

E.T.S. de Ingeniería Industrial,
Informática y de Telecomunicación

Control de fluctuaciones de potencia en grandes centrales FV utilizando almacenamiento y predicción



Grado en Ingeniería
en Tecnologías Industriales

Trabajo Fin de Grado

Autor: Javier Romero Ruiz

Tutor: Javier Marcos Álvarez

Pamplona, 27 de Junio de 2017

RESUMEN

Actualmente, las fluctuaciones de potencia a corto plazo producidas en las grandes centrales fotovoltaicas, afectan de forma negativa al buen funcionamiento de la red. Debido a esto, están apareciendo **normativas que limitan las fluctuaciones** que estas centrales fotovoltaicas pueden entregar, lo que conlleva a la **necesidad de instalar almacenamiento** eléctrico que ayude a reducir dichas fluctuaciones.

La instalación de almacenamiento **encarece el sistema** y por ello se busca que sea económicamente viable. Dentro de las diferentes posibilidades de almacenamiento (grupos electrógenos, condensadores de doble capa, volantes de inercia, etc.) las **baterías eléctricas** son las que mayor importancia están cobrando y por las que se está apostando fuertemente hoy en día.

Así pues, el **objetivo** actual es idear una **estrategia de control del almacenamiento** en baterías que permita **optimizar la capacidad mínima** requerida y el **degradado por ciclado**, para poder minimizar de esta forma el coste de la instalación. Hay **3 estrategias de control básicas** ya conocidas:

- (1) Control de rampas clásico.** Este control consiste en limitar un determinado [%P/min] de la potencia entregada a red.
- (2) Control con modelo día claro- día oscuro.** Tiene en cuenta los dos casos limitantes de fluctuación que pueden darse.
- (3) Control con modelo día claro- día oscuro con predicción perfecta.** Como la estrategia de control anterior, pero realizando una predicción de la radiación.

Con el último modelo se consigue optimizar tanto la mínima capacidad requerida de almacenamiento como el degradado por ciclado de la batería, pero suponiendo que la predicción realizada cuadra perfectamente con la dada en realidad. Finalmente, el **objetivo** de este trabajo es **analizar el funcionamiento** del control con predicción para datos de **predicción real**, contrastando los resultados con los de predicción perfecta y corregir los posibles errores que surjan en el modelo al trabajar con este nuevo tipo de datos.

LISTA DE PALABRAS CLAVE:

Control de fluctuaciones de potencia; estrategias de control de fluctuaciones; control de rampa clásico; control de rampa con predicción; optimización del sistema de almacenamiento; fluctuaciones grandes plantas FV.

ABSTRACT

Nowadays, short-term variability in the power generated by large grid-connected photovoltaic plants affect in a negative way to the network quality. New **grid-codes which requires a limitation** for such fluctuations are appearing because of that, so **it's necessary the incursion of some energy storage system**.

This storage system **makes the installation more expensive** and it is necessary to find the economic viability of the global photovoltaic plant. There are a lot of different storage system (fuel cells, electric-double layer capacitors, etc) but **electric batteries** are the most important once.

The current **objective** is design a **power fluctuations smoothing strategy** for batteries which let us **optimize the minimum capacity** required and the **battery degradation**. There are tree well known strategies:

- (1). **Classic ramp-rate control**. This control imposes a limit (%P/min) to the power injected to the electrical network.
- (2). **Control with clear-dark sky model**. It considers the two limiting fluctuation cases which can be produced.
- (3). **Control with clear-dark sky model and prediction**. It's very similar to previous control but add prediction data into the strategy.

The last-mentioned strategy optimizes the minimum storage capacity required and the battery degradation, but such control supposes that power prediction data coincide exactly with generated photovoltaic power. Finally, the **objective** of the present assessment is the **analysis of the control** with clear-dark sky model and prediction data **for real prediction data**, comparing the obtained results with the perfect prediction control and correcting the problems which appears with this kind of data.

KEYWORDS:

Grid-connected PV plants; Power fluctuations smoothing; Ramp-rate control; Energy storage sizing; Ramp-rate control with prediction data.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	17
1.1 SITUACIÓN ACTUAL DE LA ENERGÍA FOTOVOLTAICA	17
1.2 NECESIDAD DE SISTEMAS DE ALMACENAMIENTO	19
1.3 OBJETIVO	21
2. EL OBSERVATORIO FOTOVOLTAICO.....	23
2.1 INTRODUCCIÓN	23
2.2 CENTRAL FOTOVOLTAICA DE MOURA.....	23
3. CONTROL DE RAMPA CLÁSICA.....	25
3.1 FUNCIONAMIENTO GENERAL.....	25
3.2 CONTROL DE RAMPA CLÁSICA SIN CONTROL DE SOC	26
3.3 CONTROL DE RAMPA CLÁSICA, SIN CONTROL DE SOC, CON CARGA NOCTURNA.....	28
3.4 CONTROL DE RAMPA CLÁSICA CON CARGA DIURNA MEDIANTE CONTROL DE SOC.....	28
3.4.1 Principio de funcionamiento	28
3.4.2 Modelo de peor fluctuación	29
3.5 SIMULACIÓN EN MATLAB.....	30
3.5.1 Análisis de varios días simulados.....	31
3.5.2 Degradación de la batería	34
3.5.3 Análisis de fluctuaciones	35
3.6 CONCLUSIONES CONTROL DE RAMPA CLÁSICA	35
4. CONTROL BASADO EN MODELO DE DÍA CLARO Y NUBLADO	37
4.1 FUNCIONAMIENTO GENERAL.....	37
4.2 CÁLCULO DEL SOC DE REFERENCIA	38
4.2.1 Cálculo de las energías teóricas.....	38
4.2.2 Algoritmo para el cálculo del SOC de referencia	39
4.3 SIMULACIÓN EN MATLAB.....	39
4.3.1 Comparación con el modelo de rampa clásica.....	41
4.3.2 Degradación de la batería	44
4.3.3 Análisis de fluctuaciones	45

4.4 CONCLUSIONES DEL CONTROL CON MODELO DE CIELO CLARO-NUBLADO	45
5. CONTROL CON DATOS DE PREDICCIÓN PERFECTA	47
5.1 FUNCIONAMIENTO GENERAL.....	47
5.2 TIPOS DE DATOS DE PREDICCIÓN.....	48
5.3 SIMULACIÓN EN MATLAB PARA PREDICCIÓN PERFECTA CINCOSECUNDAL	50
5.3.1 Degradación por periodo para los distintos horizontes de predicción.....	50
5.3.2 Restricción de amanecer	52
5.3.3 Restricción de anochecer	52
5.4 SIMULACIÓN EN MATLAB PARA PREDICCIÓN PERFECTA CINCOSECUNDAL CON RESTRICCIONES DE AMANECER Y ANOCHECER.....	54
5.4.1 Comparación entre distintos horizontes de predicción perfecta cincosecundal.....	55
5.4.2 Comparación con el modelo de cielo claro-nublado.....	57
5.5 SIMULACIÓN EN MATLAB PARA PREDICCIÓN PERFECTA HORARIA	58
5.5.1 Comparación entre distintos horizontes de predicción perfecta horaria	58
5.5.2 Comparación de predicción perfecta horaria con cincosecundal.....	60
6. CONTROL CON DATOS DE PREDICCIÓN REAL HORARIA.....	63
6.1 COMPARACIÓN ENTRE DISTINTOS HORIZONTES DE PREDICCIÓN REAL HORARIA	63
6.2 COMPARACIÓN DE PREDICCIÓN REAL HORARIA CON PERFECTA HORARIA	65
6.3 COMPARACIÓN DE PREDICCIÓN REAL HORARIA CON PERFECTA CINCOSECUNDAL.....	68
7. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS.....	71
7.1 CONCLUSIONES	71
7.2 LÍNEAS FUTURAS	73
BIBLIOGRAFÍA	75
ANEXO I. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CONTROL DE RAMPA CLÁSICA	79
ANEXO II. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CONTROL BASADO EN MODELO DE CIELO CLARO-NUBLADO	85

ANEXO III. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CONTROL CON DATOS DE PREDICCIÓN	93
ANEXO IV. FUNCIONES EMPLEADAS EN LOS CÓDIGOS DE MATLAB.....	101
ANEXO V. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CÁLCULO DE LA DEGRADACIÓN DE LA BATERÍA.....	109

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. 1: Evolución del precio de las celdas de silicio monocristalino [2].	17
Figura 1. 2: Capacidad y adiciones anuales de energía solar fotovoltaica en 2005-2015 [2].	18
Figura 1. 3: Top 15 países que mayor potencia instalaron en 2015 [2].	19
Figura 1. 4: Ejemplo de la restricción de rampa impuesta por el código de red de Dinamarca [5].	20
Figura 2. 1: Localización de Amareleja (municipio de Moura) [13].	23
Figura 2. 2: Distribución en planta de la central de Moura [13].	24
Figura 3. 1: Modelo del control de rampa clásico sin control de SOC [9].	26
Figura 3. 2: Evolución de la potencia fotovoltaica (Ppv) y la entregada a red (Pg) en una sección de 1.1MW de la central de Amaraleja durante el día 31 de Octubre de 2010 [9].	26
Figura 3. 3: Energía en la batería (31 de octubre) [9].	27
Figura 3. 4: Evolución del almacenamiento a lo largo del tiempo, Ebat/P*, durante el periodo comprendido entre Julio de 2010- Junio de 2011 con limitación de rampa máxima 10%/min [9].	27
Figura 3. 5: Modelo de control de rampa clásica con control adicional de SOC [9].	29
Figura 3. 6: modelo de peor fluctuación [9].	30
Figura 3. 7: Simulación del control de rampa clásica con control de SOC del día 21 de Mayo de 2014.	32
Figura 3. 8: Sección ampliada del control de rampa clásica del 21 de Mayo de 2014.	32
Figura 3. 9: Simulación del control de rampa clásica con control de SOC del día 26 de Agosto de 2014.	33
Figura 3. 10: Evolución de la energía en la batería para el control de rampa clásica a lo largo de los dos años simulados.	34
Figura 3. 11: Fluctuaciones de la potencia inyectada a red para el control de rampa clásica en los dos años simulados.	35
Figura 4. 1: Estrategia de control basado en modelo de día claro y oscuro [10].	37
Figura 4. 2: Simulación del control basado en modelo de cielo claro-nublado del día 21 de Mayo de 2014.	41
Figura 4. 3: Sección ampliada del control basado en modelo de cielo claro-nublado del día 21 de Mayo de 2014.	42

Figura 4. 4: Comparación del control de rampa clásica con el basado en modelo de cielo para el día 28 de Abril de 2013.....	43
Figura 4. 5: Evolución de la energía en la batería para el control basado en el modelo de cielo claro-nublado a lo largo de los dos años simulados.....	44
Figura 4. 6: Fluctuaciones de la potencia inyectada a red para el control basado en el modelo de cielo claro-nublado en los dos años simulados.	45
Figura 5. 1: Estrategia del control con datos de predicción.....	47
Figura 5. 2: Ejemplo de los distintos tipos de predicción perfecta para el día 26 de Octubre de 2012	49
Figura 5. 3: Degradación por ciclado para los distintos horizontes de predicción perfecta cincosecundal. Comparación con la degradación del control basado en modelo de cielo.....	50
Figura 5. 4: Simulación del control con predicción sin corrección con modelo de cielo del día 23 de Noviembre de 2012.	51
Figura 5. 5: Simulación del control con predicción y corrección con modelo de cielo del día 23 de Noviembre de 2012.	53
Figura 5. 6: Estrategia del control con datos de predicción y restricción basada en modelo de cielo claro-nublado.....	54
Figura 5. 7: Tendencia de la degradación por ciclado para los distintos horizontes de predicción. Comparación con la degradación del control basado en modelo de cielo.....	56
Figura 5. 8: Comparación de los horizontes de 15min y 180min de la predicción perfecta cincosecundal (día 2 de Septiembre de 2013).....	56
Figura 5. 9: Comparación del control de predicción perfecta cincosecundal (15min) con el control basado en modelo de cielo claro-nublado (día 21 de Mayo de 2014).....	57
Figura 5. 10: Comparación de los horizontes de 15min y 180min de la predicción perfecta horaria (día 2 de Septiembre de 2013).....	59
Figura 5. 11: Comparación entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta horaria y cincosecundal.	60
Figura 5. 12: Comparación entre predicción perfecta horaria y cincosecundal para horizonte de predicción de 15min (día 2 de Septiembre de 2013).....	60
Figura 5. 13: Comparación entre predicción perfecta horaria y cincosecundal para horizonte de predicción de 180min (día 21 de Mayo de 2014).	61
Figura 6. 2: Comparación de los horizontes de 15min y 180min de la predicción real horaria (día 21 de Mayo de 2014).	64
Figura 6. 3: Comparación de la degradación por periodo entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta horaria y real horaria.	65

Figura 6. 4: Comparación del incumplimiento de la limitación entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta horaria y real horaria. 66

Figura 6. 5: Comparación entre control con predicción real horaria y perfecta horaria para horizonte de 180min (días 27 y 28 de Abril de 2013). 67

Figura 6. 6: Comparación de la degradación por periodo entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta cincosecundal y real horaria. 68

Figura 6. 7: Comparación entre predicción perfecta cincosecundal y real horaria para un horizonte de 180 minutos (27 de Abril de 2013). 69

Figura 7. 1: Degradación por periodo de los controles con predicción 72

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3. 1: Descripción de las variables y datos del control de rampa clásica con control de SOC.....	30
Tabla 4. 1: Descripción de las variables y datos del control de rampa basado en modelo de cielo claro y nublado.	40
Tabla 5. 1: Descripción de las variables y datos del control con predicción.....	49
Tabla 5. 2: Degradación por periodo para distintos horizontes de predicción perfecta cincosecundal.....	55
Tabla 5. 3: Degradación por periodo para distintos horizontes de predicción perfecta horaria.....	58
Tabla 6. 1: Degradación por periodo para distintos horizontes de predicción real horaria.....	63

1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día existe una gran **preocupación social** por los efectos negativos derivados de los recursos fósiles, principalmente el **calentamiento global y la dependencia energética** que producen, ya que dichos combustibles se encuentran principalmente concentrados en diversos países del mundo. Además, el **incremento del consumo energético** producido por el avance de la sociedad, así como por el aumento de la población, hacen prever que tanto el petróleo como el gas natural agotarán sus existencias en torno a mitad del presente siglo.

Todos estos problemas convergen a una única solución, las **energías renovables**, que no solo son unas energías limpias que reducen de forma drástica el calentamiento global, sino que a escala de tiempo humana son ilimitadas debido a que deben su procedencia al sol.

Esto ha producido una concienciación social que ha conllevado a un incremento de forma exponencial durante los últimos años, a lo largo de todo el mundo, de la potencia instalada renovable. Principalmente, las dos tecnologías que predominan por encima del resto son la **solar fotovoltaica y la eólica**.

1.1 SITUACIÓN ACTUAL DE LA ENERGÍA FOTOVOLTAICA

Aunque es una tecnología renovable óptima para un modelo de generación distribuida, hoy en día el mayor porcentaje de potencia instalada se debe a **grandes parques fotovoltaicos** basados en un modelo de generación centralizado.

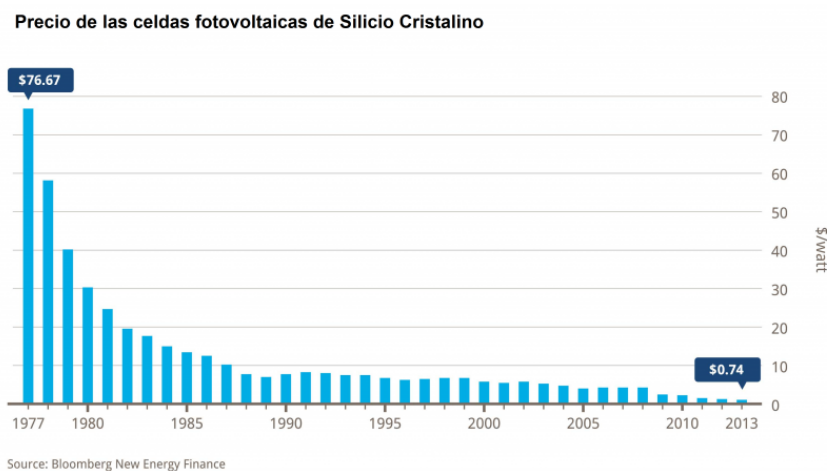


Figura 1. 1: Evolución del precio de las celdas de silicio monocristalino [2].

Aun así, en los países en vías de desarrollo, la **reducción de costes** que ha experimentado la fotovoltaica a lo largo de estos últimos años, ha hecho que sea la tecnología más óptima para las **aplicaciones fuera de red**. En la figura 1.1 se observa rápido descenso que ha sufrido el precio de las celdas de silicio monocristalino durante las últimas décadas y su tendencia a ir disminuyendo poco a poco con el paso del tiempo (efecto Swanson).

Como consecuencia, de la mano de la bajada de coste de los módulos, la potencia fotovoltaica instalada aumenta cada año de forma exponencial batiendo record año a año como se puede ver en la figura 1.2.

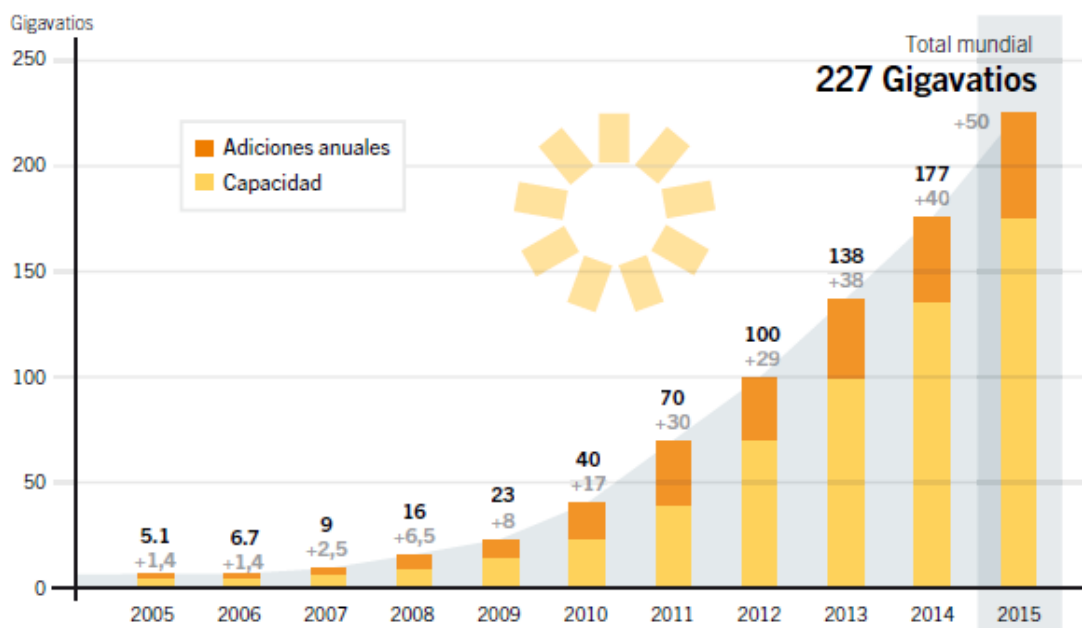


Figura 1. 2: Capacidad y adiciones anuales de energía solar fotovoltaica en 2005-2015 [2].

Principalmente **Asia está eclipsando el mercado** hoy en día, ya que durante tres años consecutivos ha sido el continente que mayor potencia fotovoltaica ha instalado, llegando a alcanzar en 2015 el **60% del total instalado**. Como se puede observar en la figura 1.3, China, Japón y Estados Unidos siguen siendo los países que más están apostando por la tecnología fotovoltaica [2].

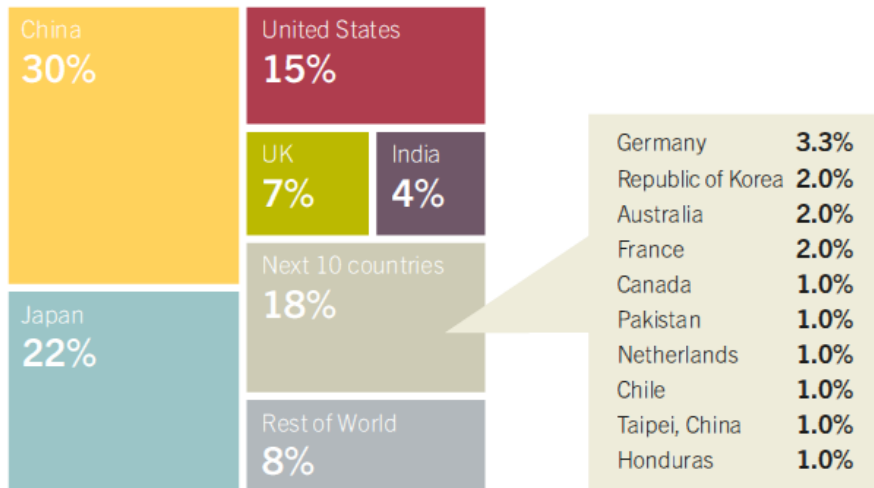


Figura 1. 3: Top 15 países que mayor potencia instalaron en 2015 [2].

1.2 NECESIDAD DE SISTEMAS DE ALMACENAMIENTO

En las **grandes centrales convencionales**, se llevan a cabo diferentes **mecanismos de regulación** (primaria, secundaria y terciaria) que permiten garantizar la estabilidad del sistema tanto en frecuencia como en tensión. En cambio, con la integración al sistema de la tecnología fotovoltaica y debido a la **naturaleza variable del recurso solar**, se plantea un gran **reto para la integración a red** de la energía fotovoltaica manteniendo la calidad del suministro.

Las **fluctuaciones de irradiancia** son capaces de producir grandes variaciones en la generación fotovoltaica en unos pocos segundos, mientras que la capacidad de respuesta del operador de red requiere de una escala de tiempo mucho mayor, del orden de 10 minutos. De este modo, cualquier fluctuación producida en esta escala de tiempo, supone un **riesgo para la estabilidad del sistema**.

Como el índice de penetración de la fotovoltaica en el sistema eléctrico es cada vez mayor, este problema cobra cada vez más importancia y se están imponiendo una serie de **normativas que limitan la máxima variación** permitida de la potencia inyectada a la red. De modo que se requieren de **controles de velocidad de rampa de potencia, PRRC** por sus siglas en inglés. Dos de los países pioneros en incorporar estas normativas en su código de red han sido Dinamarca [6] y Puerto Rico [7].

En la figura 1.4 se puede observar el funcionamiento exigido por el **sistema danés**, donde se impone una referencia “rampa-límite”, R^* , que la potencia fotovoltaica entregada a red, P_{pv} , no puede superar. En este sistema **no se exige el rampeado en caso de una caída en la generación**, de modo que **no es necesario**

emplear un sistema de almacenamiento de energía, ya que se puede limitar dicha generación con el algoritmo de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), haciendo que el módulo fotovoltaico deje de generar la máxima potencia posible y cumpla con la rampa impuesta.

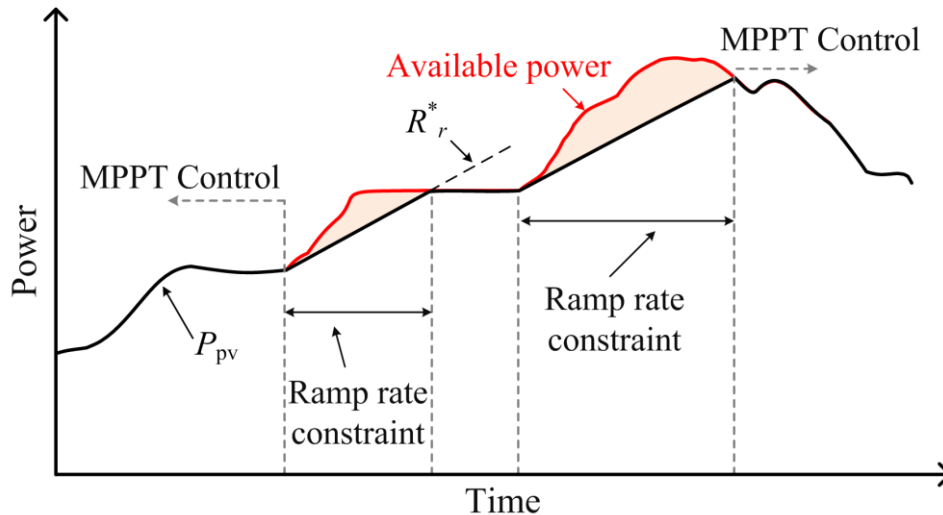


Figura 1. 4: Ejemplo de la restricción de rampa impuesta por el código de red de Dinamarca [5].

En el caso del **Puerto Rico**, se impone una rampa máxima de **10%/min** tanto para fluctuaciones crecientes como decrecientes, de modo que es necesario, para cumplir con la normativa, **disponer de algún sistema de almacenamiento de energía**.

El avance progresivo, a lo largo de las últimas décadas, de la electrónica de potencia y la incorporación de nuevas tecnologías de almacenamiento de energía, hacen posible la **incorporación de los ESS¹ a los sistemas de potencia renovables** [8]. Pero el coste de estos sistemas presenta un gran inconveniente para el ámbito industrial y comercial. Debido a este inconveniente surge la **necesidad de diseñar un método de control del estado de carga**, que permita optimizar tanto el tamaño, como el degradado de los sistemas de almacenamiento, alcanzando un punto de convergencia común que **minimice la capacidad de almacenamiento** necesaria para garantizar el cumplimiento de la normativa. Además, para que la planta no sea penalizada, debe cumplir con este rampeado del tiempo durante el **98.5% del tiempo** del año.

¹Las siglas ESS se emplean comúnmente para hacer referencia a los sistemas de almacenamiento de energía, provenientes de su significado en inglés de: *Energy Storage System*.

Aunque es posible la utilización de diversos sistemas de almacenamiento, en el presente proyecto se considera que se tiene **baterías como ESS**, aunque el análisis es válido para cualquier otro sistema.

En [9] se propone un modelo de **control de rampa clásica** que permite cumplir con estas especificaciones vistas, pero requiere una batería excesivamente grande. Como alternativa, en [10] se incorpora al control de rampa clásica un control de SOC variable en función de un **modelo de cielo claro-nublado**.

1.3 OBJETIVO

Así pues, el objetivo de este Trabajo de Fin de Grado es analizar mediante simulaciones, con el software matemático Matlab, el **funcionamiento de los controles** de rampa clásica mencionados, así como varios controles que se verán posteriormente que emplean datos de predicción, contrastando los resultados entre todos ellos para determinar cuál de ellos consigue una **mejor optimización de la capacidad de almacenamiento** necesaria en caso de implementarse en un sistema real. Es decir, determinar qué estrategia de control hace que el sistema sea económicamente más viable.

2. EL OBSERVATORIO FOTOVOLTAICO

2.1 INTRODUCCIÓN

Para poder realizar este tipo de controles se requiere del **equipamiento adecuado** que permita **regular la potencia inyectada** a red en cada instante de tiempo, así como realizar un muestreo durante pequeños intervalos de tiempo, del orden de pocos segundos, para poder observar la **rapidez con la que se producen las fluctuaciones**. Además, es necesario estudiar cómo afectan estas **fluctuaciones al operador de red** para poder comprender la dinámica de la integración de estas grandes centrales fotovoltaicas al sistema eléctrico [11].

