



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES (GITI)

TRABAJO FIN DE GRADO DESPACHO ECONÓMICO CON DECISIONES DE ARRANQUE BASADO EN REGLAS A TRAVÉS DE UN ÁRBOL DE DECISIÓN

Autor: Silvia del Olmo Muñoz

Director: Lukas Sigrist

Madrid

Julio de 2020

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título “Despacho económico con decisiones de arranque basado en reglas a través de un árbol de decisión”

en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el curso académico 2019/2020 es de mi autoría, original e inédito y no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos. El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido tomada de otros documentos está debidamente referenciada.



Fdo.: Silvia del Olmo Muñoz

Fecha: 16/ 07/ 2020

Autorizada la entrega del proyecto
EL DIRECTOR DEL PROYECTO

SIGRIST Firmado digitalmente por
LUKAS - SIGRIST LUKAS -
X860641 X8606416T
6T Fecha:
2020.07.14
09:45:32 +02'00'

Fdo.: Lukas Sigrist

Fecha: 16/ 07/ 2020

DESPACHO ECONÓMICO CON DECISIONES DE ARRANQUE BASADO EN REGLAS A TRAVÉS DE UN ÁRBOL DE DECISIÓN

Autor: del Olmo Muñoz, Silvia

Director: Sigrist, Lukas

Entidad Colaboradora: ICAI-Universidad Pontificia de Comillas

RESUMEN

Las redes off-grid son redes que se encuentran desconectadas de la red eléctrica nacional, son sistemas eléctricos aislados con autonomía propia. Actualmente se han desarrollado modelos de gestión eficientes para ellas, pero demasiado complejos, como puede ser el despacho económico de optimización, que se encarga de encender y apagar de manera óptima las distintas centrales que forman, para obtener el menor precio.

Este proyecto va a utilizar un algoritmo de aprendizaje supervisado de árboles de decisión, para, obtener mediante reglas sencillas una solución lo más similar a la óptima posible. Se van a entrenar dos árboles distintos, el primero de mayor simplicidad, pero más lejano de la solución óptima y el segundo de una ligera mayor complejidad que se adecua más a la mejor solución.

Se va a crear un despacho económico de decisiones de arranque con un algoritmo de aprendizaje supervisado eficiente y útil que se pueda aplicar como unidad de apoyo al despacho económico de optimización. Se van a mostrar sus entradas y salidas, las soluciones de su entrenamiento, su validación y su comparación.

Se va a demostrar que a medida que el árbol tiene más información y mayor número de entradas, tiene mayor capacidad para saber cómo actuar y mayor conocimiento de lo que está sucediendo. La diferencia entre el primer y segundo árbol entrenados, es que al segundo se le da mayor grado de conocimiento sobre lo que sucede en la batería, se hablará en más detalle en este trabajo.

Las reglas no requieren una complejidad grande, son reglas sencillas que se explicarán con detalle en este proyecto, sí que es verdad que para el primer árbol son más sencillas que para el segundo. Pero, tienen mayor sencillez que el despacho óptimo.

En la comparación se va a mostrar los días donde el primer árbol se aleja más de la solución óptima, se explicarán sus motivos y se explicará porque el segundo árbol tiene menor dificultad para acercarse a esta.

El aprendizaje automático de las maquinas nos ofrece la oportunidad de mejorar procesos ya existentes, haciéndolos más entendibles para personas con menor cualificación y nos dan una visión de lo que puede llegar a convertirse el futuro.

ECONOMIC DISPATCH WITH RULES-BASED STARTING DECISIONS THROUGH A DECISION TREE

Author: del Olmo Muñoz, Silvia

Director: Sigrist, Lukas

Collaborating entity: ICAI-Comillas Pontifical University

SUMMARY

Off-grid networks are networks that are disconnected from the national electricity grid, they are isolated electrical systems with their own autonomy. Currently efficient management models have been developed for them, but they are too complex, such as the economic optimization dispatch, which is in charge of optimally turning on and off the different plants they form, to obtain the lowest price.

This project will use a supervised learning algorithm for decision trees, to obtain, by means of simple rules, a solution that is as like the optimal one possible. Two different trees are going to be trained, the first one with greater simplicity, but farther from the optimal solution and the second with a slightly greater complexity that is more suited to the best solution.

An economical start-up decision dispatch is to be created with an efficient and useful supervised learning algorithm that can be applied as a support unit to the economical optimization dispatch. Their inputs and outputs, their training solutions, their validation, and their comparison will be shown.

It will be shown that as the tree has more information and a greater number of entries, it has greater capacity to know how to act and greater knowledge of what is happening. The difference between the first and second tree trained, is that the second is given a greater degree of knowledge about what happens in the battery, it will be discussed in more detail in this work.

The rules do not require great complexity, they are simple rules that will be explained in detail in this project, but it is true that for the first tree they are simpler than for the second. But they have more simplicity than the optimal dispatch.

The comparison will show the days when the first tree is farthest from the optimal solution, its reasons will be explained, and it will be explained because the second tree has less difficulty approaching it.

Machine learning offers us the opportunity to improve existing processes, making them more understandable for people with less qualifications and giving us a vision of what the future can become.



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES (GITI)

TRABAJO FIN DE GRADO DESPACHO ECONÓMICO CON DECISIONES DE ARRANQUE BASADO EN REGLAS A TRAVÉS DE UN ÁRBOL DE DECISIÓN

Autor: Silvia del Olmo Muñoz

Director: Lukas Sigríst

Madrid

Julio de 2020

ÍNDICE

1. Introducción.....	11
1.1. Planteamiento	11
1.2. Estado de la cuestión	13
1.3. Motivación	17
1.4. Objetivos del proyecto	17
1.5. Recursos a emplear.....	18
2. Despacho económico basado en optimización.....	19
2.1 Modelo de despacho.....	19
2.1.1 Nomenclatura	19
2.1.2 Función objetivo	20
2.1.3 Restricciones	20
2.2. Resolución del despacho económico por optimización	23
3. Despacho económico con decisión de arranque basado en árboles.....	25
3.1. Visión global.....	25
3.2. Selección de las variables de decisión y las variables de salida.....	26
3.3. Entrenamiento y validación del árbol.....	27
3.4. Reglas sencillas.....	33
3.4.1. Nomenclatura	33
3.4.2. Grupo 1- Batería descargándose	33
3.4.3. Grupo 10- Generación de viento y batería cargándose.....	33
3.4.4. Grupo 11- Generación de viento y batería descargándose	34
3.4.5. Grupo 12-Generación de viento y batería sin carga ni descarga	34
3.4.6. Grupo 110-Generación de sol, viento y batería cargándose.....	34
3.4.7. Grupo 111- Generación de sol, viento y batería descargándose	35
3.4.8. Grupo 112-Generación de sol, viento y batería sin carga ni descarga	35
4. Análisis del despacho económico con decisiones de arranque basado en árboles y comparación con el de optimización	36
5. Optimización de la batería.....	41
5.1. Nueva selección de las variables de decisión y las variables de salida.....	41
5.2. Nuevo entrenamiento y validación del árbol	42
5.3. Nuevas reglas sencillas	47
5.3.1. Nomenclatura	47
5.3.2. Cálculo del nivel de carga de la batería.....	47

5.3.1.	Grupos 102- 112-122-Generación de viento, nivel bajo-medio-alto de batería y la batería ni carga ni descarga.	47
5.3.2.	Grupos 101-111-121-Generación de viento, nivel bajo-medio-alto de batería y la batería descarga.....	48
5.3.3.	Grupo 120- Generación de viento, nivel alto de batería y la batería carga	48
5.3.4.	Grupo 1102- Generación de sol y viento, nivel bajo de batería y la batería ni carga ni descarga.....	48
5.3.5.	Grupo 1100- Generación de sol y viento, nivel bajo de batería y la batería carga	49
5.3.6.	Grupo 1110-Generación de sol y viento, nivel medio de batería y la batería carga	49
5.3.7.	Grupo 1111-1121-Generación de sol y viento, nivel medio-alto de batería y la batería descarga.....	50
5.3.8.	Grupo 1120- Generación de sol y viento, nivel alto de batería y la batería carga	50
6.	Nuevo análisis y comparación.....	51
7.	Viabilidad económica del proyecto.....	55
8.	Aplicación de los objetivos de desarrollo sostenibles	56
9.	Conclusiones	57
10.	Referencias	58
10.1.	Libros, artículos, revistas y otros proyectos.....	58

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1:Esquema del sistema eléctrico off-grid	11
Figura 2: Árbol de decisión completo [2]	13
Figura 3: Arquitectura de minería en sistemas de energía(izquierda) y un ejemplo de árboles de clasificación y regresión(derecha)[3]	14
Figura 4: Múltiple capa de redes de avance(izquierda) y diagrama de flujo con redes neuronales(derecha) [5].....	15
Figura 5: Un ejemplo de un juego de 2 jugadores(izquierda) y diagrama de flujo del algoritmo propuesto (derecha)[6]	16
Figura 6: Despacho económico basado en optimización	23
Figura 7:Estado de la carga de la batería.....	24
Figura 8:Estructura del proyecto.....	26
Figura 9: Nomenclatura de las salidas categóricas	26
Figura 10:Conjunto de entrenamiento	28
Figura 11:Conjunto test.....	29
Figura 12: Comprobación del funcionamiento del código del conjunto test	30
Figura 13: Comparación de generación de viento y sol procedentes del árbol y la optimización.....	36
Figura 14: Comparación de carga y descarga de la batería procedentes del árbol y la optimización.....	37
Figura 15: Energía almacenada de la batería procedentes del árbol y la optimización.....	38
Figura 16: Comparación de precios en gráfico de barras.....	39
Figura 17: Comparación de precios en gráfico de porcentajes	39
Figura 18:Demanda y comparación del vertido de energía renovable	40
Figura 19:Nueva nomenclatura de las salidas categóricas	41
Figura 20: Nuevo conjunto de entrenamiento.....	43
Figura 21: Comprobación del funcionamiento del código del nuevo conjunto test	44
Figura 22: Conjunto test.....	44
Figura 23: Nueva comparación de generación de viento y sol procedentes del árbol y la optimización.....	51
Figura 24: Nueva comparación de carga y descarga de la batería procedentes del árbol y la optimización.....	52
Figura 25: Nueva gráfica de la energía almacenada de la batería procedentes del árbol y la optimización.....	53
Figura 26: Nueva comparación de precios en gráfico de porcentajes	53
Figura 27: Nueva demanda y comparación del vertido de energía renovable	54

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Datos de entrada.....	26
Tabla 2: Categorías de las variables de salida	27
Tabla 3:Comparativa del nivel de poda con la matriz de confusión	32
Tabla 4: Nuevos datos de entrada.....	41
Tabla 5: Nuevas categorías de las variables de salida.....	42
Tabla 6: Nueva comparativa del nivel de poda con la matriz de confusión	46
Tabla 7: Tabla de costes del proyecto	55
Tabla 8:Tabla de ingresos debidos al programa	55
Tabla 9:Viabilidad económica del proyecto	55

1. Introducción

1.1.Planteamiento

En esta primera parte se introducirá el proyecto indicando el contexto en el que se realiza.

En este proyecto se pretende desarrollar un modelo de gestión de energía de redes off-grid mediante unas reglas sencillas basadas en el entrenamiento de un árbol de decisión.

Las redes off-grid son redes que se encuentran desconectadas de la red eléctrica, son sistemas eléctricos aislados con autonomía propia. Las redes off-grid han tenido su auge durante esta década en los territorios de Siberia, donde las distancias entre ciudades son muy grandes y en África, donde las tecnologías no permiten disponer de una red nacional eléctrica eficiente, así como a nivel individual en casa de particulares [1].

Este trabajo se centra en un sistema off-grid formado por un edificio que dispone de diversos métodos de generación de electricidad. El proyecto cuenta con generadores de energía renovable (no despachables), que están formadas por un sistema fotovoltaico de paneles solares y un sistema de turbinas eólicas. Además, cuenta con un banco de baterías. Y cuenta también con dos generadores de energía convencional (despachables), uno de ellos un cogenerador, generando tanto electricidad como calor. También hay una bomba de calor suministrando las cargas térmicas compuestas por los consumos y circuitos de agua caliente y agua fría. Se observa en la figura 1 el esquema del sistema eléctrico descrito.

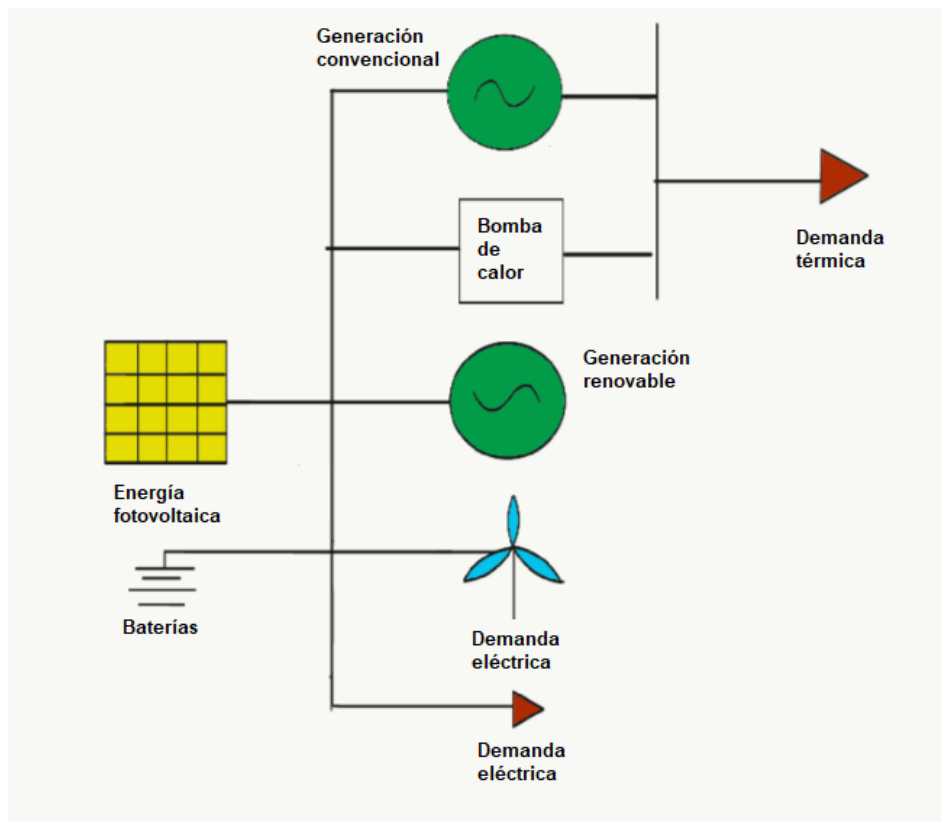


Figura 1:Esquema del sistema eléctrico off-grid

Estos sistemas se operan típicamente mediante un despacho económico con decisiones de arranque (“unit commitment”) [1] donde el principal objetivo es minimizar los costes de producción de energía. El despacho económico con decisiones de arranque, que parte de la base de que no es económico tener arrancadas todas las unidades disponibles todo el tiempo, por tanto, arranca y apaga las unidades de generación, sabiendo que estas unidades tienen distintos periodos de tiempo de arranque (start-up) y apagado (shut down). Dado que el arranque y el apagado involucran decisiones binarias, el problema del despacho económico con decisiones de arranque se suele formular como un problema de optimización lineal entero mixto que se suele resolver con algoritmos tipos branch-and-bound con el fin de encontrar la solución que más minimice el costo y que satisfice la demanda y otras restricciones relativas a las unidades de generación y al sistema. Por tanto, toma especial importancia los datos sobre el costo de producción de las unidades de generación y los datos de la demanda en cada momento.

Debido a la complejidad que presenta el UC, el carácter reducido del sistema y la posibilidad de tener un apoyo en caso de fallo del UC, se pretende desarrollar un despacho económico con unas reglas sencillas basadas en el entrenamiento de un árbol de decisión. Además, la complejidad de la implantación y el esfuerzo computacional se reducen.

Los árboles de decisión [2] están basados en algoritmos de aprendizaje automático supervisado. Se dividen los datos de entrenamiento aleatoriamente en un conjunto de aprendizaje (LS) y en un conjunto test (TS). Mientras que con el LS se crea y se entra el árbol, el TS se utiliza para validar el desempeño del árbol frente a conjunto de datos no usados durante el entrenamiento.

Este proyecto contribuye las ODS (objetivos de desarrollo sostenible), que han de cumplirse para 2030. Sobre todo, el objetivo 7, que es asegurar el acceso a energías asequibles, fiables, sostenibles y modernas para todos, debido a la facilidad para implantar este sistema off-grid en zonas de difícil acceso y con pocos recursos. También beneficia al cumplimiento del objetivo 8, que es promover el crecimiento económico sostenido, inclusivo y sostenible, el empleo pleno y productivo y el trabajo decente para todos. Debido a que es un sistema basado en árboles de decisión que presenta una facilidad de uso e implantación que no requiere de mano de obra cualificada.

Partiendo de esta información queda contextualizado el proyecto.

1.2.Estado de la cuestión

En este apartado se revisará el estado de arte de los proyectos relacionados creados hasta la fecha.

Este proyecto se basa en dos despachos, uno económico y otro de reglas. Se tomarán referencias de la literatura técnica (artículos de revistas técnicas) para plasmar los conocimientos y las propuestas actuales de la materia.

