio donde se sitúan los componentes principales.



**Figura 3.1** Diagrama conceptual microrred CEDEA. Fuente: INTA.



**Figura 3.2** Vista aérea Microrred CEDEA. Fuente: INTA.

### 3.2 Componentes de la Microrred Experimental

En este trabajo se procederá con los métodos para la detección de fallos en diversos de los componentes que conforman la mencionada Microrred. En esta sección se van a describir los elementos que la conforman.

### 3.2.1 Campos fotovoltaicos

La instalación se divide en cuatro campos fotovoltaicos (Figura 3.1):

#### 1. Primer campo fotovoltaico

Está compuesto por 136 paneles BP60 monocristalinos y tiene una potencia máxima total de 5 kWp. Cuenta con cuatro convertidores DC/DC elevadores de tensión o de tipo Boost de 2 kWp cuya salida se conecta al bus general de DC.

#### 2. Segundo campo fotovoltaico

Compuesto por paneles dispuestos sobre superficie vertical que están destinados a integración arquitectónica. Existen cinco módulos del modelo ESF-M-BIPVGG-P156-40-161W de la marca Solar Innova. La potencia total es de 2.415 kWp y se conecta mediante convertidores Boost de 3 kWp.

#### 3. Tercer campo fotovoltaico

Este campo está compuesto por paneles flexibles sobre una superficie inclinada. La microrred cuenta con 16 módulos de la marca ENECOM, modelo HF135. En total se obtiene una potencia de 2.16 kWp. Al igual que el campo 2, se conecta con convertidores Boost de 3 kWp.

#### 4. Cuarto campo fotovoltaico

Este último está formado por 15 módulos policristalinos de paneles inclinados de la marca Wuxi modelo SI-ESF-M- P156-125W. La potencia total es de 1.875 kWp y se conecta directamente a la red mediante inversores que transforman la corriente continua en corriente alterna.



Figura 3.3 Campos fotovoltaicos. Fuente: INTA.

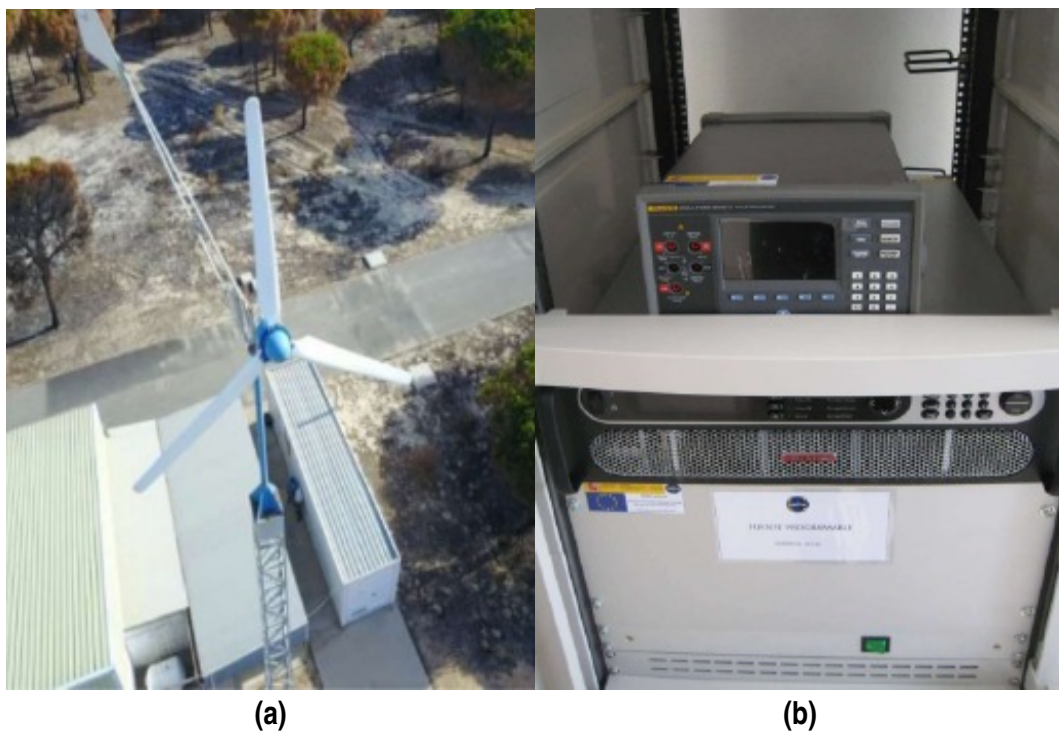


### 3.2.2 Aerogenerador

Junto a los campos fotovoltaicos, como se puede apreciar en la Figura 3.2, se encuentra el aerogenerador trifásico de eje horizontal de la marca ESHIA modelo AERO5000W de 5 kWp (Figura 3.4). El aerogenerador necesita una etapa de rectificación y elevación para la correcta conexión al bus. De este modo, es posible aumentar la obtención de energía en días nublados. Los diferentes perfiles de generación dependerán del estado del viento, el sol y las nubes.

### 3.2.3 Fuente de alimentación programable

Además de los sistemas de generación anteriormente mencionados, se dispone de una fuente de alimentación programable de la marca SORENSEN y modelo SGI 500-30D-1C, capaz de entregar una potencia máxima de 1.5 kW (Figura 3.4). Cuenta con diferentes modos de operación: voltaje constante, corriente constante, potencia constante, protección contra sobrevoltaje, rampa de voltaje y rampa de corriente. La fuente de alimentación se utilizará en los casos de exceso de demanda en los que la generación y el aporte de las baterías no sean suficientes. Como el simulador del que se dispone no presenta ningún riesgo, este componente no se encuentra incluido.



**Figura 3.4** Aerogenerador y Fuente de Alimentación. Fuente: INTA.

### 3.2.4 Banco de Baterías Plomo-Ácido

El banco de baterías de plomo-ácido se encuentra directamente conectado al bus de DC y su función es mantener la tensión de operación en él absorbiendo o cediendo la energía



necesaria. En la instalación, se pueden encontrar 30 baterías modelo UP-100 del fabricante U-Power con tecnología VRLAAGM (Figura 3.5).

### 3.2.5 Banco de Baterías Ion Litio

La bancada de baterías de ion litio se conecta al bus de DC a través de un convertidor reductor-elevador bidireccional de 40 kWp. El equipo está formado por 75 celdas de tecnología LiFePO4 modelo ROOK3 del fabricante CEGASA (Figura 3.5), con una capacidad de almacenamiento de 43.2 kWh.



**Figura 3.5** Baterías de plomo y litio. Fuente: INTA.

### 3.2.6 Electrolizador

La microrred cuenta también con un electrolizador de tecnología alcalina de 30 celdas de la marca ARIEMA (Figura 3.6). Posee una potencia máxima de 5 kW y un ratio máximo de producción de hidrógeno de 1 Nm<sup>3</sup>/h a 15 bar. Se conecta mediante un convertidor reductor de tensión o Buck y un rectificador, de manera que permite un suministro eléctrico en continua y en alterna.

El hidrógeno producido se almacena en un depósito a baja presión y puede ser utilizado de diferentes maneras: se puede almacenar en hidruros metálicos, utilizar en ensayos de pila de combustible en el laboratorio y comprimir para la recarga de vehículos con pila de combustible.



**Figura 3.6** Electrolizador y depósito de hidrógeno. Fuente: INTA.

### 3.2.7 Carga Electrónica Programable

Se dispone de una carga electrónica programable (Figura 3.7) de 10 kW en corriente continua de la marca ADAPTATIVE POWER SYSTEMS modelo 5VP10-32. Consta de dos rangos de potencia: uno inferior de 1 kW y otro superior de 10 kW. Los modos de operación son voltaje constante, corriente constante, potencia constante, resistencia constante, modo combinado de corriente y voltaje constante y modo combinado de voltaje y potencia constante. Además, es posible programar diferentes perfiles de carga dinámicos mediante software del fabricante. Al igual que la fuente programable, la carga podrá ser utilizada para proteger a los equipos ante situaciones en las que la generación y la demanda se encuentren desacompañadas.

### 3.2.8 Vehículos Híbridos

Se dispone de dos vehículos híbridos con baterías y pilas de combustible que pueden ceder o absorber potencia del sistema: Melex y Delfín (Figura 3.7). La plataforma Melex está compuesta por baterías de 48 V y una pila de combustible de 1.2 kWp. Por otro lado, el vehículo Delfín dispone de baterías de 48 V y una pila de combustible de 3 kW. Ambos tienen una capacidad de almacenamiento de hidrógeno de unos 5 Nm<sup>3</sup>.

Los vehículos se pueden cargar mediante la red de alterna desde el punto de recarga situado en la instalación o pueden inyectar energía a la microrred a través de inversores. De este modo, se implementa el concepto del Vehículo A la Red (*Vehicle To Grid (V2G)*) [26].

### 3.2.9 Conexión a la Red

Una microrred puede funcionar en modo aislado o en modo no aislado, es decir, puede conectarse y desconectarse de la Red Eléctrica de España (REE) y mantener su funcio-

namiento. Esta microrred, al igual que la mayor parte de microrredes, se conecta a baja tensión.

Para habilitar el uso de la microrred en modo no aislado, se permite la inyección de potencia a la misma mediante inversores monofásicos limitados a 2 kW. Además, se ha añadido la posibilidad de realizar un intercambio bidireccional con la red mediante un inversor limitado a 50 kW.



**Figura 3.7** Carga electrónica programable y Vehículos híbridos Melex y Delfín. Fuente: INTA.

### 3.2.10 Supercondensador

Se dispone de un banco de supercondensadores, conformado por 7 módulos. Los supercondensadores son de la marca Maxwell y modelo BMOD0141 P064 B04. Proveen de una capacidad de 560kWh, con un voltaje máximo de 64V, corriente máxima de 2000A y una capacidad total de 14.28F.



# 4 Fundamentos de la Detección de Fallos

---

Los sistemas modernos están sujetos a cambios inesperados, como fallos en los diversos componentes o variaciones en el punto de operación, que llevan a producir una degradación en el funcionamiento del sistema. Para mantener un funcionamiento normal, es de vital importancia implementar algoritmos capaces de detectar los cambios inesperados y tomar decisiones adecuadas para reconfigurar las acciones de control.

Un fallo, [17], se define como un cambio inesperado en el sistema, cuando algún parámetro se sale de su valor estándar, si bien no tiene por qué llevarlo a una situación de daño físico o de corte total de funcionamiento. Los fallos provocan una alteración en el funcionamiento de la instalación, que puede causar un deterioro de sus capacidades o incluso un funcionamiento peligroso del sistema.

La monitorización o supervisión de la instalación se utiliza para detectar y aislar los fallos. Las tareas básicas de ésta supervisión son:

1. Detección del fallo: es tomar una decisión de si hay fallo o no (decisión binaria).
2. Aislamiento del fallo: determinar que componente de la instalación está presentando el fallo.

La detección de fallos es abreviada por muchos autores como FDI (*Fault Detection and Isolation*).

## 4.1 Conceptos básicos

En esta sección se definirán una serie de conceptos que se utilizarán a lo largo de este proyecto. Se ha tomado como referencia las definiciones de ([24], [2]).

- Fallo (*fault*): Desviación no estándar de al menos una propiedad característica o parámetro del sistema.
- Avería (*failure*): Interrupción permanente de la capacidad de un sistema para mantener una función requerida bajo condiciones de operación específica.
- Detección del fallo: Determinación del fallo y el instante de tiempo en el que se ha producido.

- Aislamiento del fallo: Determinación de la localización exacta del fallo.
- Diagnóstico del fallo: Concepto que engloba las etapas de detección, aislamiento e identificación del fallo.
- Modos de fallo: Descripción matemática de los tipos de fallos que puede presentar un componente del sistema.
- Efecto de fallo: Descripción de la propagación del fallo en el sistema.
- Sistema de protección: Equipos diseñados para evitar daños personales o materiales a raíz de un fallo.
- Tolerancia a fallos: Capacidad de mantener los objetivos de control a pesar de la aparición de un fallo. Se acepta una degradación relativa en las prestaciones del sistema.
- Supervisor: entidad que realiza la supervisión de un proceso mediante el diagnóstico de fallos y la determinación de las acciones correctoras que deberán tomarse en presencia de fallos.
- Redundancia física: exceso de instrumentos para lograr una determinada función.
- Redundancia analítica: exceso de medios para determinar una variable donde al menos un medio utiliza un modelo matemático.
- Mitigar un fallo: acción de atenuar o suavizar la ocurrencia de un fallo.
- Mecanismo de tolerancia a fallos: instrumento con el que se lleva a cabo la acción correctora o mitigación del fallo.
- Acomodación al fallo: mecanismo de tolerancia a fallos que adapta los parámetros del controlador o de su estructura para evitar los efectos de un fallo. Se alcanzan los objetivos de control aunque de forma degradada.
- Robustez en la detección de fallos: capacidad del sistema de diagnóstico de fallos de ser insensible a los errores de modelado, incertidumbres, perturbaciones y ruidos, siendo a su vez sensible a los fallos.
- Robustez activa: pretende alcanzar la robustez en la generación del residuo.
- Robustez pasiva: pretende alcanzar la robustez en la toma de decisiones.
- Índice de bondad: es el intervalo entre el instante que sucede el fallo y el instante en el que es detectado.

## 4.2 Métodos Tradicionales de Detección de Fallos



**Figura 4.1** Esquema de los diferentes métodos tradicionales.

Los enfoques tradicionales (4.1), si bien muchos se siguen utilizando hoy en día, se componen de [7]:

1. **Análisis del espectro frecuencial:** Las medidas de las señales de salida de una planta mantienen un espectro frecuencial estándar durante su funcionamiento sin fallos; cualquier desviación se puede considerar como una situación anormal. Incluso algunos tipos de fallos, además de ser detectados pueden ser aislados únicamente con la información que provee el espectro de la señal. Este tipo de análisis es muy útil cuando no se tiene información del modelo de la planta.
2. **Repertorio de fallos:** En un repertorio de fallos se tiene constancia de todos los fallos que pueden ocurrir en el sistema y su comportamiento ante cada uno de dichos fallos. El fallo se detecta comparando el comportamiento del sistema con los distintos comportamientos almacenados. Es un método fuera de línea y se puede utilizar para un análisis posterior al fallo. Sin embargo, lo ideal es tener un diagnóstico en línea, esencial para plantas en las que un fallo pueden resultar en catástrofe.
3. **Supervisión del estado:** Comparando el valor del estado con otros previamente definidos, se puede determinar si el valor actual es adecuado o si de lo contrario el valor supera ciertos umbrales de fallo. La mayor ventaja de este método de detección es la simplicidad y fiabilidad. Sin embargo, el fallo es detectado o cuando es muy grande o cuando es de menor envergadura pero lleva presente un largo periodo de tiempo.
4. **Redundancia de Hardware en paralelo:** Un importante requisito para desarrollar un sistema tolerante a fallos es la existencia repetida en paralelo de los equipos, permitiéndose alternar entre ellos en caso de la existencia de fallos. Las principales desventajas son el aumento de coste, ya que hay más equipos, el aumento de peso, muy a tener en cuenta en sistemas aéreos y la posibilidad de que se produzca un error común, que no sería detectado. La redundancia de hardware puede ser combinada con

métodos de detección basados en modelo maximizando la detección y aislamiento del fallo.

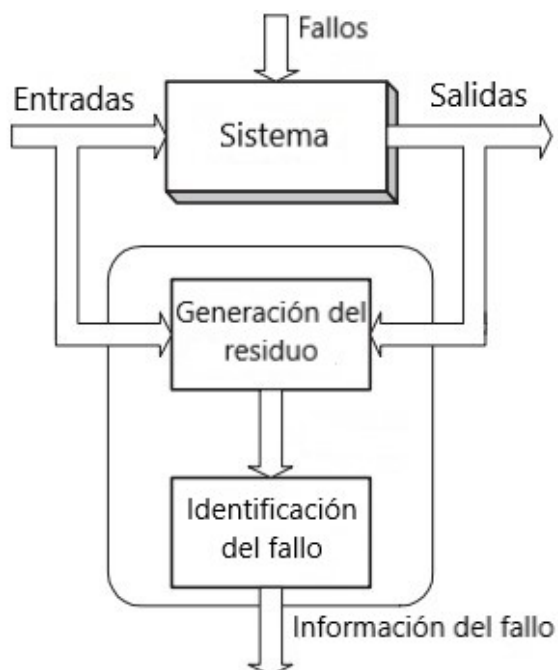
### 4.3 Principios básicos de la Detección de Fallos Basado en Modelo

En los últimos años se ha visto aumentada la investigación y la implementación de la detección de fallos basado en modelo.

Este método está basado en el concepto de redundancia analítica y es contrario a la redundancia de hardware en paralelo, mencionada en la sección 4.2. La redundancia analítica hace uso de las señales generadas por un modelo matemático de la planta en estudio. Las señales obtenidas se comparan con las señales medidas directamente de la planta. Esta comparación se realiza mediante la generación de residuos, que se definen como la diferencia entre la señal real y la calculada en el modelo matemático.

Por tanto, el diagnóstico de fallos basado en modelo se puede definir como la obtención de fallos a partir de la comparación de señales medidas en la planta y las señales generadas por un modelo matemático, mediante la generación de residuos.

La principal ventaja de la redundancia analítica es la ausencia de elementos físicos extra para llevarla a cabo, como sí ocurría en la redundancia de hardware en paralelo (4.2). Además, las medidas necesarias para controlar el proceso son normalmente suficientes para implementar este tipo de detección de fallos, evitando el tener que instalar nuevos sensores de medición en la planta. Teniendo en cuenta la forma de funcionar de este método, lo único que se podría precisar y que no se tuviese antes es de más capacidad computacional de cálculo y más almacenamiento para su correcta implementación.



**Figura 4.2** Fases de la detección de fallos basado en modelo. Fuente: [7].



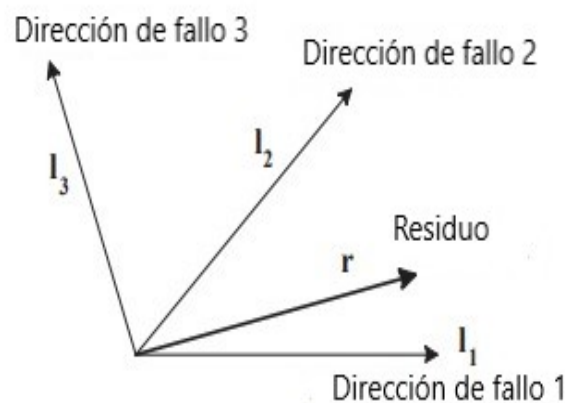
La estructura de la detección de fallos basado en modelo se compone de dos fases (ver Figura 4.2):

1. **Generación de residuo:** Las señales de salida y entrada al sistema pasan por un algoritmo cuya salida es la propia señal del residuo. El residuo, idealmente, debe tomar valor nulo en ausencia de fallos y no nulo cuando sí los hay.
2. **Evaluación del residuo** (Toma de una decisión): Se examinan los residuos y se determina si ha ocurrido algún fallo.

#### 4.3.1 Propiedades de los residuos

Los residuos se caracterizan por ser capaces de proporcionar información para ([22], [24], [17]):

1. **Detección del fallo:** Para detectar un fallo, en el caso ideal, se identifican los instantes de tiempo en los que el valor del residuo es no nulo. Sin embargo, en la práctica debido a errores de modelado, perturbaciones y ruidos no es fácil diferenciar los fallos y es necesario recurrir al uso de umbrales. Se ha de destacar que el uso de umbrales muy amplios puede enmascarar fallos, por lo que la determinación de su magnitud debe ser analizada. Lo ideal es diseñar sistemas de diagnóstico robustos que eviten en la medida de lo posible la interferencias debidas a los ruidos, perturbaciones o errores de modelado.
2. **Aislamiento:** El siguiente paso tras detectar un fallo es distinguir de dónde proviene. Mientras que un único residuo es suficiente para detectar fallos, no es suficiente para aislarlo, teniendo que generar un conjunto de residuos. Para facilitar el aislamiento del fallo, los residuos se generan de alguna de las siguientes formas:
  - **Conjunto de residuos estructurados:** Con éste método, se generan un conjunto de residuos, de los que cada uno es capaz de detectar un tipo de fallo únicamente.
  - **Residuos dirigidos:** Se define un vector de residuos de tal forma que el fallo tenga una dirección determinada en el espacio vectorial de residuos. El vector de fallo al que más se aproxime el residuo determina el fallo del sistema. En la Figura 4.3 se expone de forma gráfica.



**Figura 4.3** Representación gráfica de residuo dirigido. Fuente: [7].

## 4.4 Métodos para el Cálculo de Residuos

En esta sección se describirán los diferentes métodos que permiten llevar a cabo el cálculo de los residuos, permitiendo detectar y aislar fallos.



**Figura 4.4** Esquema de los diferentes métodos FDI.

### 4.4.1 Cálculo de Residuos mediante Observadores de Estado

Los observadores realizan estimaciones de las variables de un sistema a partir de las señales de entrada y salida del mismo. Con estas estimaciones se procede a generar residuos capaces de detectar los diferentes fallos que pueden darse sobre la planta.

Las propiedades de este método son [17]:

1. El aislamiento del fallo puede hacerse generando residuos tanto estructurados como dirigidos.
2. Rápida reacción ante fallos.
3. Muy adecuado para detectar fallos en sensores y actuadores.
4. El proceso de diseño e implementación es mecánico y simple.
5. Múltiples fallos son sencillos de manejar si el número de medidas es suficiente.
6. Ruidos en el sistema:
  - Si las propiedades estadísticas son desconocidas, se puede aplicar un filtro adicional a los residuos.
  - Si las propiedades estadísticas son conocidas, se puede utilizar un Filtro de Kalman, que permite generar el residuo con varianza mínima y, en consecuencia, reduce la probabilidad de un falso fallo o alarma.

### 4.4.2 Espacio de Paridad

El principio básico de funcionamiento para la detección de fallos es evaluar la consistencia entre las entradas y salidas del sistema en estudio. En situaciones reales los residuos no

son iguales a cero en ausencia de fallos debido a incertidumbres introducidas en forma de ruido, perturbaciones o del propio modelo. El aislamiento de fallos se consigue a través de la reorganización de la estructura del modelo [17].

Sus características son muy similares a las del cálculo del residuo mediante observadores de estado (4.4.1). Cabe destacar que en este caso introducir el concepto de residuos dirigidos es posible pero complicado, al igual que introducir conceptos estadísticos sobre el ruido.

#### 4.4.3 Estimación de Parámetros

Se basa en la estimación en línea de parámetros físicos del proceso que son comparados con los parámetros del modelo de referencia en ausencia de fallos.

En [25] se enumeran los pasos del procedimiento básico:

1. Establecer el modelo del proceso
2. Determinar las relaciones entre los coeficientes del modelo y los parámetros físicos del proceso.
3. Estimar los coeficientes del modelo nominal a partir de las medidas de entrada/salida del proceso mediante algún método de identificación.
4. Calcular los parámetros físicos del proceso nominal.
5. Determinar los cambios de los parámetros que ocurren por los diferentes casos de fallo.

