

UNIVERSIDAD PONTIFICIA COMILLAS
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERIA (ICAI)
Instituto de Investigación Tecnológica (IIT)

Operación de unidades de arranque rápido para la regulación secundaria frecuencia-potencia

Tesis para la obtención del grado de Doctor

Directores: Prof. Dr. D. Ignacio Egido Cortés

Prof. Dr. D. Enrique Lobato Miguélez

Autor: Ing. Dña. Inmaculada Saboya Bautista



Madrid 2017

CONSTANCIA REGISTRAL DEL TRIBUNAL DEL ACTO

DE LA DEFENSA DE TESIS DOCTORAL

TÍTULO: Operación de unidades de arranque rápido para la regulación secundaria frecuencia-potencia

AUTOR: Inmaculada Saboya Bautista

DIRECTOR: Ignacio Egido Cortés y Enrique Lobato Miguélez

TUTOR-PONENTE:

DEPARTAMENTO: Instituto de Investigación Tecnológica

FACULTAD O ESCUELA: Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Miembros del Tribunal Calificador:

PRESIDENTE:

Firma:

VOCAL:

Firma:

VOCAL:

Firma:

VOCAL:

Firma:

SECRETARIO:

Firma:

Fecha de lectura:

Calificación:

Resumen

Actualmente, la reserva de la regulación secundaria de frecuencia es proporcionada por unidades de generación que deben ser unidades que se encuentran acopladas. Para ofrecer la banda de regulación secundaria, dichas unidades se encuentran operando por debajo de su potencia máxima y cuando se requiere de su participación en la regulación secundaria, aumentan o disminuyen rápidamente su generación. La operación de Arranque Rápido (AR) es una posible alternativa de prestar el servicio de regulación secundaria, que consiste en mantener dentro de un área, algunas unidades conectadas operando cerca de su potencia máxima y por tanto con menos banda de regulación asignada. El resto de la reserva necesaria es aportada por unidades con banda de regulación asignada pero que no están arrancadas. Estas unidades, denominadas unidades de AR, deben poder arrancar y estar generando potencia y participando en la regulación secundaria en un tiempo corto, por lo que se mantendrían desconectadas y, cuando fuera necesario, se arrancarían para que el conjunto de la zona prestase el servicio de regulación secundaria en las condiciones establecidas por el operador del sistema.

La operación en AR para la regulación secundaria puede tener beneficios económicos asociados, ya que permite un mejor despacho del resto de las unidades acopladas de la zona de regulación. Por el contrario, el coste de arranque y parada de las unidades en AR cuando es necesario, así como los posibles costes por incumplimiento de los criterios de respuesta del AGC puede reducir dichos beneficios o incluso hacer inviable este tipo de operación. El objetivo principal de la presente tesis ha sido el de obtener un algoritmo automático que actúe en tiempo real de arranque y parada de las unidades de AR, de manera que éstas estén acopladas cuando sean necesarias. Es decir, el obtener un algoritmo que permita la operación de unidades de Arranque Rápido para la regulación secundaria frecuencia-potencia. Para ello, los tres objetivos específicos que se han cubierto en el contexto de la tesis planteada son los siguientes.

En primer lugar, se ha desarrollado y optimizado un algoritmo de sencilla implantación basado en umbrales para obtener las señales de arranque y parada de las unidades de AR. Los umbrales de este algoritmo de AR se han optimizado mediante un algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO).

En segundo lugar, se ha desarrollado un segundo conjunto de algoritmos de AR basados en trayectorias que incluyen un sistema basado en aprendizaje automático (Machine Learning Based System, MLBS) para la toma de decisión de arranque y parada de las unidades de AR. Dicho sistema les permite ser capaces de hacer una predicción del incumplimiento de la zona de regulación secundaria en caso de no arrancar las unidades de AR y en función de ese valor se decide si arrancarlas o no. Se han tenido en cuenta dos aproximaciones diferentes a la hora de realizar los algoritmos de AR basados en trayectorias para más de una unidad de AR y se han utilizado dos técnicas distintas para la extracción del conocimiento (árboles de decisión y redes neuronales). Adicionalmente se han utilizado técnicas de clustering para el tratamiento de variables de entrada de los algoritmos.

Finalmente, para evaluar, comparar y analizar el comportamiento de los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis, así como para elegir el algoritmo de AR más apropiado para una zona de regulación secundaria, ha sido necesaria la definición de una metodología que así lo permitiera. Esta metodología de evaluación y comparación ha sido llevada a cabo mediante un modelo de optimización en conjunto con el desarrollo de índices de comportamiento. Adicionalmente se ha planteado el uso de una normalización de algunos de esos índices para la elección final del algoritmo de AR que mejor se ajuste a las preferencias de cada determinada zona de regulación secundaria.

Todos los desarrollos de la presente tesis han sido llevados a cabo con datos reales de una zona de regulación secundaria del sistema eléctrico español.

1. INTRODUCCIÓN	19
1.1. INTRODUCCIÓN.....	19
1.2. ANTECEDENTES, MOTIVACIÓN Y ENFOQUE.....	19
1.2.1. Motivación de usar la operación de AR en la regulación secundaria	21
1.2.2. Dificultades de usar la operación de AR en la regulación secundaria	27
1.3. OBJETIVOS.....	29
1.3.1. Desarrollo de un algoritmo de arranque y parada de las unidades de AR basado en umbrales	29
1.3.2. Desarrollo de un algoritmo de arranque y parada de las unidades de AR basado en trayectorias	30
1.3.3. Método de comparación, evaluación y elección de los algoritmos.....	31
1.3.4. Visión global de los objetivos específicos de la tesis	32
1.4. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO	33
2. ESTADO DEL ARTE	35
2.1. INTRODUCCIÓN.....	35
2.2. SERVICIOS COMPLEMENTARIOS DE REGULACIÓN DE FRECUENCIA.....	36
2.3. OPERACIÓN EN AR EN LOS SERVICIOS COMPLEMENTARIOS DE REGULACIÓN DE FRECUENCIA	37
2.4. CARACTERÍSTICAS DE LAS UNIDADES DE ARRANQUE RÁPIDO	40
2.5. CRITERIOS DE RESPUESTA DEL SERVICIO DE REGULACIÓN SECUNDARIA DE LOS DISTINTOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA.....	42
2.5.1. Estándares en Norteamérica.....	42
2.5.2. Estándares en la Unión Europea	46
2.5.3. Criterios de respuesta del servicio de regulación secundaria del sistema eléctrico peninsular español	47
2.6. TÉCNICAS PARA EL DESARROLLO DE ALGORITMOS DE AR	49
2.7. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES	50
3. ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN UMBRALES	53
3.1. INTRODUCCIÓN.....	53
3.2. ALGORITMO DE ARRANQUE RÁPIDO BASADO EN UMBRALES	55
3.2.1. Descripción del algoritmo	55
3.2.2. Datos de entRada, parámetros y datos de salida del algoritmo basado en umbrales	58
3.3. EJEMPLO DE FUNCIONAMIENTO DEL ALGORITMO	59
3.3.1. Datos de entrada	60
3.3.2. Resultados del ejemplo de funcionamiento	61
3.4. OPTIMIZACIÓN DE LOS PARÁMETROS <i>DIFARR</i> Y <i>DIFPAR</i>	63
3.4.1. Descripción del problema y técnica utilizada.....	64
3.4.2. Descripción del algortimo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas.....	65

3.4.3. Caso ejemplo y resultados	68
3.5. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES	74
4. ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS	75
4.1. INTRODUCCIÓN	75
4.2. ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA BASADO EN TRAYECTORIAS.....	76
4.2.1. Descripción general del algoritmo de AR basado en trayectorias con el sistema de aprendizaje automático.....	77
4.2.2. Método múltiple para el desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias	81
4.2.3. Método único para el desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias	83
4.2.4. Clasificación de algoritmos de AR basados en trayectorias	84
4.2.5. Clustering	84
4.2.6. Datos de entRada, parámetros y datos de salida del algoritmo basado en trayectorias	85
4.3. CASOS EJEMPLO: CONSTRUCCIÓN DE LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS	86
4.3.1. Algoritmos de AR basados en trayectorias.....	87
4.3.2. Descripción del conjunto de entrenamiento de los algoritmos de AR basados en trayectorias.....	88
4.3.3. Clustering	90
4.3.4. Proceso de extracción de conocimiento: árbol de decisión y red neuronal	92
4.4. INFLUENCIA DE LA MATRIZ DE COSTES EN LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS DESARROLLADOS CON ÁRBOLES DE DECISIÓN	97
4.5. ESTUDIO DE VIABILIDAD DE LA PARADA DEL ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA BASADO EN TRAYECTORIAS	100
4.6. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES	108
5. MÉTODO DE COMPARACIÓN, EVALUACIÓN Y ELECCIÓN DE LOS ALGORITMOS DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR	111
5.1. INTRODUCCIÓN	111
5.2. DEFINICIÓN Y DISEÑO DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN	114
5.2.1. Elección del algoritmo de optimización.....	114
5.2.2. Modelado del incumplimiento	115
5.2.3. Modelado de las implicaciones de una restricción $\geq$	116
5.2.4. Linealización de la curva de costes	117
5.2.5. Modelado de unidades de AR.....	118
5.3. FORMULACIÓN MATEMÁTICA.....	120
5.3.1. Nomenclatura	120
5.3.2. Función objetivo	122
5.3.3. Restricciones	123

5.4. VALIDACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL MODELO	130
5.4.1. Datos de entrada y salida	130
5.4.2. Resultados de las simulaciones	134
5.5. METODOLOGÍA PARA VALORAR LOS ALGORITMOS DE AR A PARTIR DE LOS RESULTADOS DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN	138
5.5.1. Obtención de soluciones óptimas y simulación de algoritmos de AR	138
5.5.2. Índices de comportamiento	139
5.5.3. Selección del algoritmo de AR.....	141
5.6. EJEMPLO DE APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PARA VALORAR LOS ALGORITMOS DE AR	142
5.6.1. Datos de entrada	143
5.6.2. Aplicación de la metodología propuesta.....	145
5.7. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES	155
6. EJEMPLO DE APLICACIÓN A UN CASO REAL: COMPARACIÓN FINAL DE ALGORITMOS DE AR	157
6.1. INTRODUCCIÓN.....	157
6.2. DATOS DE ENTRADA.....	159
6.3. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PARA VALORAR LOS ALGORITMOS DE AR	159
6.3.1. Obtención de soluciones óptimas y simulación de algoritmos de AR	160
6.3.2. Índices de comportamiento	164
6.3.3. Selección del algoritmo de AR.....	170
6.4. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES	174
7. CONCLUSIONES, APORTACIONES Y SUGERENCIAS PARA POSTERIORES DESARROLLOS	175
7.1. INTRODUCCIÓN.....	175
7.2. RESUMEN Y CONCLUSIONES.....	176
7.2.1. Algoritmo de arranque y parada de las unidades de AR basado en umbrales	177
7.2.2. Algoritmo de arranque y parada de las unidades de AR basado en trayectorias.....	178
7.2.3. Método de comparación, evaluación y elección de los algoritmos de arranque y parada de las unidades de AR.....	178
7.3. APORTACIONES ORIGINALES	180
7.4. PUBLICACIONES	181
7.5. TRABAJO FUTURO.....	182
APÉNDICES:	
A. MODELO DE LA ZONA DE REGULACIÓN SECUNDARIA.....	185
A.1. INTRODUCCIÓN	185
A.2. VISIÓN GLOBAL DEL MODELO DE SIMULACIÓN	186
A.2.1. Reparto de la consigna del AGC	187

A.2.2. Unidades acopladas.....	188
A.2.3. Unidades de arranque rápido.....	190
B. TRATAMIENTO DE LOS DATOS DE ENTRADA	192
B.1. INTRODUCCIÓN	192
B.2. PROCESAMIENTO PREVIO DE LOS DATOS.....	193
B.3. DATOS DE ENTRADA DE CASOS EJEMPLO, DE ELABORACIÓN DE ALGORITMOS Y DE LA COMPARACIÓN FINAL	199
C. ELECCIÓN DE UMBRALES DE ARRANQUE Y PARADA DEL ALGORITMO MOPSO...	203
D. RESULTADOS DE LA PRECISIÓN DE TODOS LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS	209
E. SELECCIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS DE LOS ÁRBOLES DE DECISIÓN Y DE LAS REDES NEURONALES	215

Índice de figuras

Figura 1-1. Curva de consumo específico de calor de una unidad en función de su potencia generada [McCalley, 2015].....	23
Figura 1-2. Curva típica de eficiencia de una unidad hidráulica [de la Fuente, et al., 1999].....	23
Figura 1-3. Leyenda de la Figura 1-4 con la operación de las unidades generadoras en la regulación secundaria.....	25
Figura 1-4. Operación tradicional en la regulación secundaria (a) versus operación de arranque rápido (b) y (c).....	26
Figura 1-5. Visión y relación de los distintos objetivos específicos de la tesis.....	32
Figura 2-1. Diagrama simplificado de la estructura jerárquica de la regulación secundaria [Lobato Miguélez, et al., 2008].	48
Figura 3-1. Diagrama del capítulo 3, algoritmo de arranque y parada de unidades de AR basado en umbrales.....	54
Figura 3-2. Descripción del algoritmo basado en umbrales.....	57
Figura 3-3. Diagrama con las entradas, parámetros y salidas del algoritmo basado en umbrales.....	59
Figura 3-4. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.....	60
Figura 3-5. Consigna de orden de arranque y parada para las unidades de AR y potencia generada por las mismas.....	62
Figura 3-6. Potencia generada por la zona de regulación y potencia generada por la unidad acoplada.	63
Figura 3-7. Cálculo de la posición x_i, t de la partícula i en la simulación t	67
Figura 3-8. Cálculo de la solución y_i, t de la partícula i en la simulación t	68
Figura 3-9. Descripción de la evolución de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO a medida que aumentan las simulaciones.....	70
Figura 3-10. Descripción de la idoneidad de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para un periodo corto de la simulación.....	71
Figura 3-11. Descripción de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para el conjunto completo de días de la simulación.....	72
Figura 4-1. Diagrama del capítulo 4, algoritmo de arranque y parada de unidades de AR basado en trayectorias.....	76

Figura 4-2. Visión general del sistema de aprendizaje automático desarrollado en el algoritmo de AR basado en trayectorias.	79
Figura 4-3. Descripción del algoritmo de trayectorias basado en un sistema de aprendizaje automático.	81
Figura 4-4. Visión general del método Múltiple para el desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias.....	82
Figura 4-5. Visión general del método Único para el desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias.....	83
Figura 4-6. Diagrama con las entradas, parámetros y salidas del algoritmo basado en trayectorias.	85
Figura 4-7. Discretizaciones y clustering de las variables explicativas y de la variable objetivo.	90
Figura 4-8. Tendencias de la potencia generada (P _{Inc}) y clusters.....	91
Figura 4-9. Tendencias de la potencia generada (P _{Inc}) y clusters representados de forma separada.	92
Figura 4-10. Árbol de decisión.	93
Figura 4-11. Red neuronal.....	93
Figura 4-12. Resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) (parte superior) y BT_RN_UN (40MW/77MW) (parte inferior).....	97
Figura 4-13. Resultados de los algoritmos de AR BT_AD_UN (40MW/77MW) desarrollados con las distintas matrices de costes (Tipo 1 –Tipo 5).	100
Figura 4-14. Discretizaciones y clustering de las variables explicativas y de la variable objetivo de la parada.	102
Figura 4-15. Tendencias de la potencia generada (P _{Inc}) y clusters representados de forma separada del algoritmo de parada.	103
Figura 4-16. Árbol de decisión.	104
Figura 4-17. Descripción de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para el conjunto de los días de la simulación para la obtención simultánea de los umbrales <i>DifArr</i> , <i>DifPar</i> y <i>TDifPar</i>	106
Figura 4-18. Comparación de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para la obtención simultánea de los umbrales <i>DifArr</i> , <i>DifPar</i> y <i>TDifPar</i> (denominado MOPSO con <i>TDifPar</i> libre) y de los resultados con el algoritmo MOPSO para la obtención únicamente de los umbrales <i>DifArr</i> , <i>DifPar</i> (denominado MOPSO con <i>TDifPar</i> =0)....	107

Figura 5-1. Diagrama del capítulo 5, método de comparación, evaluación y elección de los algoritmos de AR.....	113
Figura 5-2. Curva cuadrática genérica.....	117
Figura 5-3. Descripción del funcionamiento de una unidad de AR.....	119
Figura 5-4. Descripción del funcionamiento de una unidad de AR, aplicada al problema de optimización.	125
Figura 5-5. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.	131
Figura 5-6. Potencia generada por el grupo de AR 1 (izquierda) y por el grupo de AR 2 (derecha), Simulaciones 1 a 5.....	134
Figura 5-7. Variables de salida del problema de optimización de la zona y de la unidad acoplada gac, Simulaciones 1 a 5.	135
Figura 5-8. Ejemplo de tipos de arranques (arranques válidos, innecesarios e insuficientes) de la unidad de AR 1 y de la unidad de AR 2 con la solución óptima (parte superior) y de la unidad de AR 1 y de la unidad de AR 2 con el algoritmo de AR (parte inferior).....	141
Figura 5-9. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.	144
Figura 5-10. Potencia generada por las unidades de AR y PSNS según la optimización A (a) y la optimización B (b).	147
Figura 5-11. Potencia generada por las unidades de AR y PSNS según el algoritmo AR-BU-0MW/85MW (a) y según el algoritmo AR-BU-15MW/98MW (b). (c) y (d) muestran los zooms del periodo (02:00h-06:00h) y del periodo (22:00h-00:00h).....	149
Figura 5-12. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS.....	150
Figura 5-13. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS normalizados con respecto a las optimizaciones B y D.	152
Figura 5-14. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS.....	154
Figura 5-15. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS [k€].	155
Figura 6-1. Diagrama resumen de los objetivos de la tesis.....	158
Figura 6-2. Ejemplo de comportamiento de los algoritmos basados en umbrales y posible zona de cobertura de los algoritmos basados en trayectorias realizados a partir de los umbrales.	163

Figura 6-3. Ejemplo de comportamiento de los algoritmos basados en umbrales y posible zona de cobertura de los algoritmos basados en trayectorias realizados a partir de los umbrales. Primera zona posible deseada por el decisor remarcada con un rayado.	163
Figura 6-4. Ejemplo de comportamiento de los algoritmos basados en umbrales y posible zona de cobertura de los algoritmos basados en trayectorias realizados a partir de los umbrales. Segunda zona posible deseada por el decisor remarcada con un rayado.	164
Figura 6-5. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS.	167
Figura 6-6. Costes de operación de AR vs. TI (parte superior) y ESNS (parte inferior).	168
Figura 6-7. Costes de operación de AR vs. tiempo de incumplimiento de la optimización y de los algoritmos de AR BT_AD_UN (40MW/77MW) desarrollados con las distintas matrices de costes (Tipo 1-Tipo 5).....	169
Figura 6-8. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS normalizados con respecto a la optimización D.	172
Figura A-1. Esquema simplificado del modelo utilizado para arranque rápido.	187
Figura A-2. Diagrama de bloques del modelo de las unidades acopladas.	188
Figura A-3. Histograma que representa el número de veces que la rampa está dentro de cada uno de los intervalos.	189
Figura A-4. Ejemplo del funcionamiento de una unidad de AR.....	190
Figura A-5. Diagrama de bloques del modelo de la unidad de AR.	191
Figura B-1. Trayectorias diarias del PGC de los datos reales disponibles.....	194
Figura B-2. Trayectorias diarias del límite superior de los datos reales disponibles...	194
Figura B-3. Trayectorias diarias del límite inferior de los datos reales disponibles. ...	195
Figura B-4. Diferencia entre las trayectorias diarias del límite superior y del PGC de los datos reales disponibles.....	196
Figura B-5. Trayectorias horarias del PGC de los datos reales disponibles.	197
Figura B-6. Diferencia entre las trayectorias horarias del límite superior y del PGC de los datos reales disponibles mostradas junto con el cluster que las representa.....	198
Figura B-7. Datos utilizados en la tesis para la elaboración, validación y comparación de los algoritmos de AR, años 2010 y 2011.	200

Figura B-8. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.	201
Figura C-1. Comparación de los resultados obtenidos con los algoritmos MOPSO aplicados a los diferentes modos de funcionamiento posible de una zona de regulación, así como a una simulación de los tres modos de forma consecutiva (<i>simulación 3 días</i>).	206
Figura C-2. Comparación de los resultados obtenidos con los algoritmos MOPSO aplicados a los diferentes modos de funcionamiento posible de una zona de regulación.	207
Figura D-1. Resultados del conjunto de entrenamiento y prueba de los algoritmos desarrollados con el método Único: BT_DT_UN (0MW/85MW), BT_RN_UN (0MW/85MW), BT_DT_UN (40MW/77MW), BT_RN_UN (40MW/77MW), BT_DT_UN (123MW/126MW), BT_RN_UN (123MW/126MW).	211
Figura D-2. Porcentaje total de datos mal clasificados del conjunto de entrenamiento y prueba de los algoritmos desarrollados con el método Múltiple: BT_DT_MUL (0MW/85MW), BT_RN_MUL (0MW/85MW), BT_DT_MUL (40MW/77MW), BT_RN_MUL (40MW/77MW), BT_DT_MUL (123MW/126MW), BT_RN_MUL (123MW/126MW).	212
Figura D-3. Porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS del conjunto de entrenamiento y prueba de los algoritmos desarrollados con el método Múltiple: BT_DT_MUL (0MW/85MW), BT_RN_MUL (0MW/85MW), BT_DT_MUL (40MW/77MW), BT_RN_MUL (40MW/77MW), BT_DT_MUL (123MW/126MW), BT_RN_MUL (123MW/126MW).	213
Figura E-1. Análisis de la influencia de las variables de entrada en los árboles de decisión de los algoritmos BT_AD_UN.	217
Figura E-2. Análisis de la influencia de las variables de entrada en las redes neuronales de los algoritmos BT_RN_UN.	218
Figura E-3. Análisis de la influencia de las variables de entrada en los árboles de decisión de los algoritmos BT_AD_MUL.	219
Figura E-4. Análisis de la influencia de las variables de entrada en las redes neuronales de los algoritmos BT_RN_MUL.	219

Índice de tablas

Tabla 2-1. Clasificación de referencias.	38
Tabla 2-2. Descripción de los estados de operación de las unidades de AR.....	41
Tabla 2-3. Descripción de la aplicación de la precisión a los pagos por funcionamiento.	46
Tabla 3-1. Puntos de la solución del MOPSO elegidos para su posterior evaluación....	73
Tabla 4-1. Descripción de los algoritmos de AR basados en trayectorias.....	84
Tabla 4-2. Descripción de los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados.	87
Tabla 4-3. Precisión del conjunto de entrenamiento de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) y BT_RN_UN (40MW/77MW).	95
Tabla 4-4. Precisión del conjunto de prueba de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) y BT_RN_UN (40MW/77MW).	96
Tabla 4-5. Matrices de costes (Tipo 1 –Tipo 5) con las que se han desarrollado los algoritmos de AR BT_AD_UN (40MW/77MW).	99
Tabla 4-6. Precisión del conjunto de entrenamiento y de prueba del algoritmo de parada basado en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW).	104
Tabla 5-1. Datos de la zona de regulación.	131
Tabla 5-2. Datos de los parámetros de la unidad acoplada de la Simulaciones 1-5....	132
Tabla 5-3. Datos de los parámetros de las unidades de AR de la Simulaciones 1-5....	133
Tabla 5-4. Variables de salida resumen de los resultados.	138
Tabla 5-5. Índice de comportamiento TI de un algoritmo de AR normalizado con respecto a una optimización.	142
Tabla 5-6. Costes de incumplimientos de la curva de Pareto.	145
Tabla 5-7. Costes de incumplimientos conocidos.	145
Tabla 5-8. Índices de comportamiento generales de la optimización y de los algoritmos basados en umbrales.....	146
Tabla 5-9. Índices de comportamiento generales de los algoritmos basados en umbrales normalizados con respecto a las optimizaciones B y D.....	151
Tabla 5-10. Índices de tipos de arranques con respecto a las optimizaciones B y D....	153

Tabla 5-11. Índices de comportamiento generales de la optimización y de los algoritmos BU.....	153
Tabla 5-12. Índices de comportamiento generales de los algoritmos basados en umbrales [k€].	154
Tabla 5-13. Índices de tipos de arranques con respecto a la optimización.....	155
Tabla 6-1. Costes de incumplimientos de la curva de Pareto.....	160
Tabla 6-2. Descripción de los algoritmos de AR basados en umbrales y basados en trayectorias desarrollados en esta tesis y comparados y analizados en este capítulo.	161
Tabla 6-3. Índices de comportamiento generales de la optimización y de los algoritmos de AR.	165
Tabla 6-4. Índices de comportamiento generales de los algoritmos normalizados con respecto a la optimización D.....	171
Tabla 6-5. Índices de tipos de arranques con respecto a la optimización D.	173
Tabla B-1. Datos de los parámetros técnicos de la unidad acoplada.	201
Tabla B-2. Datos de los parámetros técnicos de las unidades de AR.	202
Tabla B-3. Datos de los parámetros de los costes de la unidad acoplada.....	202
Tabla B-4. Datos de los parámetros de costes de las unidades de AR.	202

Lista de acrónimos

Símbolo	Descripción
ACE	Area Control Error (error de control de área)
AD	Árbol de Decisión
AGC	Automatic Generation Control (control automático de generación)
AR	Arranque Rápido
BAAL	Balancing Authority ACE Limit (límite del ACE de la autoridad de balance)
BT	Basado en Trayectorias
BU	Basado en Umbrales
CART	Classification And Regression Tree (árbol de clasificación y regresión)
CPS1	Control Performance Standard 1 (estándar 1 de comportamiento del control)
CPS2	Control Performance Standard 2 (estándar 2 de comportamiento del control)
DCS	Disturbance Control Standard (estándar del control de perturbación)
ENTSO-E	European Network of Transmission System Operator for Electricity
ESNS	Energía Secundaria No Suministrada por la zona de regulación
FERC	Federal Energy Regulatory Commission (comisión federal reguladora de la energía)
FO	Función Objetivo
FRCE	Frequency Restoration Control Error (error del control de la restauración de la frecuencia)
ISO	Independent System Operator (operador independiente del sistema)
MILP	Mixed-Integer linear programming (programación lineal entera mixta)
MLBS	Machine Learning Based System (sistema basado en aprendizaje automático)
MOPSO	Multi-objective Particle Swarm Optimization (optimización multiobjetivo por enjambre de partículas)
NERC	North American Electric Reliability Corporation (corporación de fiabilidad eléctrica de Norteamérica)
PGC	Potencia Generada por la zona de Control
PSNS	Potencia Secundaria No Suministrada
PSO	Particle Swarm Optimization (optimización por enjambre de partículas)
REE	Red Eléctrica de España
RN	Red Neuronal
RTO	Regional Transmission Operator (Operador regional de la red de transporte)
TI	Tiempo de Incumplimiento de la zona de regulación
TPSNS	Tiempo de Potencia Secundaria No Suministrada

A los mayores, mis abuelos y a los pequeños, mis tres hijos.

Agradecimientos

En primer lugar, me gustaría agradecer a mis directores de tesis, Nacho y Enrique, el haberme dado la posibilidad de realizar esta tesis doctoral y el haberme formado, orientado y ayudado en este camino.

Me gustaría además, de forma especial, darle las gracias a Luis Rouco, coordinador del área MAC, en el que he desarrollado la tesis, por todo lo que he aprendido de él a lo largo de estos años. A él le debo, por un lado, el conocimiento y la experiencia que he adquirido al realizar bajo su supervisión diferentes proyectos. Pero además, y sobre todo, a él le debo en cierta medida el haber podido formar una familia preciosa a la vez que realizaba la tesis doctoral. Su ayuda, sus consejos y sus palabras de ánimo en los momentos de adversidad, de miedo y de desconcierto han sido cruciales. Le estaré siempre agradecida y trataré de asemejarme a él si alguna vez tengo personas bajo mi supervisión.

Me acuerdo en este momento de mis compañeros del IIT. De Elena y Luis, que juntos vivimos este camino desde el principio, pero también de Alezeia, Paco, Álvaro, Camila, Javi, María... y tantos otros.

Por supuesto agradecerles a mis padres todo el amor y toda la ayuda que me han brindado siempre, y el haberme dado la posibilidad de estudiar. Que mi madre sea doctora tiene mucho que ver en que yo me embarcara también en esta aventura. A mis abuelos, mis tíos y mis hermanos, que han vivido tan de cerca todo este viaje. Por supuesto a Hono.

Finalmente, y como no podía ser de otra manera, agradecerle a mi marido, Lukas, TODO. En especial, la valentía que ha demostrado siempre y el optimismo que desprende ante cualquier adversidad. La vida a su lado es un regalo. Regalos también mis tres soles, Hugo, Eva y Lira, motores de mi vida.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se describe el problema que se abordará en la presente tesis doctoral y los objetivos (global y específicos) que se pretende cubrir.

En la sección 1.2 se describen los antecedentes, la motivación y el enfoque de esta tesis doctoral. En la sección 1.3 se presentan los objetivos de la misma y finalmente en la sección 1.4 se detalla la estructura del presente documento.

1.2. ANTECEDENTES, MOTIVACIÓN Y ENFOQUE

Los servicios complementarios son cruciales para mantener la seguridad y la fiabilidad de los sistemas eléctricos. Existen servicios complementarios destinados al control de la frecuencia, servicios complementarios cuyo objetivo es el control de la tensión, el servicio complementario relacionado con la reposición del servicio (arranque en negro) y el relacionado con la gestión de desvíos.

El objetivo del servicio complementario de control de la frecuencia es el de mantener la frecuencia del sistema en su valor nominal. Para ello deberá mantener el equilibrio

entre generación y demanda y deberá también de disponer de suficiente reserva de regulación [Rebours, et al., 2007].

El control de frecuencia se organiza normalmente en tres lazos, regulación primaria, regulación secundaria y regulación terciaria; cada uno de ellos con una reserva diferente y unos transitorios de diferente duración. El control primario es un control proporcional que corrige los desequilibrios generación-demanda y que da lugar a una desviación en régimen permanente de la frecuencia. La regulación secundaria restaura la frecuencia a su valor nominal y mantiene la potencia de intercambio entre áreas en sus valores preestablecidos. La regulación terciaria por su parte restaura el valor de las reservas de la regulación secundaria una vez utilizadas.

Para la operación de la regulación secundaria (Automatic Generation Control, AGC) los sistemas eléctricos están divididos en áreas, de forma que cada área se encarga de restaurar la frecuencia a su valor nominal y de mantener la potencia de intercambio entre áreas en sus valores preestablecidos [Kundur, 1994]. Para cumplir dichos objetivos, cada área ha de tener disponibles unos niveles suficientes de reserva secundaria. Si esta reserva es insuficiente, la seguridad en la operación de los sistemas eléctricos disminuye [Soler, et al., 2010].

Actualmente, las unidades que participan en la regulación secundaria, son unidades que se encuentran conectadas a la red generando potencia [Rebours, et al., 2007, Garcia-Gonzalez, et al., 2007, Havel, et al., 2009, Kirby, 2003]. A este tipo de unidades conectadas se les denominará a partir de ahora unidades acopladas. Para ofrecer la banda de regulación secundaria, dichas unidades se encuentran operando por debajo de su potencia máxima y cuando se requiere de su participación en la regulación secundaria, aumentan o disminuyen rápidamente su generación [Kirby, 2003]. Esta forma actual de participación en la regulación secundaria tiene como consecuencia mayores costes de generación que en la operación base puesto que para disponer de las reservas las unidades trabajan fuera de su rango óptimo de operación [Kirby, 2003, Ortega-Vazquez, et al., 2007, Toma, et al., 2007]. Se puede concluir que la forma actual de participación en la regulación secundaria es ineficiente. Dicha ineficiencia llevará asociada mayores emisiones (se emiten más contaminantes por kW que en operación a potencia máxima), según [Kirby, 2003] en donde se considera a la manera actual de operación en la regulación secundaria perjudicial para el medio ambiente.

Otra posible alternativa de prestar el servicio de regulación secundaria, que se denomina Arranque Rápido (AR), consiste en mantener dentro de un área, algunas unidades conectadas operando cerca de su potencia máxima y por tanto con menos banda de regulación asignada. El resto de la reserva necesaria es aportada por unidades con banda de regulación asignada pero que no están arrancadas. Estas unidades, denominadas unidades de AR, deben poder arrancar y estar generando potencia y participando en la regulación secundaria en un tiempo corto, por lo que se mantendrían paradas y, cuando fuera necesario, se arrancarían para que el conjunto de la zona prestase el servicio de regulación secundaria en las condiciones establecidas por el operador del sistema.

Las unidades de AR se suelen utilizar como unidades de generación pico debido a sus altos costes de operación (en el caso de que las unidades de AR sean unidades hidráulicas, el coste de operación depende del coste del valor del agua). Dentro de los servicios complementarios, las unidades de AR se utilizan normalmente para la regulación terciaria [Havel, et al., 2009, PJM, 2014a, CAISO, 2006, Chao, et al., 2006, ISO-NE, 2014, NYISO, 2013a, RTE France, 2005, ERCOT, 2015a, ERCOT, 2015b, ERCOT, 2014, Novak, et al., 2011]. Sin embargo, dependiendo del precio de la reserva secundaria, las unidades de AR pueden obtener beneficios de la prestación del servicio de la regulación secundaria. De hecho, las unidades de AR tienen altas rampas de respuesta y tiempos cortos de arranque, características que les hacen muy aptas para el control automático de generación. Esta tesis plantea el uso de unidades de AR en lugar de para la regulación terciaria de potencia como es habitual, para la regulación secundaria.

La operación en AR para la regulación secundaria puede tener beneficios económicos asociados, ya que permite un mejor despacho del resto de las unidades acopladas de la zona de regulación. Por el contrario, el coste de arranque y parada de las unidades en AR cuando es necesario, así como los posibles costes por incumplimiento de los criterios de respuesta del AGC puede reducir dichos beneficios o incluso hacer inviable este tipo de operación.

Aunque se espera que la operación en AR dé lugar a unos mayores beneficios en la zona de regulación secundaria, esta tesis se centra en los aspectos técnicos de este tipo de operación para ayudar a mejorar estos beneficios esperados. En concreto, el objetivo de la tesis consiste en obtener un algoritmo automático de arranque y parada de las unidades de AR, de manera que éstas estén acopladas cuando sean necesarias.

Para el desarrollo del algoritmo automático pueden ser utilizadas diversas técnicas dentro del aprendizaje automático (Automatic Learning). El aprendizaje automático está relacionado con la extracción de información de bases de datos y se ha aplicado ampliamente en problemas dentro de los sistemas eléctricos de potencia [Wehenkel, 1997].

En la subsección 1.2.1 se describe la motivación de utilizar la operación de AR en la regulación secundaria (en lugar de en la regulación terciaria como hasta ahora). Posteriormente, en la subsección 1.2.2 se detallan las dificultades de usar la operación de AR en la regulación secundaria y que deberán ser afrontadas y solventadas en el desarrollo de esta tesis.

1.2.1. MOTIVACIÓN DE USAR LA OPERACIÓN DE AR EN LA REGULACIÓN SECUNDARIA

La reserva de la regulación secundaria de frecuencia es proporcionada por unidades de generación que deben ser unidades que se encuentran acopladas. Esta manera actual de operación tiene como consecuencia una serie de desventajas que podrían ser solventadas con la operación de AR. En esta subsección se identifican y se describen dichas desventajas para justificar la motivación de usar la operación de AR

en la regulación secundaria. En concreto, se ha encontrado que existen dos desventajas principales de la forma actual de dar regulación secundaria.

- La primera desventaja es la relativa a los **costes de redespacho**. Si una unidad generadora que previamente ha sido casada en el mercado de energía (normalmente a plena carga) quiere participar también en la provisión de la regulación secundaria, para poder dar banda de regulación secundaria a subir, deberá modificar (disminuir) su consigna casada en el mercado de energía para poder ofrecer dicha banda de regulación secundaria. Por ello, deberá “recomprar” la energía que ha tenido que reducir al precio marginal horario correspondiente del siguiente mercado intradiario. Es habitual que los precios del mercado intradiario sean superiores a los precios del mercado diario, con lo que esta recompra de energía supone un coste. Estos costes únicamente aparecen si se casa la unidad en el mercado de energía a plena carga y para dar regulación secundaria a subir debe recomprar la energía que debe reducir. Si por el contrario, la unidad en el mercado de energía no oferta a plena carga sino que oferta por debajo para dar banda de regulación secundaria a subir, entonces la desventaja de la forma de dar regulación secundaria de la misma serían los denominados **costes de oportunidad**. Los costes de oportunidad son las pérdidas o beneficios esperados con respecto a otros mercados [de la Fuente, et al., 1999]. Proporcionar reserva de regulación secundaria supone que la banda de regulación no pueda ser ofertada en el mercado de energía lo que resulta en un coste de oportunidad.
- La segunda desventaja es la relativa al **funcionamiento fuera del rango óptimo de operación**. El hecho de que una unidad opere en un rango entre el 60% y el 80% de su potencia nominal (lejos de su zona óptima de funcionamiento) supone mayores costes de operación ya que no está operando en su rango óptimo [Martínez, et al., 2007]. En la Figura 1-1 se muestra la inversa de la eficiencia de una unidad generadora térmica para distintos niveles de potencia generada [McCalley, 2015]. En concreto la curva muestra la relación Consumo específico de calor – Potencia generada. Las unidades del consumo específico de calor (heat rate) que se muestran en la figura son [MBTU/MWh]. Cuanto menor es el consumo específico de calor de una unidad, más eficiente es ésta [McCalley, 2015]. En la Figura 1-1 se observa que la eficiencia aumenta a medida que aumenta el punto de operación de las unidades y este punto se va acercando al punto óptimo de funcionamiento. A partir de ese punto la eficiencia vuelve a disminuir a medida que se acerca la potencia a la máxima posible de la unidad. A plena carga, los valores típicos de los consumos específicos de calor de las distintas unidades generadoras en [MBTU/MWh] son [McCalley, 2015, Wood, et al, 1996]: entre 8.75 y 11.7 para las unidades de vapor de origen fósil (dependiendo del tamaño), 10.4 para las plantas nucleares, 13.6 para las turbinas de gas antiguas (aunque dicho valor ha ido disminuyendo), y 9.0 para los ciclos combinados.

Con respecto a las unidades hidráulicas, en [de la Fuente, et al., 1999] se hace una revisión de los costes en los que incurren las unidades hidráulicas cuando

participan en la regulación secundaria (según la forma actual). En dicho artículo se enfatiza que las curvas de eficiencia de las unidades generadoras hidráulicas tienen una forma cóncava, entendiéndose por eficiencia al cociente entre la potencia eléctrica generada y el volumen de flujo. En la Figura 1-2 se muestra la curva de eficiencia de una unidad generadora hidráulica para distintos niveles de potencia generada [de la Fuente, et al., 1999].

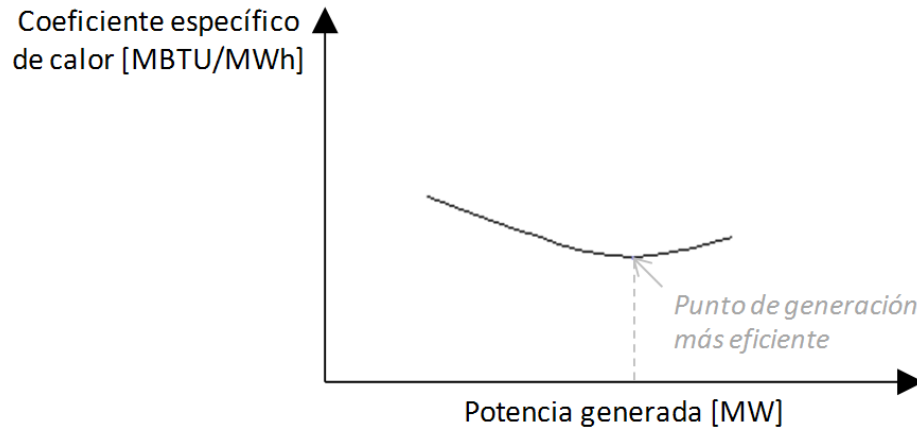


Figura 1-1. Curva de consumo específico de calor de una unidad en función de su potencia generada [McCalley, 2015].

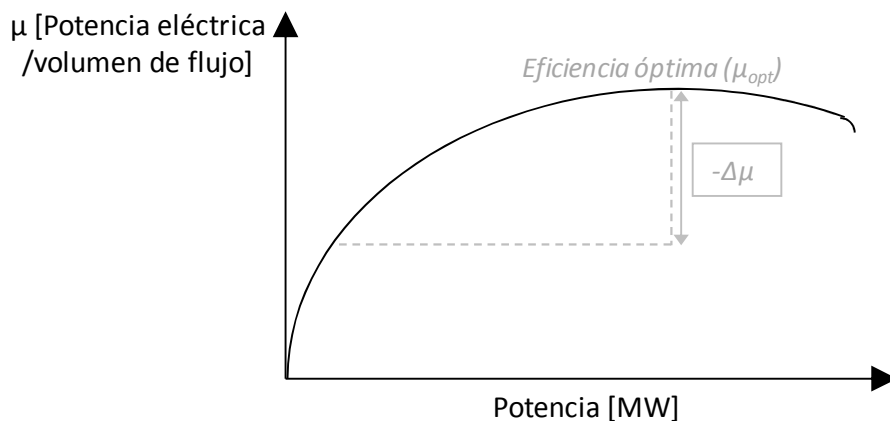


Figura 1-2. Curva típica de eficiencia de una unidad hidráulica [de la Fuente, et al., 1999].

Se resume por tanto que los dos beneficios adicionales en los que podría derivar la operación en arranque rápido respecto a la manera actual de dar regulación secundaria son: ahorro de los costes de redespacho (o costes de oportunidad) y ahorro por que estén las unidades acopladas funcionando más cerca de su rango óptimo de operación.

Todo lo anterior refleja que la manera actual de operación en la regulación secundaria es ineficiente.

Sin embargo, para garantizar la estabilidad de frecuencia de los sistemas eléctricos, es necesario que existan suficientes niveles de reserva de regulación secundaria disponibles ya que en el caso de que dicha reserva se agotara, la frecuencia aumentaría o disminuiría sin control. Es por ello que en esta tesis se estudia una manera alternativa de operación en la regulación secundaria que consiste en asignar

un porcentaje de dicha reserva a algunas unidades de AR a las que se les va a permitir permanecer desconectadas (paradas). Estas unidades estarán paradas hasta que la banda de regulación secundaria que se les ha asignado vaya a ser necesitada. Con la operación de AR en la regulación secundaria no se va a necesitar despachar unidades generadoras adicionales y además aquellas unidades ya conectadas a la red (acopladas) operarán en puntos más cercanos a sus niveles óptimos de funcionamiento. La operación en AR se puede utilizar bien para sustituir un porcentaje de la banda de regulación acoplada por banda de grupos de AR, o bien para añadir (no sustituir) banda de regulación a la zona, que será provista por los grupos de AR.

La Figura 1-3 sirve como leyenda de la Figura 1-4 en la que se describe la operación de arranque rápido en la regulación secundaria. En la Figura 1-3 se muestra, en primer lugar (parte izquierda), la operación de una unidad generadora acoplada ofreciendo regulación secundaria. Se ha representado en dicha operación, la potencia nominal de una unidad generadora y su mínimo técnico. Para dar banda de regulación secundaria a subir y a bajar dicha unidad generadora tiene un punto de operación base para el AGC que se muestra en línea discontinua. La distancia que va desde la potencia nominal a la potencia base para el AGC representa la potencia que va a sufrir un redespacho (si se pensaba despachar a potencia nominal), es decir, que deberá ser recomprada. Una vez que la unidad está operando en la regulación secundaria, si se supone que se le ha pedido ofrecer reserva a subir, la unidad en un instante dado se encontrará generando por encima de su potencia base para AGC la potencia denominada en la Figura 1-3 *P_{gen AGC}*. La distancia que va desde la potencia nominal a la potencia generada en AGC representa la pérdida de eficiencia por alejarse de su punto óptimo de funcionamiento. Dicha pérdida de eficiencia aumentará o disminuirá en función de la potencia exigida en AGC. En la parte media de la Figura 1-3 se muestra como se ha representado una unidad (que puede ser de AR o no) que no participa ofreciendo regulación secundaria dentro de la zona. Finalmente, en la parte derecha de la Figura 1-3 se ha representado una unidad de AR que ofrece banda de regulación asignada a la zona (a subir).

La Figura 1-4 describe la operación de arranque rápido en la regulación secundaria. En la parte superior, en el gráfico (a), se muestra la manera de ofrecer este servicio sin utilizar unidades de AR (estado/manera actual). En la parte media y en la parte inferior, en los gráficos (b) y (c), se ha representado la operación en arranque rápido. El gráfico (b) muestra como la operación en AR puede ser utilizada para sustituir un porcentaje de la banda de regulación secundaria acoplada mientras que el gráfico (c) muestra como puede ser utilizada para añadir banda de regulación a la zona.

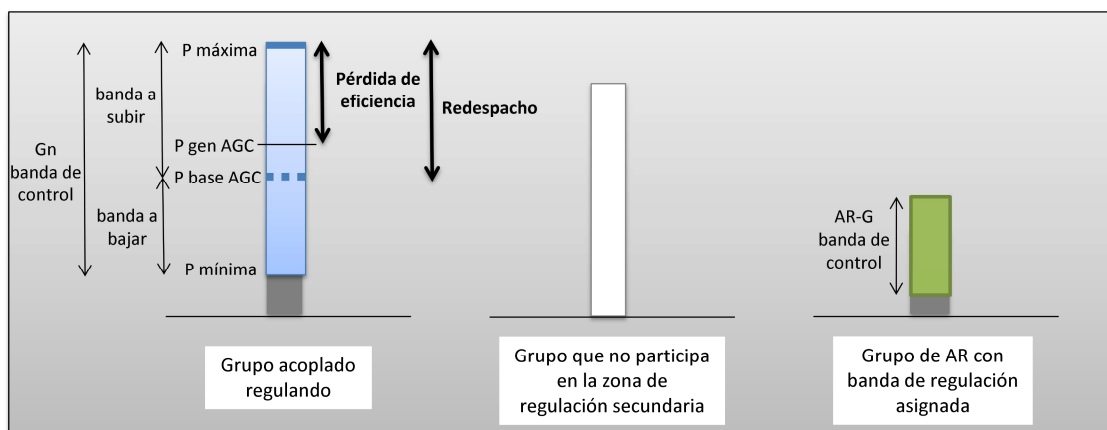


Figura 1-3. Leyenda de la Figura 1-4 con la operación de las unidades generadoras en la regulación secundaria.

Si se vuelve a la Figura 1-4 y se observa el caso mostrado en la parte superior, en el que se muestra la manera de ofrecer regulación secundaria sin utilizar unidades de AR (estado/manera actual), se ve como para aportar una determinada banda de reserva secundaria, se necesitan dos unidades generadoras (G1 y G2) conectadas al sistema (ya arrancadas). Estas unidades se encuentran trabajando a unos determinados niveles de potencia para poder aportar dicha reserva. Nótese que se ha representado también dentro de la zona una unidad de AR que no se encuentra ofreciendo servicio de regulación secundaria (mostrada en blanco).

Si se observa el caso mostrado en la parte media de la Figura 1-4, en el gráfico (b), se ve cómo para aportar la misma banda de reserva secundaria que en la operación tradicional (gráfico (a)), sólo se necesita una unidad generadora (G1) conectada al sistema (ya arrancada). Dicha unidad se encuentra trabajando a un nivel de potencia superior a su homóloga en la operación tradicional por tanto su pérdida de eficiencia será inferior. El resto de la banda de regulación secundaria es aportada por una unidad de arranque rápido que permanecerá desconectada y sólo se arrancará en caso necesario. Tanto la potencia como la reserva total requerida a las unidades son las mismas en ambos casos, es decir, en la operación tradicional de la parte superior de la Figura 1-4 y en la operación en AR de la parte media de dicha figura. Aunque se ha mostrado en el gráfico (b) la unidad generadora G2, esta unidad ya no es necesitada por la zona de regulación y podrá ser ofertada en otro mercado. Puesto que la unidad de AR sólo aporta reserva a subir, toda la reserva a bajar tendrá que ser aportada en este caso por la unidad generadora G1, por lo tanto su punto de potencia base para AGC (mostrado en raya discontinua) está por encima que la de su homóloga en la operación tradicional y eso significa que la potencia de redespacho que deberá ser recomprada será inferior.