La manera de creación de un árbol de decisión (DT) [2] es la siguiente: con los datos de LS se crea un nodo superior y de ahí se van usando diferentes atributos para determinar los límites del modelo que lo dividen a través de decisiones dicotómicas. La Figura 2 representa un árbol de decisión completo donde se usan los atributos Pu y Qu. Se usa un “Stop to Split criterion” que se encarga de decidir cuándo sigue siendo conveniente desarrollar más un nodo o no. Hay dos posibles razones para no seguir desarrollándolo: (i) cuando un nodo es puro (su entropía es 0) y (ii) cuando un nodo no aporta suficiente información para el test, que impiden el sobreajuste del modelo con un buen compromiso entre simplicidad y separación. Con los datos de TS se valida el árbol una vez construido.

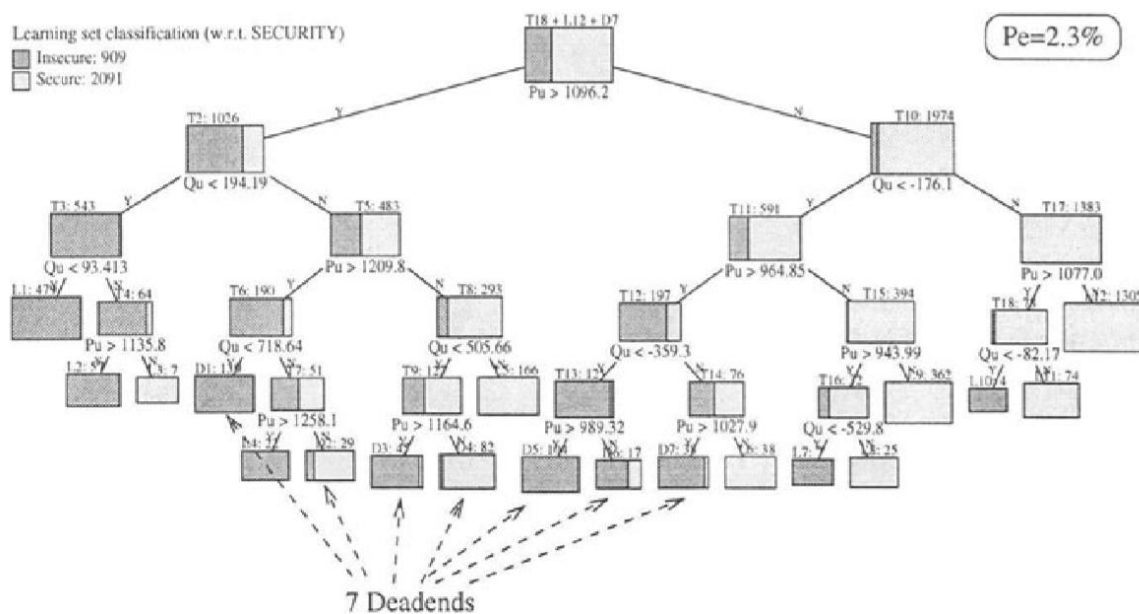


Figura 2: Árbol de decisión completo [2]

La referencia [3] dice que el amplio volumen de datos de los sistemas de energía ha hecho que sea necesario algoritmos de inteligencia artificial. Usa un modelo basado en árboles de decisión (DT), también llamados CART (árbol de clasificación y regresión), para mejorar la eficiencia, manejabilidad y la interpretabilidad. Usando una base de datos de aprendizaje se predice la clasificación o las salidas.

También el artículo dice que los DT se entrenan con una base de datos amplia. Hay 3 métodos de prueba para estimar la precisión de los DT. El primero donde se usan los mismos datos que para entrenar. El segundo se dividen los datos aleatoriamente en un conjunto de

aprendizaje (LS) y un conjunto de prueba (TS). La tercera, la validación cruzada, preferida para las bases de datos de pequeño tamaño. Utilizando la poda y las reglas de división (“splinning rules”).

Este artículo explica las principales aplicaciones del DT en sistemas de energía, que son la evaluación de la seguridad, control preventivo y correctivo, protección, pronóstico, estimación e identificación y diagnósticos erróneos. También se aplicarán los DT al despacho económico con decisiones de arranque.

Los DT presentan debilidad en los límites de decisión que son poco claros, se usan algoritmos extendidos como Fuzzy DT, ANN DT, Random Forest y Tree Net para fortalecer el modelo.

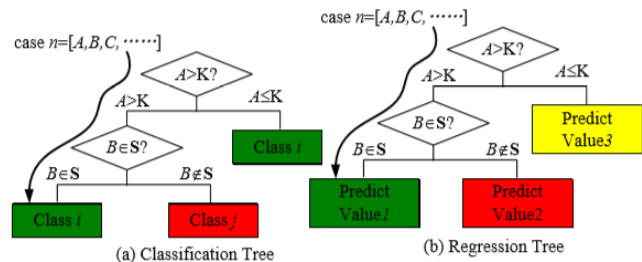
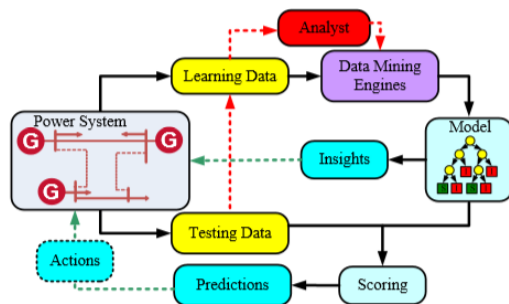


Fig. 1. Architecture of data mining in power systems. Fig. 2. A simple (a) classification tree and (b) regression tree.

Figura 3: Arquitectura de minería en sistemas de energía(izquierda) y un ejemplo de árboles de clasificación y regresión(derecha)[3]

En [4] se utilizan los árboles de decisión para optimizar los despachos económicos ya que en muchos casos las medidas convencionales no dan la solución óptima cuando los sistemas no son lineales y discontinuos, es decir dan el mínimo local y no global. En este estudio no se tiene en cuenta las limitaciones ambientales y ni los problemas de UC. Se usa un modelo de árboles de decisión difusos (“fuzzy logic”) que resulta en un algoritmo que da mejores soluciones y menores pérdidas, pero superando los límites de generación de las máquinas de una manera controlada para no tener repercusiones en la seguridad. Usa un sistema fácil de aplicar, reduciendo el número de árboles y podando. El procedimiento que sigue es entrenamiento y realización del test al sistema. Tiene un conjunto de aprendizaje donde permite en la generación un desvío del 5% y en la demanda un desvío del 10%.

En [5] dice que se puede implantar un despacho económico con redes neuronales artificiales (ANN). El proyecto dispone de una planta y unos generadores que tiene que controlar mediante el despacho económico con decisiones de arranque(“unit commitment“), asignando a los generadores una determinada carga.

Supone una planta con 10 unidades generadoras (250MW cada una), y aplica y entrena el ANN cada 24 horas con unos datos generalizados dando las asignaciones de carga deseadas para el despacho económico. Este proyecto supone que se le restringe al ANN la cantidad de combustible (coste por unidad) que gastar en estas unidades de generación. Supone que las redes neuronales pueden ser de una o múltiple capa de redes de avance (“Layer Feed forward Networks”).

Su modo de funcionamiento consiste en una capa de entrada que va hacia una capa oculta y esta va a una capa de salida (ver Figura 4), son capaces de lidiar con problemas de clasificación no lineares. El diagrama de flujo para determinar el resultado final es el mostrado en la Figura 5 y resulta en un error del orden de 10^{-6} respecto al resultado matemático.

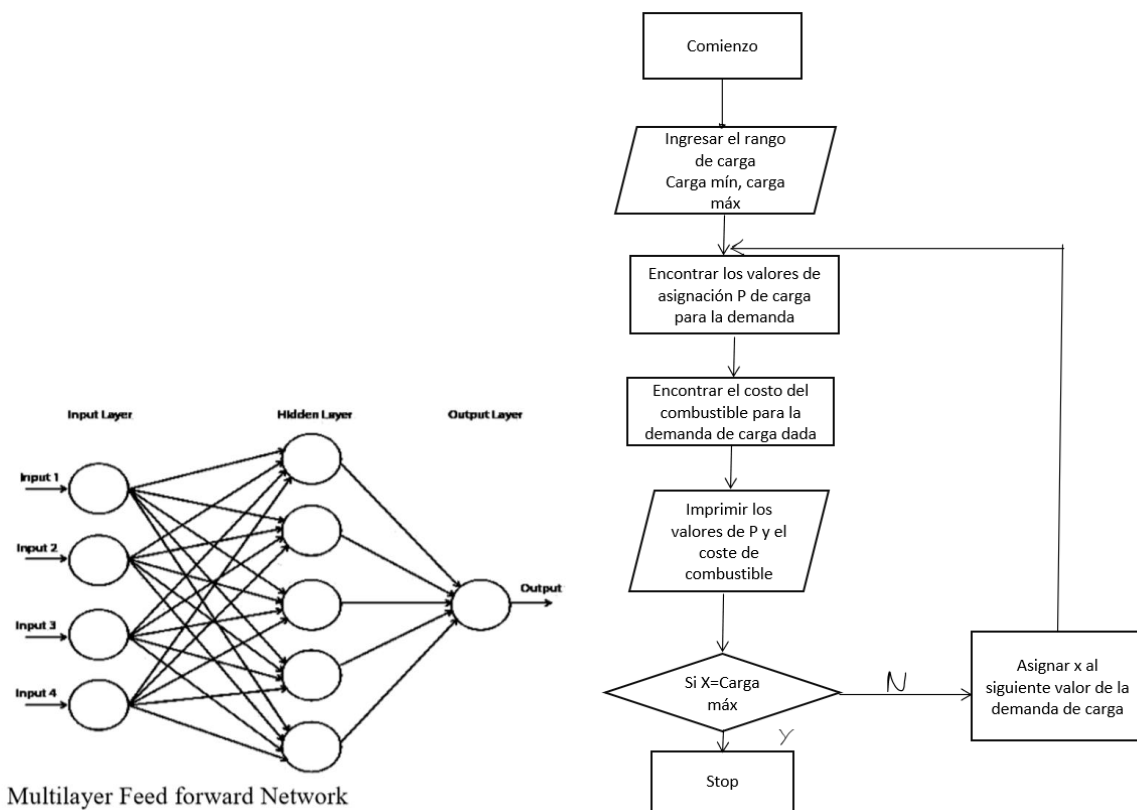


Figura 4: Múltiple capa de redes de avance(izquierda) y diagrama de flujo con redes neuronales(derecha) [5]

En [6] se usa la teoría de juegos para resolver los despachos económicos, el objetivo de este estudio es minimizar los costes del combustible, también introduce un despacho térmico que pretende reducir la liberación de los gases contaminantes, es decir, que estén por debajo de los límites. Para realizar el estudio usa reglas algorítmicas basadas en la teoría de juegos. La teoría de juegos ayuda a encontrar el equilibrio de Nash con diferentes estrategias, estas interactúan entre sí y son capaces de resolver los problemas de tomas de decisiones, sabiendo que cada jugador va a tomar la mejor decisión para su beneficio, se observa en la figura 5 un ejemplo de un juego de 2 jugadores. Se simula para resolver este sistema siguiendo el proceso de la figura 5. Este estudio se basa en 39 nudos y 10 generadores térmicos. Presenta un ligero error a la hora de encontrar los mínimos de coste con respecto a las funciones de Lagrange, pero el resultado del estudio es que la optimización basada en teoría de juegos es mejor que otras técnicas de optimización en términos de precisión en los resultados .

Game Theory Elements	Power System Equivalent
Players	Generation Plants
Strategies	Produced Power
Payoffs	1/0 According to Demand

GP1\GP2	100MW	200MW
100MW	(0,0)	(1,1)
200MW	(1,1)	(0,0)

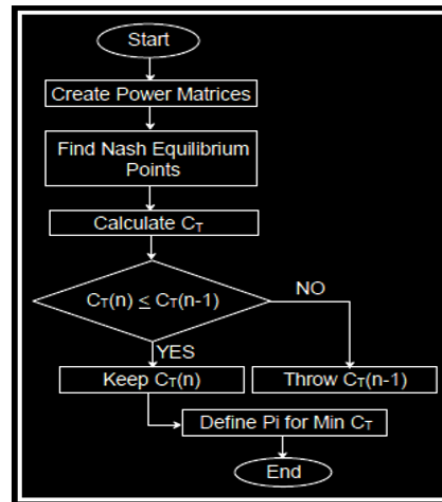


Figura 5: Un ejemplo de un juego de 2 jugadores (izquierda) y diagrama de flujo del algoritmo propuesto (derecha) [6]

En [7] el objetivo es resolver un despacho económico usando el algoritmo WI-PSO, también llamado de enjambre de partículas de peso mejorado (“weight improved particle swarm optimization”), pretende optimizar el uso de los generadores de energías fósiles. Utiliza restricciones tales como la carga del equilibrio de potencia, los límites de velocidad de rampa y el límite de generación. Propone una mejora en la capacidad de las partículas para explorar los espacios de solución de manera más efectiva y aumentar su tasa de convergencia.

Este sistema consta de tres unidades, una unidad generadora, una unidad de corporación de las restricciones de equilibrio de potencia y otra donde se tienen en cuenta los límites operativos y los límites de velocidad de rampa. Como resultado del estudio se presenta una efectividad y solidez en comparación con otros algoritmos heurísticos de la literatura.

Proporciona soluciones rápidas y razonables. Tiene un concepto simple, con fácil implementación y eficiencia computacional. Como conclusión se aplicó al sistema con éxito con una mejora en la convergencia y en el algoritmo, aplicando más efectivamente las restricciones en menor tiempo.

Un breve resumen del uso del algoritmo es el siguiente:

1. Elegir el tamaño de la población, el número de generación y los límites.
2. Inicializar la velocidad y la posición de las partículas de manera aleatoria, sin un rango preespecificado
3. Modificar el contador $t=t+1$
4. Evaluar la aptitud por cada partícula, de acuerdo con su función objetivo.
5. Comparar la aptitud de la partícula con su mejor estimación. Si el valor actual es mejor, entonces el valor de la mejor estimación cambia a este último valor.
6. Velocidad actualiza mediante el uso del mejor global y el mejor individual.
7. Posición actualizada usando la velocidad actualizada
8. Si se alcanza la iteración máxima, entonces surgen criterios de stop.

Utilizando estos artículos basados en proyectos se llega a la conclusión de que la inteligencia artificial, en nuestro caso los árboles de decisión ayudan a la mejora de los despachos económicos.

La diferencia que presenta el proyecto que se va a realizar posteriormente con los citados aquí es que el despacho económico va a estar basado en árboles de decisión y que se aplica a un sistema off-grid de un edificio real, teniendo en cuenta las restricciones de los generadores y del sistema. Este modelo es menos complejo y de más fácil implementación que un despacho económico convencional con decisiones de arranque .

1.3.Motivación

En este apartado se justifica las motivaciones por las cuales se decide realizar este proyecto.

Todos los proyectos nacen de la necesidad de resolver un problema de la sociedad que todavía no ha encontrado solución. En este proyecto, se observa que hay una gran complejidad en los despachos económicos con decisión de arranque (UC). Por tanto, se pretende desarrollar una mejora en el UC mediante un sistema basado en algoritmos de aprendizaje automático supervisado, los árboles de decisión (DT), mediante reglas sencillas, debido al carácter reducido del sistema. Estas reglas servirán además de back-up o de sistema secundario en caso de falta o fallo del sistema de UC.

Es un proyecto útil y real que se podría aplicar en cualquier red off-grid existente, con todas las dificultades que conlleva su diseño y puesta en marcha, que se desarrollarán en este proyecto.

También hay una motivación de carácter académico debido a que sobre este proyecto se podrían realizar estudios basados en otros tipos de aprendizaje más complejos, tanto supervisado como no supervisado, pero serán los DT los que se analizarán debido a la facilidad de manejo y entendimiento del ser humano sobre ellos.

1.4. Objetivos del proyecto

En este apartado se muestran los objetivos que se persigue resolver con este proyecto. Concretando lo que se ha comentado en los anteriores apartados llegamos a los siguientes objetivos:

- Desarrollar un modelo de gestión de energía de redes off-grid, mediante el desarrollo de un despacho económico basado en reglas a través de un árbol de decisión (DT), en cada hora decide que elementos conectar y cuales desconectar.
- Hacer reglas sencillas para el despacho económico eléctrico.
- Seleccionar la variable de salida (la consigna de generación de las centrales) y las variables de entrada o decisión.
- Entrenar y validar al árbol de decisión.
- Estudio de la viabilidad de aplicar el proyecto a un sistema real off-grid.

1.5. Recursos a emplear

En este apartado se analiza las herramientas y los medios con los que se va a realizar el proyecto. Las herramientas usadas son Excel y Matlab. En Excel se proporciona los datos relevantes del coste y características de fábrica de todas las unidades (generadores convencionales, baterías, planta PV y generador eólico) que forman parte del sistema. En Matlab se encuentran los archivos iniciales que proporcionan un despacho económico y en Matlab se creará en los posteriores apartados el despacho de reglas basado en un árbol de decisión (DT) y se entrenará el árbol en Matlab también.

Los recursos a emplear dependen del uso de un ordenador por tanto se encuentran disponibles en la propia universidad.

2. Despacho económico basado en optimización

Este despacho es sobre el que se van a tomar los datos en los que se basará el despacho económico con decisiones de arranque, es decir su resolución es el punto de partida de este trabajo de fin de grado.