2.2 CENTRAL FOTOVOLTAICA DE MOURA

Los datos empleados para realizar las simulaciones y poder comprobar así el correcto funcionamiento de los diversos controles, pertenecen a la **central fotovoltaica de Moura**, situada en Amareleja (sur de Portugal). En la figura 2.1 se observa la localización del emplazamiento.



Figura 2. 1: Localización de Amareleja (municipio de Moura) [13].

Esta planta solar ocupa una superficie de 250 Ha y cuenta con **2520 seguidores** de tecnología Acciona, que incorporan un total de **262.800 módulos fotovoltaicos** de silicio policristalino de entre 17.7 y 18.8 kWp cada uno, sumando una potencia pico total de 45.6MWp. El correspondiente inversor tiene una **potencia nominal de 38.5MW**. La planta se encuentra dividida en 70 unidades de 36 seguidores conectados

a un inversor de 550 kW. La distancia máxima y mínima entre cada unidad es de 2.5km y 220m respectivamente. La monitorización del sistema proporciona **datos sobre la potencia extraída cada 5 segundos** (datos empleados para la simulación). En la figura 2.2 se puede ver como es la planta de la central fotovoltaica.

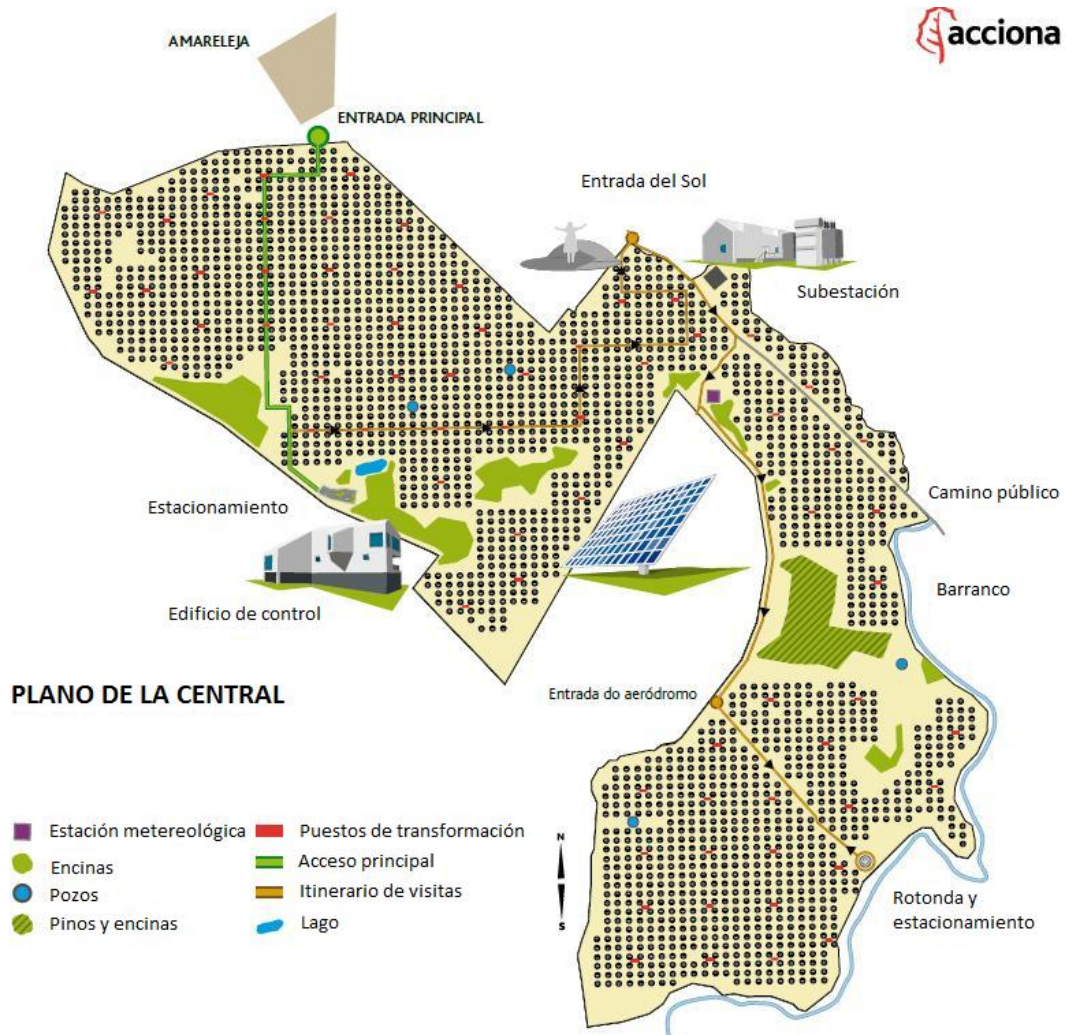


Figura 2. 2: Distribución en planta de la central de Moura [13].

3. CONTROL DE RAMPA CLÁSICA

Se conocen varios modelos que implementan una estrategia de control basada en el control de rampa clásica. En el presente apartado se van a **analizar los diversos modelos propuestos** en [9] para observar las ventajas e inconvenientes que presentan y establecer las bases de este tipo de controles.

3.1 FUNCIONAMIENTO GENERAL

Este control consiste en **imponer una rampa límite (%/min)** a la potencia inyectada a red, la cual no puede ser sobrepasada bajo ningún concepto. Es decir, la potencia entregada a la red no puede fluctuar un porcentaje determinado respecto su potencia nominal en el periodo de tiempo establecido.

El hecho de imponer dicha rampa **exige la instalación de un sistema de almacenamiento de energía** para poder absorber las diversas **fluctuaciones de potencia** que sobrepasan los límites de la rampa impuestos.

Es decir, el control se activa cuando:

$$|\Delta Pred_{1min}(t)| > r_{m\acute{a}x} * Pnom$$

· $\Delta Pred_{1min}(t)$ es el incremento de potencia entregada a red que se produce en un intervalo de tiempo de 1min.

· $r_{m\acute{a}x}$ es la rampa máxima permitida, expresada en [%/min]

· $Pnom$ es la potencia nominal de la instalación, expresada en la misma unidad de potencia que la potencia entregada a red.

Por lo tanto, se tienen que limitar tanto las fluctuaciones de potencia positivas como las negativas. A continuación, **se analizan los diversos modelos conocidos** para poder observar las ventajas e inconvenientes que ofrecen cada uno de ellos.

3.2 CONTROL DE RAMPA CLÁSICA SIN CONTROL DE SOC

Con esta estrategia de control el **exceso de potencia es inyectado al sistema de almacenamiento**, o en caso contrario, **la falta de potencia es extraída**.

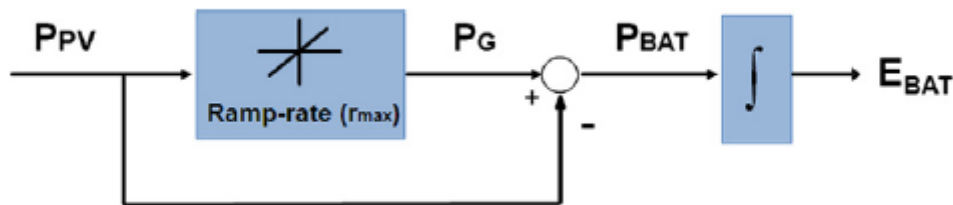


Figura 3. 1: Modelo del control de rampa clásico sin control de SOC [9].

En [1] se detallan los resultados al realizar una simulación de este modelo de control en la central fotovoltaica de Amareleja (Portugal), la cual cuenta con una potencia instalada de 38.5MW.

En la figura 3.2 se observa como **la potencia entregada a red cumple con los límites establecidos** ($r_{m\acute{a}x} = 10\%/min$). Cuando la potencia generada en los módulos fotovoltaicos disminuye o aumenta de forma drástica, la entregada a red lo hace de forma más suave, inyectando el exceso en el sistema de almacenamiento o tomando el defecto de potencia en caso contrario.

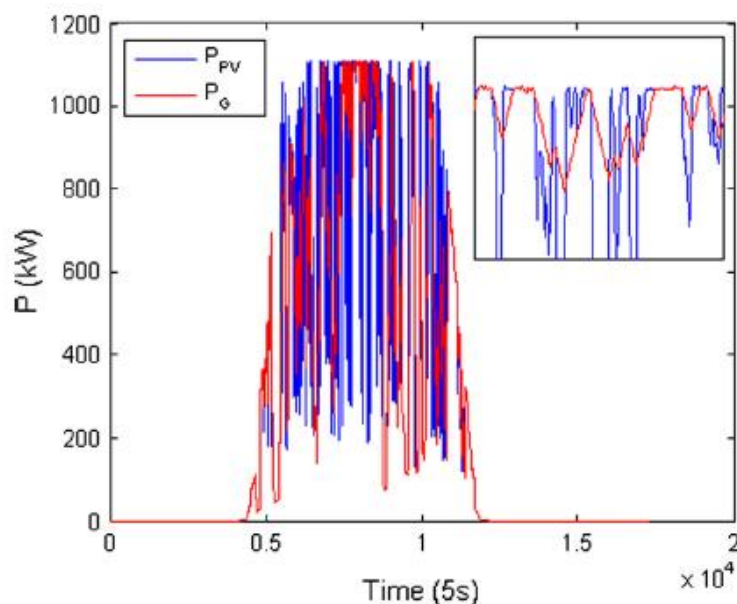


Figura 3. 2: Evolución de la potencia fotovoltaica (P_{pv}) y la entregada a red (P_g) en una sección de 1.1MW de la central de Amaraleja durante el día 31 de Octubre de 2010 [9].

Sin embargo, al no disponer de un sistema de control del estado de carga de la batería, **la energía almacenada evoluciona libremente en el tiempo** a disposición de lo requerido por el sistema control para cumplir con los límites impuestos.

El balance de energía para el 31 de Octubre es negativo, de modo que **la energía almacenada al principio y al final de día no es la misma** (véase figura 3.3).

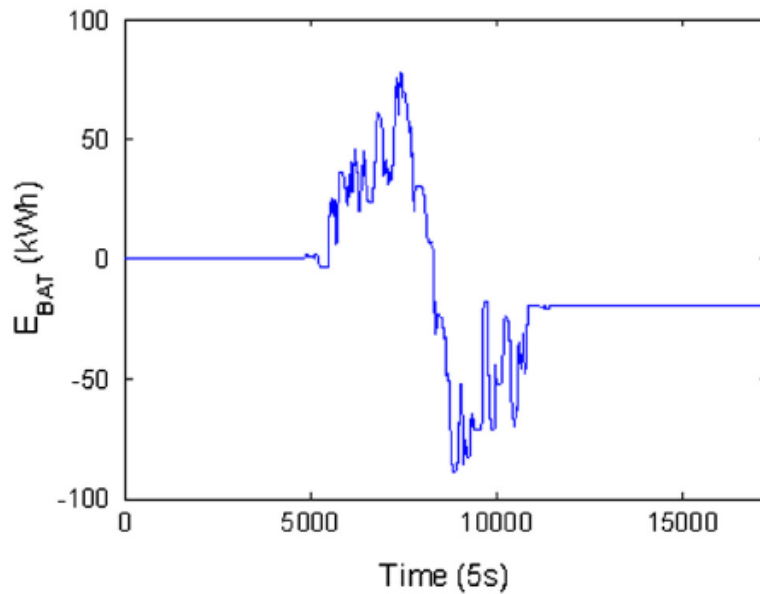


Figura 3. 3: Energía en la batería (31 de octubre) [9].

También se realiza una simulación a lo largo de todo el año para contrastar la veracidad de estos datos, y se observa **que la batería tiene una tendencia de descarga con el paso del tiempo**.

En la figura 3.4 se muestra dicho resultado para las distintas áreas donde se encuentran los paneles fotovoltaicos de la central y para el conjunto de todas ellas.

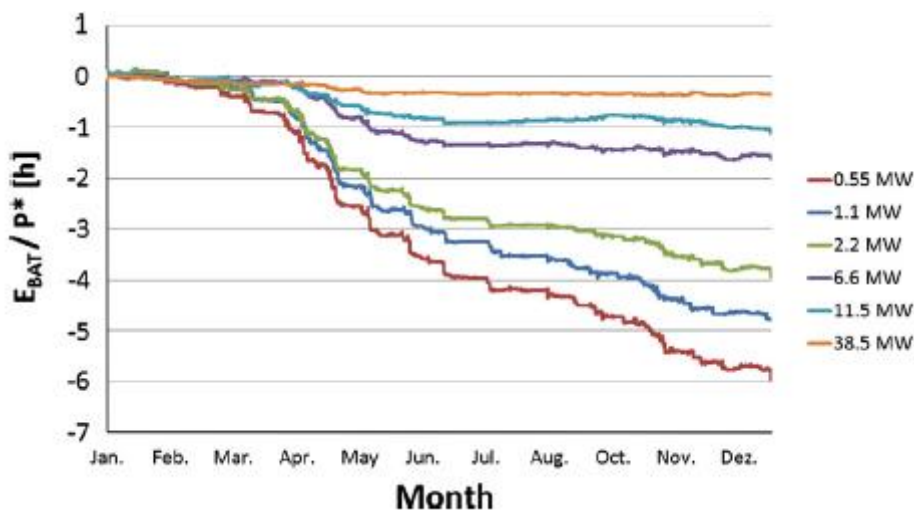


Figura 3. 4: Evolución del almacenamiento a lo largo del tiempo, E_{bat}/P^* , durante el periodo comprendido entre Julio de 2010- Junio de 2011 con limitación de rampa máxima 10%/min [9].

La consecuencia negativa de este efecto es que **se requiere una batería excesivamente sobredimensionada**, del orden de varias de suministro. Debido a esto, surgen otras estrategias del control de carga que son vistas a continuación.

3.3 CONTROL DE RAMPA CLÁSICA, SIN CONTROL DE SOC, CON CARGA NOCTURNA

Este modelo propone realizar **una carga de la batería durante la noche** en caso de que la energía al final del día haya disminuido respecto la energía inicial. El hecho de que el **precio de la energía decaiga durante la noche** por la baja demanda de energía, hace que esta estrategia sea **económicamente viable**.

Además, ofrece la gran ventaja de requerir una **capacidad de batería mínima mucho menor**, ya que la tendencia de la descarga continua no se ve afectada a lo largo de todo el año. La **capacidad de la batería** necesaria la establece la **distribución de las fluctuaciones a lo largo del peor día**.

Finalmente, es un método que no se emplea en la práctica porque **no es eficiente** extraer potencia de red en una central fotovoltaica.

3.4 CONTROL DE RAMPA CLÁSICA CON CARGA DIURNA MEDIANTE CONTROL DE SOC

Mediante este sistema se consiguen alcanzar el mismo objetivo visto en el apartado anterior de eliminar la tendencia de la batería a descargarse con el tiempo. Además, esta estrategia de carga **elimina la necesidad de suplir de energía a la batería durante las horas nocturnas**.

3.4.1 Principio de funcionamiento

Este es un control en lazo cerrado que incorpora **un bucle que trata continuamente de establecer la energía de la batería a un valor de referencia impuesto** (véase Figura 3.5).

De este modo la **recarga de la batería** no se realiza extrayendo potencia de la red durante la noche, sino **con la potencia generada en los paneles fotovoltaicos** durante el día.

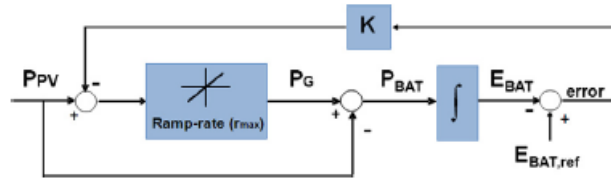


Figura 3. 5: Modelo de control de rampa clásica con control adicional de SOC [9].

La ganancia K del control **establece la velocidad** con la que se corrige el error entre la energía de referencia que se desea en la batería y la energía en cada instante. Es decir, **marca la velocidad** con la que se desea **restablecer la energía en la batería a su valor de referencia**.

3.4.2 Modelo de peor fluctuación

En [9] se describe por primera vez este método, que permite calcular para cualquier planta fotovoltaica y para cualquier rampa-máxima, la **mínima capacidad de energía que será necesaria**. Este modelo se basa en la peor fluctuación que puede producirse en la central, que se trata de un **descenso (o aumento) exponencial de un 90% de la potencia nominal**, con una constante de tiempo, τ [s], relacionada con la longitud más corta del perímetro de la planta fotovoltaica, l [m] y con su potencia nominal.

En la figura 3.6 se puede ver el comportamiento de este modelo. Ppv hace referencia a la potencia generada en la planta y Pred es la inyectada a red con el rampeado. La diferencia entre Pred y Ppv es Pbat (potencia instantánea en la batería). La superficie coloreada, correspondiente a la integral definida de Pbat en el intervalo de tiempo dado, es la energía máxima en la batería, Ebat,max.

En [9] se realiza un estudio de este modelo **para la central de Moura**, la cual tiene 1786m en su longitud de perímetro más corta y se obtiene así una constante de tiempo de **$\tau=74.51s$** .

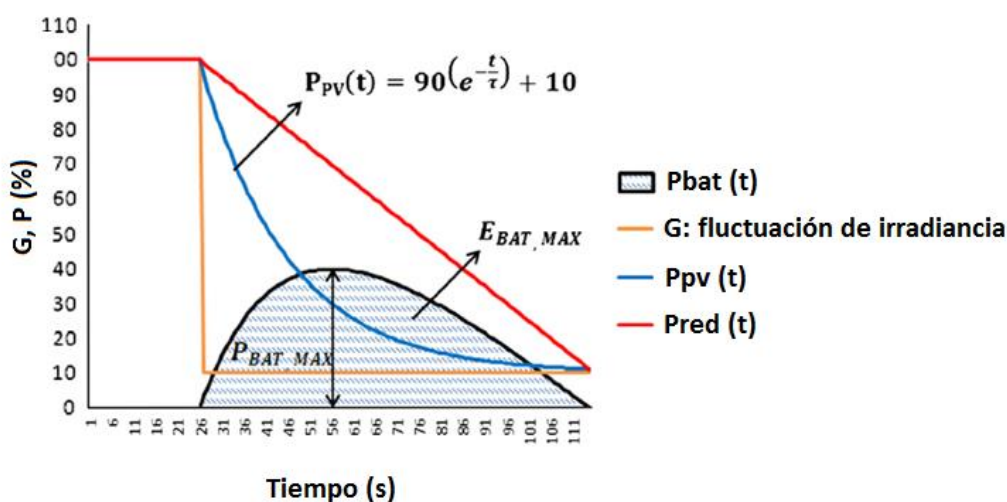


Figura 3. 6: modelo de peor fluctuación [9].

3.5 SIMULACIÓN EN MATLAB

Puesto que se trata del **mejor control de rampa clásica**, ya que incorpora control de SOC y no requiere extraer potencia de la red, se realiza una **simulación en el software matemático Matlab** para dicho control con los datos proporcionados de la central de Moura.

Se dispone de los **datos de potencia fotovoltaica generada** durante un periodo de dos años: del 1 de Octubre de 2012 al 1 de Octubre de 2014.

Siguiendo el modelo de control visto en el sub-apartado anterior (3.4.1-Figura 3.5), los datos de partida y variables de control son:

	DESCRIPCIÓN	SIMBOLOGÍA	VALOR
DATOS DE PARTIDA	Potencia fotovoltaica generada en la central de Almajara cada intervalo de tiempo de 5 segundos	Ppv	Proporcionado por los datos de la central
VARIABLES DE CONTROL	Constante de velocidad del control	K	2
	Energía de referencia que se quiere en la batería	$E_{BAT,ref}$	50% de la capacidad máxima de la batería
	Fluctuación máxima permitida	$r_{m\acute{a}x}$	2%/min

Tabla 3. 1: Descripción de las variables y datos del control de rampa clásica con control de SOC

A tenor con lo establecido en [9], la **capacidad de batería requerida** para este modelo es:

$$C_{bat} = \frac{1.8 \cdot P_{nom}}{3600} \cdot \left(\frac{90}{2 \cdot r_{m\acute{a}x}} - \tau \right)$$

· $r_{m\acute{a}x}$ en %/seg.
 · P_{nom} en MW
 · τ en seg.

Para el caso concreto de la central de Moura, con una **potencia nominal de 38.5MW** e imponiendo en el control una **fluctuación máxima permitida de 2%/min** y una **constante de velocidad del control, K, de 2**, la capacidad de batería mínima requerida para asegurar el correcto funcionamiento es de **24.55MWh**.

Tras realizar la simulación completa, se obtiene una **máxima energía acumulada** puntualmente en la batería de **22.22MWh** y una **mínima de 1.12MWh**, de modo que en ningún caso se sobrepasan los límites superior ni inferior de la batería.

A continuación, se analiza de forma detallada el funcionamiento del control para **varios días característicos del año** para observar la evolución del SOC de la batería, así como el correcto funcionamiento del modelo.

3.5.1 Análisis de varios días simulados

El día **21 de Mayo de 2014**, es uno de los días, dentro de los datos proporcionados, con mayor variación de la radiación solar y por lo tanto, la **potencia generada sufre fuertes fluctuaciones** en breves periodos de tiempo, como se puede observar en la imagen inferior (*Figura 3.7*).

Es interesante el análisis de este día para poder **observar el correcto funcionamiento del modelo** frente a días que presenten fuertes fluctuaciones, ya que este tipo de días son los que más **ponen a prueba la batería**, pudiendo hacer que llegue a descargarse completamente.

Se observa que el control de SOC funciona correctamente, ya que ha sido establecido un SOC de referencia del 50% y **el control tiende a devolver el valor de la energía** en la batería a dicha referencia.

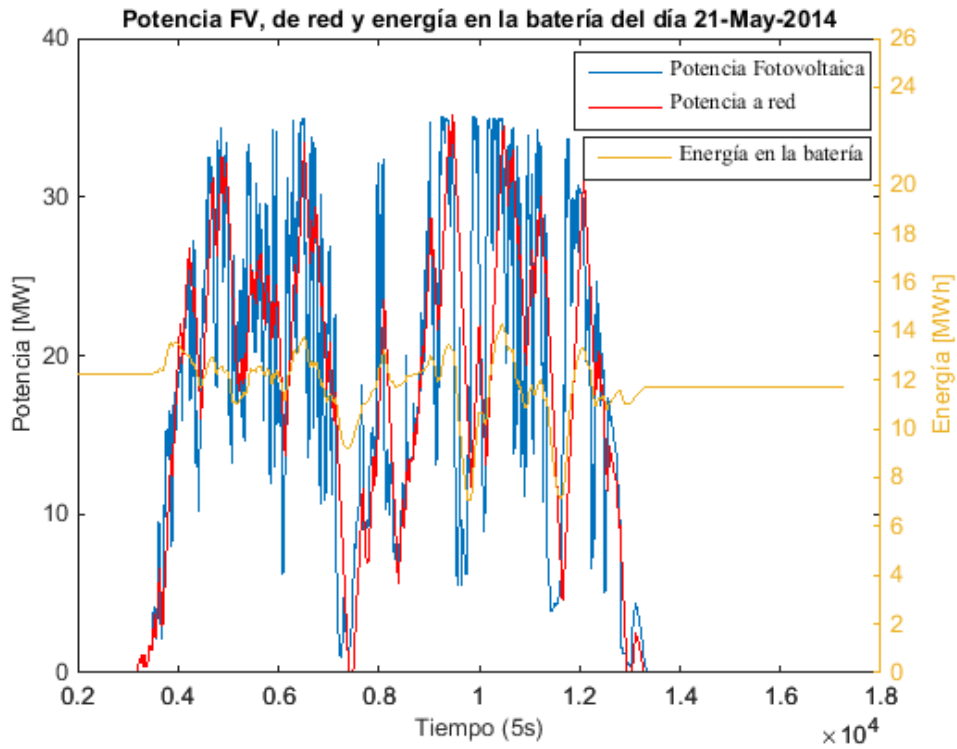


Figura 3. 7: Simulación del control de rampa clásica con control de SOC del día 21 de Mayo de 2014.

En la *Figura 3.8* se muestra ampliada una sección de la imagen anterior para poder apreciar que se cumple la limitación de rampa establecida.

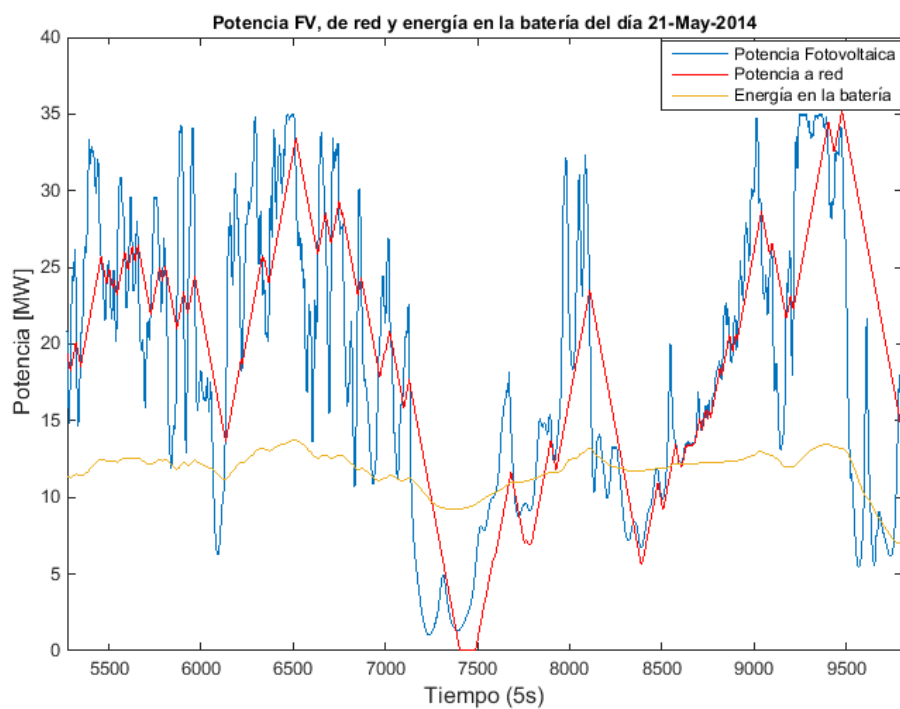


Figura 3. 8: Sección ampliada del control de rampa clásica del 21 de Mayo de 2014.

En la figura se aprecia cómo al disminuir bruscamente la potencia fotovoltaica generada, la **potencia entregada a red no disminuye de forma tan abrupta**, sino que sigue la disminución máxima permitida de 2%/min. Para que pueda disminuir de esta forma, la **batería aporta la diferencia** de potencia entre la fotovoltaica generada y la de red en cada instante.

En caso de que la fluctuación sea positiva y se produzca un **incremento de generación, la batería absorbe el exceso de potencia** para cargarse y así la entregada a red cumple con la rampa impuesta.

En cambio, si se tiene **un día muy soleado** sin apenas fluctuaciones y las pocas que se producen no superan la limitación de 2%/min, como por ejemplo el día de la figura 3.9, **la energía se mantiene prácticamente constante** a lo largo de todo el día y la batería no sufre a penas degradación.