Este método de detección de fallos se caracteriza por:

1. La detección y aislamiento en actuadores y sensores es posible pero supone una gran dificultad.
2. La detección y aislamiento de fallos resulta muy intuitiva con este método.
3. El proceso de diseño es mecánico pero no simple.
4. Su implementación requiere de una gran capacidad computacional.
5. En el caso de fallos múltiples, gestionarlos no es sencillo a menos que se instalen sensores extra.

#### 4.4.4 Redes neuronales

La generación de residuos con este tipo de método es similar al utilizado con los observadores, aunque en éste el observador se sustituye por una red neuronal. La salida del sistema se estima utilizando la red neuronal y el residuo generado mediante la diferencia entre la estimación y el valor real.

Las características más importantes de este método son [25]:

1. La velocidad de reacción al fallo es moderada en comparación con otros métodos.
2. Muy conveniente para detectar y aislar fallos en actuadores y sensores.
3. Capaz de detectar fallos múltiples.

4. Tolerancia al ruido media.
5. Requiere de intensas sesiones de entrenamiento durante su desarrollo.
6. Ideal para implementarse en sistemas no lineales.
7. Capacidad de auto-aprendizaje

Aunque las redes neuronales permiten realizar operaciones complejas de forma muy sencilla, su uso no está muy extendido debido a la necesidad de un proceso de entrenamiento en el que se debe tener un largo histórico de datos para dar lugar a un correcto aprendizaje.

## 4.5 Clasificación de fallos

En [2] y [22] se clasifican los fallos en base a los siguientes criterios:

- En función de la magnitud del fallo:
  1. Desviación aceptable: desviación de alguna propiedad característica o parámetro que no sobrepasa el umbral que limita la existencia de un fallo. No se considera un fallo. Este umbral puede variar en función del escenario.
  2. Fallo: desviación de alguna propiedad característica o parámetro que sobrepasa el umbral que limita la existencia de un fallo.
  3. Avería: interrupción permanente que requiere la parada del sistema.
- En función de la localización
  1. Externo: las interacciones entre el sistema y el entorno no son compatibles para alcanzar los objetivos.
  2. Interno: cuando existe un fallo en un sensor o actuador del propio sistema. Por ejemplo el fallo de un convertidor de la planta.
- En función del tiempo de aparición:
  1. Abrupto o brusco: aparece de forma espontánea.
  2. Evolutivo: aparece de manera progresiva, por ejemplo debido a la degradación del sistema.
  3. Intermitente: se puede modelar como pulsos. Son los más difíciles de diagnosticar.
- En función de cómo afectan al sistema:
  1. Aditivos: cuando los cambios en la salida solo dependen de la magnitud del fallo y no de las entradas del sistema.
  2. Multiplicativos: cuando los cambios en la salida dependen tanto del fallo como de las entradas.

Existen fallos que no son ni puramente aditivos ni multiplicativos

# 5 Métodos de Detección y Aislamiento Utilizados en la Microrred

---

En este capítulo se expondrán con detalle los algoritmos de generación de residuos expuestos en el capítulo anterior (4) y que se han utilizado concretamente en este trabajo sobre la microrred del INTA.

## 5.1 Descripción del método de las ecuaciones de paridad

Como se ha descrito en la sección 4.3, mediante las ecuaciones de paridad se busca obtener una estimación de las salidas a partir del modelo de la planta descrito en (6.5). De este modo, se busca evaluar la consistencia del sistema modelado y del sistema real en cada instante de tiempo. Al ocurrir un fallo, se produce una inconsistencia entre los dos sistemas. Esta inconsistencia, llamada residuo, se puede expresar como:

$$r(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad (5.1)$$

siendo  $r(t)$  el residuo,  $y(t)$  la salida real del sistema e  $\hat{y}(t)$  la salida estimada por el método.

El modelo lineal en espacio de estados para un sistema discreto ideal sin perturbaciones, ruidos ni fallos es:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) \end{aligned} \quad (5.2)$$

siendo  $x(t)$  el vector e estados,  $u(t)$  el vector de entradas del proceso e  $y(t)$  el vector de salidas del sistema.  $A$ ,  $B$ ,  $C$  y  $D$  son las matrices que representan el comportamiento de la planta en el punto de operación, donde  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{n \times p}$ ,  $C \in \mathbb{R}^{q \times n}$  y  $D \in \mathbb{R}^{q \times p}$ , siendo

- $n$  = número de variables de estado
- $p$  = número de entradas
- $q$  = número de salidas

Esta formulación puede simplificarse considerando  $D = 0$

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) \quad (5.3)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (5.4)$$

Introduciendo la ecuación (5.3) en (5.4) para  $(t+1)$  se obtiene:

$$y(t+1) = CAx(t) + CBu(t) \quad (5.5)$$

Repitiendo el proceso para  $(t+2)$  resulta:

$$y(t+2) = CA^2x(t) + CABu(t) + CBu(t+1) \quad (5.6)$$

Y de forma general para  $(t+p1)$ :

$$y(t+p1) = C(A^{p1}x(t) + \sum_{i=0}^{p1-1} (A^{p1-1-i}Bu(t+i))) \quad (5.7)$$

De esta forma se obtiene la salida estimada para una ventana de tiempo  $(t+p1)$ , siendo  $p1 \leq n$ . Se puede expresar en su forma compacta como

$$Y(t+p1) = Ox(t) + T_u U(t+p1) \quad (5.8)$$

Para un número de muestras desplazadas atrás  $p1$  instantes de tiempo:

$$Y(t) = Ox(t-p1) + T_u U(t) \quad (5.9)$$

En la ecuación (5.9) aparecen las entradas y salidas así como el vector de estado inicial para  $(t+p1)$ , generando una redundancia temporal, donde

$$O = [C \quad CA \quad CA^2 \quad \dots \quad CA^{p1}]^T \quad (5.10)$$

$$T_u = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{p1-1}B & CA^{p1-2}B & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

$$Y(t) = [y(t-p1) \quad y(t-p1+1) \quad y(t-p1+2) \quad \dots \quad y(t)]^T \quad (5.12)$$

$$U(t) = [u(t-p1) \quad u(t-p1+1) \quad u(t-p1+2) \quad \dots \quad u(t)]^T \quad (5.13)$$

La matriz  $O$  es la matriz de observabilidad y la matriz  $T_u$  es la matriz de Toeplitz.

Reordenando la ecuación (5.9) se obtiene:

$$Y(t) - T_u U(t) = Ox(t-p1) \quad (5.14)$$

Llamándose al primer término

$$Y(t) - T_u U(t), \quad (5.15)$$

forma computacional y al segundo

$$Ox(t - p1), \quad (5.16)$$

forma interna.

Volviendo a la ecuación (5.1) y siendo la ecuación (5.9) la salida estimada, el residuo se puede calcular como:

$$r(t) = Y(t) - [Ox(t - p1) + T_u U(t)] \quad (5.17)$$

Se observa en la ecuación (5.17) que el residuo depende del estado  $x(t)$ . Lo ideal es que no existiera esta dependencia, por lo que se multiplica la ecuación (5.17) por un vector  $w$  tal que:

$$wO = 0 \quad (5.18)$$

Por tanto, si ésta condición se satisface, el residuo queda desacoplado del estado y queda la expresión del residuo como:

$$r(t) = wY(t) - wT_u U(t) \quad (5.19)$$

Para obtener mas residuos se aumenta el numero de vectores  $w$  formando una matriz  $W$ , quedando el vector residuos:

$$r(t) = WY(t) - WT_u U(t) \quad (5.20)$$

El orden de  $W$  determina el numero de ecuaciones de paridad.

Si se supone la existencia de perturbaciones, ruidos y fallos en el sistema, las ecuaciones que representan el modelo lineal en espacio de estado serían:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) + Ev(t) + Lf(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) + Hv(t) + Mf(t) \end{aligned} \quad (5.21)$$

donde las matrices  $E$ ,  $L$ ,  $H$  y  $M$  se incluyen para modelar el comportamiento del sistema en el punto de operación cuando se considera la existencia de perturbaciones, ruidos y fallos.  $f(t)$  es el vector de fallos aditivos y  $v(t)$  el vector de perturbaciones y ruidos.

Operando de la misma manera que en (5.7) se obtiene:

$$\begin{aligned} y(t+p1) &= C(A^{p1}x(t) + \sum_{i=0}^{p1-1} (A^{n1-1-i}Bu(t+i))) + \\ &\sum_{i=0}^{p1-1} (A^{n1-1-i}Ev(t+i)) + \sum_{i=0}^{p1-1} (A^{n1-1-i}Lf(t+i)) + \\ &Hv(t+p1) + Mf(t+p1) \end{aligned} \quad (5.22)$$

En su forma compacta para una ventana de tiempo  $p1$  desplazado hacia atrás queda:

$$Y(t) = Ox(t - p1) + T_u U(t) + T_v V(t) + T_f f(t) \quad (5.23)$$

En este caso las matrices de Toeplitz  $T_v$  y  $T_f$  para una ventana de tiempo  $p1$  quedaría:

$$T_v = \begin{bmatrix} H & 0 & \dots & 0 \\ CE & H & \dots & 0 \\ CAE & CE & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{p1-1}E & CA^{p1-2}E & \dots & H \end{bmatrix} \quad T_f = \begin{bmatrix} M & 0 & \dots & 0 \\ CF & M & \dots & 0 \\ CAF & CF & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{p1-1}F & CA^{p1-2}F & \dots & M \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

y los vectores  $V(t)$  y  $F(t)$

$$V(t) = [v(t - p1) \quad v(t - p1 + 1) \quad v(t - p1 + 2) \quad \dots \quad v(t)]^T \quad (5.25)$$

$$F(t) = [f(t - p1) \quad f(t - p1 + 1) \quad f(t - p1 + 2) \quad \dots \quad f(t)]^T \quad (5.26)$$

Nuevamente, para que el residuo no dependa del estado se ha de cumplir la expresión (5.18). Una vez satisfecha, el cálculo del residuo sería:

$$r(t) = wY(t) - [wT_u U(t) + wT_v V(t) + wT_f f(t)] \quad (5.27)$$

Y para una matriz  $W$ :

$$r(t) = WY(t) - [WT_u U(t) + WT_v V(t) + WT_f f(t)] \quad (5.28)$$

## 5.2 Estimación de estado mediante observadores

Un modelo lineal en espacio de estados de un proceso multivariable viene descrito por:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (5.29)$$

Suponiendo que se tiene una entrada  $u(t)$  de dimensión  $p$  y una salida  $y(t)$  de dimensión  $q$ , el observador se utiliza para reconstruir las variables de estado que no son medidas a partir de las entradas y salidas al modelo.

La ecuación del observador es

$$\hat{x}(t+1) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + H[y(t) - C\hat{x}(t)] \quad (5.30)$$

donde  $\hat{x}(t+1)$  es el estado estimado para  $t+1$ ,  $\hat{x}(t)$  es el estado estimado para  $t$ ,  $u(t)$  la entrada manipulable,  $y(t)$  la salida del sistema y  $H$  es la matriz de ganancias del observador.

El error en salida se define como:

$$e(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \quad (5.31)$$



Reordenando los términos en (5.30) se obtiene:

$$\hat{x}(t + 1) = [A - HC]\hat{x}(t) + Bu(t) + Hy(t) \tag{5.32}$$

donde se asume que el sistema es observable, es decir,

$$O = [C \ CA \ CA^2 \ \dots \ CA^{n-1}] \tag{5.33}$$

$O$  tiene rango máximo, siendo  $C_{q \times n}$  y  $A_{n \times n}$

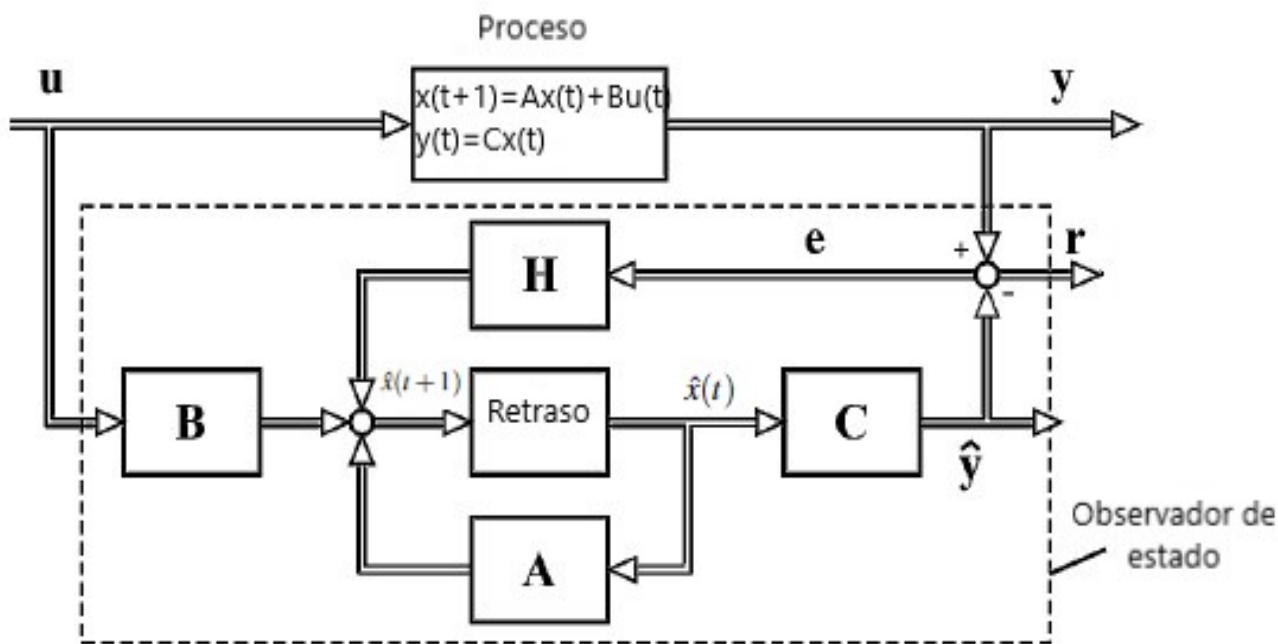


Figura 5.1 Esquema observador de estado. Fuente: [17].

El error en el estado se describe como la diferencia entre el estado real y el estado estimado (5.34)

$$\tilde{x}(t + 1) = x(t + 1) - \hat{x}(t + 1) \tag{5.34}$$

Introduciendo en (5.34) las ecuaciones (5.29) y (5.32) se obtiene:

$$\tilde{x}(t + 1) = [A - HC]\hat{x}(t) \tag{5.35}$$

Consecuentemente, el error en el estado converge asintóticamente

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0 \tag{5.36}$$

para cualquier desviación de estado  $[x(0) - \tilde{x}(0)]$  si el observador es estable. Esto puede ser conseguido eligiendo de manera adecuada la matriz  $H$ , mediante, por ejemplo, posicionamiento de polos.

En la Figura 5.1 se muestra el proceso descrito en forma de diagrama de bloques para una mejor comprensión.

### 5.2.1 Estimación de estado mediante Filtro de Kalman

Como se ha descrito en (5.30), para un sistema representado en espacio de estados dado por (5.29), la ecuación del observador de estado viene dada por

$$\hat{x}(t+1) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + H[y(t) - C\hat{x}(t)] \quad (5.37)$$

a partir de la cual se ha definido una ecuación de error en salida (5.31) y un error en la estimación del estado (5.35).

Si se tiene un proceso sin perturbaciones, el observador converge al estado verdadero del sistema si los autovalores de  $[A - HC]$  son asintóticamente estables. En la velocidad de dicha convergencia tiene un papel muy importante los autovalores de la matriz de ganancias del observador  $H$ .

Sin embargo, bajo la influencia de perturbaciones estocásticas, la reconstrucción de un estado mediante observadores no es la más óptima.

Si al proceso se le suma ruido estocástico  $v(t)$  a la entrada y  $n(t)$  a la salida, la ecuación (5.29) quedaría de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) + Vv(t) \\ y(t) &= Cx(t) + n(t) \end{aligned} \quad (5.38)$$

Las matrices del proceso  $A$ ,  $B$ ,  $C$  y  $V$  son conocidas. El estado inicial  $x(0)$  en principio no es conocido pero se tiene información estadística del mismo y también de  $v(t)$  y  $n(t)$ . Estas variables se suponen estadísticamente independientes y con una distribución normal gaussiana con los valores medios:

$$E\{x(0)\} = x_0 \quad E\{v(t)\} = 0 \quad E\{n(t)\} = 0 \quad (5.39)$$

y las matrices de covarianza:

$$\begin{aligned} E\{(x(0) - x_0)(x(0) - x_0)^T\} &= X_0 \\ E\{v(t)v^T(t)\} &= M \\ E\{n(t)n^T(t)\} &= N \end{aligned} \quad (5.40)$$

donde  $M$  y  $N$  también se suponen conocidas.

Dado que el error de la estimación no puede converger a cero, se debe llevar a cabo una optimización sobre la estimación del vector de estados  $x(t)$ , basándonos en las entradas  $u(t)$  e  $y(t)$ . Hay que llevar a cabo una optimización por mínimos cuadrados:

$$\min \|x(t) - \hat{x}(t|j)\|^2 \quad (5.41)$$

En (5.41) se utilizan dos marcos temporales.  $t$  hace referencia al tiempo actual y  $j$  al instante de tiempo de las medidas. La estimación del estado recibe varios nombres:

- $k > j$  problema de predicción
- $k = j$  problema de filtrado

- $k < j$  problema de estabilidad

En los problemas de predicción y de filtrado, la medidas de las salidas utilizada es la siguiente:

$$Y_j = \{y(0), y(1), y(2), \dots, y(j)\} \quad (5.42)$$

Se utiliza la siguiente notación:

- Estimaciones óptimas:

$$\hat{x}(t|j) = E \{x(t)|Y_j\} \quad (5.43)$$

- Error de la estimación:

$$\tilde{x}(t|j) = x(k) - \hat{x}(t|j) \quad (5.44)$$

- Matrices de covarianza del error de la estimación

$$\begin{aligned} P^-(t+1) &= E \{ \tilde{x}(t+1|t) \tilde{x}^T(t+1|t) \} \\ P(t+1) &= E \{ \tilde{x}(t+1|t+1) \tilde{x}^T(t+1|t+1) \} \end{aligned} \quad (5.45)$$

Para el instante  $t + 1$  la variable de estado  $x(t + 1)$  puede ser predecido utilizando el modelo en espacio de estados (5.38) con la información en el instante  $t$ .

$$\hat{x}(t+1|t) = A\hat{x}(t|t) + Bu(t) + V\bar{v}(t) \quad (5.46)$$

Se utiliza  $\bar{v}(t)$  ya que  $v(t)$  no es conocida.

Suponiendo que  $E \{v(t)\} = \bar{v} = 0$  quedaría:

$$\hat{x}(t+1|t) = A\hat{x}(t|t) + Bu(t) \quad (5.47)$$

En el instante  $t + 1$  también está disponible la salida  $y(t + 1)$ , siendo:

$$y(t+1) = Cx(t+1) + n(t+1) \quad (5.48)$$

Sin embargo,  $x(t + 1)$  es desconocida. La predicción  $\hat{x}(t + 1|t)$  está perturbada por el ruido  $v(t)$  y la salida medible  $y(t + 1)$  por  $n(t + 1)$ .

Si tanto  $\hat{x}(t + 1|t)$  como  $x(t + 1)$  fuesen conocidos, se podría calcular el estado como una media ponderada:

$$\hat{x}(t+1|t+1) = (I_n - K')\hat{x}(t+1|t) + K'x(t+1) \quad (5.49)$$

Reordenando términos en (5.49):

$$\hat{x}(t+1|t+1) = \hat{x}(t+1|t) + K'[x(t+1) - \hat{x}(t+1|t)] \quad (5.50)$$

donde  $K'$  es una matriz de ponderación de orden  $n$  (número de estados) que se elige para minimizar la covarianza del error de estimación  $P(t - 1)$ . Ahora, haciendo  $K' = KC$

convertimos el vector de estados  $x(t+1)$  en el vector de salidas medibles  $y(t+1)$ . Aplicando esta transformación en (5.49):

$$\hat{x}(t+1|t) = [I_n - KC]\hat{x}(t+1|t+1) + Ky(t+1) \quad (5.51)$$

La ecuación (5.51) contiene:

- $\hat{x}(t+1|t)$ : la predicción del modelo de  $x(t+1)$  basado en la última estimación  $\hat{x}(t|t)$
- $y(t+1)$ : la nueva medida

A (5.49) le sigue un algoritmo de estimación recursivo

$$\hat{x}(t+1|t+1) = \hat{x}(t+1|t) + K(t+1)[y(t+1) - C\hat{x}(t+1|t)] \quad (5.52)$$

donde la matriz de corrección  $K(t+1)$  ha debido ser elegida para minimizar la matriz de covarianza del error de estimación. Como esta covarianza varía en el tiempo,  $K(t+1)$  también debe hacerlo.

El error en la estimación es

$$\tilde{x}(t+1|t) = \hat{x}(t+1|t) - E\{\hat{x}(t+1|t)\} \quad (5.53)$$

y el error en la medida es

$$\tilde{y}(t+1) = y(t+1) - E\{y(t+1)\} = n(t) \quad (5.54)$$

Las correspondientes matrices de covarianzas son:

$$\begin{aligned} P^-(t+1) &= E\{\tilde{x}(t+1|t)\tilde{x}^T(t+1|t)\} \\ Y &= E\{\tilde{y}(t+1)\tilde{y}^T(t+1)\} \end{aligned} \quad (5.55)$$

La matriz de covarianza de la estimación recursiva  $\hat{x}(t+1|t+1)$  viene por tanto dada por:

$$P(t+1) = [I_n - K(t+1)C]P^-(t+1)[I_n - K(t+1)C]^T + K(t+1)NK^T(t+1) \quad (5.56)$$

Ahora se busca un valor de  $K(t+1)$  que minimice la varianza de la covarianza del error de estimación.

$$K(t+1) = P^-(t+1)C^T[CP^-(t+1)C^T + N]^{-1} \quad (5.57)$$

y

$$P(t+1) = P^-(t+1) - K(t+1)CP^-(t+1) \quad (5.58)$$

donde  $P^-$ , que es la matriz de covarianzas del error de estimación  $\tilde{x}(t|t)$ , se obtiene de:

$$P^-(t+1) = AP(t)A^T + VMV^T \quad (5.59)$$

A modo de resumen, la secuencia de cálculos es:

1. Predicción: de (5.46) y (5.59)

$$\begin{aligned} \hat{x}(t+1|t) &= A\hat{x}(t|t) + Bu(t) \\ P^-(t+1) &= AP(t)A^T + VMV^T \end{aligned} \quad (5.60)$$

2. Corrección: de (5.57), (5.52) y (5.58)

$$\begin{aligned} K(t+1) &= P^-(t+1)C^T[CP^-(t+1)C^T + N]^{-1} \\ \hat{x}(t+1|t+1) &= \hat{x}(t+1|t) + K(t+1)[y(t+1) - C\hat{x}(t+1|t)] \\ P(t+1) &= [I_n - K(t+1)C]P^-(t+1) \end{aligned} \quad (5.61)$$

Y por último, introduciendo la predicción en la corrección queda:

$$\hat{x}(t+1|t+1) = A\hat{x}(t|t) + Bu(t) + K(t+1)[y(t+1) - C(A\hat{x}(t|t) + Bu(t))] \quad (5.62)$$

La estimación del estado es una estimación recursiva del estado  $\hat{x}(t+1|t+1)$  basado en el estado predicho  $\hat{x}(t+1|t)$  por el modelo del proceso y una corrección basada en la nueva medida  $y(t+1)$ .