2.1 Modelo de despacho

Para introducir el flujo de carga se explica en primer lugar el modelo con la programación semanal de un despacho económico, es decir, una función objetivo estándar de minimización de costes y las restricciones necesarias para la operación del sistema.

2.1.1 Nomenclatura

Índices:

- $g, g', g'' \dots$ Grupo generador g (1 a N_g)
- $h, h' \dots$ Hora h (1 a 168)
- st tipo de arranque (templado, caliente o frío)

Parámetros:

- $C_{g,h}^{fix}$: Coste fijo del grupo generador g [€]
- C_g^{lin} : Coste lineal del grupo generador g [€/MWh]
- C_g^{qua} : Coste cuadrático del grupo generador g [€/MWh²]
- $C_{g,st}^{start-up}$: Coste de arranque tipo st en generador g [€]
- $C_g^{shut-down}$: Coste de parada grupo generador g
- D_h : Demanda de potencia en la hora h [MW]
- P_g^{min} : Mínimo técnico del grupo generador g [MW]
- P_g^{max} : Máximo técnico del grupo generador g [MW]
- R_g^{down} : Rampa de bajada del grupo generador g [MW/h]
- R_g^{up} : Rampa de subida del grupo generador g [MW/h]

Variables:

- $c_{g,h}$: Coste de generación del grupo generador g en la hora h [€]
- $c_{g,h}^{start-up}$: Coste de arranque del grupo generador g en la hora h [€]
- $c_{g,h}^{shut-down}$: Coste de parada del grupo generador g en la hora h [€]
- $p_{g,h}$: Potencia generada por el grupo generador g en la hora h [MW]
- $p_{g,h}^{overpmin}$: Potencia generada por encima del mínimo técnico P_g^{min} por el generador g en la hora h [MW]
- $resgen_{g,h}^{up}$: Reserva a subir proporcionada por el grupo generador g en la hora h [MW]
- $resgen_{g,h}^{down}$: Reserva a bajar en el grupo generador g en la hora h [MW]

Variables binarias:

- $cx_{g,h}$: Arranque del grupo generador g en la hora h [0/1]
- $dx_{g,h}$: Parada del grupo generador g en la hora h [0/1]
- $\delta_{g,h}$: Estado de conexión del grupo generador g en la hora h [0/1]

2.1.2 Función objetivo

$$\min \sum_{g,h} (c_{g,h} + c_{g,h}^{start-up} + c_{g,h}^{shut-down}) \quad (1.1)$$

$$c_{g,h} = C_g^{fix} * \delta_{g,h} + C_g^{lin} * p_{g,h} + C_g^{qua} * (p_{g,h}^{e,net})^2 \quad \forall g, h \quad (1.2)$$

$$c_{g,h}^{start-up} = C_{g,st}^{start-up} * cx_{g,h} \quad \forall g, h \quad (1.3)$$

$$c_{g,h}^{shut-down} = C_g^{shut-down} * dx_{g,h} \quad \forall g, h \quad (1.4)$$

Analizando los términos de la función se tiene en la ecuación 1.2 el coste por generador y hora, que se compone de un coste fijo multiplicado por una variable binaria que simboliza el estado de conexión del generador g , un coste lineal y un coste cuadrático, ambos dependientes de la potencia generada.

En las ecuaciones 1.3 y 1.4 estarán asociados los costes de arranque y parada para cada generador, multiplicados por las variables binarias de decisión de arranque y parada respectivamente.

2.1.3 Restricciones

Balance de demanda eléctrica:

$$\sum_g p_{g,h} + \sum_{ess} (p_{ess,h}^{gen} - p_{ess,h}^{con}) + \sum_{pv} p_{pv,h} + \sum_{wnd} p_{wnd,h} + \sum_{dr} (p_{dr,h}^{down} - p_{dr,h}^{up}) = D_h \quad \forall h \quad (2.1)$$

La demanda de energía deberá ser satisfecha en todo momento. Para esta formulación inicial se tratará el sistema de generación como un mismo nudo donde se encuentra la totalidad de generación y consumo, por un lado se tiene la generación térmica $p_{g,h}$, la fotovoltaica $p_{pv,h}$, la eólica $p_{wnd,h}$ y la demanda gestionable $p_{dr,h}^{down} - p_{dr,h}^{up}$. Como particularidad se encuentra la potencia en el conjunto de baterías, que podrá encontrarse consumiendo o generando energía según las condiciones del sistema, por lo que será necesario el uso de dos variables en lugar de una.

Balance neto cero de la demanda gestionable:

$$\sum p_{dr}^{down} - p_{dr}^{up} = 0 \quad (2.2)$$

Las subidas y bajadas de demanda gestionable deben tener valor neto 0 al final de la ejecución del despacho.

Límites de generación de los grupos generadores:

$$P_g^{min} * \delta_{g,h} \leq p_{g,h} \leq P_g^{max} * \delta_{g,h} - (P_g^{max} - P_g^{min}) * (dx_{g,h-1} + cx_{g,h}) \quad \forall g, h \quad (2.3.1)$$

$$p_{pv}^{min} * \delta_{pv,h} \leq p_{pv,h} \leq P_{pv}^{max} * \delta_{pv,h} \quad \forall pv, h \quad (2.3.2)$$

$$P_{wnd}^{min} * \delta_{wnd,h} \leq p_{wnd,h} \leq P_{wnd}^{max} * \delta_{wnd,h} \quad \forall wnd, h \quad (2.3.3)$$

$$P_{ess}^{gen,min} * \delta_{ess,h} \leq p_{ess}^{gen} \leq P_{ess}^{gen,max} * \delta_{ess,h} \quad \forall ess, h \quad (2.3.4)$$

$$P_{ess}^{con,min} * \delta_{con,h} \leq p_{ess}^{con} \leq P_{ess}^{con,max} * \delta_{ess,h} \quad \forall ess, h \quad (2.3.5)$$

$$P_{dr}^{up,min} \leq p_{dr,h}^{up} \leq P_{dr}^{up,max} \quad \forall dr, h \quad (2.3.6)$$

$$P_{dr}^{down,min} \leq p_{dr,h}^{down} \leq P_{dr}^{down,max} \quad \forall dr, h \quad (2.3.7)$$

En las ecuaciones 2.3 se establecen los límites máximo y mínimo de la potencia de generación. Las potencias máximas y mínimas estarán siempre multiplicadas por la variable binaria de estado de conexión $\delta_{g,h}$ para evitar que en caso de estar desconectadas su p_g sea no nula. En la ecuación 2.3.1 se encuentra una particularidad de los generadores térmicos y es que, a pesar de estar desconectados de la red pueden estar funcionando a una potencia determinada estando en situaciones de arranque en la hora h o parada en la hora $h-1$

Límites de rampa de los grupos generadores:

$$-R_g^{down} \leq p_{g,h} - p_{g,h-1} \leq R_g^{up} \quad \forall g, h \quad 2.4$$

En la ecuación 2.4 se establece, para los generadores térmicos, que la diferencia entre la potencia en la hora h y en la hora $h-1$ deberá ser menor que las rampas de subida y bajada máximas admisibles.

Decisiones de arranque de los generadores:

$$\delta_{g,h} - \delta_{g,h-1} = cx_{g,h} - dx_{g,h} \quad \forall g, h \quad (2.5.1)$$

$$cx_{g,h} + dx_{g,h} \leq 1 \quad \forall g, h \quad (2.5.2)$$

En la ecuación 2.5.1 se garantiza que en caso de que haya una decisión de arranque o parada, la variable $\delta_{g,h}$ se actualice a su valor correspondiente.

En la ecuación 2.5.2 se evita que el programa decida arrancar y parar el generador en la misma hora, por lo que únicamente una de las dos variables podrá tomar 1 como valor.

Estado de carga de las baterías:

$$e_{ess,h} = e_{ess,h-1} - \frac{p_{ess,h}^{gen}}{\eta_{ess}^{gen}} + \eta_{ess}^{con} * p_{ess,h}^{con} \quad \forall ess, h \quad (2.6.1)$$

$$e_{ess,hfinal} = e_{ess,h0} \quad \forall ess \quad (2.6.2)$$

$$E_{ess}^{min} \leq e_{ess,h} \leq E_{ess}^{max} \quad \forall ess, h \quad (2.6.3)$$

A la hora de monitorizar el estado de carga de las baterías se necesita saber la potencia que entra y sale a cada hora. En la ecuación 2.6.1 se calcula como el estado de carga en la hora h-1 menos la potencia generada, más la potencia consumida. Hay que tener en cuenta que las baterías tienen un rendimiento, que penaliza la potencia consumida (η_{ess}^{con}) y generada (η_{ess}^{gen}) en el sistema.

Finalmente se tendrá en la restricción 2.6.2 la necesidad de mantener el estado de carga en cada ciclo de ejecución del programa, además de un límite de nivel máximo y mínimo de la ecuación 2.6.3.

Restricciones de reserva:

$$resgen_{g,h}^{up} = P_g^{max} * \delta_{g,h} - p_{g,h} \quad \forall g, h \quad (2.7.1)$$

$$resgen_{g,h}^{down} = p_{g,h} - P_g^{min} * \delta_{g,h} \quad \forall g, h \quad (2.7.2)$$

$$respv_{pv,h}^{up} = P_{pv}^{max} * \delta_{pv,h} - p_{pv,h} \quad \forall pv, h \quad (2.7.3)$$

$$respv_{pv,h}^{down} = p_{pv,h} - P_{pv}^{min} * \delta_{pv,h} \quad \forall pv, h \quad (2.7.4)$$

$$resess_{ess,h}^{up} = P_{ess}^{gen,max} * \delta_{ess,h} - p_{ess,h}^{gen} + p_{ess,h}^{con} \quad \forall ess, h \quad (2.7.5)$$

$$resess_{ess,h}^{down} = P_{ess}^{con,max} * \delta_{ess,h} - p_{ess,h}^{con} + p_{ess,h}^{gen} \quad \forall ess, h \quad (2.7.6)$$

$$\sum_{g \neq g} (resgen_{g,h}^{up}) + \sum_{pv} (respv_{pv,h}^{up}) + \sum_{wnd} (reswnd_{wnd,h}^{up}) + \sum_{ess} (resess_{ess,h}^{up}) \geq F_{genloss} * p_{g,h} \quad \forall g, h \quad (2.7.7)$$

Para garantizar la calidad y continuidad del suministro, deberá existir un coeficiente de reserva, la reserva a bajar por un grupo generador g,pv... ha de ser compensada por cualquier otro generador.

2.2. Resolución del despacho económico por optimización

Las siguientes gráficas muestran la solución del despacho económico basado en optimización con los datos de una semana.

En la figura 6 se observan tres gráficas distintas. La primera representa la demanda neta y la energía renovable vertida que no se utiliza. La demanda tiene procesos cíclicos que se repiten todos los días, con zonas de valle y con zonas de punta. También hay más energía vertida en las horas de menor demanda (valle) y en los últimos días de la semana.

La segunda gráfica muestra la generación de energía del viento, del sol y de las dos centrales térmicas. Se observa que las últimas no se utilizan en esta simulación porque la demanda se puede suplir con la batería y con las generaciones renovables. La generación del sol es la más barata con un coste de 0.01 €/kWh, por tanto, el despacho de optimización decide utilizar el sol disponible como primera opción. Como segunda opción se usa, con un coste de 0.02 €/kWh, la generación del viento para demandas que no se suplen en algunos casos con el sol y en otros con el sol y la batería.

La tercera gráfica es el estado la carga y descarga de la batería para cada hora. Con un coste de 0.02 €/kWh, se observa que al tener el mismo coste de generación que el viento, se van alternando para suplir toda la demanda en función de alcanzar la solución óptima.

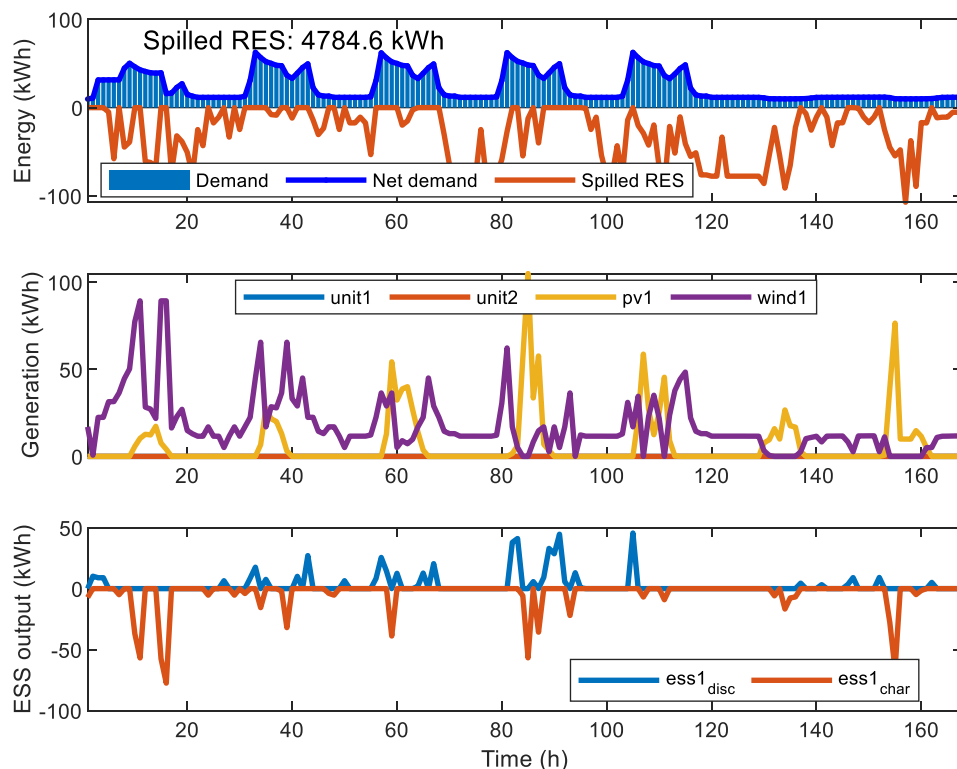


Figura 6: Despacho económico basado en optimización

Se observa en la figura 7 la energía almacenada en la batería a lo largo de la semana y las potencias de carga y descarga (ver también figura 6). Tiene que cumplir unos criterios. El valor máximo de acumulación a lo largo de la semana tiene que ser de 400 kWh, el valor

inicial y final tienen que ser 200kWh y no puede tener energía negativa. Partiendo de esas condiciones el despacho de optimización encuentra la solución de menor coste.

La solución que encuentra, como se ve en la figura, es cargar hasta la máxima capacidad de la batería, aprovechando la mayor cantidad de sol y viento disponibles (figura 8), para poder hacer uso de la batería el resto de la semana y al finalizar la semana comienza a cargarse para conseguir el criterio del valor final.

Cuando la batería se está cargando al principio de la semana, la generación del viento utiliza toda su capacidad. Cuando la batería está cargada, la generación de viento solo se utiliza para suplir la demanda, con una mayor cantidad de energía vertida, debido a que la generación del sol es más barata.

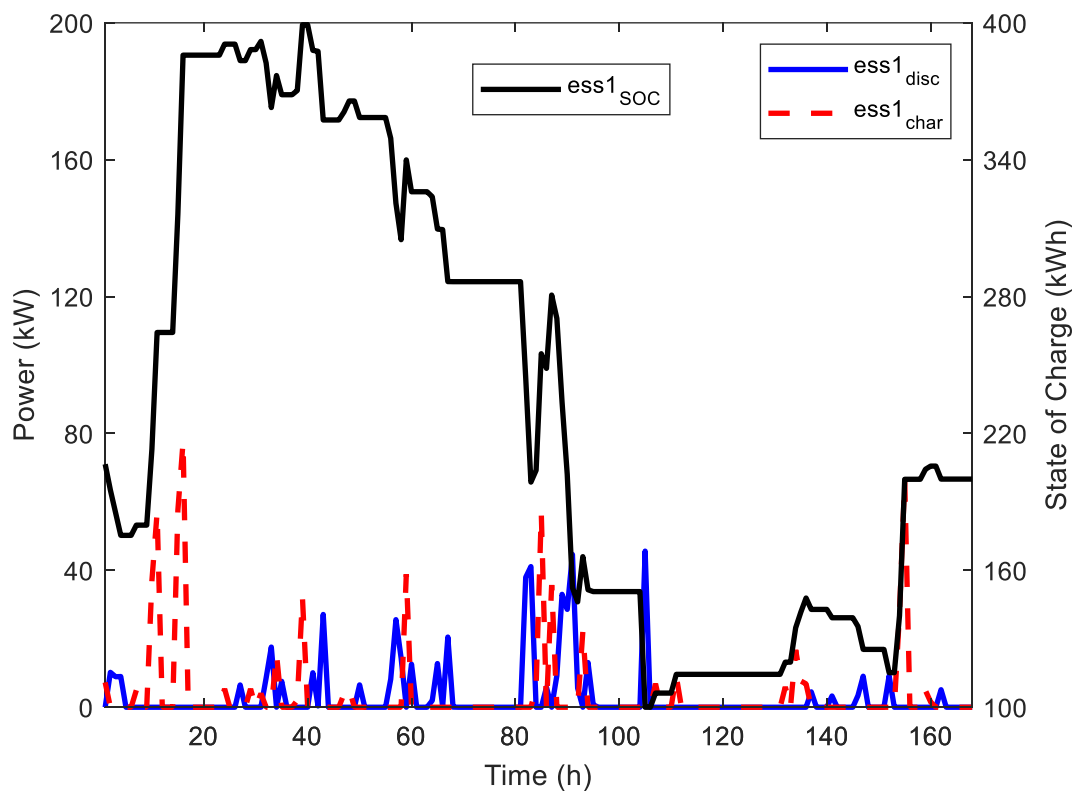


Figura 7: Estado de la carga de la batería

3. Despacho económico con decisión de arranque basado en árboles

3.1. Visión global

Recordando lo citado en el apartado 1, este proyecto es un despacho económico con decisiones de arranque (“unit commitment”).