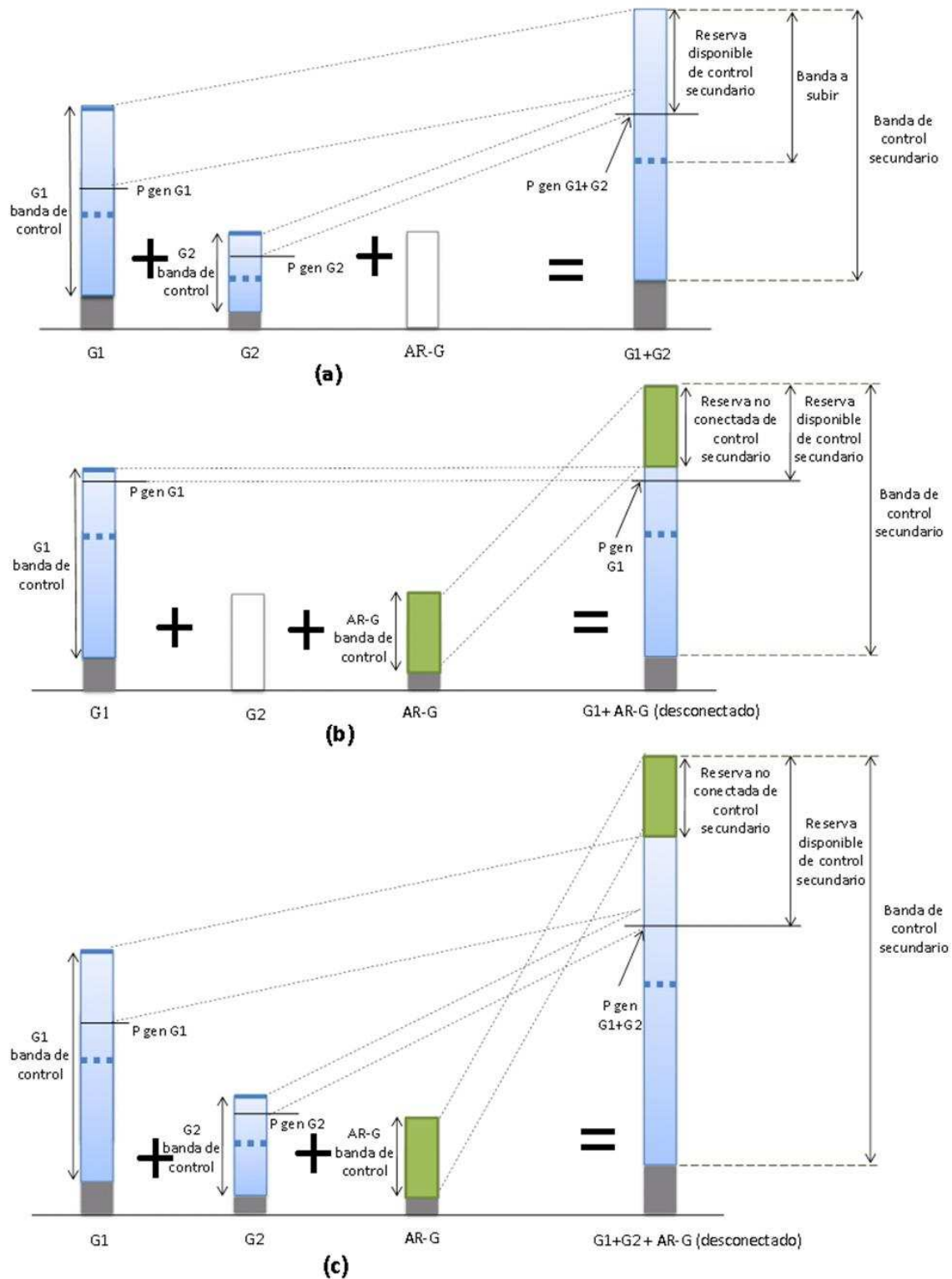


Figura 1-4. Operación tradicional en la regulación secundaria (a) versus operación de arranque rápido (b) y (c).

En el caso mostrado en la parte inferior de la Figura 1-4, en el gráfico (c), se observa cómo la unidad de AR aporta reserva adicional a la zona de regulación. Se tienen dos unidades generadoras conectadas al igual que en el caso tradicional, pero sin embargo la reserva total de la zona es superior. Se insiste en que las unidades de arranque

rápido únicamente aportan banda de regulación a subir. Si la banda a subir del sistema se amplía, también deberá aumentar la banda a bajar ofrecida en la zona (es proporcional a la de subida). En este caso, las unidades G1 y G2 se han representado de mayor tamaño para poder ofrecer una mayor banda a bajar e igual banda a subir que las homólogas en la operación tradicional. Sin embargo el punto de operación base de AGC de las unidades G1 y G2 respecto de su potencia nominal se mantiene igual que sus homólogas de la operación tradicional, es decir, se tienen los mismos costes por redespacho, aunque con una banda de regulación casada total de la zona mayor que el caso tradicional. La potencia que se le exige a una zona de regulación depende del porcentaje total de banda casada con respecto al total de las banda casadas de todas las zonas del área. Por ello, en el instante mostrado en el gráfico (c) en el que se ha representado una situación en la que a la zona se le pide potencia a subir, se ha supuesto que se le exigirá un poco más de potencia total que en el gráfico (a) (tiene mayor banda secundaria asignada gracias al AR). Si la exigencia fuera de potencia a bajar, este requerimiento total a bajar también sería superior.

1.2.2. DIFICULTADES DE USAR LA OPERACIÓN DE AR EN LA REGULACIÓN SECUNDARIA

Como se ha comentado en la subsección 1.2.1, existen una serie de desventajas de la forma actual de dar regulación secundaria que motivan el uso de la operación de AR. Sin embargo, la operación en AR también puede dar lugar a una serie de desventajas de su uso si no se realiza adecuadamente. En esta subsección se hace una descripción de las mismas para indicar las dificultades de usar la operación de AR en la regulación secundaria que deberán ser solventadas a lo largo de esta tesis.

La operación en AR conlleva una serie de costes principales (en concreto tres) que deberán ser reducidos lo máximo posible y que son los siguientes:

- Las unidades de AR son unidades que se utilizan normalmente como **unidades de generación “pico”**, cuando el precio marginal es alto y por tanto deberán ser utilizadas, si la reserva secundaria es asignada mediante un mercado, cuando el precio del mercado de reserva secundaria sea suficientemente alto. Si finalmente se decide utilizar unidades de AR, la operación en AR propuesta en esta tesis deberá ayudar a mejorar los beneficios de la operación en AR, manteniéndolas el mínimo tiempo posible arrancadas generando potencia.
- Las unidades de AR llevan asociados unos **costes de arranque y mantenimiento**. Si finalmente se decide utilizar unidades de AR, la operación en AR propuesta en esta tesis deberá ayudar a mejorar los beneficios de la operación en AR, arrancándolas y parándolas el mínimo número de veces posible.
- Por último, a cada zona de regulación se le requiere proveer la reserva secundaria casada en el mercado, y un incumplimiento de esa provisión en el caso de que el sistema requiera dicha potencia, producirá sanciones económicas a dicha zona [Garcia-Gonzalez, et al., 2007]. Por tanto, si se utiliza la operación de AR y las unidades de AR no son arrancadas o no son arrancadas a tiempo, toda la zona será penalizada. El **coste de penalización por incumplir**

depende de las reglas del sistema eléctrico de potencia en el que se encuentre la zona de regulación. Habitualmente la penalización por incumplimientos es cuantificada en función de la energía requerida que no se ha suministrado en la zona o en función de los periodos de tiempo en los que ha habido una respuesta dinámica inadecuada.

Se resume que los tres costes en los que se puede incurrir con la operación en arranque rápido, que son altos costes de generación de las unidades de AR, costes de arranques y mantenimiento, y costes por incumplimiento, han de ser minimizados a lo largo de esta tesis.

Sin embargo, existe un problema principal a la hora de utilizar la operación de AR. Dicho problema es el de decidir, una vez asignada una determinada banda de regulación secundaria a las unidades de AR, cuándo se ha de arrancar y parar dichas unidades. Esta decisión es difícil de llevar a cabo debido a la dificultad de predecir con antelación cuál va a ser la cantidad de potencia necesaria en la regulación secundaria en los siguientes minutos. Una unidad de AR es capaz de arrancar en un intervalo de tiempo que oscila entre los 5 y los 10 minutos, por lo tanto, al menos será necesaria esa franja de tiempo para evaluar si la unidad de AR será necesaria o no. Debe enfatizarse el hecho de que la decisión de arranque de las unidades de AR es una decisión que ha de ser tomada en tiempo real, cuando parece que la banda de regulación secundaria aportada por las unidades acopladas se está agotando. La unidad de AR deberá ser parada cuando la misma ya no sea necesaria.

Si se pudiera predecir con relativa exactitud la curva de potencia exigida a una determinada zona de regulación durante un determinado periodo de tiempo, se podría introducir dicha curva en un problema de optimización para determinar los arranques y paradas óptimos de las unidades de AR en ese periodo de tiempo. Sin embargo, como se ha comentado, dicha curva es difícil de predecir y como consecuencia, para asegurar que la operación de AR es factible y realista en términos de participación en la regulación secundaria, se ha de utilizar un algoritmo preciso, que actúe en tiempo real y que sea automático para arrancar las unidades a tiempo y pararlas cuando no sean necesarias. Este algoritmo, como se ha comentado, debe minimizar el número de arranques de las unidades de AR y el tiempo que dichas unidades permanecen conectadas operando. Por lo tanto, las unidades de AR han de ser arrancadas cuando son necesarias pero han de permanecer desconectadas el resto del tiempo.

Como se pondrá de manifiesto en el capítulo 2, no se ha encontrado en la literatura ningún sistema eléctrico en el que existan unidades de AR participando en la regulación secundaria de frecuencia, aunque este tipo de unidades se usen muy a menudo en otros servicios complementarios encuadrados dentro de la regulación terciaria. Por tanto, se encuentra que existe un vacío en el que se va a centrar el desarrollo de esta tesis: desarrollo de un algoritmo automático que permita la operación de unidades de Arranque Rápido para la regulación secundaria frecuencia-potencia.

Para finalizar resaltar que a lo largo de la subsección anterior (subsección 1.2.1) y de la actual se han identificado una serie de posibles beneficios económicos y costes que supondría la utilización de la operación de AR para la regulación secundaria frecuencia-potencia en contraste con el uso de la operación tradicional. En esta tesis se parte de la base de que en un determinado periodo, después de un estudio económico que deberá ser desarrollado por otro actor, se ha determinado que en dicho periodo es económicamente rentable asignar un porcentaje de la banda de regulación secundaria a unidades de AR. Tras ese supuesto, los desarrollos de esta tesis se centran en conseguir el mejor comportamiento posible de las unidades de AR dentro de la zona de regulación, para mejorar aún más los beneficios esperados del AR en dicho periodo. Esto se hará reduciendo los posibles costes en los que el uso de unidades de AR puede derivar. Es decir, como se ha comentado, se hará manteniéndolas el mínimo tiempo encendidas posible generando potencia, evitando arranques innecesarios de las mismas y evitando los posibles incumplimientos derivados de no arrancarlas o no arrancarlas a tiempo cuando son necesitadas.

1.3. OBJETIVOS

En esta sección se presentan los principales objetivos que se pretenden cubrir en la presente tesis.

El principal objetivo de esta tesis doctoral es el desarrollo de un algoritmo que permita la operación de unidades de Arranque Rápido en tiempo real para la regulación frecuencia-potencia. En particular, los desarrollos se aplicarán a la regulación secundaria de frecuencia.

De forma más concreta, los objetivos que se quieren cubrir en el contexto de la tesis planteada y cuya consecución constituirá la principal aportación de la tesis, se resumen en las subsecciones 1.3.1, 1.3.2 y 1.3.3. Finalmente, en la subsección 1.3.4 se muestra una visión global de los tres objetivos específicos de esta tesis así como la relación que existe entre los mismos.

1.3.1. DESARROLLO DE UN ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN UMBRALES

El primer objetivo consiste en el desarrollo de un algoritmo basado en umbrales para obtener en tiempo real las señales de arranque y parada de las unidades de AR. Dicho algoritmo consiste en arrancar las unidades de AR cuando la banda secundaria se está agotando y pararlas cuando dentro de la zona de regulación vuelve a existir suficiente banda de regulación disponible. Los parámetros (umbrales) de dicho algoritmo serán optimizados de manera que se obtenga la mejor respuesta posible del algoritmo. Como dicho algoritmo se basa en arrancar cuando se está agotando la banda, y parar cuando vuelve a existir banda suficiente, se denominará a partir de ahora algoritmo basado en umbrales.

Los objetivos técnicos y económicos del algoritmo de arranque rápido (AR) son:

- Cumplimiento de los tiempos mínimos de arranque y parada establecidos para las unidades de AR, de forma que se cumpla con las restricciones operativas de dichas unidades.
- Cumplimiento de las obligaciones de regulación y, en particular, cumplimiento de los requerimientos de respuesta dinámicos establecidos por el operador del sistema.
- Mínimo número de arranques y paradas posibles de las unidades de AR. De esta forma se reduce el desgaste de la unidad y, por tanto, el coste asociado al mantenimiento. Se tratará también de mantener las unidades de AR el tiempo mínimo posible arrancadas debido a sus altos costes de generación.

1.3.2. DESARROLLO DE UN ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS

El segundo objetivo es el de desarrollar un algoritmo de arranque rápido más sofisticado con el fin de mejorar las prestaciones del algoritmo basado en umbrales, basado en técnicas de aprendizaje automático, que sea capaz de arrancar las unidades de AR a tiempo cuando se prevé que la banda secundaria que ofrecen va a ser necesitada y pararlas cuando se prevé que no van a ser necesitadas. Además dicho algoritmo, que será automático y actuará en tiempo real, debe ser capaz de predecir aquellas situaciones en las que se decidiría arrancar las unidades y aunque necesarias, lo serían por muy poco tiempo o cubriendo poca cantidad de energía. Por ello, el beneficio obtenido al arrancar las unidades sería pequeño en comparación con el coste de arranque de las mismas.

Como se ha comentado, la decisión de arrancar o parar las unidades de AR es una decisión que ha de ser tomada en tiempo real, es decir, disponiendo únicamente de la información de dicho instante y de los instantes de tiempo anteriores. Tanto para utilizar la información anterior al instante de decisión de arranque, como para predecir el comportamiento futuro del sistema a partir de dicho instante se podrán incorporar al algoritmo distintas técnicas de aprendizaje automático tales como clustering, árboles de decisión (AD), redes neuronales (RN), etc. Puesto que el algoritmo deberá incluir trayectorias de potencia pasadas y deberá predecir trayectorias futuras se denomina algoritmo basado en trayectorias. Como se verá en la descripción, el algoritmo de AR basado en trayectorias utiliza los valores óptimos del algoritmo basado en umbrales.

A pesar de que el algoritmo basado en trayectorias amplía el algoritmo desarrollado en el objetivo anterior (algoritmo basado en umbrales), su implantación (puesto que tiene en cuenta trayectorias e incluye una predicción) sería más complicada. Es por ello que en esta tesis se plantea el desarrollo y valoración de ambos algoritmos con el fin de estudiar y evaluar los resultados obtenidos con ambos.

Nótese que se deberá desarrollar un modelo de una zona de regulación secundaria para poder realizar simulaciones y probar los algoritmos de arranque y parada de unidades de AR desarrollados a lo largo de la tesis (tanto los algoritmos basados en

umbrales desarrollados en el primer objetivo, como los algoritmos basados en trayectorias del segundo objetivo). Nótese también que se validará el comportamiento de los algoritmos por medio de simulaciones usando parámetros reales de las unidades y señales de entrada reales.

1.3.3. MÉTODO DE COMPARACIÓN, EVALUACIÓN Y ELECCIÓN DE LOS ALGORITMOS

El tercer objetivo consiste en la realización de un método de comparación, evaluación y elección de algoritmos que se basará en un modelo de optimización que permita obtener el número óptimo de arranques y paradas de las unidades de AR suponiendo perfectamente conocidos los requerimientos de potencia de una zona. Los resultados de este modelo se utilizarán para poder valorar y comparar los resultados que se obtendrán con los algoritmos de arranque y parada desarrollados y servirán como realimentación de manera que los algoritmos puedan mejorar y ajustar sus parámetros.

La decisión de arrancar o parar las unidades de AR es una decisión que ha de ser tomada en tiempo real, es decir, disponiendo únicamente de la información de dicho instante y, si se ha registrado, de la información de los instantes de tiempo anteriores. Esta información anterior puede ser del orden de segundos, minutos u horas según se considere. Sin embargo, nada se conoce (se puede tratar de predecir únicamente por el comportamiento histórico) de lo que va a ocurrir después de haber decidido arrancar o no arrancar una unidad.

Si se dispusiera de la información completa, es decir, de cómo va a ser exactamente la curva de potencia exigida a una zona de regulación secundaria durante un periodo de tiempo, se podría obtener con un modelo de optimización el instante óptimo de arranque y parada de las unidades de AR. Se insiste en que esto sólo es posible a posteriori, es decir, una vez conocida toda la información de lo que ha pasado en un determinado periodo de tiempo, tanto la información anterior al instante de decisión de arranque como la información posterior a dicho instante.

Como esto no es posible, los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis deberán actuar lo más similar posible a como se actuaría si se conociera completamente el comportamiento futuro del sistema.

Es por ello, que una vez que se desarrolle un algoritmo dado, para valorar lo bien o lo mal que hubiera actuado durante un determinado periodo de tiempo bajo unas circunstancias determinadas de operación, se podría utilizar un modelo de optimización que conociendo todos los datos de dicho determinado periodo de tiempo informara sobre el instante óptimo en el que se debería haber arrancado y parado las unidades. Comparando dichos resultados con los de los algoritmos desarrollados en esta tesis se evaluarán sus funcionamientos.

Puesto que dicho resultado óptimo servirá como referencia para poder comparar los resultados obtenidos con los algoritmos desarrollados en esta tesis, se deberá definir

una metodología para evaluar los resultados de esta tesis en comparación con los resultados óptimos.

Es importante destacar que el método de valoración que se desarrolle en este objetivo servirá, no sólo para valorar los algoritmos de AR aquí desarrollados, sino que adicionalmente, mediante realimentación, permitirá que se ajusten los parámetros de los mismos.

Por tanto, a partir de los resultados del modelo de optimización se desarrollará una metodología completa que permita comparar, evaluar, ajustar y elegir el algoritmo de AR desarrollado más adecuado según las preferencias de un decisor.

1.3.4. VISIÓN GLOBAL DE LOS OBJETIVOS ESPECÍFICOS DE LA TESIS

La Figura 1-5 muestra la relación que existe entre los distintos objetivos específicos de la tesis. En la parte superior de la figura se muestra el desarrollo de dos tipos de algoritmos de AR (i) algoritmo basado en umbrales (primer objetivo específico) y (ii) algoritmo basado en trayectorias (segundo objetivo específico). Ambos objetivos están relacionados bidireccionalmente con el tercer objetivo específico que es el del desarrollo de un método de valoración de algoritmos. Esta relación bidireccional consiste en que por un lado, una vez desarrollados los algoritmos, éstos son evaluados en el método de valoración. Dicha valoración permite a su vez ajustar los parámetros de los algoritmos para mejorar sus respuestas.

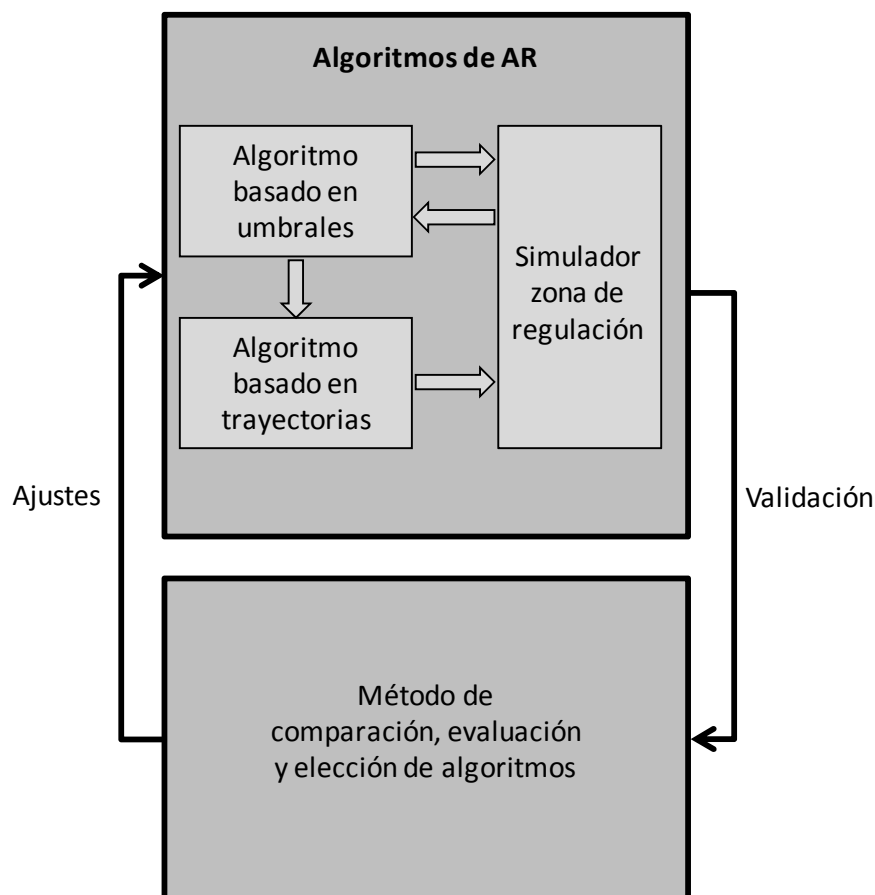


Figura 1-5. Visión y relación de los distintos objetivos específicos de la tesis.

Adicionalmente, y como se ha comentado, se deberá desarrollar un modelo de una zona de regulación secundaria para poder realizar simulaciones y probar los algoritmos de arranque y parada de unidades de AR desarrollados a lo largo de la tesis. Es por ello que se muestra en la Figura 1-5 un recuadro con dicho simulador dentro del recuadro de los algoritmos de AR. Dicho simulador se utilizará también en el desarrollo del algoritmo de umbrales para el ajuste óptimo de sus parámetros. Esa es la razón de que en la Figura 1-5 la relación entre el algoritmo de AR basado en umbrales y el simulador sea bidireccional mientras que en el caso del algoritmo de AR basado en trayectorias el simulador únicamente sirve para valorar su funcionamiento. Finalmente, como se ha comentado previamente, el algoritmo de AR basado en trayectorias utiliza los valores óptimos del algoritmo basado en umbrales.

1.4. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

La presente tesis consta de 7 capítulos. En primer lugar, en el capítulo 2, se hace una revisión crítica del estado actual de las cuestiones planteadas en el presente capítulo y que justifican y motivan el trabajo de esta tesis doctoral. Seguidamente, en los tres siguientes capítulos se llevan a cabo los tres objetivos específicos de la tesis. Esto es, en el capítulo 3 se desarrolla el algoritmo de AR basado en umbrales, en el capítulo 4 el algoritmo de AR basado en trayectorias y finalmente, en el capítulo 5 el método de evaluación, comparación y elección de algoritmos de AR. Se incluye un sexto capítulo (capítulo 6) en el que se muestra una comparación y evaluación final de todos los algoritmos de AR desarrollados en los capítulos 3 y 4 mediante el método de valoración descrito en el capítulo 5. Finalmente, en el capítulo 7 se describen las conclusiones y aportaciones de esta tesis doctoral.

Esta tesis adicionalmente contiene 5 apéndices. En el apéndice A, se presenta la descripción del modelo de una zona de regulación secundaria desarrollado para poder realizar simulaciones y probar los algoritmos de arranque y parada de unidades de AR desarrollados a lo largo de la tesis. En el apéndice B se ha incluido un análisis de los datos reales de entrada de una zona de regulación secundaria de los que se dispone en esta tesis. Además, en dicho apéndice se ha realizado la descripción de los parámetros de la zona de regulación secundaria y de las unidades generadoras utilizados en todos los casos ejemplo y en todos los desarrollos de la presente tesis. El apéndice C trata sobre la elección de ciertos parámetros del algoritmo basado en umbrales desarrollado en el capítulo 3. Adicionalmente se resumen en el apéndice D los resultados de los algoritmos basados en trayectorias y finalmente, en el apéndice E, se realiza un análisis de las variables utilizadas para la realización de los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados en el capítulo 4.

CAPÍTULO 2

ESTADO DEL ARTE

2.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se incluye una revisión crítica del estado actual de las cuestiones planteadas en la introducción de esta tesis, y que justifican y motivan el trabajo de esta tesis doctoral.

En primer lugar se hace una breve descripción de los servicios complementarios de regulación de frecuencia. Dicha descripción se realiza en la sección 2.2. Posteriormente se hace una revisión de la utilización de la operación en AR en los distintos servicios complementarios de regulación de frecuencia en la sección 2.3. A continuación se describen las características de las unidades de AR en la sección 2.4. Seguidamente se revisa como se miden y cuantifican en distintos sistemas eléctricos los incumplimientos que realizan las unidades que ofrecen servicio de regulación secundaria. Dicha revisión se presenta en la sección 2.5. En la sección 2.6, se revisan distintas técnicas para el desarrollo de los algoritmos de AR (en concreto se revisa la utilización de técnicas de aprendizaje automático para la resolución de problemas dentro de los sistemas eléctricos de potencia). Finalmente, en la sección 2.7 se hace un resumen y se muestran las conclusiones parciales del capítulo.

2.2. SERVICIOS COMPLEMENTARIOS DE REGULACIÓN DE FRECUENCIA

Como se dijo anteriormente, los servicios complementarios son cruciales para mantener la seguridad y la fiabilidad de los sistemas eléctricos. Existen servicios complementarios destinados al control de la frecuencia, servicios complementarios cuyo objetivo es el control de la tensión, el servicio complementario relacionado con la reposición del servicio (arranque en negro) y el relacionado con la gestión de desvíos. Este estudio se va a centrar únicamente en los servicios complementarios relativos a la regulación de frecuencia.

Resulta complicado agrupar y comparar los servicios complementarios de los distintos sistemas eléctricos, puesto que varían mucho de un sistema a otro. La causa de esta diferencia es por un lado el hecho de que el proceso de liberalización de los mercados eléctricos de los diferentes sistemas eléctricos no se desarrolló de manera simultánea y por otro lado la diferencia en la estructura de los mismos [Rebours, et al., 2007, Vale, et al., 2010, Faria, et al., 2010, Papalexopoulos, et al., 2001].

El objetivo del servicio complementario de control de la frecuencia es el de mantener la frecuencia del sistema en su valor nominal. Para ello deberá mantener el equilibrio entre generación y demanda y deberá también de disponer de suficiente reserva de regulación [Rebours, et al., 2007].

La regulación frecuencia-potencia se organiza normalmente en tres lazos de control. La regulación primaria, la regulación secundaria y la regulación terciaria de frecuencia [Rebours, et al., 2007, Kundur, 1994, Havel, et al., 2009, Jaleeli, et al., 1992, Ela, et al., 2010, Gil, et al, 2007, James F. Ellison, et al, 2012]. Los países actualmente agrupados dentro del ENTSO-E (European Network of Transmission System Operator for Electricity) organizan y denominan a los procesos de control frecuencia-potencia en el código de red del control y las reservas frecuencia-potencia como: (i) proceso de contención de frecuencia (Frequency Containment Process); (ii) proceso de restauración de la frecuencia (Frequency Restoration Process) and (iii) proceso de reposición de reserva (Reserve Replacement Process) [ENTSO-E, 2013a, ENTSO-E, 2013b]. El ENTSO-E es la asociación de 41 operadores del sistema de 34 países de Europa [ENTSO-E, 2015]. En esta tesis se mantiene la nomenclatura tradicional de regulación primaria, regulación secundaria y regulación terciaria de frecuencia.

La regulación primaria de frecuencia es un control automático proporcionado por las unidades generadoras que modifican su potencia generada en función de la frecuencia del sistema. Una vez que la regulación primaria ha actuado tras una perturbación y se ha alcanzado el régimen permanente, el sistema presenta un desvío de frecuencia distinto de cero. Los transitorios de la regulación primaria de frecuencia son del orden de varios segundos [Kundur, 1994, Egido, 2005, Egido, et al., 2009].

La regulación secundaria de frecuencia restaura la frecuencia a su valor nominal y mantiene la potencia de intercambio entre áreas en sus valores preestablecidos [Kundur, 1994]. Los transitorios de la regulación secundaria de frecuencia son del orden de minutos (de uno o varios minutos) [Egido, 2005, Egido, et al., 2009].

Finalmente, la regulación terciaria de frecuencia se encarga de restaurar el valor de las reservas de la regulación secundaria a sus valores iniciales, si dichas reservas se han reducido durante la operación de la regulación secundaria.

En [Rebours, et al., 2007, James F. Ellison, et al, 2012] se nombran, se agrupan y se describen los servicios complementarios utilizados por distintos sistemas de potencia a lo largo del mundo. En [Rivero, et al., 2011] se presenta una clasificación de las reservas secundaria y terciaria para distintos países europeos.

Puesto que los desarrollos de esta tesis se aplicarán a la regulación secundaria de frecuencia, a continuación se describe más detalladamente las tres maneras posibles de organización de la regulación secundaria. Estas tres maneras de organización son [Egido, 2005, Rebours, 2005]: (i) centralizada; (ii) pluralista; (iii) jerárquica. En la estructura centralizada el área contiene una única zona de regulación con un único regulador que controla centralizadamente las unidades. En la organización pluralista cada área contiene varias zonas de regulación. Todas las zonas excepto una actúan de forma descentralizada con un regulador propio. Esta última zona exceptuada del caso anterior, es la encargada de cumplir con los requerimientos del AGC del área. Por último, en la estructura jerárquica, el área de control se divide en distintas zonas y cada zona dispone de una o de varias unidades. Es responsabilidad de cada zona el distribuir los requerimientos de regulación a lo largo de sus unidades. Para ello, cada zona requiere disponer de un regulador AGC [Egido, 2005].

Se observa que dependiendo de la estructura que posee la regulación secundaria dentro de un sistema de potencia, las áreas de dichos sistemas suponen una única zona de control (caso centralizado) o varias zonas (caso pluralista y caso jerárquico) [Egido, 2005]. Dependiendo por tanto de la estructura de la regulación secundaria en cada sistema eléctrico de potencia, los beneficios que se puedan obtener de la operación en AR irán a parar a todo el área (caso centralizado) o a cada zona independientemente (caso pluralista y caso jerárquico).

El sistema eléctrico español pertenece al ENTSO-E y supone un área de regulación de frecuencia dentro de este sistema. En el caso particular de España, la regulación secundaria se opera jerárquicamente. El área de control se divide en distintas zonas, y cada una de estas zonas pertenece a una compañía de generación diferente. En el caso particular del sistema eléctrico español, puesto que cada zona pertenece a una empresa generadora, los beneficios de utilizar la operación en AR en dicha zona irían a parar a la empresa generadora correspondiente.

2.3. OPERACIÓN EN AR EN LOS SERVICIOS COMPLEMENTARIOS DE REGULACIÓN DE FRECUENCIA

Tras una revisión de la operación en AR, no se ha encontrado en la literatura ningún sistema eléctrico en el que existan unidades de AR participando en la regulación secundaria de frecuencia. Sin embargo, este tipo de unidades se usan muy a menudo en otros servicios complementarios encuadrados dentro de la regulación terciaria [Havel, et al., 2009, PJM, 2014a, CAISO, 2006, Chao, et al., 2006, ISO-NE, 2014, NYISO,

2013a, RTE France, 2005, ERCOT, 2015a, ERCOT, 2015b, ERCOT, 2014, Novak, et al., 2011]. En concreto, la Tabla 2-1 resume las referencias que usan este tipo de operación en la regulación terciaria. En dicha tabla se muestra el nombre de la reserva de regulación de frecuencia que es aportada por las unidades de AR, se indica si la activación de dichas reservas se hace de manera manual o de manera automática y se menciona cómo se toma la decisión de arrancar las unidades de AR.

Referencia	OS/(País)	Reserva	Decisión de AR	Activación manual/automática
[PJM, 2014a]	PJM (EEUU)	Regulación terciaria (Quick Start Reserve)	Sin especificar	Sin especificar
[CAISO, 2006]	CAISO (EEUU)	Regulación terciaria (Non-Spinning Reserve)	Tras una contingencia	Sin especificar
[Chao, et al., 2006, ISO-NE, 2014]	ISO-NE (EEUU)	Regulación terciaria (Ten-Minute Non-Spinning Reserve)	Tras una contingencia	Sin especificar
[NYISO, 2013a]	NYISO (EEUU)	Regulación terciaria (Ten-Minute Non-Synchronize Reserve)	Sin especificar	Sin especificar
[RTE France, 2005]	RTE (Francia)	Regulación terciaria (Rapid tertiary reserve)	Sin especificar	Sin especificar
[ERCOT, 2015a, ERCOT, 2015b]	ERCOT (EEUU)	Regulación terciaria (Non-Spinning Reserve)	Procedimiento detallado [ERCOT, 2014]	Sin especificar
[Havel, et al., 2009, Novak, et al., 2011]	República Checa	Regulación terciaria (Quick-start reserve)	Sin especificar	Manual (automático propuesto en [Havel, et al., 2009, Novak, et al., 2011])
Propuesta	-	Regulación secundaria	Algoritmo avanzado	Automática

Tabla 2-1. Clasificación de referencias.

A continuación se analiza la información proporcionada por las distintas referencias. Respecto al tiempo de movilización de la reserva que no está acoplada, en [Havel, et al., 2009, PJM, 2014a, CAISO, 2006, Chao, et al., 2006, ISO-NE, 2014, NYISO, 2013a, Burke, et al., 2005, Cheung, et al., 1999, Cheung, et al., 2000] se requiere que ésta sea movilizada en 10 minutos. En [RTE France, 2005] sin embargo se requiere que la reserva de potencia se pueda movilizar en menos de 15 minutos durante un periodo garantizado de al menos una hora por cada activación. En [ERCOT, 2015a, ERCOT, 2015b] el límite de movilización es de 30 minutos.

Debe enfatizarse el hecho de que en la mayoría de referencias en las que se indica que se utilizan las unidades de AR para la regulación terciaria, las reglas de decisión de arranque de dichas unidades no se han encontrado descritas. En [CAISO, 2006] se menciona que la reserva terciaria es necesaria para mantener la estabilidad de la frecuencia durante las condiciones de emergencia mientras que en [Chao, et al., 2006]

las unidades de AR son arrancadas cuando ocurre una contingencia. Sin embargo, en [ERCOT, 2014] se encuentra un documento que describe detalladamente bajo qué condiciones se activa la reserva terciaria. En concreto, se describe que el operador del sistema tomará la decisión de activar la reserva en los siguientes casos [ERCOT, 2014]: (i) detección de capacidad de despacho de energía insuficiente durante un periodo de chequeo de capacidad disponible; (ii) condición de contingencia (pérdida de un grupo, caída de frecuencia u operación a baja frecuencia); (iii) cuando el despacho económico de energía no tiene energía suficiente disponible para ejecutarse correctamente; (iv) cuando la generación desacoplada que ofrece el servicio de reserva terciaria es la única opción razonable de la que dispone el operador del sistema para resolver problemas locales. El documento de [ERCOT, 2014], también incluye distintas fórmulas y descripciones detalladas para evaluar algunos de los cuatro puntos anteriores y determinar cuándo y qué cantidad de reserva terciaria va a ser activada. Por ejemplo, se activan diferentes cantidades de reserva terciaria no rodante en función del valor de la potencia generada por las unidades rodantes respecto de su límite superior para poder ofrecer la reserva asignada y de la rampa de la demanda. En [RTE France, 2005] se describe que el propósito de la reserva terciaria rápida es el complementar las contribuciones al control secundario de frecuencia, y en [Havel, et al., 2009] que se trata de una reserva de regulación terciaria que se activa con el fin de liberar las reservas de regulación secundaria.

Con respecto a la activación de la reserva terciaria, sólo en [Havel, et al., 2009] se menciona que se trata de una reserva activada manualmente. Sin embargo, se han encontrado dos artículos [Havel, et al., 2009, Novak, et al., 2011], que proponen que en dicho sistema la activación de las reservas terciarias (tanto la rodante como la de arranque rápido), sean activadas de manera automática en base a una optimización de costes. La idea consiste en ejecutar un algoritmo que realiza un despacho óptimo de las reservas y decide cuando activarlas de manera que se minimicen los costes de energía a la vez que se mantenga un comportamiento adecuado del control del sistema. Dicho despacho de activación se realiza cada cinco minutos y tiene en cuenta la predicción del ACE (error de control de área) en lazo abierto en dicho sistema para las seis siguientes horas desde el momento de decisión. En [Havel, et al., 2009] el despacho óptimo se resuelve mediante un problema de optimización que se formula con programación lineal entera mixta (MILP). En [Novak, et al., 2011] sin embargo, el despacho se resuelve con algoritmos evolutivos. Destacar que en ninguno de los dos artículos se menciona como se realiza la predicción del ACE. A pesar de ello, en [Havel, et al., 2009] se menciona que el comportamiento del control automático propuesto es muy susceptible a la calidad de la predicción del ACE, y que para poder verificar su comportamiento haría falta recolectar primero una gran cantidad de datos históricos. Es decir, reconoce la importancia de la calidad de la predicción del ACE y la complejidad de la misma.

En esta propuesta de tesis se propone utilizar un algoritmo avanzado automático para la toma de decisión en tiempo real de arranque y parada de las unidades de AR durante el uso de las mismas en la regulación secundaria. Dicha propuesta se incluye al final de la Tabla 2-1.

Existe en algunos sistemas eléctricos un sistema complementario adicional denominado “Load following reserve” [Ela, et al., 2010, Ela, et al, 2011, MISO, 2011], que se utiliza para el control de frecuencia y para mantener el ACE dentro de límites durante condiciones normales de operación que es paralelo a la regulación secundaria, aunque más lento, y que no requiere de control automático de generación. Este servicio complementario es normalmente un despacho económico que requiere en ocasiones el arranque y parada de grupos de AR y cuyo objetivo es el de cubrir además de las variaciones normales de carga la incertidumbre del despacho económico del día anterior o de la hora anterior. El tiempo de actuación es de minutos a horas. En [CAISO, 2015] y en [Pike, 2014] se utilizan unidades de arranque rápido en un mercado que denominan “mercado en tiempo real” que realiza un despacho económico cada 5 minutos y manda arrancar unidades de AR con un despacho de unidades (unit commitment) en periodos de 15 minutos.

2.4. CARACTERÍSTICAS DE LAS UNIDADES DE ARRANQUE RÁPIDO

Las unidades de AR son unidades que están desconectadas y que pueden arrancar y estar generando potencia en un tiempo corto (son capaces de arrancar en 5-10 minutos) [Chao, et al., 2006, Billinton, et al., 1972, Khan, et al., 1995]. Las unidades hidráulicas pueden ser consideradas unidades de AR debido a su corto tiempo de arranque y su rápida respuesta [Vale, et al., 2010, Ela, et al, 2011, Hinuber, et al., 2007, Toh, et al., 2009, Egido, et al., 2012, Toh, et al., 2011]. Dentro de las plantas térmicas, las turbinas de gas de ciclo abierto también pueden ser consideradas unidades de AR [Ela, et al, 2011, Toh, et al., 2009, Egido, et al., 2012, Toh, et al., 2011] (en [ERCOT, 2009] se hace referencia a las turbinas de gas aeroderivadas). Adicionalmente, los motores de combustión interna (reciprocating engines) modernos también pueden ser considerados como unidades de AR [ERCOT, 2009] debido a su corto tiempo de arranque (tardan en sincronizar un minuto y en dar una salida del 100% tardan 5 minutos) [Wägar, et al., 2011]. Además están preparados con sistemas de control inteligentes que aseguran reacciones rápidas a cambios. Se les considera un dispositivo muy adecuado para dar regulación primaria y secundaria [Wägar, et al., 2011].

Las unidades de AR suelen tener altos costes marginales de generación, es decir son “caras” para competir en el mercado de energía. Es por ello que suelen ser utilizadas como unidades de generación pico.

Las características técnicas de las unidades de AR son:

Estados de operación: Los posibles estados de una unidad de AR se resumen en la Tabla 2-2. La unidad de arranque rápido está parada (Estado 1) cuando no está generando ninguna potencia. Cuando dicha unidad está arrancada (Estado 3), debe estar generando una potencia igual o superior a su límite de potencia mínimo. Cuando la potencia generada por la unidad es inferior a su límite mínimo y se está incrementando, se dice que la unidad está arrancando (Estado 2). Cuando la potencia generada por la unidad es inferior a su límite mínimo y se está disminuyendo, se dice que la unidad está parando (Estado 4). Dicha tabla ha sido obtenida de [Garcia-

Gonzalez, et al., 2007]. En dicho artículo, sin embargo, la descripción de los estados se hace para una unidad generadora no necesariamente de AR y además se incluye un estado adicional correspondiente a: la unidad está generando por encima de su límite mínimo de funcionamiento pero no está participando en la reserva secundaria. Puesto que ese estado no lo van a contemplar las unidades de AR de esta tesis, no se ha incluido en la tabla.

Estado	Descripción
1	La unidad de AR está parada
2	La unidad de AR está arrancando
3	La unidad de AR está generando por encima del límite mínimo de funcionamiento y participando en la regulación secundaria
4	La unidad de AR está parando

Tabla 2-2. Descripción de los estados de operación de las unidades de AR.

Límites de potencia: Las unidades de AR han de respetar su límite inferior y superior de potencia [Havel, et al., 2009, Halilcevic, et al., 1999, Lei Wu, et al., 2009].

Reserva de regulación: La capacidad de reserva de las unidades de AR corresponde con la máxima potencia que puede generar la unidad menos su mínimo técnico.

Costes de generación, de arranque y de mantenimiento: Las unidades de AR llevan asociados unos costes de generación y de arranque [Lei Wu, et al., 2009]. En [Nilsson, et al., 1997] se puede encontrar una descripción detallada de los costes de arranque de las unidades hidráulicas. En dicha referencia se encuentran cinco aspectos causantes de los costes de arranque: (i) la pérdida de agua durante el mantenimiento de las unidades; (ii) el desgaste de los devanados que es causado por los cambios de temperatura producidos durante el arranque; (iii) el desgaste del equipamiento mecánico durante el arranque; (iv) un mal funcionamiento del equipo de control durante el arranque (puede resultar en costes de indisponibilidad); (v) la pérdida de agua durante el arranque. Es importante destacar el hecho de que los arranques y paradas sucesivos producen estrés mecánico en las unidades, se han de tener en cuenta restricciones relativas al tiempo mínimo que la unidad debe permanecer arrancada y tiempo mínimo que ha de permanecer parada [Chao, et al., 2006, Chao-An Li, et al., 1997]. En [Chen Guoqing, et al., 2002] se muestra una guía posible sobre como arrancar y parar las unidades. Dicha guía incluye recomendaciones del tipo: (i) la unidad que lleve parada más tiempo deberá arrancarse con prioridad; (ii) la unidad que lleve arrancada más tiempo deberá pararse con prioridad; (iii) una unidad no puede ser arrancada sin transcurrir su tiempo mínimo parada; (iv) una unidad no puede ser parada sin transcurrir su tiempo mínimo arrancada.

Límites de rampa: Los valores límite de las rampas de potencia que una unidad puede generar dependen del estado en el que se encuentre la unidad [Arroyo, et al., 2004]. Es decir, existe una rampa límite (la que se usa para regular) cuando la unidad está generando por encima de su mínimo técnico y está suministrando reserva secundaria (Estado 3), y dos límites adicionales de rampa cuando la unidad está arrancando (Estado 2) y parando (Estado 4).

2.5. CRITERIOS DE RESPUESTA DEL SERVICIO DE REGULACIÓN SECUNDARIA DE LOS DISTINTOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

A cada zona de regulación se le requiere proveer la reserva secundaria asignada. Para verificar que la respuesta de la zona de regulación es adecuada, cada sistema eléctrico establece unos criterios de respuesta. Estos criterios de respuesta son especialmente relevantes es los sistemas eléctricos desregularizados debido a que un incumplimiento de los criterios de respuesta puede producir sanciones económicas a dicha zona [Egido, et al., 2007]. Si se utiliza la operación de AR y las unidades de AR no son arrancadas o no son arrancadas a tiempo, toda la zona podrá ser penalizada. Por ello, en esta sección se hace un análisis de los criterios de respuesta de diferentes sistemas eléctricos y de la penalización por incumplimiento de dichos criterios. Habitualmente la penalización por incumplimiento es cuantificada en función de la energía requerida que no se ha suministrado en la zona o en función de los periodos de tiempo en los que ha habido una respuesta dinámica inadecuada. En primer lugar, en la subsección 2.5.1 se hace el análisis de los estándares en Norteamérica. En segundo lugar, en la subsección 2.5.2 se analizan los de la Unión Europea. Finalmente, en la subsección 2.5.3 se realiza el análisis de los criterios de respuesta del servicio de regulación secundaria del sistema eléctrico español.

Resaltar que en general, para evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria, los sistemas eléctricos utilizan periodos de tiempo grandes, es decir, que se evalúa la respuesta de la zona a lo largo de todo el año o a lo largo de un mes. A la hora de evaluar la operación en AR, son necesarios periodos de evaluación inferiores, puesto que de lo contrario, de media, la operación de la zona a lo largo de un año podría ser satisfactoria, aunque la operación en AR hubiera sido incorrecta (no se hubieran arrancado las unidades de AR o no se hubieran arrancado a tiempo). Es importante resaltar que los costes por incumplimiento son difíciles de cuantificar ya que no sólo incluyen la penalización económica que está establecida por el operador del sistema por no cumplir con el criterio de respuesta requerida a la zona sino que incluyen otros costes. Por ejemplo, si una zona de regulación secundaria tiene costes por penalización bajos, y se usan unidades de AR para dar regulación secundaria, es posible que al operador del sistema no le guste que se produzcan incumplimientos en el caso de que no se arranquen las unidades de AR (a pesar de que a la zona no le suponga una penalización económica severa) y es posible que le prohíba a dicha zona utilizar la operación de AR. Estos costes de “disgusto” son difíciles de cuantificar. Es por ello que se considera necesario controlar y evaluar en cortos periodos de tiempo el comportamiento del funcionamiento de la regulación secundaria que contempla la operación de AR.

2.5.1. ESTÁNDARES EN NORTEAMÉRICA

La North American Electric Reliability Corporation (NERC), establece en su manual de operación dos índices relativos a los estándares de comportamiento del control durante la operación normal de regulación y un índice relativo al comportamiento bajo perturbación repentina no anticipada [NERC, 2014]. Dichos índices son el CPS1 (Control Performance Standard 1), CPS2 (Control Performance Standard 2) y DCS

(Disturbance Control Standard), respectivamente. El CPS1 evalúa en forma de sensibilidad de la frecuencia, como de bien se cubre la demanda que se requiere. Utiliza para su cálculo el valor del ACE y el valor del error de la frecuencia de interconexión (medias a lo largo de un minuto). Se usan dos periodos para su cálculo: (i) un año para su evaluación y (ii) un mes para informar al comité revisor. Por su parte, el CPS2 evalúa si se han producido grandes flujos de potencia no programada, resultado de grandes valores en el ACE. Utiliza para su cálculo el valor del ACE, en concreto su media a lo largo de diez minutos. Se usa un periodo de un mes para su cálculo y evaluación. Por último, el índice DCS evalúa en caso de perturbación (cambio repentino no anticipado en la generación (contingencia) o en la demanda), si el ACE ha recuperado el valor de cero o el valor que tenía antes de la contingencia en un periodo de evaluación de 15 minutos. En [NERC, 2014], se insiste en que no se permitirá ofrecer regulación si no se cumple con los estándares del comportamiento del control (CPS). Toda la información anteriormente descrita ha sido extraída del documento [NERC, 2014] donde se encuentra extensamente desarrollada.

Actualmente, se ha considerado sustituir el índice CPS2 (previamente descrito) por el índice BAAL (Balancing Authority ACE Limit) [NERC, 2015, NERC, 2013, Etingov, et al., 2013]. La FERC (Federal Energy Regulatory Commission) de los Estados Unidos de América propuso aprobar el estándar BAL-001-2 [NERC, 2015] (en el que se sustituye el índice CPS2 por el índice BAAL) el 20 de Noviembre del 2014. EL BAAL establece un límite dinámico del ACE en función de la frecuencia de interconexión (mientras que el CPS2 no era diseñado para afrontar la frecuencia de interconexión). El índice BAAL está definido por dos ecuaciones, BAAL bajo (para los valores de frecuencia de la interconexión menores a la frecuencia programada) y BAAL alto (para los valores de frecuencia de la interconexión superiores a la frecuencia programada). Se deberá operar de forma que la media del ACE a lo largo de un minuto no exceda la media del BAAL a lo largo de un minuto durante más de 30 minutos consecutivos. En el documento [NERC, 2015] también se establece un criterio de evaluación del nivel de la severidad del incumplimiento de los índices CPS1 y BAAL.

Resaltar que estos índices (CPS1, CPS2, BAAL) que evalúan el comportamiento del servicio de regulación secundaria durante la operación normal de regulación (no exclusivamente en caso de contingencia o perturbación) utilizan largos periodos de tiempo para su cálculo y evaluación (año o mes). En el caso de querer evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria que incluye la operación de AR, son necesarios periodos de evaluación inferiores.

Desde el 20 de Octubre del 2011, la FERC (Federal Energy Regulatory Commission) de los Estados Unidos de América, con su ley nº 755, establece que cada operador del sistema (en concreto cada Regional Transmission Operator (RTO) e Independent System Operator (ISO)) ha de compensar a los participantes que ofrecen regulación secundaria por dos conceptos. El primer concepto es el pago por capacidad, que es un pago basado en el mercado por tener la reserva disponible. El segundo concepto sin embargo, es un pago por funcionamiento (actuación) (performance payment), también basado en el mercado, que deberá reflejar la cantidad de movimientos a subir y a bajar que cada participante lleva a cabo en tiempo real para responder a la señal de despacho del operador del sistema así como la precisión en responder a

dicha señal [FERC, 2011, Yonghong Chen, et al., 2015, Papalexopoulos, et al., 2014]. Como se detalla en [Yonghong Chen, et al., 2015], hasta ahora lo habitual era que la compensación por dar servicio de regulación secundaria se hiciera en términos de capacidad y de energía neta. Sin embargo, en [Yonghong Chen, et al., 2015] y en [Papalexopoulos, et al., 2014] se presenta un resumen sobre las medidas que cada RTO propone para medir el funcionamiento (la actuación) de los participantes y así poder reflejar en el pago por funcionamiento (actuación) la precisión de cumplir con la consigna. En la ley nº 755, se deja decidir a cada operador del sistema como implementar en sus pagos o cobros por regulación la precisión o falta de precisión de los participantes en la regulación. La Tabla 2-3 describe para distintos operadores del sistema de Norteamérica como han decidido cumplir con la ley nº 755 [CAISO, 2012, MISO, 2012, NYISO, 2012, PJM, 2014b, PJM, 2013, ISO-NE, 2013, SPP, 2014], introduciendo la precisión (o falta de la misma) en los pagos o cobros por regulación. En dicha tabla, en la tercera columna también se resume si la penalización por incumplimientos es cuantificada en función de la energía requerida que no se ha suministrado en la zona o en función de los periodos de tiempo en los que ha habido una respuesta dinámica inadecuada. La mayoría de la información de la tabla sobre la descripción de los procedimientos ha sido extraída de las referencias [Yonghong Chen, et al., 2015] y [Papalexopoulos, et al., 2014] aunque parte ha sido actualizada o ampliada. También se ha utilizado información presentada en [Kintner-Meyer, 2014].