La matriz de ganancias  $K$  depende en las matrices de covarianzas  $M$  y  $N$ . Si las matrices del sistema  $A$ ,  $B$ ,  $C$  y las matrices de covarianza de los ruidos no dependen del tiempo, la ganancia del Filtro de Kalman,  $K(t+1)$  converge asintóticamente a un valor estable. La matriz de covarianza del estado estable del error de estimación  $P^-$  viene dado por:

$$P^-(t+1) = AP^-(t) - AP^-(t)C^T[CP^-(t)C^T + N]^{-1}CP^-(t)A^T + VMV^T \quad (5.63)$$

la cual es una ecuación de Riccati. Su solución asintótica proporciona el valor estable de  $P^-$ . Por tanto, el valor estable de la ganancia de Kalman:

$$\bar{K} = P^-C^T[CP^-C^T + N]^{-1} \quad (5.64)$$

La secuencia de cálculos se reduciría a:

1. Predicción:

$$\hat{x}(t+1|t) = A\hat{x}(t|t) + Bu(t) \quad (5.65)$$

2. Corrección:

$$\hat{x}(t+1|t+1) = \hat{x}(t+1|t) + \bar{K}[y(t+1) - C\hat{x}(t+1|t)] \quad (5.66)$$

Introduciendo la predicción en la corrección queda:

$$\hat{x}(t+1|t) = A\hat{x}(t|t-1) + Bu(t) + A\bar{K}[y(t) - C(A\hat{x}(t|t-1))] \quad (5.67)$$

## 5.3 Definición de los Umbrales Estocásticos

Como se ha descrito con anterioridad (4.3), en un algoritmo de generación de residuos ideal, el valor de éste debería ser nulo en ausencia de fallos y no nulo cuando se produjese alguno. Sin embargo, debido a los diversos motivos comentados, el valor de residuo no es por lo general nulo incluso en ausencia de fallos.

Aquí aparece la necesidad de diseñar unos umbrales para determinar si el sistema esta funcionando correctamente o algún tipo de fallo está ocurriendo sobre el mismo.

Mediante la definición de Umbrales Estocásticos, [22], utilizando la Teoría de la Probabilidad, se tiene en cuenta la incertidumbre en la generación de los residuos para optimizar los valores de umbrales de fallos. Por otro lado, la definición de umbrales trae consigo el inconveniente de no detectar pequeños fallos puesto que no superan los umbrales, es decir, con este método no desaparecen los falsos negativos.

La Teoría de la Probabilidad es una rama matemática que estudia este tipo de procesos estocásticos. Mediante esta teoría se define la variable aleatoria como la función matemática que asigna un número a un experimento aleatorio, es decir, una variable aleatoria es una función que intenta describir los resultados de un evento aleatorio. Así mismo, una variable aleatoria continua es aquella que puede asumir un número incontable de valores. Por tanto, los residuos serán tratados como variables aleatorias continuas.

La función que describe la probabilidad relativa que tiene una variable aleatoria de tomar un valor determinado se denomina Función de Densidad de Probabilidad (*Probability Density Function, PDF*). Cumple las siguientes condiciones:

1. Para todos los valores de  $x$

$$f(x) \geq 0 \quad (5.68)$$

2. El área bajo la curva de  $f(x)$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = P(-\infty \leq X \leq \infty) = 1 \quad (5.69)$$

Siendo  $X$  el valor de la variable aleatoria,  $x$  el valor de la variable real (eje de abscisas) y  $P$  la probabilidad que va de 0 a 1.

La *Cumulative Distribution Function (CDF)* es la probabilidad de que una variable aleatoria sea menor o igual a un valor determinado, es decir, siendo  $X$  una variable aleatoria continua con una PDF  $f(x)$ , la CDF de  $X$  es

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(x)dx = P(X \leq x) \quad (5.70)$$

Para obtener el valor de  $x$  asociado con una probabilidad acumulada específica  $p$ , se utiliza la *Inverse Cumulative Distribution Function (ICDF)*. Para una distribución continua y estrictamente monótona la ICDF devuelve un valor  $x$  tal que

$$P(X \leq x) = p \quad (5.71)$$

Concretando en el caso del trabajo, los residuos están influenciados por variables aleatorias, responsables de que por lo general no sean nulos, y por consiguiente pueden constituir un proceso estocástico. Haciendo uso de conceptos de Teoría de la Probabilidad se podría calcular un umbral  $\gamma(t)$  con una probabilidad  $p$  de que el residuo generado  $r(t)$  tenga un valor igual o mayor que dicho umbral en ausencia de fallos.

Por tanto, análogamente a (5.71):

$$P(r(t) \leq \beta(t)) = p \quad (5.72)$$

La probabilidad de que se produzca un falso positivo es de  $1 - p$ . De este modo si  $p$  es elevada disminuye la probabilidad de que aparezcan falsos positivos pero aumenta la probabilidad de que se produzcan falsos negativos. Por tanto es de especial importancia encontrar un equilibrio entre la sensibilidad y especificidad.

Lo que se busca es calcular para cada instante  $t$  el umbral superior,  $\beta_i(t)$  e inferior  $\gamma_i(t)$  cuyo intervalo debe contener al residuo  $r_i(t)$  en ausencia de fallos. Se expresa como:

$$P(\gamma_i(t) \leq r_i(t) \leq \beta_i(t)) = F_{r(t)}(\beta(t)) - F_{r(t)}(\gamma(t)) \quad (5.73)$$

Siendo  $F_{r(t)}$  en este caso el valor de la CDF de una distribución normal.

Para calcular los umbrales se utiliza un conjunto de datos históricos experimentales en escenarios ausentes de fallos a partir de los cuales se realiza el cálculo de los residuos históricos.

Matemáticamente el problema se podría resolver como [21]:

$$\begin{aligned} \text{máx } & \beta_i(t) \\ \text{s.t. } & P(r_i^h(t) \geq \beta_i(t)) \geq 1 - p, \quad \forall i, \forall t \end{aligned} \quad (5.74)$$

$$\begin{aligned} \text{mín } & \gamma_i(t) \\ \text{s.t. } & P(r_i^h(t) \leq \gamma_i(t)) \geq p, \quad \forall i, \forall t \end{aligned} \quad (5.75)$$

donde  $P$  es la distribución de probabilidad,  $r_i^h(t)$  es el histórico del residuo  $i$ ,  $\beta_i$  representa el umbral superior del residuo  $r_i$ ,  $\gamma_i$  el umbral inferior y  $p$  representa la probabilidad. La expresiones (5.74) y (5.75) se pueden escribir como:

$$P(r_i^h(t) \geq \beta_i(t)) = 1 - F(\beta_i(t)) \rightarrow \beta_i(t) \leq F^{-1}(1 - p) \quad (5.76)$$

$$P(r_i^h(t) \leq \gamma_i(t)) = 1 - F(\gamma_i(t)) \rightarrow \gamma_i(t) \geq F^{-1}(p) \quad (5.77)$$

La amplitud del intervalo  $[\beta_i(t), \gamma_i(t)]$  determina el tamaño del fallo mínimo que puede ser detectado en valores absolutos.

Para determinar si un residuo  $r_i(t)$  distinto de cero revela un fallo o no, una nueva variable binaria  $r_i^b \in [0, 1]$  se empareja con  $r_i$ . Se calcula de acuerdo a

$$r_i^b(t) = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{si } r_i(t) > \beta_i(t) \quad \text{o } r_i(t) < \gamma_i(t) \\ 0 & \text{si } \beta_i(t) \leq r_i(t) \leq \gamma_i(t) \end{array} \right\} \quad (5.78)$$





# 6 Modelo de Microrred e implementación en MatLab® y Simulink®

---

En este capítulo primeramente se describirá el modelo lineal en espacio de estados de la microrred del INTA, el cual será base para los algoritmos de calculos de residuos implementados. Seguidamente se expondrá como se han implementado los algoritmos descritos en el entorno de MatLab®, adaptándose al modelo de microrred y controlador provistos [20].

## 6.1 Modelo de la microrred

El primer paso para poder implementar una detección de fallos basado en modelo es obtener un modelo del sistema en estudio.

Debido a que la relación entre la potencia en los diferentes componentes y los estados de carga se asemeja a una función lineal, el sistema se puede modelar mediante una representación en espacio de estados:

$$\begin{aligned}x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) + Dd(t) \\ y(t) &= Cx(t)\end{aligned}\tag{6.1}$$

donde  $x(t)$  es el vector de estado,  $u(t)$  es la señal de control,  $d(t)$  es la perturbación en el sistema e  $y(t)$  es la salida.

El estado del sistema viene representado por los estados de carga de las baterías, el supercondensador y el nivel del depósito de hidrógeno, como se observa en (6.2). En este modelo el estado se corresponde con la salida.

$$x(t) = y(t) = [SOC_{pb}(t) \quad SOC_{li}(t) \quad LOH(t) \quad SOC_{sc}(t) \quad SOC_{me}(t) \quad SOC_{de}(t)]^T \tag{6.2}$$

Los términos relativos a los estados de carga de los coches híbridos serán nulos mientras no estén conectados a la microrred.

Las baterías de plomo se encargan de permitir que se cumpla el balance de potencia. Por ello, las variables manipulables son las potencias de las baterías, del supercondensador y de la red (6.3)

$$u(t) = [P_{grid}(t) \ P_{li}(t) \ P_{sc}(t) \ P_{me}(t) \ P_{de}(t)]^T \quad (6.3)$$

Al igual que en 6.2, las componentes asociadas a los vehículos híbridos sólo serán no nulas cuando éstos se encuentren conectados.

Debido a que la generación y la demanda no forman parte del sistema de control, se tratarán como una perturbación en el sistema. Además, si los coches híbridos están conectados a la microrred, el consumo de hidrógeno, expresado en porcentaje, también se verá representado como una perturbación.

$$d(t) = [P_{net}(t) \ Cons_H(t)]^T \quad (6.4)$$

A continuación, se obtendrá un modelo lineal de los diferentes componentes que forman la microrred, relacionando los estados con las señales de las variables manipulables mediante su rendimiento.

Las baterías de ácido plomo se descargan al aumentar la potencia que intercambian con la microrred y se pueden modelar mediante el siguiente balance de energía:

$$SOC_{pb}(t+1) = SOC_{pb}(t) - \frac{\eta_{pb} T_s}{C_{max_{pb}}} P_{pb}(t) \quad (6.5)$$

donde  $C_{max_{pb}}$  es la capacidad de la batería,  $\eta_{pb}$  es el rendimiento y  $T_s$  es el tiempo de muestreo.

Al no ser una señal de control la potencia de la batería de plomo, se ha de expresar en función del resto de potencias mediante un balance energético.

$$P_{pb}(t) = -P_{net}(t) - P_{grid}(t) - P_{li}(t) - P_{me}(t) - P_{de}(t) - P_{sc}(t) \quad (6.6)$$

De este modo, uniendo las ecuaciones (6.5) y (6.6), se obtiene el modelo de la batería de plomo, que viene dada por la ecuación (6.7)

$$SOC_{pb}(t+1) = SOC_{pb}(t) - \frac{\eta_{pb} T_s}{C_{max_{pb}}} (-P_{net}(t) - P_{grid}(t) - P_{li}(t) - P_{me}(t) - P_{de}(t) - P_{sc}(t)) \quad (6.7)$$

La batería de ion litio se modela de igual modo:

$$SOC_{li}(t+1) = SOC_{li}(t) - \frac{\eta_{li} T_s}{C_{max_{li}}} P_{li}(t) \quad (6.8)$$

El estado de carga del supercondensador queda:

$$SOC_{sc}(t+1) = SOC_{sc}(t) - \frac{\eta_{sc} T_s}{C_{max_{sc}}} P_{sc}(t) \quad (6.9)$$

En el modelo del electrolizador, el nivel de hidrógeno se modela como:

$$LOH(t+1) = LOH(t) + \frac{\eta_{elz} T_s}{V_{max}} P_{elz}(t) - Cons_H(t) \quad (6.10)$$

donde  $Cons_H$  es la disminución del nivel de hidrógeno provocada por los coches híbridos.

Por último, las baterías de los coches se modelan del mismo modo que las de litio y plomo:

$$SOC_{me}(t+1) = SOC_{me}(t) - \frac{\eta_{me} T_s}{C_{max_{me}}} P_{me}(t) \quad (6.11)$$

$$SOC_{de}(t+1) = SOC_{de}(t) - \frac{\eta_{de} T_s}{C_{max_{de}}} P_{de}(t) \quad (6.12)$$

En la tabla (6.1) se recogen los valores de los diferentes parámetros del modelo, donde los valores de los rendimientos se han obtenido de forma experimental y el resto son datos obtenidos de catálogo:

**Tabla 6.1** Parámetros del modelo.

	$\eta$	$C_{max}(Ah)$
<b>Batería plomo</b>	0.2000 (6% $V^{-1}$ )	125
<b>Batería litio</b>	0.2318 (6% $V^{-1}$ )	225
<b>Supercondensador</b>	0.0238 ( $m^3/skW$ )	125
<b>Plataforma Melex</b>	0.3978 ( $m^3/skW$ )	225
<b>Plataforma Delfín</b>	0.3978 ( $m^3/skW$ )	225

A partir de lo desarrollado, se puede crear el modelo del espacio de estados de la siguiente forma.

$$\begin{bmatrix} SOC_{pb}(t+1) \\ SOC_{li}(t+1) \\ LOH(t+1) \\ SOC_{sc}(t+1) \\ SOC_{me}(t+1) \\ SOC_{de}(t+1) \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} SOC_{pb}(t) \\ SOC_{li}(t) \\ LOH(t) \\ SOC_{sc}(t) \\ SOC_{me}(t) \\ SOC_{de}(t) \end{bmatrix} + B \cdot \begin{bmatrix} P_{grid}(t) \\ P_{li}(t) \\ P_{sc}(t) \\ P_{me}(t) \\ P_{de}(t) \end{bmatrix} + D \cdot \begin{bmatrix} P_{net}(t) \\ Cons_H(t) \end{bmatrix} \quad (6.13)$$

donde las matrices son las siguientes:

$$A = I_6 \quad (6.14)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{\eta_{pb}T_s}{C_{max_{pb}}} & \frac{\eta_{pb}T_s}{C_{max_{pb}}} & \frac{\eta_{pb}T_s}{C_{max_{pb}}} & \frac{\eta_{pb}T_s}{C_{max_{pb}}} & \frac{\eta_{pb}T_s}{C_{max_{pb}}} \\ 0 & -\frac{\eta_{li}T_s}{C_{max_{li}}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{\eta_{sc}T_s}{C_{max_{sc}}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{\eta_{me}T_s}{C_{max_{me}}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{\eta_{de}T_s}{C_{max_{de}}} \end{bmatrix} \quad (6.15)$$

$$C = I_6 \quad (6.16)$$

$$D = \begin{bmatrix} \frac{\eta_{pb}T_s}{C_{max_{pb}}} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & -1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.17)$$

## 6.2 Entradas para los bloques de cálculo de los residuos

Cada método de cálculo de los residuos es un algoritmo desarrollado en un script de MatLab® e implementado en Simulink mediante un bloque que ejecuta dicha función en MatLab®.

Ambos métodos tienen las mismas entradas. Las entradas a dichos algoritmos son:

### 1. Salidas de la microrred:

- Estado de carga de la batería de plomo ( $SOC_{pb}$ ).
- Estado de carga de la batería de litio ( $SOC_{li}$ ).
- Estado de carga del supercondensador ( $SOC_{sc}$ ).
- Nivel depósito de hidrógeno ( $LOH$ ).
- Estado de carga de la batería del coche Melex ( $SOC_{me}$ ).
- Estado de carga de la batería del coche Delfin ( $SOC_{de}$ ).

### 2. Entradas a la microrred:

- Potencia de la red ( $P_{grid}$ ).
- Potencia de la batería de litio ( $P_{li}$ ).
- Potencia del supercondensador ( $P_{sc}$ ).
- Potencia de la batería del coche Melex ( $P_{me}$ ).
- Potencia de la batería del coche Delfín ( $P_{de}$ ).

### 3. Perturbaciones:

- Potencia neta ( $P_{net}$ ).

- Consumo de hidrógeno por parte de los vehículos híbridos ( $ConsH$ )

Con estos elementos y el modelo de la microrred (6.1) seremos capaces de estimar las salidas de la microrred en cada muestra de tiempo y obtener un valor residual para cada una de ellas.

## 6.3 Ecuaciones de paridad

### 6.3.1 Definición de las matrices del algoritmo

Las matrices utilizadas en el algoritmo para calcular residuos mediante las ecuaciones de paridad son las propias matrices del espacio de estados, con el que se modela el comportamiento de la microrred. Éstas son las utilizadas para montar las matrices que conforman el algoritmo (5.1).

Para llevar a cabo la programación del algoritmo en MatLab<sup>®</sup> se debe ser consciente de que éste ha de funcionar simultáneamente con la microrred, es decir, ha de procesar sus entradas y proporcionar un valor residual a la vez que estas se van generando. Se debe tener en cuenta que el tiempo de procesamiento ya que si éste es superior al tiempo que transcurre entre cada muestra, los residuos proporcionados no serán válidos, ya que éstos no se corresponderán con el estado actual de la microrred.

Como se ha expuesto en (5.1), este método se caracteriza por funcionar teniendo en cuenta una ventana de tiempo determinada,  $p1 \leq n$ . Para programar el algoritmo se ha tomado la ventana de tiempo  $p1 = n$ , siendo  $n$  el número de estados igual a 6 (6.2). De este modo, las matrices definidas de forma genérica en (5.1) quedan particularizadas para nuestro caso de la siguiente manera:

$$O = [C \quad CA \quad CA^2 \quad \dots \quad CA^6]_{42 \times 6}^T \quad (6.18)$$

$$T_u = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^5B & CA^4B & \dots & 0 \end{bmatrix}_{42 \times 35} \quad T_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ CE & 0 & \dots & 0 \\ CAE & CE & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^5E & CA^4E & \dots & 0 \end{bmatrix}_{42 \times 14} \quad (6.19)$$

El código en MatLab<sup>®</sup> para su cálculo es:

```

%%%%%% Montaje matriz O %%%%%%
O = zeros( (p1+1)*Fc , Cc); %Fc=Filas matriz C / Cc=Columnas matriz
  C
obs = obsv(A,C);
O(1:p1*Fc , :) = obs( 1:p1*Fc , : );
O( (p1*Fc+1):end , : ) = C*(A^p1);

%%%%%% Montaje matriz Tu %%%%%%

```

```

aux = 0( 1:Fc , : )*B;

for i=2:p1
    aux( ((i-1)*Fc+1):i*Fc , : ) = 0( ((i-1)*Fc+1):i*Fc , : )*B;
end

Tu = zeros( Fd+Fc*p1 , Cb*p+Cd );
k=0;

for i=1:p1
    Tu( (i*Fd+1):end , (k*Cb+1):i*Cb ) = aux( 1:Fc*(p1-i+1) , : );
    k=k+1;
end

%%% Montaje matriz Tv %%%

O_v = zeros( (p1+1)*Fc , Cc);
obs_v = obsv(A,C);
O_v(1:p1*Fc , :) = obs_v( 1:p1*Fc , : );
O_v( (p1*Fc+1):end , : ) = C*(A^p1);

aux_v = O_v( 1:Fc , : )*E;

for i=2:p1
    aux_v( ((i-1)*Fc+1):i*Fc , : ) = O_v( ((i-1)*Fc+1):i*Fc , : )*E
    ;
end

Tv = zeros( Fh+Fc*p1 , Ce*p1+Ch ); %Fh=numero de salidas / Ch=
    numero de perturbaciones

k=0;
for i=1:p1
    Tv( (i*Fh+1):end , (k*Ce+1):i*Ce ) = aux_v( 1:Fc*(p1-i+1) , : )
    ;
    k=k+1;
end

```

La matriz  $W$ , conformada por vectores  $w$ , responsable de eliminar la dependencia de las ecuaciones de paridad con el estado del sistema y definida como:

$$wO = 0 \quad (6.20)$$

se calcula como:

$$W_{36 \times 42} = \text{null}(O^T)^T \quad (6.21)$$

es decir,  $W$  es el espacio vectorial nulo traspuesto de la matriz de observabilidad traspuesta.

Como se ha mencionado, éste método trabaja teniendo en cuenta una ventana de tiempo  $p1$ . Al iniciar el funcionamiento, el algoritmo no puede generar residuos pues no tiene suficientes muestras, por lo que el valor del residuo en los primeros instantes de tiempo, hasta llegar a  $p1$ , se toma como nulo.

### 6.3.2 Definición entradas al algoritmo

Por la misma razón expuesta al final de la sección anterior (6.3.1), al inicio del funcionamiento no se tienen suficientes muestras como para hacer funcionar el algoritmo de la manera deseada. De este modo, durante los primeros  $p1$  instantes de tiempo, la función únicamente se dedica a almacenar de forma estructurada, tal y como requiere el método de las ecuaciones de paridad, un histórico de entradas, salidas y perturbaciones del modelo de la microrred. Una vez transcurrido el tiempo necesario, el algoritmo comienza a generar los valores residuales, eliminando las muestras que ya no necesita y añadiendo las nuevas muestras que alimentan al bloque de la función.