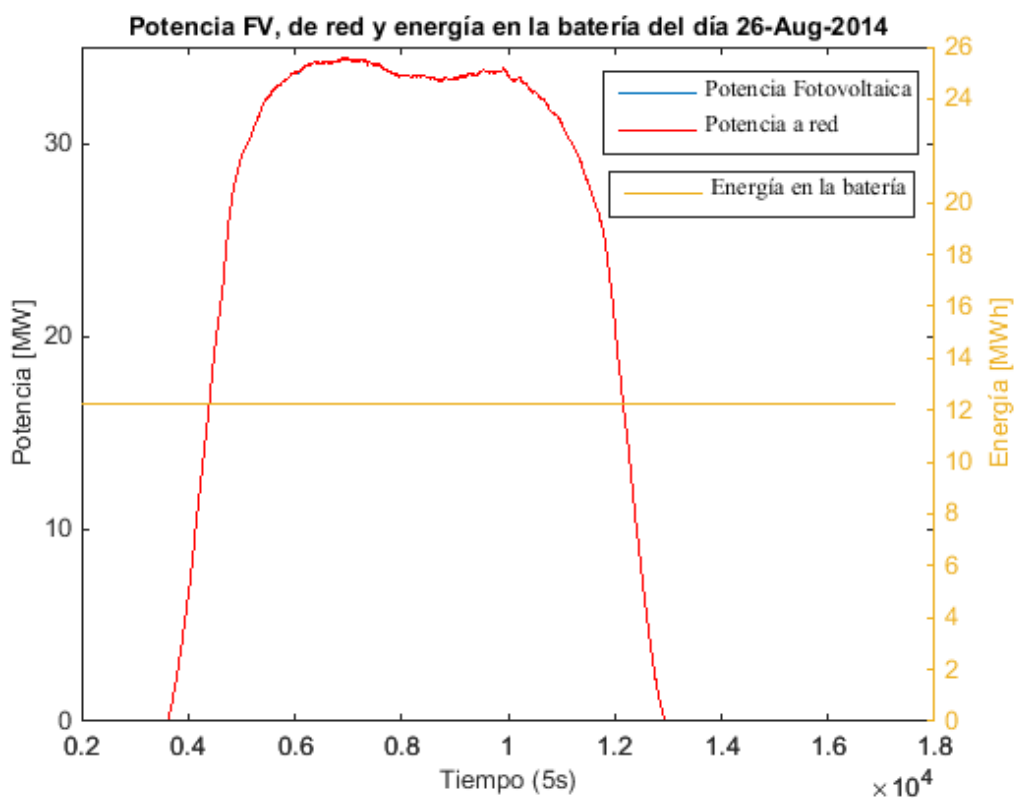


Figura 3. 9: Simulación del control de rampa clásica con control de SOC del día 26 de Agosto de 2014.

3.5.2 Degradación de la batería

En la figura 3.10 se puede observar cómo evoluciona la energía en la batería a lo largo de todo el periodo simulado (los dos años) y como es de esperar, se encuentra **centrada en torno al 50%** de su capacidad nominal (la referencia impuesta).

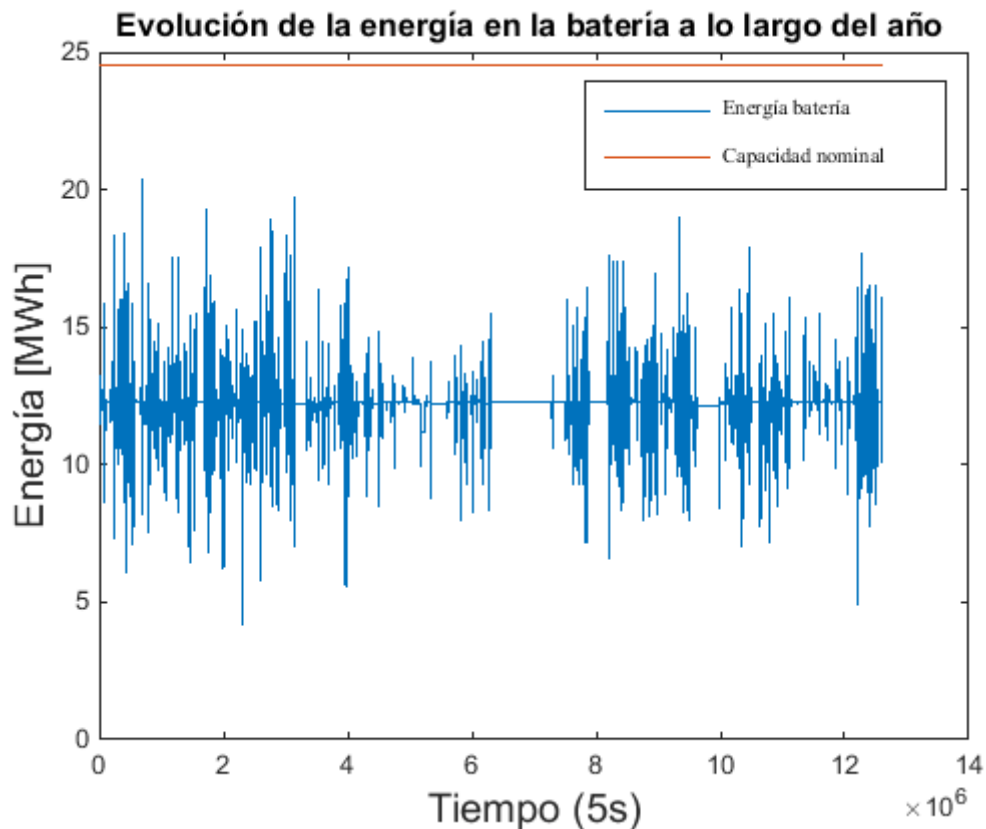


Figura 3. 10: Evolución de la energía en la batería para el control de rampa clásica a lo largo de los dos años simulados.

En el Anexo V se puede observar el código empleado para realizar el cálculo de la degradación de la batería y para este caso en concreto se obtiene una **degradación de 2.1556%** (para el periodo de dos años simulado). Es un dato relativamente bueno, ya que gracias al control de SOC realizado se consigue que la degradación no sea demasiado elevada.

3.5.3 Análisis de fluctuaciones

En la figura 3.11 se observa las **fluctuaciones** producidas en la potencia inyectada a red durante el periodo de dos años simulados. Como se puede ver, en **ningún caso se sobrepasa la variación límite** impuesta de 2%/min, ya que la batería no llega a descargarse en ningún momento y esto permite siempre tener energía disponible para poder compensar las fluctuaciones negativas en todo momento.

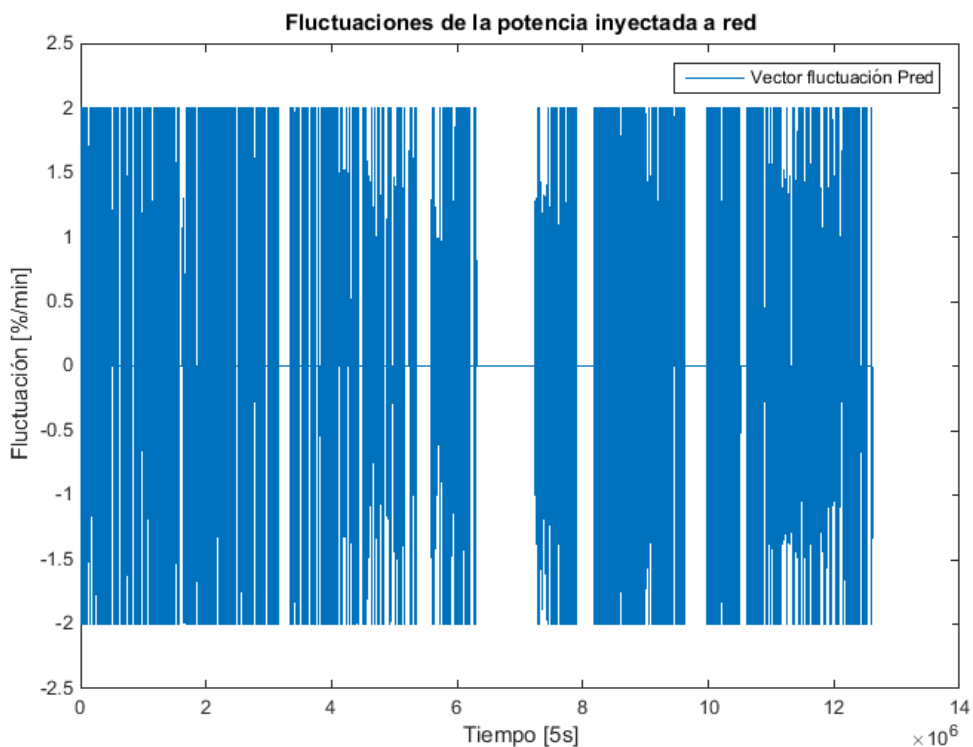


Figura 3. 11: Fluctuaciones de la potencia inyectada a red para el control de rampa clásica en los dos años simulados.

3.6 CONCLUSIONES CONTROL DE RAMPA CLÁSICA

Como se ha podido comprobar, es un modelo **sencillo de implementar** que permite cumplir con las restricciones de fluctuación impuestas haciendo que el **degradado por ciclado** de la batería sea **muy pequeño** gracias al control de SOC que incluye.

Sin embargo, la **batería** mínima que requiere es **excesivamente grande** y puede ser reducida hasta más de la mitad si se emplean otros modelos, que son analizados en los siguientes apartados.

4. CONTROL BASADO EN MODELO DE DÍA CLARO Y NUBLADO

Con el objetivo de reducir la batería mínima requerida por el modelo de rampa clásica, visto en el apartado anterior, se propone en [10], como alternativa, una **nueva estrategia de control que reduce la capacidad de la batería hasta un 50%**. Esta estrategia es analizada en el presente apartado.

4.1 FUNCIONAMIENTO GENERAL

Al igual que el modelo visto anteriormente, se impone una rampa límite a la potencia inyectada a red. La diferencia está en la **referencia del SOC**, ya que en el control de rampa clásica permanecía constante y en este nuevo modelo **cambia en cada instante de tiempo**.

Es decir, esta estrategia de control se basa en calcular el **SOC de referencia** necesario para **poder absorber o inyectar la energía requerida** según la naturaleza de la fluctuación producida.

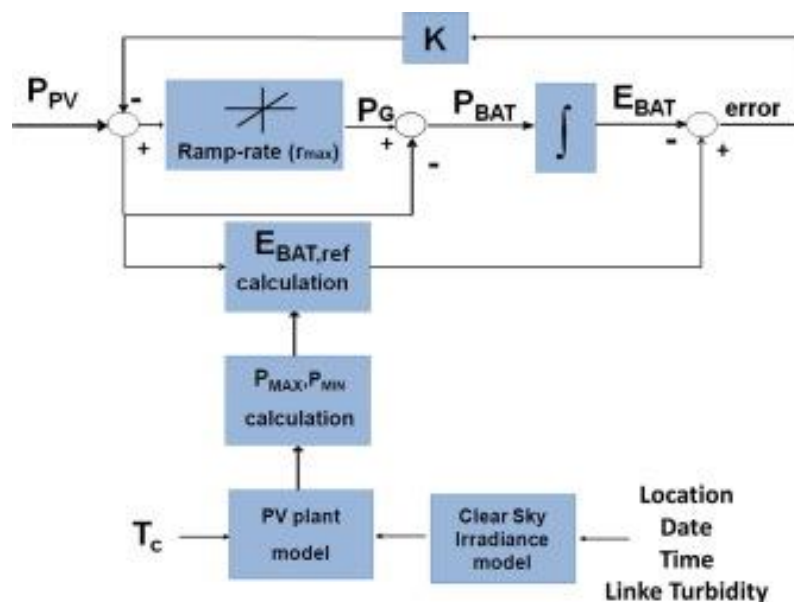


Figura 4. 1: Estrategia de control basado en modelo de día claro y oscuro [10].

Como se observa en la *Figura 4.1*, se emplea un **modelo de cielo claro-nublado** que permite conocer la **máxima y mínima irradiancia** que puede darse en cada instante de tiempo a lo largo de todo el año.

El control del SOC se realiza atendiendo a estos dos límites. La referencia se establece cercana al **100% en caso de tratarse de un día claro**, ya que la única fluctuación posible será una caída de generación, mientras que en caso de **un día con generación muy reducida**, la referencia se situará **cercana al 0%** para poder absorber una posible fluctuación positiva.

4.2 CÁLCULO DEL SOC DE REFERENCIA

Para calcular el SOC de referencia en cada instante, se halla previamente la energía necesaria para inyectar a red en caso de producirse la máxima fluctuación decreciente (**energía teórica día nublado**) y la energía que tiene que absorber el sistema de almacenamiento en caso de producirse la máxima fluctuación positiva (**energía teórica día claro**).

4.2.1 Cálculo de las energías teóricas

Para el cálculo de ambas energías se emplea el modelo de peor fluctuación visto anteriormente, así que se calculan del siguiente modo:

$$\begin{aligned} & \cdot E_{teorica_dianublado}(t) \\ &= \frac{(P_{pv}(t-1) - P_{Min}(t))}{3600} \left[\frac{(P_{pv}(t-1) - P_{Min}(t)) * 100}{P_{nom} * 2 * r_{máx_seg}} - \tau \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \cdot E_{teorica_diaclearo}(t) \\ &= \frac{(P_{Máx}(t) - P_{pv}(t-1))}{3600} \left[\frac{(P_{Máx}(t) - P_{pv}(t-1)) * 100}{P_{nom} * 2 * r_{máx_seg}} - \tau \right] \end{aligned}$$

Además, se tiene en cuenta la **variación del SOC** debida al rampeado de la potencia inyectada a red y se incorpora al cálculo de la referencia. Se calcula de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} & \cdot Var_SOC_futuro(t) \\ & = \frac{(P_{pv}(t-1) - P_{red}(t-1))}{3600} \left[\frac{(P_{pv}(t-1) - P_{red}(t)) * 100}{P_{nom*} * 2 * r_{m\acute{a}x_seg}} - \tau \right] \end{aligned}$$

4.2.2 Algoritmo para el cálculo del SOC de referencia

Una vez se calculan las energías teóricas, el algoritmo que se implementa para el cálculo de la referencia del SOC es el siguiente:

```

If [Cbat_nom-Ebat(t)+Var_SOC_futuro(t)] < E_teórica_diaclaro (t)
    Ebat_ref(t)=Cbat_nom- E_teórica_diaclaro (t);
Elseif [Ebat(t-1)+Var_SOC_futuro(t)] < E_teórica_dianublado (t);
    Ebat_ref(t)= E_teórica_dianublado (t)
Else Ebat_ref(t)=Ebat(t-1);
End
  
```

Con este algoritmo se consigue controlar el SOC en cada instante, ajustándolo de forma que cumpla tanto con el rampeado de la potencia inyectada a red, como con cualquier posible fluctuación que pueda producirse.

4.3 SIMULACIÓN EN MATLAB

Se dispone de los mismos **datos de potencia fotovoltaica generada** que en el apartado de rampa clásica, del 1 de Octubre de 2012 al 1 de Octubre de 2014, así como de los **datos de potencia del modelo de cielo claro y nublado** para el mismo intervalo de tiempo. En la tabla 4.1 se muestran los datos de partida y variables de control para este caso:

	DESCRIPCIÓN	SIMBOLO	VALOR
DATOS DE PARTIDA	Potencia fotovoltaica generada en la central de Almajara cada intervalo de tiempo de 5 segundos	P _{pv}	Proporcionado por los datos de la central
	Potencia máxima teórica (día claro)	P _{MÁX}	Dato proporcionado
	Potencia mínima teórica (día nublado)	P _{MÍN}	Dato proporcionado
VARIABLES DE CONTROL	Constante de velocidad del control	K	6
	Energía de referencia que se quiere en la batería	E _{BAT,ref}	Calculada en cada instante de tiempo
	Fluctuación máxima permitida	r _{máx}	2 %/min

Tabla 4. 1: Descripción de las variables y datos del control de rampa basado en modelo de cielo claro y nublado.

A tenor con lo establecido en [10], la **capacidad de batería requerida** para este modelo es la **mitad que la del control de rampa clásica**:

$$C_{bat} = \frac{0.9 \cdot P_{nom}}{3600} \cdot \left(\frac{90}{2 \cdot r_{máx}} - \tau \right)$$

· r_{máx} en %/seg.
 · P_{nom} en MW
 · τ en seg.

Para el caso concreto de la central de Moura, con una **fluctuación máxima permitida de 2%/min** y una **constante de velocidad del control, K, de 6**, la capacidad de batería mínima requerida para asegurar el correcto funcionamiento es de **12.279MWh**.

Sin embargo, tras analizar la simulación en *Matlab*, se observa que la batería necesaria es algo mayor a la prevista teóricamente, de modo que se requiere de una capacidad nominal de **14.628MWh**.

Así pues, tras realizar la simulación completa, se obtiene una **máxima energía acumulada** puntualmente en la batería de **14.6597MWh** y una **mínima de 0.237MWh**. Es decir, en el peor de los casos, la energía no supera los límites superior ni inferior de la capacidad nominal. Lo que quiere decir que se consigue cumplir con la máxima fluctuación permitida en todo instante, con una batería del 50% la del modelo de rampa clásica.

A continuación, para poder comparar este control con el del apartado anterior, el control de rampa clásica, se realiza una simulación para los mismos días analizados en dicho control.

4.3.1 Comparación con el modelo de rampa clásica

En la figura 4.2 se puede observar la **simulación del 21 de Mayo de 2014**. Al igual que en el modelo de rampa clásica, la máxima fluctuación de la potencia de red no supera el límite de 2%/min, pero en este caso, al tener una referencia de SOC variable, la **energía en la batería oscila mucho más** que en el caso anterior.

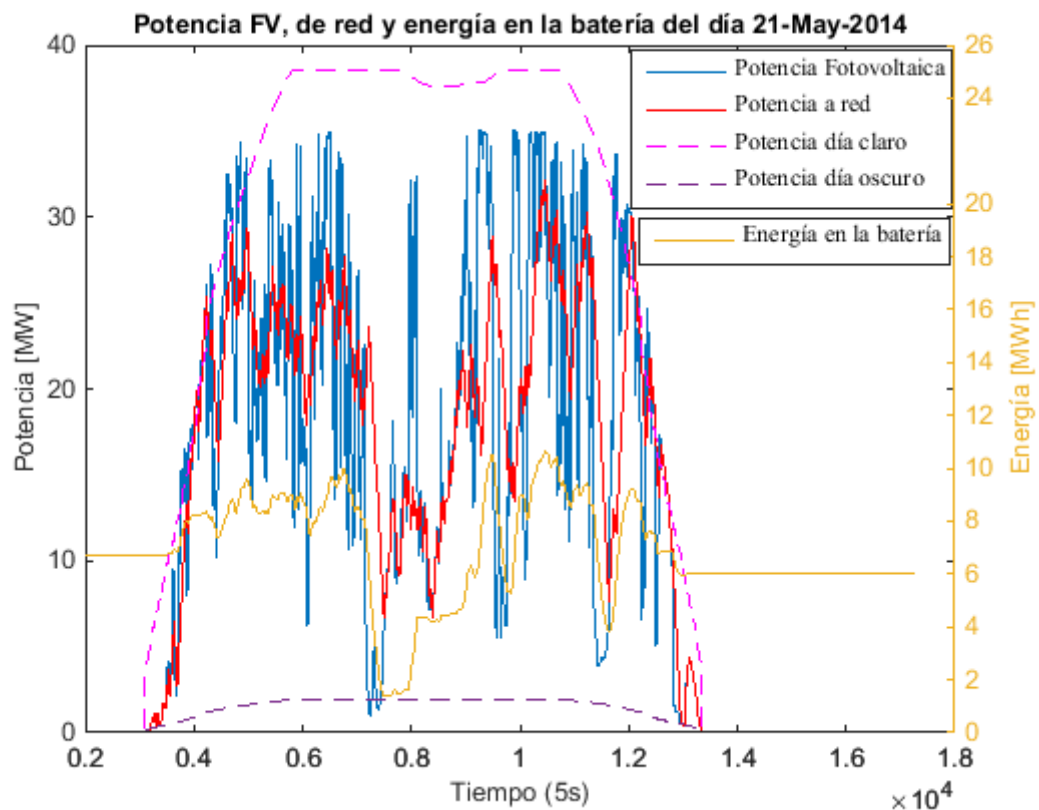


Figura 4. 2: Simulación del control basado en modelo de cielo claro-nublado del día 21 de Mayo de 2014.

Para poder **comprar ambos modelos** de una forma mejor, en la figura 4.3 se muestra una **sección ampliada del 21 de Mayo de 2014** donde aparece tanto la energía en la batería de ambos modelos, como la potencia inyectada a red.

En la figura 4.3 se puede observar como en el control de rampa clásica la energía en la batería evoluciona libremente con el único fin de cumplir la rampa establecida y devolver la energía a su valor de referencia. Sin embargo, este nuevo **control basado en el modelo de cielo** actúa de forma diferente, ya que **ante la gran fluctuación decreciente** en la potencia generada, en torno al instante cincosecundal 7200, **permite a la batería descargarse mucho más** ya que sabe que al encontrarse en un nivel de generación bajo, la única fluctuación posible que podrá producirse en un futuro será una positiva.

Este es el motivo por el cual el control basado en el modelo de cielo requiere de una batería mucho menor. El **SOC de la batería va a estar preparado para soportar la peor fluctuación** que se de en un futuro, y al no estar referenciado al 50% hace que no necesite de una batería tan grande como el control de rampa clásica.

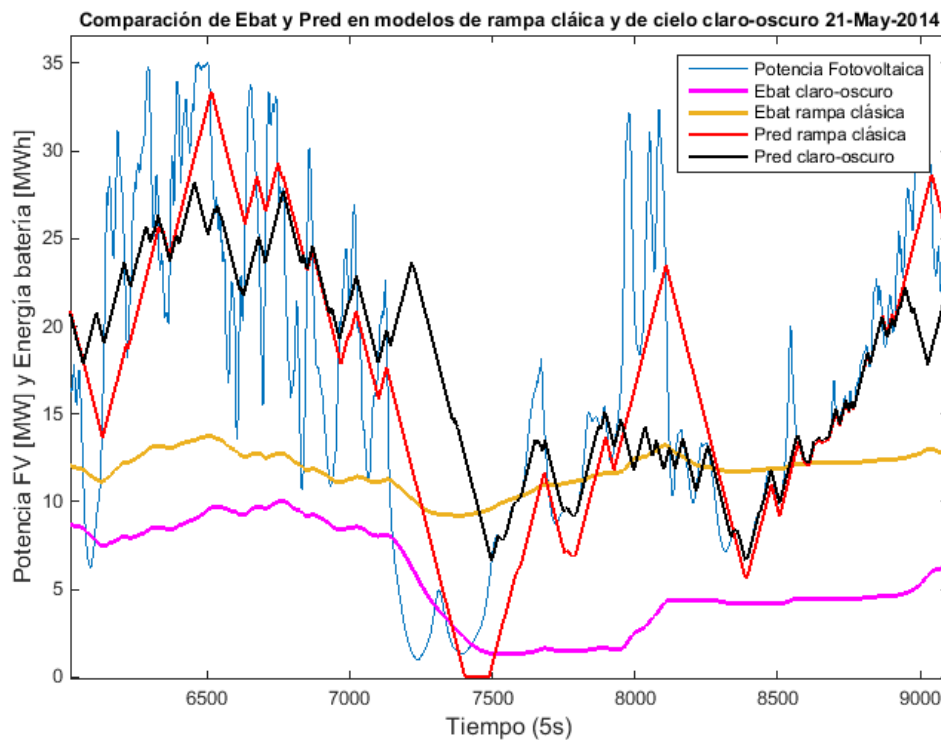


Figura 4. 3: Sección ampliada del control basado en modelo de cielo claro-nublado del día 21 de Mayo de 2014.

Es decir, en su funcionamiento general, en el **modelo de rampa clásica** al encontrarse la **batería en torno al 50% de su capacidad nominal**, en 12.125MWh, necesita de esos 12.125MWh para poder compensar la falta de energía en el caso de producirse la peor caída de generación posible o de una carga de 12.125MWh para corregir la peor fluctuación positiva posible. Esto hace que necesite de una **batería de**

24.25MWh. Sin embargo, en el **control basado en el modelo de cielo**, como se tiene una **referencia de SOC móvil**, ante una previsión de fluctuación positiva la batería se sitúa cercana al 0% de su capacidad, pudiendo así absorber esos 12.125MWh necesarios, mientras que en el caso contrario, se situará en torno al 100% y así podrá aportar esa energía necesaria. Es decir, el poder situar el SOC en uno u otro extremo, le permite necesitar de la **mitad de batería**.

En la figura 4.4 se puede observar de forma muy clara esta conclusión, ya que se ve cómo al principio el día, cuando es completamente claro (generación plena), el control de rampa clásica mantiene su energía en la batería constante en torno al 50% de su capacidad nominal, mientras que el control basado en el modelo de cielo, carga la batería hasta casi el 100% de su capacidad nominal, ya que sabe que en caso de encontrarse en un día claro como éste, la única fluctuación que podrá producirse es negativa, y se prepara para ello.

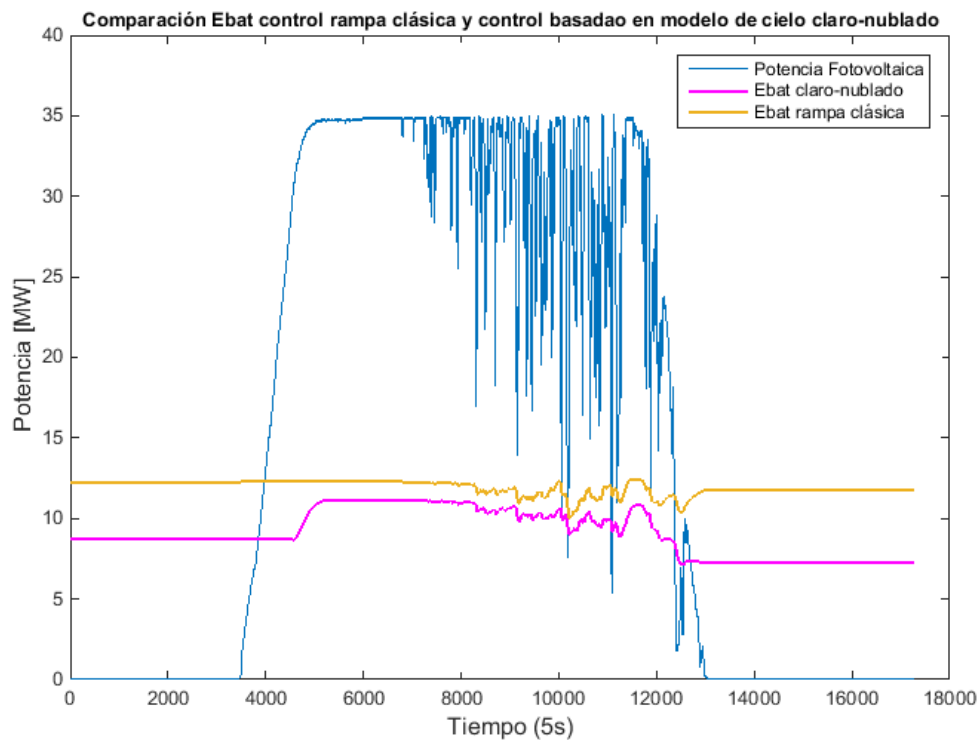


Figura 4. 4: Comparación del control de rampa clásica con el basado en modelo de cielo para el día 28 de Abril de 2013.

4.3.2 Degradación de la batería

Debido a que el SOC de referencia cambia en cada instante, la **energía en la batería fluctúa mucho más** y sufre mayor degradación (véase la figura 4.5). Realizando la simulación del ciclado para este caso en concreto, se obtiene una **degradación por periodo de 3.462%**.