- El despacho económico con decisiones de arranque determina qué unidades arrancar y parar (decisión binaria) y cuánto producen las unidades arrancadas (consigna de generación, siendo una decisión continua).
- Se propone usar un árbol en vez de aplicar un problema de optimización para tratar el problema del despacho económico con decisiones de arranque. A diferencia de un problema de optimización cuyo horizonte de decisión aquí es semanal, el árbol sólo toma la decisión con los datos conocidos actualmente.
- Los árboles de decisión son de gran utilidad si las decisiones a tomar son discretas, es decir, si las decisiones a tomar presentan pocas opciones. Además, las decisiones (las pruebas dicotómicas) son interpretables.
- No obstante, el despacho económico también determina la consigna de generación. Dado que el árbol de decisión permite decidir el estado de conexión (arranque o parada) de las unidades, hay que complementar el árbol por unas reglas adicionales que determinan la consigna de generación (y/o absorción en casa de baterías) de cada unidad.
- Por tanto, el conjunto de reglas que forman el despacho económico con decisiones de arranque está formado por las pruebas dicotómicas y las reglas determinando la consigna de cada unidad.

También tiene como objetivo mostrar la utilidad y la aplicación en entornos reales de la simulación y algoritmos de aprendizaje automático supervisado de árboles de decisión.

Los pasos que se van a seguir son:

1. Se simulan datos suficientes (aquí 168 horas correspondientes a una semana de operación) para tener una muestra de un tamaño considerable del despacho económico de optimización con decisiones de arranque en la aplicación de Matlab. Como se comentaba anteriormente este despacho viene ya programado y es el punto de partida del proyecto.
2. Se seleccionan las variables sobre las cuales el árbol de decisión va a tomar una u otra decisión, es decir las variables de entrada y de salida.
3. De la muestra inicial de la simulación se toman una parte de los datos, aproximadamente el 70% (125 horas), que irán al conjunto de aprendizaje (LS) que se usarán para entrenar el árbol.
4. Se toman aproximadamente el 30 % (43 horas) de la muestra inicial que no se había utilizado para el entrenamiento del árbol e irá al conjunto (TS) para validar si es correcta la información del árbol.
5. Se deciden las reglas para el despacho económico para las salidas del árbol de decisión.

- Se compara la solución óptima que presenta el árbol de decisión con el resultado que sale de la optimización del UC.

En la siguiente figura se muestra la estructura del proyecto que se sigue.



Figura 8: Estructura del proyecto

En los siguientes apartados se desarrollarán más ampliamente estos pasos.

3.2. Selección de las variables de decisión y las variables de salida

Las variables de decisión (entrada) seleccionadas para el árbol son el sol, el viento y la demanda neta¹ que hay esa semana. Estas variables son datos numéricos. Estos datos se conocen siempre a priori.

x1	Sol
x2	Viento
x3	Demanda neta

Tabla 1: Datos de entrada

Las variables de salida del árbol no pueden ser valores continuos, tienen que ser discretos. Por tanto, se optó por crear categorías para definir las salidas. Estos datos no se conocen a priori, por tanto, hay que tomarlos del arranque de la semana del despacho económico de optimización.

Los números se ordenan de izquierda a derecha como generador térmico 1, térmico 2, solar, viento y batería. Los cuatro primeros datos toman los valores de 0 ó 1, para apagado o encendido. Mientras que el último toma 1 para descarga, 0 para carga y 2 ni carga ni descarga.

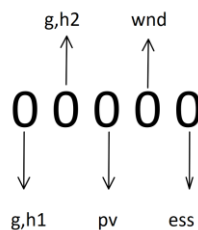


Figura 9: Nomenclatura de las salidas categóricas

Se han seleccionado 7 categorías de todas las que hay porque son las únicas que aparecen esta semana. La idea de las salidas en 0/1/2 viene de optimizar los datos que ya se tenían del

¹ Demanda neta = Demanda eléctrica – Datos del sol – Datos del viento

despacho de optimización, cambiando el formato de los datos en categorías. Están pensadas para que sean categorías con 5 valores. Pero como esta semana los generadores de las centrales térmicas se mantienen apagados solo aparecen categorías con 3 valores. Los 0 de la izquierda no aparecen en el árbol, pero siguen estando.

1	Batería descargándose
10	Generación de viento y batería cargándose
11	Generación de viento y batería descargándose
12	Generación de viento y batería sin carga ni descarga
110	Generación de sol, viento y batería cargándose
111	Generación de sol, viento y batería descargándose
112	Generación de sol, viento y batería sin carga ni descarga

Tabla 2: Categorías de las variables de salida

Durante la semana de estudio (ver sección 2) la central de viento está conectada, mientras que la de sol se alterna entre encendido y apagado (de día y de noche). La batería también aparece cargándose, descargándose o no haciendo nada, pero para esta semana no aparece la categoría 0 ni 2, siempre viene acompañada de otros elementos encendidos (10,12...).

Por tanto, el árbol se entrenará para las 7 categorías correspondientes a esta semana y el algoritmo aprenderá para otras semanas con la misma casuística.

3.3. Entrenamiento y validación del árbol

Para el conjunto de entrenamiento se seleccionaron 125 datos aleatorios de los 168 disponibles, para que el árbol tuviera datos tanto del arranque, de la semana y del final de la semana.

Se observa en la figura 10 el árbol de decisión que se genera con los datos de entrada y de salida. Ha obtenido un árbol con 21 nodos, de los cuales finales son 11. Los datos más relevantes para la elección de una categoría para cada hora son la cantidad de sol y la demanda neta y en menor medida la cantidad de viento.

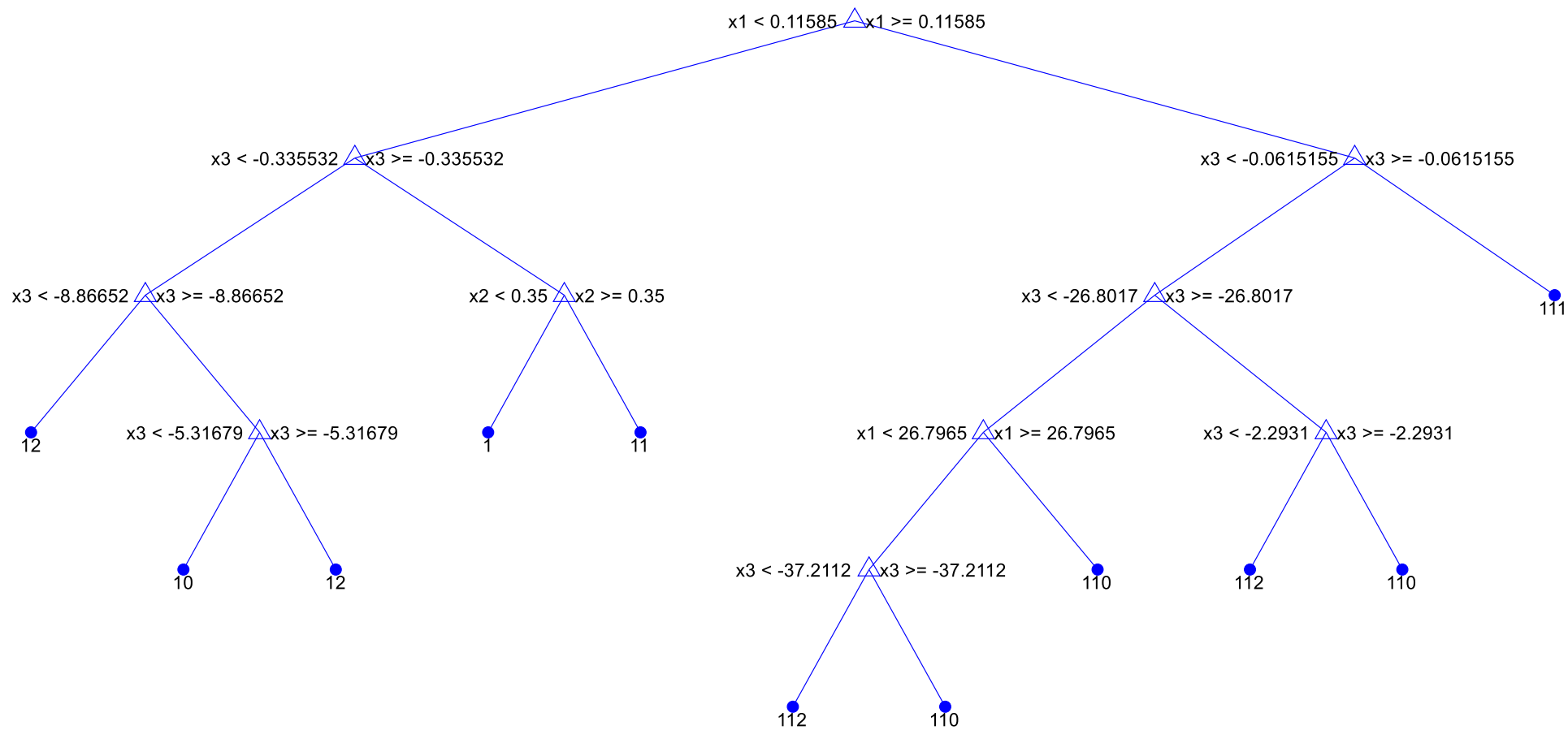


Figura 10: Conjunto de entrenamiento

Para el conjunto test se seleccionaron los 43 datos que no se usaron en el entrenamiento. Se observa en la figura 11 una validación del 86% (37 datos correctos y 6 datos erróneos), por tanto, se puede dar por aceptable el árbol de decisión que se va a utilizar en el modelo.

La matriz de confusión presenta por un lado la clase que ha predicho el árbol para esa hora y por otro su clase verdadera. Cuando ambas coinciden, se suma +1 en la entrada correspondiente en la diagonal principal en un color azul. Cuando no coinciden, se suma +1 en los elementos no diagonales en un color rojo. En los datos de la derecha están los porcentajes de horas reales que se han predicho adecuadamente. Mientras que en los datos de abajo están los porcentajes de las horas simuladas que se han ordenado adecuadamente según la realidad.

Se observa también que los datos erróneos son debidos a la batería (categorías 10, 11, 110 y 112), por la complejidad que representa la distinción de la batería en carga o en la que no carga ni descarga.

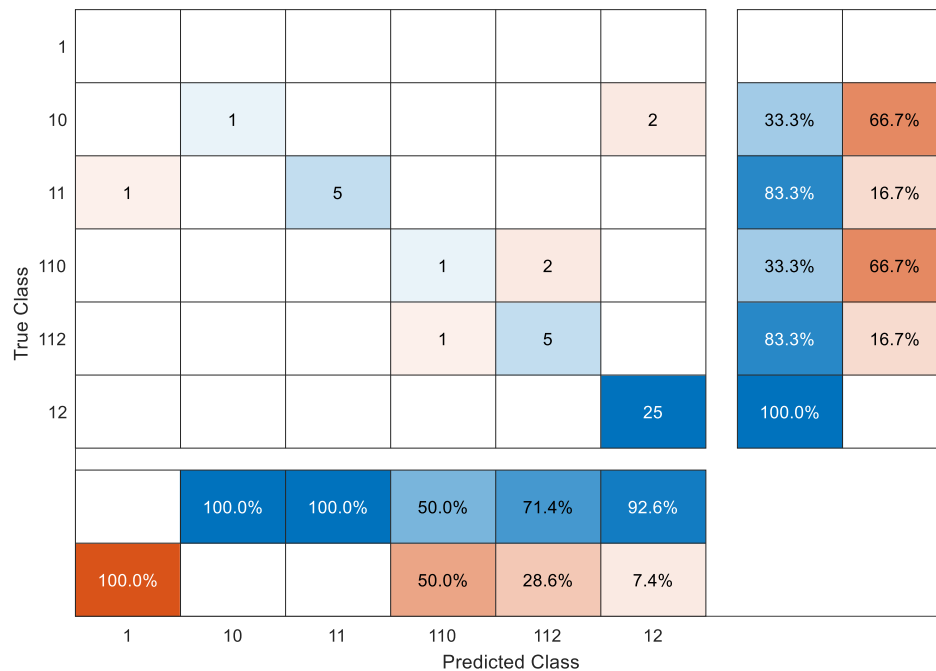


Figura 11: Conjunto test

Como método de comprobación del código usado, también se estudia el conjunto test con los mismos datos de entrenamiento. Con una validación del 91,2%, el desempeño del árbol aplicado al TS es similar al desempeño para el LS.

1			1						100.0%
10		3						2	60.0% 40.0%
11	1		18						94.7% 5.3%
110				13			5		72.2% 27.8%
111					11				100.0%
112				1		15			93.8% 6.3%
12		1						54	98.2% 1.8%
		75.0%	94.7%	92.9%	100.0%	75.0%	96.4%		
	100.0%	25.0%	5.3%	7.1%		25.0%	3.6%		
	1	10	11	110	111	112	12		
	Predicted Class								

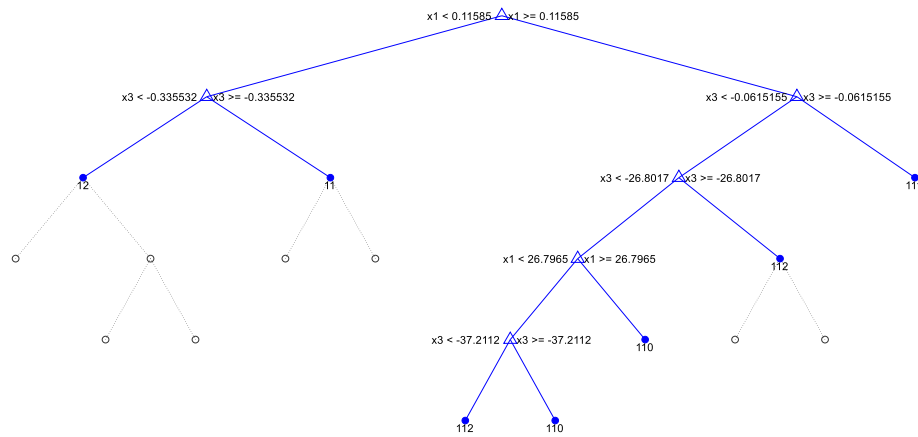
Figura 12: Comprobación del funcionamiento del código del conjunto test

Se ha utilizado el árbol completo debido a que al tener 168 horas disponibles no representa un nivel elevado de sobreajuste. Si se utiliza el método de ramificación y poda, el árbol ordena la matriz de confusión con una validación igual o ligeramente peor. Es decir, en este caso, para tener la máxima precisión posible en semanas con esa casuística se ha decidido usar el árbol completo debido a la cantidad reducida de horas.

Si se entrenara el árbol para un mayor número de horas que una semana, podría ser necesario eliminar las soluciones que son menos probables que sucedan. En este caso aparecerían los problemas de sobreajuste que es el efecto de sobreentrenar el algoritmo. Interesaría un árbol que esté preparado para resolver diferentes situaciones, pero no demasiado específicas.

En la tabla 3 se observa las matrices de confusión con los respectivos niveles de poda del árbol. Para el nivel de poda 1 se tiene una validación igual que para el árbol completo, pero como se ha comentado, en esta ocasión debido a la cantidad de datos reducidos se ha optado por usar el árbol completo. Los siguientes niveles de poda tienen una validación algo menor.