La estructura de las muestras para hacer funcionar el algoritmo se define en (5.12), (5.13) y (5.25) de manera general. Particularizando para el caso en estudio, las variables quedan:

$$Y(t) = \begin{bmatrix} SOC_{pb}(t-6) \\ \vdots \\ SOC_{pb}(t) \\ SOC_{li}(t-6) \\ \vdots \\ SOC_{li}(t) \\ LOH(t-6) \\ \vdots \\ LOH(t) \\ SOC_{sc}(t-6) \\ \vdots \\ SOC_{sc}(t) \\ SOC_{me}(t-6) \\ \vdots \\ SOC_{me}(t) \\ SOC_{de}(t-6) \\ \vdots \\ SOC_{de}(t) \end{bmatrix}_{42 \times 1} \quad U(t) = \begin{bmatrix} P_{grid}(t-6) \\ \vdots \\ P_{grid}(t) \\ P_{li}(t-6) \\ \vdots \\ P_{li}(t) \\ P_{sc}(t-6) \\ \vdots \\ P_{sc}(t) \\ P_{me}(t-6) \\ \vdots \\ P_{me}(t) \\ P_{de}(t-6) \\ \vdots \\ P_{de}(t) \end{bmatrix}_{35 \times 1} \quad V(t) = \begin{bmatrix} P_{net}(t-6) \\ \vdots \\ P_{net}(t) \\ ConsH(t-6) \\ \vdots \\ ConsH(t) \end{bmatrix}_{14 \times 1} \tag{6.22}$$

A modo de resumen, la expresión que engloba el conjunto de matrices con sus correspondientes dimensiones para obtener el residuo por el método de las ecuaciones de paridad queda de la siguiente manera:

$$Residuo_{6 \times 1} = W_{6 \times 42} Y_{42 \times 1} - [W_{6 \times 42} T u_{42 \times 35} U_{35 \times 1} + W_{6 \times 42} T v_{42 \times 14} V_{14 \times 1}] \tag{6.23}$$

Mediante la expresión 6.23 se obtiene un vector de 6 componentes en la que cada componente es el valor residual asociado a cada elemento que conforma la microrred.

## 6.4 Filtro de kalman

### 6.4.1 Adecuación matrices para el algoritmo

Para hacer funcionar el observador basado en el filtro de Kalman teniendo en cuenta las perturbaciones del modelo ( $P_{net}$  y  $ConsH$ ) hay que reagrupar las matrices del modelo lineal en espacio de estados a diferencia del caso de las ecuaciones de paridad (6.3.1).

En la definición del modelo de la microrred del INTA (6.1), se ha obtenido un modelo lineal en el que los estados dependen de las señales de control y de las perturbaciones. Para simplificar el modelo y adecuarlo al algoritmo, las perturbaciones se introducirán en el vector de estados. Las nuevas matrices que se obtendrán se llaman matrices ampliadas.

Originalmente, el sistema tiene la forma

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) + Dd(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (6.24)$$

pero el algoritmo del filtro de Kalman se ejecuta para un modelo de la siguiente forma

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (6.25)$$

por tanto, se van a definir unas nuevas matrices  $A$ ,  $B$  y  $C$ , haciendo que el modelo lineal en espacio de estados quede con la estructura siguiente:

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ d(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & D \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ d(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} u(t) \quad (6.26)$$

$$y(t) = [C \ 0] \begin{bmatrix} x(t) \\ d(t) \end{bmatrix} \quad (6.27)$$

De este modo, ya se obtienen las matrices mostradas en (6.25) teniendo en cuenta las perturbaciones como parte del vector de estados del sistema.

### 6.4.2 Cálculo matriz de ganancias del observador basado en filtro de Kalman

Puesto que las matrices del sistema  $A$ ,  $B$ ,  $C$  y las matrices de covarianzas no dependen del tiempo, la ganancia del filtro de Kalman converge asintóticamente a un valor estable.

Para obtener el valor de la matriz de ganancias se debe resolver una ecuación de Riccati (5.63). Para ello, se utiliza el comando que proporciona MatLab®,  $dlqr$ , el cual resuelve la ecuación de Riccati y proporciona el valor estable de la matriz de ganancias, que se usará



en el término de corrección del filtro de Kalman:

$$\hat{x}_{8 \times 1}(t+1|t) = A_{8 \times 8} \hat{x}_{8 \times 1}(t|t-1) + B_{8 \times 5} u_{5 \times 1}(t) + A_{8 \times 8} \bar{K}_{8 \times 6} [y_{6 \times 1}(t) - C_{6 \times 8} (A_{8 \times 8} \hat{x}_{8 \times 1}(t|t-1))] \quad (6.28)$$

donde  $A$ ,  $B$  y  $C$  son las matrices obtenidas en (6.26) y (6.27).

El valor residual obtenido con el observador basado en el filtro de Kalman se obtiene de

$$Residuo_{6 \times 1} = y_{6 \times 1} - C_{6 \times 8} \hat{x}_{8 \times 1} \quad (6.29)$$

siendo  $y$  la salida de la microrred y  $\hat{x}$  la estimación del estado mediante el filtro de Kalman.

El código desarrollado en MatLab<sup>®</sup> es:

```
load('x0.mat'); %Carga del estado anterior

xp_=[xp_';Pnet;ConsH]; %Se añaden perturbaciones

Q=0.01*eye(8); R=0.1*eye(6);
K=dlqr(A',C',Q,R)'; % Q y R matrices de covarianza

xck= A*xp_+B*U_new+A*K*[Y_new-C*(A*xp_)];
xp_=xck(1:6)';

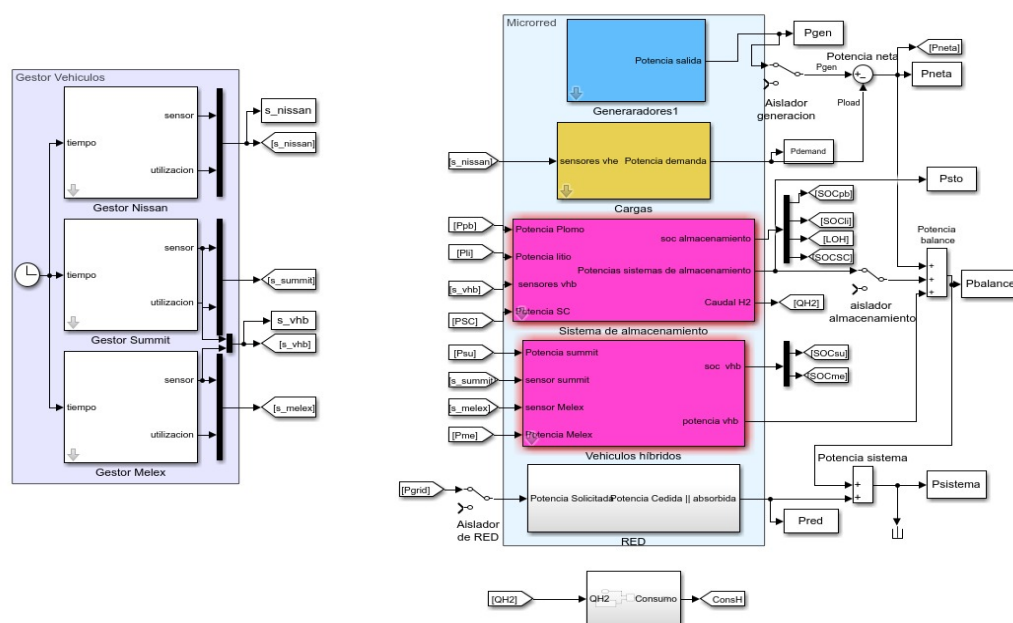
save('x0.mat','xp_') %Actualización variable x0

res_kalman=Y_new-C*xck;
```



# 7 Simulación y Resultados obtenidos

En este capítulo se realizarán las pruebas de simulación sobre el modelo de la microrred (7.1) proporcionado por [20].



**Figura 7.1** Modelo de la microrred en Simulink.

La microrred presentada en 7.1 es controlada por un controlador MPC, el cual usa las salidas y entradas anteriores de la microrred para generar, optimizando una función de coste, nuevas entradas para el modelo. A su vez, el controlador proporcionado tiene un tiempo de muestreo de un segundo, un horizonte de control de dos segundos y un horizonte de predicción de diez segundos.

A todo esto se le ha añadido, como parte de este trabajo, los dos bloques de detección de fallos mediante la generación de residuos, que se pueden apreciar en (7.2).

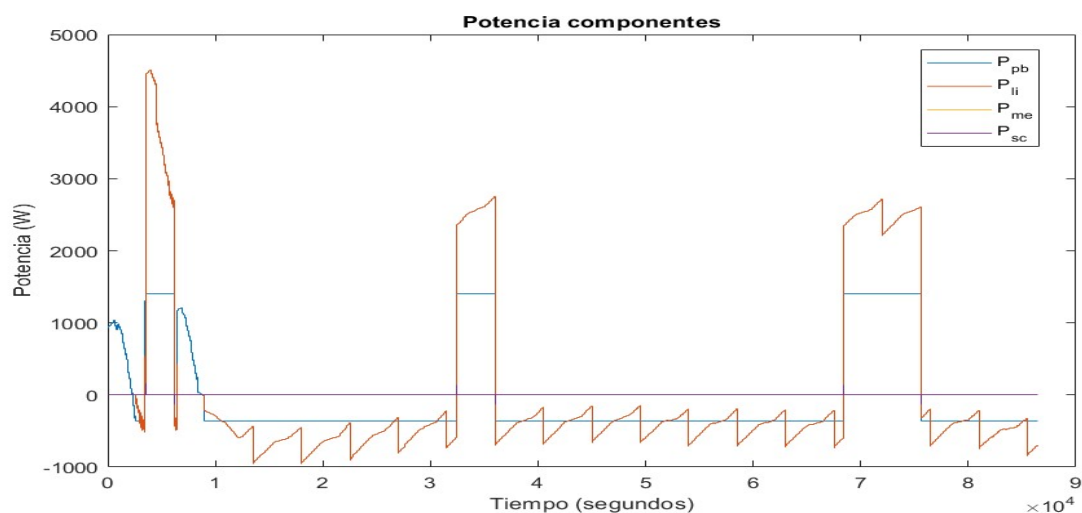
Se simularán fallos en diversos componentes, haciendo que la potencia que proveen no sea la adecuada. La finalidad de la simulación será que los algoritmos implementados detecten en qué momento ocurre tal fallo y sobre qué componente.



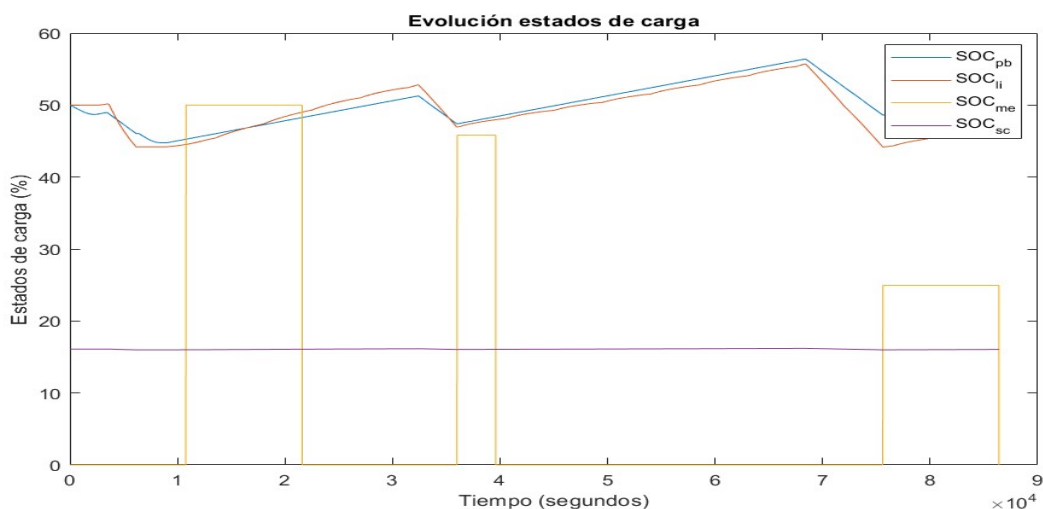
Como se ha descrito en (4.3.1), se considerará que un fallo ha sido detectado cuando el valor del residuo supera el valor de un umbral preestablecido.

El modelo de simulación proporcionado nos permite elegir el estado de carga inicial, desde carga baja hasta carga media y alta. A la hora de obtener los resultados se ha comprobado que simulando con cualquiera de los estados iniciales la respuesta de los algoritmos a los fallos era equivalente, por lo que en este documento se mostrará el caso de estado de carga inicial medio.

En la figura (7.3) se muestran las potencias instantáneas proporcionadas por cada componente analizado en cada instante de tiempo, que nos permitirá saber en que momento se encuentra cada componente facilitando o recibiendo potencia, es decir, en que momento se podría producir un fallo en el mismo. En la figura (7.4), la evolución de los estados de carga.



**Figura 7.3** Potencia en los componentes con carga inicial media.



**Figura 7.4** Evolución de los estados de carga en la simulación.

En cada una de las secciones siguientes, se mostrará el comportamiento del valor del residuo ante un fallo total provocado en elementos de la microrred además de la influencia del valor  $p$  en el momento de determinar los umbrales. Se observará un comportamiento creciente o decreciente del valor residual, siempre en valores cercanos a cero, debido a la semejanza del residuo con la gráfica de las potencias en los componentes (Figura 7.3). Lo que se llevará a cabo para mejorar la exposición de resultados será representar la ventana de tiempo en el que ocurre el fallo en el componente.

Para llevar a cabo la simulación del fallo total en el modelo de la microrred, se interpondrá un bloque *switch* entre la salida de potencia requerida por el controlador MPC y la entrada de potencia al componente en estudio. Con el bloque *switch* se conseguirá que a partir de un determinado instante de tiempo (escogido de tal forma que el elemento se encuentre funcionando), la potencia que facilite sea nula, signo de que está sucediendo un fallo sobre el componente.

## 7.1 Fallo provocado en la batería de plomo-ácido

Para la batería de plomo-ácido se ha provocado un fallo en el instante  $t = 8000s$ .

Las desviaciones estándar, obtenidas a partir de datos históricos, para el cálculo de los umbrales son:

$$\sigma_{paridad}^{pb} = 9.6394 \cdot 10^{-4}; \quad \sigma_{Kalman}^{pb} = 0.0010 \quad (7.1)$$

La media se obtiene en cada tiempo de muestreo, de igual manera para cada elemento, a partir de los datos históricos para una ventana de tiempo  $(t + p_1)$  tratándose por tanto de una media móvil ([13]) siendo  $p_1 = 6$ .

Los umbrales estocásticos se calculan, tal y como se detalla en (5.3), haciendo uso de la ICDF (*Inverse Cumulative Distribution Function*) de una distribución normal para cada instante de tiempo. El código desarrollado para su obtención en MatLab® (extensible para el resto de componentes de la microrred) es:

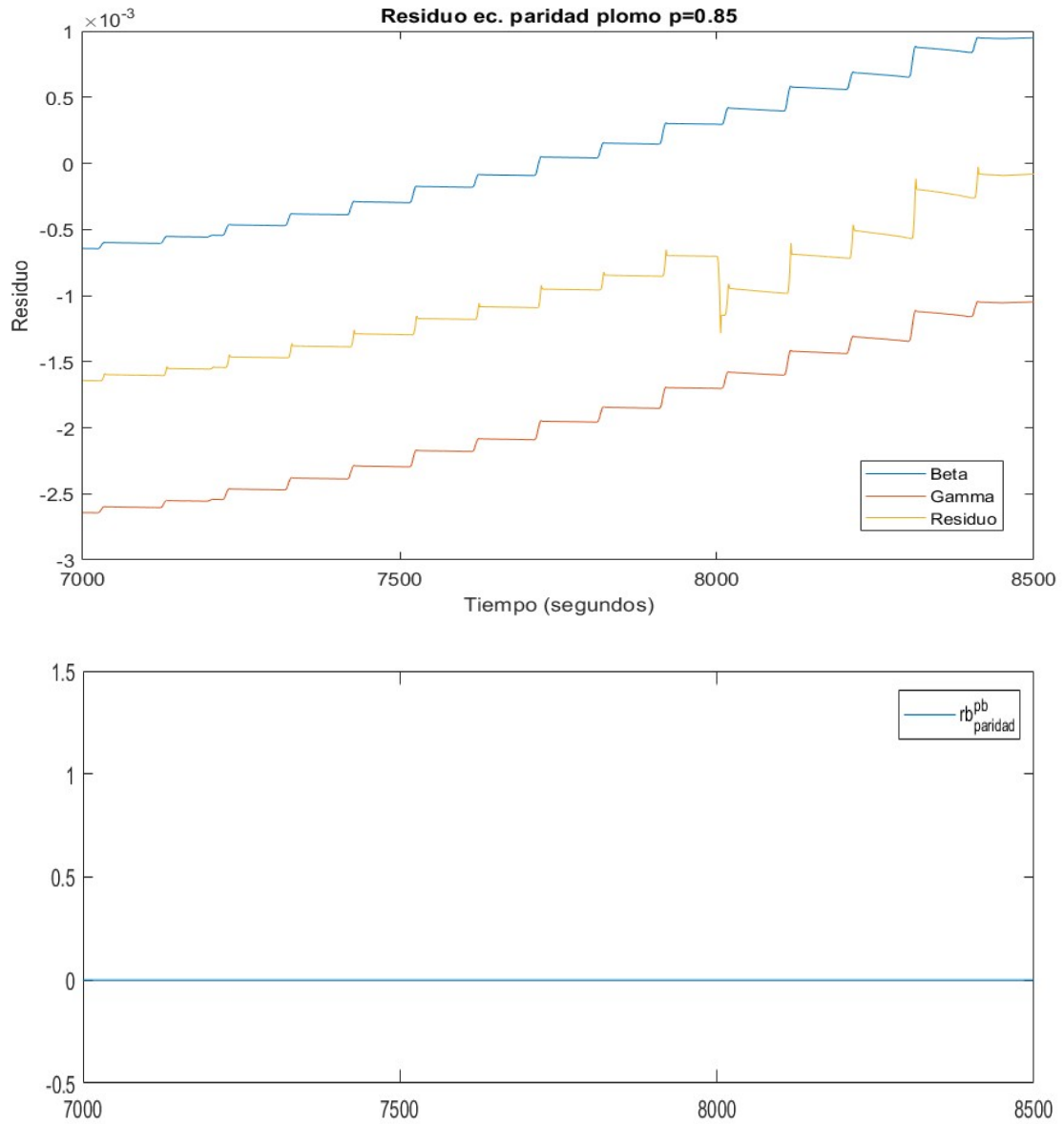
```
for t=1:length(media_pb)

beta_pb(t)=norminv(p,media_pb(t), desviacion_pb);
gamma_pb(t)=norminv(1-p,media_pb(t), desviacion_pb);

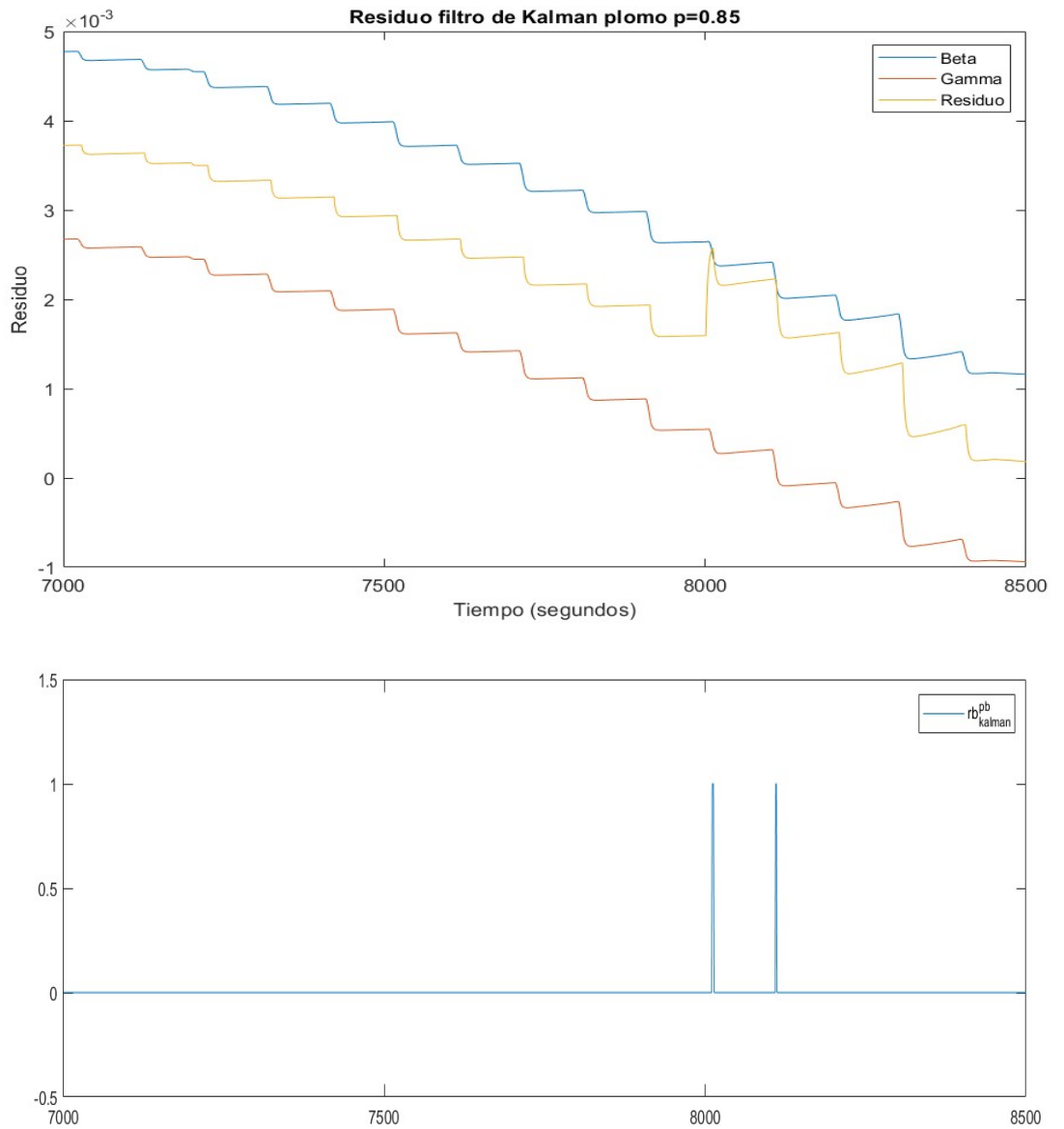
beta_pbk(t)=norminv(p,media_pbk(t), desviacion_pbk);
gamma_pbk(t)=norminv(1-p,media_pbk(t), desviacion_pbk);

end
```

En las siguientes figuras se muestran los valores residuales de detección de fallos utilizando ambos métodos sobre la batería de plomo-litio para los valores de  $p$  de 0.85, 0.75 y 0.65 respectivamente.