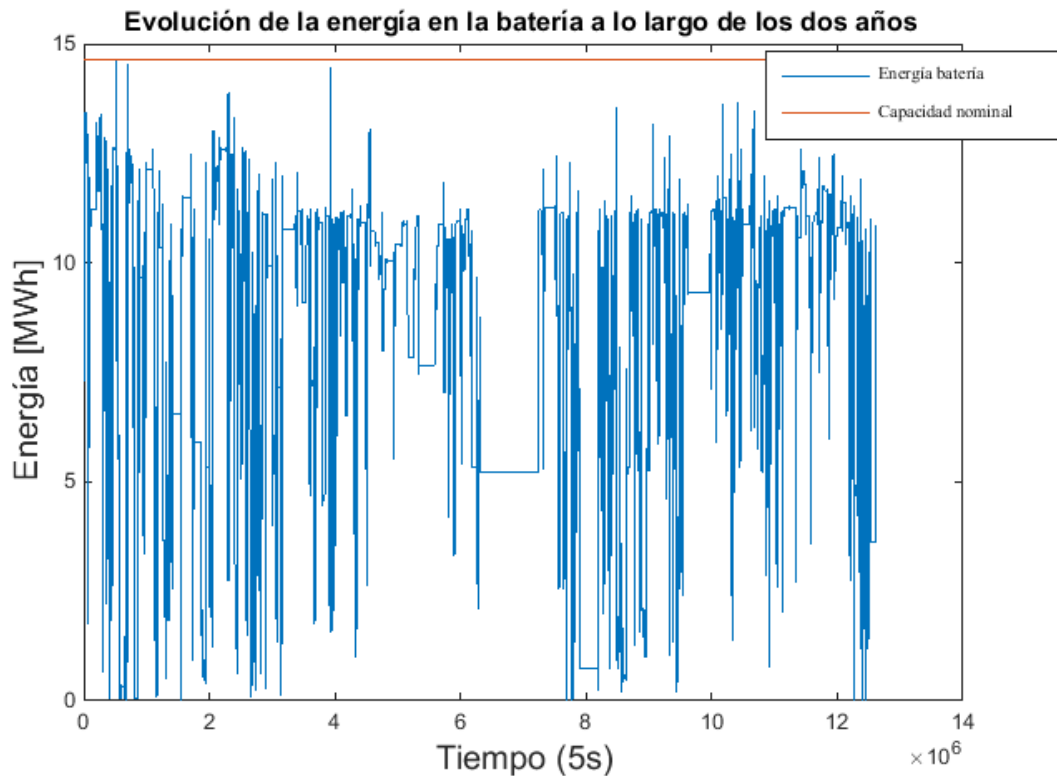


Figura 4. 5: Evolución de la energía en la batería para el control basado en el modelo de cielo claro-nublado a lo largo de los dos años simulados.

En comparación con el caso de rampa clásica, aunque la capacidad nominal de la batería se reduce hasta casi la mitad, la degradación por periodo es aproximadamente un 1.5% mayor.

4.3.3 Análisis de fluctuaciones

En la figura 4.6 se puede observar las fluctuaciones que sufre la potencia inyectada a red. Al igual que el caso de rampa clásica, **en ningún caso se sobrepasa los límites impuestos ($\pm 2\%/min$)** ya que la batería no llega a descargarse completamente y le permite en todo momento compensar las fluctuaciones producidas en la potencia generada.

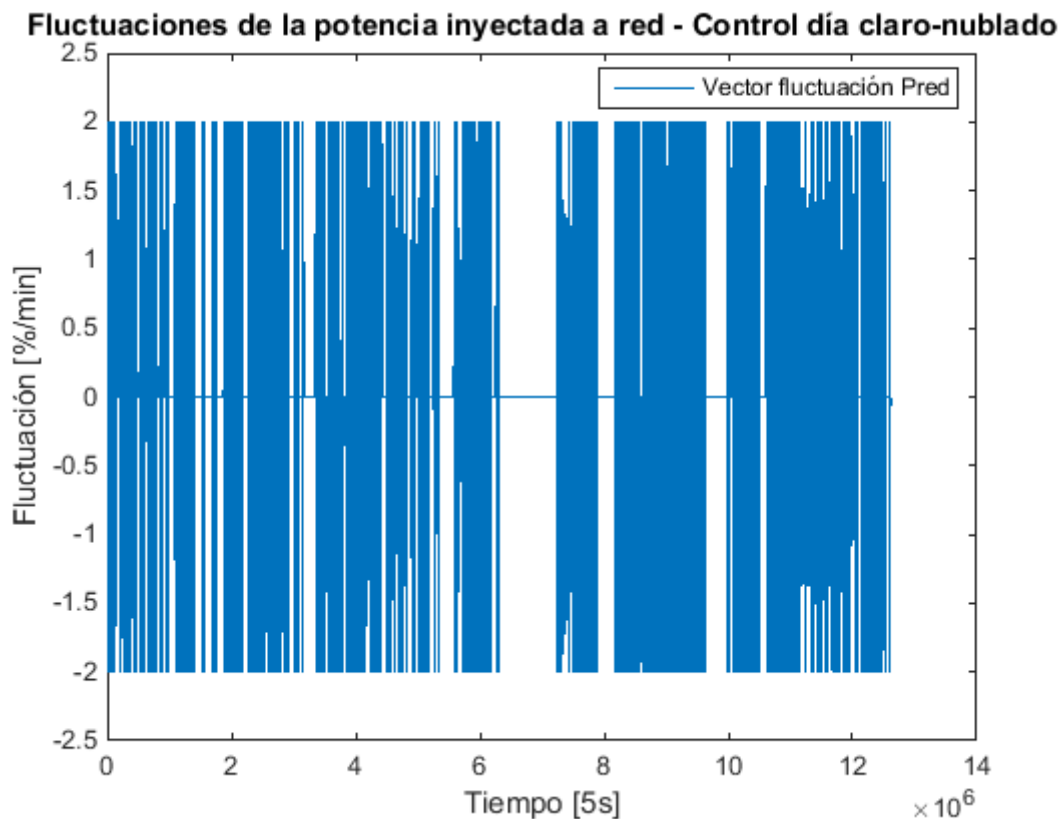


Figura 4. 6: Fluctuaciones de la potencia inyectada a red para el control basado en el modelo de cielo claro-nublado en los dos años simulados.

4.4 CONCLUSIONES DEL CONTROL CON MODELO DE CIELO CLARO-NUBLADO

Como se ha mencionado anteriormente, con este control consigue **reducirse la capacidad nominal de la batería hasta casi la mitad** en comparación con el control de rampa clásica, pero como **aumenta la degradación por periodo**, es interesante analizar un control que emplee datos de predicción para estimar el máximo y mínimo de cada día para poder reducir la degradación por periodo de la batería sin requerir una mayor capacidad nominal.

5. CONTROL CON DATOS DE PREDICCIÓN PERFECTA

Se propone en [14] un **modelo paramétrico que permite predecir la potencia generada** por cualquier central fotovoltaica a partir de la irradiancia global horizontal y la temperatura ambiente. Ambas variables se obtienen de forma gratuita de meteogalicia [15] para el emplazamiento de la central, permitiendo realizar **un control que emplee datos de predicción** con el fin de **reducir la degradación por ciclado** del control basado en modelo de cielo claro y nublado.

Se tiene en cuenta, que en caso de que la batería esté totalmente cargada y se produzca un incremento de generación, será el **algoritmo del inversor** el que le haga **salirse del punto de máxima potencia**, cumpliendo con el rampeado.

5.1 FUNCIONAMIENTO GENERAL

Este control es muy similar al del apartado anterior, solo que el **máximo y mínimo** teórico no se calculan respecto al modelo de cielo claro y nublado, sino **en referencia a la predicción** realizada. En la figura 5.1 se puede observar la estrategia de los controles que emplean datos de predicción.

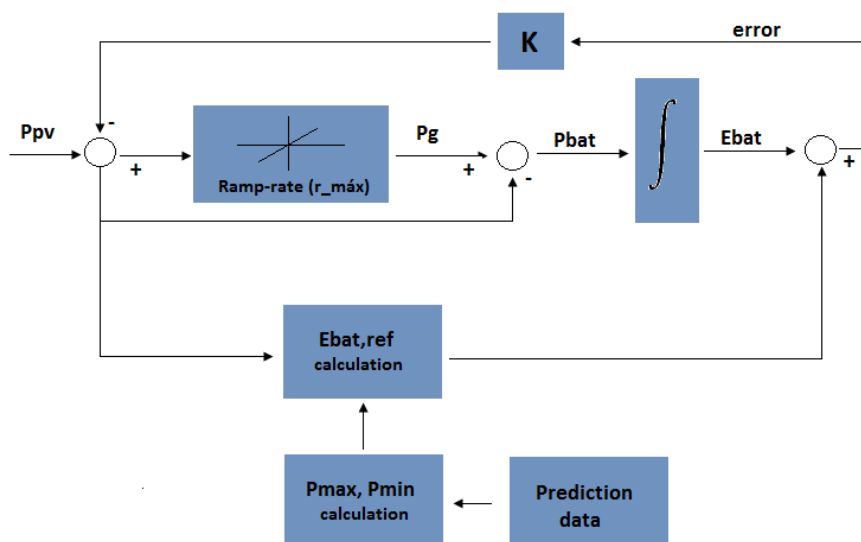


Figura 5. 1: Estrategia del control con datos de predicción

Se determina un **horizonte de predicción** para el cual se calcula dicho máximo y mínimo en cada instante. No se conoce cuál es el horizonte ideal, de modo que uno de

los **objetivos** que se pretende conseguir al realizar las simulaciones es determinar **para qué horizonte se consigue un mejor funcionamiento** del control, en cuanto a degradación de la batería y cumplimiento de las fluctuaciones.

5.2 TIPOS DE DATOS DE PREDICCIÓN

Para la realización de las simulaciones se dispone se emplean **3 tipos distintos de datos de predicción**:

(1). Predicción perfecta cincosecundal. Como se dispone de los datos de generación de la central, se toman dichos datos como predicción, de modo que es como si se tuviese en cada instante cincosecundal una predicción perfecta.

(2). Predicción perfecta horaria. De los datos de generación de la central se realiza una transformación a valores horarios mediante la integral definida de cada hora, de modo que el área de la generación y de la predicción es exactamente la misma. Es decir, la energía predicha en cada hora cuadra perfectamente con la generada.

(3). Predicción real horaria. Se dispone de los datos de predicción de irradiancia para la central de Moura, obtenidos de Meteogalicia [15], de modo que mediante el modelo de la central se obtiene directamente los datos de predicción de potencia horaria.

En la figura 5.2 se muestra un ejemplo de los tres modelos de predicción que se emplean en el presente trabajo. Se puede ver que para este día en concreto la predicción real no es muy precisa, ya que realmente **no es fácil conseguir una predicción que cuadre perfectamente con la potencia que se genera realmente** en la central.

El objetivo es **analizar, para cada tipo de predicción y para distintos horizontes de predicción, el funcionamiento del control**, ya que, aunque se conocen el funcionamiento teórico para datos de predicción perfecta, es interesante comprobar el funcionamiento del control para los **datos de predicción real**, que son de los que se dispone en la realidad y difieren bastante de los de predicción perfecta.

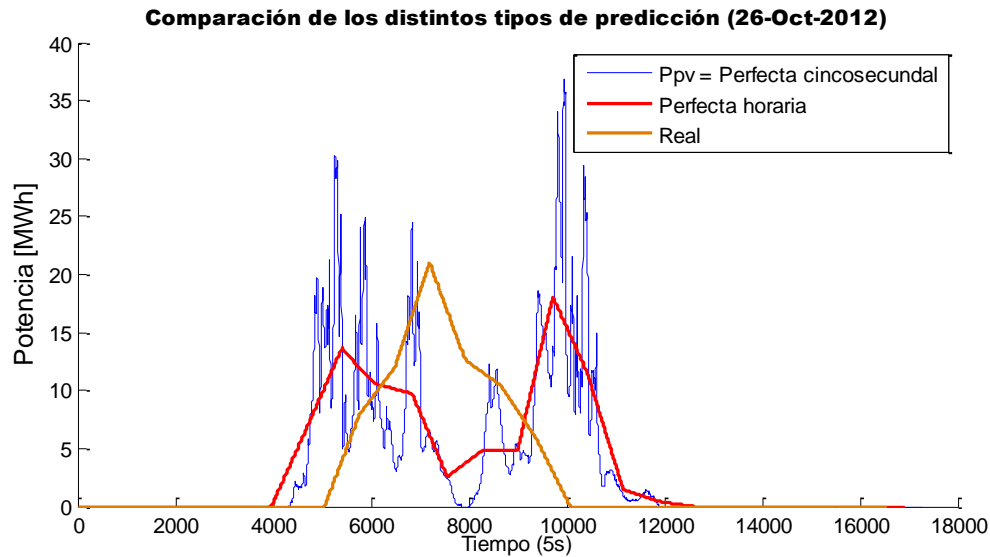


Figura 5. 2: Ejemplo de los distintos tipos de predicción perfecta para el día 26 de Octubre de 2012

Todos los controles con predicción son exactamente iguales, pero lo único que cambia es el dato de predicción en sí. En la tabla 5.1 se pueden consultar todos los datos de partida y variables del control.

	DESCRIPCIÓN	SIMBOLO	VALOR
DATOS DE PARTIDA	Potencia fotovoltaica generada en la central de Almajara cada intervalo de tiempo de 5 segundos	Ppv	Proporcionado por los datos de la central
	Potencia fotovoltaica predicha	Predict	Perfectas: de Ppv
			Real: Meteogalicia
	Potencia teórica día claro	Pteor_claro	Dato proporcionado
Potencia teórica día nublado	Pteor_nublado	Dato proporcionado	
VARIABLES DE CONTROL	Constante de velocidad del control	K	6
	Energía de referencia que se quiere en la batería	$E_{BAT,ref}$	Calculada en cada instante de tiempo
	Fluctuación máxima permitida	$r_{m\acute{a}x}$	2 %/min
	Horizonte de predicción	Horizonte_pre	[15, 30, 45, 60, 120, 180] min

Tabla 5. 1: Descripción de las variables y datos del control con predicción

5.3 SIMULACIÓN EN MATLAB PARA PREDICCIÓN PERFECTA CINCOSECUNDAL

Se dispone de los mismos datos que en el resto de controles, solo que además se supone, como se ha mencionado anteriormente, que los datos de predicción son exactamente los datos de generación, de modo que se tiene una predicción perfecta de lo que va a suceder. Se realizan **varias simulaciones para distintos valores de horizonte de predicción**.

5.3.1 Degradación por periodo para los distintos horizontes de predicción

En el Anexo III se muestra el código de Matlab en el cuál se ha implementado el control con datos de predicción, y los resultados obtenidos en cuanto a **degradación por ciclado de la batería** se muestran, en comparación con los del control basado en modelo de cielo claro-nublado, en la figura 5.3.

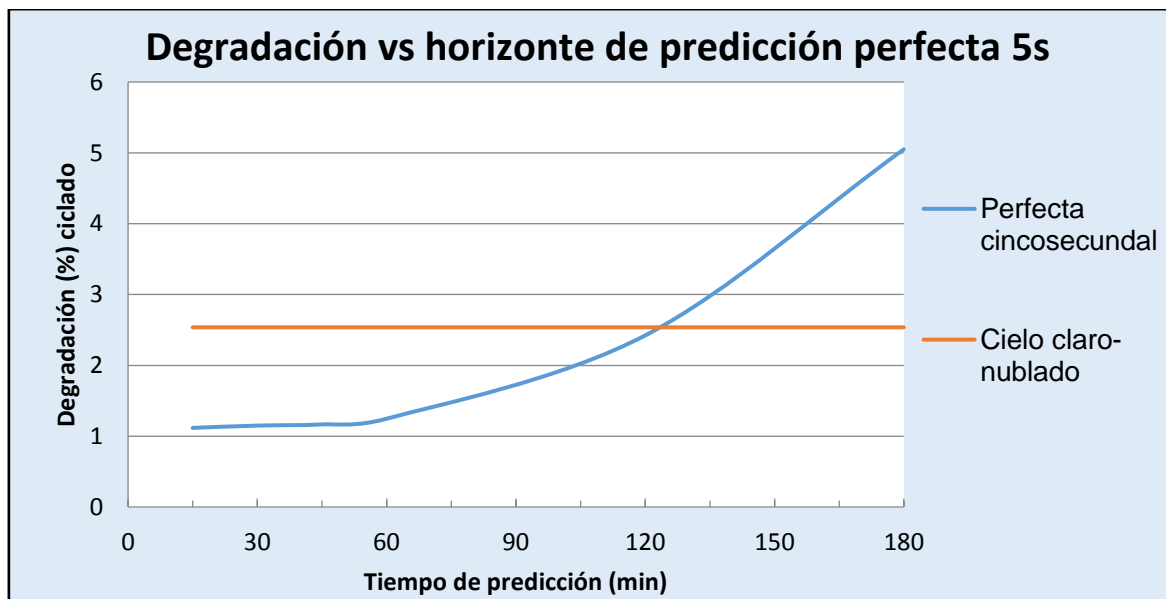


Figura 5. 3: Degradación por ciclado para los distintos horizontes de predicción perfecta cincosecundal. Comparación con la degradación del control basado en modelo de cielo.

Se puede observar que, para unos **horizontes altos de predicción**, la degradación que sufre la batería con el control de predicción **perfecta cincosecundal** llega a **superar la degradación** del control basado en modelo de **cielo claro nublado**.

Esto es algo **totalmente incoherente**, ya que el objetivo de emplear datos de predicción es mejorar la degradación de la batería respecto al control de cielo claro-

nublado, para cualquier horizonte de predicción. De modo que es necesario analizar qué sucede en estos horizontes para poder realizar las correcciones pertinentes.

Se analizan varios días concretos del año que permiten comprender a qué se debe este hecho. En la figura 5.4 se muestra una simulación del día 23 de Noviembre de 2014, donde se ve que al **comienzo del día** se ha **predicho una generación** máxima y mínima **antes de que en realidad se empiece a generar** y provoca una variación totalmente innecesaria en estado de carga de la batería.

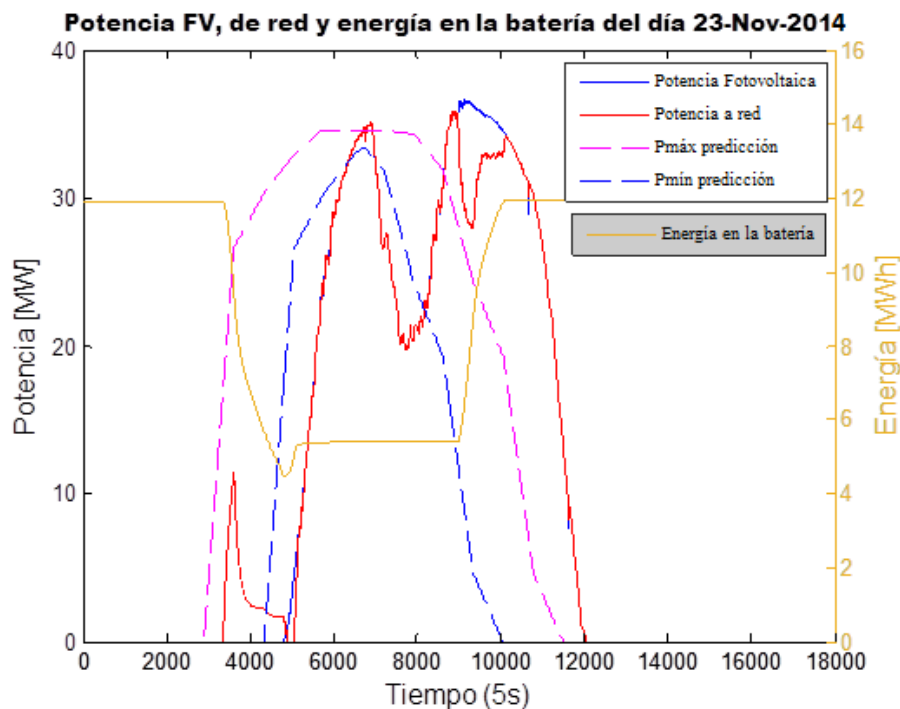


Figura 5. 4: Simulación del control con predicción sin corrección con modelo de cielo del día 23 de Noviembre de 2012.

De forma general, lo que está sucediendo es que, al emplear un **horizonte de predicción alto**, los **máximos y mínimos** que se predicen empiezan a tomar valores **antes de que amanezca**, es decir, antes de que se empiece a generar potencia en la central fotovoltaica, y provoca que **la estrategia empiece a actuar antes de lo debido** (de forma similar sucede al final del día, pudiendo llegar a producirse una caída de la generación mayor que la máxima teórica).

La principal consecuencia negativa de dicho efecto es que **la batería sufre mayor degradación**, llegando a superar, como se ha visto anteriormente, la degradación del control basado en modelo de cielo claro-nublado. Se debe a que cicla mucho más a los comienzos y finales de cada día, por lo que es necesario imponer

unas restricciones que impidan que suceda esto. Estas **restricciones tienen su base en el modelo de día claro-nublado** como se ve a continuación.

5.3.2 Restricción de amanecer

Se implementa un algoritmo que impone que **el máximo de predicción no supere en ningún caso al modelo de cielo claro**, ya que este modelo simula el máximo teórico de cada día del año y es teóricamente imposible estar por encima de él:

if $Potencia_máx_predicha(t) > Potencia_teórica_día_claro(t)$

$Potencia_máx_predicha(t) = Potencia_teórica_día_claro(t)$

End

5.3.3 Restricción de anochecer

Para esta restricción, se calcula primero en cada instante la **máxima caída de generación teórica**, que es la máxima diferencia entre la potencia del día claro y el día de predicción dentro del horizonte de predicción:

$Caída_máxima_teórica(t) = \max[P_teórica_día_claro(t:t+horizonte_predicción) - Predicción(t:t+horizonte_predicción)]$

Y una vez calculada la máxima caída teórica se impone que, en cada instante, la **diferencia entre la potencia generada y la mínima predicha no supere dicha caída**.

$Diferencia_FV_y_mín(t) = Potencia_FV(t-1) - Potencia_mín_predicha(t)$

if $Diferencia_FV_y_mín(t) > Caída_máxima_teórica(t)$

$Diferencia_FV_y_mín(t) = Caída_máxima_teórica(t)$

end

Con estas dos restricciones se consigue que ni amanezca, ni anochezca antes que el modelo de cielo-claro nublado, es decir, que **no aparezcan los máximos y mínimos de predicción descentrados respecto la generación** como lo hacían en la figura 5.4.

En la figura 5.5 se puede observar el funcionamiento del control con estas dos restricciones impuestas. Como se puede ver, **la diferencia de la degradación de la batería es enorme**, ya que es un día claro en el que apenas se requiere la actuación de la batería y se ha pasado de tener una caída y una subida de 6MWh en la batería a mantener la energía prácticamente constante.

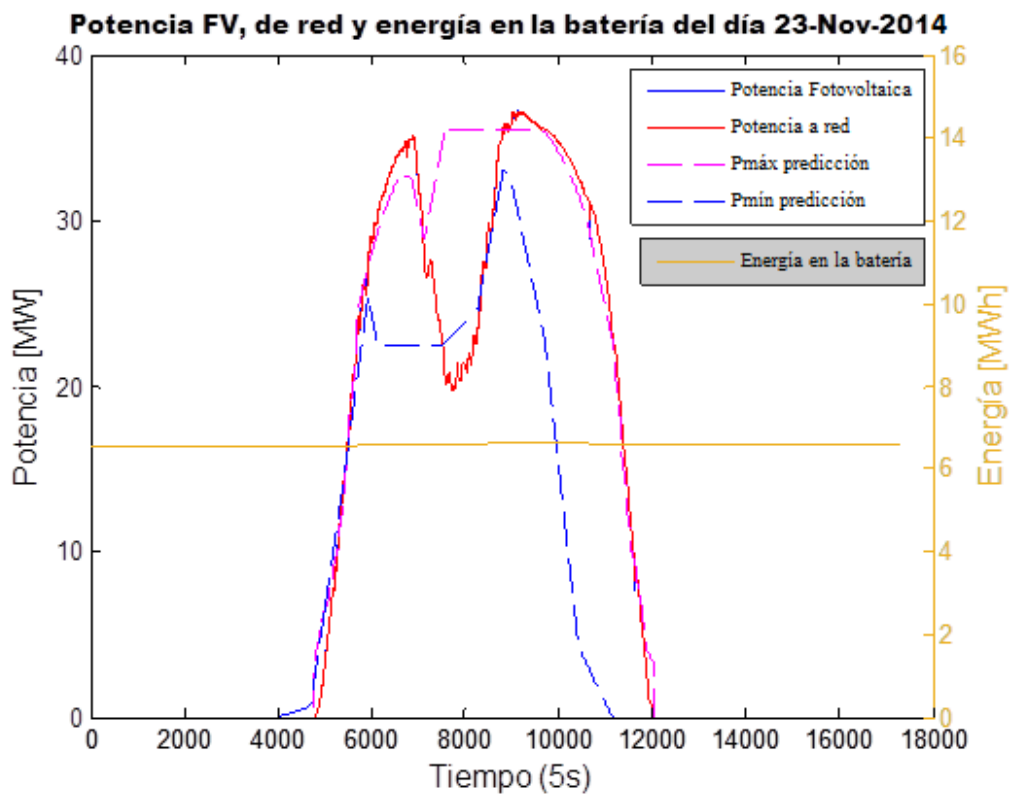


Figura 5. 5.Simulación del control con predicción y corrección con modelo de cielo del día 23 de Noviembre de 2012.

Estas restricciones son completamente necesarias para no degradar la batería más de lo necesario, de modo que **en el resto de controles con predicción se seguirán manteniendo**, pero previamente, se vuelve a analizar el funcionamiento del control con datos de predicción perfecta cincosecundal, imponiendo estas nuevas restricciones.

5.4 SIMULACIÓN EN MATLAB PARA PREDICCIÓN PERFECTA CINCOSECCUNDAL CON RESTRICCIONES DE AMANECER Y ANOCHECER

Con las restricciones impuestas, se analiza el funcionamiento del control para poder establecer el horizonte de predicción idóneo, así como el funcionamiento general del sistema. En la figura 5.6 se muestra el nuevo diagrama de control implementado, el cuál incorpora el modelo de cielo claro-nublado para las restricciones en la predicción de los máximos y mínimos.