Las diferentes medidas que los RTOs proponen para medir el funcionamiento de los participantes y así poder reflejar en el pago la precisión de cumplir con la consigna que han sido descritas en la Tabla 2-3 utilizan periodos de tiempo para su cálculo y evaluación cortos (5 minutos, 15 minutos, 4 segundos, etc) es decir, del orden de los necesarios en la presente tesis poder evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria que incluye la operación de AR.

RTO/ISO	Descripción referencias [Yonghong Chen, et al., 2015, Papalexopoulos, et al., 2014]	Penalización
CAISO [CAISO, 2012]	En periodos de 15 minutos, se obtiene un porcentaje de precisión calculado como la suma de la consigna cada cuatro segundos menos la suma de las desviaciones cada 4 segundos, todo ello dividido entre la suma de la consigna cada cuatro segundos. El porcentaje de precisión ha de ser superior al 50%, tanto en la regulación a subir como a bajar, medido en un periodo de un mes [Kintner-Meyer, 2014].	Energía
MISO [MISO, 2012]	En cada periodo de despacho (5 minutos), la respuesta de cada participante se compara con su respuesta requerida. En un periodo dado, la respuesta de cada participante debe ser igual o superior al 70% de la respuesta requerida a dicho participante. En caso de respuesta inadecuada, el pago por funcionamiento se reduce en un intervalo de despacho en función del porcentaje de respuesta de cada participante. Si un participante tiene una respuesta inadecuada durante 4 periodos de despacho seguidos, se le aplica un cargo igual al pago que recibe por dar regulación, es decir, no recibe ninguna bonificación por regular.	Energía / Tiempo
NYISO [NYISO, 2012, NYISO, 2013b]	Establece un factor de funcionamiento que mide el cociente entre el movimiento realizado por un participante y el movimiento de regulación requerido al mismo. Este factor será aplicado a la liquidación por movimientos de regulación para asegurar que un participante no sea compensado por aquel movimiento en la regulación, que habiéndole sido instruido, no ha sido realizado. También propone usar ese factor de funcionamiento para calcular un cargo (cobro) de funcionamiento de regulación de forma que se tenga en cuenta la precisión de cada movimiento de regulación de cada participante en cada liquidación en tiempo real por capacidad.	Energía
PJM [PJM, 2014b, PJM, 2013]	Se calcula para cada participante en la regulación una puntuación de funcionamiento horario. Dicha puntuación, que utiliza cálculos con datos tomados cada 10 segundos, es una media ponderada de una puntuación por retraso, una puntuación por correlación y una puntuación por precisión. La puntuación por precisión utiliza en su cálculo el cociente entre la diferencia entre la respuesta del participante y la señal de regulación y la media horaria de la señal de regulación, todo ello escalado con el número de muestras. Dicha puntuación de precisión se utiliza tanto para el cálculo del pago por funcionamiento en regulación como para el cálculo del pago por capacidad. Si la puntuación por precisión es inferior al 25% perderá el derecho al pago por regulación.	Energía
ISO-NE [ISO-NE, 2013]	En cada ciclo de AGC (4 segundos) se comprueba si cada participante está cumpliendo con su requerimiento o está incumpliendo. En un ciclo de AGC, se considera que una unidad está incumpliendo si después de un periodo de tolerancia (entre 2 y 4 minutos), la unidad no está respondiendo a los requisitos del AGC con una velocidad de respuesta del al menos un porcentaje (80-95%) de su velocidad de respuesta automática o si está fuera de una banda de tolerancia alrededor del requerimiento de AGC que es igual a un porcentaje de su capacidad (5-15%). En caso de que se esté incumpliendo no se paga a dicho participante el pago por capacidad durante dichos periodos de incumplimiento (es decir, se reduce el pago por capacidad en proporción al porcentaje de los ciclos de AGC de 4 segundos durante los cuales el participante está incumpliendo).	Tiempo

SPP [SPP, 2014]	Para evaluar el trabajo y la precisión de un participante, introduce pagos o cobros por exceso o “no uso” de “kilometraje”. Se define el kilometraje como la suma del valor absoluto de los movimientos que un participante debe hacer para responder a las instrucciones de regulación del AGC cada cuatro segundos. Ocurre exceso de “kilometraje” si el valor más pequeño entre el kilometraje instruido o el kilometraje realizado es superior al kilometraje esperado. Ocurre “no uso” de kilometraje si el valor más pequeño entre el kilometraje instruido o el kilometraje realizado es inferior al kilometraje esperado.	Energía
-----------------	---	---------

Tabla 2-3. Descripción de la aplicación de la precisión a los pagos por funcionamiento.

2.5.2. ESTÁNDARES EN LA UNIÓN EUROPEA

Por su parte, los países que conforman ENTSO-E (European Network of Transmission System Operator for Electricity), disponen actualmente de un código de red sobre el control frecuencia-potencia y las reservas [ENTSO-E, 2013a]. En dicho código, apoyado por el documento de soporte [ENTSO-E, 2013b], se establece un parámetro objetivo que mide la calidad de frecuencia y que se define como el máximo número de minutos fuera del rango estándar de la frecuencia por año y por área síncrona. Dicho parámetro se denomina en [ENTSO-E, 2013a] como “Frequency Quality Target Parameter”. El rango de valores estándares de frecuencia así como el valor máximo en minutos que se puede estar fuera de ese estándar varían según se trate de los sistemas de Gran Bretaña, de Irlanda, del norte de Europa y de los sistemas que conforman la Europa continental. Con dicho parámetro se evalúa el comportamiento de los procesos de activación de las reservas primaria (denominada en [ENTSO-E, 2013a] y [ENTSO-E, 2013b] Frequency Containment Reserve), secundaria (denominada Frequency Restoration Reserve) y terciaria (denominada Reserve Replacement) en operación normal. Adicionalmente, se establece un segundo parámetro objetivo, denominado “Frequency Restoration Control Error (FRCE) Target Parameter” que mide la calidad del proceso de restauración de la frecuencia y está relacionado con el tiempo para recuperar y restablecer la frecuencia. Refleja el comportamiento del bloque de control frecuencia-potencia durante la operación normal. El término FRCE corresponde con el comúnmente conocido ACE. Hay dos rangos para evaluar el FRCE y que se denominan Nivel 1 y Nivel 2. Dichos rangos determinan el valor límite en el cual el FRCE ha de permanecer durante un determinado porcentaje del tiempo. Dichos rangos dependen de un factor K del área síncrona (que representa la característica frecuencia-potencia de la misma) y de los coeficientes de contribución k_i de cada bloque de control frecuencia potencia. Por tanto sus valores deberán ser revisados anualmente. El FRCE Target Parameter refleja el comportamiento de los bloques de control frecuencia potencia en la operación normal. Para el norte de Europa y la Europa continental se establece que el tiempo máximo fuera del Nivel 1 debe ser igual al 30% o 10512 intervalos (de 15 minutos) en un año. Por otro lado, el tiempo máximo fuera del Nivel 2 debe ser igual al 5% o 1752 intervalos en un año. En este caso también se hacen excepciones para los sistemas de Gran Bretaña y de Irlanda. Estos dos parámetros (el de calidad de la frecuencia y el de FRCE) se evalúan en un periodo de un año. Sin embargo, en el código de Red del control frecuencia-potencia y las reservas del ENTSO-E se establece adicionalmente una evaluación mensual denominada proceso de aplicación de criterios (criterio de evaluación de la calidad de

la frecuencia) que utiliza las medidas instantáneas (cada segundo o menos) de la frecuencia y las medidas (cada 10 segundos o menos) del valor del FRCE (ACE). Con dichas medidas se calcula mensualmente una serie de valores (algunos de ellos estadísticos como la media, la desviación típica y los percentiles) y otros ya comentados como el tiempo del FRCE por debajo de los Niveles 1 y 2. Todas ellas se encuentran descritas y ejemplificadas en los documentos [ENTSO-E, 2013a] y [ENTSO-E, 2013b]. Entre las citadas medidas cabe destacar las que evalúan el comportamiento dinámico de la frecuencia del sistema o del FRCE cuando una perturbación de gran tamaño causa que los valores de dichos dos parámetros superen un rango y tengan que recuperar el valor límite del rango. En el caso concreto de la evaluación dinámica del FRCE en el norte de Europa y en la Europa Continental, se evalúa si el FRCE una vez superado el 60% de la capacidad de la reserva secundaria (denominada Frequency Restoration Reserve), es capaz de recuperar un valor inferior al 15% de la capacidad de la reserva secundaria dentro de un periodo de tiempo denominado tiempo para restaurar la frecuencia (igual a 15 minutos para el norte de Europa y la Europa continental).

De nuevo resaltar que los índices descritos en esta subsección que evalúan el comportamiento del servicio de regulación secundaria durante la operación normal de regulación (no exclusivamente en caso de contingencia o perturbación) utilizan largos periodos de tiempo para su cálculo y evaluación (año o mes). En el caso de querer evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria que incluye la operación de AR, son necesarios periodos de evaluación inferiores.

2.5.3. CRITERIOS DE RESPUESTA DEL SERVICIO DE REGULACIÓN SECUNDARIA DEL SISTEMA ELÉCTRICO PENINSULAR ESPAÑOL

Como se describió en la introducción, el sistema eléctrico español pertenece al sistema eléctrico del ENTSO-E y supone un área de regulación de frecuencia dentro de este sistema. La regulación secundaria en España se opera jerárquicamente según se muestra en la Figura 2-1. El área de control se divide en distintas zonas, y cada una de estas zonas pertenece a una compañía de generación diferente. El operador del sistema español (Red Eléctrica de España, REE), calcula el error de control de área (ACE) y lo distribuye a cada una de las zonas. Dicho reparto se hace proporcionalmente a la potencia asignada a cada zona en el mercado de regulación secundaria (mediante los factores de participación K_z de la Figura 2-1). Cada zona responde a los requerimientos que se le piden distribuyéndolo con un regulador de AGC entre sus distintas unidades según criterios técnicos y económicos [Lobato Miguélez, et al., 2008]. Este reparto se ha representado de forma simplificada en la Figura 2-1 con los factores de participación K_u . Para ello, cada zona requiere disponer de un regulador AGC [Lobato Miguélez, et al., 2008]. En [Egido, et al., 2009] se presenta una descripción detallada del control de regulación secundaria español.

Para obtener una respuesta dinámica adecuada, el operador del sistema ha establecido unos criterios de funcionamiento dinámicos que cada zona ha de cumplir. Una zona será económicamente penalizada si [Lobato Miguélez, et al., 2008]: (i) no cumple con la respuesta requerida según los criterios dinámicos, o (ii) la banda de

regulación secundaria asignada a cada zona en el mercado de regulación secundaria no está disponible. La zona será penalizada en función del tiempo que no suministra la potencia requerida a la misma (consigna).

A continuación se detallan los criterios dinámicos que establece REE [Egido, 2005, Egido, et al., 2007].

La respuesta más lenta permitida a cada zona de regulación ha de ser asimilable a una exponencial de primer orden con una constante de tiempo igual a 100 segundos.

La respuesta deseada en la zona de control en el ciclo actual es aquella que debería ser generada por la zona para eliminar el error de control de área (ACE). Se corresponde con la respuesta más rápida permitida.

Por tanto, no se considera que exista error en un determinado ciclo en la zona de regulación si el valor de la potencia generada en dicho ciclo se encuentra entre la respuesta más lenta permitida y la respuesta deseada (más rápida permitida). Si se considerará que hay error en un determinado ciclo en caso contrario.

No obstante, es importante destacar que el criterio de respuesta fijado permite una cierta tolerancia del error antes de establecer que se ha producido incumplimiento en un determinado ciclo y que además, el error previamente a ser comparado con ese umbral es filtrado mediante un filtro lineal de primer orden con constante de tiempo igual a 13.3 segundos. El umbral de error permitido es equivalente al 7 % de la banda de regulación asignada a la zona en la hora (con un valor mínimo de 5 MW).

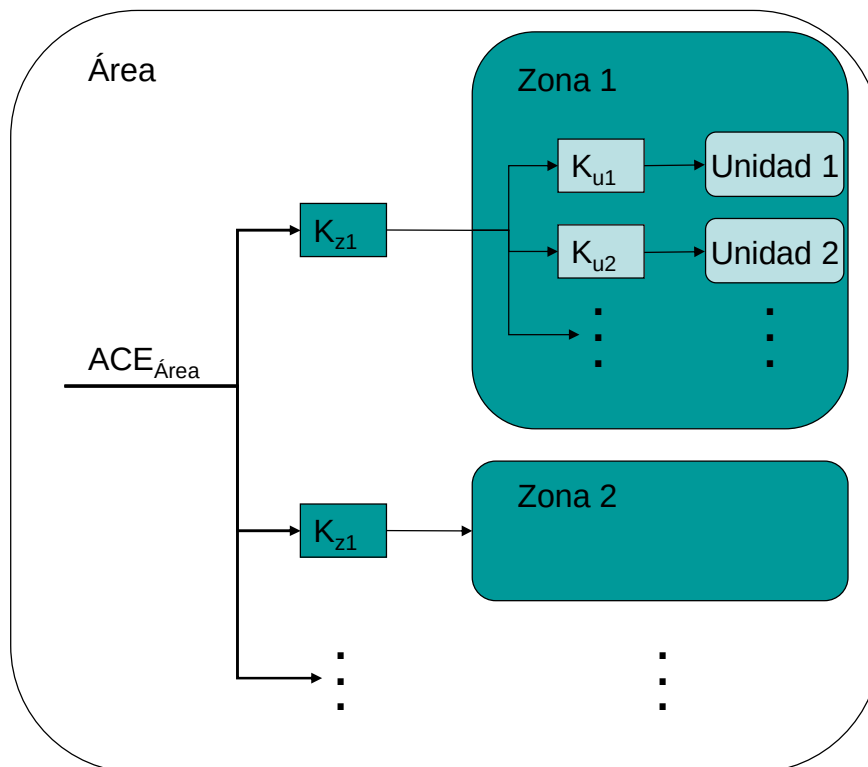


Figura 2-1. Diagrama simplificado de la estructura jerárquica de la regulación secundaria [Lobato Miguélez, et al., 2008].

2.6. TÉCNICAS PARA EL DESARROLLO DE ALGORITMOS DE AR

Como se ha comentado previamente, el objetivo de esta tesis es el desarrollo de un algoritmo para la toma de decisión del arranque y parada de las unidades de AR. La decisión de arranque de las unidades de AR es una decisión que ha de ser tomada en tiempo real, cuando parece que la banda de regulación secundaria aportada por las unidades acopladas se está agotando. En lugar de que sea una decisión manual tomada por un experto, se propone el desarrollo de un algoritmo automático que, basado en el aprendizaje automático derivado de una serie de ejemplos reales de operación, sea capaz de predecir la necesidad de arrancar una unidad de AR y la posibilidad de pararla cuando ya no se necesita.

Es por ello que se propone el uso de técnicas de aprendizaje automático, que como se mencionó en la introducción, está relacionado con extraer información de bases de datos y con aprender a base de ejemplos. Dentro de la gran variedad de técnicas del aprendizaje automático, se encuentran las técnicas de aprendizaje supervisado y las técnicas de aprendizaje no supervisado [M. Tim Jones, 2008].

En el aprendizaje supervisado, el objetivo es modelar la correlación entre ciertas variables de entrada (variables predictivas) y de salida (variable objetivo que es la que se quiere predecir) [Wehenkel, 1997], y existe un experto que puede definir lo correcto o no de las respuestas [M. Tim Jones, 2008]. Los árboles de decisión son una herramienta potente clasificada dentro de este tipo de técnicas [Breiman, et al, 1984, Quinlan, 1993]. Las redes neuronales también se encuentran clasificadas dentro del aprendizaje supervisado. Los puntos fuertes de los árboles de decisión son [Wehenkel, 1997, Linna Li, et al., 2010]: (i) son interpretables; (ii) tienen la habilidad de identificar los atributos más relevantes de cada problema y (iii), son muy eficientes computacionalmente, lo que les hace ser compatibles con las restricciones del tiempo real. El punto fuerte de las redes neuronales es su flexibilidad de aproximar funciones no lineales en espacios multi-dimensionales [Wehenkel, 1997]; sin embargo, pueden presentar alta carga computacional y sus resultados (es decir, la relación entre las entradas y las salidas) son difíciles de ser interpretados [Wehenkel, 1997].

En el aprendizaje no supervisado el objetivo no es la predicción puesto que no existe una variable objetivo, sino que trata de aprender de los datos de entrada en sí, encontrando las correlaciones existentes en ellos [Wehenkel, 1997, M. Tim Jones, 2008] y reconociendo patrones en ellos [Wehenkel, 1997, M. Tim Jones, 2008]. Un ejemplo de este tipo de aprendizaje es la técnica de clustering, técnica que consiste en agrupar un conjunto de datos en distintos grupos (clusters), maximizando la similitud de los datos dentro de cada grupo y minimizando la similitud de los distintos grupos (clusters) [Karypis, et al., 1999].

Existen muchos ejemplos de la aplicación práctica de técnicas de aprendizaje automático a los problemas de la ingeniería relacionados con los sistemas eléctricos de potencia [Wehenkel, 1997, Sigrist, et al., 2010]. Se propone en esta tesis el uso de algunas de estas técnicas (en concreto clustering, árboles de decisión y redes neuronales) para el desarrollo del algoritmo automático de arranque y parada de las unidades de AR.

Como se ha comentado en la introducción (capítulo 1), el primer objetivo de la tesis consiste en el desarrollo de un algoritmo basado en umbrales para obtener las señales de arranque y parada de las unidades de AR. Los parámetros (umbrales) de dicho algoritmo serán optimizados de manera que se obtenga la mejor respuesta posible del algoritmo. Para la optimización de los parámetros se propone explorar una técnica distinta a la optimización clásica y que forma parte de los algoritmos metaheurísticos (Inteligencia Artificial) como son los algoritmos de computación evolutiva. En concreto se propone el uso de un algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO) [Coello, et al., 2004]. Dicho algoritmo será posteriormente ampliamente descrito en el capítulo 3. Posteriormente, el algoritmo de arranque rápido sofisticado, basado en técnicas de aprendizaje automático (clustering, árboles de decisión y redes neuronales), que amplía el algoritmo basado en umbrales también utilizará el valor de los parámetros optimizados del último como punto de partida.

2.7. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES

En este capítulo, inicialmente se ha realizado una breve introducción a los servicios complementarios de regulación de frecuencia-potencia, para situar a la regulación secundaria, que es el servicio en el que se centra esta tesis y que pertenece a los mismos. Además se ha hecho una descripción de las tres maneras posibles de organización de la regulación secundaria (centralizada, pluralista y jerárquica), enfatizando a quien irían destinados los beneficios de la operación de AR según el tipo de organización (a todo el área en el caso centralizado y a cada zona independientemente en el caso pluralista y jerárquico).

Posteriormente, se ha realizado una revisión de la operación en AR en los servicios complementarios de regulación de frecuencia. Se ha concluido que aunque no se ha encontrado en la literatura ningún sistema eléctrico en el que existan unidades de AR participando en la regulación secundaria, este tipo de unidades se usan muy a menudo en otros servicios complementarios encuadrados dentro de la regulación terciaria. Se ha observado también que en la mayoría de las referencias en las que se indica que las unidades de AR se usan en la regulación terciaria, no se describen las reglas de decisión de arranque de dichas unidades. Sólo se ha encontrado un sistema en el que se detalla que usan un método manual de arranque y parada de las unidades. Para este sistema además se han encontrado dos artículos en los que se propone usar un método automático de arranque y parada de las unidades. Dicho método consiste en la realización cada 5 minutos de un despacho óptimo de las reservas, minimizando costes y garantizando un comportamiento adecuado del sistema. En dicho despacho se tiene en cuenta la predicción del ACE para las seis horas siguientes con un tiempo de muestreo de 5 minutos, y aunque no se menciona como se realiza la predicción del ACE, se insiste en que la predicción es compleja y que el comportamiento del control automático es muy sensible a la calidad de la predicción.

Puesto que en esta tesis se propone el uso de unidades de AR para ofrecer regulación secundaria, en este capítulo se ha incluido una revisión de las características de las mismas, para tenerlas en cuenta a la hora de realizar los algoritmos de arranque y de

parada a lo largo de la tesis. A modo general, se resume que las unidades de AR tienen un corto tiempo de arranque y una rápida respuesta a cambios que las hacen muy aptas para participar en la regulación secundaria. Además, se ha encontrado en la literatura que debido al estrés mecánico de las mismas producido por los sucesivos arranques y paradas, se han de tener en cuenta restricciones relativas al tiempo mínimo que las unidades deben permanecer arrancadas y el tiempo mínimo que deben permanecer paradas. Otra información obtenida que se tendrá en cuenta en la realización de los algoritmos de AR es que la rampa de potencia que una unidad de AR puede generar depende de si la unidad está arrancando, está arrancada, está parando o está parada.

A continuación, se ha hecho una revisión sobre los criterios de respuesta de la regulación secundaria establecidos por los diferentes sistemas eléctricos y de la penalización por incumplimiento de dichos criterios. La razón es que en esta tesis se plantea utilizar la operación de AR en la regulación secundaria frecuencia-potencia y puede darse el caso de que las unidades de AR no sean arrancadas, o no sean arrancadas a tiempo por los algoritmos de AR desarrollados, y por tanto de que se produzcan incumplimientos. Se ha realizado un análisis de los estándares en Norteamérica, en la Unión Europea y finalmente un análisis de los criterios de respuesta del servicio de regulación secundaria del sistema eléctrico español. Resaltar que en general, para evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria, los sistemas eléctricos utilizan índices que se calculan utilizando periodos de tiempo grandes, es decir, que se evalúa la respuesta de la zona a lo largo de todo el año o a lo largo de un mes. Es el caso de los estándares en Norteamérica (CPS1, CPS2 y BAAL) y de los índices de los países que conforman el ENTSO-E en la Unión Europea (Frequency Quality Target Parameter y Frequency Restoration Control Error (FRCE) Target Parameter). Sin embargo, como se ha enfatizado, a la hora de evaluar la operación en AR, son necesarios periodos de evaluación inferiores, puesto que de lo contrario, de media, la operación de la zona a lo largo de un año podría ser satisfactoria, aunque la operación en AR hubiera sido incorrecta (no se hubieran arrancado las unidades de AR o no se hubieran arrancado a tiempo). Respecto a medidas de funcionamiento que utilicen periodos de tiempo cortos para su cálculo, se ha hecho una revisión de las que están aplicando los diferentes RTOs en los Estados Unidos de América para acatar la ley nº755 de la FERC que establece que cada RTO ha de compensar a los participantes que ofrecen regulación secundaria por dos conceptos: pago por capacidad y pago por funcionamiento (actuación). Este segundo concepto deberá reflejar la cantidad de movimientos a subir y a bajar que cada participante lleva a cabo en tiempo real para responder a la señal de despacho del operador del sistema así como la precisión en responder a dicha señal. Se concluye que las diferentes medidas que los RTOs proponen para evaluar el funcionamiento de los participantes, y así poder reflejar en el pago la precisión de cumplir con la consigna, utilizan periodos de tiempo para su cálculo y evaluación cortos (5 minutos, 15 minutos, 4 segundos, etc) es decir, del orden de los necesarios en la presente tesis poder evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria que incluye la operación de AR. Además se concluye que dentro de estos métodos de evaluación se han encontrado algunos casos en los que la penalización por incumplimientos es cuantificada en función de la energía requerida que no se ha suministrado en la zona y otros en las que la penalización se realiza en

función de los periodos de tiempo en los que ha habido una respuesta dinámica inadecuada.

Puesto que para el desarrollo, la evaluación y la implementación de los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis se han utilizado señales reales de una zona de regulación secundaria dentro del sistema eléctrico español, en este capítulo relativo al estado del arte se han incluido tanto la descripción particular del servicio de regulación secundaria en España como la descripción de los criterios de respuesta del mismo. Se concluye que en el caso particular del sistema eléctrico español, al estar la regulación secundaria organizada de manera jerárquica y al pertenecer cada zona de regulación a una compañía generadora diferente, los beneficios de utilizar la operación de AR en una zona irán a parar a la empresa generadora correspondiente. Además se concluye que en el caso de España, cada zona (empresa generadora) es penalizada en función del tiempo que no suministra la potencia requerida a la misma.

Finalmente, en este capítulo se ha realizado una breve descripción de algunas de las técnicas de aprendizaje automático utilizadas en la literatura técnica ya que se van a utilizar algunas de las mismas en los algoritmos de AR que se desarrollan en esta tesis.

CAPÍTULO 3

ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN UMBRALES

3.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se va a desarrollar y optimizar un algoritmo basado en umbrales (BU) para obtener las señales de arranque y parada de las unidades de AR. Se trata de un algoritmo sencillo que pueda ser fácilmente implementado en tiempo real en un centro de control de energía. Dicho algoritmo consiste en arrancar las unidades de AR cuando la banda secundaria se está agotando y pararla cuando dentro de la zona de regulación vuelve a existir suficiente banda de regulación disponible.

Como se ha comentado, se optimizarán los parámetros del algoritmo basado en umbrales. En concreto, se trata de encontrar los valores óptimos de los parámetros (umbrales), es decir, aquellos valores que suponen mejores resultados conforme a unas medidas elegidas previamente.

En este capítulo, en primer lugar se implementa un algoritmo basado en umbrales, que inicialmente utiliza unos valores de los parámetros (umbrales) razonables (aún no optimizados) para validar el comportamiento del algoritmo basado en umbrales en el modelo de simulación. La descripción del algoritmo basado en umbrales se detalla en la sección 3.2 y su implementación y ejemplo de funcionamiento se detalla en la sección 3.3.

Posteriormente, en la sección 3.4 se muestra la descripción de la optimización de los parámetros del algoritmo basado en umbrales.

Finalmente, en la sección 3.5 se detalla el resumen del capítulo, así como las conclusiones parciales del mismo.

El modelo de una zona de regulación secundaria, desarrollado para poder realizar simulaciones y probar los algoritmos de arranque y parada de unidades de AR posteriormente desarrollados se encuentra descrito en el apéndice A.

Adicionalmente, en el apéndice B se presenta un análisis de los datos reales de entrada de los que se dispone en esta tesis y que justifica el uso de algoritmos automáticos que actúen en tiempo real de AR (tanto del algoritmo basado en umbrales que se presenta en este capítulo como del algoritmo basado en trayectorias del capítulo siguiente).

La Figura 3-1 muestra un resumen con el diagrama que contiene los diferentes bloques que forman parte del desarrollo del algoritmo de AR basado en umbrales. El algoritmo de AR utiliza como entrada unos datos de elaboración de algoritmos (que se muestran en el apéndice B) y la realimentación del simulador de la zona de regulación con los valores óptimos de los umbrales. Posteriormente, el algoritmo será evaluado con unos datos de valoración de algoritmos (también descritos en apéndice B) tras ser simulado su comportamiento en un simulador de una zona de regulación.

Por último añadir que la sección 3.4 (en la que se muestra la descripción de la optimización de los parámetros del algoritmo basado en umbrales) se complementa con el apéndice C, en el que se discute sobre la elección de los parámetros optimizados con la metodología descrita en la sección.

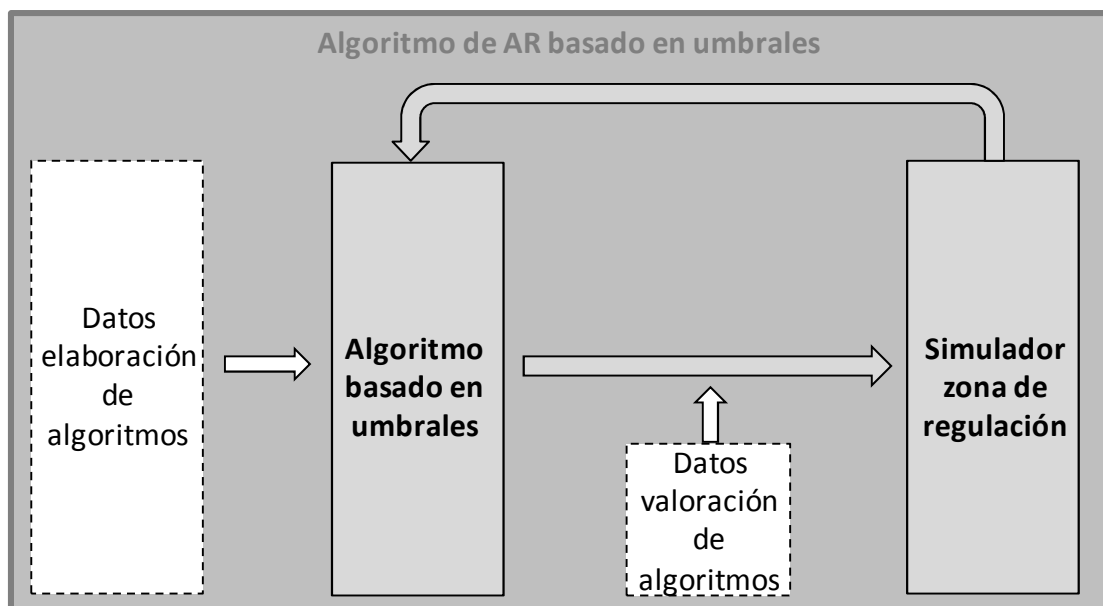


Figura 3-1. Diagrama del capítulo 3, algoritmo de arranque y parada de unidades de AR basado en umbrales.

3.2. ALGORITMO DE ARRANQUE RÁPIDO BASADO EN UMBRALES

En esta sección se pretende desarrollar e implantar en el modelo de una zona de regulación un algoritmo basado en umbrales para obtener las señales de arranque y parada de unidades de AR. Una vez implantado el algoritmo, se optimizarán los parámetros del mismo.

Como se ha comentado, dicho algoritmo consiste en arrancar las unidades de AR cuando la banda secundaria se está agotando y pararla cuando dentro de la zona de regulación vuelve a existir suficiente banda de regulación disponible. Es decir, arranca las unidades de AR cuando el límite superior de la banda menos la potencia generada por los grupos en regulación es igual o inferior a un determinado valor, al que se llamará *DifArr* y para las unidades de AR cuando el límite superior de la banda menos la potencia generada por los grupos en regulación es igual o superior a un determinado valor, al que se llamará *DifPar*. *DifArr* y *DifPar* son los umbrales del algoritmo.

En primer lugar, en la subsección 3.2.1 se detalla el funcionamiento del algoritmo. Tras describir el algoritmo, se detalla en la subsección 3.2.2 sus entradas y salidas necesarias.

3.2.1. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO

Los diferentes cálculos que se deben realizar en cada ciclo de ejecución del algoritmo para obtener la decisión de arranque y parada de las unidades de AR se detallan a continuación:

Se calcula la potencia total en regulación generada por la zona (*PGen*): la potencia total generada por la zona incluye la potencia generada por todas las unidades tanto las que no operan en arranque rápido como las que estando en modo arranque rápido se encuentran también en regulación.

Cálculo de la potencia máxima que puede generar la zona con los grupos actualmente conectados (*PMaxNoAR*): se sumará la potencia máxima de todas las unidades que se encuentren en regulación. Para las unidades que participan en el arranque rápido se tendrá en cuenta su potencia máxima en el instante en que se da la orden de arranque, aunque todavía no haya terminado el proceso de arranque y, por lo tanto, no se encuentre en regulación. Esto es debido a que la orden de arranque tiene en cuenta la potencia máxima que se puede conseguir y, por tanto, una vez que se indica a una unidad de AR que debe arrancar es necesario tener en cuenta su potencia máxima para que no se intente arrancar también otra unidad.

Se arrancará una nueva unidad de AR cuando la potencia total en regulación generada por la zona (*PGen*) se acerque a la potencia máxima que se puede generar en la zona con las unidades acopladas (*PMaxNoAR*), es decir, cuando esté cerca de agotarse la reserva de potencia a subir en la zona. Se permite no esperar hasta que la reserva se ha agotado totalmente, para evitar inconvenientes debido a errores de medida, ruido en las medidas, y dejar un cierto margen de tiempo para que se produzca el arranque

del grupo. De esta forma, la potencia para la que se indicará un nuevo arranque ($P^{Arranque}$) será menor que la potencia máxima que se puede generar ($P_{MaxNoAR}$). El algoritmo incluye un parámetro que permite fijar esta diferencia (denominado $DifArr$), que deberá ser positivo, de forma que la potencia para la que se indicará un nuevo arranque será la mostrada en la ecuación (1):

$$P^{Arranque} = P_{MaxNoAR} - DifArr \quad (1)$$

En la Figura 3-2 se muestra como la decisión de arranque se produce una vez que la (P_{Gen}) alcanza la ($P^{Arranque}$) calculada según la ecuación (1). Se observa también como a partir de ese instante la potencia máxima que se puede generar en la zona con las unidades acopladas ($P_{MaxNoAR}$) incluye la potencia del grupo de AR que se ha decidido arrancar (P_{gAR}^{max}).

Se parará una unidad de AR que se encuentre acoplada cuando la potencia total en regulación generada por la zona (P_{Gen}) sea menor que la potencia máxima que se puede generar en la zona con las unidades acopladas ($P_{MaxNoAR}$) una vez eliminada la de la unidad a parar, es decir, la unidad que se va a parar ya no es necesaria para generar la potencia necesaria. Se permite no parar la unidad en el mismo instante en el que ya no es necesaria, para evitar inconvenientes debido a errores de medida, ruido en las medidas y variaciones positivas de la potencia a generar cerca de la situación límite de parada. De esta forma, la potencia para la que se indicará una parada (P^{Parada}) será menor que la potencia máxima que se puede generar ($P_{MaxNoAR}$) menos la potencia del grupo de AR a parar (P_{gAR}^{max}). El algoritmo incluye un parámetro que permite fijar esta diferencia (denominado $DifPar$), que deberá ser positivo. Además, el parámetro de parada ($DifPar$) será mayor que el parámetro de arranque ($DifArr$), de forma que existirá una cierta histéresis entre las potencias de arranque ($P^{Arranque}$) y de parada (P^{Parada}), que evite situaciones en las que al desconectar la unidad el algoritmo indique inmediatamente un arranque de una nueva unidad. La potencia para la que se indicará la parada será la mostrada en la ecuación (2):

$$P^{Parada} = P_{MaxNoAR} - P_{gAR}^{max} - DifPar \quad (2)$$

En la Figura 3-2 se muestra como la decisión de parada se produce una vez que la (P_{Gen}) alcanza la (P^{Parada}) calculada según la ecuación (2).

Selección de la unidad a arrancar: En el caso de que existan varias unidades disponibles en la zona, cuando se decida arrancar una unidad se deberá elegir la unidad que se desea arrancar entre las que se encuentren disponibles, es decir, entre las que en ese instante estén habilitadas para el funcionamiento en arranque rápido y se encuentren paradas. Además, existirá un tiempo mínimo que cada unidad debe permanecer parada ($T_{MinParAR}$), que se puede fijar externamente, de forma que una vez parada una unidad no se podrá arrancar hasta que no haya transcurrido el tiempo fijado. Por tanto, sólo estarán disponibles para arrancar aquellas unidades de AR para

las que, estando paradas, ya haya transcurrido el tiempo mínimo parada. Para seleccionar la unidad que se desea arrancar entre las disponibles todas las unidades de AR tendrán un parámetro de prioridad (*PrioridadAR*) de forma que se seleccionará para arrancar aquella unidad de entre las disponibles cuya prioridad sea mayor. La prioridad de arrancar podrá ser establecida externamente en base por ejemplo a los costes de cada unidad o al desgaste de las mismas (cantidad de veces que ha sido arrancada y parada previamente).

Selección de la unidad a parar: cuando se decida parar una unidad se deberá elegir la unidad que se desea parar entre las que se encuentren disponibles, es decir, entre las que en ese instante estén habilitadas para el funcionamiento en arranque rápido y se encuentren arrancadas. Además, existirá un tiempo mínimo que cada unidad debe permanecer arrancada (*TMinArrAR*), que se puede fijar externamente, de forma que una vez arrancada una unidad de AR no se podrá parar hasta que no haya transcurrido el tiempo fijado. Por tanto, sólo estarán disponibles para parar aquellas unidades de AR para las que, estando arrancadas, ya haya transcurrido el tiempo mínimo arrancada. Entre estas unidades de AR disponibles se elegirá para parar la que presente una menor prioridad de AR (parámetro *PrioridadAR*), de forma que será la potencia máxima de esta unidad la que se utilice para el cálculo de la potencia para parar (P^{Parada}).

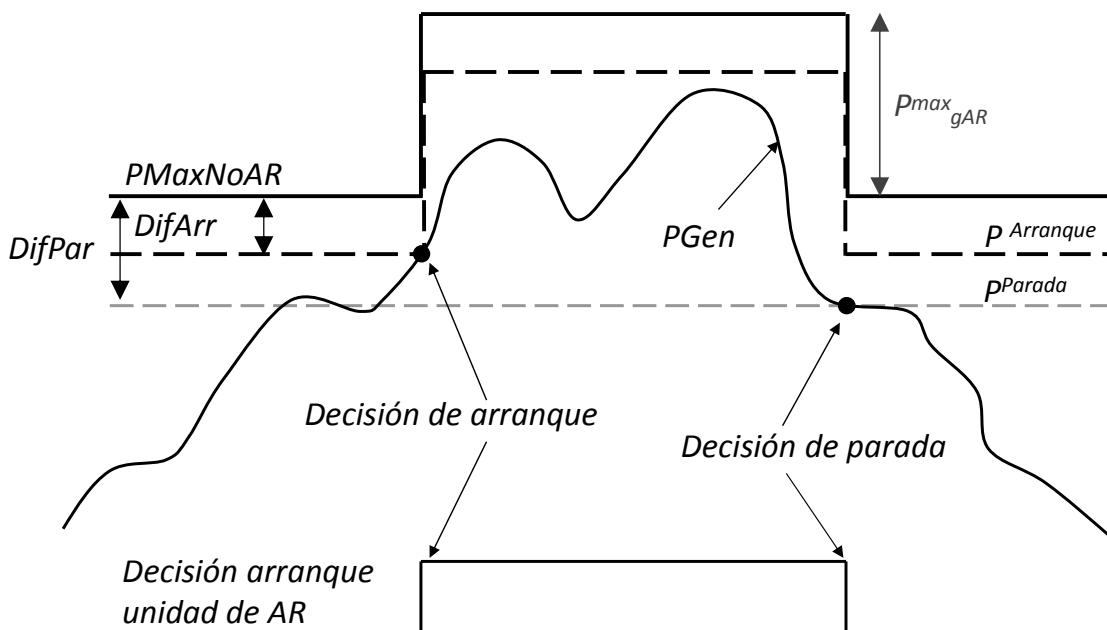


Figura 3-2. Descripción del algoritmo basado en umbrales.

Actualización de la prioridad de arranque de las unidades: la selección de arrancar la unidad de AR que tenga mayor prioridad de arranque y que esté parada y la de parar la unidad con menor prioridad de arranque y que esté arrancada provocará que las unidades con mayor prioridad estén más tiempo arrancadas y sufran más arranques y paradas. Si se quiere repartir el número de arranques y paradas y el tiempo arrancadas entre varias unidades de forma equitativa el algoritmo actualizará internamente la prioridad de las unidades de forma que una unidad que ya ha sido arrancada pasará a tener una prioridad menor que el resto. De esta forma, la siguiente

vez que sea necesario que se arranque una unidad de AR ya no será esta unidad la que sea seleccionada.

3.2.2. DATOS DE ENTRADA, PARÁMETROS Y DATOS DE SALIDA DEL ALGORITMO BASADO EN UMBRALES

En esta subsección se describen los datos de entrada, los parámetros y los datos de salida del algoritmo de arranque rápido basado en umbrales. Los datos de entrada y de salida van variando a lo largo que avanza la simulación mientras que los parámetros son fijos para la totalidad de la misma.

Los datos de entrada al algoritmo de las unidades de AR son:

- Prioridad de arranque de la unidad de AR. La unidad con la prioridad de arranque superior será la arrancada siempre y cuando esté disponible para ello.
- Límite máximo y mínimo de potencia de la unidad de AR en [MW].
- Estado de la unidad de AR: se indica si la unidad de AR puede participar o no en el Arranque Rápido.
- Potencia generada por las unidades de AR [MW]

Los datos de entrada al algoritmo de las unidades acopladas son:

- Límite máximo y mínimo de potencia de las unidades acopladas en [MW].
- Potencia generada por las unidades acopladas [MW]

Los parámetros del algoritmo son:

- Umbral hasta potencia máxima para arranque de las unidades de AR (*DifArr*).
- Umbral hasta potencia máxima para parada de las unidades de AR (*DifPar*).
- Banda de regulación secundaria que van a cubrir las unidades de AR (Banda de AR).
- Unidades de AR que van a cubrir esa banda.

Los datos de salida del algoritmo son:

- Consigna de arranque y parada para todas las unidades de AR. Tomará el valor 1 si la unidad debe estar arrancada y 0 si debe estar parada.

En la Figura 3-3 se presenta un diagrama con las entradas, los parámetros y las salidas del algoritmo.

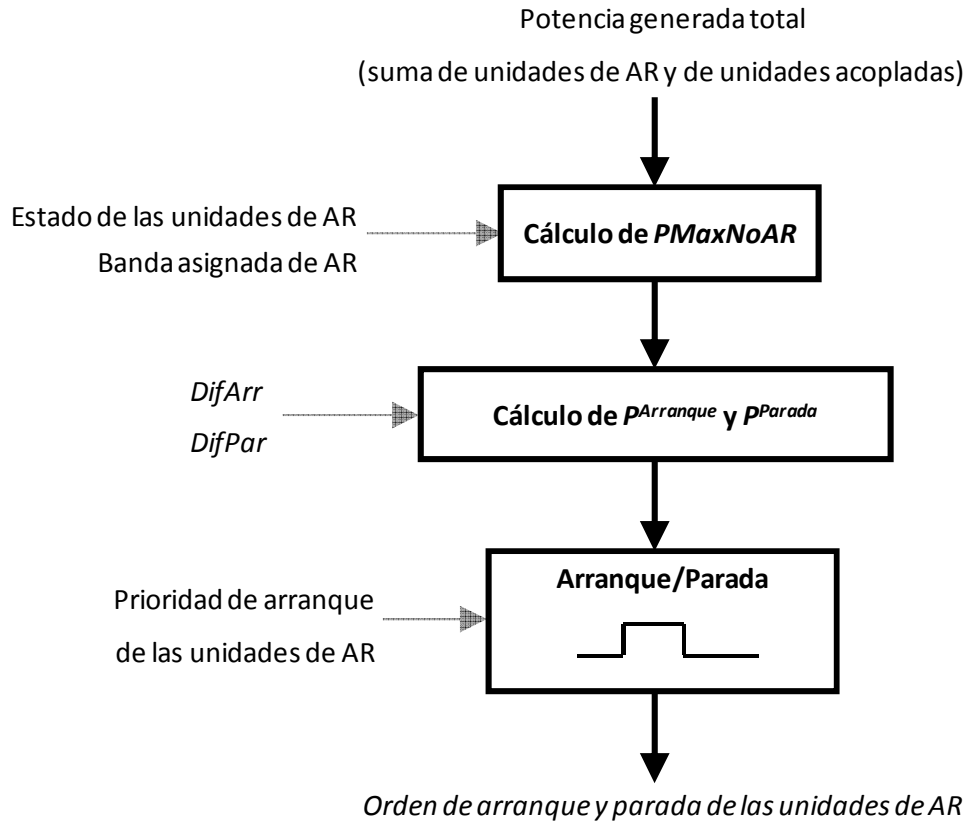


Figura 3-3. Diagrama con las entradas, parámetros y salidas del algoritmo basado en umbrales.

3.3. EJEMPLO DE FUNCIONAMIENTO DEL ALGORITMO

En esta sección se presenta un ejemplo del funcionamiento del algoritmo propuesto de arranque y parada para unos determinados valores de los parámetros del algoritmo.

Se van a utilizar en dicho ejemplo los registros reales de los datos de una zona de regulación secundaria del sistema eléctrico español correspondientes al periodo que va desde el día 14/11/2011 a las 12:00:00 hasta el mismo día a las 17:59:56. Es decir, se van a obtener los resultados correspondientes a 6 horas. Hay parámetros técnicos de la unidad acoplada y de las de AR que no varían a lo largo de la simulación y que se detallan en el apéndice B. Sin embargo, ciertas señales de entrada de la zona de regulación y de la unidad acoplada serán mostradas en esta sección junto con los valores de los parámetros propios del algoritmo de AR desarrollado en este capítulo.

La descripción de los datos de entrada del ejemplo de funcionamiento se muestra en la subsección 3.3.1. Posteriormente, en la subsección 3.3.2 se muestran los resultados de la simulación que servirá para validar el comportamiento del funcionamiento del algoritmo de AR.

3.3.1. DATOS DE ENTRADA

Se va a suponer que en la zona de regulación existe una única unidad acoplada que representa la respuesta de todas las unidades de la zona de manera agregada. De forma que existirá una única unidad acoplada (*gac*) cuya rampa de subida y bajada, límite máximo de potencia y límite mínimo serán los correspondientes a la suma de todos los grupos.

Las señales de entrada de la unidad acoplada agregada se pueden observar en la Figura 3-4. En concreto se muestran los datos correspondientes a su límite superior e inferior ($P_{\max,gac}$ y $P_{\min,gac}$). En dicha figura también se muestran las señales de entrada de la zona de regulación que son: la potencia requerida a la zona de regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona. En la Figura 3-4 se puede observar como hay zonas en las que la potencia requerida a la zona en regulación secundaria es superior al límite máximo de potencia de la unidad acoplada ($P_{\max,gac}$) y por tanto en dichos periodos serán necesarios los arranques de los grupos de AR si no se quiere que se produzcan incumplimientos.

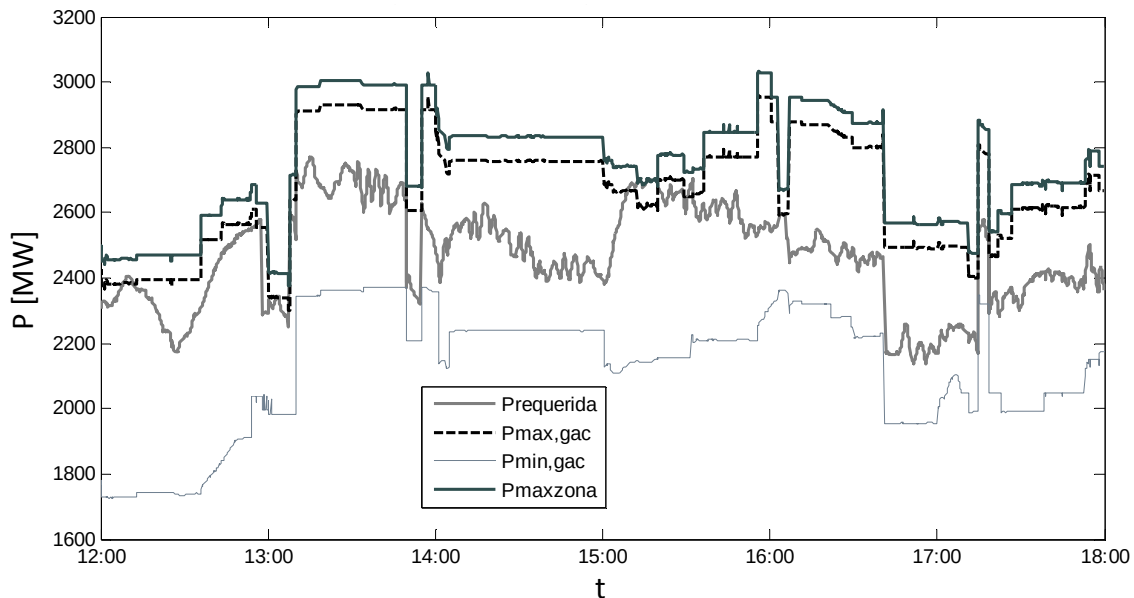


Figura 3-4. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.

El valor que toman los parámetros técnicos de la unidad acoplada y de las dos unidades de AR (en adelante *gAR1* y *gAR2*) se describen en la Tabla B-1 y en la Tabla B-2 del apéndice B.

Para la realización de las simulaciones, se ha decidido usar dos unidades de arranque rápido. La suma de los límites máximos de ambas unidades es de 75MW, por lo tanto, esa será la banda de regulación secundaria que van a cubrir las unidades de arranque rápido.

Los valores que se han fijado para los parámetros del algoritmo son:

- Umbral principal hasta potencia máxima para arranque (*DifArr*): 15 MW.
- Umbral principal hasta potencia máxima para parada (*DifPar*): 98 MW.

Durante la simulación se recalcula la prioridad de arranque de las unidades de AR de forma que se repartan los arranques de forma equitativa entre las dos unidades, es decir, se intenta que todas las unidades presenten un número de arranques similar. Además, en el simulador de la zona de regulación secundaria desarrollado en esta tesis y presentado en el apéndice A, el algoritmo de AGC utiliza un coste de funcionamiento de las unidades para decidir el reparto de la consigna global de la zona entre las unidades. A las unidades de AR se les ha asignado un coste para el AGC mayor que al resto de unidades (acopladas), de forma que la potencia generada por las unidades de AR sea la menor posible y tiendan a mantener su potencia generada cerca de su límite inferior. De esta forma, cuando se pare la unidad su potencia generada será lo menor posible y, por tanto, también será lo menor posible el salto de potencia en regulación de la zona (PGC) que se producirá al parar la unidad.

3.3.2. RESULTADOS DEL EJEMPLO DE FUNCIONAMIENTO

Con todos los valores descritos anteriormente se realiza la simulación para el periodo de datos indicado y se obtienen los resultados que muestran el funcionamiento del algoritmo basado en umbrales (BU). Dichos resultados obtenidos son:

Consigna de arranque y parada para cada una de las unidades de AR: Se muestran en la Figura 3-5 la orden de arranque y parada del algoritmo basado en umbrales para cada unidad de AR. Esta variable tomará para cada unidad el valor 1 si la unidad debe estar arrancada (o arrancando) y 0 si debe estar parada (o parando). Adicionalmente se muestran en la Figura 3-5 los instantes en los que cada unidad de AR ha estado acoplada regulando (por encima de su potencia mínima). La variable que representa ese estado se ha denominado u_{gAR} . En dicha figura, se puede observar que el algoritmo de arranque rápido, con los parámetros fijados, da lugar a arranques y paradas de la misma unidad sucesivos, que podrían ser solucionados con un único arranque cuya parada se demoraría.