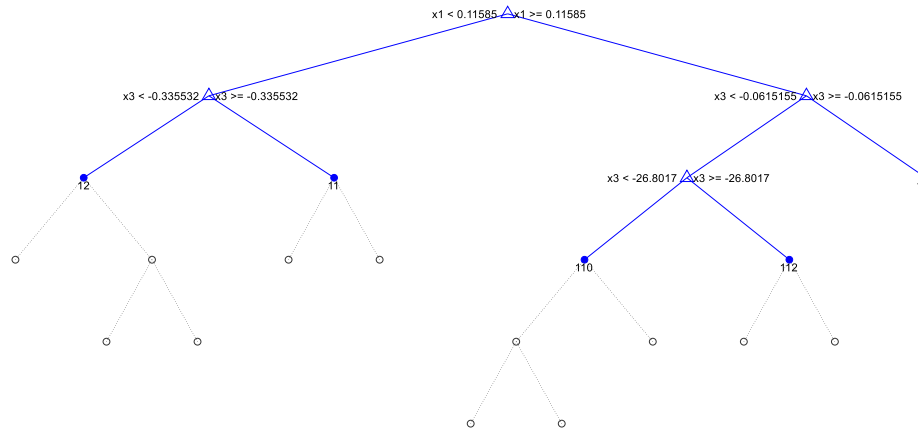
Nivel de poda 1



Matriz de confusión- 86% validación

10				3		100.0%
11	6				100.0%	
110		1	2		33.3%	66.7%
112		1	5		83.3%	16.7%
12				25	100.0%	
		100.0%	50.0%	71.4%	89.3%	
			50.0%	28.6%	10.7%	
	10	11	110	112	12	

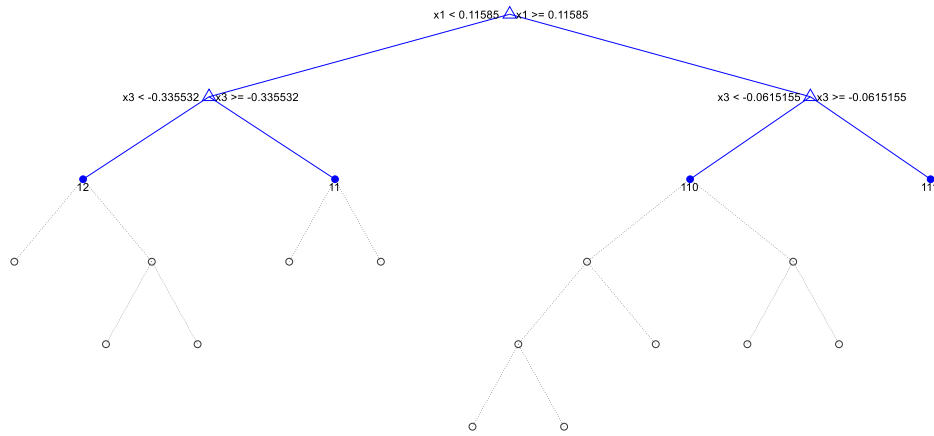
Nivel de poda 2



Matriz de confusión- 81,4% validación

10				3		100.0%
11	6				100.0%	
110			2	1	66.7%	33.3%
112			4	2	33.3%	66.7%
12				25	100.0%	
		100.0%	33.3%	66.7%	89.3%	
			66.7%	33.3%	10.7%	
	10	11	110	112	12	

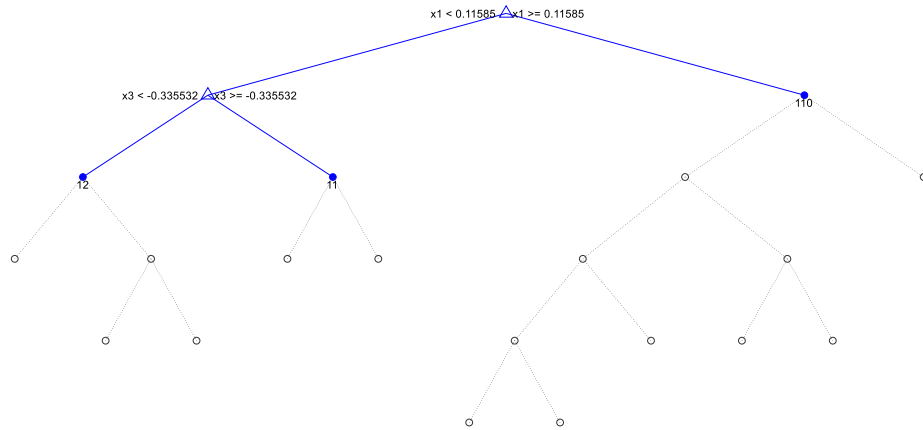
Nivel de poda 3



Matriz de confusión- 79 % validación

10					3		100.0%
11	6					100.0%	
110			3			100.0%	
112			6				100.0%
12					25	100.0%	
	100.0%	33.3%		89.3%			
		66.7%		10.7%			
	10	11	110	112	12		

Nivel de poda 4



Matriz de confusión- 79% validación

10					3		100.0%
11	6					100.0%	
110			3			100.0%	
112			6				100.0%
12					25	100.0%	
	100.0%	33.3%		89.3%			
		66.7%		10.7%			
	10	11	110	112	12		

Tabla 3: Comparativa del nivel de poda con la matriz de confusión

3.4.Reglas sencillas

Una vez determinado qué unidades están conectadas y cuáles no, es necesario determinar la consigna de generación y absorción (en caso de baterías). Con el árbol ya entrenado se van seleccionando las variables de salida (grupos) para las distintas horas y se efectúan en cada grupo reglas sencillas. La bondad de este conjunto de reglas se evaluará comparándolas con el resultado del despacho económico basado en optimización.

3.4.1. Nomenclatura

- P_g^{ess} : Potencia generada por la batería
- P_g^{pv} : Potencia generada por el sol
- P_g^{wnd} : Potencia generada por el viento
- D_h : Demanda eléctrica
- D_{ne} : Demanda neta
- V_d : Viento disponible
- S_d : Sol disponible

3.4.2. Grupo 1- Batería descargándose

La batería se encarga de suplir toda la demanda, se da en las horas en las que no hay sol y la batería está cargada lo suficiente para usarse. En este grupo se fija en el estado de carga de la batería.

$$P_g^{ess} = D_h \quad (3.1.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (3.1.2)$$

$$P_g^{wnd} = 0 \quad (3.1.3)$$

3.4.3. Grupo 10- Generación de viento y batería cargándose

La generación del viento es la máxima posible, para suplir la demanda y cargar la batería. Este grupo aparece sobre todo al comienzo y al final de la semana, donde se necesita cargar la batería.

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (3.2.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (3.2.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (3.2.3)$$

3.4.4. Grupo 11- Generación de viento y batería descargándose

En este caso con la generación de viento máxima no es posible suplir toda la demanda, por tanto, se necesita utilizar la batería. Se da en situaciones sin sol y con demanda elevada.

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (3.3.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (3.3.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (3.3.3)$$

3.4.5. Grupo 12-Generación de viento y batería sin carga ni descarga

El viento suple toda la demanda, no es necesario hacer uso de la batería y no hay sol disponible. Este grupo a veces se confunde con el 10, debido a la complejidad del sistema.

$$P_g^{ess} = 0 \quad (3.4.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (3.4.2)$$

$$P_g^{wnd} = D_h \quad (3.4.3)$$

3.4.6. Grupo 110-Generación de sol, viento y batería cargándose

Este grupo presenta dos reglas distintas, cambian a la mitad de la semana. En los primeros días se carga la batería hasta su valor máximo, una vez que ha alcanzado ese valor máximo, al algoritmo le interesa que la carga sea la más barata posible, por tanto, se carga con el sol y aunque el viento sigue conectado no genera energía.

En la primera mitad de la semana

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (3.5.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (3.5.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (3.5.3)$$

En la segunda mitad de la semana

$$P_g^{ess} = D_h - S_d \quad (3.5.4)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (3.5.5)$$

$$P_g^{wnd} = 0 \quad (3.5.6)$$

Estas reglas funcionan porque inicialmente hay mucho viento y sol disponibles. Si fuera al revés e inicialmente no hubiera demasiado, estas reglas se alternarían, por tanto, sería primero las de la segunda mitad y luego las de la primera mitad. Cuantas más semanas se entrenen más precisas serán las reglas y mejor funcionará.

3.4.7. Grupo 111- Generación de sol, viento y batería descargándose

Este grupo aparece cuando la demanda es muy alta. Se usa el sol y el viento disponible, la batería para suplir lo que queda de demanda, se descarga.

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (3.6.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (3.6.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (3.6.3)$$

3.4.8. Grupo 112-Generación de sol, viento y batería sin carga ni descarga

En este caso la batería no actúa y para producir la energía más barata, primero se utiliza todo el sol disponible y luego el viento para suplir lo que queda de demanda.

$$P_g^{ess} = 0 \quad (3.7.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (3.7.2)$$

$$P_g^{wnd} = D_h - S_d \quad (3.7.3)$$

4. Análisis del despacho económico con decisiones de arranque basado en árboles y comparación con el de optimización

En esta sección se aplican las reglas sencillas formadas por las pruebas dicotómicas y las reglas para determinar las consignas de generación y absorción al sistema off-grid. También se compara el despacho económico basado en reglas con los resultados del despacho económico basado en optimización.

Se observa en la figura 13 que la generación del sol es prácticamente igual en ambos casos, excepto en el final que el árbol decide generar el sol disponible, como lleva haciendo toda la semana, mientras que la optimización decide producir menos, esto se comentará con más detenimiento en la figura 15.

En cuanto a la generación del viento se observan diferencias al comienzo de la semana. Esto es debido a que hay algunos casos en las salidas del árbol que no se ordenan bien en la matriz de confusión, como se ha visto en la sección de la validación del test, pero son pocos y se da por aceptable el árbol. El resto de la semana tienen una generación prácticamente idéntica.

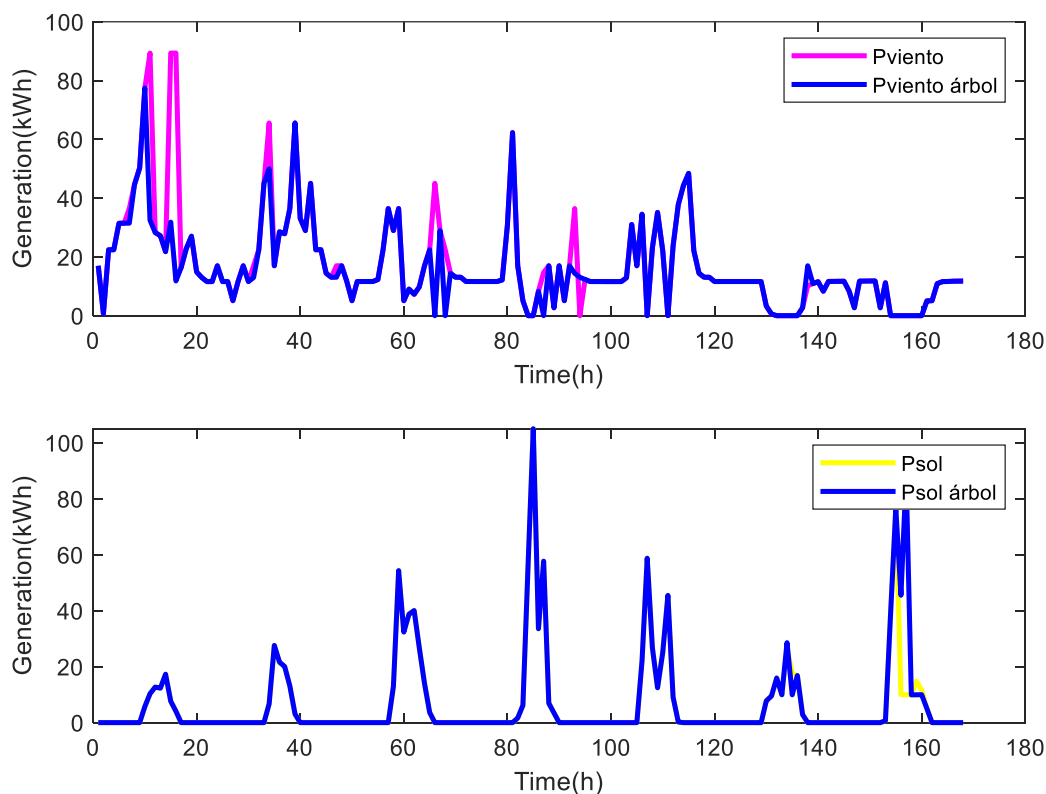


Figura 13: Comparación de generación de viento y sol procedentes del árbol y la optimización

En la figura 14 se observa que la descarga es prácticamente igual en ambos casos. Mientras que la batería en carga presenta algunas horas en las que el modelo de optimización decide no cargar y el árbol decide cargar y viceversa, son los datos procedentes del porcentaje erróneo de la validación del árbol.

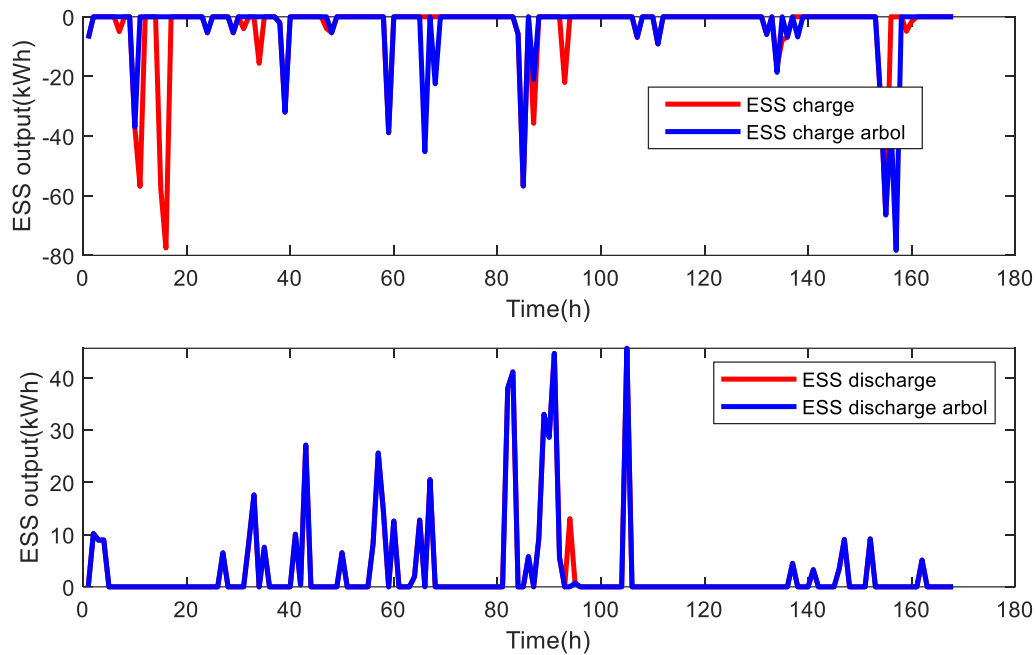


Figura 14: Comparación de carga y descarga de la batería procedentes del árbol y la optimización

En la figura 15 se muestra más claramente el motivo por el cual hay datos erróneos en la validación. La figura 15 muestra el estado de carga de la batería para el despacho basado en reglas y el despacho basado en optimización. En ambos casos la batería a lo largo de la semana se carga hasta su valor máximo, luego se descarga y luego vuelve a cargarse.

El árbol generado hasta ahora no es capaz de satisfacer todas las restricciones, como por ejemplo el valor final del estado de carga. Además, el árbol toma la decisión en el instante actual sin conocer la evolución futura de la demanda, del sol y del viento. Aunque la selección de un estado de carga inicial de 350 kWh permite que la operación de la batería sea factible, no se conoce a priori el valor inicial que hay que poner ya que depende de la evolución de la demanda, etc. También se pone como límite máximo 400kWh. Igualmente, es difícil cumplir con el valor final del estado de carga. No obstante, y dado que el árbol se ejecuta en cada instante y sabiendo los datos de este instante, el cumplimiento de un valor final es de menor necesidad mientras que no se agote la batería por completo. Si no hubiera batería y la generación renovable fuese insuficiente, habría que arrancar los grupos convencionales. Por tanto, es de interés tener en cuenta el estado de carga de la batería a la hora de generar el árbol.

Por tanto, se observa que en el caso de la batería el despacho económico del árbol es válido como back-up para el de optimización los días entremedios de la semana.

La conclusión es que hay que enfocar de otra manera la batería, donde con las mismas reglas sencillas se obtenga una solución más similar al despacho de optimización, para que el modelo valga para toda la semana.

Para la mejora de la batería interesa incluir el nivel de carga dentro de las salidas del árbol, concepto del que se profundizará más en la parte 5 de este trabajo.

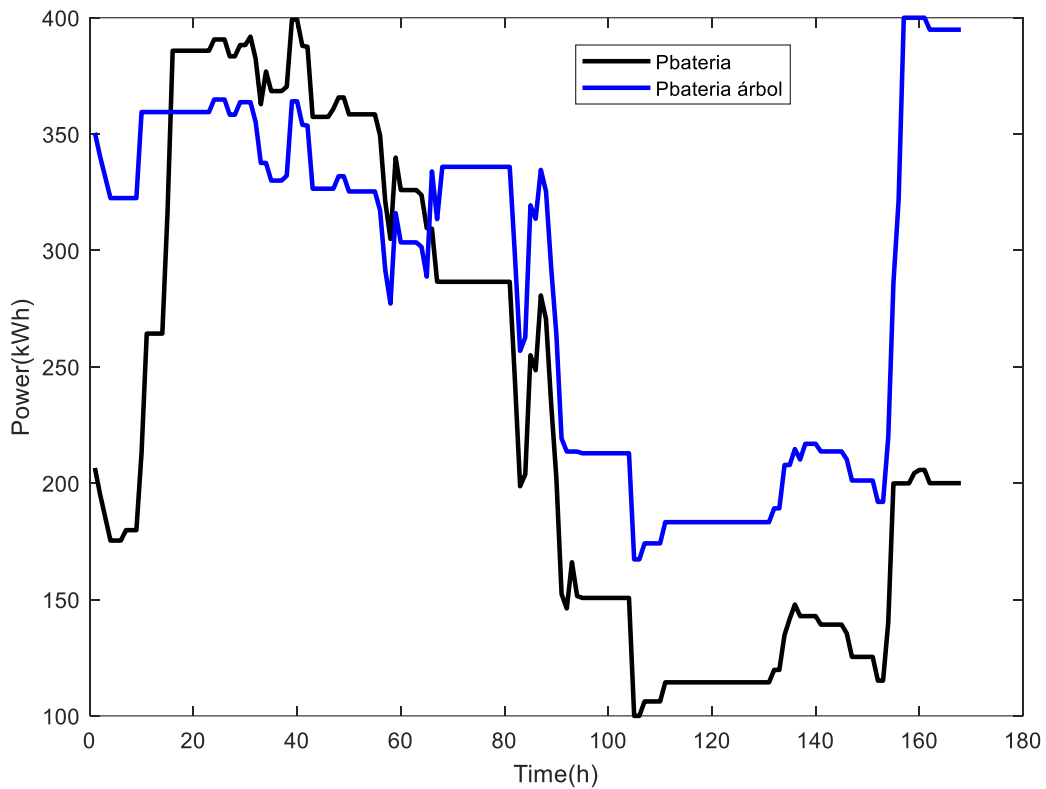


Figura 15: Energía almacenada de la batería procedentes del árbol y la optimización

El coste del despacho del árbol en la semana es inferior al coste real óptimo, esto es debido a las variaciones que hay tanto en el sol, el viento y la batería provocadas por la falta de restricciones antes comentadas. Siendo el coste de la generación de viento 54 € para el árbol y 60 € para el óptimo, el coste del sol 12€ y 11€ y el coste de la batería 21€ y 23€, respectivamente.