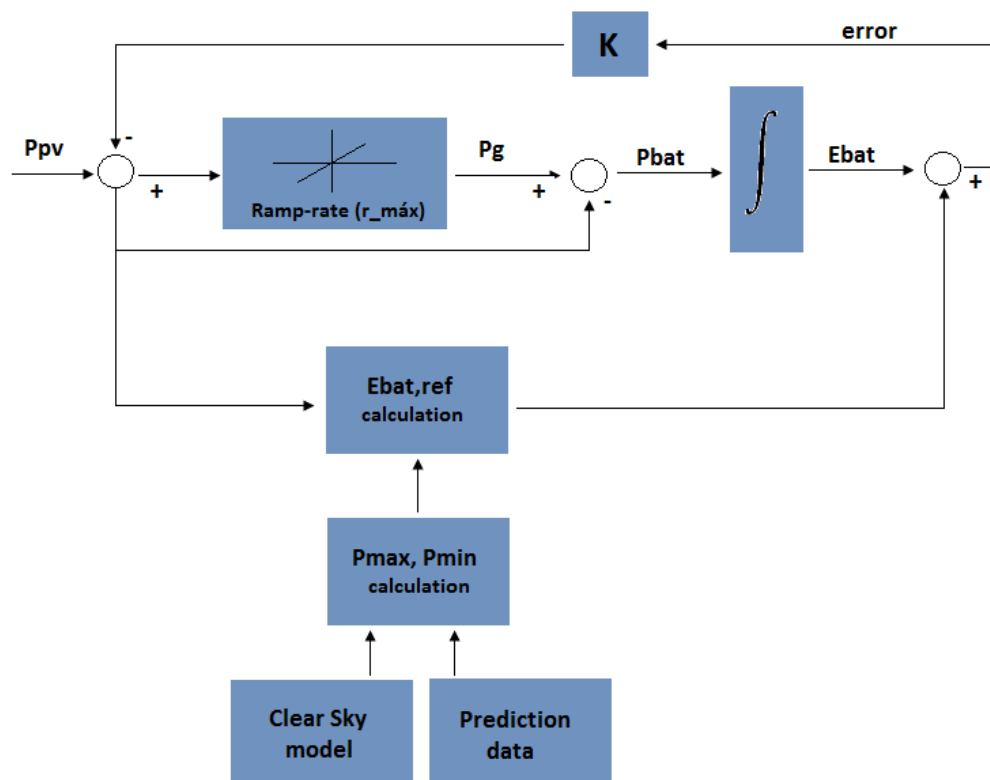


Figura 5. 6: Estrategia del control con datos de predicción y restricción basada en modelo de cielo claro-nublado

El resto de controles con predicción siguen exactamente este mismo diagrama, solo que en cada caso los datos de predicción de los que se disponga serán diferentes.

5.4.1 Comparación entre distintos horizontes de predicción perfecta cincosecundal

Los resultados obtenidos en cuanto a **degradación por ciclado de la batería** se muestran en la **tabla 5.2**. Se recuerda que el control emplea la misma capacidad nominal de batería que el de modelo de cielo claro-nublado (14.628MWh).

PREDICCIÓN PERFECTA CINCOSECUNDAL	
Horizonte de predicción	Degradación por periodo
15min	1.9148 %
30min	1.9113 %
45min	1.956 %
60min (1h)	2.0038 %
120min (2h)	2.1195 %
180min (3h)	2.2348 %

Tabla 5. 2: Degradación por periodo para distintos horizontes de predicción perfecta cincosecundal.

Como se puede observar, ahora sí se **mejora la degradación por ciclado** respecto al control basado en modelo de cielo claro-nublado (3.462%), para cualquier horizonte de predicción. De los distintos horizontes, se obtiene **un mejor funcionamiento del control para el horizonte más bajo** (15 minutos).

En la **figura 5.7** se puede observar esta **tendencia de la degradación según el horizonte de predicción**. La línea roja representa la degradación del control basado en modelo de cielo claro-nublado, para mostrar que ahora en todos los casos es superior y por lo tanto peor.

Por debajo de horizontes de 15min el control no funciona correctamente, ya que son tan pequeños que el SOC no tiene tiempo suficiente de colocarse en el punto idóneo con antelación y la batería se descarga completamente para varios días y se incumple el rampeado de la potencia inyectada a red.

Esto se debe a que el **SOC de referencia** se establece en **función de la diferencia entre la potencia máxima y mínima predicha respecto la potencia generada**, de modo que, a menores horizontes de predicción, menor es esta diferencia y por lo tanto, menor es la variación de la referencia y de la degradación de la batería.

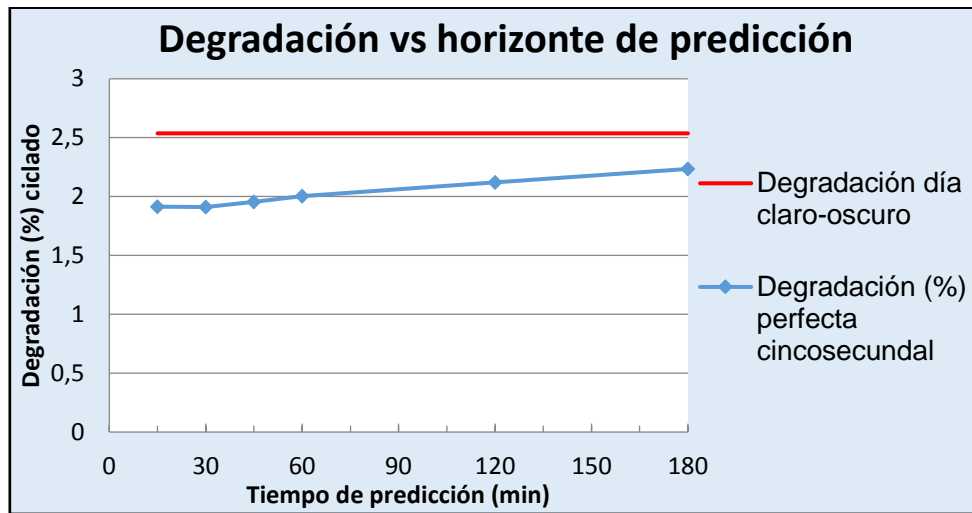


Figura 5. 7. Tendencia de la degradación por ciclado para los distintos horizontes de predicción. Comparación con la degradación del control basado en modelo de cielo.

En la figura 5.8 se muestra un ejemplo de este caso. Como se puede observar, la **energía del horizonte de 180min fluctúa mucho más que el de 15min**, ya que la diferencia entre sus máximos y sus mínimos respecto la generada, es enorme en comparación con las potencias máximas y mínimas del de 15min.

Comparación de horizontes de 15min y 180 min de predicción perfecta cincosecundal (02-Sep-2013)

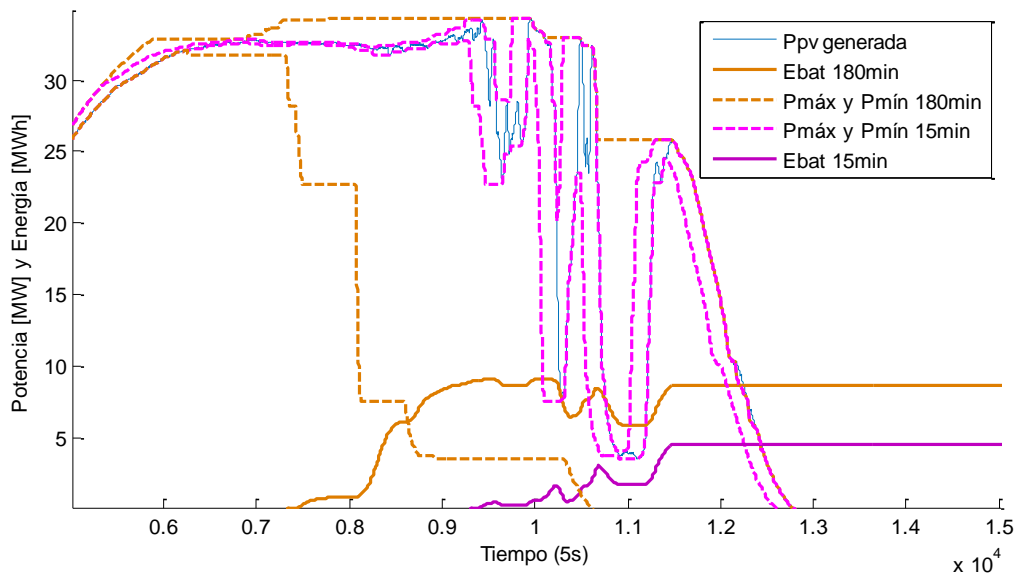


Figura 5. 8: Comparación de los horizontes de 15min y 180min de la predicción perfecta cincosecundal (día 2 de Septiembre de 2013).

5.4.2 Comparación con el modelo de cielo claro-nublado

Una vez analizado el comportamiento del control para los diversos horizontes de predicción, es interesante analizar las **diferencias respecto al basado en el modelo de cielo claro-nublado**, para así comprender por qué el control de predicción perfecta cincosecundal consigue reducir la degradación de la batería.

La diferencia entre ambos controles es la misma que presentaban los horizontes bajo de predicción respecto los horizontes altos, ya que al final unos **horizontes alto de predicción** presenta unos máximos y mínimos **similares al modelo de cielo claro-nublado**. Es decir, al haber mucha más diferencia entre los máximos y mínimos de cada control, el SOC fluctúa mucho más y la batería sufre mayor degradación.

Como se puede ver en la figura 5.9 se puede ver un ejemplo de estos hechos, ya que se ve como los **máximos y mínimos del control con predicción** están mucho más **ajustados a la potencia generada** en cada instante y debido a ello la energía en la batería fluctúa de forma mucho más suave que la del control basado en modelo de cielo.

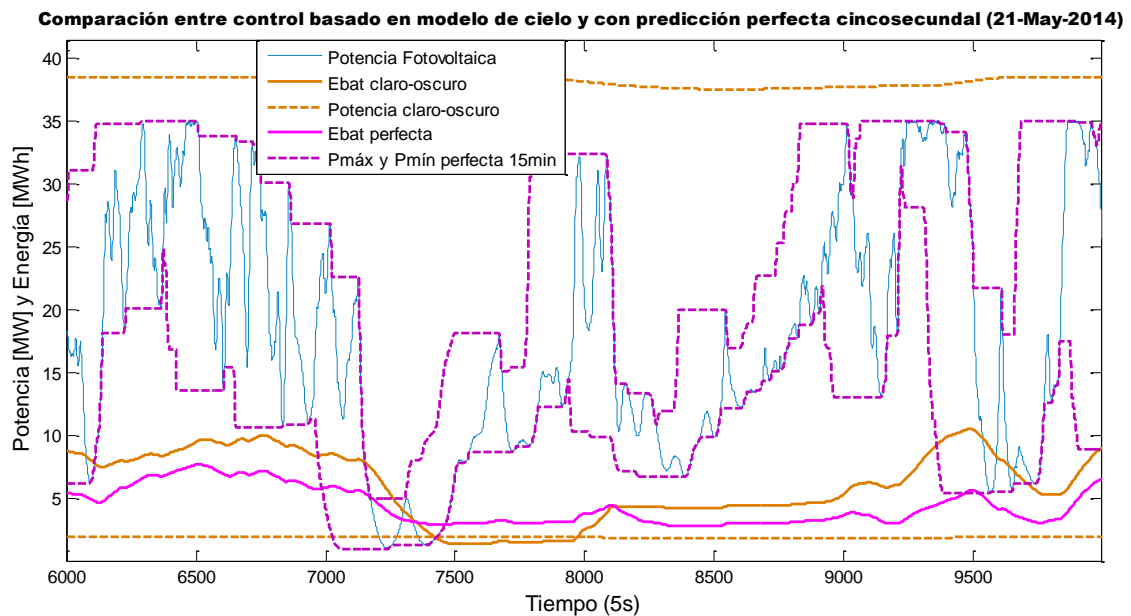


Figura 5. 9: Comparación del control de predicción perfecta cincosecundal (15min) con el control basado en modelo de cielo claro-nublado (día 21 de Mayo de 2014).

5.5 SIMULACIÓN EN MATLAB PARA PREDICCIÓN PERFECTA HORARIA

El modelo del control es exactamente igual al de predicción perfecta cincosecundal, a excepción de los datos de predicción, que como se ha mencionado anteriormente, son una transformación de los datos de generación a valores horarios. Es decir, **la energía predicha en cada hora cuadra perfectamente con la generada.**

Es interesante el análisis de este tipo de datos de predicción porque los **datos de predicción real son de este tipo**, de modo que comprender su funcionamiento es clave para poder implementar el control con datos de predicción real.

5.5.1 Comparación entre distintos horizontes de predicción perfecta horaria

Al igual que en el caso anterior, el código de Matlab para la simulación de este control se puede observar en el Anexo III. La única diferencia es la carga de datos de predicción, que en cada caso hay que cargar la que le corresponde.

En la tabla 5.3 se pueden observar los resultados de **degradación por periodo para los distintos horizontes** de predicción y el **tiempo en que se incumple el rampeado** de la potencia de red, ya que a diferencia del control con predicción perfecta cincosecundal, con esta predicción no se consigue cumplir con la limitación el 100% del tiempo.

PREDICCIÓN PERFECTA HORARIA		
Horizonte de predicción	Degradación por periodo	Porcentaje del tiempo simulado en que incumple el rampeado
15min	1.9614%	0.0149%
30min	1.9600%	0.0149%
45min	1.9611%	0.00944%
60min (1h)	1.97%	0.00885%
120min (2h)	2.0752%	0.00424%
180min (3h)	2.1163%	0.00213%

Tabla 5. 3: Degradación por periodo para distintos horizontes de predicción perfecta horaria.

Como se puede observar, la **degradación por periodo** sigue siendo **mejor para horizontes de predicción bajos**, pero sin embargo también se consigue un **mayor**

incumplimiento del rampeado de la potencia inyectada a red, pero en ninguno de los casos se supera el límite que supone penalización.

Para comprender a qué se debe este comportamiento, se muestra en la figura 5.10 la simulación del 2 de Septiembre de 2013, ya que en dicho día en concreto se dan los **dos sucesos que se quieren analizar**.

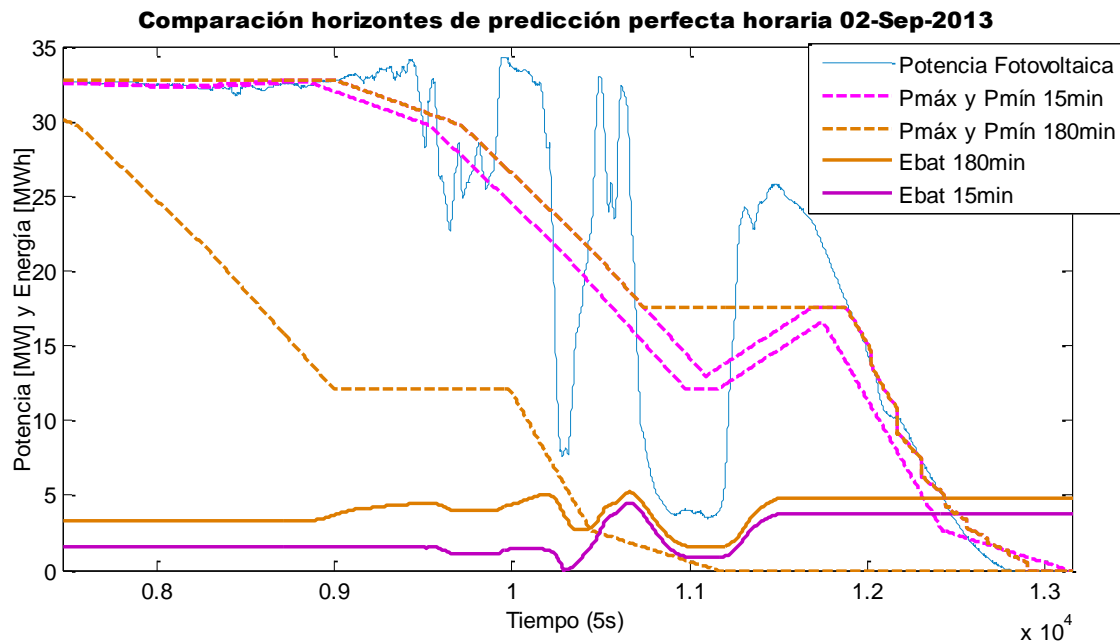


Figura 5. 10: Comparación de los horizontes de 15min y 180min de la predicción perfecta horaria (día 2 de Septiembre de 2013).

Al ser una predicción basada en la media horaria, cuando se tiene un **periodo con muchas fluctuaciones** como el de este día en concreto, se sitúa aproximadamente centrada en torno a la generada, de modo que **no es una buena predicción**. Frente a estos casos, el tener un **horizonte de predicción alto** hace la diferencia entre el máximo y mínimo sea grande y se **tiende a cargar la batería**.

Como **consecuencia**, al tender a cargar más la batería, **sufre mayor degradación**, pero también hace que **afrente mejor las fluctuaciones negativas** que provocan la descarga de la batería y hace que no se descargue tanto como con los horizontes bajos.

5.5.2 Comparación de predicción perfecta horaria con cincosecundal

Para poder comparar los dos casos de predicción perfecta, se muestra en la figura 5.11 la degradación de cada control para los distintos horizontes.

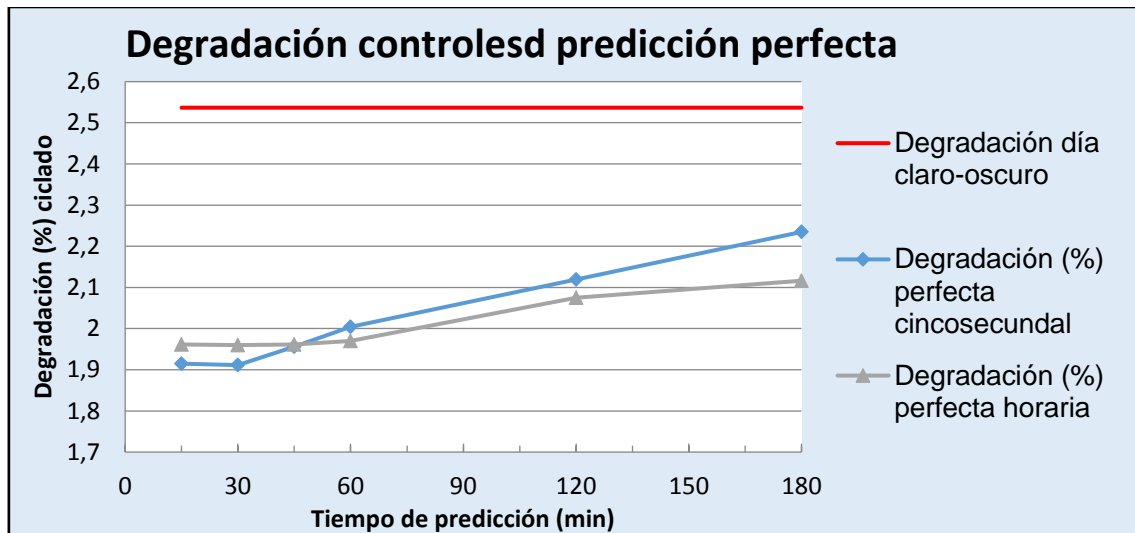


Figura 5. 11: Comparación entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta horaria y cincosecundal.

Se observa que, **para horizontes bajos de predicción**, el control funciona **mejor con los datos de predicción perfecta cincosecundal**, pero para horizontes altos la batería sufre menor degradación con los datos de predicción perfecta horaria.

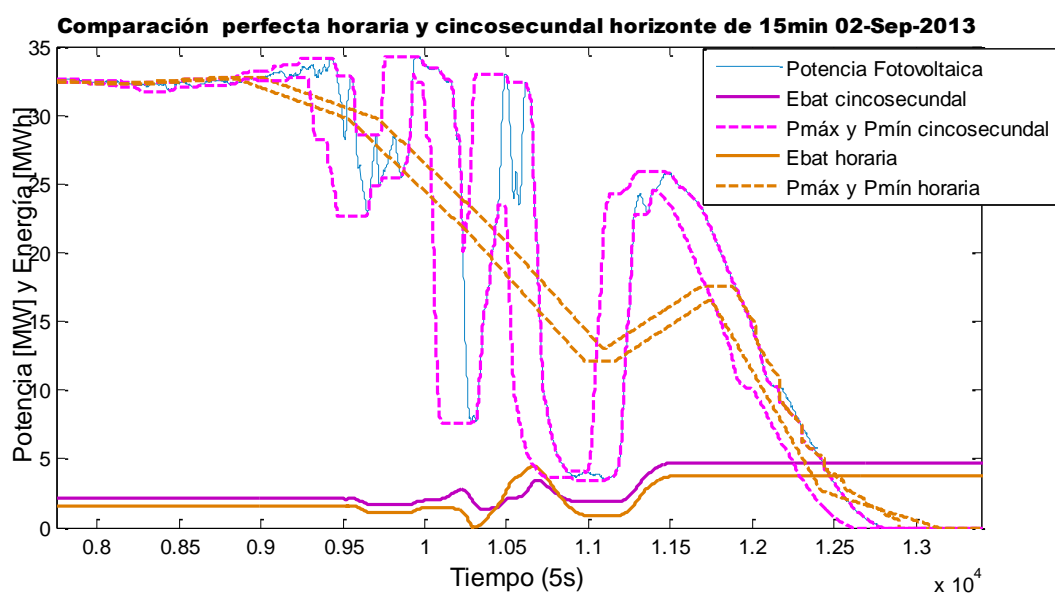


Figura 5. 12: Comparación entre predicción perfecta horaria y cincosecundal para horizonte de predicción de 15min (día 2 de Septiembre de 2013).

En la figura 5.12 se puede observar para un mismo día el comportamiento de ambos controles para un **horizonte de 15 minutos**. Como se puede observar en la imagen, para la **predicción perfecta cincosecundal**, la potencia máxima y mínima se ajustan perfectamente a la generada y además permite ajustar la energía en la batería en cada instante para actuar ante las fluctuaciones futuras de forma precisa. Es decir, consigue **compensar siempre las fluctuaciones** de la generada y **degradando la batería lo mínimo posible**.

Sin embargo, para el caso de la **predicción perfecta horaria** los máximos y mínimos no se ajustan tan bien a la generada como en la cincosecundal, de modo que la **batería llega a descargarse** en algunos instantes del año (como sucede por ejemplo en la imagen superior entre el cincosecundal 1×10^4 y 1.05×10^4) y no es capaz de prepararse tan bien para las fluctuaciones futuras y la **energía en la batería oscila mucho más**.

Sin embargo, para **horizontes de predicción elevados** sucede al revés y es la predicción cincosecundal la que degrada más la batería. Esto es debido a que los **máximos y mínimos de la cincosecundal se sitúan muy por arriba y muy por debajo de la generada** respectivamente, mientras que la **horaria**, al ser el valor medio horario presenta unos **máximos y mínimos más cercanos**. Como el SOC de referencia depende de esta diferencia, para la horaria la **energía en la batería fluctúa mucho menos**. Este comportamiento se puede apreciar en la figura 5.13.

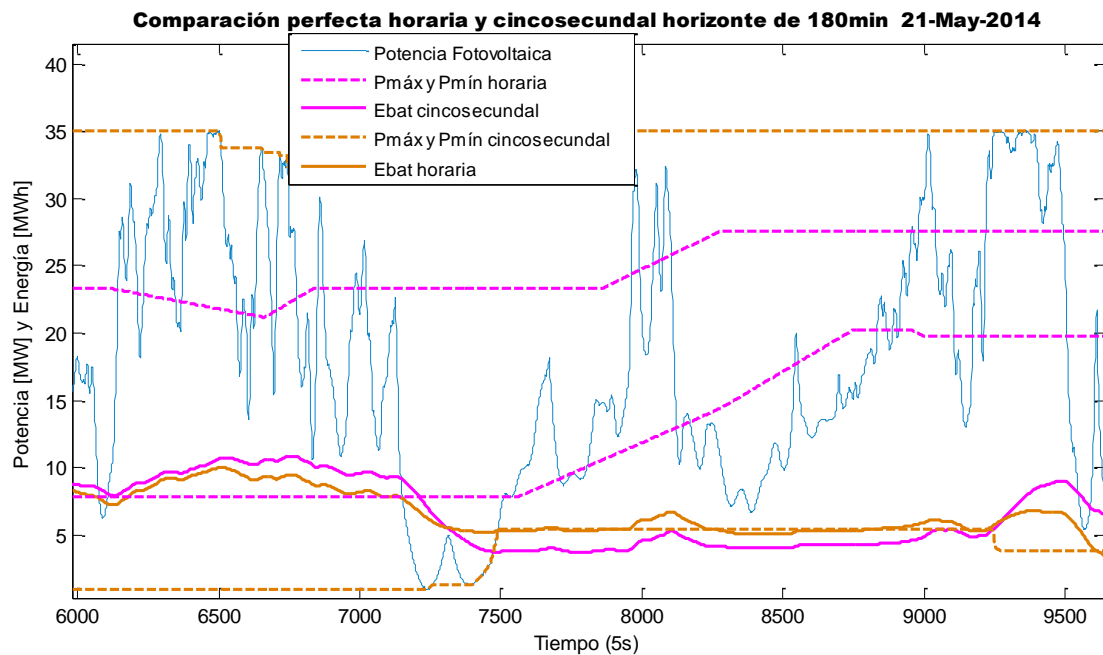


Figura 5. 13: Comparación entre predicción perfecta horaria y cincosecundal para horizonte de predicción de 180min (día 21 de Mayo de 2014).

6. CONTROL CON DATOS DE PREDICCIÓN REAL HORARIA

Este es el caso más interesante, ya que es el **caso más real posible**, donde los datos de predicción son extraídos de Meteogalicia [15]. Se dispone de los datos de predicción de irradiancia para la central de Moura, de modo que mediante el modelo de la central se obtiene directamente los datos de predicción de potencia horaria.

El **control** es exactamente el **mismo que el de predicción perfecta**. Se recuerda que se mantienen impuestas las restricciones de amanecer y anochecer, y la única diferencia entre ambos es los datos de predicción que emplea cada uno de ellos. En el Anexo III se puede consultar el código de Matlab que tiene implementado el control.

En el presente apartado se analiza el **comportamiento** del control para los **distintos horizontes** de predicción para así establecer para cual se consigue un mejor comportamiento. Además, se pretende realizar una **valoración sobre el funcionamiento**, es decir, si muestra un aceptable incumplimiento de las limitaciones y una baja degradación por periodo.

6.1 COMPARACIÓN ENTRE DISTINTOS HORIZONTES DE PREDICCIÓN REAL HORARIA

En la tabla 6.1 se muestran los resultados obtenidos tras realizar la simulación del control para este tipo de datos.

PREDICCIÓN PERFECTA HORARIA		
Horizonte de predicción	Degradación por periodo	Porcentaje del tiempo simulado en que incumple el rampeado
15min	2.2186%	0.00096%
30min	2.2133%	0.00077%
45min	2.1981%	0.00077%
60min (1h)	2.1862%	0.00061%
120min (2h)	2.1303%	0.00061%
180min (3h)	2.1385%	0.00061%

Tabla 6. 1: Degradación por periodo para distintos horizontes de predicción real horaria.

En este caso, la diferencia de **degradación** para los distintos horizontes de predicción es bastante insignificante, ya que es **prácticamente lineal**. Respecto el **tiempo que se incumple el rampeado** ocurre algo muy similar, ya que aparte de ser tiempos **prácticamente nulos**, la diferencia entre horizontes es muy pequeña.

Aun así, teniendo en consideración ambos aspectos, los **mejores resultados** los proporcionan los **horizontes altos**, ya que tanto la degradación como el incumplimiento del rampeado son más bajos que en el resto.

Lo que sucede es que, al no tener una predicción precisa con los horizontes altos de predicción, los máximos y mínimos se ajustan mejor a la potencia generada que los de los horizontes bajos. Esto se puede observar en la figura 6.2.

En la imagen se ve que los máximos y mínimos con el horizonte de 180 minutos “encierra” a la generada, mientras que los del **horizonte de 15 minutos** la “atravesan” por la mitad y concretamente el **mínimo queda muy alejado de los mínimos reales** de la generada. Como consecuencia, se puede ver que la energía en la batería para el **horizonte de 180 minutos** describe una **trayectoria mucho más plana** que para el de 15.