Potencia generada por las unidades de AR: Se muestra además en la Figura 3-5 la potencia generada por cada unidad de arranque rápido. Como se puede ver en la figura (se ha remarcado con dos círculos rojos), la unidad de AR no pasa a modo regulación mientras que su proceso de arranque no ha finalizado, por lo que en este momento aparece un escalón en la variable denominada u_{gAR} . Puesto que como se ha comentado, en esta tesis el coste utilizado para el reparto de AGC en el modelo de la zona de regulación de las unidades de arranque rápido se ha fijado mayor que el del resto de los grupos (unidad acoplada agregada), la potencia generada por las unidades de AR cuando están en regulación permanece cercana al límite inferior. De hecho, en la Figura 3-5 se puede apreciar que la mayoría del tiempo que están acopladas las unidades de AR generan su potencia mínima.

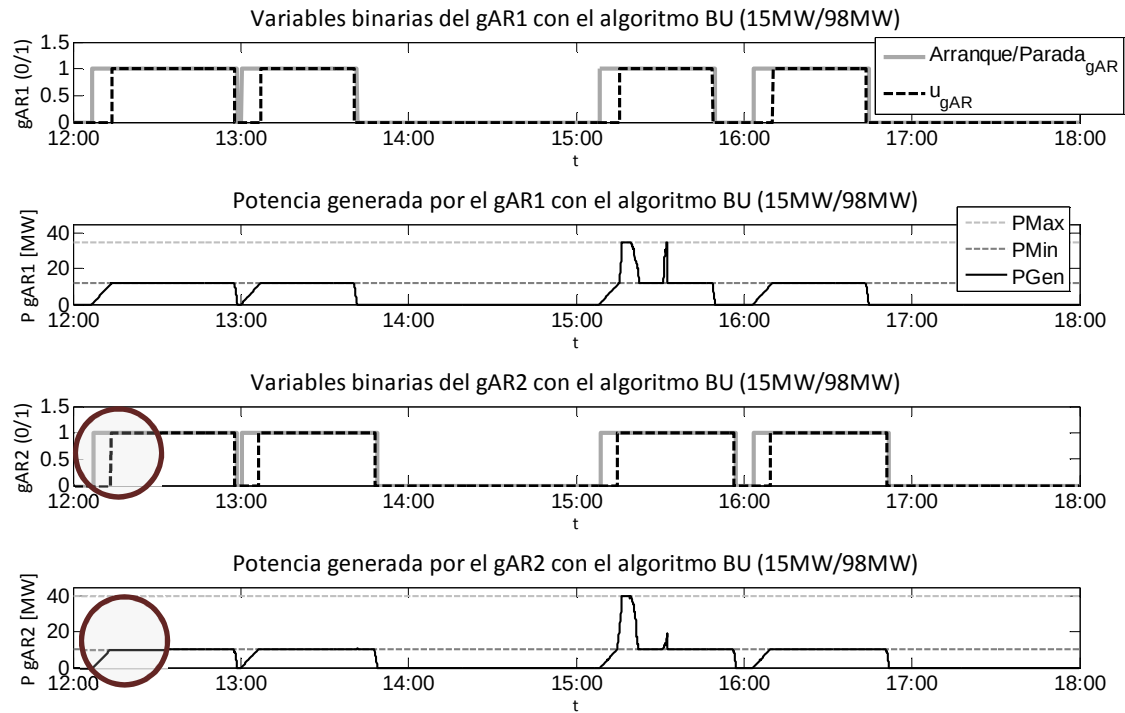


Figura 3-5. Consigna de orden de arranque y parada para las unidades de AR y potencia generada por las mismas.

Potencia generada total por la zona de regulación y la potencia generada por las unidades acopladas: Se muestra en la parte superior de la Figura 3-6 la potencia generada total por la zona de regulación y la potencia generada por la unidad acoplada. Adicionalmente, en la parte media de la figura se ha representado la potencia generada total por la zona de regulación frente a la potencia total requerida a la misma. En este ejemplo, existen periodos de tiempo en los que se han producido incumplimientos, es decir, que la potencia generada por la unidad acoplada más la generada por las unidades de AR no ha cumplido con la potencia requerida por el sistema. Se representa por tanto en la Figura 3-6, en la parte inferior, los ciclos en los que se han producido incumplimiento en la simulación con el algoritmo de AR basado en umbrales. Se puede apreciar en la Figura 3-6 que la banda asignada a los grupos de AR supone un porcentaje pequeño de la banda total asignada a la zona y que en la mayoría de los periodos la potencia generada por la zona se encuentra lejos de dicha banda asignada de AR.

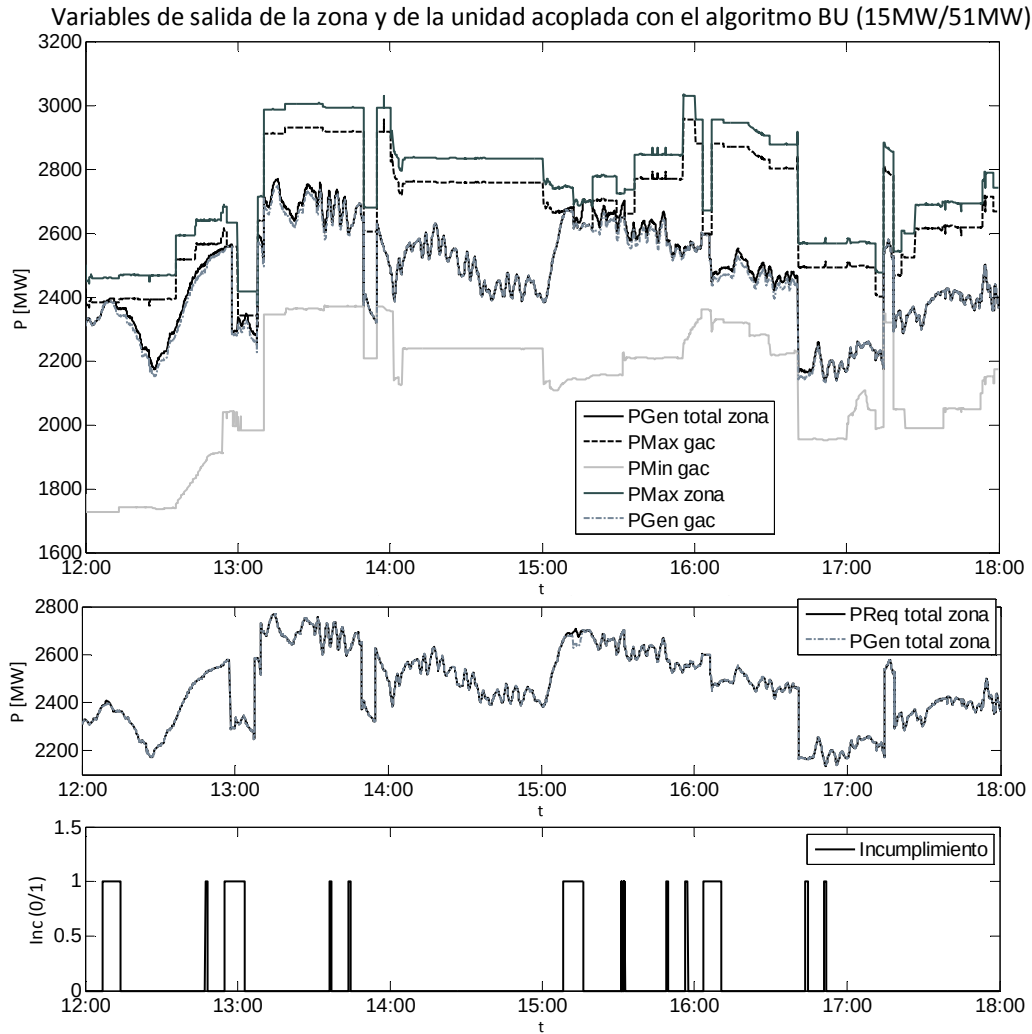


Figura 3-6. Potencia generada por la zona de regulación y potencia generada por la unidad acoplada.

3.4. OPTIMIZACIÓN DE LOS PARÁMETROS *DIFARR* Y *DIFPAR*

En esta sección se presenta la optimización de los parámetros del algoritmo basado en umbrales. En concreto la optimización del umbral hasta potencia máxima para arranque de las unidades de AR (*DifArr*) y del umbral hasta potencia máxima para parada (*DifPar*).

Se analizará el impacto que sufren los resultados con el algoritmo basado en umbrales al variar estos dos parámetros. En concreto, se va a obtener una curva Pareto de soluciones óptimas de pares de valores *DifArr* y *DifPar*. El método utilizado para obtener dicha curva de Pareto es el algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO) [Coello, et al., 2004].

En la subsección 3.4.1 se presenta la descripción del problema de optimización de valores *DifArr* y *DifPar* y el porqué de la técnica utilizada para resolverlo. En segundo lugar, se detalla en la subsección 3.4.2 dicha técnica, es decir, el algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (MOPSO). Finalmente, en la

subsección 3.4.3 se muestra la aplicación del algoritmo MOPSO al problema de AR y los resultados de dicha aplicación.

3.4.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA Y TÉCNICA UTILIZADA

Para evaluar el comportamiento del algoritmo basado en umbrales con distintas configuraciones de sus parámetros *DifArr* y *DifPar* (que irán siendo asignados por el algoritmo MOPSO), van a ser utilizados ciertos índices globales resultantes de las simulaciones. El primer índice que se sugiere utilizar es el relativo a los costes de operación de las unidades de AR. Adicionalmente, es importante destacar que a cada zona de regulación se le requiere suministrar la reserva secundaria previamente casada en el mercado. Un incumplimiento de este requerimiento, en el caso de que el sistema de potencia requiera la banda de regulación secundaria de dicha zona implicará que se produzcan penalizaciones severas a la misma. Por tanto, también se deberá utilizar un índice global que refleje ese posible incumplimiento de la zona en el caso de no arrancar a tiempo las unidades de AR. Este índice podrá ser el tiempo que la zona de regulación está incumpliendo o la energía secundaria no suministrada por la zona de regulación. A continuación se describen cada uno de los índices globales resultantes de las simulaciones:

- (i) Los costes de operación de las unidades de AR [k€]. Incluyen los costes de arranque y de parada y los costes de generación de las unidades de AR.
- (ii) El tiempo de incumplimiento de la zona de regulación [min], TI. Se considera que se ha incumplido en una determinada muestra m , si la diferencia entre la potencia generada por la zona y la potencia requerida a la zona en dicha muestra es superior a un determinado umbral, que puede variar de un sistema eléctrico a otro.
- (iii) La energía secundaria no suministrada por la zona de regulación [MWh], ESNS.

Nótese que los índices (ii) y (iii) se incrementan de forma natural a medida que el índice (i) disminuye. En el caso de que se use un valor de *DifArr* pequeño, si una unidad de AR no es arrancada a tiempo de forma que la energía que genera es baja, entonces habrá una reducción en los costes de operación aunque un incremento en el tiempo de incumplimiento y en la ESNS. Por otro lado, si se utiliza un *DifArr* muy elevado, la unidad de AR podrá ser capaz de suministrar a tiempo la potencia requerida por el sistema que junto con otros arranques innecesarios que puedan surgir a medida que se aumenta el *DifArr* harán que se incrementen los costes de operación en AR a la vez que se disminuyen los incumplimiento. Por esta razón la elección del conjunto de valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* suponen un problema multiobjetivo.

Para elegir los parámetros *DifArr* y *DifPar* una posible opción sería la simulación de todas las combinaciones posibles de valores *DifArr* y *DifPar* y elegir los que den mejores resultados. Dependiendo del valor mínimo posible y del valor máximo posible que pudieran adquirir dichos dos parámetros, la cantidad de simulaciones y por lo tanto la carga computacional del problema sería muy elevada. Por otro lado, como ya se ha comentado, en lugar de una única solución posible de valores *DifArr* y *DifPar*,

puesto que el problema es multiobjetivo, se va a obtener una curva Pareto de soluciones óptimas en función de los dos objetivos marcados (costes de operación de las unidades de AR e incumplimiento). Por lo tanto, será el decisor de la zona de regulación el que elija el conjunto de valores de los parámetros de *DifArr* y *DifPar* que considera más adecuado usar, es decir, decidirá qué conjunto de valores representa el compromiso entre el coste de la operación de AR y la cantidad total de incumplimiento que le resulta más asumible.

Se ha descartado el uso de la optimización clásica, debido a la complejidad que supone incorporar al problema de optimización que se desarrollará en el capítulo 5 de la presente tesis, en el cual se simula una zona de regulación en la que la activación y el comportamiento de las unidades acopladas y de AR se deja libre (se optimiza), las restricciones propias del funcionamiento del algoritmo de AR basado en umbrales y las del reparto de la consigna del AGC. Por tanto, se exploran otras técnicas distintas a la optimización clásica y que forman parte de los algoritmos metaheurísticos (Inteligencia Artificial) para la elección de los valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* como son los algoritmos de computación evolutiva. Dentro de ellos, se ha apostado por una técnica de inteligencia de enjambres y en concreto, de entre todas ellas, por una técnica de optimización por enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization, PSO). Puesto que el problema que se trata en este caso es un problema multiobjetivo, la técnica finalmente utilizada se denomina algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO). En [Domínguez. M, 2013] se hace un análisis muy exhaustivo y una clasificación muy detallada de las distintas técnicas de optimización, clásicas y metaheurísticas, y dentro de las últimas, se hace un especial hincapié en las técnicas de computación evolutiva.

3.4.2. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS

En [Coello, et al., 2004] se presenta la técnica de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO). Esta técnica adapta a los problemas multiobjetivo el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization, PSO) [Coello, et al., 2004]. El algoritmo PSO, que está inspirado en la coreografía de una bandada de pájaros [Coello, et al., 2004], conduce a una población de partículas a la búsqueda del óptimo [Domínguez. M, 2013]. Notar que cada partícula i está formada por un conjunto de variables que la definen (variables decisión) y que es lo que se quiere optimizar. En el caso del problema de AR de esta sección lo que se quiere optimizar son los valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* por lo que cada partícula del conjunto tendrá dos variables. En las simulaciones del algoritmo por enjambre de partículas el comportamiento de cada individuo se ve afectado por su propio mejor comportamiento pasado y por el del conjunto. El algoritmo PSO por tanto define un vector velocidad $\vec{vel}_{i,t}$ y un vector posición $\vec{x}_{i,t}$ de la partícula i en la simulación t que dependen de su velocidad y posición en el instante anterior ($t-1$), de su propio mejor comportamiento pasado ($\vec{pbest}_i$) y del mejor comportamiento pasado del conjunto ($\vec{gbest}$) [Coello, et al., 2004, Domínguez. M, 2013]. Dichos vectores se encuentran recogidos en las ecuaciones (3) y (4). Nótese que en el caso de aplicar el PSO al

problema de esta tesis, el vector velocidad y el vector posición tendrán dimensión dos puesto que están formado por dos variables decisión (*DifArr* y *DifPar*).

$$\vec{vel}_{i,t} = w \cdot \vec{vel}_{i,t-1} + r_1 \cdot (\vec{pbest}_i - \vec{x}_{i,t-1}) + r_2 \cdot (\vec{gbest} - \vec{x}_{i,t-1}) \quad \forall i, t \quad (3)$$

$$\vec{x}_{i,t} = \vec{x}_{i,t-1} + \vec{vel}_{i,t} \quad \forall i, t \quad (4)$$

El parámetro w de la ecuación (3) es el peso inercial, mientras que r_1 y r_2 son números aleatorios entre 0 y 1 [Coello, et al., 2004, Domínguez. M, 2013]. En el problema multiobjetivo que se trata en esta tesis, cada una de las partículas con posición $\vec{x}_{i,t}$ (valor *DifArr*, *DifPar*) que vayan siendo calculadas en el MOPSO, deberá ser simulada en el modelo de la zona de regulación para obtener el valor de los costes de operación de las unidades de AR y el valor que defina los incumplimientos (o el tiempo de incumplimiento de la zona de regulación o la energía secundaria no suministrada). Por tanto, para cada partícula i con posición $\vec{x}_{i,t}$ en la simulación t , se obtendrá un vector solución de la simulación de la zona de regulación $\vec{y}_{i,t}$ (ver ecuación (5)). En este caso el vector $\vec{y}_{i,t}$ también tendrá dimensión 2 debido a que se trata de un problema con dos objetivos: costes e incumplimientos.

$$\vec{y}_{i,t} = SIMZONA(\vec{x}_{i,t}) \quad \forall i, t \quad (5)$$

Una vez que cada partícula ha sido evaluada, se calcula la nueva posición de los individuos de la población $\vec{x}_{i,t}$ y su vector de valores objetivos $\vec{y}_{i,t}$, se analizan cuales de los individuos dan lugar a soluciones Pareto (no dominadas) y dichos individuos se guardan en un repositorio. El repositorio va variando su tamaño según varía el número de soluciones Pareto y se va actualizando cada vez que se evalúan todos los individuos de una población dada en una iteración. Del repositorio saldrá para la siguiente iteración el mejor valor de la población en la iteración anterior ($\vec{gbest}$).

La Figura 3-7 y la Figura 3-8 muestran un ejemplo del funcionamiento del MOPSO utilizado en esta tesis para la optimización de los parámetros *DifArr* y *DifPar*. En la Figura 3-7 se puede observar gráficamente el cálculo de la posición $\vec{x}_{i,t}$ de la partícula i en la simulación t a partir de su posición anterior $\vec{x}_{i,t-1}$ y del vector $\vec{vel}_{i,t}$ según la ecuación (4). También muestra como la velocidad de la partícula i en la simulación t $\vec{vel}_{i,t}$ depende de su velocidad y posición en el instante anterior ($t-1$), de su propio mejor comportamiento pasado ($\vec{pbest}_i$) y del mejor comportamiento pasado del conjunto ($\vec{gbest}$) según la ecuación (3). Nótese que la zona de posibles soluciones de los parámetros *DifArr* y *DifPar* es la mostrada en la Figura 3-7 (cercada) debido a que como se ha comentado, el valor del *DifPar* siempre ha de ser superior al del *DifArr* para evitar paradas y arranques sucesivos.

En la Figura 3-8 se puede observar gráficamente la evolución de las soluciones del problema multiobjetivo de la simulación anterior $t-1$ de la partícula i (valor $\vec{y}_{i,t-1}$) al valor actual de las soluciones, $\vec{y}_{i,t}$, resultado de simular en la zona de regulación la posición actual $\vec{x}_{i,t}$ según la ecuación (5).

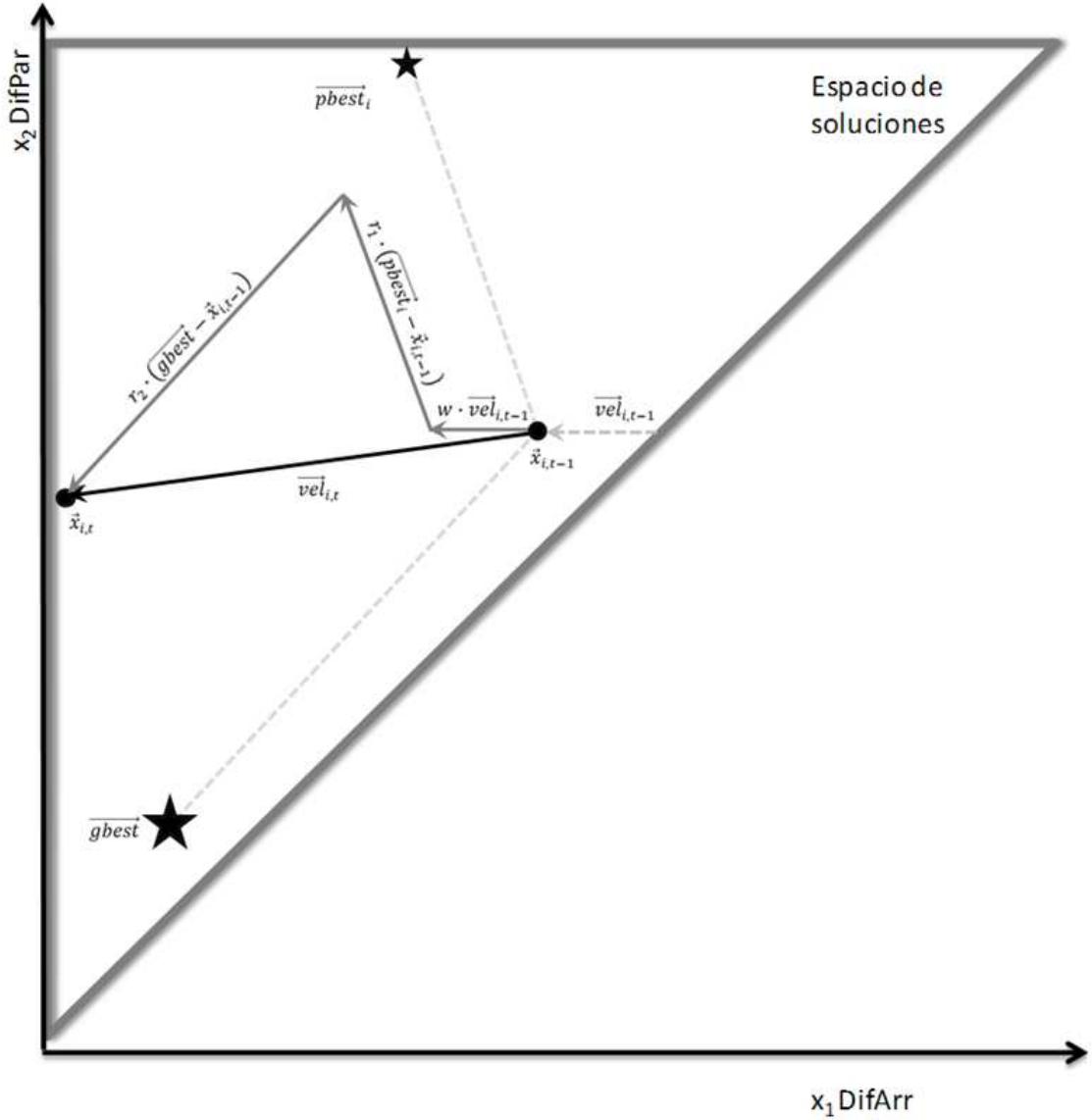


Figura 3-7. Cálculo de la posición $\vec{x}_{i,t}$ de la partícula i en la simulación t .

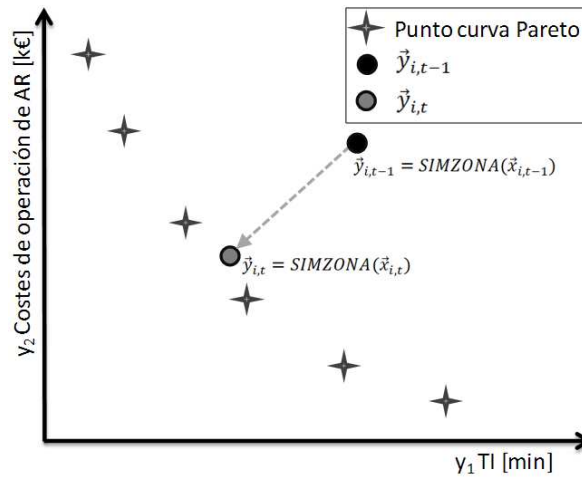


Figura 3-8. Cálculo de la solución $\vec{y}_{i,t}$ de la partícula i en la simulación t .

3.4.3. CASO EJEMPLO Y RESULTADOS

En esta subsección se presenta un ejemplo de la optimización de los parámetros del algoritmo de umbrales.

Para obtener los valores de los índices generales (i), (ii) y (iii) descritos en la subsección 3.4.1 para los distintos valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* que el algoritmo MOPSO irá probando, los diferentes algoritmos de AR (con los valores decididos por el MOPSO) se simularán en un modelo de una zona de control con señales reales. Este conjunto de señales reales incluyen diferentes horas de varios días de la semana y de diferentes estaciones (tal y como se puede apreciar en la Figura B-7 del apéndice B). De esta forma, los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO tendrán en cuenta la incertidumbre y variabilidad del sistema de potencia debido a los cambios en la demanda y a la generación renovable. Si los perfiles de demanda cambiaran, por ejemplo debido a la alta penetración de generación renovable que se está experimentando o debido a otras razones, los ajustes obtenidos en este capítulo con el algoritmo MOPSO deberán ser probados con el nuevo conjunto de datos y si fuera necesario su implementación deberá ser revisada y ajustada. El modelo de la zona de control es el descrito en la Figura A-1 del apéndice A.

La simulación utilizada para obtener la curva de Pareto de valores óptimos de *DifArr* y *DifPar* es de 297 horas (muestreadas cada 4 segundos) de operación real de una zona de regulación a la cual se le han asignado 75 MW de banda de regulación secundaria a dos unidades de AR. La primera unidad es de 35 MW y la segunda de 40 MW. Los parámetros técnicos de dichas unidades se encuentran descritos en la Tabla B-2 del apéndice B mientras que los parámetros económicos se encuentran descritos en la Tabla B-4. Los valores que toman los parámetros técnicos y económicos de la unidad acoplada están descritos en la Tabla B-1 y en la Tabla B-3 del apéndice B.

Por otro lado, se ha limitado el valor máximo que pueden tomar los valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* y por lo tanto que van a poder ser utilizados por el MOPSO para obtener la curva de resultados óptima. El parámetro *DifArr* estará limitado por los valores 0 MW y 125 MW y mientras que el parámetro *DifPar* (como éste debe ser

siempre superior al valor de *DifArr*) tomará valores que se encuentren dentro del intervalo [1 MW, 126 MW]. Ambos parámetros tomarán entre sus límites valores discretos en incrementos de 1 MW. Se espera que el algoritmo de AR que use un *DifArr* de 125MW de lugar a un mayor número de arranques que otro que use un valor de *DifArr* bajo aunque cómo dichos arranques alcanzarán antes la consigna de potencia requerida a la zona, se espera también que dicho algoritmo de lugar a una reducción de los incumplimientos.

Al parámetro *w* de la ecuación (3), que representa el peso inercial, se le ha asignado un valor de 0.9 que decrece en cada iteración de forma proporcional al número de iteraciones totales hasta alcanzar un valor igual a 0.2 en la última iteración. Estos valores son los mismos que los propuestos en [Domínguez. M, 2013].

Para la selección de la mejor solución global ($\overrightarrow{gbest}$), se ha utilizado una técnica que favorece a la obtención de una curva de Pareto uniformemente distribuida que se denomina “Crowding Distance” (distancia de amontonamiento) y que se presenta en [Raquel, et al., 2005].

Se ha elegido una población de 75 individuos. Para la elección del número de iteraciones se ha observado cómo evolucionan los resultados del MOPSO a medida que aumentan el número de iteraciones. Para ello se ha usado una medida utilizada en [Domínguez, et al., 2014] y que es el cálculo del hipervolumen normalizado de la solución MOPSO en cada iteración. Dicha medida informa del porcentaje del espacio no dominado que otorga cada curva MOPSO en cada iteración. Se espera que a medida que aumenten las iteraciones, el hipervolumen normalizado disminuya, puesto que van apareciendo curvas Pareto con puntos que dominan a los de las curvas Pareto obtenidas en las iteraciones anteriores. También se espera que alcanzado cierto número de iteraciones, el hipervolumen normalizado se estabilice y será justamente ese valor el que se elegirá como número de iteraciones adecuado para introducir en los siguientes problemas. El hipervolumen normalizado en el caso de esta tesis, al tratarse de un problema multiobjetivo de únicamente de dos objetivos, es una superficie normalizada.

La Figura 3-9 muestra cómo evoluciona el hipervolumen normalizado que otorgan las soluciones Pareto según aumenta el número de iteraciones en el transcurso del MOPSO. En la parte izquierda se muestran los resultados teniendo en cuenta como segundo objetivo el TI y en la parte derecha se muestran los resultados teniendo en cuenta como segundo objetivo la ESNS. Se ha considerado que en el caso de incluir como segundo objetivo el TI, la elección de seis iteraciones para la ejecución del MOPSO se considera adecuada. En el caso de incluir como segundo objetivo la ESNS se preferirá la elección de cuatro o seis iteraciones.

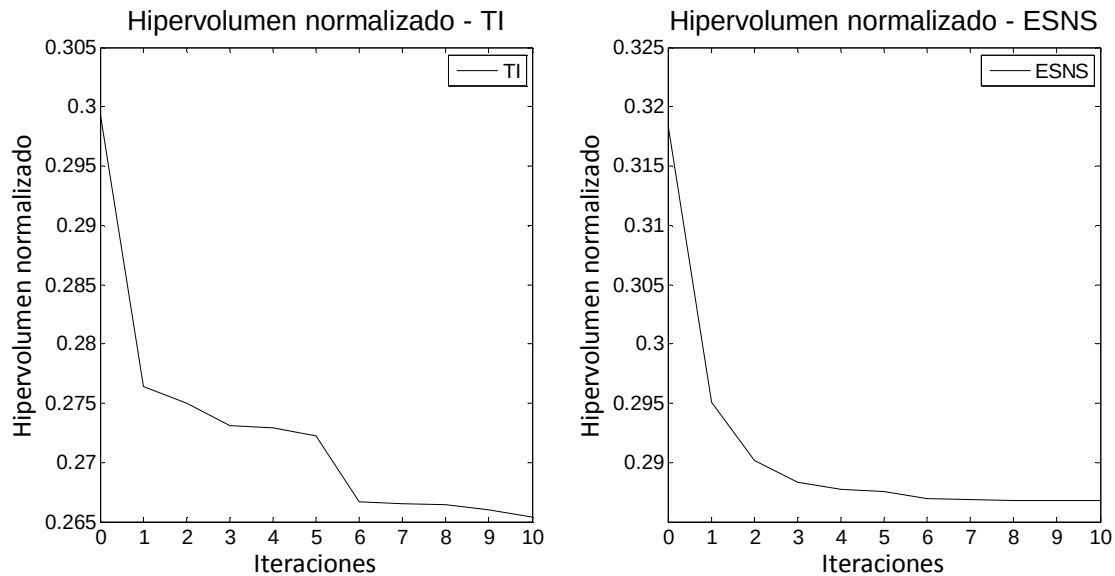


Figura 3-9. Descripción de la evolución de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO a medida que aumentan las simulaciones.

Como ejemplo sencillo para mostrar la eficacia del algoritmo MOPSO con el número de iteraciones elegido en el problema de AR que se está tratando en esta tesis, previamente a aplicarlo a las 297 horas de simulación se ha decidido aplicarlo a una simulación de únicamente 21 horas. Adicionalmente a aplicar el MOPSO a esas 21 horas, se han simulado todas las combinaciones posibles de parejas de valores *DifArr* y *DifPar* en dichas 21 horas y se ha comprobado que la curva de Pareto obtenida con el MOPSO es similar a la obtenida si en lugar de utilizar una técnica de optimización MOPSO se simularan todas las posibles situaciones (mucho más costoso computacionalmente). Los resultados de estas dos simulaciones, MOPSO y todo el espacio de soluciones posible, se muestran en la Figura 3-10.

La Figura 3-10 muestra en la parte superior las simulaciones de todas las combinaciones posibles de valores *DifArr*/*DifPar*. En la parte derecha se muestran los valores *DifArr* y *DifPar* simulados (que en el caso de la solución con todas las simulaciones posibles son todos los valores) y aquellos marcados con un círculo los que conforman la curva Pareto de soluciones óptimas. En la parte izquierda se muestran los resultados de los índices (i) y (ii) en este caso, para todas las simulaciones posibles donde aquellos que conforman la curva de Pareto se han marcado con un círculo. En la parte inferior de la figura se muestran los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO. Se puede observar en la parte derecha que el algoritmo MOPSO para obtener la curva de Pareto de soluciones únicamente ha probado una pequeña cantidad de valores *DifArr* y *DifPar*. En la parte izquierda se puede deducir que la curva de Pareto obtenida con el algoritmo MOPSO es muy similar a la obtenida si se simula todo el espacio de soluciones posibles.

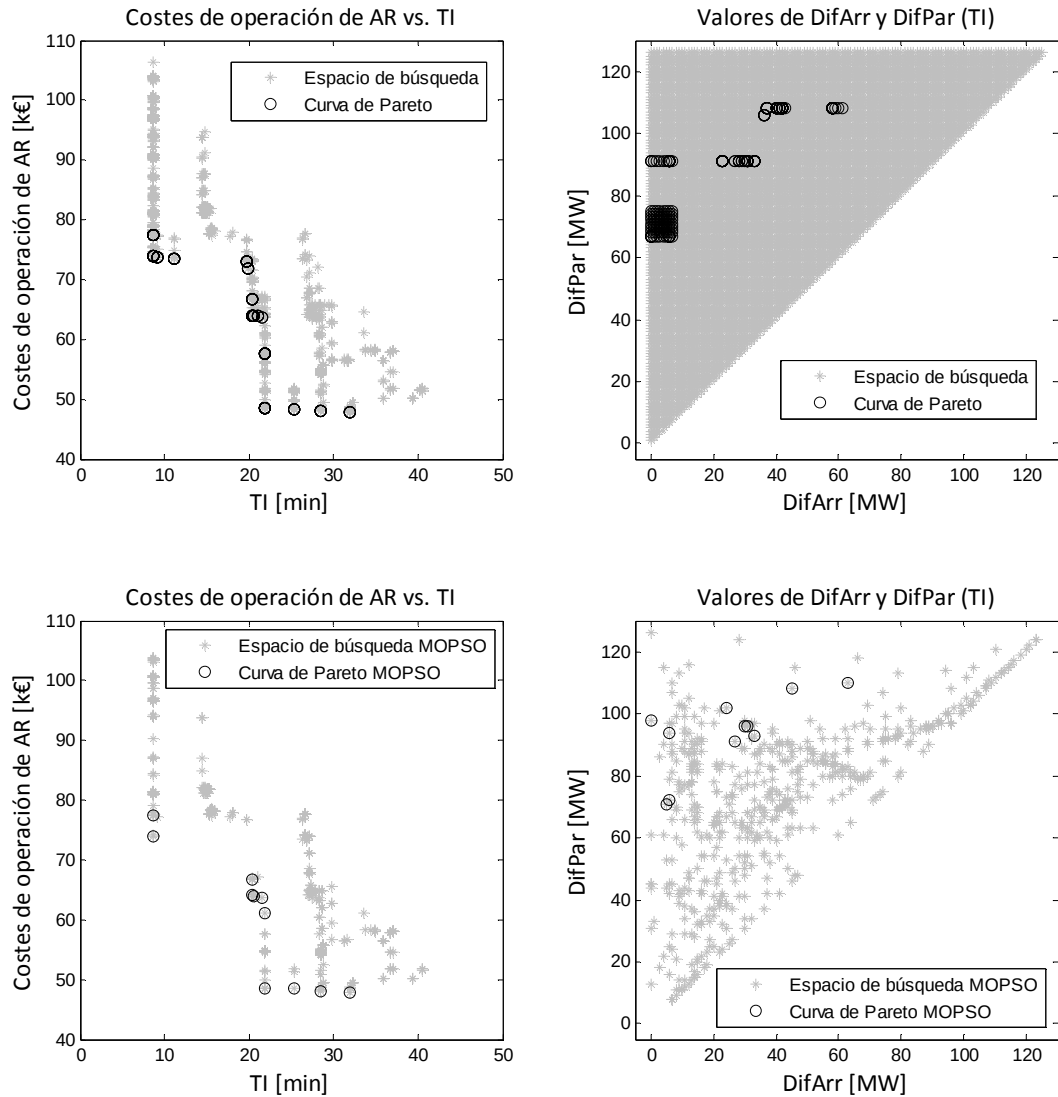


Figura 3-10. Descripción de la idoneidad de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para un periodo corto de la simulación.

El número total de combinaciones posibles de valores *DifArr* y *DifPar* asciende a 8001 (se recuerda que el parámetro *DifArr* puede tomar valores comprendidos entre 0 y 125 MW y el parámetro *DifPar* valores comprendidos entre 1 y 126 MW). Cada una de las simulaciones (en el caso de simular únicamente 21 horas) tiene una duración aproximada de 13 segundos (en un equipo Intel Core i7-860 @ 2.80GHz 2.79GHz, 3.43 GB de RAM). Por tanto, la simulación de todas las combinaciones posibles asciende a más de 28 horas. Si se aplica el algoritmo MOPSO, utilizando 75 individuos y 6 iteraciones, el número total de combinaciones que simula el MOPSO asciende a 525 (ya sumadas las de la iteración inicial) de forma que el algoritmo MOPSO tarda un poco menos de dos horas en obtener la solución. Cabe destacar además, que a lo largo de las iteraciones que realiza el MOPSO, algunos de los individuos se repiten de una a otra, y por lo tanto no es necesario repetir la simulación de dicho individuo ya que se ha programado el código para que memorice y compruebe si una solución ya se ha realizado y le asigne el valor memorizado. De esta forma, en lugar de realizar las 525 simulaciones previamente mencionadas, el algoritmo MOPSO únicamente realiza 496, de modo que con una duración media de 13 segundos por simulación, el

algoritmo encuentra la curva Pareto de soluciones en menos de 1 hora y 50 minutos. Esto supone una reducción de tiempo de simulación con respecto a simular todas las combinaciones posibles de valores de un 93.8%. Se concluye que debido a la disminución en la carga computacional que supone no simular todas las combinaciones posibles de valores y que con un algoritmo MOPSO se encuentra una solución muy similar con muchas menos simulaciones, queda ilustrada la eficacia del MOPSO y se procede a aplicarlo a simulaciones de mayor envergadura (en este caso a la simulación de las 297 horas).

Si se aplica por tanto el algoritmo MOPSO a las 297 horas de simulación y si se obtienen los resultados referentes a las curvas de los índices (i) y (ii) y a las curvas referentes a los índices (i) y (iii), se obtienen los resultados mostrados en la Figura 3-11.

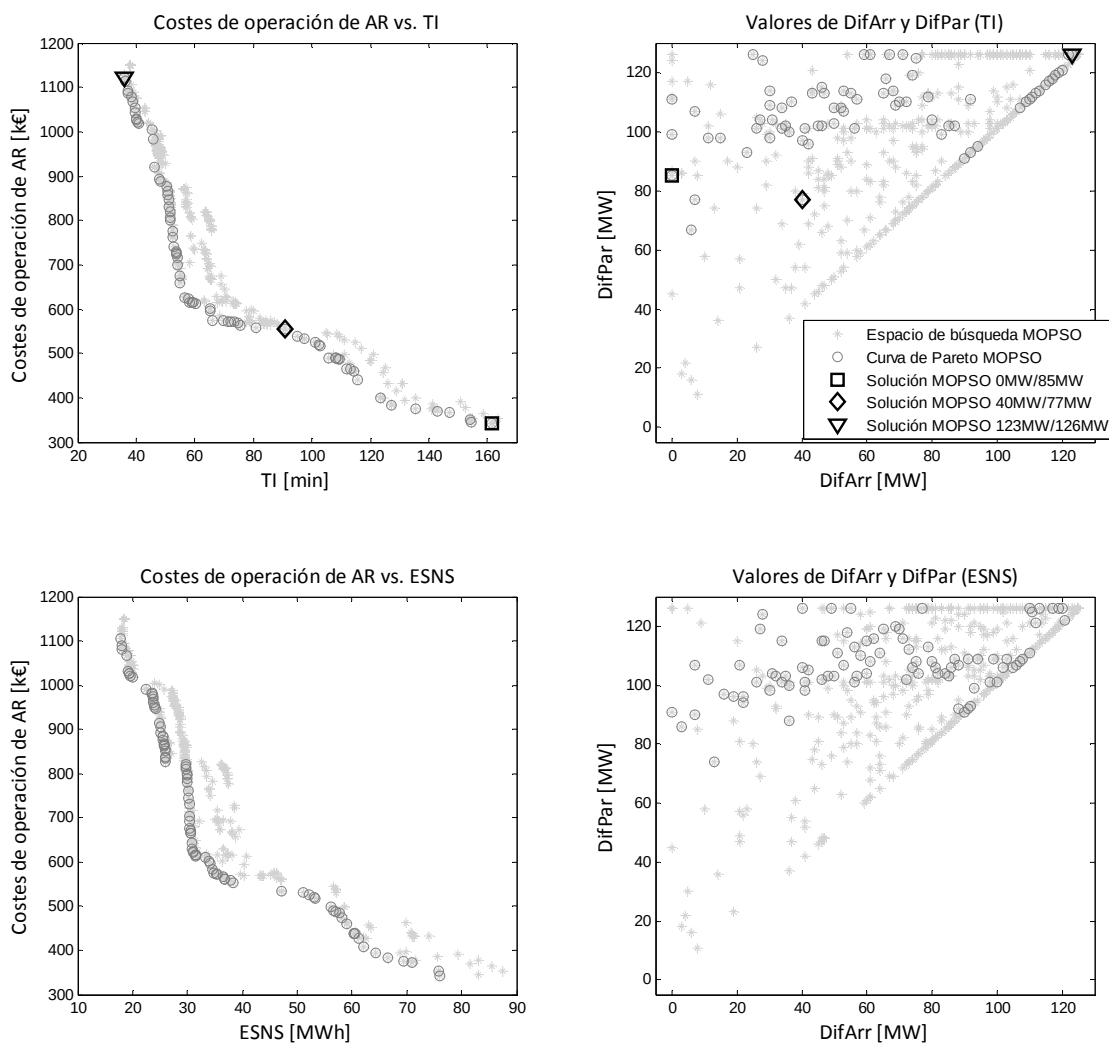


Figura 3-11. Descripción de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para el conjunto completo de días de la simulación.

La Figura 3-11 muestra en la parte superior los resultados del MOPSO teniendo en cuenta el TI y en la parte inferior los resultados del MOPSO en función de la ESNS. Es importante destacar, observando la Figura 3-11, que los valores óptimos del parámetro *DifArr* toman valores comprendidos entre los 0 MW y los 120 MW mientras

que los valores del parámetro *DifPar* se mantienen en valores altos con poca variación. Es decir, se puede concluir que el parámetro *DifPar* afecta en menor medida al comportamiento del algoritmo basado en umbrales. Sin embargo, esta conclusión puede no repetirse si se utiliza otro conjunto de datos para la elección de los parámetros (por ejemplo, datos de otra zona de regulación secundaria o de la misma en un periodo posterior) y por tanto se propone mantener la propuesta de la obtención de los valores óptimos de ambos umbrales en futuros desarrollos antes de descartarse la optimización del parámetro *DifPar* definitivamente. Una vez obtenidas las curvas Pareto, no todos los valores de la curva van a ser posteriormente evaluados y comparados en el capítulo 6 (en dicho capítulo se muestra un caso ejemplo con una comparación y evaluación final de todos los algoritmos de AR desarrollados en los capítulos 3 y 4 de esta tesis mediante el método de valoración descrito en el capítulo 5). En su lugar, se han elegido tres puntos de la curva para ello que son los dos extremos y un punto intermedio de la misma. Esos tres puntos y sus respectivos valores *DifArr* y *DifPar* se han resaltado en la Figura 3-11 y se detallan en la Tabla 3-1 junto con sus valores de los índices (i) y (ii).

Por último mencionar que como se comentó en la introducción de este capítulo, el algoritmo de umbrales, una vez decididos los valores de los parámetros *DifArr/DifPar* descritos en la Tabla 3-1 será evaluado en el capítulo 6 con unos datos de valoración de algoritmos (descritos en el apéndice B) tras ser simulado su comportamiento en un simulador de una zona de regulación.

<i>DifArr/DifPar</i>	Costes de operación de AR [k€]	TI [min]
0MW/85MW	342,01	161,73
40MW/77MW	554,05	90,87
123MW/126MW	1121,05	35,93

Tabla 3-1. Puntos de la solución del MOPSO elegidos para su posterior evaluación.

Nótese que en los casos ejemplo de esta tesis se ha supuesto siempre que durante todas las horas de operación se han asignado 75 MW a la operación en AR con dos grupos disponibles (ver apéndice B). Es por ello que la optimización de los valores de los parámetros *DifArr/DifPar* con el algoritmo MOPSO se ha realizado bajo esta suposición. Sin embargo, en la operación normal, podría darse el caso de que una zona en la que existan por ejemplo 3 unidades de AR, a lo largo de las horas la banda total asignada al AR varíe (o sea nula) y por tanto que en ciertas horas se asigne al AR las tres unidades o sólo dos unidades o 1 o ninguna. Sin embargo, en el apéndice C se presenta un análisis sobre si es preferible realizar un único ajuste de los parámetros *DifArr* y *DifPar* para ser usados en todas las horas independientemente de si en las mismas hay una única unidad de AR asignada a la zona, o hay dos o tres (es decir, independientemente de la banda asignada al AR en dichas horas). Es decir, si se optimizan una única vez los parámetros de arranque y parada de los algoritmos y se aplican por igual a todas las situaciones de funcionamiento. O por si el contrario, conviene tener un ajuste diferenciado para usar de forma diferenciada en aquellas horas en las que se asigne una cantidad determinada de la banda al AR con un número y combinación diferente de unidades de AR. Los resultados del apéndice C concluyen

que si en una zona no fuera a haber un modo de funcionamiento predominante, sería más adecuado, o bien obtener independientemente el valor de los umbrales *DifArr/DifPar* para el tipo de operación que se va a usar en cada hora, o bien aplicar un único MOPSO a una simulación que contemplase todos los modos de funcionamiento posibles y elegir un único valor de los umbrales *DifArr/DifPar* para todas las condiciones de funcionamiento (diferentes cantidades de banda de AR asignada a diferentes combinaciones de grupos de AR).

3.5. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES

En este capítulo se ha desarrollado y optimizado un algoritmo basado en umbrales para obtener las señales de arranque y parada de las unidades de AR. Dicho algoritmo consiste en arrancar una unidad de AR cuando la banda secundaria se está agotando y pararla cuando dentro de la zona de regulación vuelve a existir suficiente banda de regulación disponible.

Se ha presentado en este capítulo un ejemplo del funcionamiento del algoritmo propuesto de arranque y parada para unos determinados valores de los parámetros del algoritmo (*DifArr* y *DifPar*) mediante la utilización de registros reales de los datos de una zona de regulación secundaria.

Si los ajustes de los parámetros *DifArr* y *DifPar* no son los adecuados, pueden darse por ejemplo situaciones en las cuales sucedan una gran cantidad de arranques innecesarios o situaciones en las cuales las unidades de AR no sean arrancadas a tiempo incrementándose los incumplimientos de la zona.

Es por ello que los umbrales que definen este algoritmo (*DifArr* y *DifPar*) han sido optimizados mediante la obtención de una curva Pareto de soluciones a través de un algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO).

Adicionalmente se ha mostrado un ejemplo de la optimización de los parámetros del algoritmo de umbrales mediante el algoritmo MOPSO, también utilizando datos reales de una zona de regulación. De dicho ejemplo se concluye que el algoritmo MOPSO aplicado a este problema de AR, con menos de 525 simulaciones, permite obtener una curva Pareto de soluciones que se considera aceptable por su similitud con la que se obtendría si se simulara el número total de combinaciones posibles de valores *DifArr* y *DifPar* (que ascendería a 8001 simulaciones). Esto supone una reducción en el número de simulaciones necesarias superior al 93.4%.

ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS

4.1. INTRODUCCIÓN

Este capítulo aborda la elaboración de un algoritmo avanzado de AR que mejore el algoritmo de AR basado en umbrales desarrollado en el capítulo anterior, de manera que se cumplan con más precisión los objetivos técnicos y económicos de un algoritmo de arranque rápido (AR) descritos en la introducción de esta tesis. En esta etapa se pretende obtener un algoritmo de arranque y parada que actúe en tiempo real, que sea automático y que sea capaz de predecir cuándo las unidades de AR van a ser necesitadas (la banda secundaria que ofrecen va a ser utilizada) y conseguir arrancar dichas unidades a tiempo. Dicho algoritmo deberá también parar las unidades en cuanto no sean necesarias. Por otro lado, el algoritmo deberá ser capaz de reconocer aquellas situaciones en las que las unidades de AR van a ser necesitadas durante muy poco tiempo o para cubrir muy poca energía y por tanto no se justifica el que sean arrancadas. Por tanto, resaltar que el objetivo del algoritmo desarrollado en este capítulo es el de predecir el incumplimiento de la zona de regulación secundaria en caso de no arrancar las unidades de AR y en función de ese valor se decide si arrancarlas o no.

Como se ha comentado, la decisión de arrancar o parar una unidad de AR es una decisión que ha de ser tomada en tiempo real, es decir, disponiendo únicamente de la información de dicho instante y de los instantes de tiempo anteriores. Tanto para

utilizar la información anterior al instante de decisión de arranque, como para predecir el comportamiento futuro del sistema a partir de dicho instante se van a incorporar al algoritmo distintas técnicas de aprendizaje automático tales como clustering, árboles de decisión y redes neuronales.

La descripción de los algoritmos basado en trayectorias (BT) se detalla en la sección 4.2. En la sección 4.3 se muestran casos ejemplo de cómo se construyen dichos algoritmos mientras que en la sección 4.4 se muestra un ajuste adicional que se le puede realizar a los algoritmos de AR basados en trayectorias que utilizan árboles de decisión que es la modificación de sus matrices de costes. Posteriormente, en la sección 4.5 se estudia la viabilidad de la parada mediante algoritmos basados en trayectorias. Finalmente, en la sección 4.6 se detalla el resumen del capítulo así como las conclusiones parciales del mismo.

La Figura 4-1 muestra un resumen con el diagrama que contiene los diferentes bloques que forman parte del desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias. El algoritmo de AR utiliza como entrada unos datos de elaboración de algoritmos y como se comentará a lo largo del capítulo, los valores óptimos de los umbrales *DifArr* y *DifPar* del algoritmo basado en umbrales. Finalmente, el algoritmo será evaluado con unos datos de valoración de algoritmos (descritos en el apéndice B) tras ser simulado su comportamiento en un simulador de una zona de regulación.