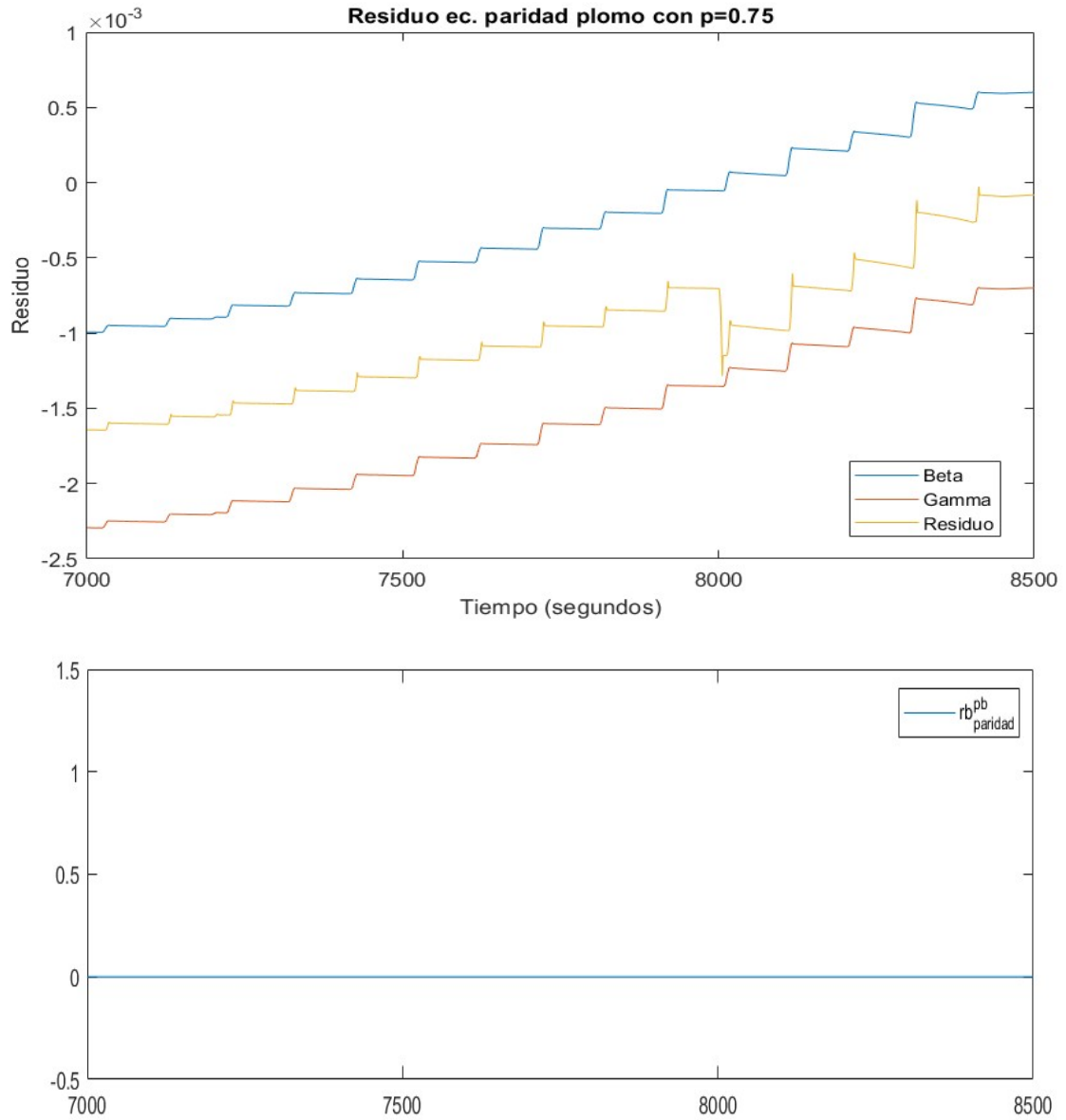


**Figura 7.5** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la batería de plomo-ácido con  $p=0.85$ .

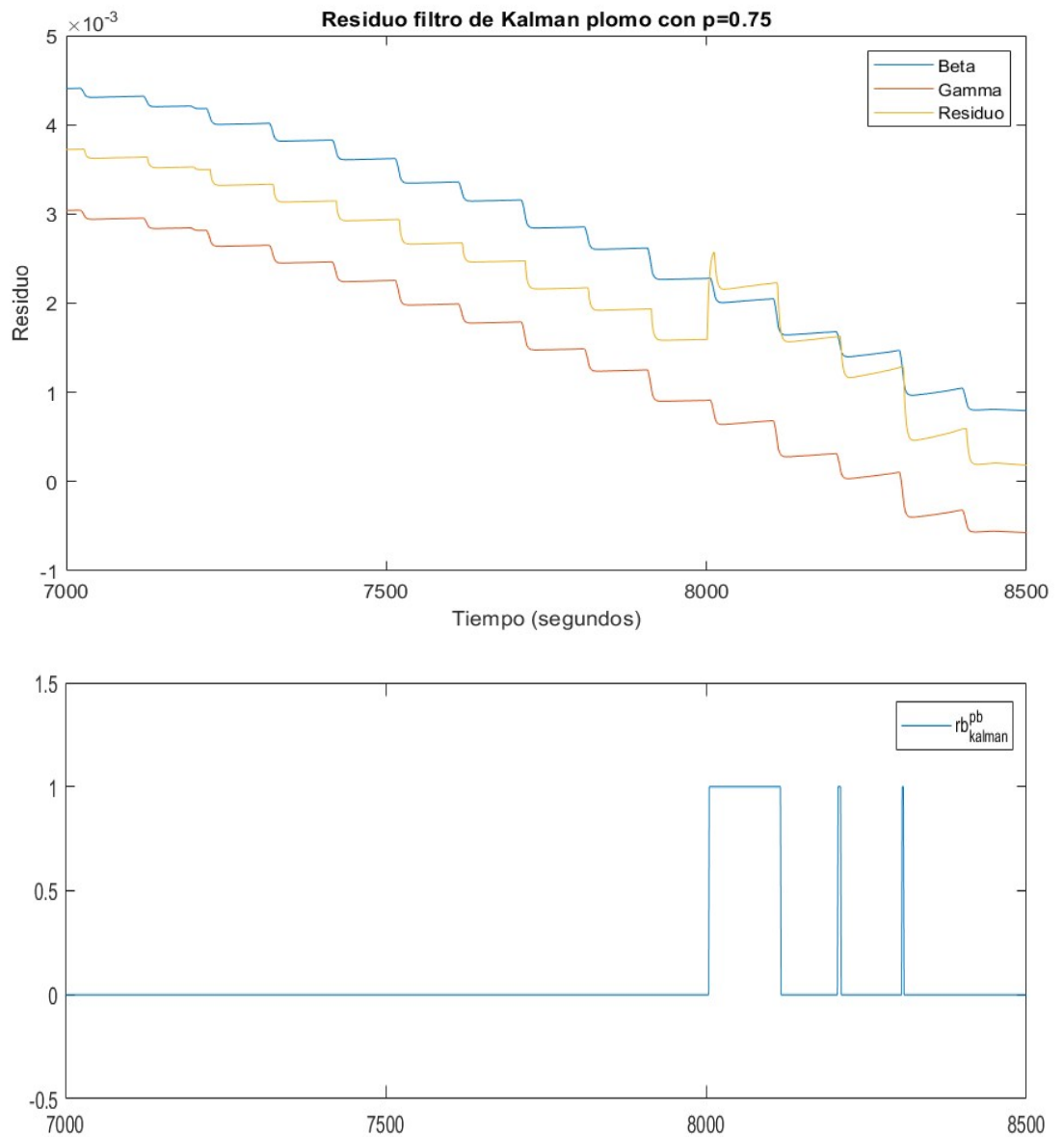


**Figura 7.6** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la de batería plomo-ácido con  $p=0.85$ .

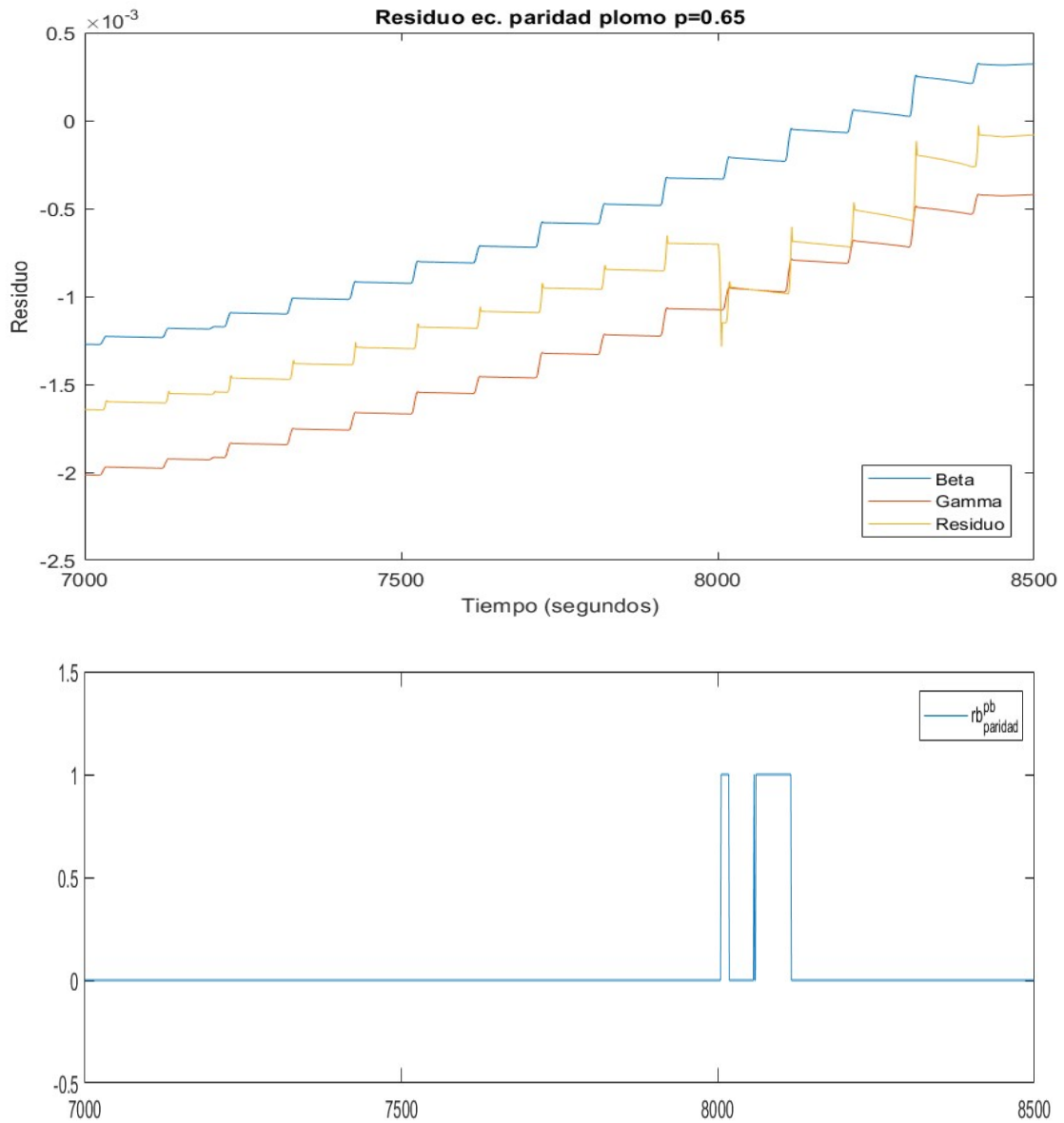




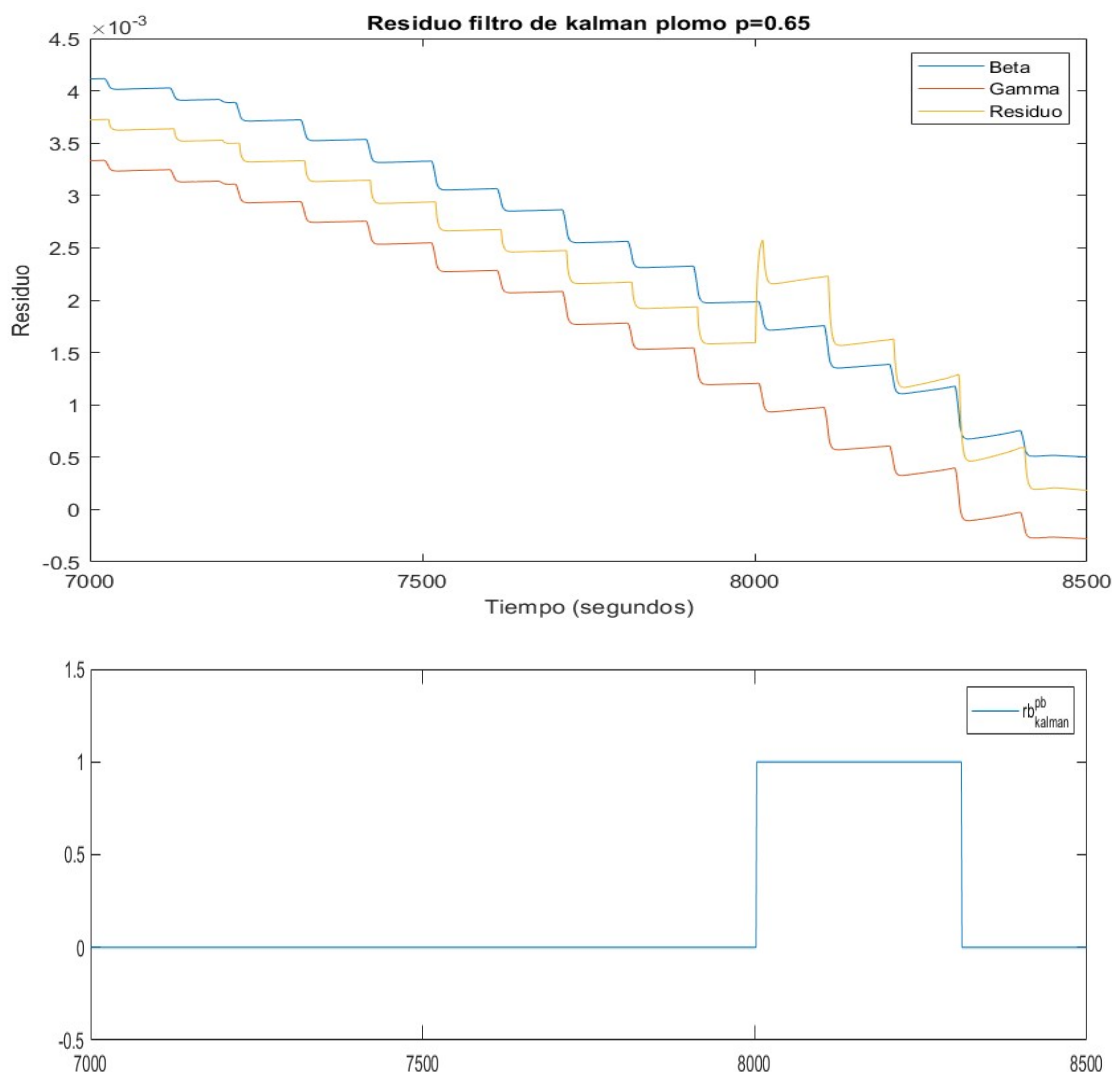
**Figura 7.7** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la batería de plomo-ácido con  $p=0.75$ .



**Figura 7.8** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la batería de plomo-ácido con  $p=0.75$ .



**Figura 7.9** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la de batería plomo-ácido con  $p=0.65$ .



**Figura 7.10** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la batería de plomo-ácido con  $p=0.65$ .

En este primer elemento de la microrred se puede apreciar la relevancia de elegir un valor de  $p$  óptimo. En (7.5) se distingue a simple vista lo que habría sido un fallo no detectado por el algoritmo de las ecuaciones de paridad pero sí, aunque por muy poco margen, por el observador basado en el filtro de Kalman. Ésto se debe a que la magnitud de variación del valor residual en el caso del filtro de kalman es mayor, es decir, es mas sensible en este caso al fallo introducido que el método de las ecuaciones de paridad. En (7.9) y (7.10), eligiendo un valor de  $p$  más ajustado se distingue claramente como el fallo sería detectado por ambos métodos.

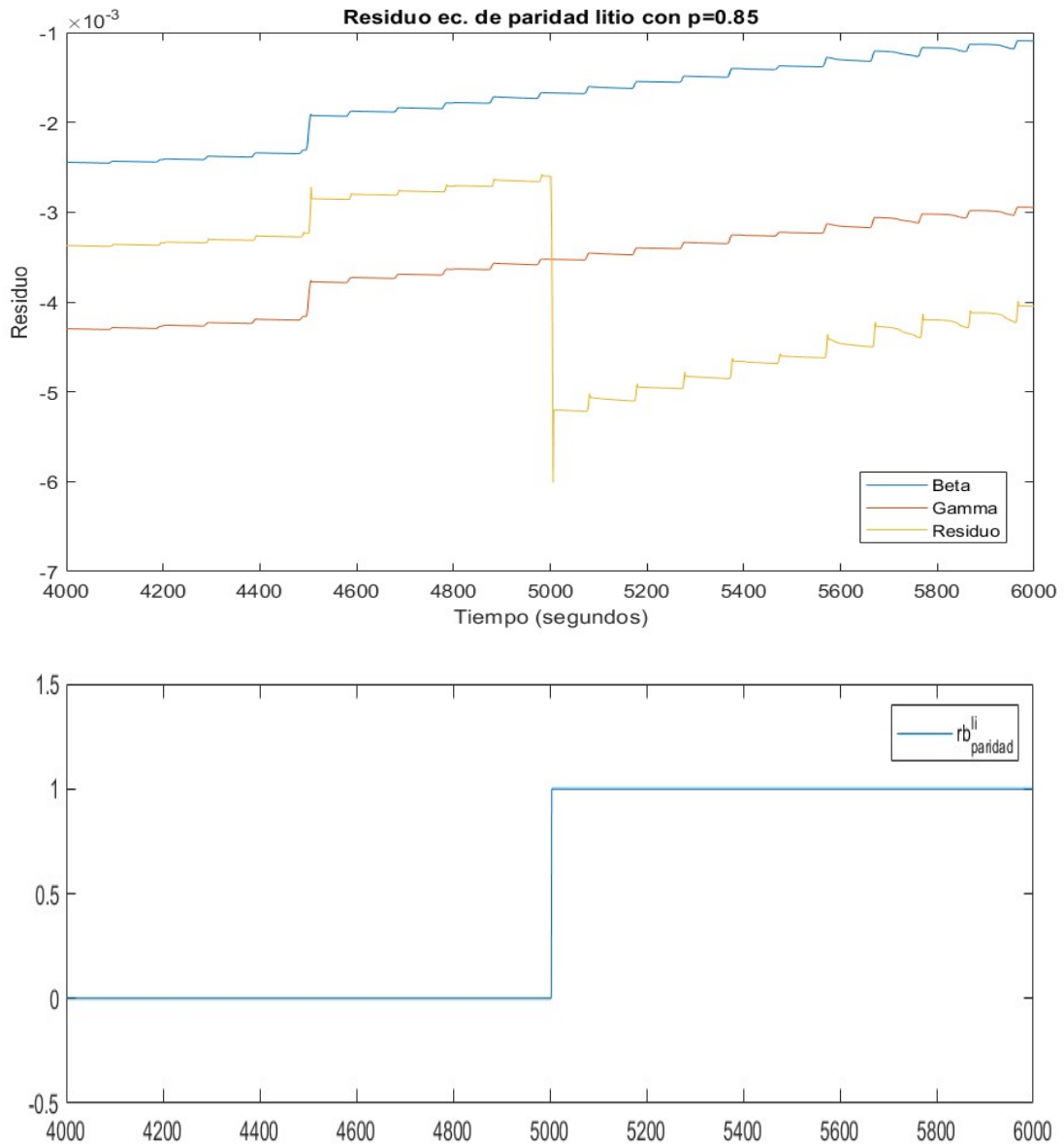
## 7.2 Fallo provocado en la batería de litio

Para simular el fallo en la batería de litio, éste ha sido provocado en  $t = 5000s$ .

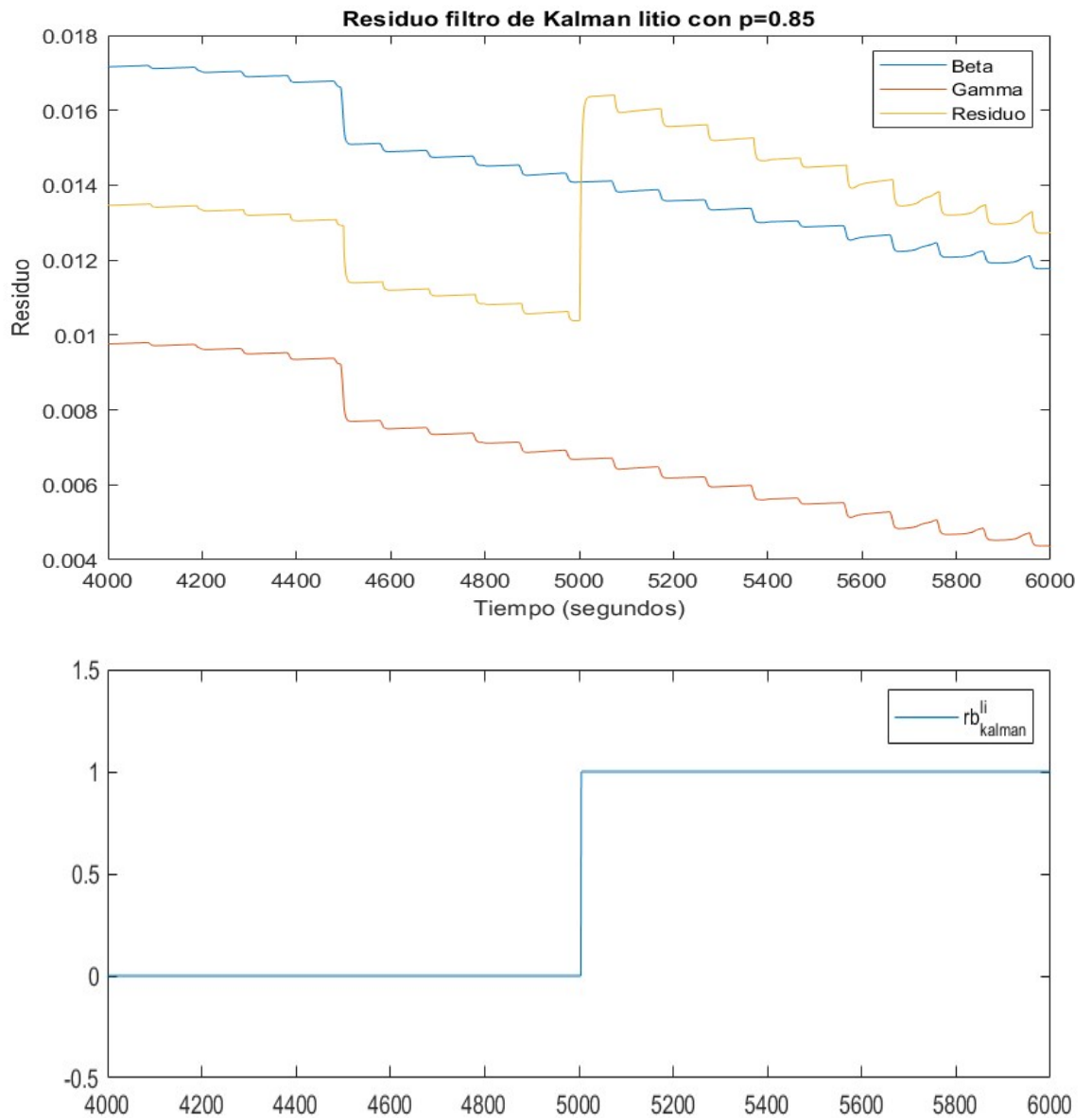
Los valores de las desviaciones calculados a partir de datos sin ocurrencias de fallos en la microrred para la batería de litio son:

$$\sigma_{paridad}^{li} = 8.9335 \cdot 10^{-4}; \quad \sigma_{Kalman}^{li} = 0.0036 \quad (7.2)$$

En las siguientes figuras se muestran los valores residuales de detección de fallos utilizando ambos métodos sobre la batería de litio para los valores de  $p$  de 0.85, 0.75 y 0.65 respectivamente.