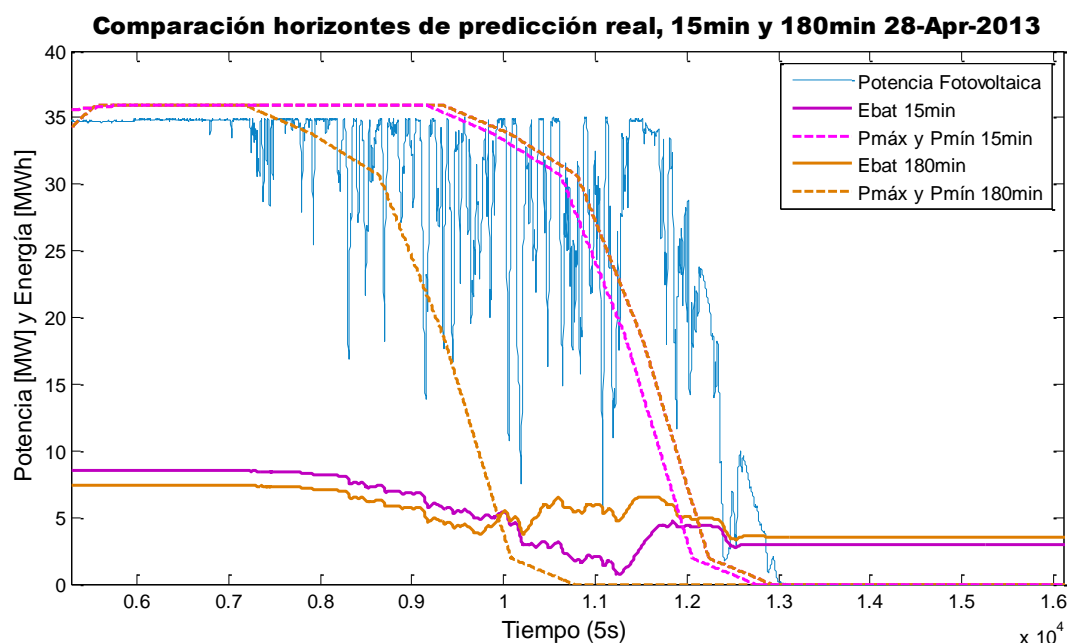


Figura 6. 1: Comparación de los horizontes de 15min y 180min de la predicción real horaria (día 21 de Mayo de 2014).

6.2 COMPARACIÓN DE PREDICCIÓN REAL HORARIA CON PERFECTA HORARIA

Se realiza una comparación con el control de predicción perfecta horaria, ya que ambos emplean el mismo tipo de dato de predicción, pero presentan un comportamiento diferente, de modo que es interesante comprender a qué se debe esto.

En la figura 6.3 se muestra la degradación durante el tiempo simulado de cada uno de los controles, para los distintos horizontes de predicción.

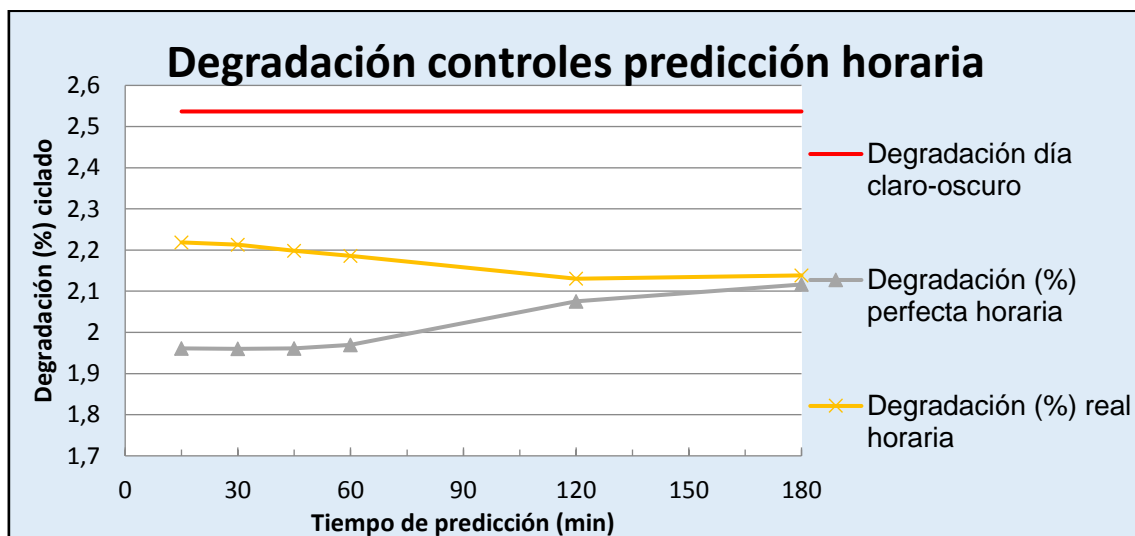


Figura 6. 2: Comparación de la degradación por periodo entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta horaria y real horaria.

Como se ha visto anteriormente, los controles de **predicción perfecta** muestran un **mejor comportamiento** frente a la degradación de la batería para los **horizontes bajos**, sin embargo, con la **predicción real** ocurre lo contrario y presenta mejores resultados para los **horizontes altos**. Para 180 minutos la degradación es muy semejante a la de predicción perfecta horaria.

En la figura 6.4 se puede ver el **incumplimiento del rampeado** de la potencia de red de los controles con predicción para los distintos horizontes. Se puede apreciar cómo con **predicción real se tienen mejores resultados que con la perfecta horaria**.

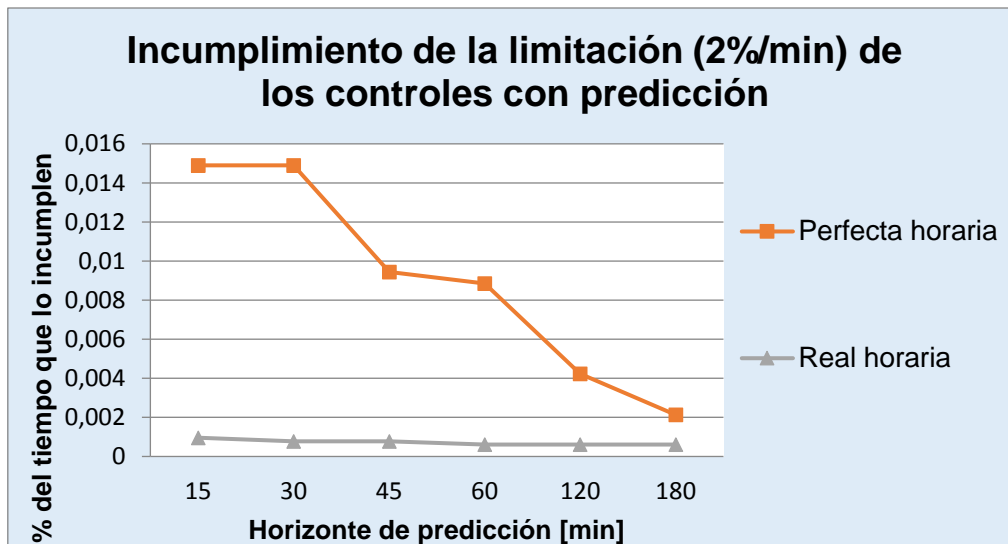


Figura 6. 3: Comparación del incumplimiento de la limitación entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta horaria y real horaria.

En resumen, para un horizonte de 180 minutos con predicción real se consigue cumplir mejor con el rampeado de la potencia inyectada a red, alcanzando a su vez una degradación por ciclado prácticamente igual a la de la predicción perfecta horaria.

Ninguna de las dos predicciones se ajusta a la generada de forma tan precisa como la cincosecundal. Para los dos casos, la **degradación** que sufren es **prácticamente idéntica**, ya que la diferencia que presentan sus máximos y mínimos respecto la generada es muy similar. Aunque en algún caso puntual pueda ser muy diferente, en cómputo global de todo el año, la diferencia es mínima.

Sin embargo, hay una **diferencia significativa** que marca el comportamiento de ambos modelos frente al **cumplimiento del rampeado**. De forma general, cuando se tiene **un día claro con fluctuaciones**, la **real** no predice estas fluctuaciones debidas al paso de nubes y simplemente **predice un día claro**. Sin embargo, como la **predicción perfecta horaria** sí que las tiene en cuenta porque es la integral horaria, su **predicción queda mucho más rebajada**.

Como consecuencia, al tener la real el máximo predicho mucho más arriba, el control **sitúa el SOC en un rango más elevado** ya que la posible caída de generación es más grande y necesita de mayor energía en la batería para poder compensarla. Es decir, con la **predicción real** el control **tiende a tener más cargada la batería** y debido a esto, aunque tanto con predicción real como con predicción perfecta horaria respondan del mismo modo antes las fluctuaciones decrecientes, el tener la batería más cargada hace que el control con predicción real **se descargue menos** y permita cumplir durante más tiempo con la limitación impuesta.

En la figura 6.5 se muestra un **ejemplo** de este hecho. Se puede observar cómo durante el **primer día** (27 de Abril) el máximo predicho por la **real** es más grande que el de la perfecta horaria, y como consecuencia **carga más la batería**. Al día siguiente (28 de Abril) **cuando se producen las fluctuaciones** que hacen que se descargue la batería, hacen que con la predicción **perfecta horaria se llegue a descargar** completamente, mientras que **con la real no sucede lo mismo**.

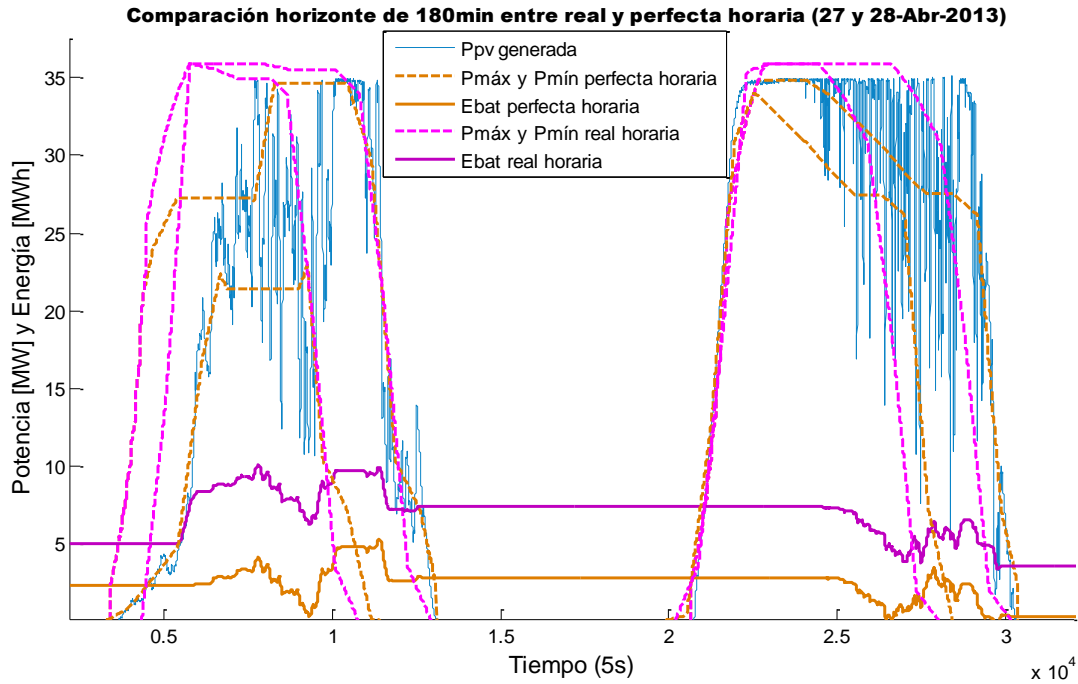


Figura 6. 4: Comparación entre control con predicción real horaria y perfecta horaria para horizonte de 180min (días 27 y 28 de Abril de 2013).

6.3 COMPARACIÓN DE PREDICCIÓN REAL HORARIA CON PERFECTA CINCOSECUNDAL

Como se ha visto anteriormente, el comportamiento del control con **predicción perfecta cincosecundal es idóneo para horizontes bajos**, ya que no descarga nunca la batería y la batería sufre la menos degradación posible. Sin embargo, para *horizontes altos* aumenta mucho el degradado hasta el punto de que la **predicción real horaria consigue mejores resultados** (véase figura 6.6).

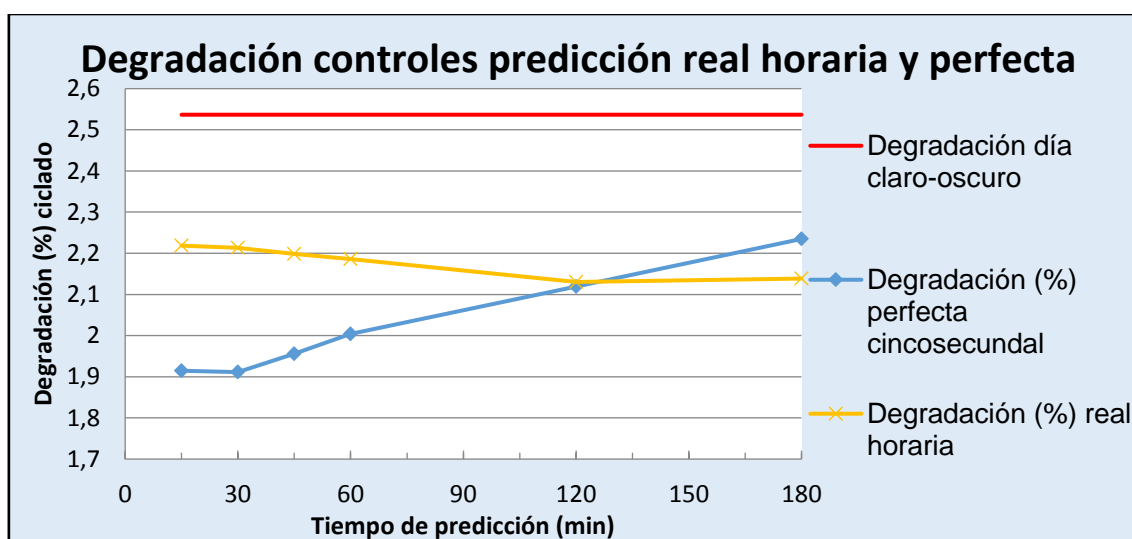


Figura 6. 5: Comparación de la degradación por periodo entre los distintos horizontes de los controles de predicción perfecta cincosecundal y real horaria.

Lo que sucede para estos horizontes es muy similar a lo visto en la comparación anterior entre la real horaria y la perfecta horaria. En este caso es la **perfecta cincosecundal** la que tiene el **máximo siempre muy elevado y el mínimo muy bajo**, ya que son los que alcanza realmente la generación, mientras que el de la real depende mucho de la exactitud de la predicción. Debido a esto, el **SOC de la batería se sitúa mucho más elevado**, ya que la posible caída que puede producirse es mucho mayor y necesita tener la batería muy cargada.

La consecuencia de esto es que para el caso de predicción perfecta cincosecundal se **degrada mucho más la batería** porque varía el SOC mucho más, pero **siempre consigue cumplir con la limitación** establecida de la potencia inyecta a red.

En la figura 6.7 puede verse un **ejemplo de este suceso**, donde se puede apreciar que mientras con la predicción perfecta cincosecundal se carga la batería, la real horaria no carga debido a que su máximo y su mínimo están muy parejos (no

prevé la posible caída) y durante los descensos producidos en la generación se llega a descargar completamente.

Comparación perf. cincosecundal y real horaria, horizonte de 180min

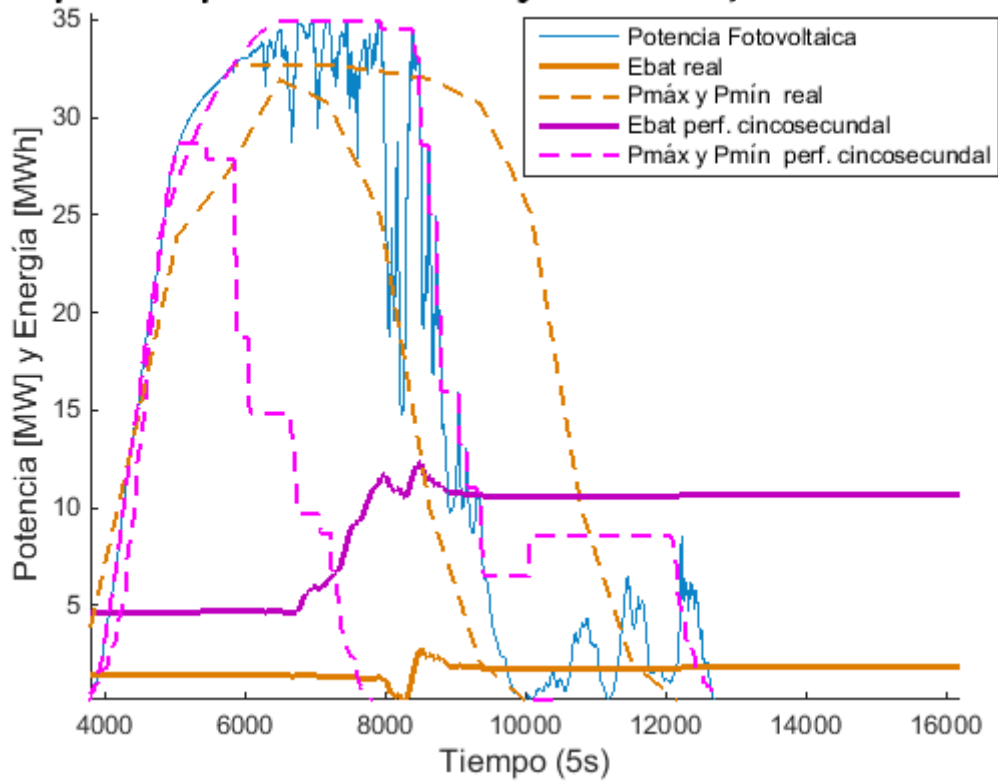


Figura 6. 6: Comparación entre predicción perfecta cincosecundal y real horaria para un horizonte de 180 minutos (27 de Abril de 2013).

7. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

7.1 CONCLUSIONES

Finalmente, tras haber realizado el análisis de todos los controles, se ha visto que los que emplean **datos de predicción** son los que **mayor rentabilidad económica** proporcionan. Entre estos controles, el caso más interesante es el de predicción real horaria, ya que emplea los datos de los que realmente se dispondrá en un caso real.

En comparación con el control de **rampa clásica**, al tener un control de SOC variable en función del día previsto, permite reducir la **capacidad mínima necesaria** hasta aproximadamente **la mitad**, lo que en grandes centrales supone una diferencia de precio abismal. El control de rampa clásica cumple con la limitación (2%/min) durante el tiempo completo, mientras que el control con predicción real **incumple con dicha imposición** durante algunos instantes, pero es algo completamente insignificante ya que exclusivamente se trata de **pocos segundos al año**. Además, como la degradación de la batería es prácticamente la misma, el **control con predicción real es mucho más económico**.

También **mejora el rendimiento** del control **basado en modelo de cielo claro y nublado**, ya que aunque ambos requieren la misma capacidad mínima de batería, el emplear datos de predicción le permite ajustar mejor el SOC al tipo de día en concreto y por lo tanto hace que la **batería se degrade menos**.

Dentro de los **controles con predicción**, la diferencia entre ellos la marca la degradación de la batería y el cumplimiento de las fluctuaciones, ya que todos ellos emplean el **mismo tamaño de batería**. En todas las simulaciones realizadas, el incumplimiento del rampeado está dentro del límite establecido por la penalización (98.5%), de modo que para compararlos nos centramos principalmente en la degradación por periodo. En la figura 7.1 se muestra la degradación por periodo de dichos controles.

El control de **predicción perfecta cincosecundal con un horizonte de 15 minutos** representa el caso **ideal**, ya que cumple siempre con la limitación y es el que menos degrada la batería. Esto se debe a que los máximos y mínimos predichos se ajustan de forma perfecta a la generada en cada instante de tiempo. Sin embargo **no representa un caso real** porque es imposible realizar una predicción que cuadre perfectamente con la generación. Sin embargo, para un **horizonte de 180 minutos** degrada la batería hasta más que el caso de predicción real horaria, ya que sus

máximos y mínimos toman valores muy extremos durante mucho tiempo y hace que el SOC de la batería fluctúe mucho más debido a la gran diferencia que presentan.

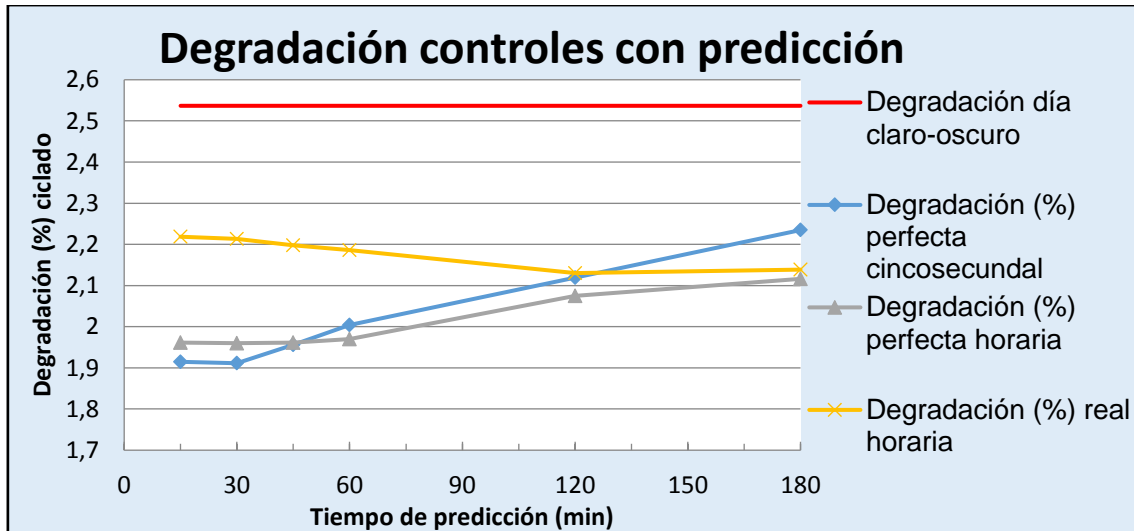


Figura 7. 1: Degradación por periodo de los controles con predicción

El control con **predicción perfecta horaria** funciona algo peor que el de cincosecundal para los horizontes bajos, pero sin embargo **mejora la degradación para los horizontes altos**. Esto se debe a que, en los **días muy fluctuantes**, el máximo y mínimo de la predicción **horaria** se sitúa en torno al **valor medio de la generada** (ya que es la integral horaria) mientras que la **cincosecundal** toma valores muy extremos (máximos y mínimos reales) **semejante a un día claro**. Por lo tanto, la cincosecundal tiende a cargar y descargar más la batería porque las caídas y subidas que prevé son mucho mayores (la diferencia entre el máximo y mínimo son muy grandes).

Para la **predicción real horaria**, el **horizonte de 15 minutos** presenta unos resultados relativamente malos, ya que como se tiene una predicción imprecisa sus **máximos y mínimos se ajustan muy mal** a la potencia que realmente se genera, especialmente en los **días fluctuantes**. Sin embargo, para el horizonte de **180 minutos** se ajustan mucho mejor y se reducen las cargas y descargas de la batería.

Además, la **perfecta horaria y real horaria** presentan datos de degradación muy similares. Aunque el **cumplimiento del rampeado** se encuentra dentro de los límites que exige el código, es importante en este caso, ya que es la principal diferencia que presentan ambos controles y es importante para las líneas futuras como se explica posteriormente. Lo que sucede es que la **predicción real** cumple mejor con las fluctuaciones, porque en los **días fluctuantes** tiene el **máximo más alto** que la real horaria (entorno valor medio de la generada) y **tiende a cargar más la batería**, de

modo que cuando posteriormente se producen **caídas de generación** inesperadas, la predicción real tiene la batería más cargada y las **afronta sin descargar completamente la batería**.

En resumen, para el caso de **predicción real**, que es la simulación más semejante a la realidad, seleccionando un **horizonte de 180 minutos** que es el que mejores resultados proporciona, se consigue alcanzar los **objetivos deseados**:

1. Reduce la batería mínima al máximo posible (hasta un 50% del control de rampa clásica).
2. La degradación de la batería es muy pequeña, en torno a un 2% por periodo, que es muy semejante al control de rampa clásica sólo que con la mitad de batería.
3. Cumple con la rampa impuesta durante el 99.99939% del tiempo simulado, lo cual deja mucho margen respecto al 98.5% requerido.

Así pues, se ha podido comprobar que el **control con predicción** propuesto es **válido** para cumplir con las limitaciones que se están imponiendo hoy en día. Además, el control ha sido **simulado para una limitación de un 2%/min**, mientras que el **código** más restrictivo, que es el de Puerto Rico, está **imponiendo un 10%/min**, lo que significa que hay un amplio **margen de error**.

7.2 LÍNEAS FUTURAS

En el presente proyecto se ha trabajado con **datos de predicción extraídos gratuitamente**, de modo que no son todo lo precisos que podrían ser. De modo que sería interesante realizar un **estudio económico** que permita ver si es rentable la adquisición de **datos de predicción más precisos** con el fin de asemejar la predicción real a la cincosecundal para horizontes bajos y así degradar algo menos la batería.

En [16] se propone un estudio que **reduce aún más la batería** aumentando el tiempo que se incumplen las fluctuaciones al máximo posible (98.5%), de modo que es interesante analizar esto para ver hasta cuánto puede reducirse la batería.

Además, en el presente trabajo no se ha tenido en cuenta el **resto de normativas respecto variación frecuencia, tensión, etc.** que deben cumplir las plantas fotovoltaicas y que es posible que requieran de un incremento en la capacidad

nominal de batería. Así que sería necesario realizar un **análisis conjunto** de todos estos aspectos para poder hacernos a una idea de la batería que es realmente necesaria en un caso real.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. Roca Jusmet y S. Salaet Fernández, “Agotamiento de los combustibles fósiles y emisiones de CO₂: algunos posibles escenarios futuros de emisiones”, *Revista Galega de Economía*, vol. 19, no. 1, abr. 2010

- [2] “Renewables 2016 Global Status Report”, REN21, 2016. [En línea]. Disponible en: <http://www.ren21.net/status-of-renewables/global-status-report/> [Accedido: 21-jun-2017]

- [3] “Trend Analysis on Solar PV Module Prices”, Ezysolare, 2016. [En línea]. Disponible en: <http://www.ezysolare.com/blog/knowledge-center/trend-analysis-on-solar-pv-module-prices/> [Accedido: 21-jun-2017]

- [4] “¿Cuál es el costo de un sistema de Paneles Solares fotovoltaicos?”, Azoteasolar, 2017. [En línea]. Disponible en: <http://www.azoteasolar.com/costo-sistema-paneles-solares> [Accedido: 21-jun-2017]

- [5] A. Sangwongwanich, Y. Yang y F. Blaabjerg, “A Cost-Effective Power Ramp-Rate Control Strategy for Single-Phase Two-Stage Grid-Connected Photovoltaic Systems”, *In Proceedings of the 8th Annual IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2016 IEEE Press.

- [6] Energinet.dk, “Technical regulation 3.2.2 for PV power plants with a power output above 11 kW,” Tech. Rep., 2015.