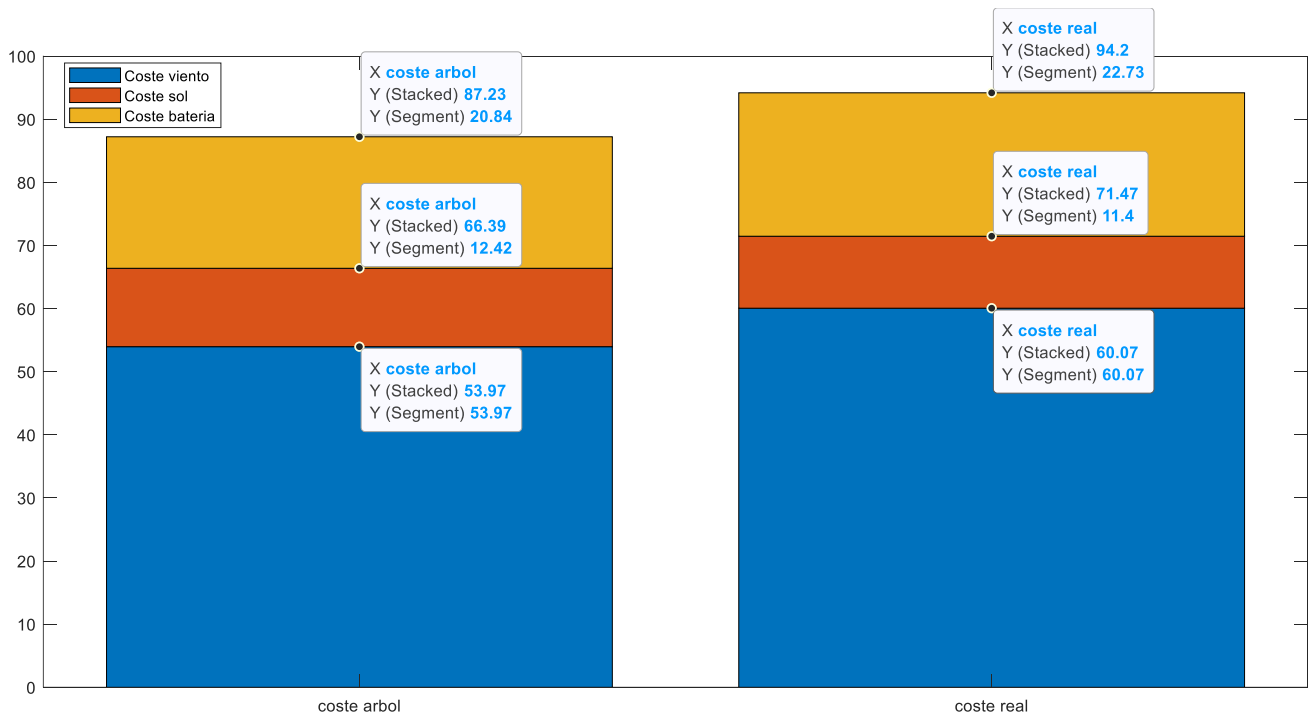
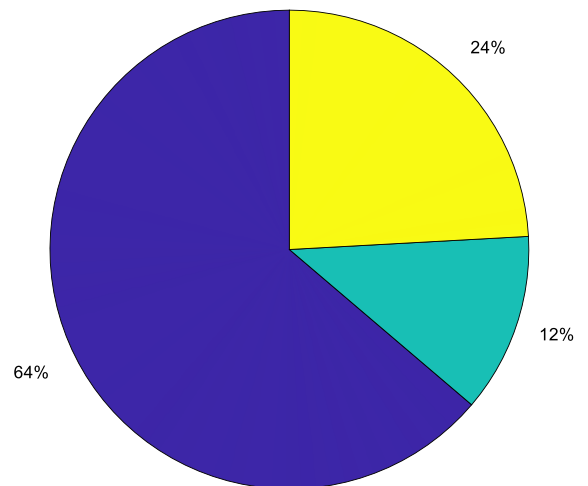
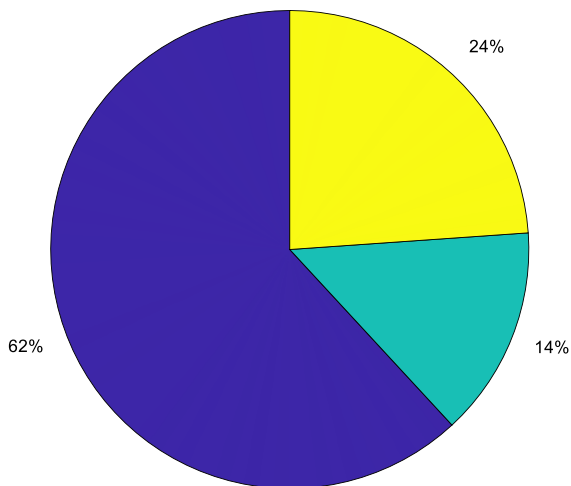


Figura 16: Comparación de precios en gráfico de barras

El coste del sol es de 0.01 €/kWh, la energía renovable más barata. Se observa que se utiliza el sol un 2% más en el despacho económico del árbol que en el de optimización y menos el viento (0.02 €/kWh), por tanto, el precio es más barato en el primero. Esto es debido a que la batería no cumple todas las condiciones impuestas al problema de optimización

Precio total: 87.23€

Precio total: 94.1975€



Coste viento árbol Coste sol árbol Coste batería total árbol

Coste viento real Coste sol real Coste batería total real

Figura 17: Comparación de precios en gráfico de porcentajes

Se observa en la figura 18 que el vertido² del árbol es similar al vertido de la optimización en los días intermedios, con una diferencia de 203,1kWh semanal. Presenta ligeras diferencias en el primer día y en el último por las condiciones de la batería antes citadas. Al principio el modelo con el árbol tiene que cargar menos porque empieza en 350 kWh, por tanto, es lógico que haya más vertido, por otro lado, al final de la semana el árbol decide almacenar 400 kWh, aparece menor vertido respecto al despacho óptimo.

El vertido no puede tener un valor positivo. Ambos métodos deciden que haya menor residuo al comienzo, donde se carga la batería y luego alternan valores de horas con mayor y menor residuo.

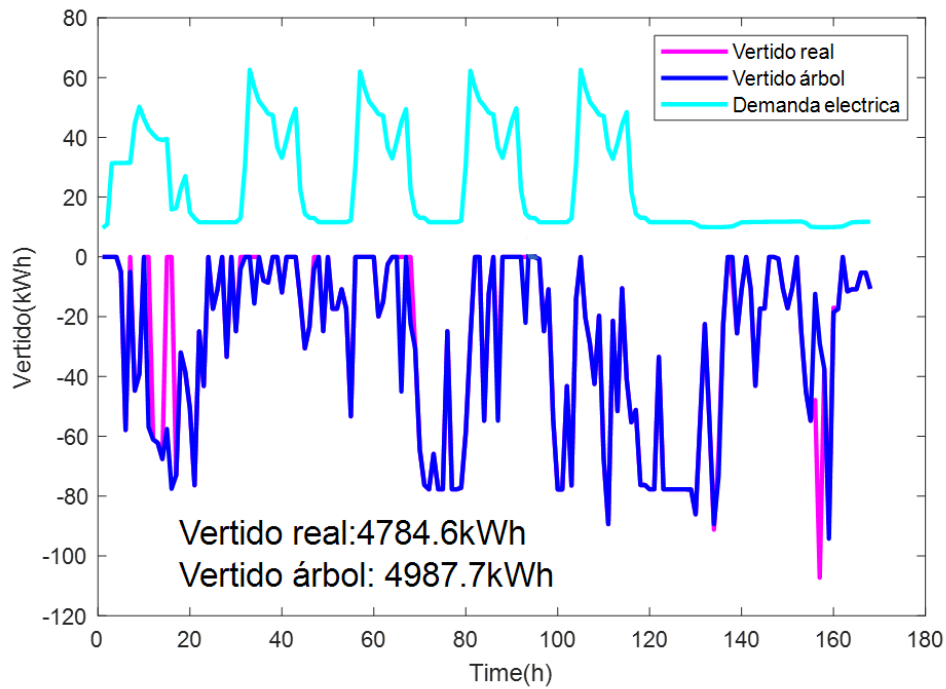


Figura 18: Demanda y comparación del vertido de energía renovable

² Vertido es la cantidad de viento y sol que no se utiliza para la generación de energía renovable

5. Optimización de la batería

5.1. Nueva selección de las variables de decisión y las variables de salida

El principal problema del árbol generado en la sección 3 respecto a la batería es que no sabe en qué punto de carga se encuentra. No es lo mismo para el algoritmo de optimización que el nivel de carga de la batería este cerca de los 400kWh, donde no tiene mucho margen de operación, a que esté en 100kWh, donde si hay más margen. Para el algoritmo del árbol del anterior apartado, este hecho no se ve reflejado en sus salidas ni en sus entradas, por tanto, se pensó un nuevo método donde el árbol ordenara también en función del estado de carga.

En este caso aparte de las variables de decisión del apartado 4, también se va a usar el nivel de carga de la batería de la hora anterior, dato que se va conociendo según pasan las horas.

x1	Sol
x2	Viento
x3	Demanda neta
x4	Nivel de carga de la batería de la hora anterior

Tabla 4: Nuevos datos de entrada

En cuanto a las variables de salida, a parte de las antes citadas, hay una nueva, que es el nivel de carga actual. Para el número 0 es la correspondiente a un nivel de carga baja (100-200kWh), para el 1 es un nivel de carga intermedio(200-300kWh) y para el 2 es un nivel de carga alto (300-400kWh). El orden que rige es el mostrado en la figura, las dos centrales térmicas, el sol, el viento, el nivel de carga y el estado de carga de la batería³.

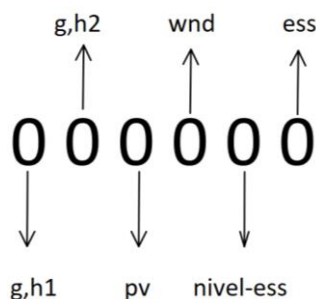


Figura 19: Nueva nomenclatura de las salidas categóricas

En esta ocasión las variables de salida para los datos de esta semana son 13, de todas las posibles variables que hay. Son las que aparecen en el árbol del siguiente apartado y sobre las que se harán las nuevas reglas sencillas.

102	Generación de viento, nivel bajo de batería y la batería ni carga ni descarga
101	Generación de viento, nivel bajo de batería y la batería descarga
112	Generación de viento, nivel medio de batería y la batería ni carga ni descarga
111	Generación de viento, nivel medio de batería y la batería descarga
122	Generación de viento, nivel alto de batería y la batería ni carga ni descarga
120	Generación de viento, nivel alto de batería y la batería carga
121	Generación de viento, nivel alto de batería y la batería descarga

³ No confundir el nivel de carga, que son los kWh acumulados, con el estado de carga de la batería que es si carga, descarga o no hace nada.

1102	Generación de sol y viento, nivel bajo de batería y la batería ni carga ni descarga
1100	Generación de sol y viento, nivel bajo de batería y la batería carga
1110	Generación de sol y viento, nivel medio de batería y la batería carga
1111	Generación de sol y viento, nivel medio de batería y la batería descarga
1120	Generación de sol y viento, nivel alto de batería y la batería carga
1121	Generación de sol y viento, nivel alto de batería y la batería descarga

Tabla 5: Nuevas categorías de las variables de salida

Al igual que en anterior apartado hay categorías que no salen por la casuística de la semana. Habría que entrenar un número mayor de semanas para que aparecieran todas las categorías existentes.

5.2. Nuevo entrenamiento y validación del árbol

Para el entrenamiento del árbol se usaron, al igual que en el primer árbol, 125 horas. El nuevo conjunto de entrenamiento es el árbol completo. En este caso, tiene 25 nudos, de los cuales terminales son 13. A la variable de decisión a la que da mayor relevancia es el nivel de carga de la batería de la hora anterior, seguida de la variable del sol que hay en esa hora y en tercer lugar la demanda neta. El viento no se utiliza debido a que es un valor que siempre está disponible.

Para el conjunto test se observa una matriz de confusión con las 43 horas restantes, el árbol ordena bien 34 horas y mal 9, es decir tiene una validación del 79%, menor que el árbol con 3 variables de entrada. Se observa que los datos que no se ordenan correctamente son debido, en su mayoría, a los 2 últimos dígitos, los de la batería. Con las 125 horas correspondientes al entrenamiento del árbol, también se ha comprobado que el conjunto test funciona con 79,2% de validación (99 hora bien ordenadas y 26 mal ordenadas).

Son porcentajes aceptables, pero no tan elevados como en el árbol con 3 entradas. Se verá posteriormente como afectará un ligero porcentaje inferior de validación, pero con un ordenamiento de variables distinto respecto al primer árbol.

Al igual que con el otro árbol se decide usar el árbol completo porque se está solo entrenando una semana con una determinada casuística. A continuación, se muestra el impacto de la poda. En este caso todos los niveles de poda presentan un 72,9 % de validación, respecto al 79% del árbol completo, por tanto, para un caso global sería válido un nivel de poda 4.

En las siguientes 4 páginas se muestra lo comentado en este apartado. En la primera el nuevo conjunto de entrenamiento completo, en la segunda el nuevo conjunto test y el conjunto test con los datos del conjunto de entrenamiento y en la tercera y cuarta el conjunto test con niveles de poda inferiores.