**Figura 7.11** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la batería de litio con  $p=0.85$ .



**Figura 7.12** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la batería de litio con  $p=0.85$ .

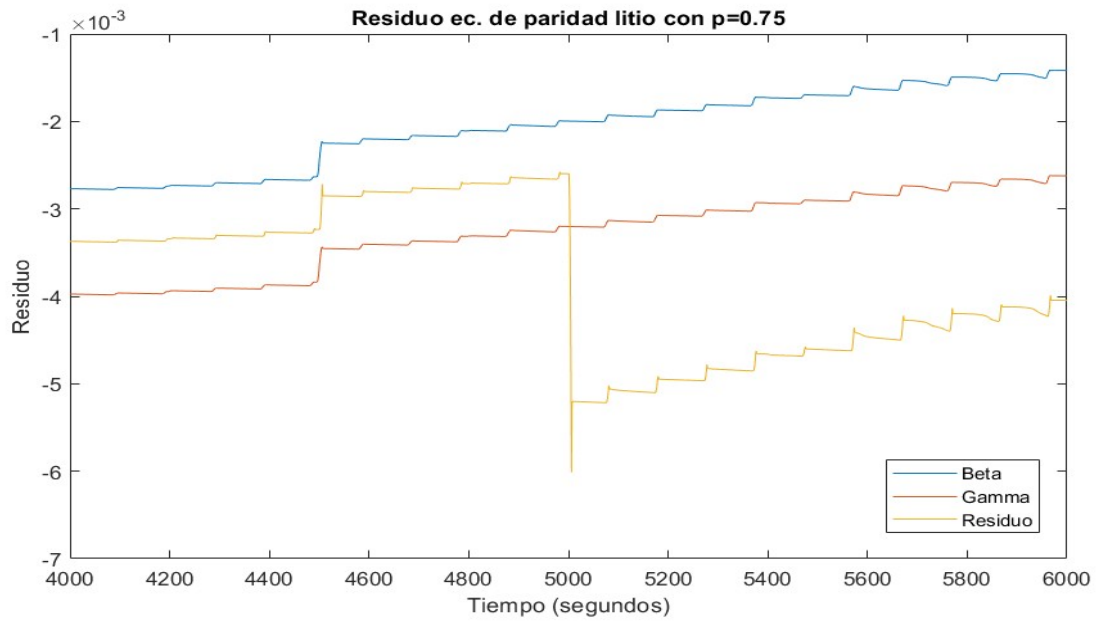


Figura 7.13 Residuo mediante ec. de paridad y umbrales de la batería de litio para  $p=0.75$ .

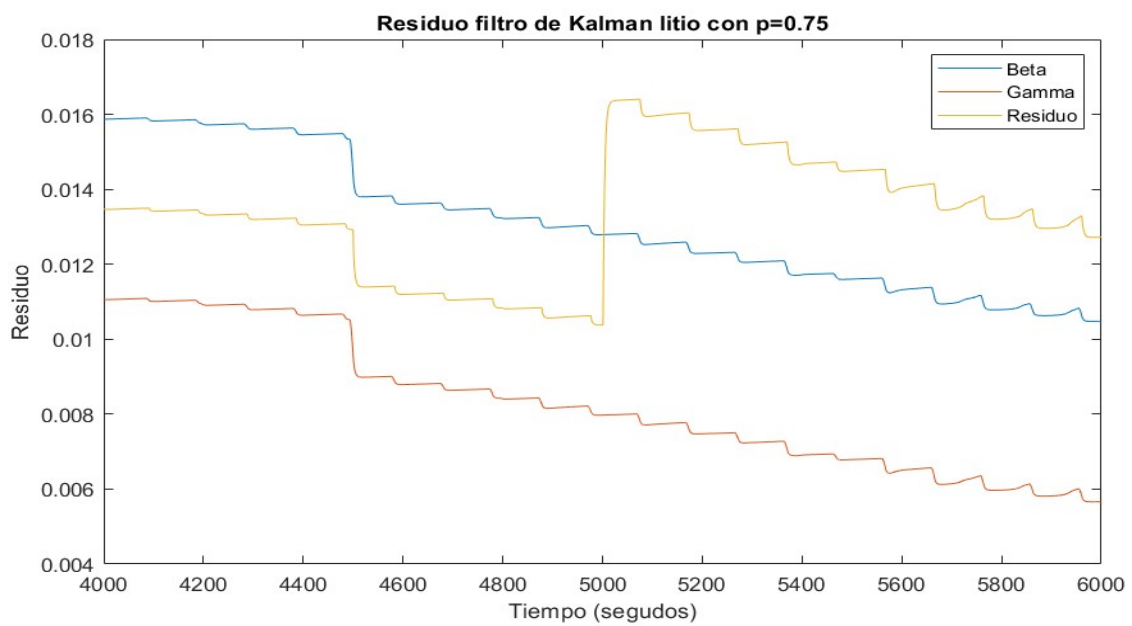
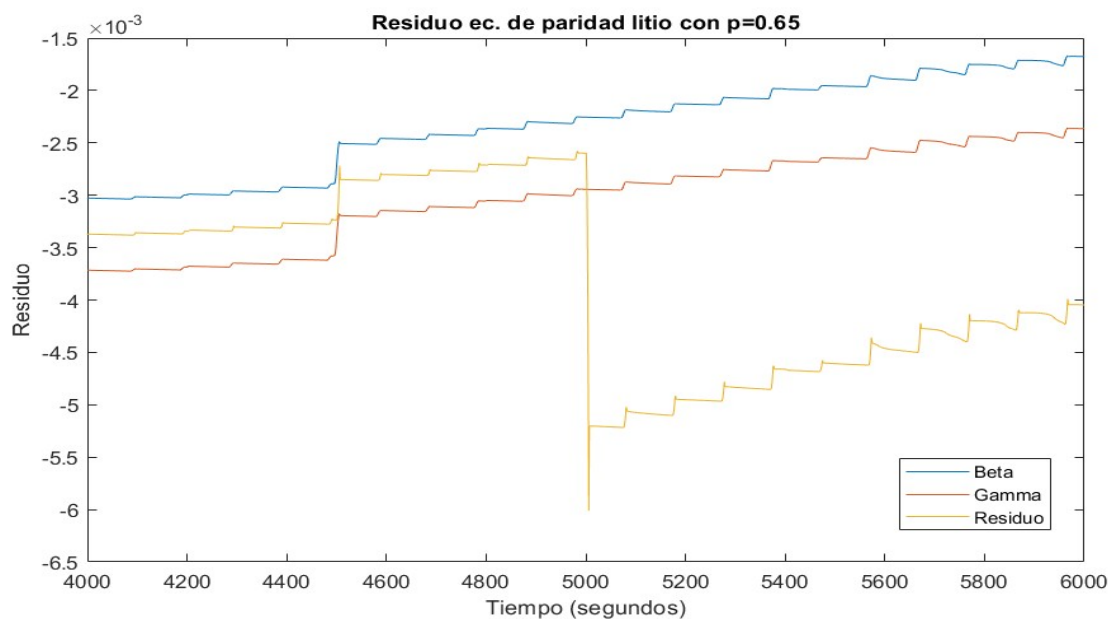
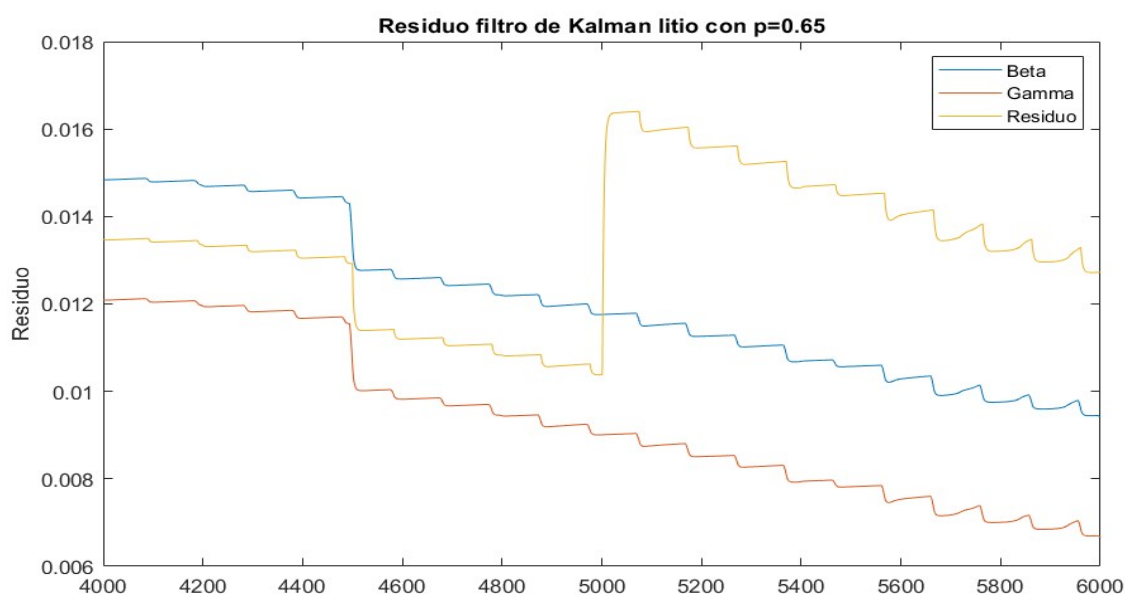


Figura 7.14 Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales de la batería de litio para  $p=0.75$ .



**Figura 7.15** Residuo mediante ec. de paridad y umbrales de la batería de litio para  $p=0.65$ .



**Figura 7.16** Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales de la batería de litio para  $p=0.65$ .

A diferencia del caso de la batería de plomo-ácido (7.1), la magnitud de este fallo es de tal envergadura que permite identificarlo con cualquiera de los valores  $p$  simulados. Si bien es cierto, como se aprecia en cualquiera de las figuras, en el instante de tiempo 4500s se produce un salto brusco en el valor del residuo (a su vez en el de los umbrales), lo que lleva a mostrar que un valor de  $p$  muy ajustado podría dar un falso positivo. Esto último se aprecia con claridad en (7.15), donde el valor del residuo queda muy cerca de sobrepasar el umbral.



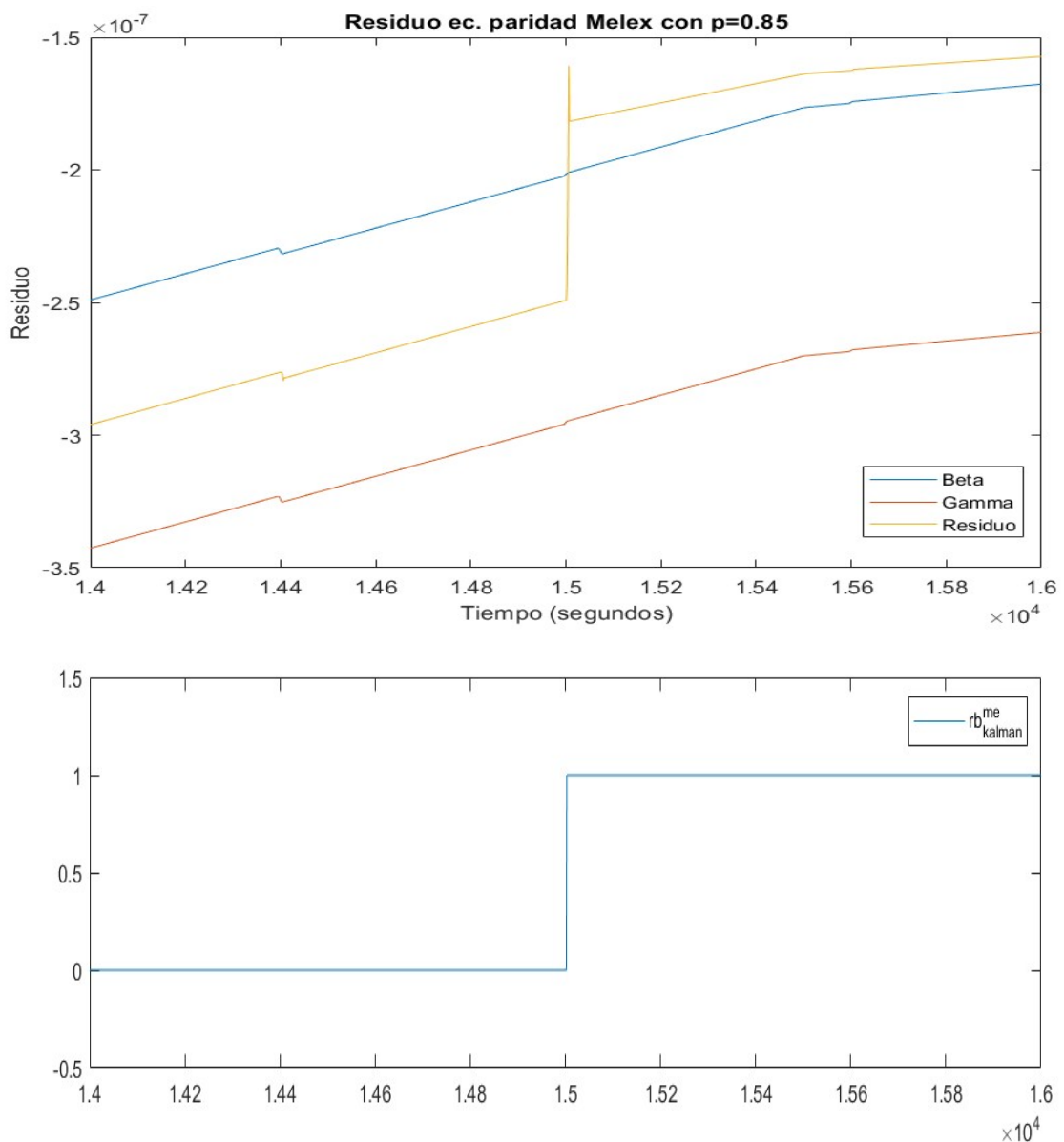
### 7.3 Fallo provocado en vehículo Melex

El fallo se provocará mientras el coche esté conectado a la microrred, en este caso se ha introducido en  $t = 15000s$ .

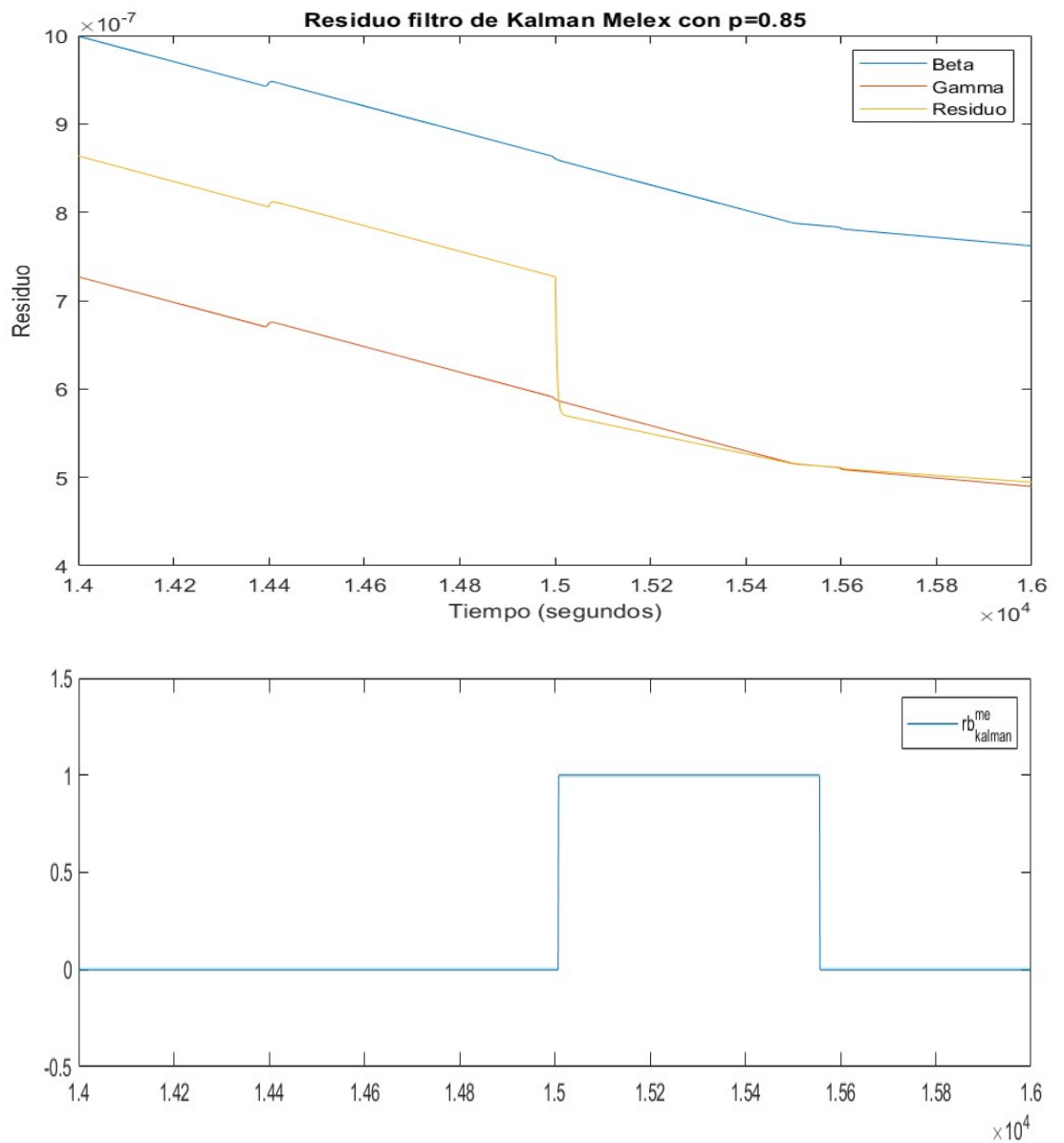
El valor de las desviaciones estándar calculadas para el vehículo Mélex son:

$$\sigma_{paridad}^{me} = 4.5129 \cdot 10^{-8}; \quad \sigma_{Kalman}^{me} = 1.3133 \cdot 10^{-7} \quad (7.3)$$

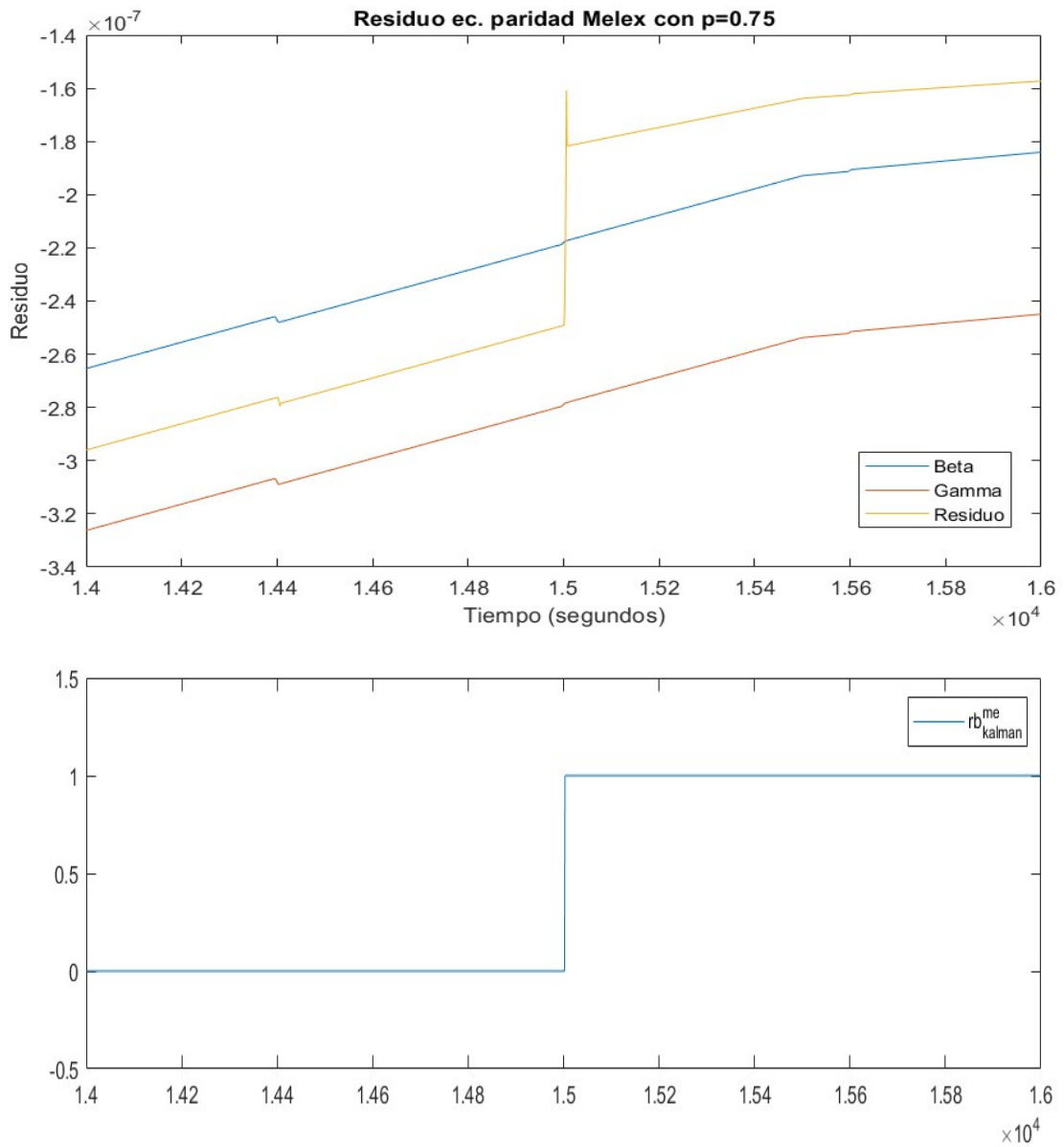
En las siguientes figuras se muestran los valores residuales de detección de fallos utilizando ambos métodos sobre vehículo Melex para los valores de  $p$  de 0.85, 0.75 y 0.65 respectivamente.