- [7] V. Gevorgian y S. Booth, “Reviewe of PREPA technical requirements for interconnecting wind and solar generation”, National Renewable Energy Laboratory Tech. Rep. NREL/TP-5D00-57089, nov. 2013

- [8] V. Boicea, “Energy Storage Technologies: The Past and the Present”, *Proceedings of the IEEE*, vol. 102, no. 11, nov. 2014.
- [9] J. Marcos, O. Storkël, L. Marroyo, M. García, E. Lorenzo, “Storage requirements for FV power ramp-rate control”, *Sol. Energy* 99, pp. 28-35, 2014
- [10] I. De la Parra, J. Marcos, M. García, L. Marroyo, “Control strategies to use the minimum energy storage requirement for PV power ramp-rate control”, *Sol. Energy* 111, pp332-343, 2015.
- [11] I. De la Parra Laita, “Grid Integration of Large-Scale PV Plants”, tesis doctoral, Univ. Púb. Navarra, 2015.
- [12] “Planta fotovoltaica de Amareleja”, Acciona, 2008. [En línea]. Disponible en: <http://www.acciona-energia.com/es/areas-de-actividad/fotovoltaica/instalaciones-destacadas/planta-fotovoltaica-de-amareleja/> [Accedido: 21-jun-2017].
- [13] “Central solar fotovoltaica de Amareleja”, Geoelvas.blogspot, 2013. [En línea]. Disponible en: <http://geoelvas.blogspot.com.es/2013/08/central-solar-fotovoltaica-de-amareleja.html> [Accedido: 21-jun-2017].
- [14] M. Muñoz, I. de la Parra, M. García, L. Marroyo, “PV power forecast using a parametric model”, en *31st European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, Hamburg 2015*.
- [15] “Meteogalicia, Prediction free source”, Meteogalicia. [En línea]. Disponible en: <http://www.meteogalicia.gal/>

- [16] A. Makibar , L. Narvarte y E. Lorenzo, “On the relation between battery size and PV power ramp rate limitation”, *Solar Energy* 142, pp182–193, 2017.

ANEXO I. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CONTROL DE RAMPA CLÁSICA



Control de fluctuaciones de potencia en grandes centrales FV utilizando almacenamiento y predicción

Javier Romero Ruiz


```
clear all
clc
```

Carga de datos

```
%Carga de datos de generación de la central de Moura.
load ('datos_generacion_Moura.mat')

%Se corrigen dos faltas de datos instantáneas (igualándolas al dato
%cincosecundal anterior).
Ppv_MW(26,3803)=Ppv_MW(26,3802);
Ppv_MW(324,12970)=Ppv_MW(26,12969);

tot_dias=length(Ppv_MW(:,1)); %Número total de días de los datos
tot_t=length(Ppv_MW(1,:)); %Número total de datos cincosecundales de
%cada día.
```

Datos de partida.

```
%Datos central de la central de Moura.
Pnom_MW=38.5; %Potencia nominal de la central [MW].
Pnom_kw=Pnom_MW*1000;

Tau=74.51; %Constante de tiempo del modelo de peor
%fluctuación.

%variables del control
r_max_minuto=2; %Fluctuación máxima permitida para la potencia
%inyectada a red, en [%/min].

r_max_seg=r_max_minuto/60;
r_max_5seg=r_max_seg*5; %Conversión de la rampa a %/cincosecundal.

K=2; %Constante de velocidad del control
SOC_ref=50/100; %SOC de referencia en [%].
```

Cálculo de potencia máxima en la batería, energía máxima y capacidad nominal.

```
%Se implementan las fórmulas vistas en la memoria para realizar el cálculo.
Pbat_max_kw=(Pnom_kw/100)*(90-(Tau*r_max_seg*(1+log(90/(Tau*r_max_seg))))));
Pbat_max_MW=Pbat_max_kw/1000;

Ebat_max_kwh=(0.9*Pnom_kw/3600)*((90/2/r_max_seg)-Tau);
Ebat_max_Mwh=Ebat_max_kwh/1000;

Cbat_kwh=2*Ebat_max_kwh;
Cbat_Mwh=2*Ebat_max_Mwh;
Cnominal=Cbat_Mwh;
```

Control de rampa clásica.

```

%Creación de las variables necesarias para el control.
Pred_MW=zeros(size(Ppv_MW));
Pbat_MW=zeros(size(Ppv_MW));
dif_SOC_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Ebat_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));

Ebat_ref=SOC_ref*Cbat_Mwh; %Iniciación de la energía en la batería
Ebat_Mwh(1,1)=Ebat_ref;    %Iniciación de la referencia.

for dia= 1:tot_dias
    for t= 2:tot_t

        %Concatenación de la energía en la batería.
        if dia>1
            Ebat_Mwh(dia,1)=Ebat_Mwh(dia-1,tot_t);
        end

        Pred_MW(dia,t)=Ppv_MW(dia,t);
        dif_SOC_Mwh(dia,t)=Ebat_ref-Ebat_Mwh(dia,t-1); %Diferencia entre la
                                                    %Ebat y la
                                                    %referencia.
        Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t)-(K*dif_SOC_Mwh(dia,t));

        %Limitación de la potencia inyectada a red en caso de que se
        %sobrepase la máxima fluctuación positiva permitida [2%/min].
        if (Pred_MW(dia,t)-Pred_MW(dia,t-1))>(r_max_5seg/100*Pnom_MW)
            Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t-1)+(r_max_5seg/100*Pnom_MW);

        %Limitación de la potencia inyectada a red en caso de que se
        %sobrepase la máxima fluctuación negativa permitida [-2%/min].
        elseif (Pred_MW(dia,t)-Pred_MW(dia,t-1))<-(r_max_5seg/100*Pnom_MW)
            Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t-1)-(r_max_5seg/100*Pnom_MW);

        end

        %Limitación de extracción de potencia de la red.
        if Pred_MW(dia,t)<0
            Pred_MW(dia,t)=0;
        end

        %Potencia instantánea en la batería.
        Pbat_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t)-Ppv_MW(dia,t);

        %Energía en la batería.
        Ebat_Mwh(dia,t)=Ebat_Mwh(dia,t-1)-(Pbat_MW(dia,t)*5/3600);

    end
end

%Energía máxima y mínima en la batería.

```

```
Ebat_max_Mwh_2010=max(max(Ebat_Mwh));
Ebat_min_Mwh_2010=(min(min(Ebat_Mwh)));

%SOC de la batería [%].
SOC=Ebat_Mwh/Cbat_Mwh*100;

%SOC de la batería [%] de todo el año.
Ebat_anual=reshape(Ebat_Mwh',1,tot_dias*tot_t);
SOC_anual=reshape(SOC',1,tot_dias*tot_t);

%Vector que toma el valor de la capacidad nominal de la batería todos los
%instantes del año. Necesario para realizar la gráfica de la evolución de
%la energía batería durante todo el periodo simulado.
for i=1:(tot_dias*tot_t)
    Cnom(i)=Cbat_Mwh;
    cero(i)=0;
end
```

Gráficas de ejemplo para analizar varios días determinados

```
%Guardado de datos necesarios para la función que realiza las gráficas

Ppv_max_MW=zeros(tot_dias,tot_t); %Como la función está preparada para
%graficar los modelos de día claro y
Ppv_min_MW=zeros(tot_dias,tot_t); %oscuro,es necesario tener algún valor,
%de modo que a dichas variables se les
%da valor nulo.

save datos_graf.mat Ppv_MW Ppv_max_MW Ppv_min_MW Pred_MW Ebat_MWh

%Días que se quieren representar
dia1='21-May-2014';
dia2='28-Abr-2013';
dia3='2-Sep-2013';
dia4='9-Mar-2013';
dia5='11-Sep-2014';

n = datenum('1-Oct-2012');
m1=datenum(dia1);
m2=datenum(dia2);
m3=datenum(dia3);
m4=datenum(dia4);
m5=datenum(dia5);

Graf_doble_eje_2anos(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5); %Función que realiza
%las gráficas de los
%días seleccionados con
%doble eje: potencia a
%la izquierda y energía
%a la derecha.

%Graf_simple_2anos(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5); %Función que realiza las
%gráficas de los días
%seleccionados con el
```

```
%mismo eje para potencia
%y energía.
```

Gráfica de evolución de Ebat a lo largo de todo el año

```
%Graf_evolucion_bat(Ebat_Mwh, Cnom); %Función que realiza la gráfica de la
%evolución de la energía en la batería
%para el periodo simulado.
```

Guardado de datos necesarios para realizar el degradado de la batería

```
save datos_degradacion_rampa_clasica.mat SOC_anual Cnominal
```

Vector fluctuación

```
Pred_anual=reshape(Pred_MW',1,tot_dias*tot_t);
vectorFluct=fluctuacion(1:length(Pred_anual'),Pred_anual',12,Pnom_MW);
%Función que realiza el vector fluctuación del vector introducido
```

Resultados obtenidos por pantalla

```
disp('CONTROL DE RAMPA CLÁSICA, DATOS DE PARTIDA: ');
disp(['Potencia nominal de la central= ',num2str(Pnom_MW),' MW']);
disp(['Máxima variación permitida= ',num2str(r_max_minuto),'%/min']);
disp(['K= ',num2str(K)]);
disp(['SOC de referencia= ',num2str(SOC_ref*100),'%']);

disp('RESULTADOS OBTENIDOS: ');
disp(['Capacidad de batería necesaria= ',num2str(Cbat_Mwh),' Mwh']);
disp(['Máxima energía en la batería= ',num2str(Ebat_max_Mwh_2010),' Mwh']);
disp(['Mínima energía en la batería= ',num2str(Ebat_min_Mwh_2010),' Mwh']);
```

ANEXO II. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CONTROL BASADO EN MODELO DE CIELO CLARO-NUBLADO



Control de fluctuaciones de potencia en grandes centrales FV utilizando almacenamiento y predicción

Javier Romero Ruiz


```
clear all
clc
```

Carga de datos

```
%Carga de datos de generación de la central de Moura y del modelo de cielo
%claro.
load ('datos_prediccion_produccion_y_diaclaro_NaN.mat')

%El modelo de cielo nublado se aproxima como un 5% el del día claro.
Ppv_min_MW=Ppv_max_MW*0.05;

%Se corrigen dos faltas de datos instantáneas (igualándolas al dato
%cincosecundal anterior).
Ppv_MW(26,3803)=Ppv_MW(26,3802);
Ppv_MW(324,12970)=Ppv_MW(26,12969);

%Se corrigen dos días del modelo de día claro y nublado.
Ppv_max_MW(31,:)=Ppv_max_MW(31,:)*1.15;
Ppv_min_MW(445,:)=Ppv_min_MW(445,:)*0.85;

tot_dias=length(Ppv_MW(:,1)); %Número total de días de los datos
tot_t=length(Ppv_MW(1,:)); %Número total de datos cincosecundales de
%cada día.
```

Datos de partida

```
%Datos de la central de Moura
Pnom_MW=38.5; %Potencia nominal de la central.

Tau=74.51; %Constante de tiempo del modelo de peor
%fluctuación.

%Variables del control
r_max_minuto=2; %Fluctuación máxima permitida para la poyencia
%inyectada a red, en [%/min].

K=6;

r_max_seg=r_max_minuto/60; %Conversión de la rampa a %/seg.
r_max_5seg=r_max_seg*5; %Conversión de la rampa a %/cincosecundal.
```

Cálculo de la capacidad nominal de la batería (Cbat)

```
%Cbat_MWh=(0.90*Pnom_MW/3600)*((47.5/r_max_seg)-Tau); %Cálculo teórico de
%la capacidad
%nominal de la
%batería.

Cbat_MWh=14.628; %Tras hacer varias simulaciones, se obtiene esta capac-
%idad de batería, algo mayor que la teórica.

Cnominal=Cbat_MWh;
```

Control

```

%Creación de las variables empleadas en el control.
Pred_MW=zeros(size(Ppv_MW));
Pbat_MW=zeros(size(Ppv_MW));
error_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Ebat_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Ebat_ref=zeros(size(Ppv_MW));
Eteor_nublado_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Eteor_claro_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Pred_nueva=zeros(size(Ppv_MW));
Var_SOC=zeros(size(Ppv_MW));

%Inicialización de la batería a mitad de su capacidad nominal.
Ebat_Mwh(1,1)=0.5*Cbat_Mwh;

%Inicialización de la referencia.
Ebat_ref(1,1)=0.5*Cbat_Mwh;

for dia= 1:tot_dias

    %Concatenación de la energía en la batería, la referencia y la
    %variación del SOC.
    if dia>1
        Ebat_Mwh(dia,1)=Ebat_Mwh(dia-1,length(Ppv_MW(1,:)));
        Ebat_ref(dia,1)=Ebat_ref(dia-1,length(Ppv_MW(1,:)));
        Var_SOC(dia,1)=Var_SOC(dia-1,length(Ppv_MW(1,:)));
    end

    if sum(Ppv_min_MW(dia,:))==0
        Ebat_Mwh(dia,:)=Ebat_Mwh(dia-1,tot_t);
    else

        for t= 2:tot_t

            %Cálculo de Energía teórica para días claro y nublado.
            dif_pv_min=Ppv_MW(dia,t-1)-Ppv_min_MW(dia,t); %Diferencia entre la
                                                            %potencia generada y
                                                            %la mínima (nublado).

            dif_pv_max=Ppv_max_MW(dia,t)-Ppv_MW(dia,t-1); %Diferencia entre la
                                                            %potencia máxima (día
                                                            %claro) y la
                                                            %generada.

            %Energía teórica día nublado.

            Eteor_nublado_Mwh(dia,t)=((dif_pv_min)/3600)*((dif_pv_min*100/Pnom_MW/(2*r_max_seg))-
            Tau);

            %Energía teórica día claro.

            Eteor_claro_Mwh(dia,t)=((dif_pv_max)/3600)*((dif_pv_max*100/Pnom_MW/(2*r_max_seg))-Tau);

            %Limitación inferior en caso de que salga negativa.
            if Eteor_nublado_Mwh(dia,t)<0
                Eteor_nublado_Mwh(dia,t)=0;
            end
        end
    end
end

```



```

end
if Eteor_claro_Mwh(dia,t)<0
    Eteor_claro_Mwh(dia,t)=0;
end

%Cálculo de la variación del SOC futuro (Var_SOC).
dif_lim_pv=Ppv_MW(dia,t-1)-Pred_MW(dia,t-1); %Diferencia entre la
                                             %potencia generada y
                                             %la inyectada a red.

Var_SOC(dia,t)=(dif_lim_pv/3600)*((dif_lim_pv*100/Pnom_MW/(2*r_max_seg))-Tau);

%Cáculo de la energía de referencia en la batería.
if (Cbat_Mwh-Ebat_Mwh(dia,t-1)+Var_SOC(dia,t)) < Eteor_claro_Mwh(dia,t);
    Ebat_ref(dia,t)=Cbat_Mwh-Eteor_claro_Mwh(dia,t);

elseif (Ebat_Mwh(dia,t-1)+Var_SOC(dia,t)) < Eteor_nublado_Mwh(dia,t);
    Ebat_ref(dia,t)=Eteor_nublado_Mwh(dia,t);

else
    Ebat_ref(dia,t)=Ebat_Mwh(dia,t-1);
end

%Limitación inferior en caso de que salga negativa.
if Ebat_ref(dia,t)<0
    Ebat_ref(dia,t)=0;
end

error_Mwh(dia,t)=Ebat_ref(dia,t)-Ebat_Mwh(dia,t-1);
Pred_MW(dia,t)=Ppv_MW(dia,t)-(K*error_Mwh(dia,t));
Pred_nueva(dia,t)=Ppv_MW(dia,t)-(K*error_Mwh(dia,t));

%Limitación de la potencia inyectada a red en caso de que se
%sobrepase la máxima fluctuación positiva permitida [2%/min].
if (Pred_MW(dia,t)-Pred_MW(dia,t-1))>(r_max_5seg/100*Pnom_MW)
    Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t-1)+(r_max_5seg/100*Pnom_MW);

%Limitación de la potencia inyectada a red en caso de que se
%sobrepase la máxima fluctuación negativa permitida [-2%/min].
elseif (Pred_MW(dia,t)-Pred_MW(dia,t-1))<-(r_max_5seg/100*Pnom_MW)
    Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t-1)-(r_max_5seg/100*Pnom_MW);

end

%Limitación de extracción de potencia de la red.
if Pred_MW(dia,t)<0
    Pred_MW(dia,t)=0;

%Limitación de máxima potencia inyectada a red.
elseif Pred_MW(dia,t)>(Pnom_MW*1.15)
    Pred_MW(dia,t)=(Pnom_MW*1.15);
end

%Potencia instantánea en la batería.

```

```

Pbat_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t)-Ppv_MW(dia,t);

%Energía en la batería.
Ebat_Mwh(dia,t)=Ebat_Mwh(dia,t-1)-(Pbat_MW(dia,t)*5/3600);

end
end
end

%Energía máxima y mínima en la batería.
Ebat_max_Mwh_2010=max(max(Ebat_Mwh));
Ebat_min_Mwh_2010=(min(min(Ebat_Mwh)));

%SOC de la batería [%].
SOC=Ebat_Mwh/Cbat_Mwh*100;

%Energía en la batería en todo el año.
Ebat_anual=reshape(Ebat_Mwh',1,tot_dias*tot_t);

%SOC de la batería [%] de todo el año.
SOC_anual=reshape(SOC',1,tot_dias*tot_t);

%Vector que toma el valor de la capacidad nominal de la batería todos los
%instantes del año. Necesario para realizar la gráfica de la evolución de
%la energía batería durante todo el periodo simulado.
for i=1:(tot_dias*tot_t)
    Cnom(i)=Cbat_Mwh;
    cero(i)=0;
end

```

Gráficas de ejemplos para analizar varios días determinados

```

%Días que se quieren representar.
dia1='9-Mar-2013';
dia2='28-Abr-2013';
dia3='2-Sep-2013';
dia4='21-May-2014';
dia5='11-Sep-2014';

save datos_graf.mat Ppv_MW Ppv_max_MW Ppv_min_MW Pred_MW Ebat_Mwh

Graf_doble_eje_2anos(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5); %Función que realiza
%las gráficas de los
%días seleccionados con
%doble eje: potencia a
%la izquierda y energía
%a la derecha.

Graf_simple_2anos(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5); %Función que realiza las
%gráficas de los días
%seleccionados con el
% mismo eje para potencia
%y energía.

```

Gráfica de evolución de Ebat a lo largo de todo el año.

```
Graf_evolucion_bat(Ebat_Mwh, Cnom);
```

Vector fluctuación.

```
Pred_anual=reshape(Pred_MW',1,tot_dias*tot_t);
vectorFluct=fluctuacion(1:length(Pred_anual'),Pred_anual',12,Pnom_MW);
%Función que realiza el vector fluctuación del vector introducido
```

Guardado de datos necesarios para realizar el degradado de la batería.

```
save datos_degradacion_claro_oscuro.mat SOC_anual Cnominal
```

Resultados obtenidos por pantalla

```
disp('CONTROL DE RAMPA DÍA CLARO-OSCURO, DATOS DE PARTIDA: ');
disp(['Potencia nominal de la central= ',num2str(Pnom_MW),' MW']);
disp(['Máxima variación permitida= ',num2str(r_max_minuto),'%/min']);
disp(['k= ',num2str(K)]);

disp('RESULTADOS OBTENIDOS: ');
disp(['Capacidad de batería necesaria= ',num2str(Cbat_Mwh),' Mwh']);
disp(['Máxima energía en la batería= ',num2str(Ebat_max_Mwh_2010),' Mwh']);
disp(['Mínima energía en la batería= ',num2str(Ebat_min_Mwh_2010),' Mwh']);
```


ANEXO III. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CONTROL CON DATOS DE PREDICCIÓN



Control de fluctuaciones de potencia en grandes centrales FV utilizando almacenamiento y predicción

Javier Romero Ruiz

```
clear all
clc
```

Carga de datos FV

```
%Carga de datos de generación de la central de Moura y del modelo de cielo
%claro.
load ('datos_prediccion_produccion_y_diaclaro_NaN_2.mat')

%El modelo de cielo nublado se aproxima como un 5% el del día claro.
Pteor_claro=Ppv_max_MW;
clear Ppv_max_MW
Pteor_nublado=Pteor_claro*0.05;

tot_dias=length(Ppv_MW(:,1)); %Número total de días de los datos.
tot_t=length(Ppv_MW(1,:)); %Número total de datos cincosecundales de
                           %cada día.

%Corrección de fallos (NaN) en los datos de predicción.
Predict(:,16562:tot_t)=0;

%Los días que aparecen muchas incidencias, se toman como cero para que el
%control no los simule posteriormente.
Predict(45,:)=0;
Predict(336,:)=0;
Predict(447,:)=0;
Predict(647,:)=0;

%Se corrigen dos faltas de datos instantáneas (igualándolas al dato
%cincosecundal anterior).
Ppv_MW(26,3803)=Ppv_MW(26,3802);
Ppv_MW(324,12970)=Ppv_MW(26,12969);

%Se corrigen dos días del modelo de día claro y nublado.
Pteor_claro(671,:)=1.1*Pteor_claro(671,:);
Pteor_nublado(358,:)=0.80*Pteor_nublado(358,:);
```

Datos de partida

```
%Datos de la central de Moura.
Pnom_MW=38.5; %Potencia nominal de la central [MW].

Tau=74.51; %Constante de tiempo del modelo de peor
           %fluctuación [s].

%Variables del control.
r_max_minuto=2; %Fluctuación máxima permitida para la poyencia
               %inyectada a red, en [%/min].

K=6;

r_max_seg=r_max_minuto/60; %Conversión de la rampa a %/seg.
r_max_5seg=r_max_seg*5; %Conversión de la rampa a %/cincosecundal.

horizonte_pre_min=15; %Horizonte de predicción en minutos
```

```
horizonte_pre_5s=horizonte_pre_min*60/5; %Conversión del horizonte de
                                         %predicción de minutos a
                                         %cincosecundal.
```

Cálculo de la capacidad nominal de la batería

```
%Cbat_Mwh=(0.90*Pnom_MW/3600)*((47.5/r_max_seg)-Tau); %Cálculo teórico de
                                                         %la capacidad
                                                         %nominal de la
                                                         %batería.
```

```
Cbat_Mwh=14.628; %Tras hacer varias simulaciones, se obtiene esta capac-
                 %idad de batería, algo mayor que la teórica.
```

```
Cnominal=Cbat_Mwh;
```

Control con predicción

```
%Creación de las variables empleadas en el control.
```

```
Pred_MW=zeros(size(Ppv_MW));
Pbat_MW=zeros(size(Ppv_MW));
error_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Ebat_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Ebat_ref=zeros(size(Ppv_MW));
Eteor_nublado_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Eteor_claro_Mwh=zeros(size(Ppv_MW));
Pred_nueva=zeros(size(Ppv_MW));
Var_SOC=zeros(size(Ppv_MW));
```

```
Ppv_max_MW=zeros(size(Ppv_MW));
Ppv_min_MW=zeros(size(Ppv_MW));
caida_max=zeros(size(Ppv_MW));
```

```
%Inicialización de la batería a mitad de su capacidad nominal.
```

```
Ebat_Mwh(1,1)=0.5*Cbat_Mwh;
```

```
%Inicialización de la referencia.
```

```
Ebat_ref(1,1)=0.5*Cbat_Mwh;
```

```
%Inicialización del contador de días problemáticos.
```

```
dias_problematicos=0;
```

```
for dia= 1:tot_dias
```

```
    %Concatenación de la energía en la batería, la referencia, la
    %variación del SOC y de la potencia máxima y mínima predicha.
```

```
    if dia>1
        Ebat_Mwh(dia,1)=Ebat_Mwh(dia-1,length(Ppv_MW(1,:)));
        Ebat_ref(dia,1)=Ebat_ref(dia-1,length(Ppv_MW(1,:)));
        Var_SOC(dia,1)=Var_SOC(dia-1,length(Ppv_MW(1,:)));
        Ppv_max_MW(dia,1)=Ppv_MW(dia,1);
        Ppv_min_MW(dia,1)=Ppv_MW(dia,1);
    end
```

```
    %En caso de que se detecte alguna incidencia en los datos, la
```

```

%simulación se salta dicho día y mantiene constante la energía en la
%batería. El contador dias_problematicos se emplea para conocer el
%número de días que se han producido incidencias.
if
sum(Pteor_claro(dia,:))=0||vector_incidencias(dia)==5||vector_incidencias_prediccion(di
a)==5
    Ebat_MWh(dia,:)=Ebat_MWh(dia-1,tot_t);
    dias_problematicos=dias_problematicos+1;
    if Ebat_MWh(dia,1)>Cnominal
        Ebat_MWh(dia,:)=Cnominal;
    elseif Ebat_MWh(dia,1)<0
        Ebat_MWh(dia,:)=0;
    end
else

    for t= 2:tot_t

        %Cálculo de la potencia máxima y mínima predicha en función del
        %horizonte de predicción.
        %Se tiene en cuenta la concatenación de los días en la predicción.
        %Se calcula también cuánta potencia hay de diferencia (máxima)
        %entre el día claro y la FV predicha que va a haber en un futuro
        %(necesario para la corrección de anochecer de más adelante).
        if (t+horizonte_pre_5s)>tot_t
            if dia<tot_dias

Ppv_max_MW(dia,t)=max([Predict(dia,t:tot_t),Predict(dia+1,1:(t+horizonte_pre_5s-
tot_t))]);

Ppv_min_MW(dia,t)=min([Predict(dia,t:tot_t),Predict(dia+1,1:(t+horizonte_pre_5s-
tot_t))]);

                caida_max(dia,t)=max([(1.2*Pteor_claro(dia,t:tot_t))-
Predict(dia,t:tot_t),(1.2*Pteor_claro(dia+1,1:(t+horizonte_pre_5s-tot_t)))-
Predict(dia+1,1:(t+horizonte_pre_5s-tot_t))]);
                %El 1.2 es para ajustar las entradas de sombra.
            else
                Ppv_max_MW(dia,t)=max(Predict(dia,t:tot_t));
                Ppv_min_MW(dia,t)=min(Predict(dia,t:tot_t));
                caida_max(dia,t)=max((1.2*Pteor_claro(dia,t:tot_t))-
Predict(dia,t:tot_t));
            end

            else
                Ppv_max_MW(dia,t)=max(Predict(dia,t:(t+horizonte_pre_5s)));
                Ppv_min_MW(dia,t)=min(Predict(dia,t:(t+horizonte_pre_5s)));
                caida_max(dia,t)=max((1.2*Pteor_claro(dia,t:(t+horizonte_pre_5s)))-
Predict(dia,t:(t+horizonte_pre_5s)));
            end

        %Corrección de caída máxima en caso de que saliese negativa.
        if caida_max(dia,t)<0
            caida_max(dia,t)=0;
        end

        %Corrección-Amanecer. El máximo predicho, no puede estar por
        %encima del modelo de cielo claro en cada instante de tiempo.
        %Esto sirve para que la estrategia no empiece a actuar antes de