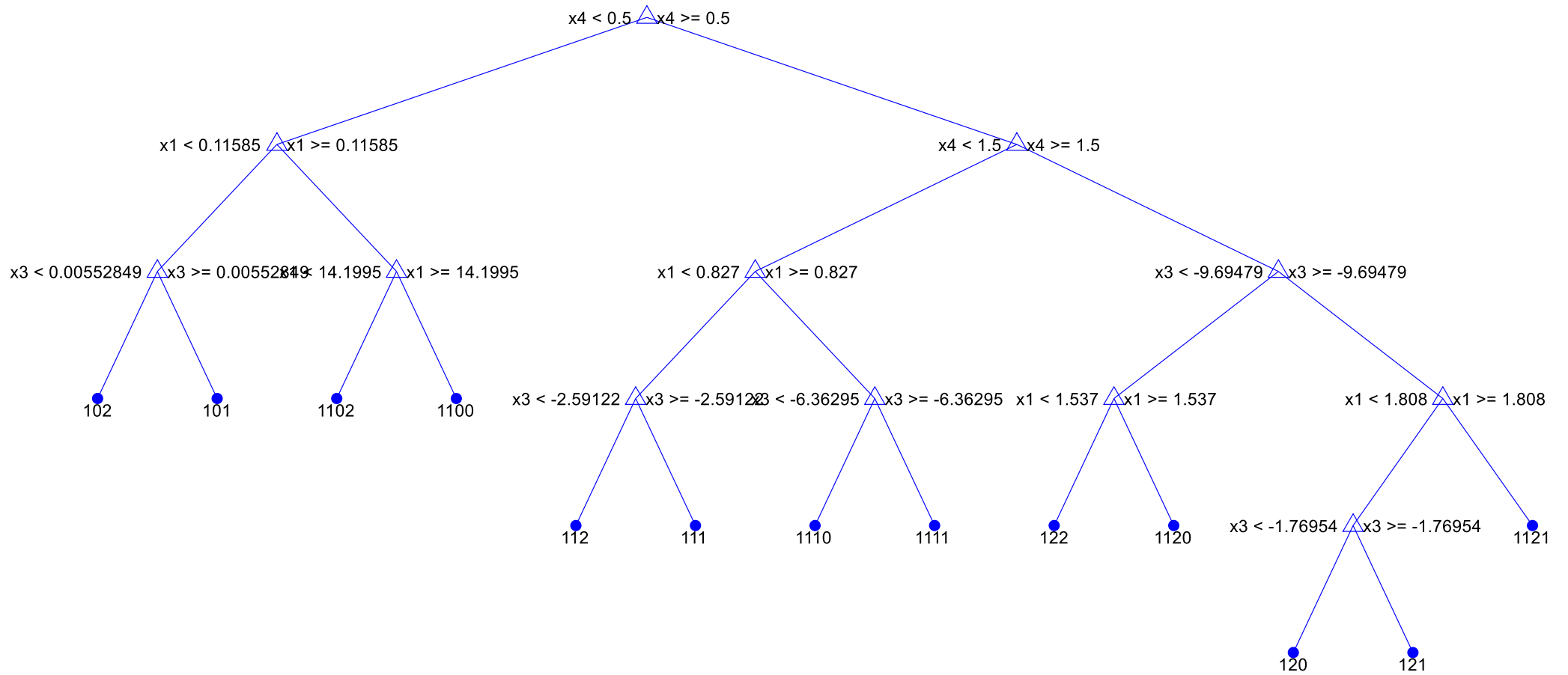
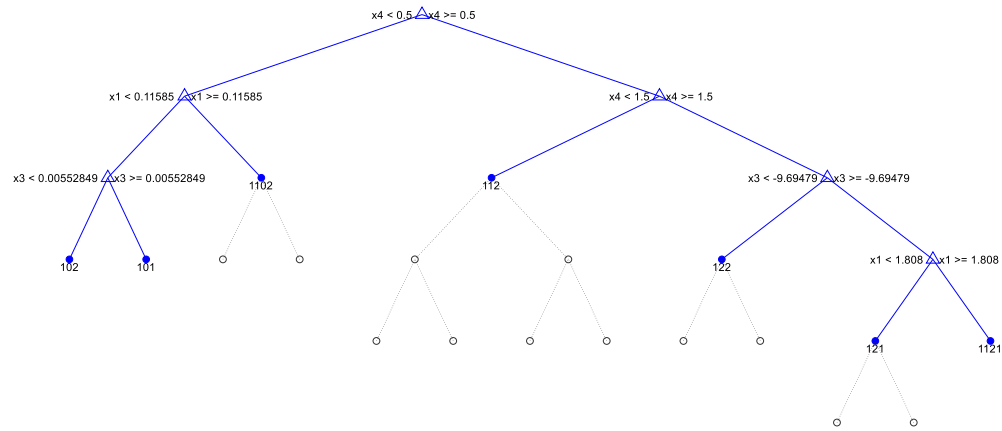
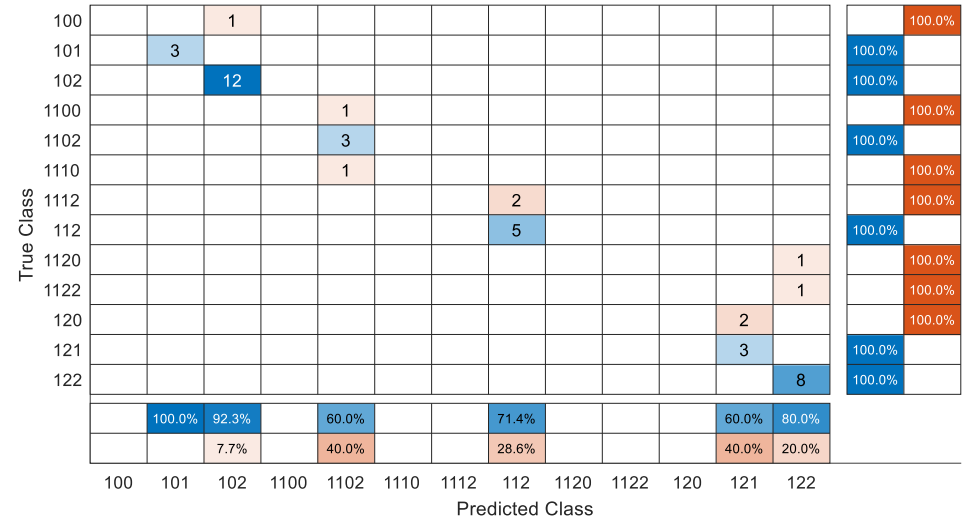


Figura 20: Nuevo conjunto de entrenamiento

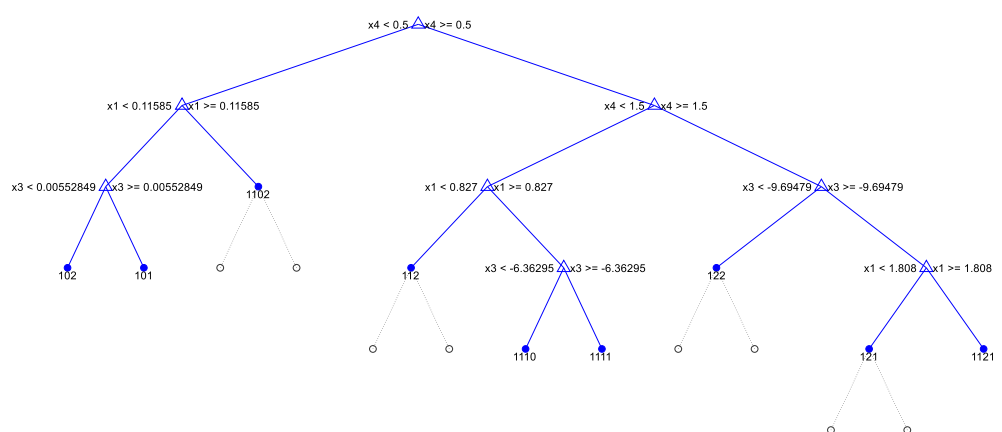
Nivel de poda 2



Matriz de confusión- 72,9 % validación



Nivel de poda 1



Matriz de confusión- 72,9% validación

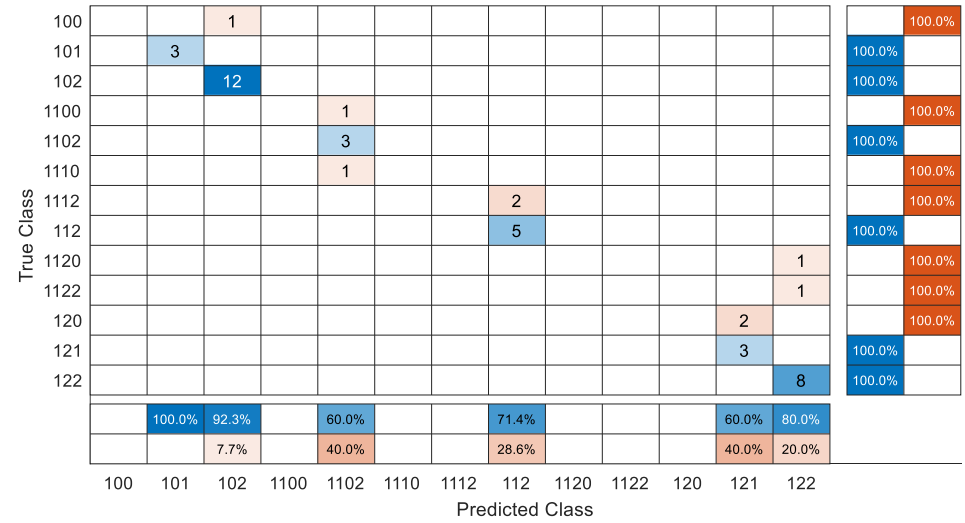


Tabla 6: Nueva comparativa del nivel de poda con la matriz de confusión

5.3.Nuevas reglas sencillas

En este caso, respecto a las anteriores reglas, hay más categorías. Ahora se ha dado al árbol el conocimiento del nivel en el que se encuentra la batería. Por tanto, son reglas que permiten adecuarse dependiendo de cuanto le quede a la batería para alcanzar su límite.

Son reglas donde en algunos casos sí que dan importancia a lo cerca que están de los límites (nivel de carga 2) y en otros casos no.

5.3.1.Nomenclatura

- P_g^{ess} : Potencia generada por la batería
- P_g^{pv} : Potencia generada por el sol
- P_g^{wnd} : Potencia generada por el viento
- N : Nivel de carga de la batería en kWh
- L_i : Límite inferior (100kWh)
- L_s : Límite superior (400kWh)
- L_f : Límite final (200kWh)
- D_h : Demanda eléctrica
- D_{ne} : Demanda neta
- V_d : Viento disponible
- S_d : Sol disponible

5.3.2. Cálculo del nivel de carga de la batería

Para cada hora el nivel de carga se va actualizando y acumulando. Se quedan guardados los niveles de carga en kWh de las horas anteriores y se va calculando cuanto le queda para alcanzar el L_i y L_s . Normalmente el árbol predice cuando está en una situación poco conveniente y cambia las reglas.

$$N = P_g^{ess} + N_{anterior} \quad (5.1.1)$$

En realidad, en esa fórmula no se tiene en cuenta el rendimiento de la batería, que no suele ser del 100%. Pero en esta ocasión se supone del 100%. La formulación completa es:

$$N = \eta_{batería} * (P_g^{ess}) + N_{anterior} \quad (5.1.2)$$

5.3.1. Grupos 102- 112-122-Generación de viento, nivel bajo-medio-alto de batería y la batería ni carga ni descarga.

En este caso cuando solo hay generación de viento y la batería no carga ni descarga la única opción viable, independientemente del nivel de carga de la batería, es esta. Esta regla es

exactamente igual al otro árbol de decisión porque no depende del nivel de carga de la batería.

$$P_g^{ess} = 0 \quad (5.2.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (5.2.2)$$

$$P_g^{wnd} = D_h \quad (5.2.3)$$

5.3.2. Grupos 101-111-121-Generación de viento, nivel bajo-medio-alto de batería y la batería descarga

La demanda es mayor de lo que se puede generar con el viento, se usa la batería descargándola. Tampoco depende del nivel de carga de la batería, siendo la misma regla que para el anterior árbol.

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (5.3.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (5.3.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (5.3.3)$$

5.3.3. Grupo 120- Generación de viento, nivel alto de batería y la batería carga

Se genera todo lo posible del viento para cargar la batería, teniendo cuidado con el límite superior de la batería (400kWh) e intentando no superarlo comprobando N .

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (5.4.1)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (5.4.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (5.4.3)$$

En caso de que se supere el límite con esas condiciones se cambian, esto se puede conseguir gracias al cambio de entrada del árbol, por el cual conocemos la situación en la que se encuentra el nivel de la batería.

$$P_g^{ess} = (L_s - N_{anterior}) \quad (5.4.4)$$

$$P_g^{pv} = 0 \quad (5.4.5)$$

$$P_g^{wnd} = D_h + (L_s - N_{anterior}) \quad (5.4.6)$$

5.3.4. Grupo 1102- Generación de sol y viento, nivel bajo de batería y la batería ni carga ni descarga

Se genera viento y sol sin hacer uso de la batería por su cercanía con L_i , debido a que se encuentra en el nivel de carga bajo.

$$P_g^{ess} = 0 \quad (5.5.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.5.2)$$

$$P_g^{wnd} = D_h - S_d \quad (5.5.3)$$

Si la demanda neta sale negativa y la batería ni carga ni descarga, las reglas cambian, porque la generación del viento no puede tener un valor negativo. El viento está conectado como siempre pero ya no genera electricidad.

$$P_g^{ess} = 0 \quad (5.5.4)$$

$$P_g^{pv} = D_h \quad (5.5.5)$$

$$P_g^{wnd} = 0 \quad (5.5.6)$$

5.3.5. Grupo 1100- Generación de sol y viento, nivel bajo de batería y la batería carga

Al tener el nivel de carga bajo al algoritmo le interesa cargar la batería lo máximo posible, usando el sol y el viento no solo para suplir la demanda sino también para cargarla.

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (5.6.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.6.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (5.6.3)$$

Hay que tener cuidado con el L_f , porque el valor final de la batería no es el mismo que el valor máximo, por tanto, si este grupo está cerca del final de la semana y supera L_f hay que aplicar otras reglas.

En caso de que se supere el L_f con las nuevas condiciones se aplica esto

$$P_g^{ess} = (L_f - N_{anterior}) \quad (5.6.4)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.6.5)$$

$$P_g^{wnd} = D_h - S_d + (L_f - N_{anterior}) \quad (5.6.6)$$

5.3.6. Grupo 1110-Generación de sol y viento, nivel medio de batería y la batería carga

Para este grupo las reglas cambian a la mitad de la semana debido a que hay una condición extra de la batería que es que su valor final sea de 200kWh, no 400kWh que sería su límite superior. Por tanto, el generador de viento se queda conectado, pero no genera nada.

En la primera mitad de la semana:

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (5.7.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.7.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (5.7.3)$$

En la segunda mitad de la semana:

$$P_g^{ess} = D_h - S_d \quad (5.7.4)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.7.5)$$

$$P_g^{wnd} = 0 \quad (5.7.6)$$

5.3.7. Grupo 1111-1121-Generación de sol y viento, nivel medio-alto de batería y la batería descarga

Para suplir la demanda hay que hacer uso de todo el viento, sol y batería disponibles

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (5.8.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.8.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (5.8.3)$$

5.3.8. Grupo 1120- Generación de sol y viento, nivel alto de batería y la batería carga

En este grupo hay que tener cuidado con el límite máximo de la batería, las reglas si no se supera el L_s son las siguientes

$$P_g^{ess} = D_{ne} \quad (5.9.1)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.9.2)$$

$$P_g^{wnd} = V_d \quad (5.9.3)$$

Pero si se supera, no es válido y hay que cambiar las reglas momentáneamente a

$$P_g^{ess} = (L_s - N_{anterior}) \quad (5.9.4)$$

$$P_g^{pv} = S_d \quad (5.9.5)$$

$$P_g^{wnd} = D_h - S_d + (L_s - N_{anterior}) \quad (5.9.6)$$

6. Nuevo análisis y comparación

Se observa que para este nuevo árbol ya no hay diferencias entre las decisiones del viento y del sol respecto al algoritmo óptimo en prácticamente ningún momento de la semana, esto es gracias a las nuevas reglas que permiten delimitar el uso de la batería.

Es interesante observar que, si se utiliza el estado de carga como variable de decisión, el resultado de su uso en el despacho económico es muy similar al óptimo, aunque el entrenamiento del árbol y su validación en el TS es aparentemente peor en cuanto al error/precisión del árbol que el árbol sin tener en cuenta el estado de carga. La aparente contradicción es debida a que no se pueden comparar estos dos árboles directamente ya que usan diferentes variables de decisión. Además, la ocurrencia de una predicción equivocada no necesariamente tiene que llevar a una decisión muy mala. Es decir, el impacto de un error de predicción no es necesariamente significativo. La matriz de confusión cuenta los errores sin conocer su impacto real (que puede ser grande o no).

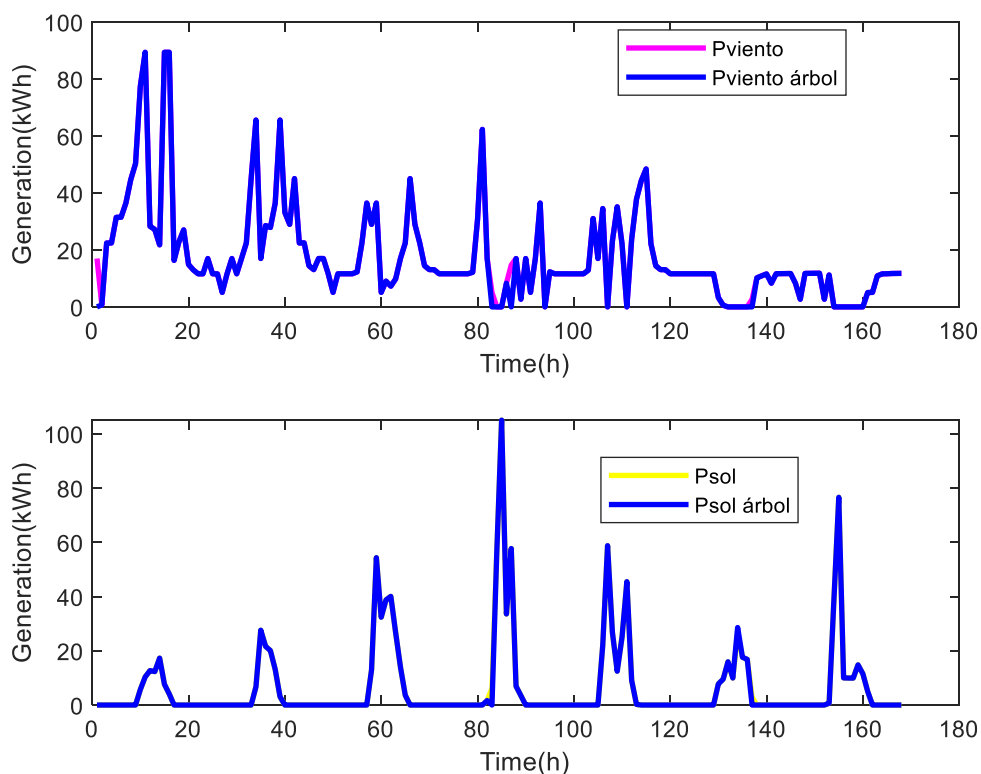


Figura 23: Nueva comparación de generación de viento y sol procedentes del árbol y la optimización

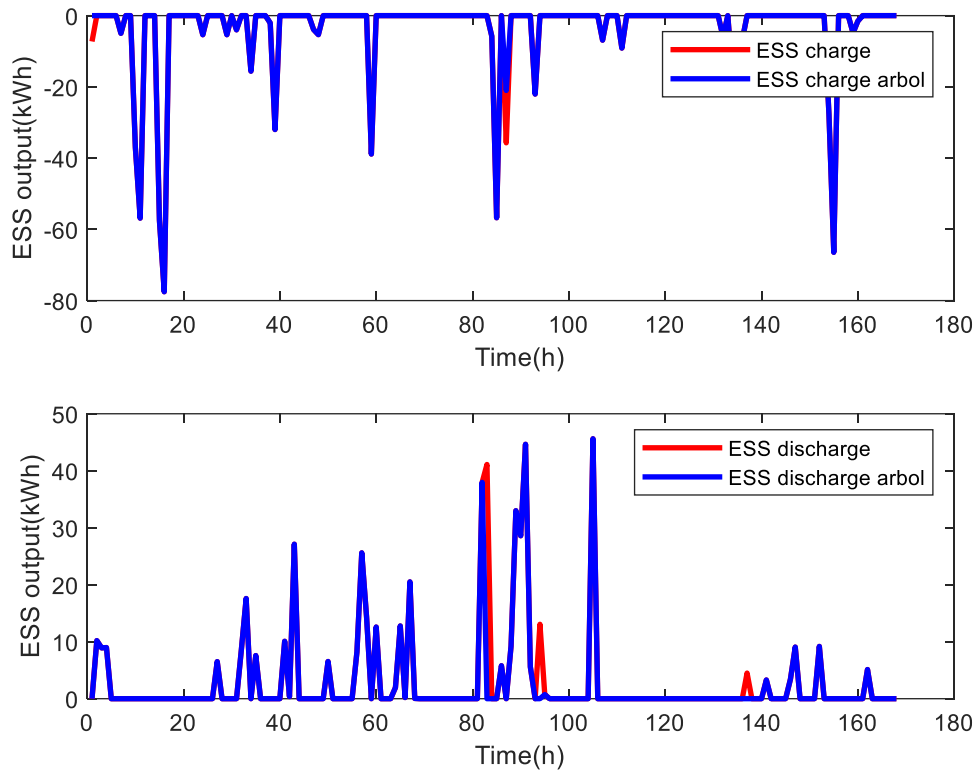


Figura 24: Nueva comparación de carga y descarga de la batería procedentes del árbol y la optimización

En la siguiente figura se observa la energía que decide almacenar el algoritmo óptimo, que es el punto de referencia. Después está la solución con el primer árbol entrenado, que sirve para los días intermedios, tal y como se comentó en la sección 3. Y, por último, el nuevo árbol con las condiciones de la batería, este modelo es mucho más acertado que el anterior porque es capaz de cumplir las normas que tiene la batería y es válido para los primeros y últimos días de la semana, acercándose bastante a la solución óptima del despacho económico de optimización y creando un despacho de decisiones de arranque válido para su uso.