**Figura 7.17** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el vehículo Melex con  $p=0.85$ .



**Figura 7.18** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con  $p=0.85$ .



**Figura 7.19** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el vehículo Melex con  $p=0.75$ .

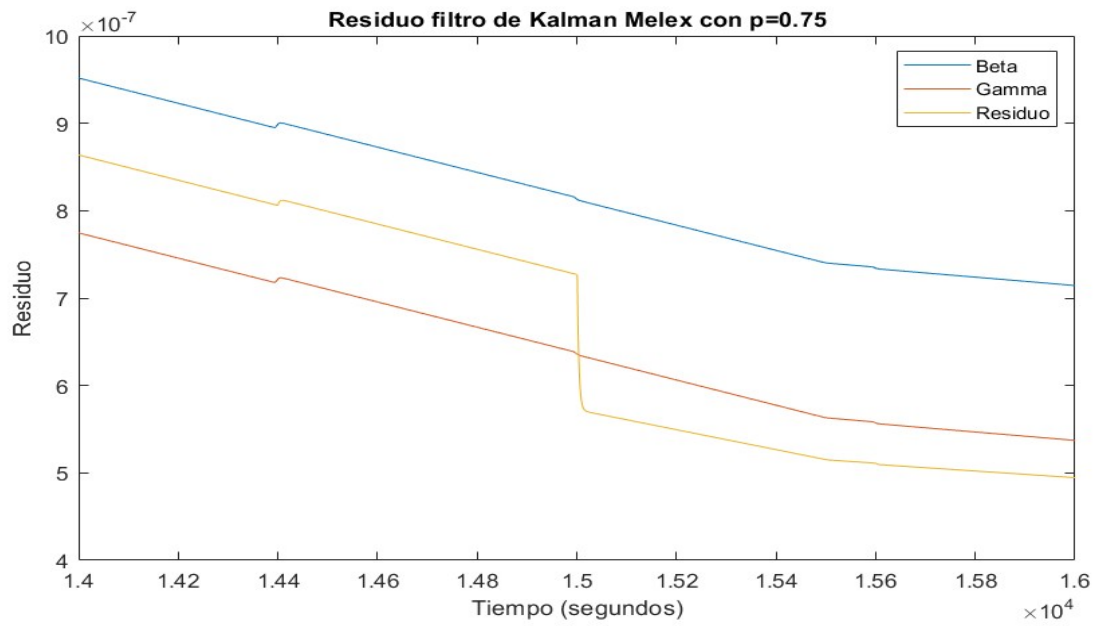


Figura 7.20 Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales del vehículo Melex para  $p=0.75$ .

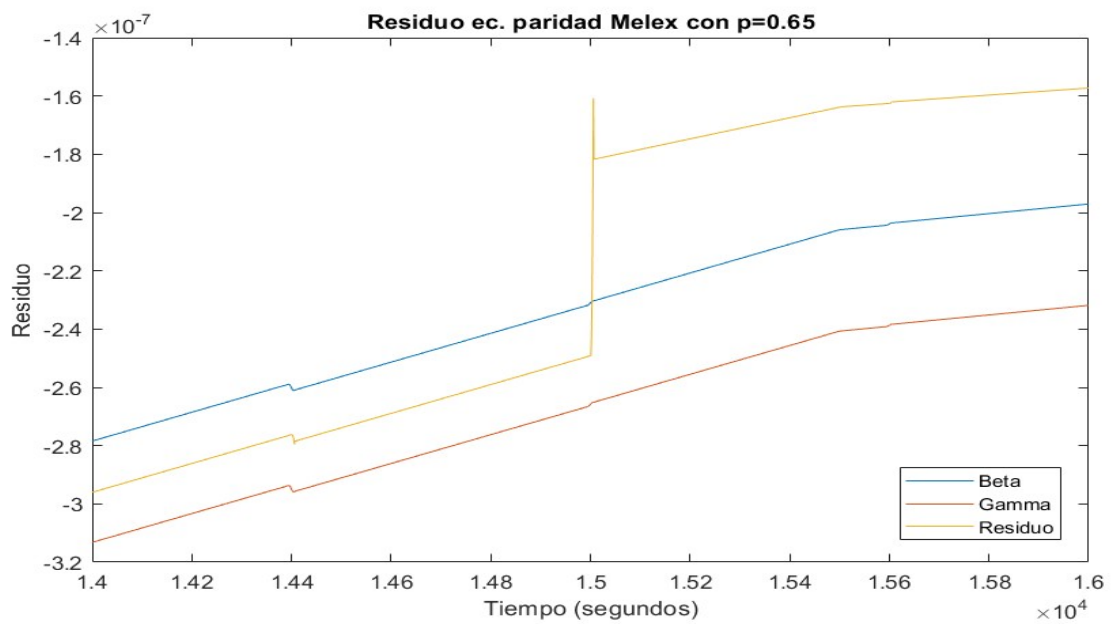
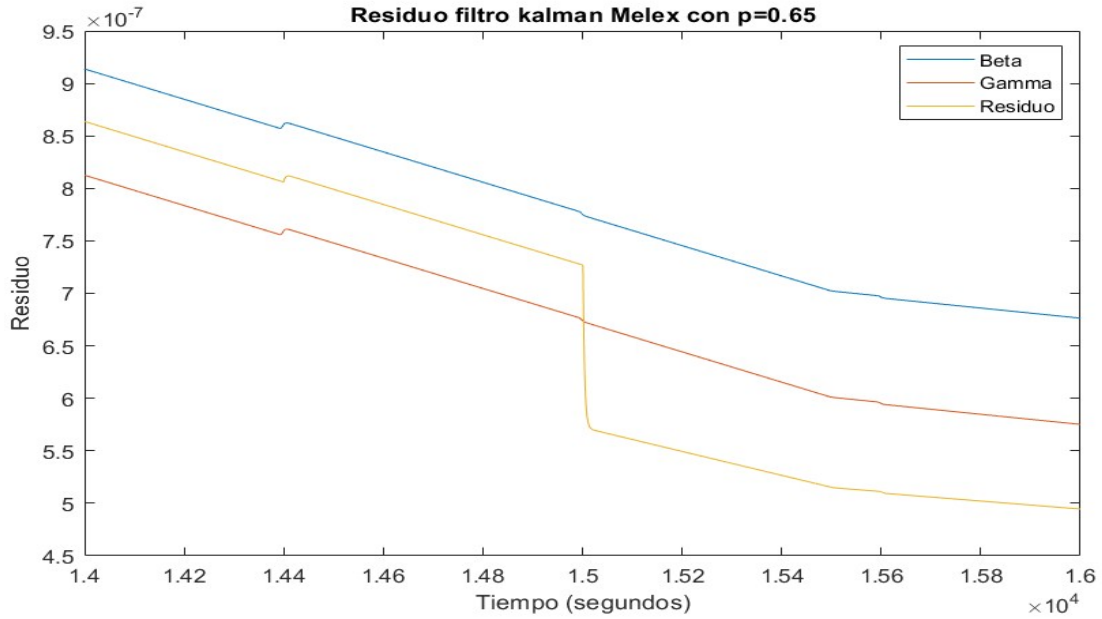


Figura 7.21 Residuo mediante ec. de paridad y umbrales del vehículo Melex para  $p=0.65$ .



**Figura 7.22** Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales del vehículo Melex para  $p=0.65$ .

Para el vehículo Melex, igual que la batería de litio (7.2), el fallo es tan notorio que se detecta en todos los casos.

En cuanto a ambos métodos de cálculo de residuo, cabe mencionar que los valores residuales generados por el observador basado en el filtro de Kalman presentan una continuidad mas suave que los generados por el método de las ecuaciones de paridad. Se puede observar el fenómeno comentado en el momento del fallo para el vehículo Melex pero también en los demás componentes.

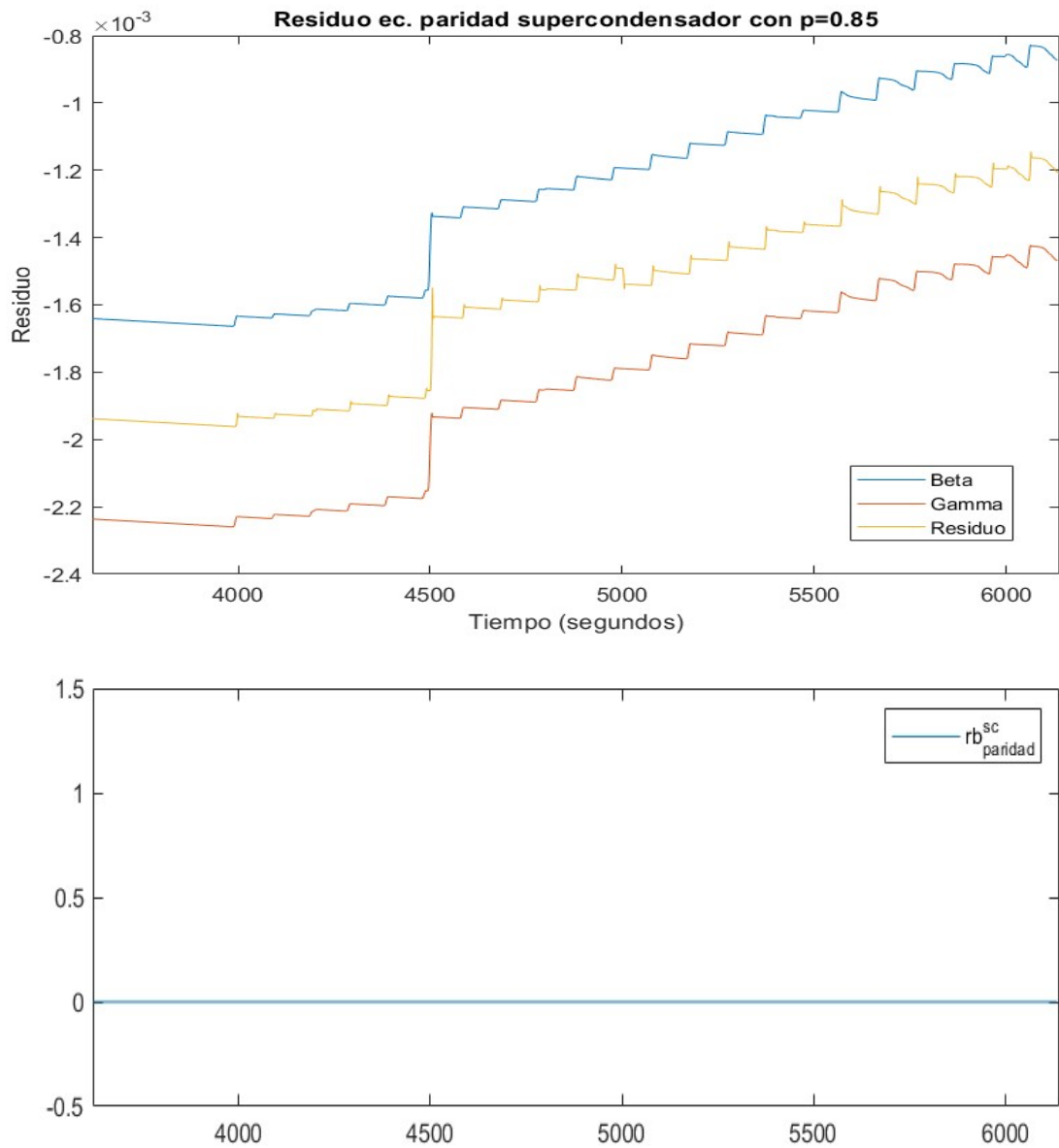
## 7.4 Fallo provocado en supercondensador

El fallo en el supercondensador se ha introducido en el instante  $t = 5000s$ .

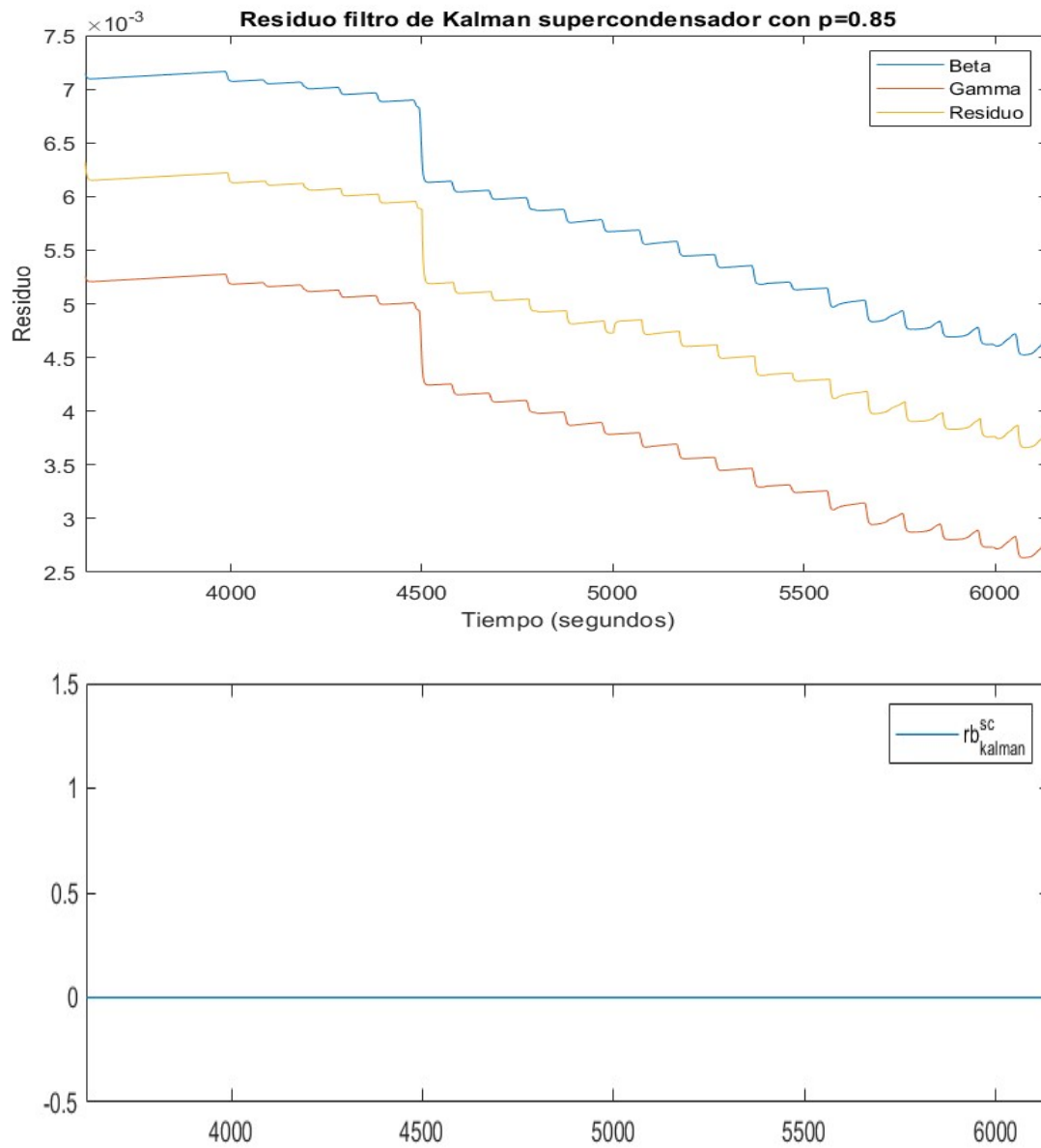
Sus respectivos valores de desviaciones estándar son:

$$\sigma_{paridad}^{sc} = 2.8737 \cdot 10^{-4}; \quad \sigma_{Kalman}^{sc} = 9.1122 \cdot 10^{-4} \quad (7.4)$$

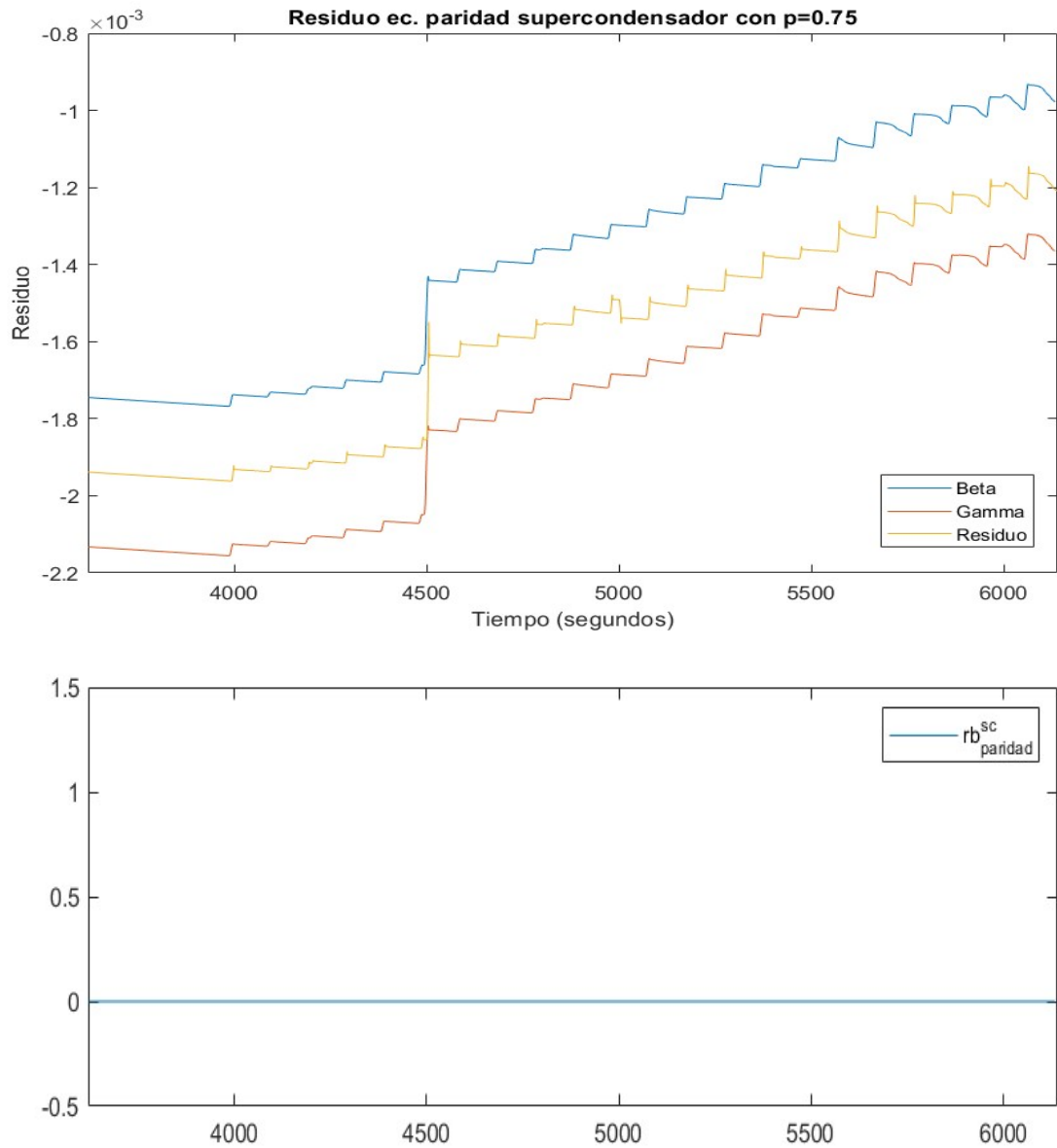
En las siguientes figuras se muestran los valores residuales de detección de fallos utilizando ambos métodos sobre el supercondensador para los valores de  $p$  de 0.85, 0.75 y 0.65 respectivamente.