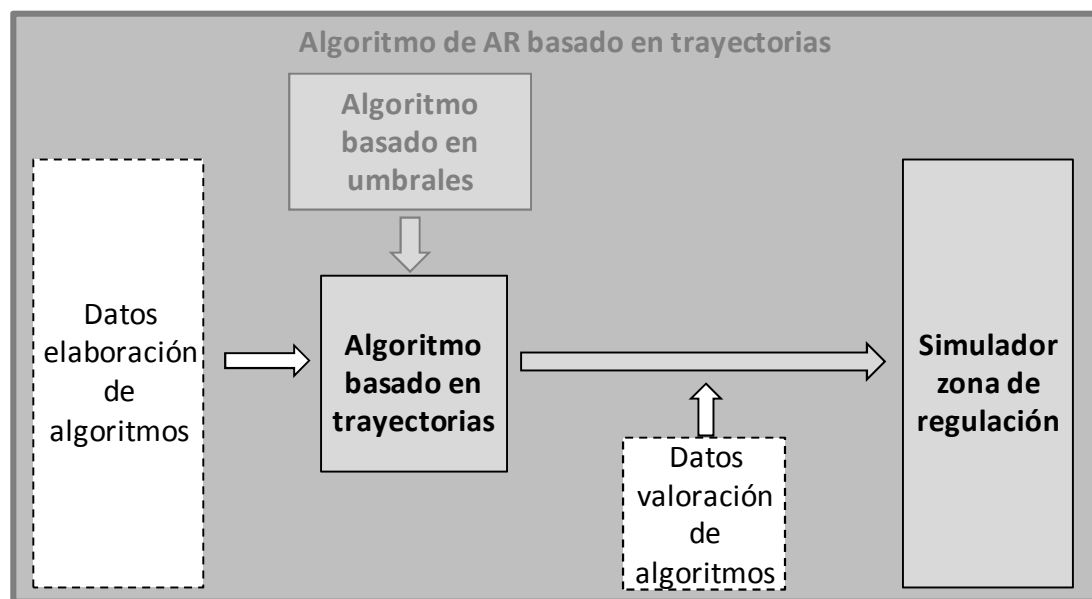


Figura 4-1. Diagrama del capítulo 4, algoritmo de arranque y parada de unidades de AR basado en trayectorias

4.2. ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA BASADO EN TRAYECTORIAS

En esta sección se describe el algoritmo de AR basado en trayectorias. Esta tesis propone el desarrollo y uso de un algoritmo de AR que incluye un sistema basado en aprendizaje automático (Machine Learning Based System, MLBS) para la toma de decisión de arranque y parada de las unidades de AR. El sistema de aprendizaje automático desarrollado tratará de predecir cuándo una unidad de AR va a ser

necesitada usando un conjunto de variables explicativas. El algoritmo de AR basado en trayectorias trata de mejorar el algoritmo de AR basado en umbrales, evitando aquellos arranques innecesarios que el segundo provoca.

En primer lugar, en la subsección 4.2.1 se hace una descripción general del algoritmo de AR basado en trayectorias con un sistema de aprendizaje automático. Una vez que se ha explicado el comportamiento general del algoritmo, se van a detallar en la subsecciones siguientes (4.2.2 y 4.2.3) las dos aproximaciones que se han considerado en esta tesis para crear los algoritmos basados en trayectorias para varias unidades por medio de sistemas de aprendizaje automático. El primer método denominado método Múltiple consiste en dividir la zona de regulación secundaria asignada a los grupos de AR en varias partes iguales y obtener un algoritmo de AR diferente para cada una de ellas. Esta primera aproximación se describe en la subsección 4.2.2. El segundo método (denominado método Único) consiste en usar un único algoritmo de AR para ser usado por todas las unidades de AR y se describe en la subsección 4.2.3. La subsección 4.2.4 resume y clasifica los tipos de algoritmos de AR basados en trayectorias que se van a desarrollar en esta tesis. Posteriormente se presenta la descripción de una técnica de clustering para clasificar una de las variables de entrada al algoritmo (subsección 4.2.5). En último lugar, en la subsección 4.2.6, se detalla los datos de entrada, los parámetros y los datos de salida que utiliza el algoritmo de AR basado en trayectorias.

4.2.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL ALGORITMO DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS CON EL SISTEMA DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

El algoritmo basado en trayectorias desarrollado en esta tesis se basa en el algoritmo basado en umbrales descrito en el capítulo 3. Sin embargo, el algoritmo basado en umbrales da lugar a muchas ocasiones en las cuales se arranca una unidad de AR y al final dicha unidad no resulta ser necesaria debido a un cambio en la trayectoria de la potencia requerida a la zona. El sistema de aprendizaje automático desarrollado en el algoritmo de AR basado en trayectorias trata de mejorar la toma de decisión de arranque de las unidades de AR haciendo una predicción de la necesidad de arrancar una unidad de AR o no en función de un conjunto de variables explicativas.

Por tanto, cuando la zona de regulación alcanza la potencia en la cual se arrancan las unidades de AR con el algoritmo de umbrales, p^{Arranque} , las unidades de AR no son arrancadas sino que se activa el sistema experto de aprendizaje automático del algoritmo basado en trayectorias. El sistema experto informará sobre si la unidad de AR será necesitada, y sólo en dicho caso dará la orden de arranque de la unidad. La decisión de AR con el algoritmo basado en trayectorias se lleva a cabo en todos los puntos (puntos de decisión de AR) que se encuentran por encima de la p^{Arranque} ($p^{\text{Gen}} \geq p^{\text{Arranque}}$).

Para la toma de decisiones dentro del sistema experto de aprendizaje automático, se pueden utilizar distintas técnicas. En esta tesis se propone el uso de árboles de decisión y de redes neuronales, por ser herramientas potentes cuyas ventajas y desventajas se introdujeron en la subsección 2.6 del capítulo 2.

En el caso de los árboles de decisión, en esta tesis se propone el uso de un algoritmo de generación de árboles llamado CART (Classification And Regression Tree) [Breiman, et al, 1984] para el desarrollo de los mismos ya que es un algoritmo extensamente utilizado y que está implementado en el software MATLAB [MathWorks, 2009a]. Adicionalmente también se pueden usar para construir los árboles de decisión otros algoritmos como el ID3 [Quinlan, 1986] y el C4.5 [Quinlan, 1993]. El algoritmo C4.5 fue inicialmente probado en el desarrollo de esta tesis con resultados muy similares al algoritmo CART (en cuanto a porcentaje de datos incorrectamente clasificados por los árboles).

Para desarrollar los diferentes algoritmos de AR basados en trayectorias que incluyen sistemas de aprendizaje automático, se ha de utilizar un conjunto de datos de operación real de una zona de regulación secundaria. Cada uno de los datos del conjunto deberá disponer de los siguientes atributos: (i) la variable objetivo y (ii) las variables explicativas.

Como ya se ha mencionado, a cada zona de regulación se le requiere suministrar la reserva secundaria previamente casada en el mercado y por tanto un incumplimiento de este requerimiento, en el caso de que el sistema de potencia requiera la banda de regulación secundaria de dicha zona implicará que se produzcan penalizaciones severas a la misma. Es por ello que se utilizará una variable objetivo (tanto en los árboles de decisión como en las redes neuronales) que refleje ese posible incumplimiento de la zona en el caso de no arrancar las unidades de AR para la toma de decisión de arranque. Esta variable objetivo mide si el arranque de las unidades de AR es necesario o no. Posibles variables objetivos son: (i) el tiempo que la zona no estará suministrando la potencia de la banda de regulación secundaria requerida, denominado Tiempo de Potencia Secundaria No Suministrada (TPSNS); y (ii) la energía que no será proporcionada por la zona si las unidades de AR no son arrancadas, denominada Energía Secundaria No Suministrada (ESNS). Nótese que a la variable objetivo que mide el tiempo que la zona no estará suministrando la potencia de la banda de regulación secundaria requerida en el caso de no arrancar las unidades de AR no se le ha denominado Tiempo de Incumplimiento (TI) como en el resto de los capítulos de la tesis, sino Tiempo de Potencia Secundaria No Suministrada (TPSNS). La razón es la siguiente: a pesar de que el TPSNS es también un tiempo de incumplimiento en sí, quería enfatizarse el hecho de que es un tiempo que únicamente es calculado en la zona en la que la banda de regulación secundaria es aportada por los grupos de AR (y no en toda la banda de regulación como el TI) durante un determinado periodo de tiempo a partir del punto de decisión de AR, además de ser un tiempo en el que no se contempla el uso de un umbral para su cálculo (el TI únicamente se computa si la diferencia entre la potencia requerida y la generada es superior a un determinado umbral).

Las técnicas de árboles de decisión son más apropiadas para predecir variables categóricas. Por tanto, la variable objetivo será discretizada en varios niveles teniendo en cuenta el tamaño de la base de datos. El uso de un gran número de niveles conceptuales da lugar a que en cada nivel exista un número pequeño de datos y esto significa una descripción más detallada. Sin embargo, la precisión del árbol de decisión podría verse reducida [Yu, et al., 2010]. Por tanto aquí se discretiza en una cantidad de

niveles tal que existe un equilibrio entre descripción detallada y precisión. La discretización de la variable objetivo se desarrolla y justifica en el apéndice E.

Varios atributos pueden ser utilizados como variables explicativas. Dichos atributos están considerados como potenciales determinantes del incumplimiento en el caso de que el sistema de potencia requiera la banda de regulación secundaria asignada a una zona y ésta no arranque las unidades de AR. La elección del conjunto apropiado de atributos se presenta en el apéndice E. El preprocesamiento de dichos atributos para ser aplicados al algoritmo de aprendizaje (por ejemplo, una posible discretización de un atributo) se ha realizado en esta tesis mediante un proceso iterativo de prueba y error, como es habitual en los problemas aplicados a la ingeniería [Wehenkel, 1997] y también se menciona en el apéndice E. Una posible variable explicativa es la tendencia que la potencia generada por la zona de regulación ha tenido hasta que la misma alcanza un punto igual o superior a la P^{Arranque} . Esta variable podrá ser agrupada en distintos niveles con técnicas de clustering (ver subsección 4.2.5). Otros atributos pueden ser utilizados como variables explicativas como la banda de regulación asignada a la zona, el precio marginal de la banda de regulación secundaria o la hora en la que se está decidiendo el arranque.

La Figura 4-2 muestra una visión general del comportamiento del algoritmo de AR basado en trayectorias. Varias variables explicativas podrán ser utilizadas como variables de entrada, algunas de ellas tras el uso de clustering o de una discretización. Según el valor de las variables objetivo que haya sido predicho por el árbol de decisión o por la red neuronal, el algoritmo de AR decidirá si arrancar o no las unidades de AR.

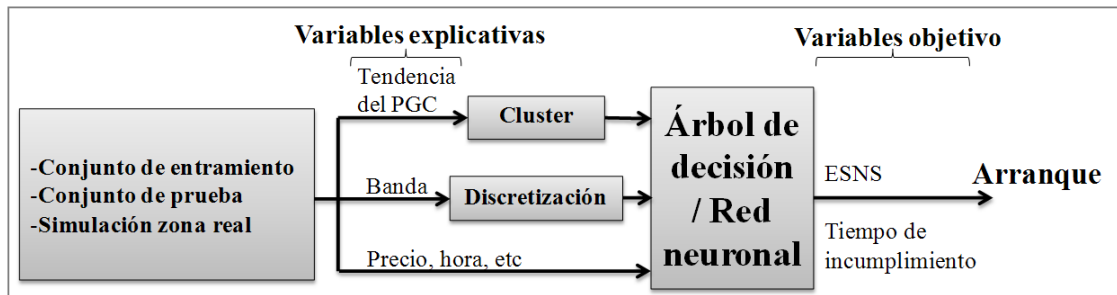


Figura 4-2. Visión general del sistema de aprendizaje automático desarrollado en el algoritmo de AR basado en trayectorias.

Para el desarrollo del sistema experto de aprendizaje automático propuesto en esta tesis así como para su posterior evaluación en una zona de regulación los datos de entrada del comportamiento real de una zona de regulación de los que se disponen se han dividido en tres subconjuntos (como se puede apreciar en la Figura B-7 del apéndice B). Los dos primeros subconjuntos consisten en el conjunto de entrenamiento y en el conjunto de prueba que son necesarios para construir y validar el algoritmo de trayectorias. El conjunto de entrenamiento se usa para construir el árbol (o la red neuronal) mientras que el conjunto de prueba se usa para medir si la precisión del árbol de decisión (o de la red) se considera aceptable [Yu, et al., 2010]. El conjunto de entrenamiento típicamente supone dos tercios del conjunto de datos de entrada mientras que el conjunto de prueba se construye con el tercio restante [Tan, et al, 2005]. El tercer subconjunto corresponde con los datos del comportamiento real

de una zona de regulación que serán utilizados en el capítulo 6 para evaluar y comparar los diferentes algoritmos de AR desarrollados en esta tesis mediante simulación. Cabe destacar que para la obtención de los conjuntos de datos de entrenamiento y prueba, no es necesario simular en una zona de regulación secundaria los datos recogidos en la Figura B-7, sino que es suficiente con manejar las señales de las que se dispone en los mismos de forma que se adquieran todas las variables de entrada necesarias para entrenar y validar los árboles y las redes neuronales (esto es, para cada punto de decisión de arranque, el valor de las variables explicativas y de la variable objetivo). Por último destacar que el conjunto total de datos de entrada son datos reales del comportamiento de una zona de regulación e incluyen diferentes horas de varios días de la semana y de diferentes estaciones (tal y como se puede apreciar en la Figura B-7 del apéndice B). De esta forma, y como ya se insistió en el capítulo 3 con los resultados del algoritmo MOPSO, el sistema de aprendizaje automático del algoritmo de trayectorias tendrá en cuenta la incertidumbre y variabilidad del sistema de potencia debido a los cambios en la demanda y a la generación renovable. De nuevo se insiste en que si estos perfiles cambiaran significativamente, los ajustes obtenidos en esta tesis con los árboles de decisión y con las redes neuronales deberán ser probados con el nuevo conjunto de datos y si fuera necesario su implementación deberá ser revisada y ajustada.

Como se ha comentado con anterioridad, para construir los algoritmos de AR de trayectorias basados en sistemas de aprendizaje automático se van a utilizar dos técnicas distintas para el proceso de extracción del conocimiento: árboles de decisión y redes neuronales. Por esa razón, en la Figura 4-2 en la caja gris que relaciona las variables explicativas con las variables objetivo, aparecen ambas técnicas.

La Figura 4-3 muestra un ejemplo sencillo de cómo el algoritmo de AR basado en trayectorias puede ayudar a mejorar los resultados del algoritmo de umbrales. En este ejemplo, la variable que indica si una unidad de AR ha de ser arrancada es el Tiempo de Potencia Secundaria No Suministrada (TPSNS). En la Figura 4-3 se puede observar como una de las variables explicativas, en este caso la tendencia de la potencia generada por la zona de control hasta que la misma alcanza un punto de decisión de arranque, puede ser clasificada en varios grupos usando técnicas de clustering. También se puede observar que esa tendencia puede ser utilizada para predecir como de alto podrá ser el TPSNS. Las señales clasificadas por el cluster 1 implican situaciones en las que se da un bajo TPSNS si no se arrancan las unidades de AR. Las señales clasificadas por el cluster 2, sin embargo, implican casos de alto TPSNS. Por tanto, en este caso el algoritmo basado en trayectorias, a diferencia del algoritmo basado en umbrales que arrancaría siempre una vez alcanzado un punto de decisión de arranque, observará la tendencia de la potencia generada por la zona, y si la misma pertenece al cluster 1 no mandaría arrancar las unidades de AR. En caso de pertenecer al cluster 2 sí daría la orden de arranque. Nótese que para su mejor interpretación visual, en la Figura 4-3 únicamente se ha indicado la condición de arranque y no la de parada.

Los diferentes cálculos que se deben realizar en cada ciclo de ejecución del algoritmo basado en trayectorias son los mismos que los presentados para el algoritmo de umbrales en la subsección 3.2.1. La diferencia entre ambos se da en el tercer paso. En

el algoritmo de trayectorias propuesto, una vez alcanzada la potencia de arranque, en lugar de decidir directamente que se debe arrancar una nueva unidad, el algoritmo de trayectorias: (i) observa por ejemplo la trayectoria del PGC hasta ese momento y el valor de otras variables explicativas como puede ser la banda, el precio, la hora, etc (ii) a partir de esas variables explicativas predice la ESNS o el TPSNS (según se haya elegido la variable objetivo que informe sobre la necesidad de arrancar o no una unidad), y (iii) en función de dicha predicción se toma la decisión de arrancar o no.

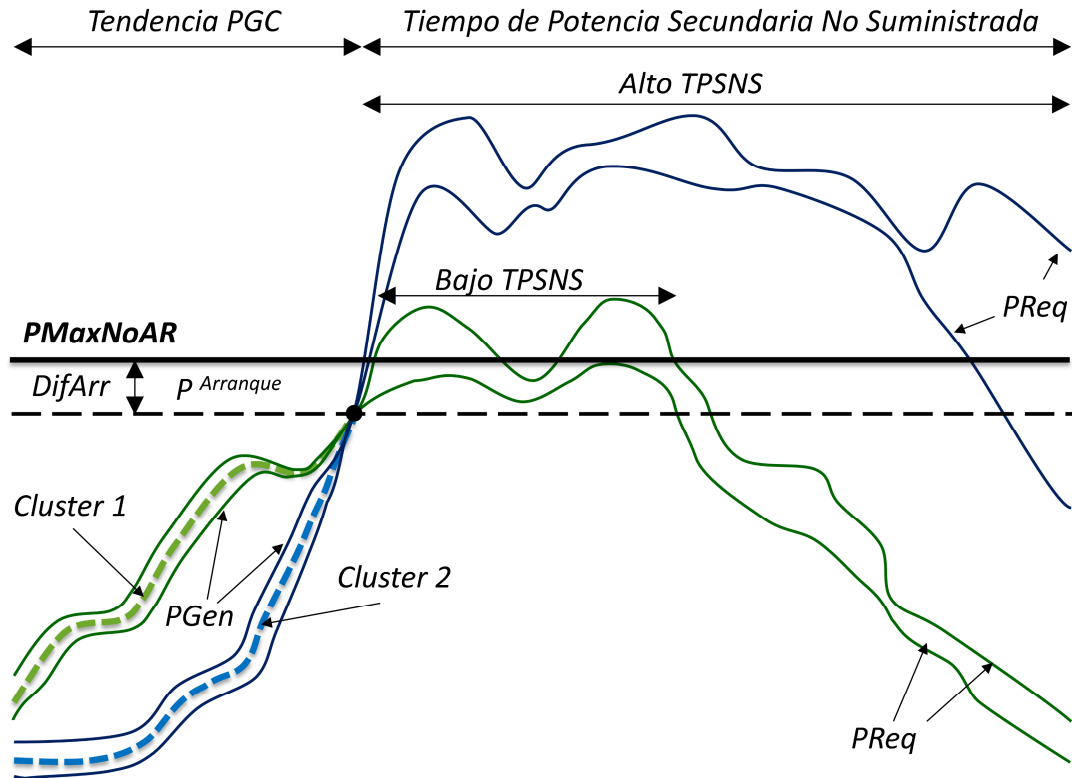


Figura 4-3. Descripción del algoritmo de trayectorias basado en un sistema de aprendizaje automático.

Por último mencionar que el algoritmo de AR basado en trayectorias deberá indicar las órdenes de arranque y parada para más de una unidad de AR, hecho que hace aún más compleja la elaboración del mismo y que se ha afrontado en esta tesis mediante dos aproximaciones: método Múltiple (con varios algoritmos de AR diferentes) y método Único (con un único algoritmo de AR para ser usado por todas las unidades de AR).

4.2.2. MÉTODO MÚLTIPLE PARA EL DESARROLLO DEL ALGORITMO DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS

La primera aproximación para construir los algoritmos de AR basados en trayectorias para varias unidades de AR consiste en dividir la zona de regulación secundaria asignada a los grupos de AR en varias partes iguales y obtener un algoritmo de AR diferente para cada una de ellas. Por tanto, a medida que se van arrancando las unidades de AR de la zona y por tanto la banda secundaria asignada a las mismas va disminuyendo, diferentes algoritmos irán siendo utilizados. Cada algoritmo de AR será diseñado siguiendo las directrices mostradas en la descripción general de la

subsección anterior. Puesto que este primer método incluye varios algoritmos de AR, será denominado a partir de ahora, método Múltiple.

La Figura 4-4 muestra la visión general del método Múltiple para el desarrollo de un algoritmo de AR basado en trayectorias. Supóngase una zona en la cual se han asignado 100 MW de banda de regulación secundaria a tres unidades de AR. La banda de regulación asignada a los grupos de AR ha sido dividida en niveles de 10 MW cada uno (dicho valor podría reducirse o aumentarse según la cantidad de unidades de AR de las que se disponga). Por tanto, se obtienen diez algoritmos de AR diferentes con este método aunque sólo tres se muestren en la figura.

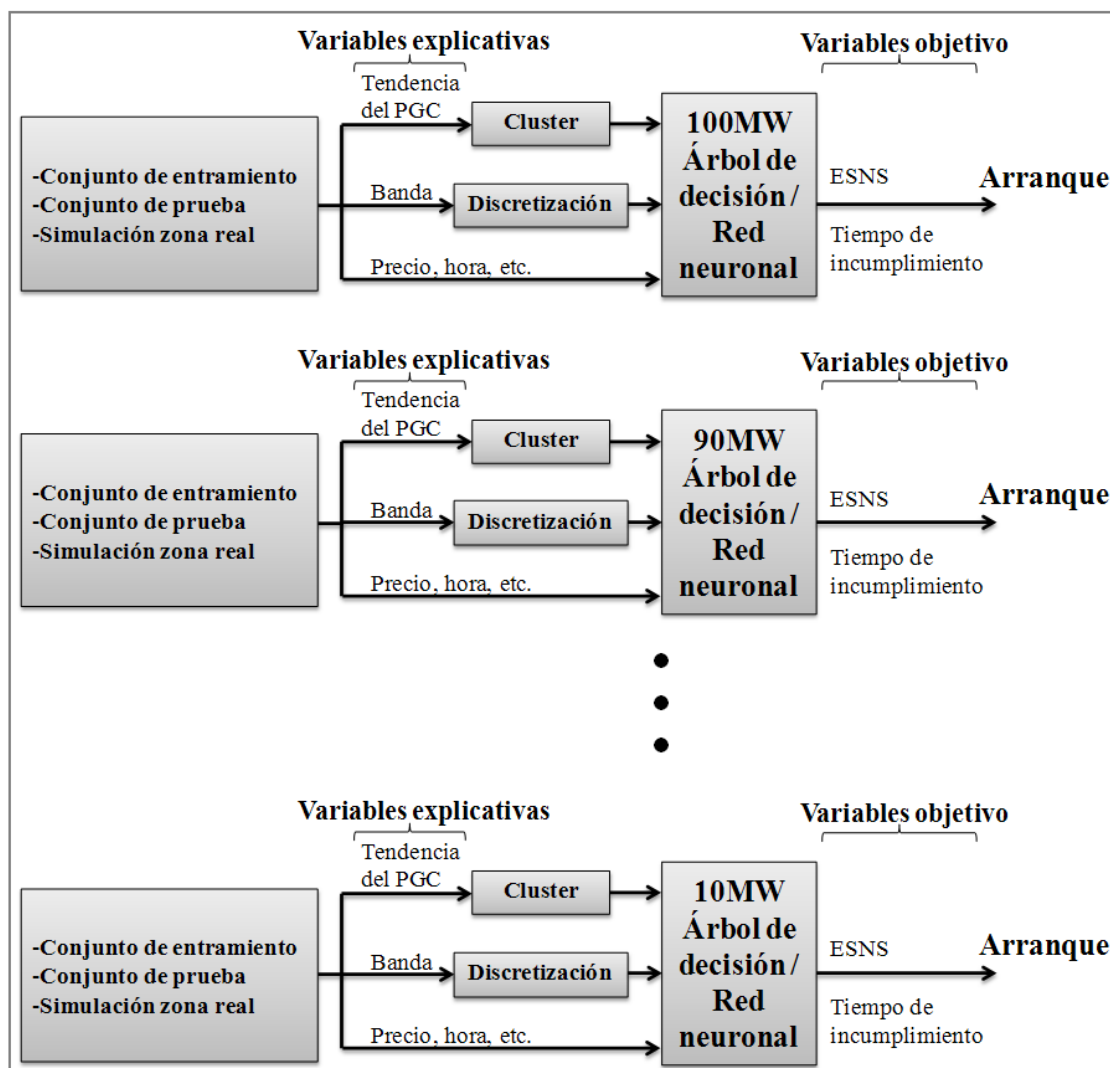


Figura 4-4. Visión general del método Múltiple para el desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias.

Este primer método se va a ilustrar con el siguiente ejemplo. Supóngase una zona en la cual se han asignado 100 MW de banda de regulación secundaria a tres unidades de AR. Para arrancar la primera unidad de AR (supóngase una unidad de 35 MW), el algoritmo de AR de 100 MW será el utilizado. Una vez que la primera unidad se ha arrancado, la banda de regulación asignada a los grupos de AR que queda por arrancar ha disminuido a 65 MW. Por tanto, se utilizará para arrancar la segunda unidad de AR

el algoritmo de AR de 70 MW. Una vez que la segunda unidad de AR ha sido arrancada (supóngase que es una unidad de 40 MW), la banda de regulación asignada a los grupos de AR que aún no ha sido cubierta por arranques de unidades de AR desciende a 25 MW, y es por tanto el algoritmo de AR de 30 MW el utilizado para decidir el arranque de la tercera y última unidad de AR. Nótese que la banda de regulación asignada a los grupos de AR (en este ejemplo con un máximo de 100 MW) y que es dividida en niveles de 10 MW cada uno, es diferente de la variable explicativa banda (banda de regulación secundaria total asignada a la zona) que puede ser una entrada al árbol de decisión o a la red neuronal (como se observa en la Figura 4-4).

4.2.3. MÉTODO ÚNICO PARA EL DESARROLLO DEL ALGORITMO DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS

La segunda aproximación para el diseño de algoritmos de AR basados en trayectorias para varias unidades de AR consiste en usar un único algoritmo de AR (con un único sistema de aprendizaje automático), para ser usado por todas las unidades de AR. Este algoritmo de AR único incluye una variable explicativa adicional que es la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a las unidades de AR que sigue estando disponible en el momento de decisión de AR. Puesto que este segundo método incluye un único algoritmo de AR, será denominado a partir de ahora, método Único.

La Figura 4-5 muestra la visión general del segundo método para el desarrollo de un único algoritmo de AR basado en trayectorias. Este algoritmo de AR único incluye una variable explicativa adicional que es la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a las unidades de AR que aún no ha sido cubierta por el arranque de las unidades de AR y que trata de representar como entrada la información de si ya hay otras unidades de AR arrancadas y por tanto si la banda de regulación asignadas a las mismas ha disminuido. Es decir, en esta aproximación, según la Figura 4-5, hay dos variables explicativas relativas a la banda de regulación secundaria que es importante diferenciar. En primer lugar, al igual que en el método Múltiple, se podría usar como variable de entrada al árbol de decisión o a la red neuronal la banda de regulación secundaria total asignada a la zona en el momento de decisión de arranque. En segundo lugar, y a diferencia del método Múltiple, se propone usar como variable explicativa la banda de regulación secundaria asignada a las unidades de AR que queda sin arrancar.

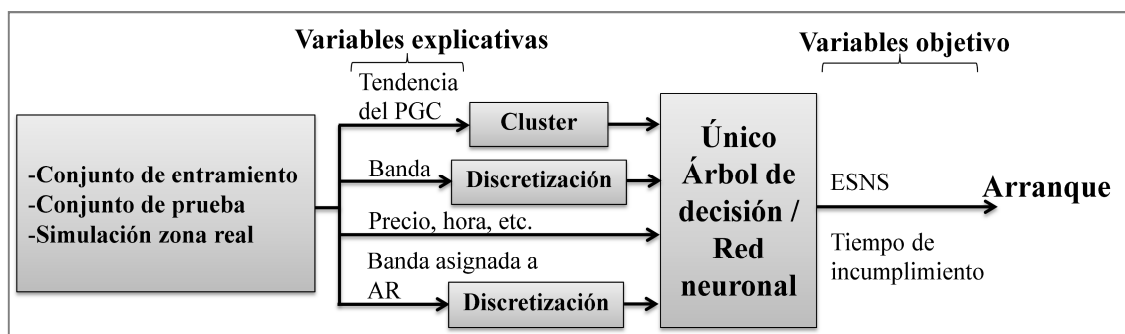


Figura 4-5. Visión general del método Único para el desarrollo del algoritmo de AR basado en trayectorias.

4.2.4. CLASIFICACIÓN DE ALGORITMOS DE AR BASADOS EN TRAYECTORIAS

Puesto que se van a utilizar dos métodos para desarrollar los algoritmos de AR basados en trayectorias (en adelante algoritmos BT) y que como se ha comentado con anterioridad, para construir los algoritmos de AR basados en sistemas expertos de cada uno de esos dos métodos se van a utilizar dos técnicas distintas para la extracción del conocimiento (árboles de decisión (AD) y redes neuronales (RN)), se van a obtener cuatro algoritmos de AR diferentes. Esos cuatro algoritmos de AR basados en trayectorias se resumen en la Tabla 4-1, en la que se detalla el nombre que se les ha asignado, la técnica de decisión que se ha utilizado para construirlos, y el método de desarrollo (Único (UN) o Múltiple (MUL)).

Nombre	Técnica de decisión	Método Único/Múltiple
BT_AD_UN	Árbol de decisión	Único
BT_AD_MUL	Árbol de decisión	Múltiple
BT_RN_UN	Red neuronal	Único
BT_RN_MUL	Red neuronal	Múltiple

Tabla 4-1. Descripción de los algoritmos de AR basados en trayectorias.

4.2.5. CLUSTERING

Como se comentó previamente en la subsección 4.2.1, se propone agrupar las tendencias de la potencia generada por la zona de control hasta que la misma alcanza un punto de decisión de arranque en trayectorias características utilizando técnicas de clustering. Las técnicas de clustering forman parte del denominado “data mining” (minería de datos) y consisten en agrupar un conjunto de datos de manera que se maximiza la similitud de los datos dentro de cada grupo (cluster) y se minimiza la semejanza entre grupos. Dos de los algoritmos más importantes de clustering son el K-Means y el Fuzzy C-Means [Velmurugan, et al., 2010, Shu-Chen Wang, et al., 2004]. El clustering denominado Fuzzy permite a los datos pertenecer a varios clusters simultáneamente con diferentes grados de pertenencia.

El primer paso en el uso de la técnica de agrupación por clustering consiste en determinar el número óptimo de clusters que van a representar a las señales de entrada. Para obtener este número óptimo se evalúa la función objetivo en función del número de clusters. Dicha función objetivo consiste en la suma de las distancias de los datos de entrada (en este caso las tendencias de la potencia generada por la zona de control hasta que la misma alcanza un punto de decisión de arranque) a los centros de los clusters asignados a dichos datos. El valor de la función objetivo disminuye a medida que el número de clusters se incrementa y el número más apropiado de clusters es seleccionado detectando aquel valor de clusters que corresponde con el codo de la curva de la función objetivo [Wehenkel, 1997].

En los algoritmos basados en trayectorias, cuando la potencia generada por la zona de regulación alcanza la P^{Arranque} , se activa el sistema experto del algoritmo (se activa el

árbol de decisión o la red neuronal). La tendencia de la potencia hasta el punto de decisión de arranque (variable de entrada a dichos sistemas expertos) se clasifica según su cercanía a alguno de los clusters definidos previamente. El cluster más cercano será utilizado como entrada del árbol o de la red neuronal.

4.2.6. DATOS DE ENTRADA, PARÁMETROS Y DATOS DE SALIDA DEL ALGORITMO BASADO EN TRAYECTORIAS

En esta subsección se describen los datos de entrada, los parámetros y los datos de salida del algoritmo de arranque rápido basado en trayectorias. En la Figura 3-3 se presenta un diagrama con las entradas, los parámetros y las salidas del algoritmo, que se detallan a continuación.

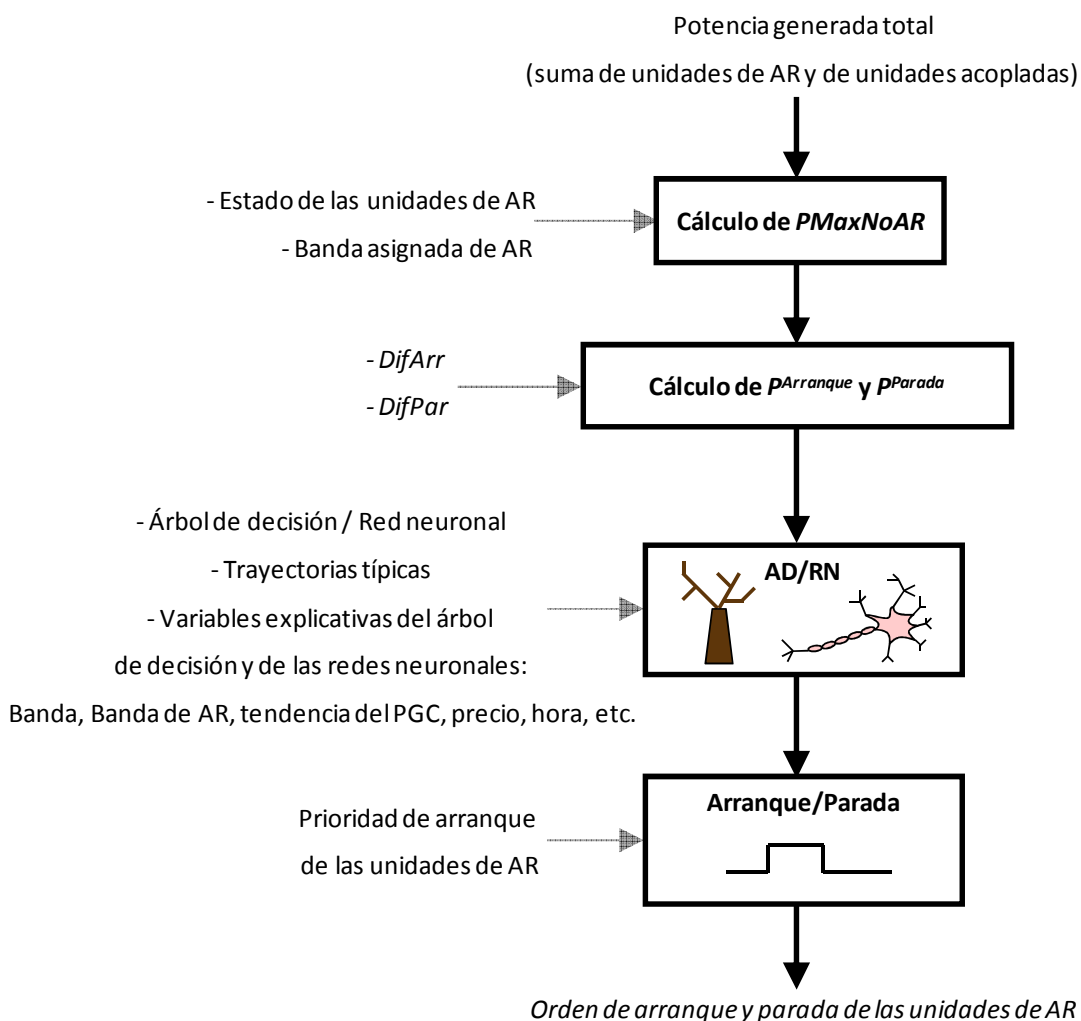


Figura 4-6. Diagrama con las entradas, parámetros y salidas del algoritmo basado en trayectorias.

Los datos de entrada al algoritmo de las unidades de AR son:

- Prioridad de arranque de la unidad de AR. La unidad con la prioridad de arranque superior será la arrancada siempre y cuando esté disponible para ello.
- Límite máximo y mínimo de potencia de la unidad de AR en [MW].

- Estado de la unidad de AR. Se indica si la unidad de AR puede participar o no en el Arranque Rápido.
- Potencia total generada por las unidades de AR [MW]

Los datos de entrada al algoritmo de las unidades acopladas son:

- Límite máximo y mínimo de potencia de la unidad acoplada en [MW].
- Potencia generada por las unidades acopladas [MW]

Los datos de entrada al algoritmo relativos a los árboles de decisión y las redes neuronales son:

- El árbol/árboles de decisión o la red/redes neuronales a ser utilizados por el algoritmo.
- Trayectorias típicas (clusters) e intervalos de las discretizaciones de las variables explicativas.
- Variables explicativas de los árboles de decisión y de las redes neuronales como pueden ser la banda de regulación asignada a la zona o el precio marginal de la banda de regulación secundaria.

Los parámetros del algoritmo son:

- Umbral hasta potencia máxima para arranque de las unidades de AR (*DifArr*).
- Umbral hasta potencia máxima para parada de las unidades de AR (*DifPar*).
- Banda de regulación secundaria que van a cubrir las unidades de AR (Banda de AR).
- Unidades de AR que van a cubrir esa banda.

Los datos de salida del algoritmo son:

- Consigna de arranque y parada para todas las unidades de AR. Tomará el valor 1 si la unidad debe estar arrancada y 0 si debe estar parada.

4.3. CASOS EJEMPLO: CONSTRUCCIÓN DE LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS

Esta sección presenta ejemplos de ajustes de los algoritmos basados en trayectorias que utilizan sistemas de aprendizaje automático para predecir la necesidad de arranque o no de las unidades de AR. Los datos utilizados en esta sección para la elaboración de los algoritmos son datos reales de funcionamiento de una zona de regulación en el sistema eléctrico español (descritos en el apéndice B).

En primer lugar, en la subsección 4.3.1 se enumeran los algoritmos de trayectorias que se han desarrollado en esta tesis. Posteriormente, se presentan la descripción del conjunto de entrenamiento de los algoritmos, la descripción del clustering y el proceso

de extracción de conocimiento por medio de los árboles de decisión y las redes neuronales (subsecciones 4.3.2, 4.3.3 y 4.3.4).

4.3.1. ALGORITMOS DE AR BASADOS EN TRAYECTORIAS

Hay cuatro tipos de algoritmos de AR diferentes (resumidos en la Tabla 4-1 de la subsección 4.2.3).

En el capítulo 3 de la presente tesis relativo a la obtención de un algoritmo basado en umbrales, se han optimizado los valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* y se han seleccionado tres pares de valores de la curva de Pareto para ser posteriormente utilizados en un capítulo de evaluación de algoritmos (capítulo 6). En la elaboración de los algoritmos basados en trayectorias, puesto que los mismos necesitan como entrada los valores de estos parámetros, se van a utilizar los tres pares de valores de la curva de Pareto que se han obtenido también en el algoritmo de umbrales.

Por esta razón, en lugar obtener únicamente cuatro tipos de algoritmos basados en trayectorias, puesto que cada uno de ellos va a ser desarrollado para tres ajustes diferentes de valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar*, se van a obtener 12 algoritmos de AR basados en trayectorias diferentes. Dichos algoritmos se presentan en la Tabla 4-2, en la que se detalla el nombre que se les ha asignado, la técnica de decisión que se ha utilizado para construirlos, el método de desarrollo (Único o Múltiple) y los valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* que se han utilizado para su elaboración.

Nombre	Técnica de decisión	Método Único/Múltiple	<i>DifArr/DifPar</i>
BT_AD_UN (0MW/85MW)	Árbol de decisión	Único	0MW/85MW
BT_AD_UN (40MW/77MW)	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW
BT_AD_UN (123MW/126MW)	Árbol de decisión	Único	123MW/126MW
BT_AD_MUL (0MW/85MW)	Árbol de decisión	Múltiple	0MW/85MW
BT_AD_MUL (40MW/77MW)	Árbol de decisión	Múltiple	40MW/77MW
BT_AD_MUL (123MW/126MW)	Árbol de decisión	Múltiple	123MW/126MW
BT_RN_UN (0MW/85MW)	Red neuronal	Único	0MW/85MW
BT_RN_UN (40MW/77MW)	Red neuronal	Único	40MW/77MW
BT_RN_UN (123MW/126MW)	Red neuronal	Único	123MW/126MW
BT_RN_MUL (0MW/85MW)	Red neuronal	Múltiple	0MW/85MW
BT_RN_MUL (40MW/77MW)	Red neuronal	Múltiple	40MW/77MW
BT_RN_MUL (123MW/126MW)	Red neuronal	Múltiple	123MW/126MW

Tabla 4-2. Descripción de los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados.

Aunque en el apéndice D, se muestran los resultados de la precisión de cada uno de los 12 algoritmos de AR, en las siguientes subsecciones sólo se van a describir en profundidad los desarrollos de los algoritmos BT_AD_UN (40MW/77MW) y BT_RN_UN (40MW/77MW). Ambos son algoritmos de AR basados en trayectorias con un *DifArr*=40 MW y un *DifPar*=77 MW y desarrollados con el método Único (es decir con un único árbol de decisión o red neuronal para todas las unidades de AR). El primer

algoritmo (el BT_AD_UN (40MW/77MW)) usa un árbol de decisión para extraer el conocimiento y el segundo (BT_RN_UN (40MW/77MW)) una red neuronal. Se ha elegido utilizar en el ejemplo algoritmos de AR desarrollados con el método Único ya que el método Múltiple lo que hace es repetir la herramienta de decisión de AR varias veces dependiendo de los niveles en los que se encuentre dividida la banda de regulación asignada a los grupos de AR aunque con una variable de entrada a dicha herramienta menos (Banda asignada a AR). El desarrollo del resto de los 10 algoritmos se hace de forma similar a los que se van a describir y puede ser deducida del ejemplo que se va a mostrar.

4.3.2. DESCRIPCIÓN DEL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO DE LOS ALGORITMOS DE AR BASADOS EN TRAYECTORIAS

El conjunto de entrenamiento de los dos algoritmos que se van a describir en este caso ejemplo (el BT_AD_UN (40MW/77MW) y el BT_RN_UN (40MW/77MW)) es el mismo ya que ambos utilizan un *DifArr* de 40MW. Se dispone de 297 horas de datos de operación real para la elaboración de los algoritmos. De todas esas horas de operación la cantidad de veces que se alcanzan puntos de decisión de arranque es muy grande (depende de la banda asignada a los grupos de AR y del valor de *DifArr* que se use). De esa gran cantidad se eligen 900 conjuntos de datos de forma aleatoria, que constituirán el conjunto de datos para el desarrollo de los árboles de decisión y de las redes neuronales. De esos 900 grupos de datos se eligen dos tercios (600) para ser usados como conjunto de entrenamiento. El resto de los datos (300) se usarán posteriormente como conjunto de prueba. La elección de 900 conjuntos de datos, se considera adecuada en el desarrollo de los algoritmos de esta tesis según la cantidad de atributos seleccionados y sus discretizaciones. Nótese que este número deberá ser revisado si se cambia alguno de estos parámetros. Se ha considerado en el ejemplo que en la zona de regulación son dos grupos de AR los que están ofreciendo banda de regulación secundaria con una potencia total de 75 MW.

Puesto se van a utilizar datos reales de una zona de regulación para la elaboración y evaluación de los algoritmos y que como se comentó en la subsección 2.5.3, en el sistema eléctrico español se penaliza a las zonas de regulación en función del tiempo que no suministra la potencia requerida a la misma (consigna), la variable objetivo de los sistemas basados en conocimiento que se van a desarrollar va a ser el Tiempo de Potencia Secundaria No Suministrada (TPSNS). El TPSNS (min) es una medida del tiempo durante el cual la potencia requerida al sistema no se podrá suplir por la zona si no se arrancan las unidades de AR. El TPSNS se evalúa para un periodo de tiempo dado a partir del punto de decisión de arranque. Se ha establecido que dicho periodo de análisis sea de 45 minutos pues este es el orden del tiempo que una unidad ha de permanecer arrancada como mínimo una vez que se le ha dado la orden de arranque.

Se disponía inicialmente de 5 posibles variables explicativas para los sistemas de aprendizaje automático. En el apéndice E se muestra un análisis de la influencia de todas estas variables explicativas en la precisión de los algoritmos de AR basados en trayectorias. Se han elegido tres atributos como variables de entrada siguiendo el análisis mostrado en el apéndice E del cual estos tres resultaron ser buenos

candidatos. El primer atributo (que se ha denominado Cluster) corresponde con la trayectoria típica a la cual se asemeja la tendencia de la potencia generada por la zona de control hasta que alcanza un punto de decisión de arranque. Este atributo se ha clasificado en cinco niveles mediante el algoritmo de clustering Fuzzy C-Means. El segundo atributo (que se ha denominado Banda) corresponde con la banda de regulación secundaria asignada a la zona (expresada en MW). El tercer atributo (denominado Banda_AR) es la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a los grupos de AR que aún no ha sido cubierta por el arranque de las unidades de AR. El resto de atributos que no han sido seleccionados finalmente como candidatos son: la hora en la que se toma la decisión de arranque o no y el precio marginal horario de banda de regulación secundaria (€/MW). También se contempló la posibilidad de utilizar el cuarto de hora exacto en el que se toma la decisión de arranque o no, tal y como se describe al final del apéndice E.

Tanto las variables explicativas como la variable objetivo se han discretizado en varios niveles como se muestra en la Figura 4-7. En dicha figura también se muestra la distribución de las variables a lo largo de las discretizaciones. En primer lugar, la variable explicativa Banda se ha discretizado en los cinco intervalos de 100 MW mostrados en la Figura 4-7, ya que la mayoría de los datos se encuentran entre los 300 MW y los 600 MW. El atributo Cluster ha sido clasificado en cinco niveles (trayectorias representativas) utilizando el algoritmo de clustering Fuzzy C-Means. La explicación detallada del proceso de clustering se presenta en la subsección 4.3.3. La tercera variable explicativa, Banda_AR se ha discretizado en diez intervalos de 10 MW cada uno mostrado en la Figura 4-7. En último lugar, puesto que los árboles de decisión son más apropiados para predecir variables categóricas, la variable objetivo relativa al TPSNS se ha dividido en dos niveles. El TPSNS se considerará bajo, y por tanto las unidades de AR no serán arrancadas, si es igual o inferior a cinco minutos. El TPSNS se considerará alto, y por tanto se dará orden de arranque a una unidad de AR, si este es superior a cinco minutos. En otras palabras, la decisión de arrancar o no una unidad depende de si el TPSNS es alto o bajo. Para su uso en la red neuronal la variable TPSNS se usa de manera continua (no discretizada) aunque posteriormente si la salida de la red neuronal es un valor del TPSNS continuo igual o inferior a 5 min no se mandará a arrancar la unidad de AR y viceversa. Se ha decidido usar un umbral de 5 minutos para considerar arrancar o no las unidades de AR en este ejemplo, pero este valor dependerá de lo que determine el decisor de cada zona de regulación. Un breve análisis de la discretización utilizada, así como de la posibilidad y consecuencias de utilizar la variable TPSNS de manera continua en los árboles de decisión y de manera discreta en las RN se encuentra al final del apéndice E.

Las discretizaciones que se han llevado a cabo en esta sección han sido resultado de un proceso iterativo de prueba y error. Las utilizadas son las que han dado lugar a mejores resultados en cuanto a porcentaje de número de datos dentro de cada intervalo y funcionamiento adecuado de los árboles y redes neuronales (menores porcentajes de datos incorrectamente clasificados por los mismos). En cualquier caso, otras discretizaciones son posibles. Un breve análisis de las discretizaciones utilizadas se muestra al final del apéndice E.

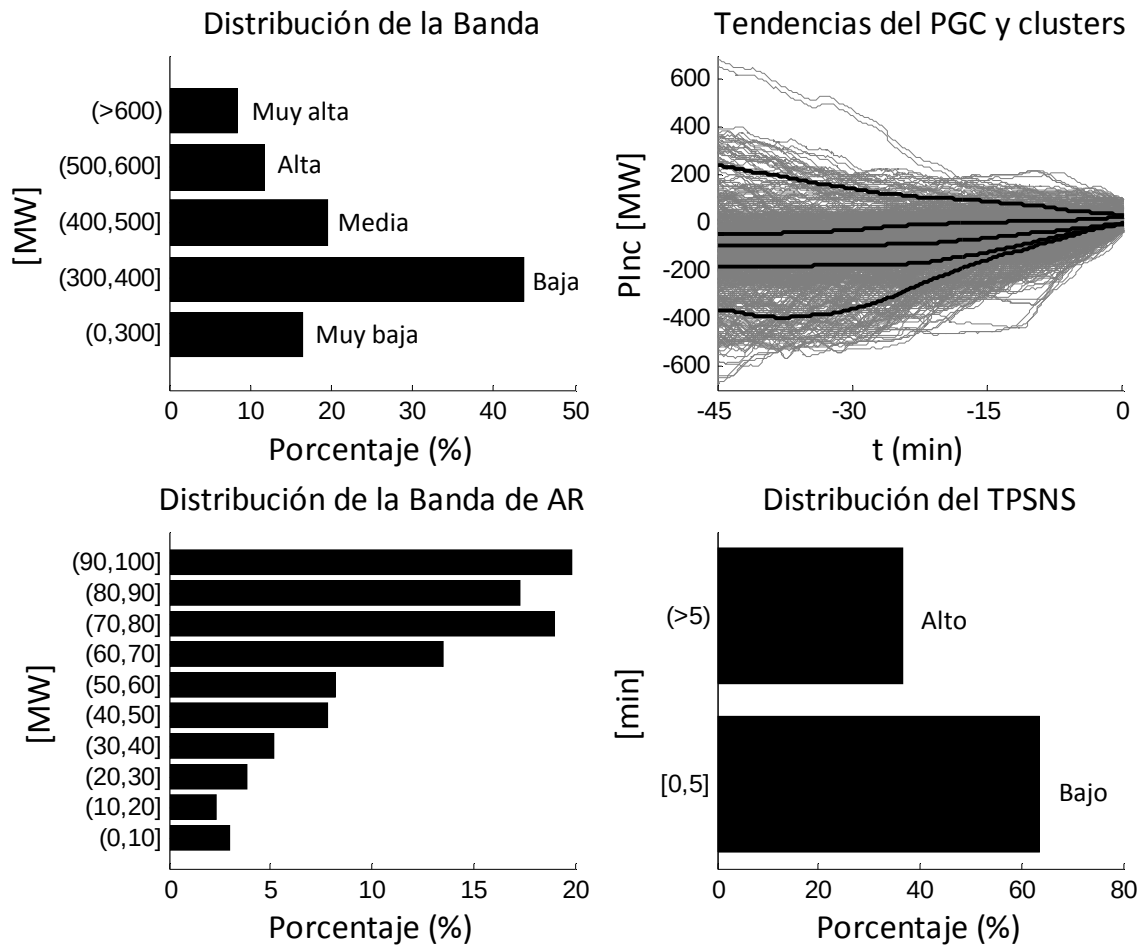


Figura 4-7. Discretizaciones y clustering de las variables explicativas y de la variable objetivo.