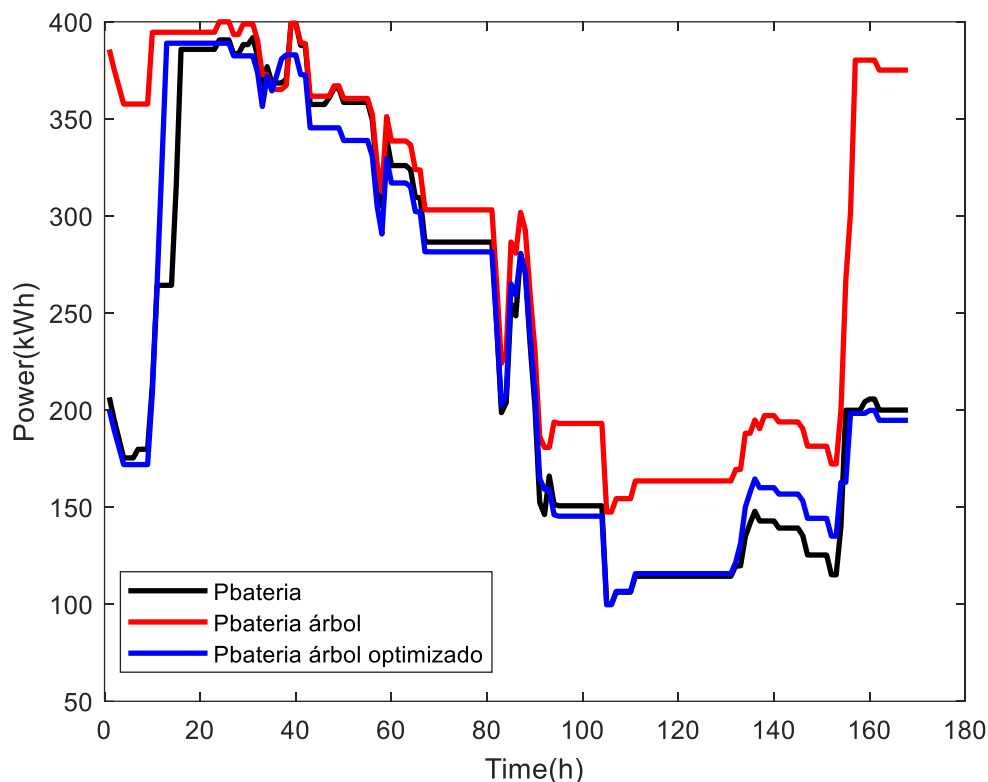


Figura 25: Nueva gráfica de la energía almacenada de la batería procedentes del árbol y la optimización

Los precios del nuevo árbol son bastante similares a los óptimos. El coste total del árbol es 92€, el coste del optimo 94€, 2€ de diferencia. Siendo el coste de la generación de viento 60 € para el árbol y 60 € para el óptimo, el coste del sol 11€ y 11€ y el coste de la batería 21€ y 23€, respectivamente. En este caso los precios son algo superiores respecto al primer árbol porque la batería tiene que cumplir ahora unas condiciones que antes no cumplía, haciendo que el viento y el sol se adecuen a las nuevas restricciones.

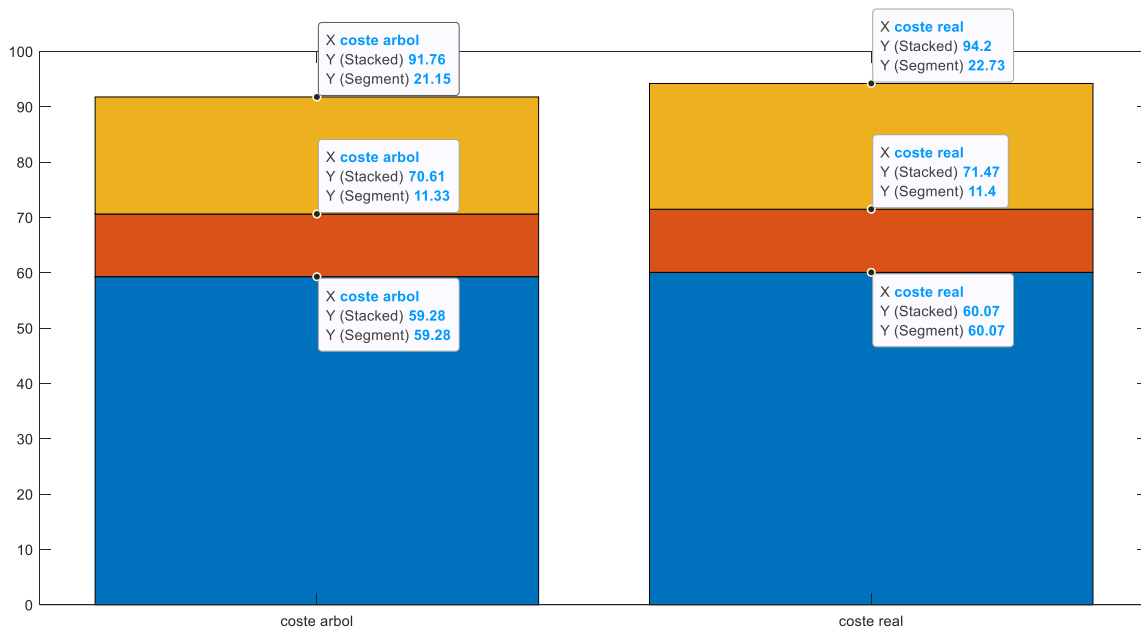


Figura 26: Nueva comparación de precios en gráfico de porcentajes

En cuanto al vertido, es prácticamente similar independientemente del momento de la semana, con una diferencia entre el vertido real y del árbol de 47kWh. A diferencia del primer árbol que no era igual al comienzo y al final de la semana, este si lo es.

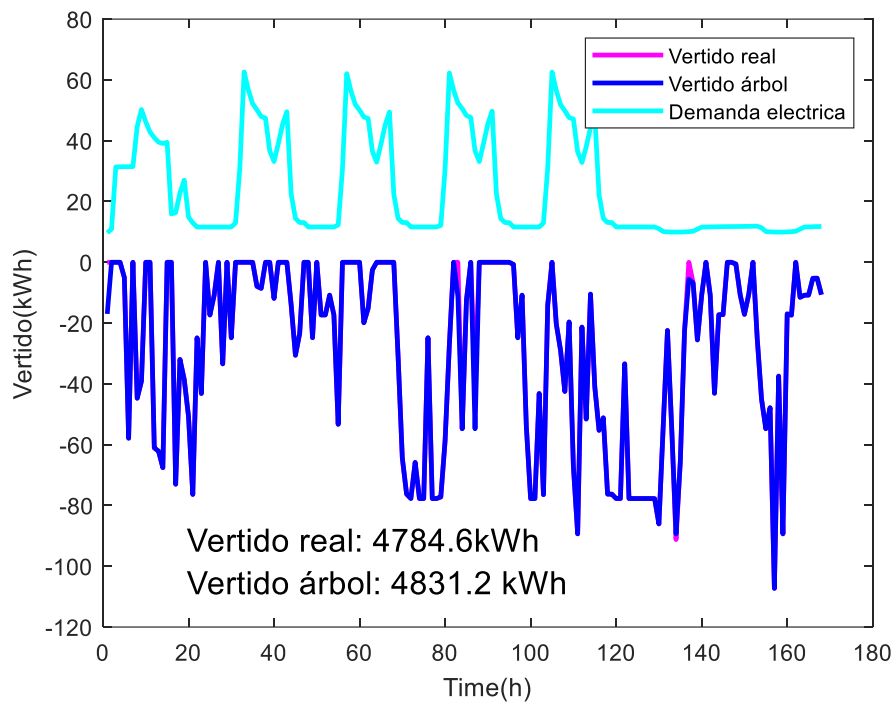


Figura 27: Nueva demanda y comparación del vertido de energía renovable

Se ha mejorado el modelo del anterior árbol, pero ha perdido sencillez, debido a que las reglas tienen ahora una ligera complejidad mayor. Pero es un modelo más eficiente a la hora de servir de respaldo al despacho económico basado en optimización.

7. Viabilidad económica del proyecto

La inversión inicial del proyecto es de 7040 €, teniendo en cuenta el Hardware, el Software y las horas empleadas en su desarrollo.

	Precio (€)		
Hardware	-		
Ordenador	1000		
Software	-		
Matlab	800		
Optimization Toolbox	460		
Deep Learning Toolbox	460		
Horas empleadas	-	Horas	Precio x hora
6 créditos	4320	288	15
Total	7040		

Tabla 7: Tabla de costes del proyecto

Suponiendo que el precio del programa tiene un coste de 200€ al año. El número de clientes va en aumento, debido a su amplio tamaño de mercado y a la falta de competencia de otros algoritmos de aprendizaje supervisado. De cara a 5 años vista se obtiene unos potenciales ingresos de:

Años	Clientes	Precio (€) anual del programa	Ingresos (€)
1	10	200	2000
2	20	200	4000
3	40	200	8000
4	80	200	16000
5	120	200	24000

Tabla 8: Tabla de ingresos debidos al programa

En la tabla 13 se detallan los costes e ingresos en detalle en los próximos 5 años. Con una amortización del 20% en el ordenador y todos los años con horas para mejorar el algoritmo.

	Años				
	1	2	3	4	5
Ordenador	1000	-	-	-	-
Amortización (20%)		800	640	512	409,6
Matlab	800	800	800	800	800
Optimization Toolbox	460	460	460	460	460
Deep Learning Toolbox	460	460	460	460	460
Horas empleadas	7040	7040	7040	7040	7040
Ingresos	2000	4000	8000	16000	24000
Flujo de caja	-7760	-3960	-120	7752	15649,6

Tabla 9: Viabilidad económica del proyecto

Para la viabilidad económica del proyecto se obtiene, con un coste de oportunidad del 15%, un VAN de 2.750,56 € y un TIR del 23%. Por tanto, al ser el TIR mayor que el coste de oportunidad, el proyecto es rentable. Con un payback de 3 años.

8. Aplicación de los objetivos de desarrollo sostenibles

Con este proyecto se puede llevar energía fiable y sostenible a cualquier lugar del mundo, con un coste en software inferior al modelo de optimización debido a su fácil implementación.

Ayudando a cumplir el objetivo 7 de las ODS. Es vital apoyar nuevas iniciativas económicas y laborales que aseguren el acceso universal a los servicios de energía modernos, mejoren el rendimiento energético y aumenten el uso de fuentes renovables para crear comunidades más sostenibles e inclusivas y para la resiliencia ante problemas ambientales como el cambio climático.

En la actualidad, más de 3000 millones de personas, el 50% de ellas de África Subsahariana, todavía cocinan con combustibles muy contaminantes y tecnologías poco eficientes. El 13% de la población mundial aún no tiene acceso a servicios modernos de electricidad. Este proyecto ayuda a reducir ese consumo contaminante.[8]

También ayuda a cumplir el objetivo 8 debido a que es un sistema de una facilidad de uso e implantación que no requiere de mano de obra cualificada y puede dar puestos de trabajo bien remunerados.

Aproximadamente la mitad de la población mundial todavía vive con el equivalente a unos 2 dólares estadounidenses diarios, con una tasa mundial de desempleo del 5.7%, y en muchos lugares el hecho de tener un empleo no garantiza la capacidad para escapar de la pobreza.

La continua falta de oportunidades de trabajo decente, la insuficiente inversión y el bajo consumo producen una erosión del derecho de todos a compartir el progreso.

Aunque la tasa media de crecimiento anual del PIB real per cápita en todo el mundo va en aumento año tras año, todavía hay muchos países menos adelantados en los que las tasas de crecimiento están desacelerando. Para conseguir el desarrollo económico sostenible, las sociedades deberán crear las condiciones necesarias para que las personas accedan a empleos de calidad, estimulando la economía sin dañar el medio ambiente.[9]

Este proyecto reúne ambos criterios, por un lado, permite la optimización de los recursos energéticos, y por el otro, permite aumentar la riqueza de los países más desfavorecidos, aumentando su PIB y sus salarios.

9. Conclusiones

Se ha desarrollado un modelo de gestión eficiente en un despacho económico basado en reglas sencillas.

Las reglas se deducen de las pruebas dicotómicas de un árbol de decisión que determina el estado de conexión de una unidad y reglas adicionales que determinan la consigna de generación y absorción de acuerdo con el estado de conexión.

El árbol se entrena mediante un despacho económico óptimo simulado para una semana. Las variables de decisión son x_1 , x_2 y x_3 (sol, viento y demanda neta) y las variables de salida son la conexión de las unidades. También se ha estudiado el impacto de una variable de decisión adicional: x_4 (el nivel de carga que se ha discretizado).

La precisión de estos dos árboles que se diferencian entre si usando el estado de carga o no es del 86% y 79%.

Si se aplica el árbol sin considerar el estado de carga, el resultado difiere bastante del resultado obtenido por el despacho económico basado en optimización. Esto se debe a que debido a las condiciones extras dadas por la batería que no puede cumplir porque el árbol no tiene información suficiente, el algoritmo presenta mayor índice de fallos al comienzo y al final de la semana.

Si se aplica el árbol considerando el nivel de carga como variable de decisión, el resultado se asemeja mucho al obtenido por el despacho económico basado en optimización. Esto se debe a que se ha podido introducir las condiciones extras de la batería que en el primer árbol no se podían incluir. Aunque la validación del árbol sea del 79%, las nuevas reglas, algo más complejas que las del primer árbol, pero más simples que el despacho económico de optimización, generan soluciones más aproximadas al valor óptimo.

Cuanto mayor sea el número de entradas y cuanto más complejas sean las reglas, así como a mayor número de horas entrenadas, el árbol será capaz de decidir mejor respecto a su óptima decisión.

Los algoritmos de aprendizaje supervisados pueden encontrar patrones que a la vista humana son difíciles de encontrar. Son capaces de predecir resultados con datos que nunca han utilizado basándose en otros datos de entrada y salida distintos. Se vuelven más inteligentes cuanto más se entrenan.

10. Referencias

10.1. Libros, artículos, revistas y otros proyectos

- [1] Conejo, F. D. (2009). *Economics of Electricity Generation* . Boca Raton,NW: Taylor & Francis Group.
- [2]Wehenkel, L. A. (1998). *Automatic learning techniques in power system-University of Liège*. Liège, Belgium : Kluwer Academic Publishers .
- [3]Liu, C. (2013). An overview of decision tree applied to power systems. *International Journal of Smart Grid and Clean Energy* .
- [4]Roa-Sepulveda. (2003). Economic dispatch using fuzzy decision trees. *Science direct*.
- [5] Mathur, S. K. (2013). Artificial Neural Network Approach for Economic Load Dispatch for varying Loads . *International journal of engineering science & research technology*.
- [6] Kumar, V. (2016). Multi Objective based Economic Load Dispatch using Game Theory . *International Research Journal of Engineering and Technology* .
- [7] K.C.Meher. (2014). Solving Economic Load Dispatch Using WI-PSO . *IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering*.
- [8]Naciones Unidas (2015). Obtenido de <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/energy/>
- [9]Naciones Unidas (2015). Obtenido de <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/economic-growth/>