```



```

%que amanezca.
if Ppv_max_MW(dia,t)>Pteor_claro(dia,t)
    Ppv_max_MW(dia,t)=Pteor_claro(dia,t);

end

%Diferencia entre la potencia generada y la mínima.
dif_pv_min=Ppv_MW(dia,t-1)-Ppv_min_MW(dia,t);

%Diferencia entre la potencia máxima y la generada.
dif_pv_max=Ppv_max_MW(dia,t)-Ppv_MW(dia,t-1);

%Corrección-Anochecer. Mismo efecto que al amanecer sólo que al
%anochecer. Se calcula cuánta potencia hay de diferencia entre
%el día claro la FV predicha que va a haber en un futuro.
%Instantáneamente, no puede haber más diferencia que la que
%habrá en ese futuro.
if dif_pv_min > caida_max(dia,t)
    dif_pv_min = caida_max(dia,t);
end

%Energía teórica día nublado.

Eteor_nublado_Mwh(dia,t)=((dif_pv_min)/3600)*((dif_pv_min*100/Pnom_MW/(2*r_max_seg))-
Tau);

%Energía teórica día claro.

Eteor_claro_Mwh(dia,t)=((dif_pv_max)/3600)*((dif_pv_max*100/Pnom_MW/(2*r_max_seg))-Tau);

if Pred_MW(dia,t-1)>(1.03*(Ppv_max_MW(dia,t)))
    Eteor_claro_Mwh(dia,t)=0;
end

%Limitación inferior en caso de que salgan negativa.
if Eteor_nublado_Mwh(dia,t)<0
    Eteor_nublado_Mwh(dia,t)=0;
end
if Eteor_claro_Mwh(dia,t)<0
    Eteor_claro_Mwh(dia,t)=0;
end

%Cálculo de la variación del SOC futuro (Var_SOC).
dif_lim_pv=Ppv_MW(dia,t-1)-Pred_MW(dia,t-1); %Diferencia entre
%la potencia
%generada y la
%inyectada a red.
Var_SOC(dia,t)=(dif_lim_pv/3600)*((dif_lim_pv*100/Pnom_MW/(2*r_max_seg))-
Tau);

%Cáculo de la energía de referencia en la batería.
if (Cbat_Mwh-Ebat_Mwh(dia,t-1)+Var_SOC(dia,t)) < Eteor_claro_Mwh(dia,t);
    Ebat_ref(dia,t)=Cbat_Mwh-Eteor_claro_Mwh(dia,t);

elseif (Ebat_Mwh(dia,t-1)+Var_SOC(dia,t)) < Eteor_nublado_Mwh(dia,t);

```

```

Ebat_ref(dia,t)=Eteor_nublado_Mwh(dia,t);

else
    Ebat_ref(dia,t)=Ebat_Mwh(dia,t-1);
end

%Limitación inferior en caso de que salga negativa.
if Ebat_ref(dia,t)<0
    Ebat_ref(dia,t)=0;
end

error_Mwh(dia,t)=Ebat_ref(dia,t)-Ebat_Mwh(dia,t-1);
Pred_MW(dia,t)=Ppv_MW(dia,t)-(K*error_Mwh(dia,t));
Pred_nueva(dia,t)=Ppv_MW(dia,t)-(K*error_Mwh(dia,t));

%Limitación de la potencia inyectada a red en caso de que se
%sobrepase la máxima fluctuación positiva permitida [2%/min].
if (Pred_MW(dia,t)-Pred_MW(dia,t-1))>(r_max_5seg/100*Pnom_MW)
    Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t-1)+(r_max_5seg/100*Pnom_MW);

%Limitación de la potencia inyectada a red en caso de que se
%sobrepase la máxima fluctuación negativa permitida [-2%/min].
elseif (Pred_MW(dia,t)-Pred_MW(dia,t-1))<-(r_max_5seg/100*Pnom_MW)
    Pred_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t-1)-(r_max_5seg/100*Pnom_MW);

end

%Limitación de extracción de potencia de la red.
if Pred_MW(dia,t)<0
    Pred_MW(dia,t)=0;

%Limitación de máxima potencia inyectada a red.
elseif Pred_MW(dia,t)>(Pnom_MW*1.2)
    Pred_MW(dia,t)=(Pnom_MW*1.2);
end

%Potencia instantánea en la batería.
Pbat_MW(dia,t)=Pred_MW(dia,t)-Ppv_MW(dia,t);

%Energía en la batería
Ebat_Mwh(dia,t)=Ebat_Mwh(dia,t-1)-(Pbat_MW(dia,t)*5/3600);

%En caso de que se descargue la batería, se deja de cumplir el
%rampeado de la potencia inyectada a red.
if Ebat_Mwh(dia,t)<0
    Ebat_Mwh(dia,t)=0;
    Pbat_MW(dia,t)=0;
    Pred_MW(dia,t)=Ppv_MW(dia,t);
end

%En caso de que la batería esté totalmente cargada, no se puede
%cargar más, pero se sigue cumpliendo el rampeado porque el
%inversor saldrá del punto de máxima extracción de potencia.
if Ebat_Mwh(dia,t)>Cnominal
    Ebat_Mwh(dia,t)=Cnominal;
end

```

```

    end
  end

end

%Energía máxima y mínima en la batería.
Ebat_max_Mwh_2010=max(max(Ebat_Mwh));
Ebat_min_Mwh_2010=(min(min(Ebat_Mwh)));

%SOC de la batería [%].
SOC=Ebat_Mwh/Cbat_Mwh*100;

%Energía en la batería en todo el tiempo simulado.
Ebat_anual=reshape(Ebat_Mwh',1,tot_dias*tot_t);

%SOC de la batería [%] de todo el año.
SOC_anual=reshape(SOC',1,tot_dias*tot_t);

%Vector que toma el valor de la capacidad nominal de la batería todos los
%instantes del año. Necesario para realizar la gráfica de la evolución de
%la energía batería durante todo el periodo simulado.Lo mismo también
%para un vector de todo ceros.
for i=1:(tot_dias*tot_t)
    Cnom(i)=Cbat_Mwh;
    cero(i)=0;
end

```

Gráficas de ejemplo para varios días determinados.

```

%Días que se quieren representar
dia1='21-Nov-2010';
dia2='23-Nov-2010';
dia3='26-Ago-2010';
dia4='15-Feb-2011';
dia5='24-Dic-2010';

%Guardado de datos necesarios para realizar las gráficas.
save datos_graf.mat Ppv_MW Ppv_max_MW Ppv_min_MW Pred_MW Ebat_Mwh

%Graf_doble_eje(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5);      %Función que realiza
                                                    %las gráficas de los
                                                    %días seleccionados con
                                                    %doble eje: potencia a
                                                    %la izquierda y energía
                                                    %a la derecha.

%Graf_simple(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5);        %Función que realiza las
                                                    %gráficas de los días
                                                    %seleccionados con el
                                                    %mismo eje para potencia
                                                    %y energía.

```

Gráfica de evolución la energía en la batería durante todo el tiempo simulado

```
%Graf_evolucion_bat(Ebat_Mwh, Cnom);
```

Vector fluctuación.

```
Pred_anual=reshape(Pred_MW',1,tot_dias*tot_t);
vectorFluct=fluctuacion(1:length(Pred_anual'),Pred_anual',12,Pnom_MW);
%Función que realiza el vector fluctuación del vector introducido.
```

Incumplimiento de la limitación impuesta.

```
%Se busca los instantes (cincosecundales) en que la fluctuación de la
%potencia inyectada a red está por debajo de [-2%/min].
[i]=find(vectorFluct<-2.00001);

%Total de segundos que ha estado incumpliendo el rampeado:
seg_incump_fluct=length(i)*5;

%Porcentaje del tiempo simulado en que se ha incumplido el rampeado.
porcentaje_incump_fluct=seg_incump_fluct*100/((tot_dias-dias_problematicos)*24*3600);

%Días concretos en los que se ha producido el incumplimiento del rampeado.
dias_incump_fluct=unique(floor(unique(i)/17280)+1);
```

Guardado de datos necesarios para realizar el degradado de la batería.

```
save datos_degradacion_pred_perfecta.mat SOC_anual Cnominal
```

Resultados obtenidos por pantalla.

```
disp('CONTROL CON PREDICCIÓN PERFECTA HORARIA, DATOS DE PARTIDA: ');
disp(['Potencia nominal de la central= ',num2str(Pnom_MW),' MW']);
disp(['Máxima variación permitida= ',num2str(r_max_minuto),'%/min']);
disp(['K= ',num2str(K)]);
disp(['Horizonte de predicción= ',num2str(horizonte_pre_min),'min']);
disp('-----');
disp('RESULTADOS OBTENIDOS: ');
disp(['Capacidad de batería necesaria= ',num2str(Cbat_Mwh),' Mwh']);
disp(['Máxima energía en la batería= ',num2str(Ebat_max_Mwh_2010),' Mwh']);
disp(['Mínima energía en la batería= ',num2str(Ebat_min_Mwh_2010),' Mwh']);
disp(['Total de segundos que se ha incumplido el rampeado= ',num2str(seg_incump_fluct),
's']);
disp(['Porcentaje respecto al tiempo total simulado en que se ha incumplido=
',num2str(porcentaje_incump_fluct),' %']);
```

ANEXO IV. FUNCIONES EMPLEADAS EN LOS CÓDIGOS DE MATLAB



Control de fluctuaciones de potencia en grandes centrales FV utilizando almacenamiento y predicción

Javier Romero Ruiz

1. Función 'Graf_doble_eje_2anos.mat'

Esta función realiza las gráficas de los 5 días que se desee. Las gráficas incorporan dos ejes Y a izquierda y derecha, de potencia y energía respectivamente. Las variables que se representan son:

- Eje de potencia: potencia FV generada, inyectada a red, máxima y mínima.
- Eje de energía: energía en la batería.

```
%Las variables de entrada para la función son los 5 días de ejemplo que se
%quieren graficar, con el formato: 'dia-mes-año'. Ejemplo:'9-Mar-2013'.

function [figure1] = Graf_doble_eje_2anos(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5);

load('datos_graf.mat')      %Carga los datos necesarios del control en
                             %concreto del que se quieren realizar las
                             %gráficas:
                             %(1). Ppv_MW = Potencia FV generada.
                             %(2). Ppv_max_MW = Predicción de máxima potencia
                             %      (por datos de predicción o por modelo de
                             %      cielo).
                             %(3). Ppv_min_MW = Predicción de máxima potencia
                             %      (por datos de predicción o por modelo de
                             %      cielo).
                             %(4). Pred_MW = Potencia inyectada a red.
                             %(5). Ebat_MWh = Energía en la batería.

%Conversión del primer día del que se tienen datos al formato "datetime",
%que asigna un número en concreto para cada día del año.
n = datetime('1-Oct-2012');

%Conversión también a dicho formato de los días que se quieren graficar.
m1=datetime(dia1);
m2=datetime(dia2);
m3=datetime(dia3);
m4=datetime(dia4);
m5=datetime(dia5);

%for que realiza el mismo proceso de gráfica para los 5 días.
for m = [m1, m2, m3, m4, m5]

    %En formato número, se elimina el offset del primer día para que el
    %número coincida con nuestros datos.
    dia_num=(m-n+1);
    a=datestr(dia_num+n-1);

    figure1 = figure;

    axes1 = axes('Parent',figure1,'YTick',[0 10 20 30 40]);
    xlim(axes1,[2000 18000]); %valores en el eje x que se quieren mostrar.
                             %se eliminan los primeros y últimos valores
                             %porque al ser FV son nulos y así la gráfica
                             %se muestra más ampliada.
```

```

box(axes1, 'on');
hold(axes1, 'on');
ylabel('Potencia [MW]', 'FontSize', 10); %Eje Y izquierdo: Potencia [MW].

%Realiza las gráfica de las 4 variables de potencia.
plot1 = plot(Ppv_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);
plot3 = plot(Pred_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);
plot5 = plot(Ppv_max_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);
plot6 = plot(Ppv_min_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);

axes2 = axes('Parent', figure1, 'HitTest', 'off', 'Color', 'none', ...
    'YTick', [0 2 4 6 8 10 12 14 16 18 20 24 26], ...
    'YColor', [0.93 0.69 0.125], ...
    'YAxisLocation', 'right');
ylim(axes2, [0 26]); %Límites del eje de energía.
xlim(axes2, [2000 18000]); %Mismos valores de eje X que el anterior
                                %para que sólo difieran en el eje Y.
hold(axes2, 'on');

%Realiza la gráfica de la variable de energía (Ebat).
plot4 = plot(Ebat_Mwh(dia_num,:), 'Parent', axes2);

%Asignación del nombre de cada variable, color, estilo de línea, etc.
set(plot1(1), 'DisplayName', 'Potencia Fotovoltaica', 'Linewidth', 1);
set(plot3(1), 'DisplayName', 'Potencia a red', 'Linewidth', 1, 'Color', [1 0 0]);
set(plot4(1), 'DisplayName', 'Energía en la batería', 'Linewidth', 1, 'Color', [0.93 0.69
0.125]);
set(plot5(1), 'DisplayName', 'Potencia día claro', 'LineStyle', '--', 'Color', [1 0 1]);
set(plot6(1), 'DisplayName', 'Potencia día oscuro', 'LineStyle', '--');

xlabel('Tiempo (5s)', 'FontSize', 10); %Eje X común a ambos: Tiempo [5s].
ylabel('Energía [Mwh]', 'FontSize', 10); %Eje Y derecho: Energía [Mwh].
title(['Potencia FV, de red y energía en la batería del día
', num2str(a)], 'FontSize', 10);
                                %Título de la gráfica.

%Leyenda de las variables de potencia.
legend1 = legend(axes1, 'show');
set(legend1, 'FontSize', 11, 'FontName', 'Aparajita', ...
    'EdgeColor', [0.15 0.15 0.15]);

%Leyenda de la variable de energía.
legend2 = legend(axes2, 'show');
set(legend2, ...
    'Position', [0.764508156347599 0.736588821390266 0.128150573811131
0.0360735626211542], ...
    'FontSize', 11, ...
    'FontName', 'Aparajita', ...
    'EdgeColor', [0.15 0.15 0.15]);

end
end

```


2. Función 'Graf_simple_2anos.mat'

Realiza las mismas gráficas que la función anterior, solo que en vez de realizar un eje de potencia y uno de energía, emplea el mismo eje para ambas variables.

```
%Las variables de entrada para la función son los 5 días de ejemplo que se
%quieren graficar, con el formato: 'dia-mes-año'. Ejemplo:'9-Mar-2013'.

function [figure1] = Graf_simple_2anos(dia1, dia2, dia3, dia4, dia5)

load('datos_graf.mat')      %Carga los datos necesarios del control en
                             %concreto del que se quieren realizar las
                             %gráficas:
                             %(1). Ppv_MW = Potencia FV generada.
                             %(2). Ppv_max_MW = Predicción de máxima potencia
                             %      (por datos de predicción o por modelo de
                             %      cielo).
                             %(3). Ppv_min_MW = Predicción de máxima potencia
                             %      (por datos de predicción o por modelo de
                             %      cielo).
                             %(4). Pred_MW = Potencia inyectada a red.
                             %(5). Ebat_MWh = Energía en la batería.

%Conversión del primer día del que se tienen datos al formato "datenum",
%que asigna un número en concreto para cada día del año.
n = datenum('1-Oct-2012');

%Conversión también a dicho formato de los días que se quieren graficar.
m1=datenum(dia1);
m2=datenum(dia2);
m3=datenum(dia3);
m4=datenum(dia4);
m5=datenum(dia5);

%for que realiza el mismo proceso de gráfica para los 5 días.
for m = [m1, m2, m3, m4, m5]

    %En formato número, se elimina el offset del primer día para que el
    %número coincida con nuestros datos.
    dia_num=(m-n+1);
    a=datestr(dia_num+n-1);

    figure2 = figure;
    axes1 = axes('Parent',figure2);box(axes1,'on');
    hold(axes1,'all');
    hold on

    %Realiza las gráficas de las 5 variables, tanto de potencia como de
    %energía.
    plot1 = plot(Ppv_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);
    plot3 = plot(Pred_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);
    plot4 = plot(Ebat_MWh(dia_num,:), 'Parent', axes1);
    plot5 = plot(Ppv_max_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);
end
```

```
plot6 = plot(Ppv_min_MW(dia_num,:), 'Parent', axes1);

%Asignación del nombre de cada variable, color, estilo de línea, etc.
set(plot1(1), 'DisplayName', 'Potencia Fotovoltaica', 'Linewidth', 1);
set(plot3(1), 'DisplayName', 'Potencia a red', 'Linewidth', 1, 'Color', [1 0 0]);
set(plot4(1), 'DisplayName', 'Energía en la batería', 'Linewidth', 1);
set(plot5(1), 'DisplayName', 'Potencia día claro', 'LineStyle', '--');
set(plot6(1), 'DisplayName', 'Potencia día oscuro', 'LineStyle', '--');

xlabel('Tiempo (5s)', 'FontSize', 12); %Eje X: Tiempo [5s].
ylabel('Potencia [MW]', 'FontSize', 12); %Eje Y: Potencia [MW] y
                                         %Energía [MWh]
title(['Potencia FV, de red y energía en la batería del día',
       num2str(a)], 'FontSize', 10);
                                         %Título de la gráfica.

%Leyenda de todas las variables.
legend1 = legend(axes1, 'show');
set(legend1, 'FontSize', 11, 'FontName', 'Aparajita', ...
    'EdgeColor', [0.15 0.15 0.15], ...
    'Location', 'best');

end
end
```

3. Función 'Graf_evolucion_bat.mat'

Esta función realiza la gráfica de la evolución de la energía en la batería durante todo el periodo simulado, así como su capacidad nominal. Esto permite ver la tencia de carga y descarga, así como el alcance de los límites (carga total descarga) en caso de que se produzca.

```
%Las variables de entrada para la función son los la energía en la batería,
%un vector que toma la capacidad nominal de la misma para todos los
%valores simulados y el total de días y de instantes cincosecundales
%simulados por cada día.

function [figure2] = Graf_evolucion_bat(Ebat_Mwh, Cnom, tot_dias, tot_t)

figure2 = figure;
axes1 = axes('Parent',figure2);box(axes1,'on');
ylim(axes1,[0 15]); %Valores del eje Y que se quieren mostrar
hold(axes1,'all')

%Realiza la gráfica de la evolución de la energía en la batería de forma
%continua para el total del tiempo simulado.
plot1 = plot(reshape(Ebat_Mwh',1,tot_dias*tot_t),'Parent',axes1);
set(plot1(1),'DisplayName','Energía batería','Linewidth',1);

%Realiza la gráfica de la capacidad nominal de la batería (el límite
%superior) para poder ver gráficamente si la energía supera el límite
plot2 = plot(Cnom,'Parent',axes1);

%Asignación del nombre de cada variable, color, grosor de línea, etc.
set(plot2(1),'DisplayName','Capacidad nominal','Linewidth',1);

%Eje X: Tiempo [5s].
xlabel('Tiempo (5s)','FontSize',15);

%Eje Y: Energía [Mwh].
ylabel('Energía [Mwh]','FontSize',15);

%Título de la gráfica.
title('Evolución de la energía en la batería a lo largo de los dos años
','FontSize',12);

%Leyenda de las variables.
legend1 = legend(axes1,'show');
set(legend1,'Location','southeast','FontSize',15,'FontName','Aparajita',...
'EdgeColor',[0.15 0.15 0.15]);

end
```


ANEXO V. CÓDIGO DE MATLAB PARA EL CÁLCULO DE LA DEGRADACIÓN DE LA BATERÍA



Control de fluctuaciones de potencia en grandes centrales FV utilizando almacenamiento y predicción

Javier Romero Ruiz

Este código realiza el cálculo de la degradación de la batería en el periodo simulado. Este código **no es fuente propia**, sino que ha sido desarrollado por el departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad Pública de Navarra.

```
%Carga de datos del control del que se quiere realizar el ciclado.

clear soc_total_ciclado_porcentaje
%load 'datos_degradacion_rampa_clasica.mat'
%load 'datos_degradacion_claro_oscuro.mat'
%load 'datos_degradacion_pred_perfecta.mat'
%load datos_degradacion_pred_real.mat

soc_total_ciclado=[];
soc_total=SOC_anual;

%Acondicionamiento de los datos. Se transforma el SOC a un rango de 20%-80%.
soc_total(soc_total>100)=100;
soc_total(soc_total<0)=0;
soc_total_ciclado_porcentaje=soc_total-min(soc_total);
soc_total_ciclado_porcentaje=80*(soc_total_ciclado_porcentaje/(100))+20;

%Se descartan los instantes en los que el SOC es constante, ya que no
%degradan la batería.
soc_total_ciclado_porcentaje=sig2ext(soc_total_ciclado_porcentaje);

clear B;
clear a;
clear aa;
clear cc;
clear t;
clear C;
clear y;
clear L;
clear max;
clear size;
clear m;
clear k;
clear iscale;
clear length;
clear slope1;
clear slope2;
clear BIG;
clear dat;
clear data_s;

tic
y = soc_total_ciclado_porcentaje;
m=length(y)-1;
a=zeros(m,1);
t=zeros(m,1);
a(1)=y(1);
```

```

t(1)=1;
k=2;

slope1=( y(2)-y(1));
for i=2:m
    slope2=(y(i+1)-y(i));
    if((slope1*slope2)<=0)
        a(k)=y(i);
        t(k)=i;
        k=k+1;
    end
    slope1=slope2;
end

a(k)=y(m+1);
t(k)=t(k-1)+1;
k=k+1;

clear temp;
temp(1:k-1)=a(1:k-1);
clear a;
a=temp;

clear temp;
temp(1:k-1)=t(1:k-1);
clear t;
t=temp;

clear aa;
sza=size(a);
if(sza(2)>sza(1))
    a=a';
end
szt=size(t);
if(szt(2)>szt(1))
    t=t';
end

aa=[t a];

cc=a;

n=1;
i=1;
j=2;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
% Las reglas para este método son las siguientes: x el rango en
% consideración; Y, rango anterior adyacente a x; y S el punto de partida
% en la historia.
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```



```

clear B;
aamax=0;
B=zeros(m,4);
a_mean=zeros(m,2);
kv=1;
msa_orig=max(size(aa));
while(1)
    msa=length(aa);
    if((j+1)>msa)
        break;
    end
    if((i+1)>=msa)
        break;
    end

    Y=(abs(aa(i,2)-aa(i+1,2)));
    X=(abs(aa(j,2)-aa(j+1,2)));

    if(X>=Y && Y>0)
        if(i==1)
            B(kv,2)=0.5;
            am=[aa(i,2) aa(i+1,2)];
            B(kv,3)=am(1);
            B(kv,4)=am(2);
            aa(1,:)=[];
        else
            B(kv,2)=1;
            am=[aa(i,2) aa(i+1,2)];
            B(kv,3)=am(1);
            B(kv,4)=am(2);
            aa(i+1,:)=[];
            aa(i,:)=[];
        end
        B(kv,1)=Y;

        kv=kv+1;
        i=1;
        j=2;
    else
        i=i+1;
        j=j+1;
    end
end

end
%
%
% Cuenta cada rango que no ha sido rpeviamente contado
%
%
N=max(size(aa));
disp(' ');
for i=1:N-1
    Y=(abs(aa(i,2)-aa(i+1,2)));

    if(Y>0)
        B(kv,1)=Y;
    end
end

```

```

    B(kv,2)=0.5;
    am=[aa(i,2) aa(i+1,2)];
    B(kv,3)=am(1);
    B(kv,4)=am(2);

    if(Y>aamax)
        p1=aa(i,2);
        p2=aa(i+1,2);
        tp1=aa(i,1);
        tp2=aa(i+1,1);
        aamax=Y;
    end
    kv=kv+1;
end
end

amax=max(y)-min(y);

amax=max(B(:,1));
L=[0:100];

clear AverageMean;
clear MaxMean;
clear MinMean;

clear MaxAmp;
clear AverageAmp;

clear MinValley;
clear MaxPeak;

num=max(size(L))-1;
C=zeros(num,1);

AverageMean=zeros(num,1);
MaxMean=-1.0e+09*ones(num,1);
MinMean= 1.0e+09*ones(num,1);

MaxPeak=-1.0e+09*ones(num,1);
MinValley= 1.0e+09*ones(num,1);

MaxAmp=zeros(num,1);
AverageAmp=zeros(num,1);

kvn=kv-1;

clear range_cycles;
clear amp_cycles;

range_cycles=[B(1:kvn,1) B(1:kvn,2)];
amp_cycles=[0.5*B(1:kvn,1) B(1:kvn,2)];

for i=1:kvn
    for ijk=1:num
        Y=B(i,1);
        if(Y>=L(ijk) && Y<=L(ijk+1))
            C(ijk)=C(ijk)+B(i,2);
        end
    end
end

```

```

    bm=(B(i,3)+B(i,4))/2;
    if(B(i,3)>MaxPeak(ijk))
        MaxPeak(ijk)=B(i,3);
    end
    if(B(i,4)>MaxPeak(ijk))
        MaxPeak(ijk)=B(i,4);
    end
    if(B(i,3)<MinValley(ijk))
        MinValley(ijk)=B(i,3);
    end
    if(B(i,4)<MinValley(ijk))
        MinValley(ijk)=B(i,4);
    end
    AverageAmp(ijk)=AverageAmp(ijk)+B(i,1)*B(i,2);
    AverageMean(ijk)=AverageMean(ijk)+bm*B(i,2);

    if( bm > MaxMean(ijk))
        MaxMean(ijk)=bm;
    end
    if( bm < MinMean(ijk))
        MinMean(ijk)=bm;
    end

    if(B(i,1)>MaxAmp(ijk))
        MaxAmp(ijk)=B(i,1);
    end
    break;
end
end
end
for ijk=1:num
    if( c(ijk)>0)
        AverageAmp(ijk)=AverageAmp(ijk)/C(ijk);
        AverageMean(ijk)=AverageMean(ijk)/C(ijk);
    end
end

rv=1;

clear BIG;
N=max(size(C));
BIG=zeros(N,10);

MaxAmp=MaxAmp/2;
AverageAmp=AverageAmp/2;

for i=1:N
    j=N+1-i;

    if(C(j)==0)
        AverageAmp(j)=0.;
        MaxAmp(j)=0.;
        MinMean(j)=0.;
        AverageMean(j)=0.;
        MaxMean(j)=0.;
        MinValley(j)=0.;
    end
end

```

```

    MaxPeak(j)=0.;
    end

    if(rv==2)
        out1=sprintf('\t %7.4g to %7.4g \t %g \t %6.3g \t %6.3g \t %6.3g\t %6.3g\t
%6.3g\t %6.3g\t
%6.3g',L(j),L(j+1),C(j),AverageAmp(j),MaxAmp(j),MinMean(j),AverageMean(j),MaxMean(j),Min
Valley(j),MaxPeak(j));
    else
        out1=sprintf('\t %7.4g to %7.4g \t %g \t %6.3g \t %6.3g \t %6.3g\t %6.3g\t
%6.3g\t %6.3g\t
%6.3g',L(j),L(j+1),round(C(j)),round(AverageAmp(j)),round(MaxAmp(j)),round(MinMean(j)),r
ound(AverageMean(j)),round(MaxMean(j)),round(MinValley(j)),round(MaxPeak(j)));
    end

    BIG(i,1)=L(j);
    BIG(i,2)=L(j+1);
    BIG(i,3)=C(j);
    BIG(i,4)=AverageAmp(j);
    BIG(i,5)=MaxAmp(j);
    BIG(i,6)=MinMean(j);
    BIG(i,7)=AverageMean(j);
    BIG(i,8)=MaxMean(j);
    BIG(i,9)=MinValley(j);
    BIG(i,10)=MaxPeak(j);
    end

    out1=sprintf('\n Max Range=%6.3g ',aamax);

    TC=sum(C);
    if(rv==2)
        out1=sprintf('\n Total Cycles =%g \n',TC);
    else
        out1=sprintf('\n Total Cycles =%g \n',round(TC));
    end

    RB=BIG(:,1:3);
    aaB=aa;

    Load('NC_vs_DOD.mat')

    life_time_reduction_cycle=zeros(1,length(L));
    battery_cycles=flipud(BIG(:,3));
    degradation_function=mkpp([1;NC_vs_DOD(:,1)],NC_vs_DOD(:,2));
    degradation=ppval(L,degradation_function);
    life_time_reduction_cycle=100*(battery_cycles(1:end)./degradation(1:end-1)');

    %Degradación por periodo del control introducido.
    degradacion_perido=sum(life_time_reduction_cycle);

    toc

```