**Figura 7.23** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el supercondensador con  $p=0.85$ .

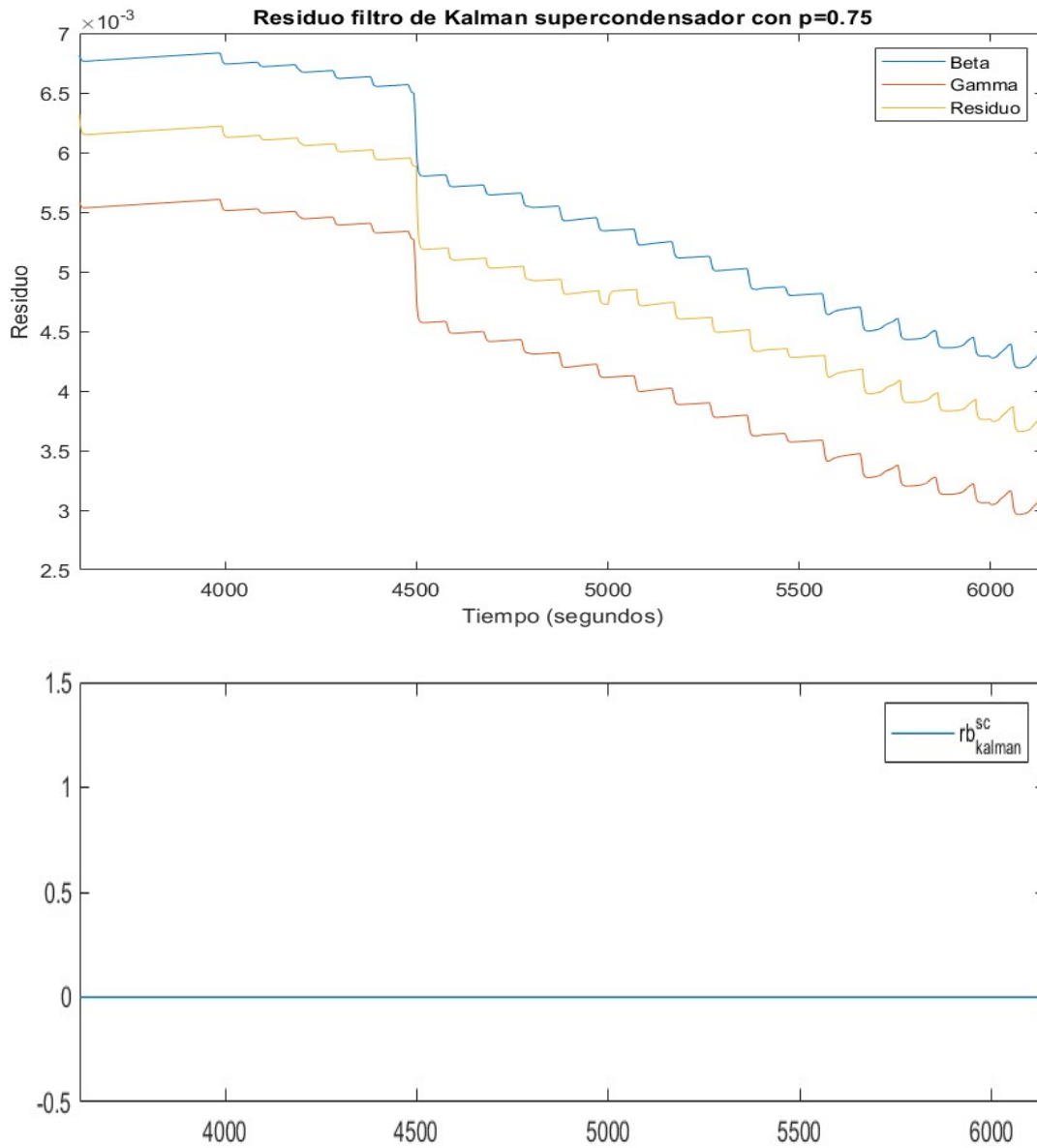


**Figura 7.24** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con  $p=0.85$ .

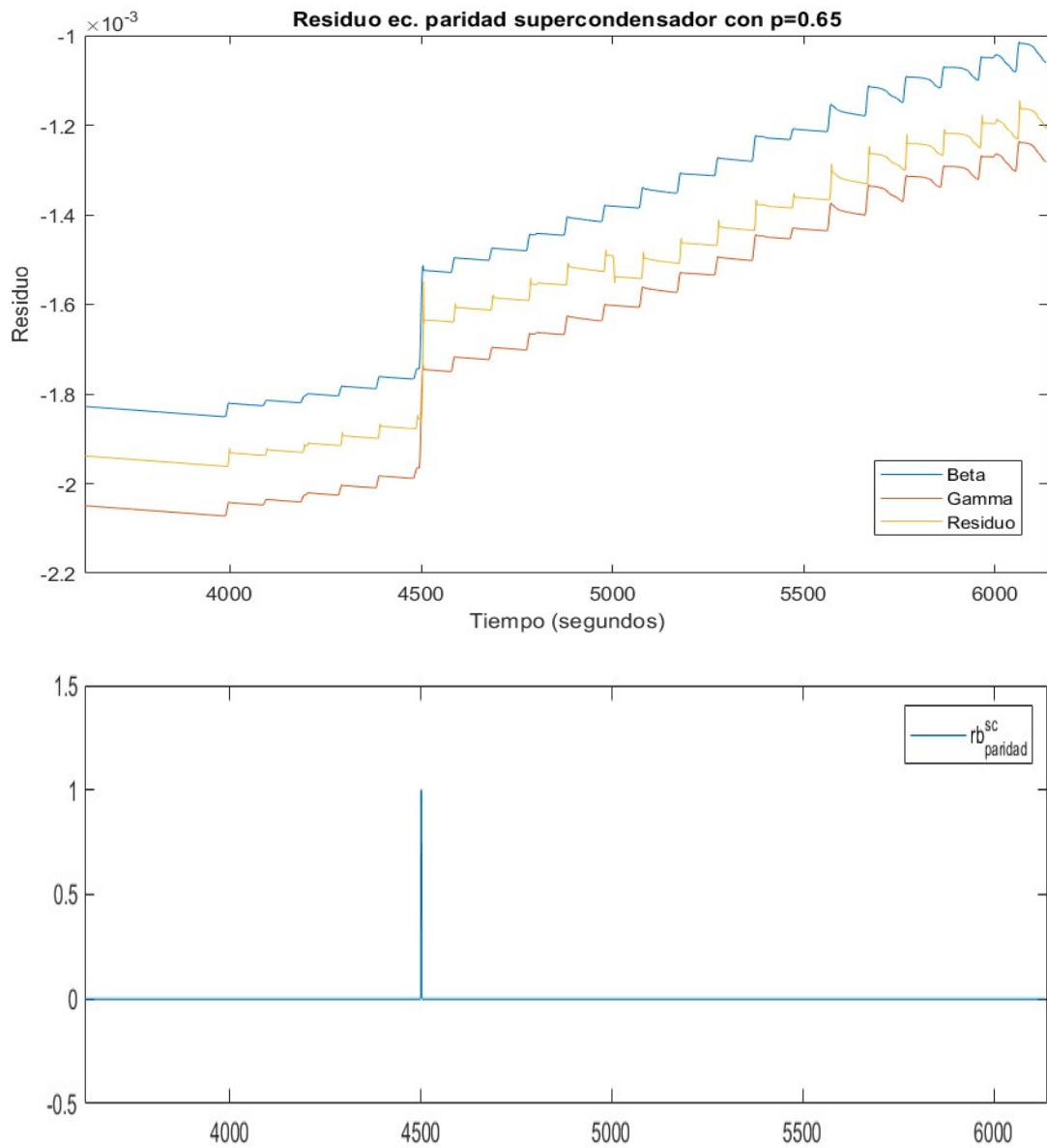


**Figura 7.25** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el supercondensador con  $p=0.75$ .

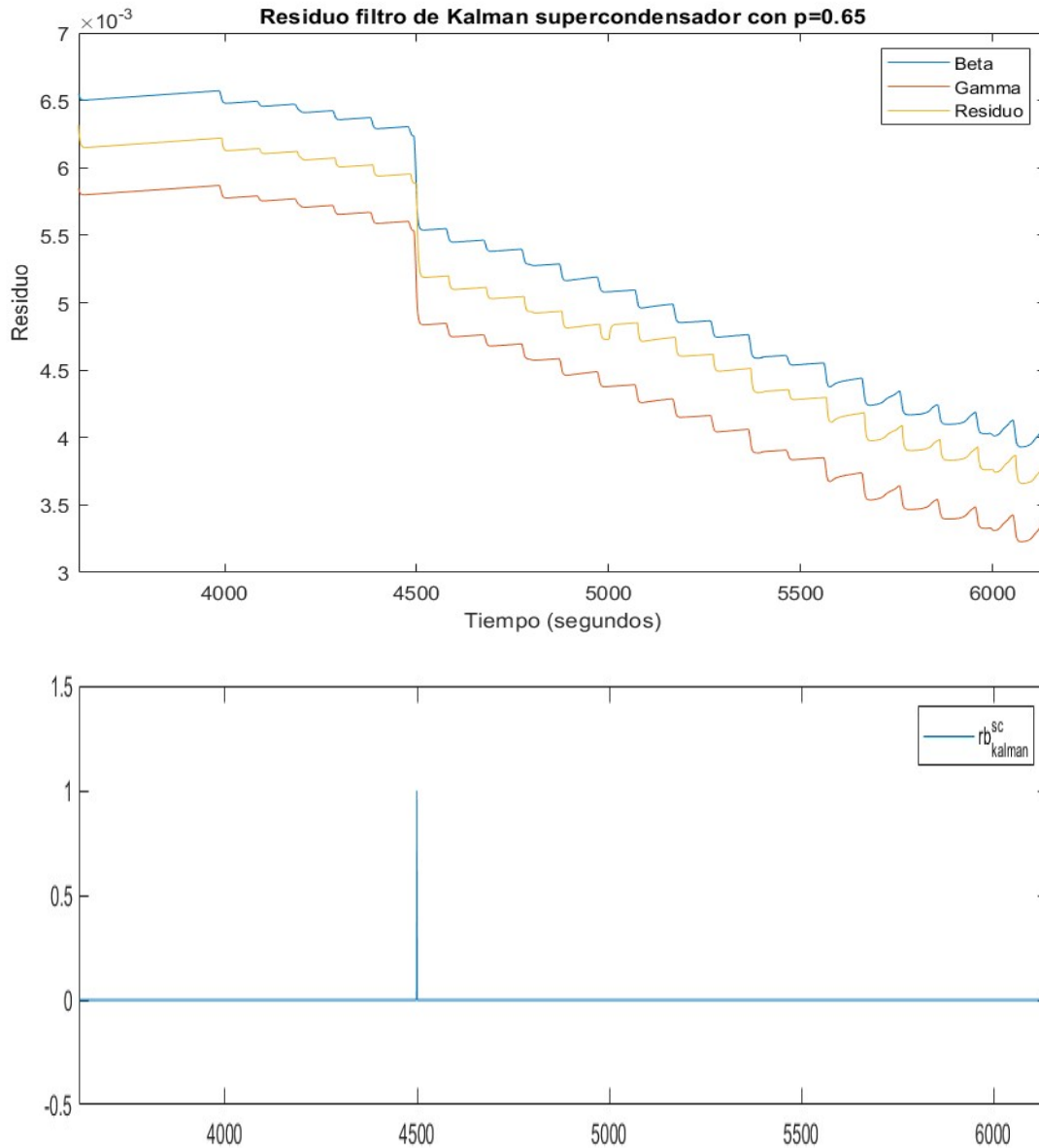




**Figura 7.26** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con  $p=0.75$ .



**Figura 7.27** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el supercondensador con  $p=0.65$ .



**Figura 7.28** Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con  $p=0.65$ .

Para este último elemento analizado, se ha dado una de las situaciones mas desfavorables, no solo no se detecta el fallo, sino que también se detecta un falso positivo. Si bien es cierto que en el instante de fallo se nota un cambio en el patrón del residuo, habría que ajustar en exceso el valor  $p$ , haciendo que detectasen más falsos positivos que positivos ciertamente verdaderos.



# 8 Conclusiones

---

A lo largo del trabajo se han descrito e implementado en simulación una serie de métodos basados en modelo para determinar la ocurrencia de fallos mediante la generación de valores residuales a partir de las entradas y salidas de la planta.

En este capítulo final se expondrán las conclusiones tras la evaluación de la detección y aislamiento de los fallos.

## 8.1 Efectividad de los algoritmos

El procedimiento de detección de fallos por medio de ambos métodos es de igual manera, detectar si el residuo generado supera ciertos umbrales. Lo que diferencia a los métodos es la manera de calcular el residuo a partir de las entradas, que son comunes para ambos algoritmos también, a excepción de las variables estadísticas que el observador basado en el filtro de Kalman implementa para una mejor estimación mientras que las ecuaciones de paridad utilizan únicamente las entradas y salidas del sistema.

Los resultados obtenidos en el capítulo 7 muestran el potencial de ambos métodos de detección simulados en el trabajo. Sin embargo, ese potencial se puede ver mermado si no se tienen en cuenta una serie de factores determinantes:

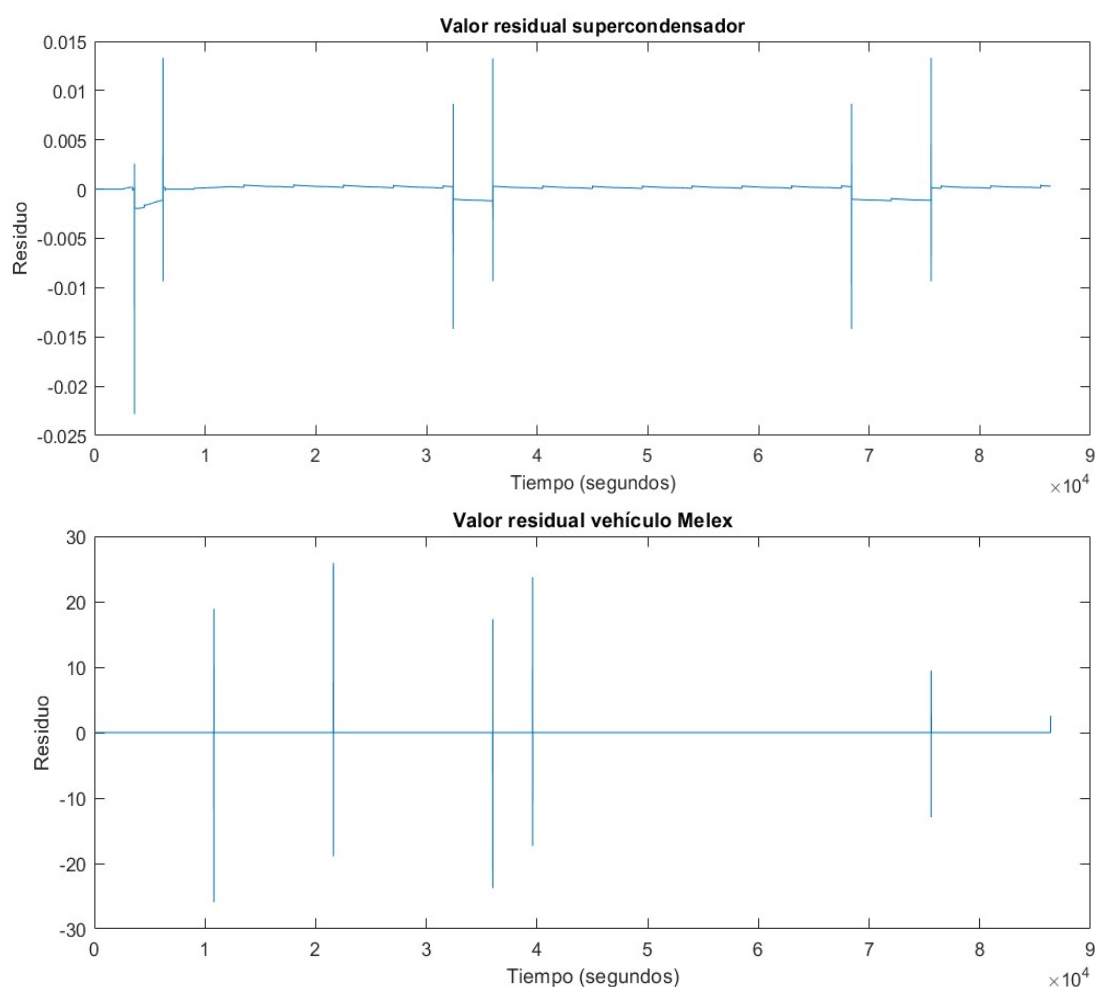
- 1. Valor  $p$  escogido.** Es determinante a la hora de detectar fallos encontrar un valor  $p$  que mantenga un equilibrio entre la sensibilidad y especificidad. En el capítulo 7 se puede apreciar en las diferentes figuras el efecto de los valores y como según que valor se adopte un fallo puede detectarse o no. De igual forma ocurre con la detección de falsos positivos.
- 2. Precisión del modelo.** Como se ha mencionado, son métodos basados en modelo, por lo que es determinante una elevada precisión ya que es la base de los algoritmos. Una mala calibración del mismo convertiría en inútiles los métodos desarrollados ya que las salidas que éstos proporcionarían estarían excesivamente alejadas de la realidad.
- 3. Magnitud del fallo.** Se ha comprobado en simulación que el éxito en la detección de los fallos depende en gran medida de la magnitud de los mismos. Un fallo total que ocurre cuando el elemento se encuentra en funcionamiento tiene una probabilidad mucho más elevada de ser detectado que un fallo cuando el elemento se encuentra en

fase de reposo, es decir, proveyendo potencia pero con menor intensidad que cuando se encuentra en funcionamiento como tal.

## 8.2 Posibles mejoras futuras

Durante el desarrollo del trabajo se ha detectado una deficiencia (también comentada en [20]) en el modelo lineal en espacio de estados provisto en determinadas situaciones.

Si bien es cierto que en la mayor parte de escenarios funciona correctamente, en el momento de implementar los algoritmos de detección y aislamiento de fallos, se ha visto como el valor residual (en situaciones tanto sin fallos como con fallos), generado en ciertos instantes de tiempo sobrepasan valores normales. Se ha detectado principalmente en el momento de conexión y desconexión de los vehículos, en los que el modelo lineal de espacio de estados, durante un muy corto periodo de tiempo (del orden de una decena de segundos), no consigue estimar de forma precisa los valores necesitados.



**Figura 8.1** Valores residuales del supercondensador y vehículo Melex durante una simulación completa.

Tal y como se aprecia en (8.1), hay determinados instantes de tiempo en el que existen picos que se podrían tratar como discontinuidades producidas por la deficiencia del modelo

en esos instantes de tiempo. Para obtener los resultados de la detección de fallos ha sido necesario eliminar tales componentes para una mejor aproximación de los umbrales y mayor éxito en la detección de fallos.

Una posible continuación a este Trabajo de Fin de Grado reside en la mitigación de fallos. Una vez detectado el fallo en uno o varios componentes, reconfigurar los parámetros del controlador MPC de la microrred buscando mantener el buen desempeño de la misma ante fallos detectados en sus elementos.





# Índice de Figuras

---

2.1	Diagrama esquematizado del Sistema de Suministro Eléctrico. Fuente [1]	5
2.2	Mapa de líneas de alta tensión y centrales eléctricas. Fuente: REE [23]	6
2.3	Diagrama esquematizado del Sistema Distribuido. Fuente [11]	7
2.4	Diagrama general de una Microrred. Fuente: [4]	8
3.1	Diagrama conceptual microrred CEDEA. Fuente: INTA	12
3.2	Vista aérea Microrred CEDEA. Fuente: INTA	12
3.3	Campos fotovoltaicos. Fuente: INTA	13
3.4	Aerogenerador y Fuente de Alimentación. Fuente: INTA	14
3.5	Baterías de plomo y litio. Fuente: INTA	15
3.6	Electrolizador y depósito de hidrógeno. Fuente: INTA	16
3.7	Carga electrónica programable y Vehículos híbridos Melex y Delfín. Fuente: INTA	17
4.1	Esquema de los diferentes métodos tradicionales	21
4.2	Fases de la detección de fallos basado en modelo. Fuente: [7]	22
4.3	Representación gráfica de residuo dirigido. Fuente: [7]	23
4.4	Esquema de los diferentes métodos FDI	24
5.1	Esquema observador de estado. Fuente: [17]	31
7.1	Modelo de la microrred en Simulink	49
7.2	Diagrama completo del modelo incluyendo los diferentes algoritmos FDI	50
7.3	Potencia en los componentes con carga inicial media	51
7.4	Evolución de los estados de carga en la simulación	51
7.5	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la batería de plomo-ácido con $p=0.85$	53
7.6	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la de batería plomo-ácido con $p=0.85$	54
7.7	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la batería de plomo-ácido con $p=0.75$	55
7.8	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la batería de plomo-ácido con $p=0.75$	56
7.9	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la de batería plomo-ácido con $p=0.65$	57

7.10	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la batería de plomo-ácido con $p=0.65$	58
7.11	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para la batería de litio con $p=0.85$	59
7.12	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para la batería de litio con $p=0.85$	60
7.13	Residuo mediante ec. de paridad y umbrales de la batería de litio para $p=0.75$	61
7.14	Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales de la batería de litio para $p=0.75$	61
7.15	Residuo mediante ec. de paridad y umbrales de la batería de litio para $p=0.65$	62
7.16	Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales de la batería de litio para $p=0.65$	62
7.17	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el vehículo Melex con $p=0.85$	63
7.18	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con $p=0.85$	64
7.19	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el vehículo Melex con $p=0.75$	65
7.20	Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales del vehículo Melex para $p=0.75$	66
7.21	Residuo mediante ec. de paridad y umbrales del vehículo Melex para $p=0.65$	66
7.22	Residuo mediante filtro de Kalman y umbrales del vehículo Melex para $p=0.65$	67
7.23	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el supercondensador con $p=0.85$	68
7.24	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con $p=0.85$	69
7.25	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el supercondensador con $p=0.75$	70
7.26	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con $p=0.75$	71
7.27	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante ec. de paridad para el supercondensador con $p=0.65$	72
7.28	Valores residuales, umbrales estocásticos y variable binaria mediante filtro de kalman para el vehículo Melex con $p=0.65$	73
8.1	Valores residuales del supercondensador y vehículo Melex durante una simulación completa	76

# Bibliografía

---

- [1] Violeta Barrios, [https://www.researchgate.net/figure/1-Les-lignes-electriques-transportent-lenergie-des-centres-de-production-jusquaux\\_fig2\\_336191282](https://www.researchgate.net/figure/1-Les-lignes-electriques-transportent-lenergie-des-centres-de-production-jusquaux_fig2_336191282).
- [2] Tamara Villegas Berbesi, *Aplicación de técnicas robustas para detección y diagnóstico de fallos*, Ph.D. thesis, Universidad de Valladolid, 2012.
- [3] Carlos Bordons, *Model predictive control of microgrids*, Springer, 2019.
- [4] J.E.; Sousa Santos V. Cabana-Jiménez, K.; Candelo-Becerra, *Comprehensive analysis of microgrids configurations and topologies*, Sustainability, 2022.
- [5] Precios carburantes, <https://energia.gob.es/es-es/Servicios/Paginas/consultasdecarburantes.aspx>.
- [6] CEDEA, <https://www.inta.es/INTA/es/quienes-somos/historia/el-arenosillo/>.
- [7] Jie Chen, *Model-based methods for fault diagnosis*, Transactions of the Institute of Measurement and Control (1995), 73–83.
- [8] Fundación Endesa, <https://www.fundacionendesa.org/es/educacion/endesa-educa/recursos/generacion-distribuida>.
- [9] SmartGrids ETP, <http://www.smartgrids.eu/>.
- [10] Eduardo Fernández, *Model predictive control*, Springer, 2007.
- [11] Juan José González, [https://www.researchgate.net/figure/Central-power-station-vs-distributed-generation-with-fully-integrated-network-management\\_fig1\\_257434267](https://www.researchgate.net/figure/Central-power-station-vs-distributed-generation-with-fully-integrated-network-management_fig1_257434267).
- [12] Nikos Hatziargyriou, *Microgrids: architectures and control*, John Wiley Sons, 2014.
- [13] Rob Hyndman, *Moving averages*, pp. 866–869, 01 2010.
- [14] Inarquia, <https://inarquia.es/como-funciona-el-sistema-electrico-generacion-centralizada-vs-distribuida/>.
- [15] Microgrid Institute, <http://www.microgridinstitute.org/microgrid-background.html>.
- [16] INTA, <https://www.inta.es/INTA/es/index.html>.

- [17] R. Issermann, *Fault-diagnosis system: An introduction from fault detection to fault tolerance*, Springer, 2005.
- [18] MathWorks, <https://es.mathworks.com/>.
- [19] MITECO, <https://www.miteco.gob.es/es/prensa/ultimas-noticias/el-gobierno-refuerza-los-programas-de-ayuda-para-el-autoconsumo-el-almacenamiento-y-las-instalaciones-t%C3%A9rmicas-con-renovables/tcm:30-540440>, Mayo 2022.
- [20] Sara Ruiz Moreno, *Gestión de energía de una microrred mediante control predictivo basado en modelo*, 2019.
- [21] Stein W. Wallace Peter Kall, *Stochastic programming*, Wiley, 1995.
- [22] Juan José Márquez Quintero, *Control predictivo tolerante a fallos aplicado a sistemas de energía*, Ph.D. thesis, Universidad de Sevilla, 2021.
- [23] REE, <https://www.ree.es/en>.
- [24] T. Escobet B. Morcego y C. Ocampo-Martinez V. Puig, J. Quevedo, *Control tolerante a fallos (parte i): Fundamentos y diagnóstico de fallos*.
- [25] L. Blazquez y L. de Miguel, *Diagnóstico de fallos basado en el modelo de la planta para sistemas no lineales*, Universidad de León, 2003.
- [26] Tatsuhito Nakajima Kithsiri M Liyanage Jumpei Baba-y Akihiko Yokoyama Yutaka Ota, Haruhito Taniguchi, *Autonomous distributed v2g (vehicle-to-grid) satisfying scheduled charging*, IEEE Transactions on Smart Grid 3 (2011), no. 1, 559–564.