4.3.3. CLUSTERING

Como se ha comentado con anterioridad, la tendencia que la potencia generada por la zona de control ha tenido hasta alcanzar un punto de decisión de arranque ha sido clasificada en varios clusters (trayectorias representativas). Para ello se ha utilizado el algoritmo de clustering Fuzzy C-Means. Resaltar que en un principio también se consideró el uso del algoritmo de clustering K-Means, pero como los resultados (de la precisión de los algoritmos de AR basados en trayectorias) con ambos algoritmos eran muy similares (aunque ligeramente mejores los obtenidos con el Fuzzy C-Means) y la complejidad de la implantación de ambos era también similar, se decidió finalmente el uso del algoritmo Fuzzy C-Means.

El proceso seguido ha sido el siguiente:

- Las tendencias (Pinc) de la potencia generada por la zona de control durante un periodo anterior al punto de decisión de arranque de 45 minutos se han sometido al proceso de clustering. El proceso se ha aplicado a todo el conjunto de datos (los 900 datos). Se ha de mencionar que la tendencia utilizada para ser sometida al clustering se ha calculado (normalizado) restandole a cada punto de la trayectoria de potencia generada la máxima potencia que puede ser generada por las unidades que están en el momento de decisión de

arranque conectadas a la red y generando potencia ($P_{MaxNoAR}$). Se ha tratado de incluir la información de si se llega al punto de decisión de arranque desde una situación de incumplimiento o si se llega desde puntos lejanos a la zona de decisión de arranque. Debido a que es un incremento de potencia, se denomina P_{Inc} .

- Con el objeto de obtener el número óptimo de clusters, el valor de la función objetivo se ha evaluado en función del número de clusters (se ha estudiado el intervalo de entre 2 a 12 clusters, ya que en dicho intervalo aparece claramente el “codo”).

La Figura 4-8 representa las 900 tendencias. En la parte derecha, la Figura 4-8 muestra también la evaluación de la función objetivo para los diferentes números de clusters. Los valores de la función objetivo se han normalizado según el máximo valor de la función objetivo con el número de clusters analizados (en este caso es el correspondiente a 2 clusters). Se puede deducir de la figura que la elección de 4 o 5 clusters es suficiente. En este ejemplo se ha elegido que sean 5 trayectorias típicas las que representen todos los datos y que son las mostradas en la parte izquierda de la Figura 4-8 marcadas en negro junto a las tendencias (en gris).

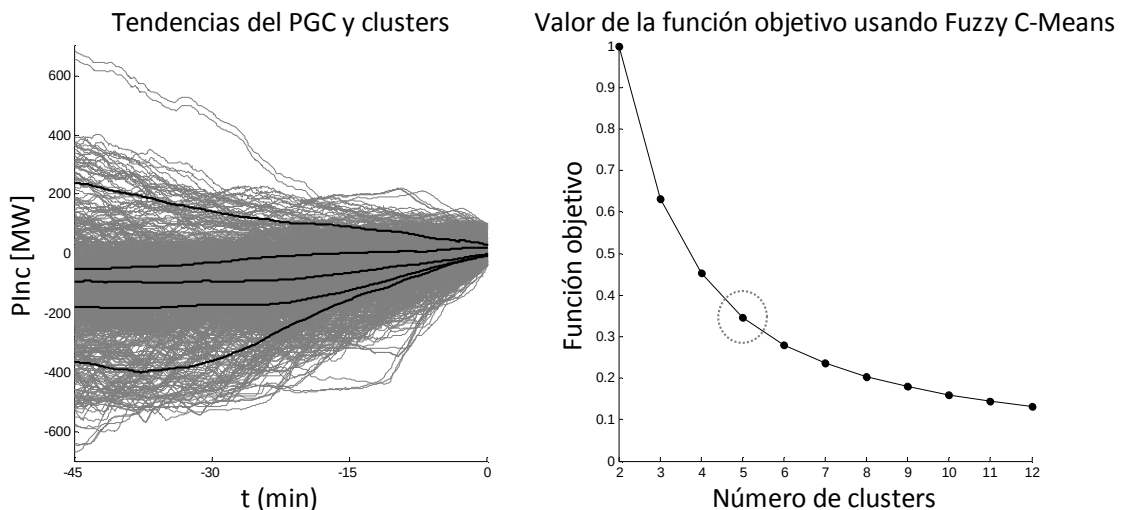


Figura 4-8. Tendencias de la potencia generada (P_{Inc}) y clusters.

Aunque en la Figura 4-8 se han representado los 5 clusters obtenidos junto a las 900 trayectorias de entrada, en dicha figura es difícil observar la correlación entre trayectorias y clusters. Es por ello, que en la Figura 4-9 se han representado las 900 trayectorias de las tendencias del PGC (P_{Inc}) separadas según las que quedan identificadas por cada una de las trayectorias representativas (clusters) junto con el cluster que las representa de forma que se observa la correlación entre trayectorias y clusters con más facilidad. Además, la Figura 4-9 muestra la cantidad de tendencias dentro de cada cluster que dan lugar a casos de bajo TPSNS y de alto TPSNS. De la Figura 4-9 se puede deducir que el cluster con más casos de alto TPSNS es el Cluster 2 (también el Cluster 1 en proporción de datos). El cluster con menos casos de alto TPSNS (en proporción) es el Cluster 4. Se deduce que los clusters aportan información para decidir si arrancar o no.

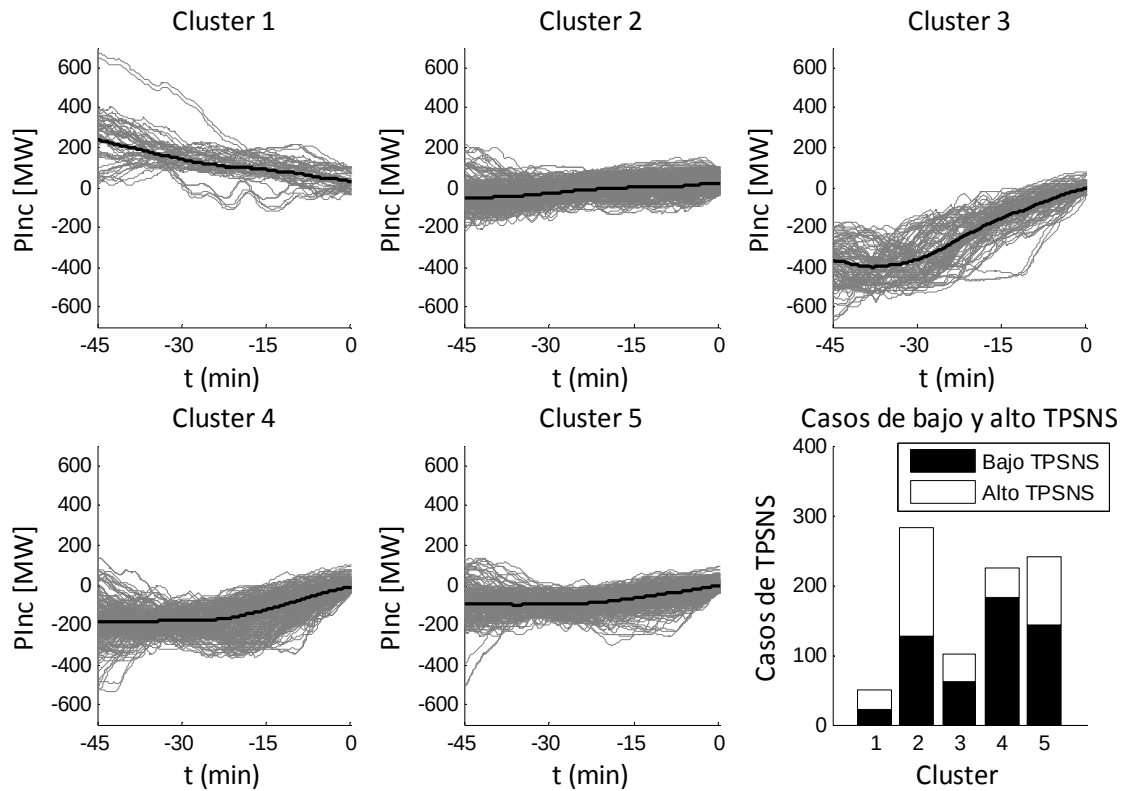


Figura 4-9. Tendencias de la potencia generada (Pinc) y clusters representados de forma separada.

4.3.4. PROCESO DE EXTRACCIÓN DE CONOCIMIENTO: ÁRBOL DE DECISIÓN Y RED NEURONAL

Los árboles de decisión y las redes neuronales desarrollados en esta tesis son utilizados para predecir cómo de alto sería el TPSNS si las unidades de AR no fueran arrancadas.

Como se ha comentado, para generar los árboles de decisión se utiliza el algoritmo de generación de árboles CART ya que como se ha dicho es un algoritmo extensamente utilizado y que está implementado en el software MATLAB [MathWorks, 2009a]. La Figura 4-10 muestra el árbol de decisión obtenido. El árbol incluye 9 nodos, cinco de los cuales son nodos hoja (nodos finales).

La red neuronal se ha construido también usando el software MATLAB [MathWorks, 2009b]. Se ha obtenido una red neuronal con 2 capas ocultas, una capa de salida y 10 neuronas por capa. La elección del número de capas de la red neuronal ha sido resultado de un proceso iterativo de prueba y error eligiendo los que daban lugar a mejores resultados (menores porcentajes de datos incorrectamente clasificados por la red neuronal). La elección del número de neuronas por capa es resultado del análisis desarrollado en el apéndice E. La red neuronal se muestra en la Figura 4-11 tal y como aparece mostrada con el software MATLAB. Se ha usado la configuración que viene en MATLAB por defecto para la elaboración de las redes neuronales que es el uso de una función de transferencia tangente sigmoidea hiperbólica para las capas ocultas y una función de transferencia lineal para la capa de salida.

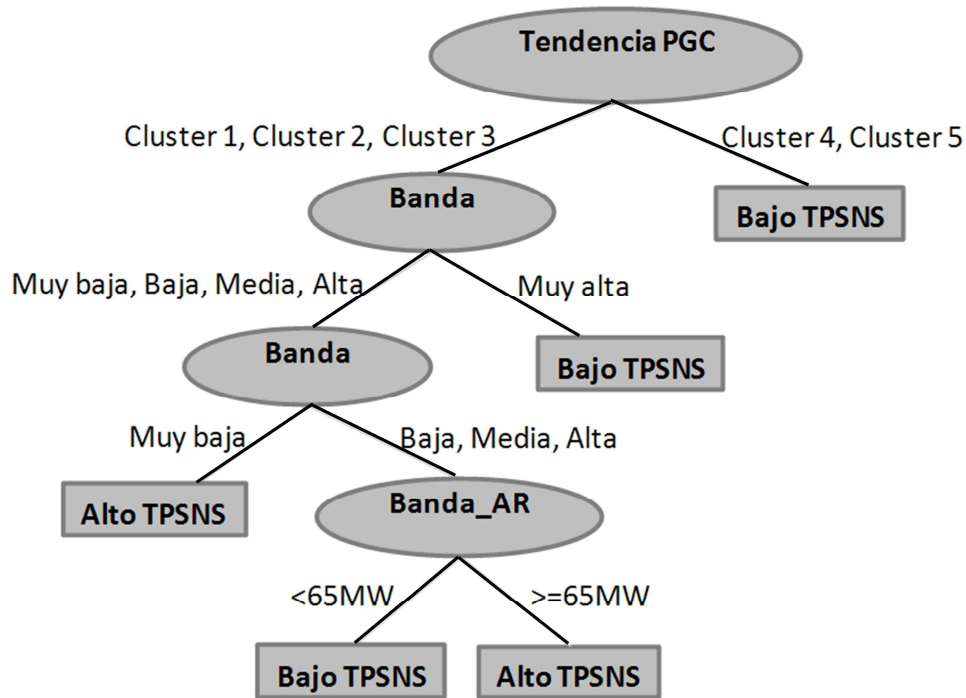


Figura 4-10. Árbol de decisión.

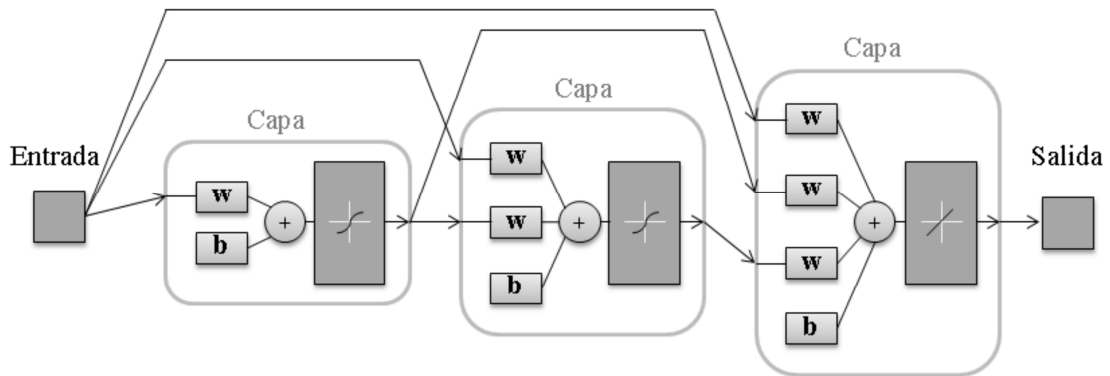


Figura 4-11. Red neuronal.

Dos de los puntos fuertes de los árboles de decisión son: (i) que son interpretables y (ii) su habilidad para identificar los atributos más relevantes de cada problema [Wehenkel, 1997, Linna Li, et al., 2010]. De hecho, si se observa el árbol de decisión de la Figura 4-10 se puede observar que el primer atributo que clasifica dentro del árbol es el Cluster y que el segundo atributo que clasifica es la Banda. Dicha interpretación no podría ser realizada por ejemplo, observando la red neuronal obtenida (Figura 4-11).

Se puede ver en el árbol que la variable explicativa Banda afecta de manera razonable y previsible a la variable objetivo TPSNS. Con bandas de regulación asignadas a la zona muy altas es más improbable que dicha banda sea agotada y por tanto dan como resultado Bajo TPSNS. Del mismo modo, con bandas de regulación asignadas a la zona muy bajas es más probable que dicha banda sea agotada y por tanto dan como resultado Alto TPSNS. Para bandas intermedias, el árbol de decisión recurre a la variable explicativa Banda_AR que informa sobre la cantidad de banda asignada a los grupos de AR que está todavía sin arrancar. En el caso de que ya se encuentre algún

grupo de AR arrancado (Banda_AR más bajas), habrá más situaciones de bajo TPSNS en el caso de no arrancar las unidades de AR restantes. Por otro lado, si aún la banda asignada a los grupos de AR no ha sido agotada (Banda_AR superiores), habrá más casos de incumplir con TPSNS si no se arrancan las unidades. Las trayectorias representativas Cluster 4 y Cluster 5 clasifican directamente los datos como de bajo TPSNS. El resto de clusters requieren de más variables explicativas para clasificar los datos.

La precisión o exactitud del árbol de decisión y de la red neuronal para el conjunto de datos de entrenamiento de los mismos se muestra en la Tabla 4-3. En la parte superior de la Tabla 4-3 se ha mostrado la matriz de confusión. La matriz de confusión informa sobre cuántos de los datos de cada categoría (de Bajo TPSNS y de Alto TPSNS) han sido correctamente e incorrectamente clasificados. Es decir, cuántas situaciones que deberían haber sido clasificadas como de Bajo TPSNS han sido correctamente clasificadas con de Bajo TPSNS y cuántas han sido incorrectamente clasificadas como de Alto TPSNS. Lo mismo para el caso de los datos del conjunto de entrenamiento de Alto TPSNS. En la parte inferior de la tabla se muestra el porcentaje de datos que se ha clasificado incorrectamente y el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS. Esos casos son especialmente sensibles puesto que se trata de situaciones en las que el algoritmo de AR debería haber decidido arrancar y puesto que no lo ha hecho se producirán incumplimientos y por tanto penalizaciones a la zona. Es importante resaltar que, como se comentó en el estado del arte (capítulo 2) y como se detalla en el capítulo 5, los costes por incumplimiento son difíciles de cuantificar por incluir además de la penalización económica establecida por el operador del sistema otros costes difícilmente cuantificables. Estos otros costes, que se han denominado costes de “disgusto”, son debidos a no arrancar unidades de AR (a pesar de que a la zona no le suponga una penalización económica severa) que pueden derivar en la prohibición a dicha zona de utilizar la operación de AR. Como estos costes de “disgusto” son difíciles de cuantificar se hace hincapié en controlar el porcentaje de situaciones en las que el algoritmo de AR debería haber decidido arrancar y no lo ha hecho (porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS).

En la parte izquierda de la Tabla 4-3 se muestran los resultados del árbol de decisión y en la parte derecha los de la red neuronal. En este caso concreto, la precisión o exactitud general de ambas técnicas es similar (total porcentaje de datos mal clasificados muy similar) aunque el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con el árbol de decisión es superior que con la red neuronal (15,83% frente a 9,67%). Esta conclusión sólo es aplicable a este ejemplo en el cual se están comparando los algoritmos basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) y el BT_RN_UN (40MW/77MW). Otras conclusiones de la precisión del conjunto de entrenamiento con la utilización de ambas técnicas (árboles y redes neuronales) se observarán cuando se presenten la totalidad de resultados de todos los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados (mostrados en la Tabla 4-2). Aunque dichos resultados se muestran posteriormente en el apéndice D, en general en dicho apéndice se concluye que si se comparan el resto de los algoritmos basados en trayectorias desarrollados con el método Único con árboles de decisión y redes neuronales, la precisión total del conjunto de entrenamiento

obtenida con los árboles de decisión es superior que la obtenida con las redes neuronales aunque los porcentajes de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con los árboles de decisión son superiores a los obtenidos con las redes neuronales. Sin embargo, en dicho apéndice no se extrae ninguna conclusión general sobre la diferencia en la precisión del conjunto de entrenamiento de los algoritmos desarrollados con el método Múltiple si se usan árboles de decisión o redes neuronales debido a la variabilidad de los resultados obtenidos.

Conjunto de entrenamiento BT_AD_UN (40MW/77MW) Banda_AR=75MW			Conjunto de entrenamiento BT_RN_UN (40MW/77MW) Banda_AR=75MW		
Clasificados como			Clasificados como		
	Bajo TPSNS	Alto TPSNS		Bajo TPSNS	Alto TPSNS
Bajo TPSNS	311	69	Bajo TPSNS	273	107
Alto TPSNS	95	125	Alto TPSNS	58	162

Precisión del árbol de decisión		Precisión de la red neuronal	
Total de datos mal clasificados (%)	27,33	Total de datos mal clasificados (%)	27,50
Datos con alto TPSNS incorrectamente clasificados como bajo TPSNS (%)	15,83	Datos con alto TPSNS incorrectamente clasificados como bajo TPSNS (%)	9,67

Tabla 4-3. Precisión del conjunto de entrenamiento de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) y BT_RN_UN (40MW/77MW).

Una vez que el árbol de decisión y la red neuronal se han construido con el conjunto de datos de entrenamiento, se utiliza el conjunto de datos de prueba para evaluar si su precisión o exactitud se considera aceptable o no y por tanto dichos métodos pueden ser aplicados a un nuevo conjunto de datos o no. La precisión o exactitud del árbol de decisión y de la red neuronal para el conjunto de datos de prueba de los mismos se muestra en la Tabla 4-4 de forma análoga a como se mostraron los resultados para el conjunto de entrenamiento en la Tabla 4-3. Se observa, como se podría esperar, que los resultados de ambas técnicas (árbol y red neuronal) son peores si se analiza el conjunto de prueba (Tabla 4-4) que si se analiza el conjunto de entrenamiento (Tabla 4-3). También se observa que en este caso, la precisión con ambas técnicas es muy similar tanto si se observan los resultados generales como el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS. Se insiste en que este resultado no es una conclusión general. De hecho, en el apéndice D donde se muestra la precisión de todos los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados en esta tesis, se puede observar que si se comparan el resto de los algoritmos basados en trayectorias desarrollados con el método Único con árboles de decisión y redes neuronales, los resultados obtenidos sobre el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS son mejores en los algoritmos desarrollados con redes neuronales que en los desarrollados con árboles de decisión. De nuevo, en dicho apéndice no se extrae ninguna conclusión general sobre la diferencia en la precisión del conjunto de prueba

de los algoritmos desarrollados con el método Múltiple si se usan árboles de decisión o redes neuronales debido a la variabilidad de los resultados obtenidos.

Conjunto de prueba BT_AD_UN (40MW/77MW) Banda_AR=75MW			Conjunto de prueba BT_RN_UN (40MW/77MW) Banda_AR=75MW		
Clasificados como			Clasificados como		
	Bajo TPSNS	Alto TPSNS		Bajo TPSNS	Alto TPSNS
Bajo TPSNS	107	46	Bajo TPSNS	103	50
Alto TPSNS	78	69	Alto TPSNS	76	71

Precisión del árbol de decisión		Precisión de la red neuronal	
Total de datos mal clasificados (%)	41,33	Total de datos mal clasificados (%)	42,00
Datos con alto TPSNS incorrectamente clasificados como bajo TPSNS (%)	26,00	Datos con alto TPSNS incorrectamente clasificados como bajo TPSNS (%)	25,33

Tabla 4-4. Precisión del conjunto de prueba de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) y BT_RN_UN (40MW/77MW).

La Figura 4-12 resume los resultados de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) (en la parte superior) y BT_RN_UN (40MW/77MW) (en la parte inferior) relativos al porcentaje total de datos mal clasificados del algoritmo (denominado en la figura como % *total*) y al porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS (denominado en la figura como % *alto-bajo TPSNS*). Estos resultados se presentan tanto para el conjunto de entrenamiento (en negro) como para el conjunto de prueba (en blanco). A partir de ahora, los resultados que se obtengan en la siguiente sección de este capítulo así como en el apéndice D, en el que se muestran los resultados de todos los algoritmos desarrollados en este capítulo, se presentarán a imagen y semejanza de los aquí mostrados en la Figura 4-12 para este caso ejemplo.

Se concluye que, independientemente de cual sea mejor, la precisión de los árboles de decisión y de la red neuronal es suficientemente aceptable debido a la alta variabilidad de los datos y a la complejidad de predecir la variable TPSNS. Por tanto, el árbol de decisión y la red neuronal desarrollados en este ejemplo podrán ser aplicados a un nuevo conjunto de datos para evaluar su funcionamiento.

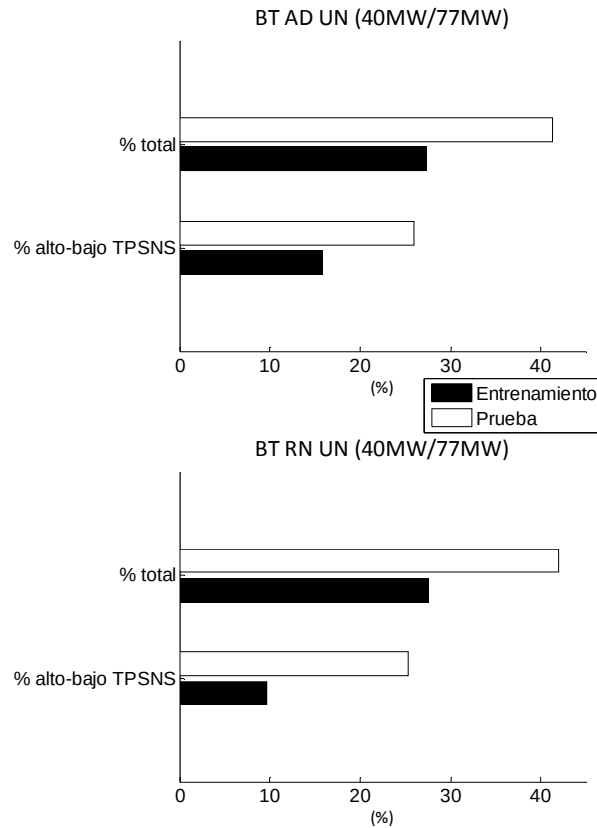


Figura 4-12. Resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) (parte superior) y BT_RN_UN (40MW/77MW) (parte inferior).

4.4. INFLUENCIA DE LA MATRIZ DE COSTES EN LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS DESARROLLADOS CON ÁRBOLES DE DECISIÓN

A la hora de realizar los árboles de decisión, existe una matriz denominada matriz de costes que puede influir en el desarrollo del propio árbol. Dicha matriz de costes es una matriz cuadrada en la cual se representa el coste de clasificar un dato como de Alto TPSNS si su verdadera clase es de Bajo TPSSN y el coste de clasificar un dato como de Bajo TPSNS si su verdadera clase es de Alto TPSSN (por defecto en MATLAB esos costes son iguales a 1). Si se asigna a ambos costes un valor igual a 1 quiere decir que se está penalizando por igual ambos incumplimientos y entonces no se aplica ninguna prioridad a la hora de realizar los árboles de decisión.

En esta sección se presenta un ajuste adicional que se le puede realizar a los árboles de decisión que es la modificación de los pesos de su matriz de costes.

A todos los árboles previamente desarrollados en este capítulo se les ha asignado a dichos costes un valor igual a 1. Sin embargo, como se mostrará posteriormente en el capítulo 6, según se quiera que el comportamiento de los algoritmos se acerque más a un punto de la curva óptima de Pareto u otro, esta matriz de costes podrá ser de ayuda según se prefiera tener más arranques (mayores costes de operación de AR) y

menos incumplimientos, o según se prefiera incumplir más periodos en el caso de no arrancar que elevar los costes de operación de AR.

A continuación se presenta, a modo de ejemplo con el algoritmo basado en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW), cómo varían los resultados de las matrices de confusión según se asignen unos costes u otros a la matriz de costes. En primer lugar, se vuelven a mostrar los resultados que aparecen por defecto si se penaliza igual incumplir por clasificar un dato de Bajo TPSNS como de Alto TPSNS y viceversa (costes=1). Esta matriz de costes, que se denomina Matriz tipo 1, se muestra en la parte superior izquierda de la Tabla 4-5. Los resultados del algoritmo con esta matriz se vuelven a mostrar representados en la Figura 4-13 para observar más fácilmente como afecta la variación de la matriz de costes en las demás partes de la figura. El porcentaje total de datos mal clasificados se muestra en la parte izquierda de la figura mientras que el porcentaje de datos con Alto TPSNS clasificados incorrectamente como de Bajo TPSNS se muestra en la parte derecha de la figura.

Posteriormente, se ha decidido penalizar como más severos los datos de Alto TPSNS que se clasifican como de Bajo TPSNS. Por eso a esa clasificación incorrecta se le asigna el valor de 1 y a la penalización contraria (clasificar como de Alto TPSNS datos de Bajo TPSNS) un valor menos estricto e igual a 0.5. En este caso se le estaría dando más prioridad a cumplir con los requerimientos del sistema (menos incumplimientos en el caso de no arrancar) que a reducir los costes de operación de AR (dando menos prioridad a evitar los arranques innecesarios). Esta matriz de costes, que se denomina Matriz tipo 2, se muestra en la parte superior central de la Tabla 4-5. Los resultados del algoritmo con esta matriz se muestran en la Figura 4-13 en la que se puede observar de que a pesar de que el porcentaje total de datos incorrectamente clasificados tanto en el conjunto de prueba como en el de entrenamiento aumenta ligeramente con respecto a la matriz de costes por defecto (Matriz tipo 1), el porcentaje de datos con Alto TPSNS clasificados incorrectamente como de Bajo TPSNS disminuye considerablemente.

Si esta prioridad por no incumplir independientemente de los costes de operación de AR se lleva al extremo (se disminuye mucho o se iguala a cero la penalización de clasificar como de Alto TPSNS datos de Bajo TPSNS) entonces se utilizará la matriz de costes, que se denomina Matriz tipo 3, que se muestra en la parte superior derecha de la Tabla 4-5 y con la que se obtienen los resultados extremos de la Figura 4-13. Dichos resultados se consideran extremos ya que el árbol desarrollado sería un único punto en el cual siempre se decidiría clasificar los datos como de Alto TPSNS para cumplir con los requerimientos de la matriz de costes. Esto se observa en la Figura 4-13 en la que se ve que no hay ningún dato de Alto TPSNS clasificado incorrectamente como de Bajo TPSNS (ni del conjunto de entrenamiento ni de prueba). Resaltar que tampoco habría ningún dato de Bajo TPSNS correctamente clasificado como tal, por ello el porcentaje total de datos mal clasificados es tan alto con esta Matriz tipo 3 (66,3% frente al 27,33% obtenido con la Matriz tipo 1). Esta matriz de costes daría lugar a un algoritmo de AR basado en trayectorias que actuaría exactamente igual que el algoritmo basado en umbrales desarrollado en el capítulo 3, ya que una vez alcanzado el punto de decisión de arranque, el algoritmo predeciría Alto TPSNS y mandaría arrancar siempre las unidades de AR.

Por otro lado, con la Matriz tipo 4 mostrada en la parte inferior izquierda de la Tabla 4-5, se ha decidido penalizar como más severos los datos de Bajo TPSNS que se clasifican como de Alto TPSNS. Por eso a esa clasificación incorrecta se le asigna el valor de 1 y a la penalización contraria (clasificar como de Bajo TPSNS datos de Alto TPSNS) un valor menos estricto e igual a 0.5. En este caso se le estaría dando más prioridad a reducir los costes de operación de AR (arranques y paradas y energía de los grupos de AR) que a cumplir con los requerimientos del sistema (menos incumplimientos). Los resultados de esta matriz de costes se muestran en la Figura 4-13 en los que se puede observar de que a pesar de que el porcentaje total de datos incorrectamente clasificados tanto en el conjunto de prueba como en el de entrenamiento aumenta ligeramente con respecto a la matriz de costes por defecto (Matriz tipo 1), el porcentaje de datos con Alto TPSNS clasificados incorrectamente como de Bajo TPSNS aumenta considerablemente (y por tanto el porcentaje de datos con Bajo TPSNS clasificados incorrectamente como de Alto TPSNS disminuye).

Finalmente, con la matriz de costes tipo 5 (mostrada en la parte inferior central de la Tabla 4-5) se lleva al extremo la prioridad de reducir los costes de operación de AR independientemente de los incumplimientos por no arrancar (disminuyendo a 0.1 la penalización de clasificar como de Bajo TPSNS datos de Alto TPSNS). De esta forma, se obtienen los resultados de la Figura 4-13 en los que el porcentaje total de datos mal clasificados (tanto del conjunto de entrenamiento como de prueba) coincide con el porcentaje de datos de alto TPSNS clasificados incorrectamente como de Bajo TPSNS. Es decir, que el árbol desarrollado sería un único punto en el cual siempre se clasifican los datos como de Bajo TPSNS y no se arrancarían nunca las unidades de AR.

Matriz de costes Tipo 1			Matriz de costes Tipo 2			Matriz de costes Tipo 3		
Clasificados como			Clasificados como			Clasificados como		
	Bajo TPSNS	Alto TPSNS		Bajo TPSNS	Alto TPSNS		Bajo TPSNS	Alto TPSNS
Bajo TPSNS	0	1	Bajo TPSNS	0	0.5	Bajo TPSNS	0	0.1
Alto TPSNS	1	0	Alto TPSNS	1	0	Alto TPSNS	1	0

Matriz de costes Tipo 4			Matriz de costes Tipo 5		
Clasificados como			Clasificados como		
	Bajo TPSNS	Alto TPSNS		Bajo TPSNS	Alto TPSNS
Bajo TPSNS	0	1	Bajo TPSNS	0	1
Alto TPSNS	0.5	0	Alto TPSNS	0.1	0

Tabla 4-5. Matrices de costes (Tipo 1 –Tipo 5) con las que se han desarrollado los algoritmos de AR BT_AD_UN (40MW/77MW).

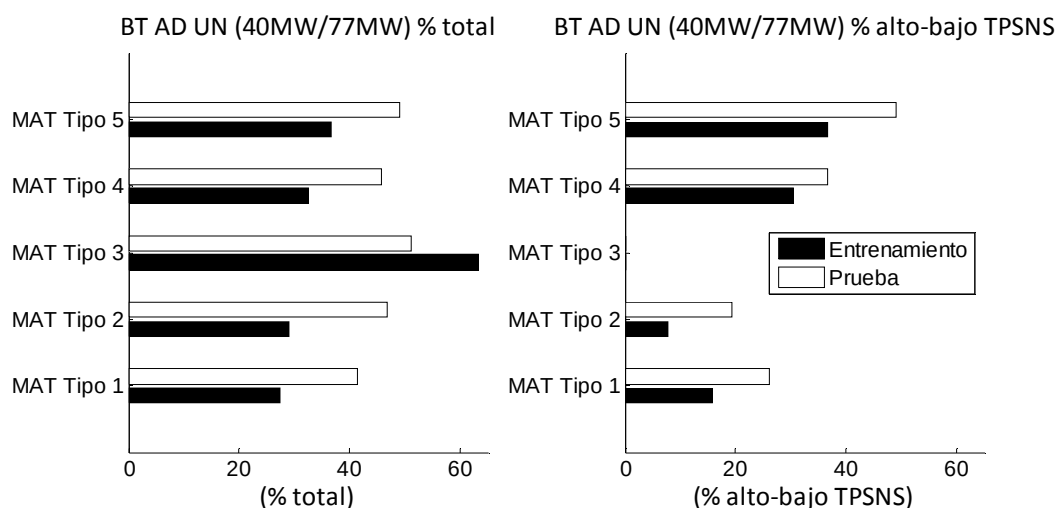


Figura 4-13. Resultados de los algoritmos de AR BT_AD_UN (40MW/77MW) desarrollados con las distintas matrices de costes (Tipo 1 –Tipo 5).

4.5. ESTUDIO DE VIABILIDAD DE LA PARADA DEL ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA BASADO EN TRAYECTORIAS

En este capítulo se ha tratado de mejorar el algoritmo de AR basado en umbrales desarrollado en el capítulo 3 en el cual el arranque se decidía mediante un umbral de arranque (*DifArr*) y la parada mediante un umbral de parada (*DifPar*). El algoritmo basado en trayectorias desarrollado en el presente capítulo, trata de reducir aquellos arranques innecesarios que produce el algoritmo basado en umbrales del capítulo 3. Se centra por tanto el algoritmo basado en trayectorias en mejorar el arranque de las unidades de AR, tratando de predecir en cada punto de decisión de arranque si se ha de arrancar o no. La parada en este capítulo se ha mantenido hasta ahora únicamente con un umbral de parada. La razón es que se ha tratado también de predecir sin éxito, en aquellos puntos de decisión de parada, si se debía parar o por lo contrario mantener aún conectadas las unidades de AR. La razón del poco éxito en la predicción de parada es debida a que hay muchos más puntos en los que se ha de decidir si se ha de realizar una parada que puntos de decisión de arranque y por tanto, por norma general, los árboles utilizados para predecir si parar o no daban como solución que no compensaba seguir con la unidad arrancada y mandaban siempre parar las unidades de AR. Es decir, que paraban la unidad de AR prácticamente siempre cuando se alcanzaba el umbral de parada *DifPar*. Este poco éxito hizo que en esta tesis el enfoque se centrara en el arranque y que la parada únicamente se tratara con un umbral.

A continuación se muestra brevemente un ejemplo del desarrollo y de los resultados obtenidos al tratar de desarrollar el algoritmo de parada basado en trayectorias que finalmente no ha sido implantado por su bajo éxito en la predicción. Los resultados se muestran únicamente para el algoritmo de BT_AD_UN (40MW/77MW) de manera similar a los mostrados en el caso ejemplo del algoritmo de arranque de la sección 4.3.

El conjunto de entrenamiento del algoritmo de parada de este caso ejemplo (BT_AD_UN (40MW/77MW)) está conformado por 900 conjuntos de datos elegidos de forma aleatoria. De esos 900 grupos de datos se eligen dos tercios (600) para ser usados como conjunto de entrenamiento. El resto de los datos (300) se usarán posteriormente como conjunto de prueba.

La variable objetivo de la parada va a ser la misma que la variable objetivo de los algoritmos de arranque, que es el Tiempo de Potencia Secundaria No Suministrada (TPSNS). De manera que en este caso, el algoritmo de parada determinará no parar una unidad si el TPSNS que se predice es alto, y decidirá parar la unidad si el TPSNS es bajo. Además, se han vuelto a elegir tres atributos como variables de entrada. El primer atributo (Cluster) corresponde con la trayectoria típica a la cual se asemeja la tendencia de la potencia generada por la zona de control hasta que esta alcanza un punto de decisión de parada. El segundo atributo (Banda) corresponde con la banda de regulación secundaria asignada a la zona (expresada en MW). El tercer atributo (Banda_AR) es la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a los grupos de AR que aún no ha sido cubierta por el arranque de las unidades de AR.

Tanto las variables explicativas como la variable objetivo se han discretizado al igual que en el algoritmo de arranque en varios niveles como se muestra en la Figura 4-14. Se observa en la figura que la variable objetivo relativa al TPSNS se ha dividido en dos niveles. El TPSNS se considerará bajo, y por tanto las unidades de AR serán paradas, si este es igual o inferior a cinco minutos (durante los 45 minutos posteriores a la decisión de parada). El TPSNS se considerará alto, y por tanto se dará orden de no parar a una unidad de AR, si este es superior a cinco minutos. Lo que se quiere resaltar, como ya se introdujo en esta sección, es que la mayoría de los datos son puntos con bajo TPSNS, es decir, que se tendrá que decidir parar las unidades de AR puesto que su continuidad no va a ser necesaria. Como ya se dijo, la razón del poco éxito en la predicción de parada era debida a que hay muchos más puntos en los que se ha de decidir si se ha de realizar una parada que puntos de decisión de arranque y por tanto por norma general los árboles utilizados para predecir si parar o no daban como solución que no compensaba seguir con la unidad de AR arrancada y mandaban siempre parar las unidades de AR. Para tratar de mejorar este resultado, en este caso ejemplo no se han obtenido los datos de entrenamiento de toda la zona posible de parada sino únicamente de una zona limitada por el diferencial de arranque DifArr y el DifArr más 50 MW. De esta forma se han obtenido mayores puntos con alto TPSNS y se ha conseguido que el conjunto de entrenamiento elegido de manera aleatoria tenga algún caso de alto TPSNS. A pesar de esta limitación, como se observa en la Figura 4-14 estos datos siguen siendo minoría.

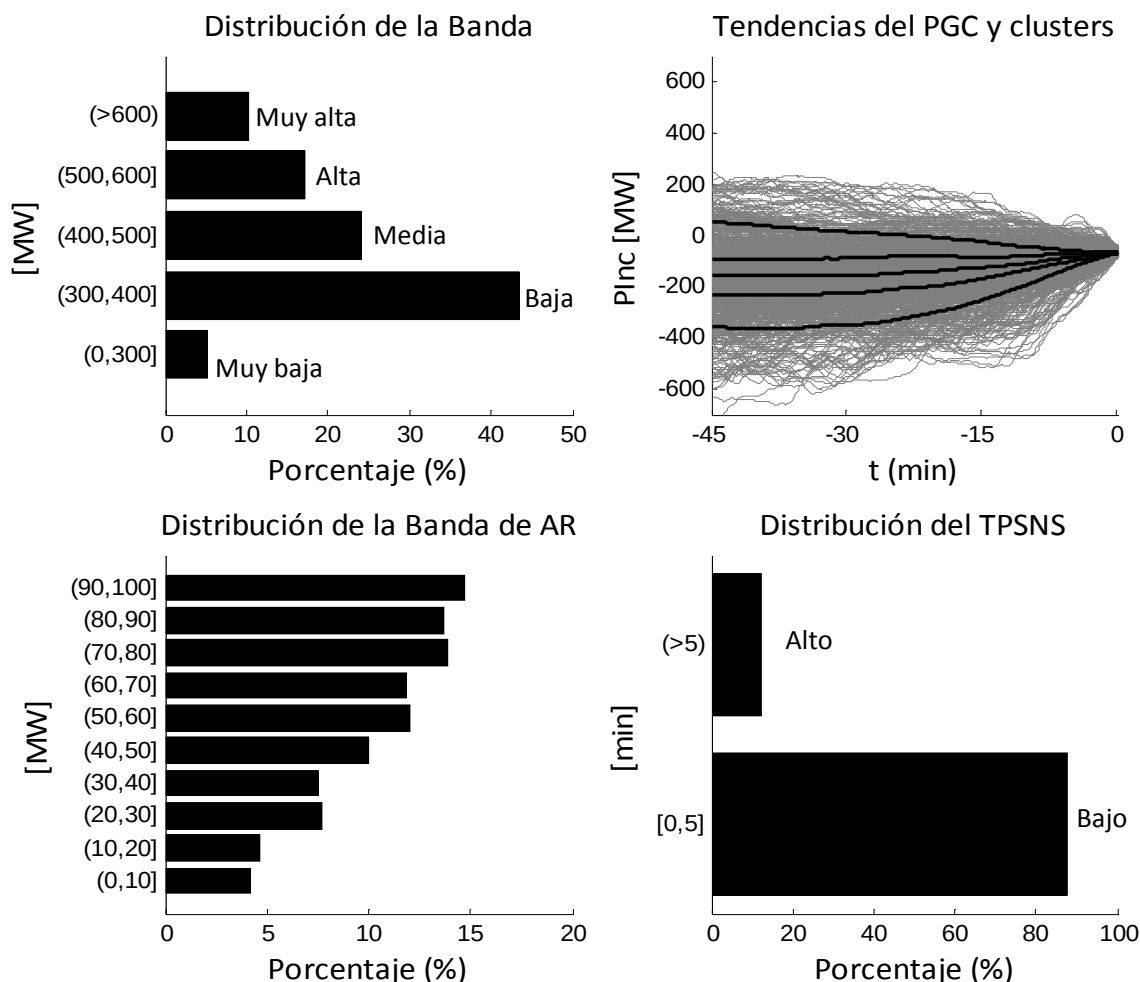


Figura 4-14. Discretizaciones y clustering de las variables explicativas y de la variable objetivo de la parada.

La tendencia que la potencia generada por la zona de control ha tenido hasta alcanzar un punto de decisión de parada ha sido clasificada en varios clusters (trayectorias representativas) mediante el algoritmo de clustering Fuzzy C-Means. En la Figura 4-15 se han representado las 900 trayectorias de las tendencias del PGC (P_{inc}) separadas según las que quedan identificadas por cada una de las trayectorias representativas (clusters) junto con el cluster que las representa de forma que se observa la correlación entre trayectorias y clusters con más facilidad. Además la Figura 4-15 muestra la cantidad de tendencias dentro de cada cluster que dan lugar a casos de bajo TPSNS y de alto TPSNS. De la Figura 4-9 se puede deducir que los clusters con más casos de bajo TPSNS son el Cluster 3 y el 5, aunque también son los clusters con mayor número de datos. El cluster con menos casos de alto TPSNS es el Cluster 1.

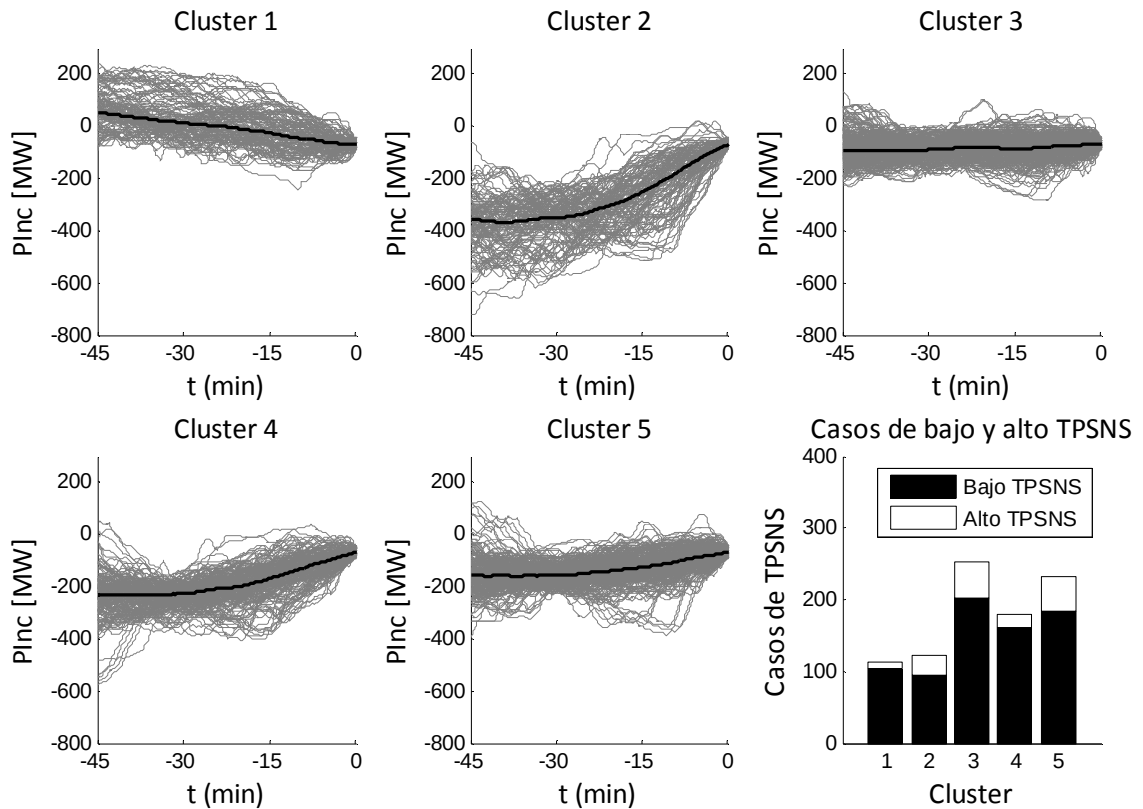


Figura 4-15. Tendencias de la potencia generada (PInc) y clusters representados de forma separada del algoritmo de parada.

El árbol de decisión desarrollado en esta sección es utilizado para predecir cómo de alto o bajo es el TPSNS en los minutos posteriores a los puntos de decisión de parada para decidir si parar o no las unidades de AR. La Figura 4-16 muestra el árbol de decisión obtenido. El árbol incluye 7 nodos, cuatro de los cuales son nudos hoja (nudos finales).

Se puede ver en el árbol que únicamente se clasificará un conjunto de datos como de alto TPSNS (y entonces se decidirá no parar la unidad de AR) si la variable explicativa Banda es muy baja, la tendencia del PGC hasta el punto de decisión de parada no pertenece al cluster 1 y la variable explicativa Banda_AR que informa sobre la cantidad de banda asignada a los grupos de AR que está todavía sin arrancar es igual o superior a 45 MW.

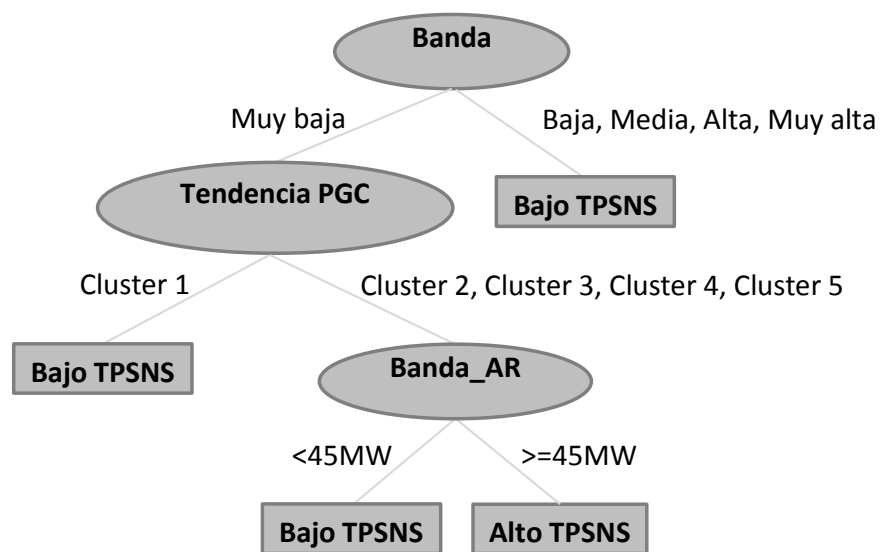


Figura 4-16. Árbol de decisión.

Finalmente se muestra la precisión o exactitud del árbol de decisión para el conjunto de datos de entrenamiento y de prueba en la Tabla 4-3. En la parte superior de la Tabla 4-3 se ha mostrado la matriz de confusión. En la parte inferior de la tabla se muestra el porcentaje de datos que se ha clasificado incorrectamente y el porcentaje de datos con Bajo TPSNS incorrectamente clasificados como de Alto TPSNS. Esos casos son los que se quieren evitar puesto que se trata de situaciones en las que el algoritmo de parada debería haber decidido parar y puesto que no lo ha hecho se mantienen las unidades arrancadas sin necesidad.

Conjunto de entrenamiento BT_AD_UN (40MW/77MW) Banda_AR=75MW			Conjunto de prueba BT_AD_UN (40MW/77MW) Banda_AR=75MW		
Clasificados como			Clasificados como		
	Bajo TPSNS	Alto TPSNS		Bajo TPSNS	Alto TPSNS
Bajo TPSNS	523	4	Bajo TPSNS	219	2
Alto TPSNS	62	11	Alto TPSNS	74	5

Precisión del árbol de decisión		Precisión del árbol de decisión	
Total de datos mal clasificados (%)	11	Total de datos mal clasificados (%)	25,33
Datos con Bajo TPSNS incorrectamente clasificados como Alto TPSNS (%)	0,67	Datos con Bajo TPSNS incorrectamente clasificados como Alto TPSNS (%)	0,67

Tabla 4-6. Precisión del conjunto de entrenamiento y de prueba del algoritmo de parada basado en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW).

En la parte izquierda de la Tabla 4-3 se muestran los resultados del conjunto de entrenamiento del árbol de decisión y en la parte derecha los del conjunto de prueba. El porcentaje total de datos mal clasificados del conjunto de prueba es superior a la del conjunto de entrenamiento (25,33% frente a 11%) aunque el porcentaje de datos con Bajo TPSNS incorrectamente clasificados como de Alto TPSNS con ambos

conjuntos es el mismo. En la matriz de confusión del conjunto de entrenamiento se puede observar como la mayoría de los datos del conjunto de entrenamiento son de Bajo TPSNS, siendo únicamente un 12,17% de los datos de Alto TPSNS. De los mismos, la mayoría son incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS, es decir, que el algoritmo mandaría a la unidad a parar, actuando exactamente igual en la parada que el algoritmo de umbrales, es decir, no evitando las paradas y arranques consecutivos. La misma conclusión se obtiene del conjunto de prueba.

Se concluye que los resultados de los algoritmos basados en trayectorias para mejorar la parada no son lo suficientemente satisfactorios y que por tanto no van a ser desarrollados en profundidad ni implantados. Sin embargo, y a raíz de los resultados del capítulo 6 relativo a la comparación final de algoritmos de AR que se verán posteriormente, se ha observado que todavía los algoritmos desarrollados dan lugar a una gran cantidad de arranques innecesarios que podrían ser evitados. Muchos de esos arranques, observándolos durante horas de simulación, se ha comprobado que son arranques consecutivos de unidades de AR, las cuales alcanzado el umbral de parada, paraban y enseguida se les volvía a dar la orden de arrancar para cubrir otra pequeña cantidad de potencia requerida.

Para evitar o limitar dichos arranques, se propone alternativamente el uso de un umbral de tiempo que es el siguiente:

$TDifPar$ = es el tiempo en minutos que ha de pasar, desde que la unidad de arranque rápido se quiere parar hasta que ésta puede empezar la parada (por supuesto una vez superado el tiempo mínimo que una unidad ha de permanecer arrancada).

Para elegir el valor adecuado de dicho umbral de tiempo, en esta sección se analizará el impacto que sufren los resultados con el algoritmo basado en umbrales al variar este parámetro. En concreto, en lugar de un valor óptimo del umbral de tiempo se va a obtener una curva Pareto de soluciones óptimas de valores $TDifPar$ al igual que se hizo en el capítulo 3 en la sección 3.4 en la que se optimizaba los valores de los umbrales $DifArr$ y $DifPar$. El método utilizado para obtener dicha curva de Pareto es de nuevo el algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO) [Coello, et al., 2004].

Puesto que el algoritmo basado en umbrales se basa en los valores de los umbrales $DifArr$ y $DifPar$, para obtener una curva Pareto de soluciones óptimas de valores $TDifPar$, se propone optimizar a la vez los umbrales $DifArr$, $DifPar$ y $TDifPar$, de manera que sólo se aplicará una vez el algoritmo MOPSO y se obtendrá una única curva de Pareto. Este proceso se describe a continuación.

Para evaluar el comportamiento del algoritmo basado en umbrales con distintas configuraciones de sus parámetros $DifArr$, $DifPar$ y $TDifPar$ (que irán siendo asignados por el algoritmo MOPSO), van a ser utilizados los mismos índices globales resultantes de las simulaciones (utilizados en la sección 3.4 del capítulo 3) y que son:

- (i) Los costes de operación de las unidades de AR [k€].
- (ii) El tiempo de incumplimiento de la zona de regulación [min], TI.

- (iii) La energía secundaria no suministrada por la zona de regulación [MWh], ESNS.

Si se aplica el algoritmo MOPSO a las mismas 297 horas de simulación que se utilizaron en el algoritmo MOPSO del capítulo 3, se obtienen los resultados referentes a las curvas de los índices TI y ESNS mostrados en la Figura 4-17. La Figura 4-17 muestra en la parte superior los resultados del algoritmo MOPSO teniendo en cuenta el TI y en la parte inferior los resultados del algoritmo MOPSO en función de la ESNS. En la parte izquierda se muestran los resultados de los índices (i) y (ii) o (iii), para todas las simulaciones posibles donde aquellos que conforman la curva de Pareto se han marcado en color más oscuro. En la parte central se muestran los valores *DifArr* y *DifPar* simulados y aquellos marcados con un color más oscuro que son los que conforman la curva Pareto de soluciones óptimas. En la parte derecha de la figura se muestra la cantidad de veces que cada valor de *TDifPar* probado (que se ha acotado al intervalo [0,10] min) aparece en la curva de Pareto. Si observamos este gráfico en la parte superior de la figura en la que se utiliza el índice TI, se observa que los valores de *TDifPar* que más se repiten en la curva de Pareto obtenida con el MOPSO son el de 0 min y 5 min. Por el contrario, si observamos este gráfico en la parte inferior de la figura en la que se utiliza el índice ESNS, se observa que los valores de *TDifPar* que más se repiten en la curva de Pareto obtenida con el MOPSO son el de 0 min y 1 min, habiendo algunos valores (como los de 4, 6, 8 y 9 min) que no aparecen en la curva Pareto.

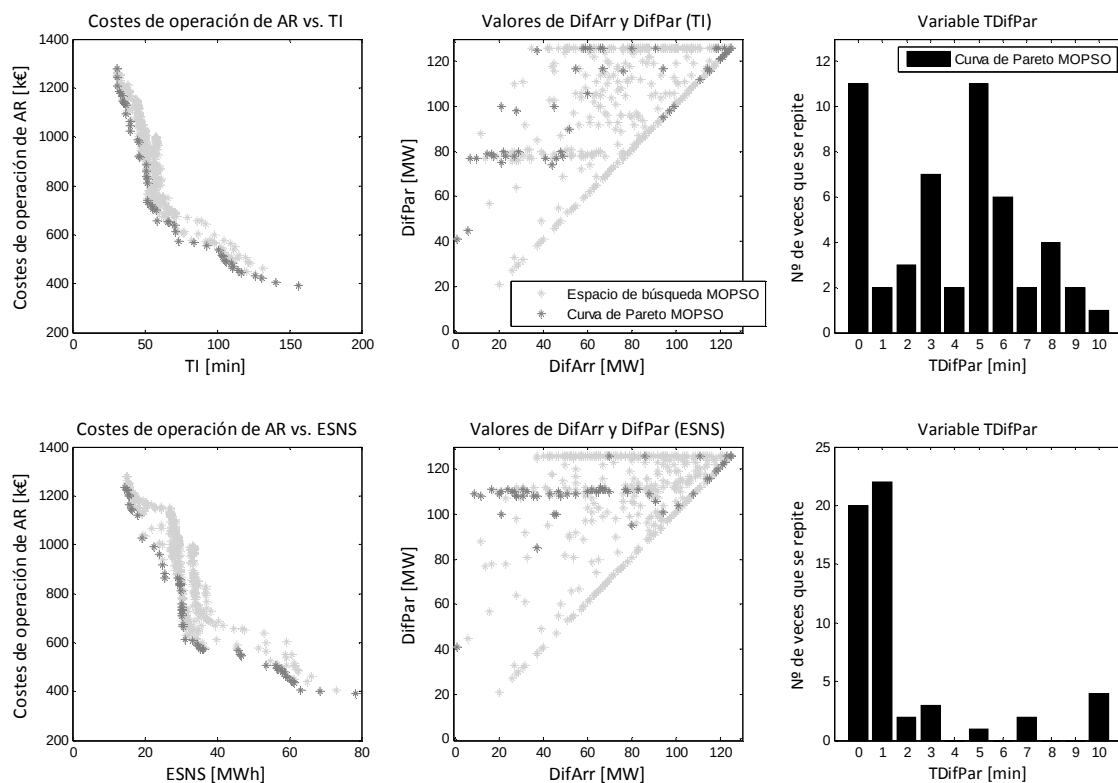


Figura 4-17. Descripción de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para el conjunto de los días de la simulación para la obtención simultánea de los umbrales *DifArr*, *DifPar* y *TDifPar*.

Para estudiar si la introducción del umbral de tiempo *TDifPar* produce mejoras significativas en los resultados de las simulaciones, se comparan en la Figura 4-18 la

curva Pareto obtenida con el algoritmo MOPSO cuando se optimizan simultáneamente los umbrales *DifArr*, *DifPar* y *TDifPar* (denominado en la Figura 4-18 MOPSO con *TDifPar* libre) con la curva Pareto obtenida con el algoritmo MOPSO que optimiza únicamente los umbrales *DifArr*, *DifPar* (denominado MOPSO con *TDifPar*=0 ya que asigna a este valor esta cantidad) que se obtuvo en la sección 3.4 del capítulo 3.

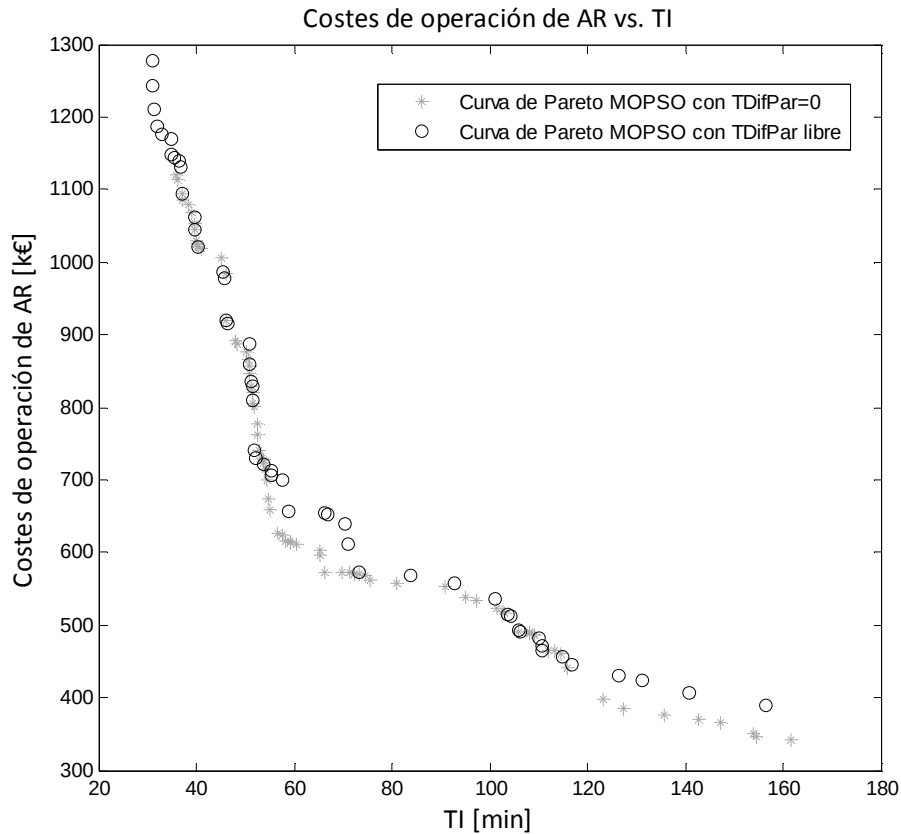


Figura 4-18. Comparación de los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO para la obtención simultánea de los umbrales *DifArr*, *DifPar* y *TDifPar* (denominado MOPSO con *TDifPar* libre) y de los resultados con el algoritmo MOPSO para la obtención únicamente de los umbrales *DifArr*, *DifPar* (denominado MOPSO con *TDifPar*=0).

De la Figura 4-18 se puede deducir que la introducción de valores superiores a 0 min del parámetro *TDifPar* no produce mejoras significativas en la curva de Pareto obtenida con el MOPSO. Nótese que los puntos que la curva de Pareto del MOPSO con *TDifPar* libre que resultan dominados por puntos de la curva con *TDifPar*=0, también podrían haber sido obtenidos con el primero, puesto que tiene como opción que el parámetro pueda tener el valor de 0 min. La única diferencia significativa que aporta el dejar libre el parámetro *TDifPar* se da en los puntos del extremo superior izquierdo de la curva Pareto con el MOPSO con *TDifPar* libre que permite obtener puntos con un mayor coste de operación de AR y con menor tiempo de incumplimiento. Se ha observado que estos puntos coinciden con valores del parámetro *TDifPar* altos por lo que la mejora en el TI se produciría por mantener las unidades de AR arrancadas más tiempo, cubriendo aquellos periodos de potencia requerida que no serían cubiertos a tiempo si una unidad se parara y se volviera a arrancar. A cambio, como se están manteniendo todas las unidades de AR más tiempo arrancadas, el coste de la operación de AR es mayor.

Puesto que los resultados tras la introducción del parámetro *TDifPar* no mejoran sustancialmente, es decir, que sólo lo hacen en puntos que difícilmente serían elegidos para ser utilizados en operación real, en el capítulo 6 en el que se realiza una comparación final de los algoritmos desarrollados en esta tesis, no va a ser evaluado ningún algoritmo de AR que introduzca un valor del parámetro *TDifPar* distinto de cero.

4.6. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES

En este capítulo se ha descrito el desarrollo de los algoritmos de AR basados en trayectorias, que consisten en la extensión del algoritmo de AR basado en umbrales desarrollado en el capítulo anterior, de manera que se cumplan con más precisión los objetivos técnicos y económicos de un algoritmo de arranque rápido (AR) descritos en la introducción de esta tesis.

El objetivo del algoritmo que se ha desarrollado en este capítulo es el de predecir el incumplimiento de la zona de regulación secundaria en caso de no arrancar las unidades de AR y en función de ese valor se decide si arrancarlas o no. Para ello se han desarrollado en este capítulo algoritmos de AR que incluyen un sistema basado en aprendizaje automático (Machine Learning Based System, MLBS) para la toma de decisión de arranque y parada de las unidades de AR. Se han utilizado dos técnicas distintas para la extracción del conocimiento dentro del sistema experto (árboles de decisión y redes neuronales). Diferentes variables explicativas han sido elegidas para ser utilizadas como variables de entrada al sistema experto, algunas de ellas tras el uso de técnicas de clustering o de discretización.

Adicionalmente, se han tenido en cuenta dos aproximaciones diferentes a la hora de realizar los algoritmos de AR basados en trayectorias para más de una unidad de AR. La primera aproximación ha consistido en dividir la zona de regulación secundaria asignada a los grupos de AR en varias partes iguales y en obtener un algoritmo de AR diferente para cada una de ellas. Por tanto, a medida que se van arrancando las unidades de AR de la zona y por tanto la banda secundaria asignada a las mismas va disminuyendo, diferentes algoritmos van siendo utilizados. Puesto que este primer método incluye varios algoritmos de AR, ha sido denominado método Múltiple. La segunda aproximación para el diseño de algoritmos de AR basados en trayectorias para varias unidades de AR ha consistido en usar un único algoritmo de AR (con un único sistema de aprendizaje automático), para ser usado por todas las unidades de AR. Este algoritmo de AR único incluye una variable explicativa adicional que es la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a las unidades de AR que sigue estando disponible en el momento de decisión de AR. Puesto que este segundo método incluye un único algoritmo de AR, ha sido denominado método Único.

A modo de ejemplo, en este capítulo se ha descrito en profundidad el desarrollo de dos de los algoritmos de AR basados en trayectorias realizados a lo largo de esta tesis. En concreto se han detallado: la descripción del conjunto de entrenamiento de los algoritmos, el clustering, el proceso de extracción de conocimiento por medio de los árboles de decisión y de las redes neuronales y sus resultados de precisión.

También se ha incluido en este capítulo un análisis de la influencia de la matriz de costes en la realización de los árboles de decisión. Se ha observado como modificando los pesos de esa matriz de costes es posible alterar el comportamiento de los algoritmos según se prefiera tener más arranques (mayores costes de operación de AR) y menos incumplimientos, o según se prefiera incumplir más periodos en el caso de no arrancar que elevar los costes de operación de AR.

Finalmente, se ha tratado de estudiar y mejorar la parada de los algoritmos de AR basados en trayectorias. Se ha descartado el uso de la predicción de la idoneidad de parar o no las unidades de AR con trayectorias de forma similar a la predicción de arranque y se ha centrado el enfoque del algoritmo de parada en el uso de un umbral de tiempo mediante un algoritmo MOPSO. Se ha realizado un estudio sobre si la introducción de este umbral de tiempo produce mejoras significativas en los resultados de los algoritmos de AR basados en umbrales, llegándose a la conclusión de que los resultados no mejoran sustancialmente y por tanto se ha descartado su uso posterior.

MÉTODO DE COMPARACIÓN, EVALUACIÓN Y ELECCIÓN DE LOS ALGORITMOS DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR

5.1. INTRODUCCIÓN

La decisión de arrancar o parar una unidad de AR es una decisión que ha de ser tomada en tiempo real, es decir, disponiendo únicamente de la información de dicho instante y, si se ha registrado, de la información de los instantes de tiempo anteriores. Esta información anterior puede ser del orden de segundos, minutos u horas según se considere.

Sin embargo, nada se conoce (se puede tratar de predecir únicamente por el comportamiento histórico) de lo que va a ocurrir después de haber decidido arrancar o no arrancar una unidad.

Si se dispusiera de la información completa, es decir, de cómo va a ser exactamente la curva de potencia exigida a una zona de regulación secundaria durante un periodo de tiempo, se podría obtener con un modelo de optimización la localización de los arranques y paradas óptimos de las unidades de AR. Se insiste en que esto sólo es posible a posteriori, es decir, una vez conocida toda la información asociada a un determinado periodo de tiempo, tanto la información anterior al instante de decisión de arranque como la información posterior a dicho instante.

Como esto no es posible, los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis deberán actuar lo más similar posible a como se actuaría si se conociera completamente el comportamiento futuro del sistema.

En este capítulo se presenta la formulación de un modelo de optimización que permite obtener el número óptimo de arranques y paradas de las unidades de AR y su localización. Los resultados de este modelo se van a utilizar para poder valorar y comparar los resultados que se obtienen con los algoritmos de arranque y parada desarrollados en esta tesis y van a servir como realimentación para permitir que los algoritmos mejoren y ajusten sus parámetros.

Si en una zona de regulación no se conocen los costes de incumplimiento o existen costes por incumplimiento adicionales difíciles de cuantificar, en lugar de un único punto óptimo para evaluar y comparar los algoritmos de AR en dicha zona se propone en este capítulo el uso de una curva de Pareto de soluciones óptimas, obtenida en función de los dos objetivos marcados (costes de operación de las unidades de AR e incumplimiento).

Además, se desarrolla en este capítulo a raíz de los resultados del problema de optimización una metodología completa de evaluación, comparación y elección de algoritmos que está basada en la obtención de la curva de Pareto de soluciones óptimas (o de un punto óptimo único si se conocen perfectamente los costes por incumplimiento de tiempo y energía) y a partir de ahí en el desarrollo de unos índices generales y otros más detallados para evaluar los algoritmos. Adicionalmente se propone en la metodología para aquellas zonas en los que el incumplimiento sea difícil de cuantificar, la normalización de algunos de esos índices para la elección final del algoritmo de AR que mejor se ajuste a las preferencias de cada determinada zona de regulación secundaria.

La Figura 5-1 muestra un resumen con el diagrama que contiene los diferentes bloques que forman parte de la metodología completa de evaluación, comparación y elección de algoritmos. El problema de optimización utiliza como entrada los mismos datos de valoración de los algoritmos que han sido introducidos en el simulador de la zona real de regulación para evaluar los algoritmos de AR (basados en umbrales y basados en trayectorias) y cuyos resultados, junto con la salida del problema de optimización se introducen dentro del bloque que modela la metodología de evaluación comparación y elección de algoritmos. Dicho bloque, necesita además conocer las preferencias del decisor de la elección del algoritmo de AR para conseguir obtener tres salidas. La metodología completa de evaluación, comparación y elección de algoritmos de AR permite comparar los algoritmos, evaluarlos y elegir el mejor de entre ellos según las preferencias de un decisor.

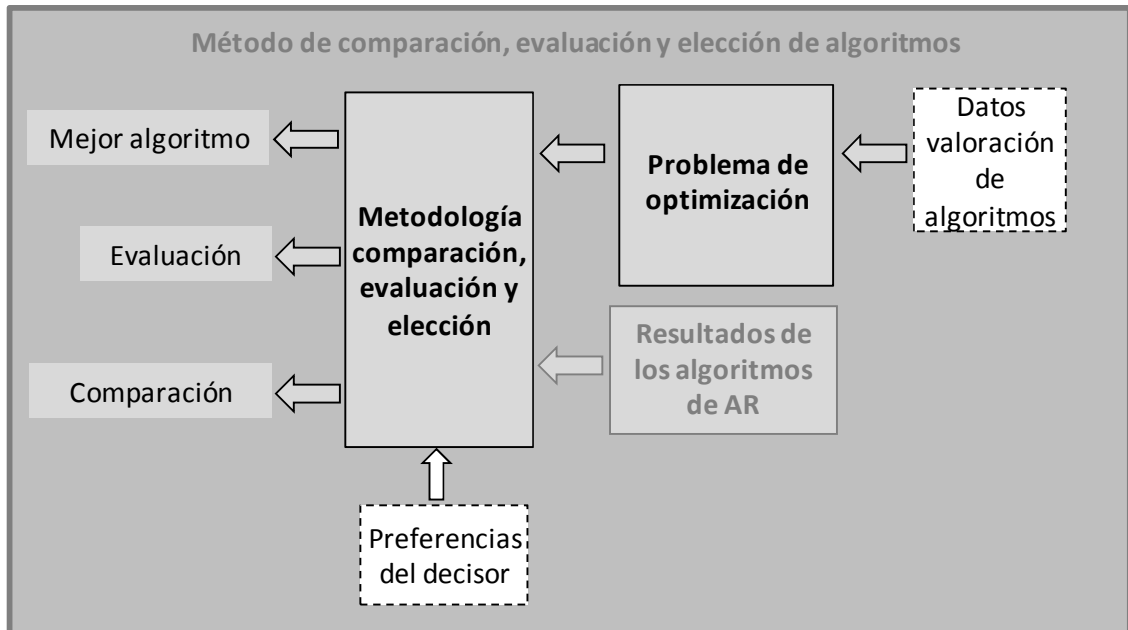


Figura 5-1. Diagrama del capítulo 5, método de comparación, evaluación y elección de los algoritmos de AR.

Este capítulo se divide en siete secciones. La sección 5.2 incluye la definición y diseño del problema de optimización, mientras que en la sección 5.3 se describe la formulación matemática del problema. Posteriormente, en la sección 5.4 se valida el modelo de optimización mediante un caso ejemplo. A continuación, en la sección 5.5 se describe la metodología propuesta en este capítulo para valorar, mejorar y elegir los algoritmos de AR a partir de los resultados del modelo de optimización y mediante la definición de un conjunto de índices. Dicha metodología es aplicada en la sección 5.6 a una zona de regulación secundaria en la cual se valora la posibilidad de implantación de un algoritmo basado en umbrales con dos ajustes. Finalmente, en la sección 5.7 se describen las principales conclusiones de este capítulo así como un resumen del mismo.

Enfatizar que en esta tesis, y como se explica en el apéndice B, se ha descartado el uso de una predicción de la curva de la potencia requerida a la zona de regulación para determinar los arranques y paradas óptimos de las unidades de AR (tras intentarlo con diferentes modelos de predicción de series temporales con las señales disponibles) por su elevada complejidad y por la escasez de series de datos históricos. No obstante, si se estudiara otra zona de regulación de un sistema eléctrico determinado, si se dispusiera de datos suficientes y se observara que fuera posible una predicción aceptable de las curvas de potencia requerida, se podría orientar el estudio a conseguir dichas curvas predichas, puesto que, introducidas en un problema de optimización como el que se va a detallar en este capítulo, se obtendrían los arranques y paradas óptimos de las unidades para un determinado horizonte de tiempo. Puesto que con las señales del sistema eléctrico español que se está analizando esta predicción no es posible, se continúa en esta tesis con la idea de obtener un algoritmo automático que actúe en tiempo real de arranque y parada de las unidades basado en técnicas de aprendizaje automático para la predicción de necesidad o no de arranque y con la idea de que el modelo de optimización

desarrollado en este capítulo se utilice exclusivamente para valorar, mejorar y elegir los algoritmos de AR a partir de los resultados del mismo con un conjunto de datos de entrada pasados. En un artículo encontrado en la literatura ([Havel, et al., 2009]) se utiliza en un modelo de optimización una predicción del ACE de una zona de control para un periodo de 6 horas. En dicho artículo no se menciona como se ha realizado dicha predicción sino que únicamente se menciona que el comportamiento del control automático que proponen a partir de los datos de la optimización es muy susceptible a la calidad de la predicción del ACE, y que para poder verificar su comportamiento haría falta recolectar primero una gran cantidad de datos históricos. Además cabe destacar la dificultad añadida del tiempo que se tarda en ejecutar un modelo de optimización para un periodo de 6 horas (del orden de minutos) para ser tratado e implantado en tiempo real.

5.2. DEFINICIÓN Y DISEÑO DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

En esta sección se presenta la definición y diseño del problema de optimización. En concreto, en la subsección 5.2.1 se presenta la elección del algoritmo de optimización. Adicionalmente, y con el fin de que en la sección siguiente de este capítulo (sección 5.3) se entienda con mayor claridad el modelado de la función objetivo (FO) y de algunas de las restricciones del problema, se describen en esta sección los siguientes puntos: en la subsección 5.2.2 el modelado del incumplimiento del problema de optimización; en la subsección 5.2.3 el modelado de las implicaciones de una restricción del tipo $\geq$; en la subsección 5.2.4 se describe de forma genérica la linealización de la curva de costes de las unidades que participan en la zona de regulación secundaria; y finalmente, en la subsección 5.2.5, se detalla el modelo de las unidades de AR.

5.2.1. ELECCIÓN DEL ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

Para resolver el problema de optimización que se plantea en esta tesis se ha elegido la programación lineal entera mixta (mixed-integer linear programming, MILP). La razón es la siguiente [Havel, et al., 2009]: a pesar de las no linealidades del problema (arranques y paradas de los grupos de AR), éstas pueden ser reformuladas con restricciones lineales en conjunto con el uso de variables de decisión binarias. Además, existen actualmente programas muy potentes para resolver este tipo de problemas de optimización.

Para el desarrollo del modelo de optimización se ha elegido el lenguaje algebraico de modelado GAMS y CPLEX [GAMS, 2012].

El problema modelado en esa tesis relativo a la obtención de la decisión óptima de arranque y parada de las unidades de AR en su participación en la regulación secundaria, se asemeja a la formulación de los conocidos problemas de “unit commitment”. La diferencia básica con este tipo de problemas es el paso de integración, es decir, el “unit commitment” tradicional se realiza de forma horaria mientras que la decisión de arranque de las unidades de AR y la consigna de energía del problema de esta tesis se realiza cada 4 segundos. La incorporación a la función

objetivo de los incumplimientos, adicionalmente al coste de generación es otra diferencia. En [Havel, et al., 2009] y [Novak, et al., 2011], donde se presenta un control de balance de potencia automático basado en la optimización de costes para obtener la activación de algunas reservas de regulación terciaria, la incorporación en la función objetivo de un término que tiene en cuenta la penalización por el comportamiento del control ya había sido incorporada, al igual que en el problema modelado en esta tesis. Sin embargo, el paso de integración en [Havel, et al., 2009] y [Novak, et al., 2011] es de 5 minutos. Esto significa, que en un periodo de 6 horas, los problemas a resolver en [Havel, et al., 2009] y [Novak, et al., 2011] constan de 72 periodos mientras que el problema a resolver en esta tesis (con un paso de integración de 4 segundos) constan de 5400 periodos (75 veces más grande).

La formulación del problema de esta tesis se ha hecho adaptando al problema de AR las directrices mostradas en [Morales-Espana, et al., 2013]. En [Morales-Espana, et al., 2013] se presenta una formulación de programación lineal entera mixta que incluye el modelado de las trayectorias de arranque y parada de las unidades en el “unit commitment”. La formulación descrita en [Morales-Espana, et al., 2013] es además una formulación novedosa caracterizada por ser compacta y ajustada, lo que permite reducir significativamente la carga computacional del problema.

5.2.2. MODELADO DEL INCUMPLIMIENTO

Como se detallará posteriormente en la subsección 5.3.2 de la sección 5.3, la función objetivo tiene dos componentes principales como en [Havel, et al., 2009] y [Novak, et al., 2011]. El primero de ellos relativo a los costes de operación (costes de energía más costes de arranque y parada de las unidades de AR) y el segundo de ellos relativo al coste por incumplimiento (costes por no seguir adecuadamente en la zona de regulación la consigna de potencia exigida a la zona).

El coste de penalización por incumplir depende de las reglas del sistema eléctrico de potencia en el que se encuentre la zona de regulación y es debido a una respuesta dinámica inadecuada. Como se detalló en el capítulo 2, es habitual que la penalización por incumplimientos se cuantifique en función de la energía requerida que no se ha suministrado en la zona o en función de los periodos de tiempo en los que ha habido esa respuesta dinámica inadecuada. En [Havel, et al., 2009] y [Novak, et al., 2011], el segundo término de la función objetivo sólo tiene en cuenta la penalización por energía (se penaliza cada MW·h de error de control de área (ACE) descompensado).

Con el fin de tener una formulación del problema lo más global posible, en el término de la función objetivo relativo a los costes por incumplimientos, se incluyen en esta tesis, tanto la penalización por energía como la penalización por tiempo. En función de la zona de regulación secundaria que se quiera estudiar se ponderarán dichos costes o se anulará alguno de los dos términos.

5.2.3. MODELADO DE LAS IMPLICACIONES DE UNA RESTRICCIÓN $\geq$

En la siguiente sección (sección 5.3) se presentará la formulación matemática del modelado del problema de optimización de AR. Aquellas restricciones del problema que representen una implicación del tipo $\geq$ deberán ser formuladas de la siguiente manera [H. Paul Williams, 2013]:

La implicación:

$$\delta = 1 \rightarrow \sum_j a_j \cdot x_j \geq b \quad (6)$$

es equivalente a

$$\sum_j a_j \cdot x_j \geq b + m (1 - \delta) \quad (7)$$

Siendo m una cota inferior de la restricción para cualquier valor de x_j

$$\sum_j a_j \cdot x_j - b \geq m \quad (8)$$

Se deduce que si $\delta = 1$ se impone la restricción y si $\delta = 0$ no hay implicación alguna.

Adicionalmente, la implicación:

$$\sum_j a_j \cdot x_j \geq b \rightarrow \delta = 1 \quad (9)$$

Es equivalente a

$$\sum_j a_j \cdot x_j \leq b - \varepsilon + (M + \varepsilon) \cdot \delta \quad (10)$$

Siendo M una cota superior de la restricción para cualquier valor de x_j

$$\sum_j a_j \cdot x_j - b \leq M \quad (11)$$

5.2.4. LINEALIZACIÓN DE LA CURVA DE COSTES

El coste de generación de las unidades que participan en la zona de regulación secundaria responde a una ecuación cuadrática. Para poder utilizar dicha ecuación en el problema de optimización desarrollado en este capítulo, ésta ha de ser linealizada. Es preciso señalar que esta linealización es posible al tratarse de una función convexa. A continuación se describe la metodología para la linealización de una ecuación cuadrática genérica.

En la Figura 5-2, dibujada en azul se muestra la curva que se quiere linealizar. La curva responde a la siguiente ecuación:

$$y_m = A + (B \cdot x_m) + (C \cdot x_m^2) \quad (12)$$

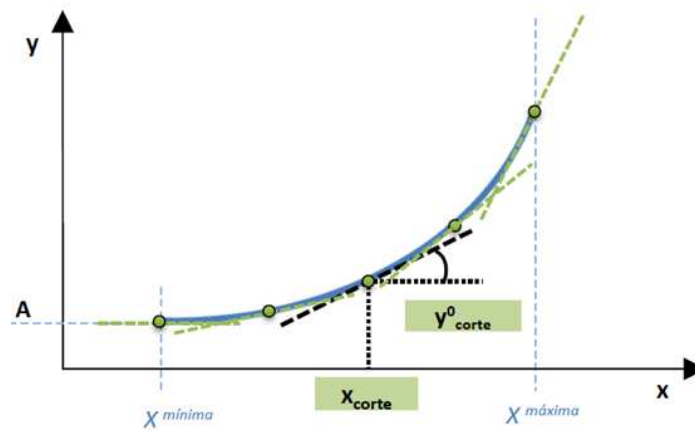


Figura 5-2. Curva cuadrática genérica.

En primer lugar, se divide la curva en N puntos (que se denominan cortes y que están marcados con un punto verde en la Figura 5-2). Para cada corte ct se calcula el valor de la x_{ct} , el valor de la función (y_{ct}^0) y el valor de la derivada $der(y_{ct})$.

El problema de optimización inicial:

$$\min[A + (B \cdot x_m) + (C \cdot x_m^2)] \quad (13)$$

Puede ser transformado en:

$$\min(y_m) \quad (14)$$

Sujeto a los N cortes:

$$y_m \geq y_{ct}^0 + der(y_{ct}) \cdot (x_m - x_{ct}) \quad ct = 1 \dots N \quad (15)$$

Notar que cada ecuación del corte corresponde a una restricción lineal:

$$y_m \geq K_{ct}^A + (K_{ct}^B \cdot x_m) \quad (16)$$

Donde:

$$y_{ct}^o = A + (B \cdot x_{ct}) + (C \cdot x_{ct}^2) \quad (17)$$

$$K_{ct}^A = A - (C \cdot x_{ct}^2) \quad (18)$$

$$K_{ct}^B = B + (2 \cdot C \cdot x_{ct}) \quad (19)$$

El cálculo de x_{ct} , y_{ct}^o , K_{ct}^A y de K_{ct}^B se realiza fuera de la optimización.

5.2.5. MODELADO DE UNIDADES DE AR

La descripción del comportamiento de las unidades de AR se ha presentado en el apéndice A. En esta subsección se resume el comportamiento de dichas unidades enfatizando los detalles que serán necesarios para su modelado en el problema de optimización.

La Figura 5-3 muestra el funcionamiento de una unidad de AR. La potencia generada por cada unidad de AR que ha sido arrancada ha de estar dentro de su límite mínimo y máximo de potencia. Desde que se decide arrancar un generador de AR hasta que se completa su arranque ha de transcurrir un tiempo determinado denominado en la parte superior de la Figura 5-3 “*Duración arranque*”. Una vez finalizado el tiempo que dura el arranque la unidad se ha de encontrar generando la potencia mínima de la misma. Desde que se decide parar un generador de AR y éste alcanza su mínimo técnico hasta que se completa su parada ha de transcurrir un tiempo determinado denominado en la parte superior de la Figura 5-3 “*Duración parada*”. Una unidad de AR una vez que se decide su arranque ha de permanecer arrancada durante un tiempo mínimo denominado en la parte superior de la Figura 5-3 “*Tiempo mínimo arrancada*”. Una vez transcurrido ese tiempo la unidad podrá iniciar su parada. Una unidad de AR, una vez que se decide parar y ha alcanzado su mínimo técnico, ha de permanecer parada durante un tiempo mínimo denominado en la parte superior de la Figura 5-3 “*Tiempo mínimo parada*”.

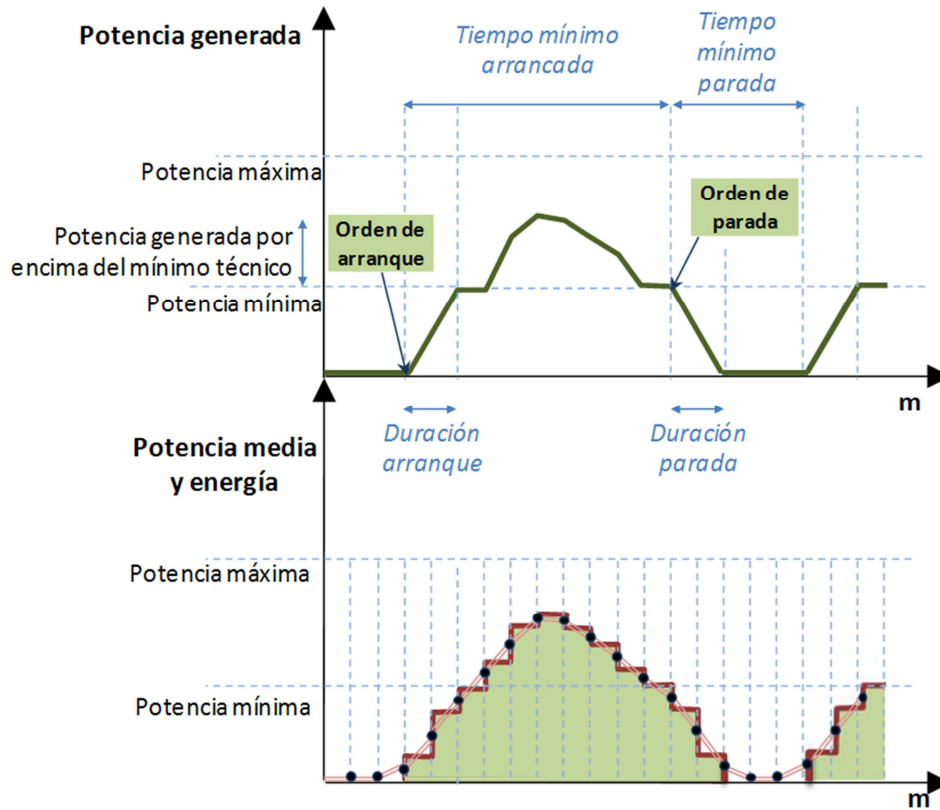


Figura 5-3. Descripción del funcionamiento de una unidad de AR.

La potencia generada por cada unidad de AR que está regulando debe cumplir unas rampas límites de subida y de bajada. Durante el arranque, como éste tiene una duración determinada (*"Duración arranque"*) hasta llegar a la potencia mínima de la unidad, la potencia generada durante el mismo cumple una rampa de subida constante. De la misma forma, durante la parada, la unidad pasa de su mínimo técnico a no generar en un tiempo determinado (*"Duración parada"*) por lo que la potencia generada por la unidad durante la parada cumple una rampa de bajada constante.

Cabe señalar que la energía que se tendrá en cuenta como energía acoplada a la zona de regulación incluye la energía aportada durante el arranque y parada de cada unidad de AR. Es decir, se supondrá que la unidad se acopla a la zona de regulación secundaria desde que se inicia su arranque. Sin embargo, la unidad no participa en el reparto de consigna de la zona (no regula) hasta que no está completamente arrancada. Igualmente deja de participar en el reparto una vez se ha iniciado su parada, aunque la energía aportada durante la parada sí se tiene en cuenta. Se observa en la figura también que durante los instantes en los que la unidad está regulando, a la potencia que genera por encima de su mínimo técnico se le denomina *"Potencia generada por encima del mínimo técnico"*. La potencia generada por la unidad de AR cuando ésta está regulando será por tanto la suma de su mínimo técnico más la variable denominada *"Potencia generada por encima del mínimo técnico"*. Dicha separación facilita el modelado de las restricciones posteriores de cada unidad.

En la parte inferior de la Figura 5-3 se muestra la potencia media y la energía aportada por la unidad de AR. La potencia media se calcula como la semisuma de las potencias

inicial y final de cada periodo. La energía representa el área delimitada por la curva de potencias medias.

5.3. FORMULACIÓN MATEMÁTICA

En esta sección se presenta la formulación matemática del problema de optimización. En concreto, en la subsección 5.3.1 se presenta la nomenclatura utilizada durante esta sección. En las subsecciones 5.3.2 y 5.3.3 se describen la función objetivo y las restricciones del problema de optimización. Para facilitar la lectura, los parámetros se representan en mayúsculas, mientras que las variables en minúsculas. Es preciso señalar que las variables del modelo son siempre positivas, es decir, estarán acotadas inferiormente por el valor 0.

5.3.1. NOMENCLATURA

Índices

Símbolo	Descripción
gac	Unidad acoplada de la zona
gAR	Unidad de AR de la zona
m	Muestra m
ct	Corte de la curva de los costes del generador

Parámetros

Símbolo	Descripción
Parámetros de las unidades acopladas independientes de la muestra	
P_{gac}^0	Potencia inicial generada por la unidad acoplada gac [MW]
C_{gac}^{fijo}	Componente fijo del coste de generación de la unidad acoplada gac [€/h]
C_{gac}^{lin}	Componente lineal del coste de generación de la unidad acoplada gac [€/MW·h]
C_{gac}^{cuad}	Componente cuadrático del coste de generación de la unidad acoplada gac [€/MW ² ·h]
R_{gac}^{sub}	Rampa de subida de respuesta en secundaria de la unidad acoplada gac [MW/min]
R_{gac}^{baj}	Rampa de bajada de respuesta en secundaria de la unidad acoplada gac [MW/min]
Parámetros de las unidades acopladas dependientes de la muestra	
$P_{gac,m}^{max}$	Límite máximo de potencia de la unidad acoplada gac en la muestra m [MW]
$P_{gac,m}^{min}$	Límite mínimo de potencia de la unidad acoplada gac en la muestra m [MW]
Parámetros de las unidades de AR independientes de la muestra	
$P_{gAR}^{0sobrepmin}$	Potencia inicial generada por la unidad de AR gAR (por encima de su mínimo técnico) [MW]
U_{gAR}^0	Valor inicial de la variable binaria que define el estado de la unidad de AR gAR [0,1]
V_{gAR}^0	Valor inicial de la variable continua que indica si a la unidad de AR gAR se le ha mandado arrancar [0,1] (Continua limitada a 0,1)
C_{gAR}^{fijo}	Componente fijo del coste de generación de la unidad de AR gAR [€/h]
C_{gAR}^{lin}	Componente lineal del coste de generación de la unidad de AR gAR [€/MW·h]
C_{gAR}^{cuad}	Componente cuadrático del coste de generación de la unidad de AR gAR [€/MW ² ·h]
C_{gAR}^{arr}	Coste de arranque de la unidad de AR gAR [€/Arranque]
C_{gAR}^{par}	Coste de parada de la unidad de AR gAR [€/Parada]
P_{gAR}^{max}	Límite máximo de potencia de la unidad de AR gAR [MW]
P_{gAR}^{min}	Límite mínimo de potencia de la unidad de AR gAR [MW]
R_{gAR}^{sub}	Rampa de subida de respuesta en secundaria de la unidad de AR gAR [MW/min]

Símbolo	Descripción
R_{gAR}^{baj}	Rampa de bajada de respuesta en secundaria de la unidad de AR gAR [MW/min]
T_{gAR}^{arr}	Duración del arranque de la unidad de AR gAR [min]
T_{gAR}^{par}	Duración de la parada de la unidad de AR gAR [min]
T_{gAR}^{minarr}	Tiempo mínimo que la unidad de AR gAR tiene que permanecer arrancada [min]
T_{gAR}^{minpar}	Tiempo mínimo que la unidad de AR gAR tiene que permanecer parada [min]
Parámetros de la zona independientes de la muestra	
$C^{inc_energia}$	Coste de penalización a la zona por incumplimiento de energía [€/MW·h]
C^{inc_tiempo}	Coste de penalización a la zona por incumplimiento de tiempo [€/h]
Parámetros de la zona dependientes de la muestra	
P_m^{req}	Potencia requerida a la zona de regulación en la muestra m [MW]
$P_m^{maxzona}$	Límite superior de la banda secundaria casada por la zona [MW]
Parámetros de la curva de costes de las unidades acopladas independientes de la muestra	
$C_{gac,ct}^{gen0}$	Costes en los cortes resultados de la linealización de la curva de costes cuadrática [€/h]
$P_{gac,ct}^{gct}$	Potencia de los cortes resultados de la linealización de la curva de costes cuadrática [MW]
$K_{gac,ct}^A$	Constante A en la linealización de la curva de costes [€/h]
$K_{gac,ct}^B$	Constante B en la linealización de la curva de costes [€/MW·h]
Parámetros de la curva de costes de los generadores de AR independientes de la muestra	
$C_{gAR,ct}^{gen0}$	Costes en los cortes resultados de la linealización de la curva de costes cuadrática [€/h]
$P_{gAR,ct}^{gct}$	Potencia de los cortes resultados de la linealización de la curva de costes cuadrática [MW]
$K_{gAR,ct}^A$	Constante A en la linealización de la curva de costes [€/h]
$K_{gAR,ct}^B$	Constante B en la linealización de la curva de costes [€/MW·h]

Variables continuas

Símbolo	Descripción
Variables continuas de los generadores acoplados	
$p_{gen_{gac,m}}$	Potencia generada por los generadores acoplados al final de la muestra m [MW]
$\overline{p_{gen_{gac,m}}}$	Potencia media generada por los generadores acoplados en la muestra m [MW]
$c_{gac,m}^{ct}$	Coste linealizado de la curva de costes de los generadores acoplados [€/h]
Variables continuas de los generadores de AR	
$p_{gen_{gAR,m}}^{sobrepmin}$	Potencia generada por los generadores de AR por encima de su mínimo técnico [MW]
$v_{gAR,m}$	Variable de los generadores de AR que toma el valor de 1 si al generador se le ha mandado arrancar y 0 en caso contrario
$w_{gAR,m}$	Variable de los generadores de AR que toma el valor de 1 si al generador se le ha mandado parar y 0 en caso contrario
$ptot_{gAR,m}$	Potencia total generada por los generadores de AR al final de la muestra m [MW]
$\overline{p_{gen_{gAR,m}}}$	Potencia media generada por los generadores de AR en la muestra m [MW]
$c_{gAR,m}^{ct}$	Coste linealizado de la curva de costes de los generadores de AR [€/h]
Variables continuas de la zona	
$\overline{p_{genzona_m}}$	Potencia media generada por la zona en la muestra m [MW]
$inczona_m^{max}$	Incumplimiento superior del requerimiento de la zona [MW]
$inczona_m^{min}$	Incumplimiento inferior del requerimiento de la zona [MW]

Variables binarias

Símbolo	Descripción
Variables binarias de los generadores de AR	
$u_{gAR,m}$	Variable binaria de los generadores de AR que toma el valor de 1 si el generador está arrancado, y 0 en el caso contrario (arrancando, parando o parado)
Variables binarias de la zona	
δ_m^{inc}	Variable binaria que toma valor 1 si se considera que la zona está incumpliendo según el umbral de incumplimiento asignado y 0 en caso contrario

Escalares

Símbolo	Descripción
ε	Número pequeño para restricciones = 10^{-9}
$step$	Paso de simulación = 4 segundos
$umbralinc$	Umbral para considerar incumplimiento de tiempo = 10^{-7} MW
$divisiones$	Número de cortes realizados a la curva de costes para su linealización = 10

5.3.2. FUNCIÓN OBJETIVO

Como se adelantó en la subsección 5.2.2, la función objetivo de este problema de optimización tiene dos componentes principales como en [Havel, et al., 2009] y [Novak, et al., 2011]. Las ecuaciones (20), (21), (22), (23), y (24) describen la función objetivo. La ecuación (20) formula los costes de operación, es decir, los costes de energía de las unidades de AR y de los generadores acoplados así como los costes de arranque y parada de los grupos de AR. Nótese que $c_{g,m}^{ct}$ es el coste linealizado de la curva de costes cuadrática de los generadores (gAR y gac) en [€/h] en la muestra m . La ecuación (21) formula el coste por incumplimiento de la energía requerida que no se ha suministrado y la ecuación (22) el coste por incumplimiento de los periodos de tiempo en los que se han dejado de suplir los requerimientos. La ecuación (23) formula el coste por incumplimiento total y finalmente la función objetivo completa se muestra en la ecuación (24).

A continuación se detallan las componentes de operación y de incumplimientos de la función objetivo:

$$FO_{Operación} = \sum_{gac,m} c_{gac,m}^{ct} \cdot \frac{step}{3600} + \sum_{gAR,m} \left(c_{gAR,m}^{ct} \cdot \frac{step}{3600} + C_{gAR}^{arr} \cdot v_{gAR,m} + C_{gAR}^{par} \cdot w_{gAR,m} \right) \quad (20)$$

$$FO_{Incumplimientos ESNS} = \sum_m \left(C^{inc_{energía}} \cdot \frac{step}{3600} \cdot [inczona_m^{max} + inczona_m^{min}] \right) \quad (21)$$

$$FO_{Incumplimientos TI} = \sum_m \left(C^{inc_{tiempo}} \cdot \frac{\text{step}}{3600} \cdot \delta_m^{inc} \right) \quad (22)$$

Donde:

$$FO_{Incumplimientos} = FO_{Incumplimientos ESNS} + FO_{Incumplimientos TI} \quad (23)$$

$$FO = FO_{Operación} + FO_{Incumplimientos} \quad (24)$$

5.3.3. RESTRICCIONES

Las restricciones de esta subsección se presentan, por orden, según sean restricciones que modelan el comportamiento de los generadores acoplados, restricciones que modelan el comportamiento de las unidades de AR o restricciones relativas al funcionamiento de la zona de regulación.

5.3.3.1. RESTRICCIONES DE LAS UNIDADES ACOPLADAS

A continuación se detallan las restricciones del comportamiento de los generadores acoplados.

La potencia generada por cada unidad acoplada ha de estar dentro de su límite mínimo y máximo de potencia. La potencia generada por cada unidad acoplada debe cumplir unas rampas límites de subida y de bajada.

Por cada generador acoplado existirán por lo tanto cuatro restricciones que son las siguientes:

Restricción límite superior de potencia: la ecuación (25) modela que la potencia generada por la unidad acoplada no podrá ser superior a su límite máximo de potencia.

$$p_{gen_{gac,m}} \leq P_{gac,m}^{max} \quad \forall gac, m \quad (25)$$

Restricción límite inferior de potencia: la ecuación (26) modela que la potencia generada por la unidad acoplada no podrá ser inferior a su límite mínimo de potencia.

$$p_{gen_{gac,m}} \geq P_{gac,m}^{min} \quad \forall gac, m \quad (26)$$

Restricción rampa máxima de subida: la ecuación (27) modela que la potencia generada por cada unidad acoplada en la muestra m , menos la generada por la misma unidad en la muestra anterior deberá ser inferior a su rampa límite de subida.

$$pgen_{gac,m} - pgen_{gac,m-1} \leq \frac{\text{step}}{60} \cdot R_{gac}^{sub} \quad \forall gac, m \quad (27)$$

Restricción rampa máxima de bajada: la ecuación (28) modela que la potencia generada por cada unidad acoplada en la muestra m , menos la generada por la misma unidad en la muestra anterior deberá ser superior a su rampa límite de bajada (con valor negativo).

$$pgen_{gac,m} - pgen_{gac,m-1} \geq -\frac{\text{step}}{60} \cdot R_{gac}^{baj} \quad \forall gac, m \quad (28)$$

Cálculo de la potencia media: la potencia media en la muestra m de cada unidad acoplada se calcula como la semisuma de la potencia generada por la misma en la muestra m y la generada por la misma en la muestra anterior. Dicho calculo queda descrito en la ecuación (29).

$$\overline{pgen}_{gac,m} = \frac{pgen_{gac,m} + pgen_{gac,m-1}}{2} \quad \forall gac, m \quad (29)$$

Restricción de los cortes de los costes: el coste de generación de los grupos acoplados responde a una ecuación cuadrática de la forma mostrada en la ecuación (30):

$$costgen_{gac,m} = C_{gac}^{fijo} + (C_{gac}^{lin} \cdot \overline{pgen}_{gac,m}) + (C_{gac}^{cuad} \cdot \overline{pgen}_{gac,m}^2) \quad \forall gac, m \quad (30)$$

Puesto que el coste de los grupos acoplados no responde a una ecuación lineal, se linealiza dicha ecuación de costes según el procedimiento mostrado en la subsección 5.2.4 de la sección 5.2. La restricción que queda reflejada en el problema de optimización es la mostrada en la ecuación (31):

$$c_{gac,m}^{ct} \geq K_{gac,ct}^A + (K_{gac,ct}^B \cdot \overline{pgen}_{gac,m}) \quad \forall gac, m, ct \quad (31)$$

Donde $K_{gac,ct}^A$ y $K_{gac,ct}^B$ se han calculado fuera de la optimización según las ecuaciones (18) y (19) mostradas en la subsección 5.2.4 de la sección 5.2.

5.3.3.2. RESTRICCIONES DE LAS UNIDADES DE ARRANQUE RÁPIDO

A continuación se detallan las restricciones del comportamiento de las unidades de AR. El comportamiento general de las unidades de AR añadiendo los detalles para el

modelado de las mismas en el problema de optimización se describió en la subsección 5.2.5 de la sección 5.2.

En la parte superior de la Figura 5-4 se muestran los parámetros del comportamiento de las unidades de AR relativos a las potencias (máxima, mínima y generada por encima del mínimo técnico) y a los tiempos (duración de arranque y parada y tiempos mínimos arrancada y parada). En la parte media de la Figura 5-4 se muestra la nomenclatura que se ha utilizado en el modelado de este problema para denominar todos esos parámetros.

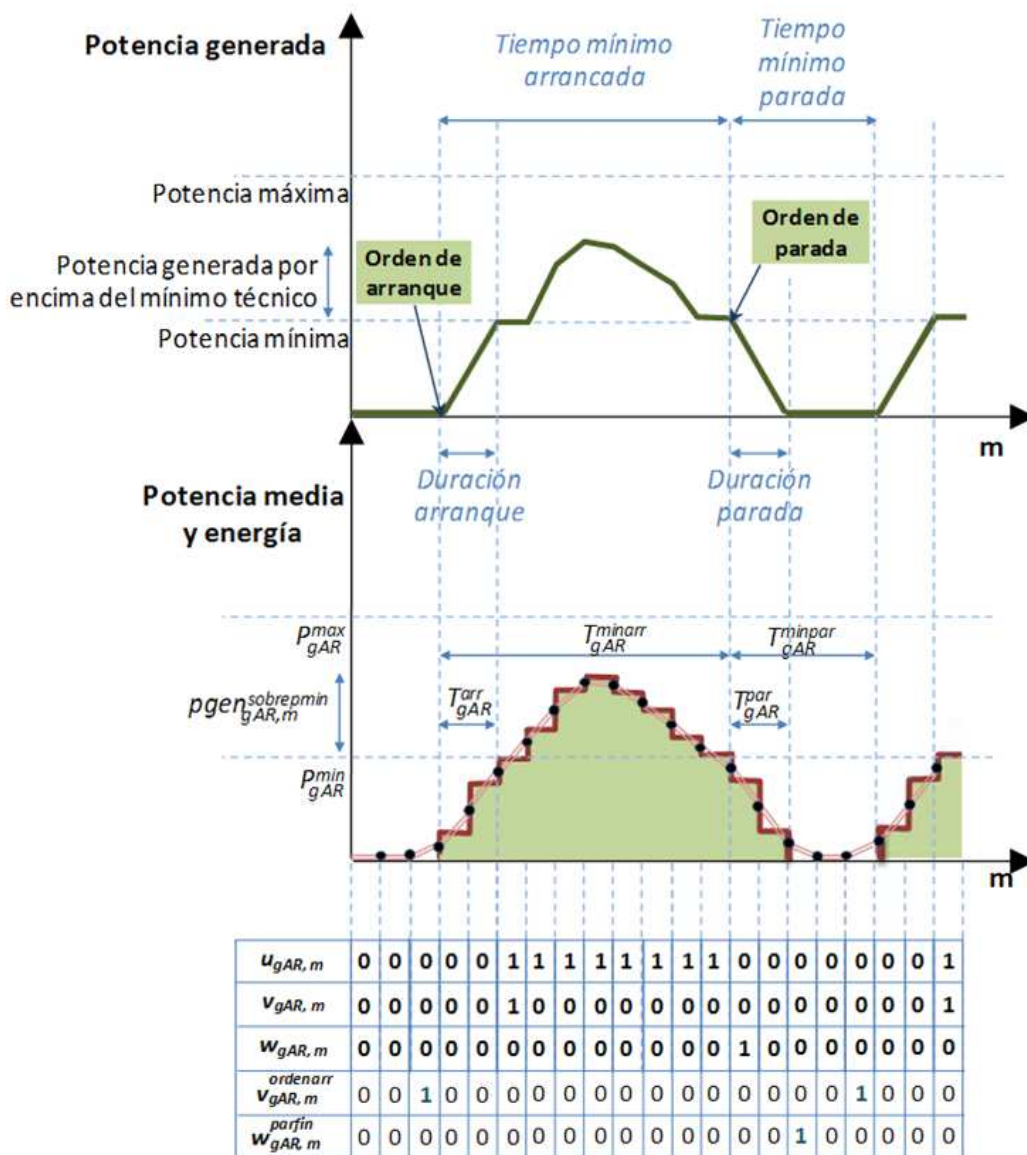


Figura 5-4. Descripción del funcionamiento de una unidad de AR, aplicada al problema de optimización.

En último lugar, las variables $u_{gAR, m}$, $v_{gAR, m}$ y $w_{gAR, m}$ son las encargadas de indicar los instantes en los que la unidad está regulando, ha empezado a regular y ha dejado de regular respectivamente. La variable $u_{gAR, m}$ se ha modelado como una variable binaria, mientras que las variables $v_{gAR, m}$ y $w_{gAR, m}$ se han modelado como variables continuas limitadas al intervalo $[0,1]$. Dicha formulación se ha hecho de acuerdo a

[Morales-Espana, et al., 2013], ya que se presentan menores tiempos de ejecución que si las tres variables se definieran como binarias. En la parte inferior de la Figura 5-4 se muestra un ejemplo de los instantes en los que estas tres variables toman el valor 1. Adicionalmente, las variables $v_{gAR,m}^{ordenarr}$ y $w_{gAR,m}^{parfin}$ indican el instante en el que se ha dado la orden de arranque y el instante en el que se ha finalizado la parada, respectivamente. Dichas variables no tiene que estar incluidas en el problema de optimización como tal sino que se pueden calcular a posteriori teniendo en cuenta la duración de arranque y de parada de la unidad. Su valor también se muestra en la parte inferior de la Figura 5-4.

Por cada unidad de AR existen siete restricciones que son las siguientes:

Restricción límites de potencia: la ecuación (32) modela que la potencia generada por encima del mínimo técnico por el generador de AR cuando ésta está regulando, no podrá ser superior a su límite máximo de potencia ni inferior a su límite mínimo de potencia. Esta restricción fuerza a que la potencia total generada por la unidad sea igual a su límite inferior al inicio y al final de su periodo de regulación (la variable que refleja potencia generada por encima del mínimo técnico toma un valor igual a 0 en dichos periodos) [Morales-Espana, et al., 2013]. A su vez se impone que sólo se pueda dar orden de parada si en la muestra anterior la unidad produce exactamente su mínimo técnico.

$$0 \leq pgen_{gAR,m}^{sobrepmin} \leq (P_{gAR}^{max} - P_{gAR}^{min}) \cdot (u_{gAR,m} - w_{gAR,m+1}) \quad \forall gAR, m \quad (32)$$

Restricción de tiempo mínimo arrancado: La ecuación (33) describe que un generador de AR, una vez finalizado su arranque, ha de permanecer arrancado y regulando durante al menos un tiempo mínimo.

$$\sum_{m=1}^M \left[\frac{60}{step} (T_{gAR}^{minarr} - T_{gAR}^{arr}) \right] v_{gAR,m} \leq u_{gAR,m} \quad \forall gAR, m \quad (33)$$

Restricción de tiempo mínimo parado: La ecuación (34) describe que un generador de AR, una vez finalizada su parada, ha de permanecer sin poder regular durante al menos un tiempo mínimo.

$$\sum_{m=1}^M \left[\frac{60}{step} (T_{gAR}^{minpar} + T_{gAR}^{arr}) \right] w_{gAR,m} \leq 1 - u_{gAR,m} \quad \forall gAR, m \quad (34)$$

Restricción rampa máxima de subida: la ecuación (35) modela que la potencia generada por encima del mínimo técnico de cada generador de AR en la muestra m, menos la generada por encima del mínimo técnico por el mismo generador en la muestra anterior deberá ser inferior a su rampa límite de subida.

$$p_{gen_{gAR,m}}^{sobrepmin} - p_{gen_{gAR,m-1}}^{sobrepmin} \leq \frac{\text{step}}{60} \cdot R_{gAR}^{sub} \quad \forall gAR, m \quad (35)$$

Restricción rampa máxima de bajada: la ecuación (36) modela que la potencia generada por encima del mínimo técnico de cada generador de AR en la muestra m, menos la generada por encima del mínimo técnico por el mismo generador en la muestra anterior deberá ser superior a su rampa límite de bajada (con valor negativo).

$$p_{gen_{gAR,m}}^{sobrepmin} - p_{gen_{gAR,m-1}}^{sobrepmin} \geq -\frac{\text{step}}{60} \cdot R_{gAR}^{baj} \quad \forall gAR, m \quad (36)$$

Restricción de ligadura de comienzo y fin de regulación por parte del generador de AR: La ecuación (37) activa y desactiva las variables $u_{gAR,m}$, $v_{gAR,m}$ y $w_{gAR,m}$ que son las encargadas de indicar los instantes en los que la unidad está regulando, ha empezado a regular y ha dejado de regular respectivamente.

$$u_{gAR,m} - u_{gAR,m-1} = v_{gAR,m} - w_{gAR,m} \quad \forall gAR, m \quad (37)$$

Límite mínimo y máximo de las variables continuas de los generadores de AR: Estas dos ecuaciones (38) y (39) fuerzan a las variables definidas como continuas a permanecer dentro del intervalo [0,1].

$$0 \leq v_{gAR,m} \leq 1 \quad \forall gAR, m \quad (38)$$

$$0 \leq w_{gAR,m} \leq 1 \quad \forall gAR, m \quad (39)$$

Cálculo de la potencia media de los generadores de AR: la potencia media en la muestra m de cada unidad de AR se calcula como la semisuma de la potencia total generada por la misma al final de la muestra m y la generada por la misma al final de la muestra anterior. En el caso de las unidades de AR la ecuación para calcular esta potencia media va a tener cuatro términos (mostrados en la ecuación (40)). Los dos primeros términos de la ecuación (40), corresponden al cálculo de la potencia media cuando la unidad se encuentra regulando. El tercer término corresponde con la potencia media durante la parada de la unidad de AR. Se observa que en este tercer término, los dos valores encerrados entre corchetes corresponden con la potencia generada durante la parada al final de la muestra m y al final de la muestra m-1 respectivamente. El cuarto término de la ecuación corresponde con la potencia media durante el arranque de la unidad de AR. Se observa que en este cuarto término, los dos valores encerrados entre corchetes corresponden con la potencia generada durante el arranque al final de la muestra m y al final de la muestra m-1 respectivamente.

$$\begin{aligned} \overline{pgen}_{gAR,m} = & P_{gAR}^{min} \cdot u_{gAR,m} + \frac{pgen_{gAR,m}^{sobrepmin} + pgen_{gAR,m-1}^{sobrepmin}}{2} + \\ & \sum_{i=1}^{\left\lceil \frac{60}{step} \cdot (T_{gAR}^{par}) \right\rceil} \frac{\left[P_{gAR}^{min} - \left(\frac{P_{gAR}^{min}}{60 \cdot \frac{T_{gAR}^{arr}}{step}} \cdot (i-1) \right) \right] + \left[P_{gAR}^{min} - \left(\frac{P_{gAR}^{min}}{60 \cdot \frac{T_{gAR}^{arr}}{step}} \cdot (i) \right) \right]}{2} \cdot w_{gAR,m-i+1} + \\ & \sum_{i=1}^{\left\lceil \frac{60}{step} \cdot (T_{gAR}^{arr}) \right\rceil} \frac{\left[\frac{P_{gAR}^{min}}{60 \cdot \frac{T_{gAR}^{arr}}{step}} \cdot (i-1) \right] + \left[\frac{P_{gAR}^{min}}{60 \cdot \frac{T_{gAR}^{arr}}{step}} \cdot (i) \right]}{2} \cdot v_{gAR,m-i+\frac{60 \cdot T_{gAR}^{arr}}{step}+1} \quad \forall gAR, m \end{aligned} \quad (40)$$

Restricción de los cortes de los costes: el coste de generación de los generadores de AR responde a una ecuación cuadrática de la forma mostrada en la ecuación (41):

$$costgen_{gAR,m} = C_{gAR}^{fijo} + \left(C_{gAR}^{lin} \cdot \overline{pgen}_{gAR,m} \right) + \left(C_{gac}^{cuad} \cdot \overline{pgen}_{gAR,m}^2 \right) \quad gAR, m \quad (41)$$

Puesto que el coste de los grupos de AR no responde a una ecuación lineal, se linealiza dicha ecuación de costes según el procedimiento mostrado en la subsección 5.2.4 de la sección 5.2. La restricción que queda reflejada en el problema de optimización es la mostrada en la ecuación (42):

$$C_{gAR,m}^{ct} \geq K_{gAR,ct}^A \cdot u_{gAR,m} + (K_{gAR,ct}^B \cdot \overline{pgen}_{gAR,m}) \quad \forall gAR, m, ct \quad (42)$$

Donde $K_{gAR,ct}^A$ y $K_{gAR,ct}^B$ se han calculado fuera de la optimización según las ecuaciones (18) y (19) mostradas en la subsección 5.2.4 de la sección 5.2.

Nota: En la ecuación (41) y en la ecuación (42) aparece el término $\overline{pgen}_{gAR,m}$, que corresponde con la potencia media total generada en la muestra m por cada unidad de AR, para el cálculo de los costes de generación. Sin embargo, para este cálculo sólo se va a tener en cuenta la potencia media generada cuando la unidad está regulando, descartando los términos de potencia media durante el arranque y la parada. Es decir, que en lugar de $\overline{pgen}_{gAR,m}$ se introducen únicamente los dos primeros términos utilizados en su cálculo de la ecuación (40):

$$\left[P_{gAR}^{min} \cdot u_{gAR,m} + \frac{pgen_{gAR,m}^{sobrepmin} + pgen_{gAR,m-1}^{sobrepmin}}{2} \right]$$

Se ha dejado la formulación con el valor $\overline{pgen}_{gAR,m}$ para simplificar las ecuaciones mostradas.

5.3.3.3. RESTRICCIONES DE LA ZONA DE REGULACIÓN SECUNDARIA

A continuación se detallan las restricciones del comportamiento de zona de regulación secundaria.

En primer lugar, la potencia media total generada por la zona de regulación corresponde con la suma de la potencia media generada por todos los grupos acoplados más la potencia media generada por los grupos de AR que se encuentran acoplados. La potencia media generada por todos los grupos de la zona diferirá de la potencia media requerida por la zona en los valores $inczona_m^{max}$ e $inczona_m^{min}$ según se incumpla por defecto o por exceso, respectivamente. Como se comentó en la descripción de la función objetivo, se va a incluir la posibilidad de penalización por tiempo incumplido. Es por ello que se deberá incluir aquellas restricciones que permitan calcular dicho tiempo.

A continuación se presenta el modelado de las restricciones que reflejan el comportamiento de la zona de regulación:

Restricción de potencia media generada por la zona: la ecuación (43) modela que la potencia media generada por la zona es la suma de todas las potencias medias de todos los generadores (los acoplados y los de AR que se encuentra acoplados).

$$\sum_{gac} \overline{pgen}_{gac,m} + \sum_{gAR} \overline{pgen}_{gAR,m} = \overline{pgenzona}_m \quad \forall m \quad (43)$$

Restricción de incumplimientos por energía: los valores $inczona_m^{max}$ e $inczona_m^{min}$ corresponden con las diferencias (positiva y negativa) entre la potencia media generada por la zona al final de la muestra y la potencia media requerida a la zona al final de la muestra (ecuación (44)).

$$\overline{pgenzona}_m + inczona_m^{max} - inczona_m^{min} = \frac{P_m^{req} + P_{m-1}^{req}}{2} \quad \forall m \quad (44)$$

Restricciones de incumplimientos por tiempo: se considera que se ha incumplido en una muestra m , si los valores de los incumplimientos ($inczona_m^{max}$ e $inczona_m^{min}$) en dicha muestra superan un determinado umbral ($umbralinc$). En tal caso, la variable binaria δ_m^{inc} toma el valor de 1. La implicación del incumplimiento por tiempo (ecuación (45)) se formula con dos restricciones (ecuaciones (46) y (47)) según el procedimiento descrito en la subsección 5.2.3 de la sección 5.2.

La implicación:

$$inczona_m^{max} + inczona_m^{min} \geq umbralinc \Leftrightarrow \delta_m^{inc} = 1 \quad \forall m \quad (45)$$

Se formula con las dos restricciones:

$$inczona_m^{max} + inczona_m^{min} \leq umbralinc - \varepsilon + [(P_m^{maxzona} + \varepsilon) \cdot \delta_m^{inc}] \quad \forall m \quad (46)$$

$$inczona_m^{max} + inczona_m^{min} \geq umbralinc - umbralinc \cdot (1 - \delta_m^{inc}) \quad \forall m \quad (47)$$

Siendo $P_m^{maxzona}$ y $(-umbralinc)$ las cotas superior e inferior (M y m) de las restricciones calculadas según lo indicado en la subsección 5.2.3 de la sección 5.2.

5.4. VALIDACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL MODELO

En esta sección se presenta la validación del comportamiento del modelo de optimización partiendo de un caso ejemplo de funcionamiento de una zona de regulación secundaria. En concreto, se van a utilizar en dicho ejemplo los registros de los datos de una zona de regulación secundaria correspondientes al periodo que va desde el día 14/11/2011 a las 12:00:00 hasta el mismo día a las 17:59:56. Es decir, se van a obtener los resultados correspondientes a 6 horas. El periodo de optimización contiene por tanto 5400 muestras espaciadas 4 segundos.

La descripción de los datos de entrada del caso ejemplo se muestra en la subsección 5.4.1. En dicha subsección también se describen los datos de salida que se pretenden obtener. Posteriormente, en la subsección 5.4.2 se muestran los resultados de las simulaciones que servirán para validar el comportamiento del modelo.

5.4.1. DATOS DE ENTRADA Y SALIDA

En esta subsección se detallan los datos de entrada de las unidades acopladas, los de las unidades de AR, los de la zona de regulación y para finalizar, los datos de entrada relativo a los costes. Además se indican cuáles de los resultados que se obtendrán de las simulaciones van a ser mostrados como datos de salida.

A continuación se describen los datos de entrada.

Se va a suponer que en la zona de regulación existe una única unidad acoplada que representa la respuesta de todas las unidades de la zona de manera agregada. De forma que existirá una única unidad *gac* cuya rampa de subida y bajada, límite máximo y límite mínimo serán los correspondientes a la suma de todos los grupos.

Las señales de datos de entrada de la unidad acoplada agregada se pueden observar en la Figura 5-5. En concreto se muestran los datos correspondientes a su límite superior e inferior. En dicha figura también se muestran las señales de entrada de la zona de regulación que son: la potencia requerida a la zona en regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona. Se puede apreciar que la

mayoría del tiempo la potencia requerida a la zona de regulación puede ser aportada por el grupo acoplado ya que se encuentra dentro de sus límites máximo y mínimo de potencia. Se observa como por ejemplo las unidades de AR serían necesitadas al inicio del periodo de simulación para un corto periodo de tiempo y alrededor de las 13:00 h también para un corto periodo de tiempo. Las unidades de AR vuelven a ser necesitadas a partir de las 15:00 h, esta vez para cubrir un mayor periodo de potencia requerida a la zona de regulación.

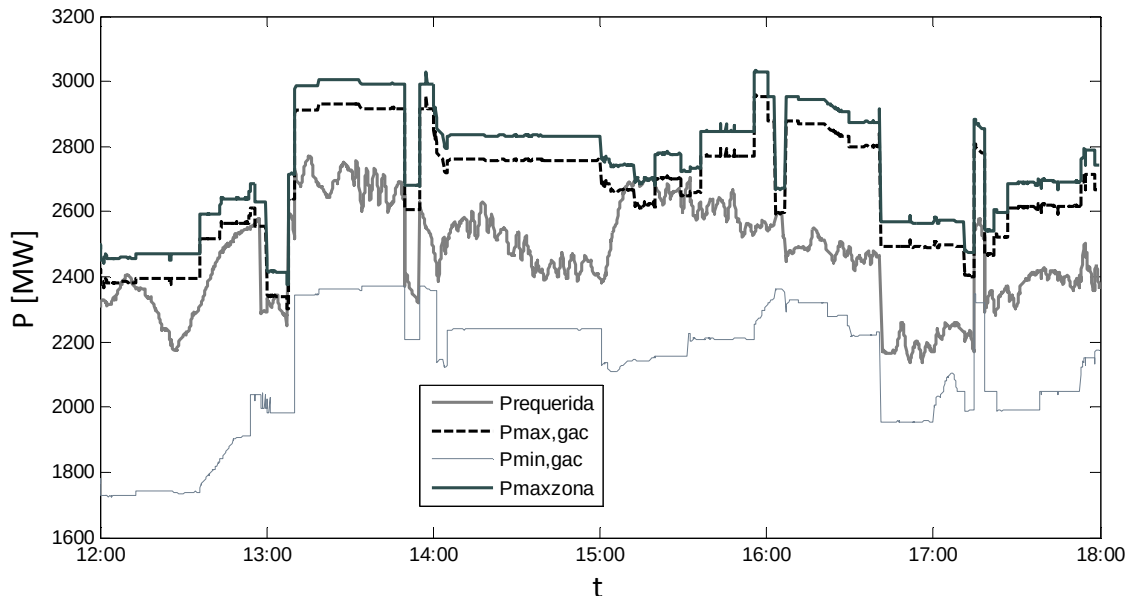


Figura 5-5. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.

El valor que toman los parámetros técnicos y económicos de la unidad acoplada se describen en Tabla B-1 y en la Tabla B-3 del apéndice B.

En dicha zona se van a utilizar dos unidades de AR cuyos parámetros técnicos se describen en el apéndice B en la Tabla B-2. Los parámetros económicos de las dos unidades de AR se resumen en la Tabla B-4.

Para la optimización se ha decidido fijar en 75 MW la banda de regulación secundaria que van a cubrir las unidades de arranque rápido y que corresponde con la suma de los límites máximos de ambas unidades.

Las señales de entrada de la zona de regulación secundaria se han representado previamente en la Figura 5-5. En concreto son: la potencia requerida a la zona de regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona.

Se ha considerado que los valores que toman los parámetros económicos de la zona en este ejemplo son los descritos en la Tabla 5-1.

$C^{inc_energia}$	C^{inc_tiempo}
$\left[\frac{€}{MW \cdot h} \right]$	$\left[\frac{€}{h} \right]$
10^6	$5 \cdot 10^5$

Tabla 5-1. Datos de la zona de regulación.

El coste que se asigna a los grupos en arranque rápido y el coste del grupo térmico agrupado se variarán para validar el comportamiento del modelo de optimización. En concreto se realizarán cinco simulaciones. Los costes de la unidad acoplada y de los grupos de AR de las cinco simulaciones se muestran en la Tabla 5-2 y en la Tabla 5-3.

En dichas tablas se observa como en la primera simulación (Simulación 1), el coste de generación que se asigna a los grupos en AR es mayor que el del resto de los grupos en AGC pero inferior al de los incumplimientos. Además el coste de arranque y parada de los grupos de AR es bajo, de forma que se intenta que permanezcan arrancadas el menor tiempo posible. Seguidamente, en la Simulación 2, el coste de generación que se asigna a los grupos en arranque rápido también es mayor que el del resto de los grupos en AGC e inferior al coste por incumplimientos. En esta simulación sin embargo, el coste de arranque y parada de las unidades de AR es alto, para intentar evitar arranques y paradas sucesivos de las unidades. Posteriormente, en la Simulación 3 el coste de generación que se asigna a los grupos en arranque rápido es menor que el del resto de los grupos en AGC e inferior al de los incumplimientos. Se pretende que las unidades de arranque rápido estén todo el rato encendidas. El coste de arranque y parada de las unidades de AR se mantiene alto. En la cuarta simulación (Simulación 4) el coste de generación que se asigna a los grupos en arranque rápido es mayor que el del resto de los grupos en AGC y además es superior al coste por incumplimientos. El coste de arranque y parada de las unidades de AR se mantiene alto. En este caso se espera que las unidades de AR no sean arrancadas. Finalmente, en la Simulación 5, de nuevo el coste de generación que se asigna a los grupos en arranque rápido es menor que el del resto de los grupos en AGC y menor al coste por incumplimientos. En esta simulación sin embargo se le asigna un coste de generación muy alto a las unidades acopladas. Este coste es superior al coste por incumplir. Se espera que las unidades acopladas se mantengan generando a mínimo técnico y que las de arranque rápido se encuentren encendidas todo el rato generando a máxima potencia.

	gac	C_{gac}^{fijo} [$\frac{€}{h}$]	C_{gac}^{lin} [$\frac{€}{MW \cdot h}$]	C_{gac}^{cuad} [$\frac{€}{MW^2 \cdot h}$]
Simulación 1	1	3000	30	0.001
Simulación 2	1	3000	30	0.001
Simulación 3	1	3000	30	0.001
Simulación 4	1	3000	30	0.001
Simulación 5	1	10^9	10^9	1

Tabla 5-2. Datos de los parámetros de la unidad acoplada de la Simulaciones 1-5.

	g_{AR}	C_{gAR}^{fijo} [$\frac{€}{h}$]	C_{gAR}^{lin} [$\frac{€}{MW \cdot h}$]	C_{gAR}^{cuad} [$\frac{€}{MW^2 \cdot h}$]	C_{gAR}^{arr} [$\frac{€}{Arr}$]	C_{gAR}^{par} [$\frac{€}{Par}$]
Simulación 1	1	4000	60	0	100	100
	2	4000	60	0	110	110
Simulación 2	1	4000	60	0	10000	10000
	2	4000	60	0	15000	15000
Simulación 3	1	100	30	0	10000	10000
	2	100	30	0	15000	15000
Simulación 4	1	10^9	10^9	0	10000	10000
	2	10^9	10^9	0	15000	15000
Simulación 5	1	4000	60	0	100	100
	2	4000	60	0	110	110

Tabla 5-3. Datos de los parámetros de las unidades de AR de la Simulaciones 1-5.

Nota: Los costes asignados a las unidades de AR, a la unidad acoplada y los costes por penalización de la zona en las distintas simulaciones no tienen por qué corresponder con costes reales y razonables de las mismas sino que han sido exagerados para validar el comportamiento del modelo.

Con todos los valores indicados para las distintas simulaciones se realizarán las optimizaciones para el periodo de datos indicado. De cada una de las simulaciones se van a presentar los siguientes resultados como datos de salida:

Para cada simulación:

- Potencia generada por cada unidad de arranque rápido calculada como la suma del mínimo técnico cuando la unidad está acoplada más la potencia generada por encima de su mínimo técnico, más la potencia generada durante el arranque y la parada.
- Potencia generada total por la zona de regulación y potencia generada por las unidades acopladas. Además, del límite máximo de potencia total de la zona, se presenta también la potencia máxima sin incluir los grupos en arranque rápido, que es la que marca la necesidad de realizar un arranque de estos grupos. Se representan además los ciclos en los que se considere que se produce un incumplimiento, es decir, cuando la potencia total generada por la zona no es igual a la consigna.
- Número de arranques y paradas: se obtiene como resultado de los problemas de optimización de cada una de las simulaciones una tabla que resume el número total de arranques de la zona.
- Incumplimientos: según se ha indicado anteriormente, es habitual que la penalización por incumplimientos se cuantifique en función de la energía requerida que no se ha suministrado o en función de los periodos de tiempo en los que se han dejado de suplir los requerimientos. Es por ello que se muestran como resultado de los problemas de optimización de cada una de las simulaciones, en la misma tabla que resume el número de arranques, los

siguientes resultados resumen: (i) tiempo de incumplimiento, TI (en minutos); (ii) porcentaje del tiempo que se ha incumplido en la zona de regulación, (en %) y (iii) Energía Secundaria No Suministrada (ESNS) en [MWh].

5.4.2. RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

Con todos los valores indicados para cada una de las simulaciones se realiza la optimización para el periodo de datos indicado.

La Figura 5-6 muestra la potencia generada por cada unidad de arranque rápido (unidad de AR 1 a la izquierda y unidad de AR 2 a la derecha) para cada una de las 5 simulaciones. En la Figura 5-7 se han representado, para cada una de las simulaciones, la potencia generada total por la zona, la potencia generada por la unidad acoplada, el límite de potencia total de la zona y la potencia máxima sin incluir los grupos en AR. Además se muestran en dicha figura los ciclos de cada simulación en los que se producen incumplimientos.

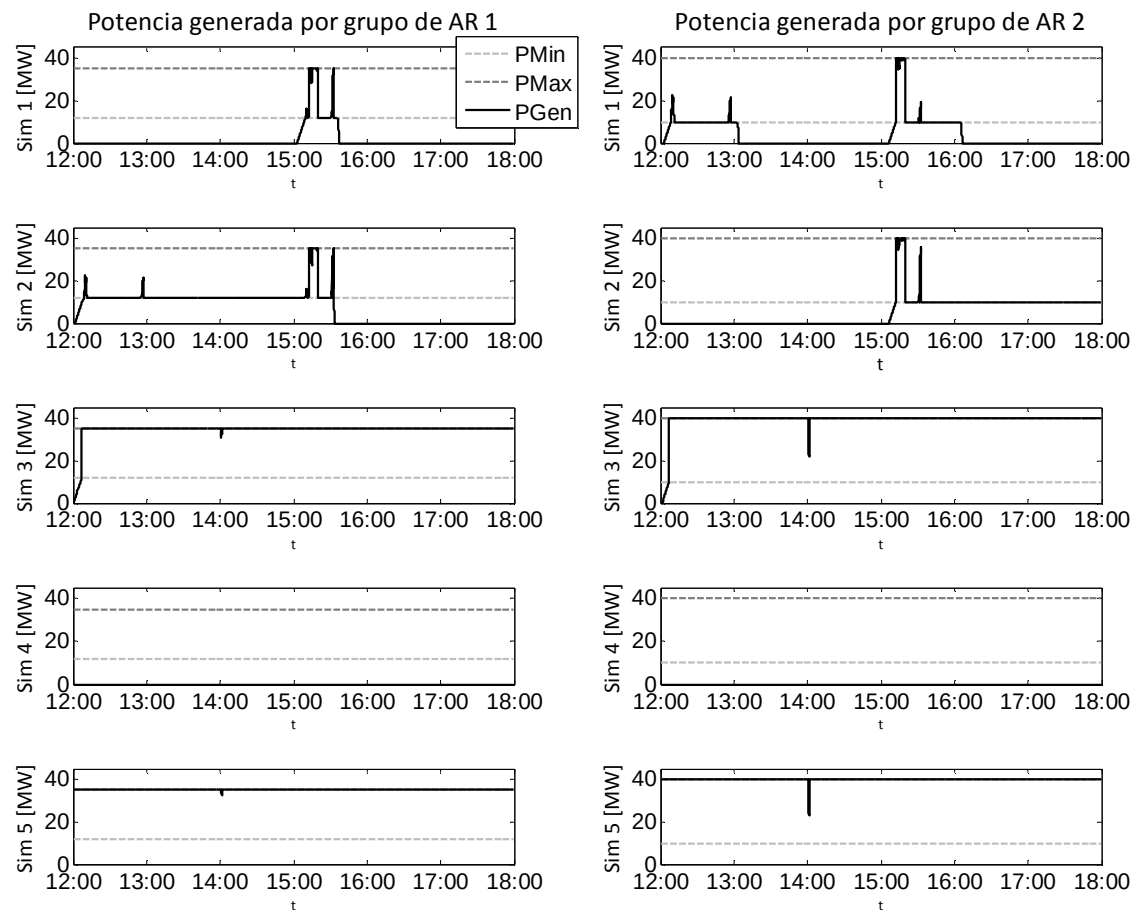


Figura 5-6. Potencia generada por el grupo de AR 1 (izquierda) y por el grupo de AR 2 (derecha), Simulaciones 1 a 5.

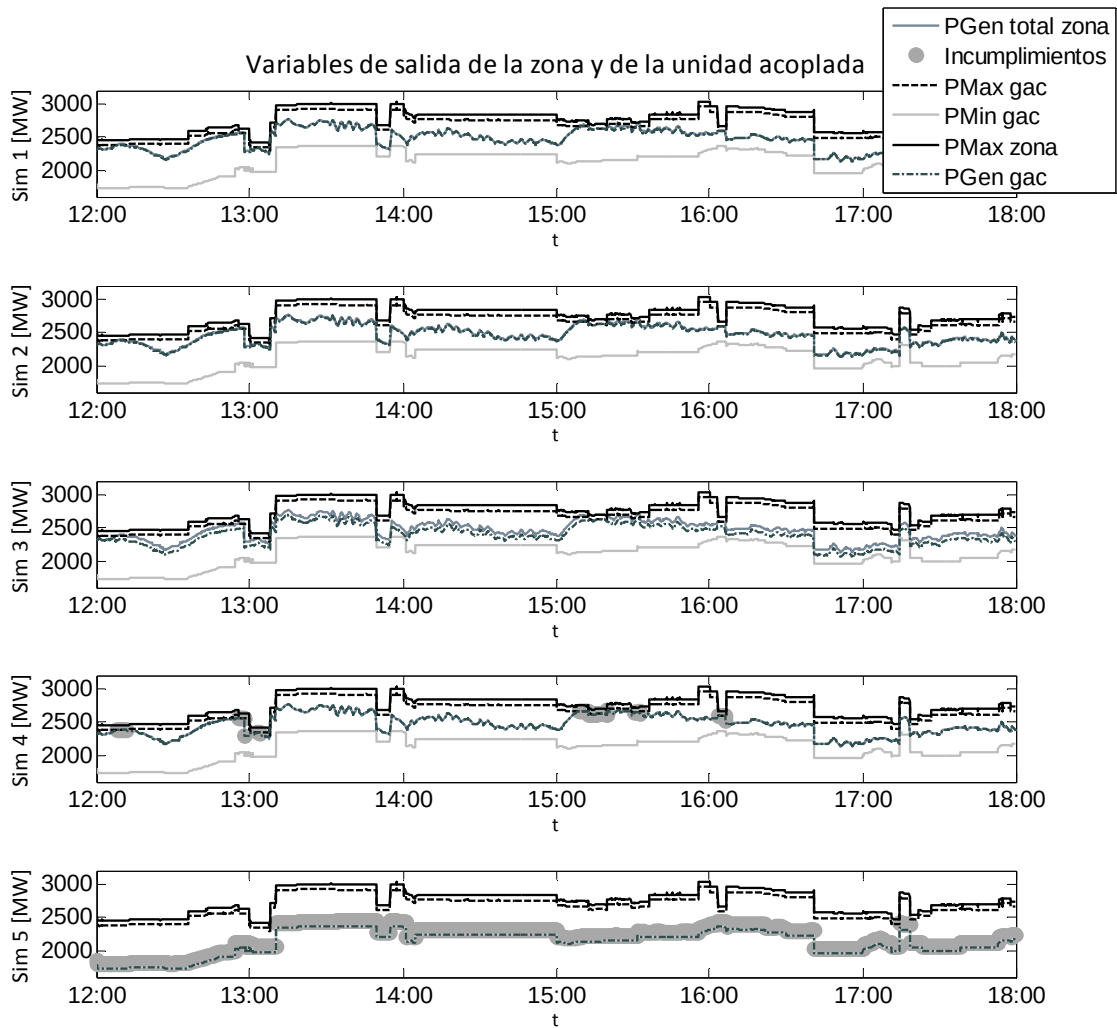


Figura 5-7. Variables de salida del problema de optimización de la zona y de la unidad acoplada gac, Simulaciones 1 a 5.

Se observa en la Figura 5-6, que con los costes de generación y de arranque/parada elegidos en la Simulación 1, las unidades se encuentran paradas hasta que son necesitadas y en el caso de la unidad de AR 1 se mantiene encendida el tiempo mínimo arrancado (que es de 33.33 min, según la Tabla B-2 del apéndice B). La unidad de AR 2 permanece encendida más tiempo que el mínimo necesario (41.67 min, según la Tabla B-2 del apéndice B) para evitar un arranque y parada consecutivo. En general, puesto que se ha determinado un coste de arranque y parada bajo, las unidades permanecen paradas cuando no se necesitan. El modelo ha arrancado en primer lugar la unidad de AR 2, debido a que esta va a permanecer encendida durante un mayor periodo de tiempo para evitar un arranque y una parada consecutiva y la unidad de AR 2 tiene un mayor tiempo mínimo arrancada, una menor potencia mínima, e igual curva de costes que la unidad de AR 1. Además se observa en la Figura 5-6 que ambos grupos cumplen con su tiempo mínimo arrancado antes de ser parados. Puesto que se ha decidido un coste de generación para las unidades de AR superior al de las unidades acopladas en la Simulación 1, éstas permanecen generando a mínimo técnico excepto cuando las unidades acopladas alcanzan su máximo técnico y se requiere entonces un aumento en su generación.

Continuando con el análisis de la Simulación 1, se observa en la Figura 5-7 que la potencia generada total está mucho tiempo lejos del límite superior, por lo que la mayor parte del tiempo no es necesario utilizar los grupos en arranque rápido. Además, del límite superior de potencia total de la zona, se ha presentado también la potencia máxima sin incluir los grupos en arranque rápido (en línea discontinua), que es la que marca la necesidad de realizar un arranque de estos grupos. En esta simulación no existe ningún periodo de tiempo en el que se hayan producido incumplimientos, es decir, que la potencia generada por la unidad acoplada más la generada por las unidades de AR no cumplan con la potencia requerida por el sistema.

Se observa en la Figura 5-6, el comportamiento de los grupos de AR para los valores de los costes asignados en la Simulación 2. En esta simulación, el coste de generación de las unidades de AR era superior al de las unidades acopladas y además el coste de arranque y parada de las unidades de AR elegido era alto. Es por ello, que una vez que se necesita arrancar una unidad de AR, ésta no vuelve a ser parada y vuelve a ser arrancada de nuevo cuando se necesita, sino que se enciende una vez y se mantiene encendida hasta que vuelve a ser necesitada (en el caso de la unidad de AR 1) o durante el resto de la simulación (en el caso de la unidad de AR 2). En este caso arranca y para en primer lugar la unidad de AR 1 al tener un coste muy inferior de arranque y parada que la unidad de AR 2 (10000 € frente a 15000 €). Además debido al alto coste de parada de la unidad de AR 2, se decide no parar la misma a lo largo de la simulación y mantenerla al mínimo técnico. Al igual que en el caso de la Simulación 1, puesto que se ha decidido un coste de generación para las unidades de AR superior al de las unidades acopladas, éstas permanecen generando a mínimo técnico excepto cuando las unidades acopladas alcanzan su máximo técnico y se requiere entonces un aumento en su generación. Nótese que este modo de operación depende del algoritmo de AGC implantado en la zona de control, es decir, que en el representado en esta tesis el reparto de AGC se hace en función de costes de generación, pero podría darse el caso de otros modelos de AGC que hagan el reparto por ejemplo de manera proporcional a la potencia máxima de cada unidad acoplada a la zona de control, independientemente del coste de las unidades.

Al igual que en el caso de la Simulación 1, se observa en la Figura 5-7, que en la Simulación 2 tampoco existe ningún ciclo en el que se produzcan incumplimientos, es decir, que la potencia generada por la unidad acoplada más la generada por los grupos de AR no cumplan con la potencia requerida por el sistema.

En la Simulación 3, el coste de generación de las unidades de AR es inferior al de las unidades acopladas. Es por ello, que en la Figura 5-6 se observa que desde que comienza la simulación, se decide arrancar las unidades de AR que se mantendrán encendidas durante toda la simulación generando a potencia máxima y no se pararán. Es por ello que en la Figura 5-7 se observa que en esta simulación la potencia generada por la unidad acoplada se mantiene lo más baja posible, es decir, difiere de la potencia requerida en la suma del máximo técnico de las unidades de AR. De nuevo, en esta simulación tampoco existe ningún periodo de tiempo en el que se hayan producido incumplimientos, es decir, que la potencia generada por la unidad acoplada más la generada por las unidades de AR no cumplan con la potencia requerida por el sistema.

En la Figura 5-6 se observa que en la Simulación 4, como se esperaba, no existe ningún instante en el que los grupos de AR estén arrancados y generando. La razón es que los costes de generación asignados a las unidades de AR durante esta simulación son superiores a los costes por incumplimiento. La optimización decide mantener las unidades de AR paradas e incumplir en los ciclos en los que éstas eran necesarias. Consecuentemente, se observa en la Figura 5-7 que la potencia generada por la unidad acoplada en la Simulación 4 es en todo momento igual a la potencia generada total. Se observa también que en aquellos instantes en los que la potencia generada no cumple con la potencia requerida por el sistema se producen incumplimientos. Dichos ciclos de incumplimiento se han representado en la Figura 5-7 con un círculo gris.

Finalmente, en la Simulación 5, se ha asignado a la unidad acoplada un coste de generación muy alto, superior al de las unidades de AR y superior al coste por incumplimiento. En esta simulación se ha supuesto por tanto que las unidades de AR estarían conectadas durante toda la simulación y se ha inicializado el problema de optimización como si así fuera. Es por ello que en la Figura 5-6 aparecen las unidades de AR todo el tiempo regulando y en la mayoría de los instantes generando a su máximo técnico. También se ha supuesto que la unidad acoplada debido a su alto coste de generación se encontrará generando su mínimo técnico y así se ha fijado. Se puede observar en la Figura 5-7 que la potencia generada por la unidad acoplada en la Simulación 5 corresponde con su mínimo técnico y que en la gran mayoría de los ciclos simulados se producen incumplimientos ya que las unidades de AR generando al máximo no son capaces de cubrir la potencia requerida por el sistema. Únicamente no se incumple en aquellos ciclos en los que la potencia requerida a la zona de regulación menos el límite inferior de la unidad acoplada es inferior a la suma de los límites máximos de las unidades de AR. Este hecho sólo ocurre en 4 periodos del total de la simulación.

El número total de arranques y paradas de cada una de las simulaciones se muestra en la Tabla 5-4. Según se ha mostrado anteriormente en la Figura 5-6, se producen en total tres arranques y tres paradas en las 6 horas analizadas en la Simulación 1; 2 arranques (sin parada en la mayoría de los casos) en las simulaciones 2 y 3; ningún arranque en la Simulación 4 y en la Simulación 5, puesto que se parte de que las unidades ya están arrancadas, no se considera que se produzca ningún arranque durante la simulación.

En la Tabla 5-4 también se muestra el incumplimiento en tiempo y energía de cada una de las simulaciones. Se observa que como se ha comentado anteriormente, en las simulaciones 1, 2 y 3 no existe ningún periodo de tiempo en el que se hayan producido incumplimientos. Es por ello que en la Tabla 5-4, todas las casillas que resumen los incumplimientos de tiempo y energía de dichas simulaciones están a 0. En la Simulación 4, puesto que no se arrancan los grupos de AR, únicamente se producen incumplimientos cuando éstos eran necesarios, es decir, cuando se requiere de la banda secundaria que se les ha asignado (75 MW). Se incumple durante aproximadamente 23 minutos y se deja de suministrar una energía de 12.54 MWh. En la Simulación 5, prácticamente se está incumpliendo todo el tiempo (en concreto el

99.96% del tiempo) y se deja de suministrar una gran cantidad de energía (1618.41 MWh).

	Operación e incumplimiento			
	Arranques	TI [min]	TI (%)	ESNS [MWh]
Simulación 1	3	0	0	0
Simulación 2	2	0	0	0
Simulación 3	2	0	0	0
Simulación 4	0	22,53	6,26	12,54
Simulación 5	0	359,9	99,96	1618,41

Tabla 5-4. Variables de salida resumen de los resultados.

5.5. METODOLOGÍA PARA VALORAR LOS ALGORITMOS DE AR A PARTIR DE LOS RESULTADOS DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN

En esta sección se presenta la metodología propuesta para evaluar, comparar y elegir los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis a partir de los resultados que se obtengan con el modelo de optimización. Esta metodología se ejemplificará en la sección siguiente (sección 5.6) con un caso ejemplo.

El método propuesto consta de tres pasos: 1) obtención de soluciones óptimas y simulación de algoritmos de AR; 2) Cálculo de índices de comportamiento y 3) selección del algoritmo de AR.

El primer paso de la metodología propuesta (obtención de soluciones óptimas y simulación de algoritmos de AR) se describe en la subsección 5.5.1. Seguidamente, la descripción de los índices de comportamiento se detalla en la subsección 5.5.2. Finalmente, en la subsección 5.5.3 se presenta la metodología propuesta para elegir el algoritmo de AR más apropiado y que se basa en la normalización de algunos de los índices de comportamiento.

5.5.1. OBTENCIÓN DE SOLUCIONES ÓPTIMAS Y SIMULACIÓN DE ALGORITMOS DE AR

El primer paso a realizar en la metodología propuesta es la obtención de soluciones óptimas con las cuales evaluar, comparar y elegir los algoritmos de AR. Se pueden dar dos situaciones diferentes que son las siguientes: que en una zona se conozcan con exactitud los costes de penalización por incumplimiento de tiempo y/o energía o que dichos costes se desconozcan o sean difíciles de cuantificar.

Si en una zona de regulación se conocen con exactitud los costes de penalización por incumplimiento de tiempo y/o energía ($C^{inc_{energia}}$ y/o $C^{inc_{tiempo}}$) se obtendrá un único punto óptimo de la operación en AR. Sin embargo y desafortunadamente, los costes por incumplimiento de una zona de regulación son muy difíciles de ser cuantificados como se detalló en el estado del arte (capítulo 2) al no incluir

únicamente la penalización económica por no cumplir los criterios de respuesta sino también los costes de “disgusto” ya descritos. Por ejemplo, si una zona de regulación secundaria tiene costes por penalización bajos, y se usan unidades de AR para dar regulación secundaria, es posible que el problema de optimización de como solución que es más económico no arrancar ninguna unidad de AR cuando se necesita (debido a que los costes de arranque y generación de las unidades de AR fueran más altos que los costes por incumplimiento). Esta solución podría no gustarle al operador del sistema y es posible que le prohíba a dicha zona utilizar la operación de AR. Es por ello que para dichas zonas de regulación, en las que los costes sean difíciles de cuantificar, en lugar de obtener un único punto óptimo de la operación en AR para una determinada zona de regulación, se va a obtener una curva de Pareto de soluciones óptimas. Esta curva se obtiene variando el valor de los costes de penalización por incumplimiento (es decir, $C^{inc_{energia}}$ y/o $C^{inc_{tiempo}}$). Es decir, que se prefiere ir variando el coste por penalización y analizar su impacto de forma que se obtiene una curva Pareto de soluciones en lugar de un único punto. De todos los puntos de la curva Pareto de soluciones obtenida, el decisor deberá elegir cuál de ellos representa el compromiso entre el coste de la operación de AR y la cantidad total de incumplimiento que le resulta más asumible, de forma que esa optimización concreta se convertirá en su optimización “preferida”. Dicha optimización preferida será utilizada en pasos posteriores para elegir el algoritmo de AR a utilizar en la zona de regulación.

Una vez realizada la curva de Pareto de soluciones óptimas resultado de las optimizaciones para un periodo de tiempo dado (o un único punto óptimo si se conocen en la zona con exactitud los costes por incumplimiento) se simulará en un modelo de una zona de regulación secundaria el comportamiento de los distintos algoritmos de AR propuestos con sus ajustes seleccionados.

5.5.2. ÍNDICES DE COMPORTAMIENTO

El segundo paso de la metodología propuesta consiste en el cálculo de unos determinados índices de comportamiento que se detallan en esta subsección. Dichos índices no sólo incluyen las medidas generales más comunes e intuitivas como es el número de arranques totales de los algoritmos o la energía secundaria no suministrada por los mismos. El método incluye el cálculo de índices detallados relativos a los distintos tipos de arranque que cada uno de los algoritmos da lugar con respecto a las soluciones óptimas del problema de optimización. Estos diferentes tipos de arranque han sido observados e identificados tras el análisis de las simulaciones realizadas. Los índices detallados pueden ser especialmente útiles en el diseño y ajuste de los algoritmos de AR ya que facilitan el análisis de los datos de las simulaciones sustituyendo una inspección visual de los resultados por la obtención de índices de forma automática. Estos índices detallados también son de ayuda cuando, en el proceso de selección del algoritmo más apropiado, dos algoritmos de AR presentan resultados de costes y de incumplimiento similares.

Por tanto, una vez llevado a cabo el primer paso de la metodología, de todas las variables resultantes de los modelos de optimización y de todas las variables

resultantes de simular la actuación de los algoritmos de AR se van a obtener los dos grupos de índices (generales y detallados) que se presentan a continuación:

Los *índices generales* son:

- (i) El número de arranques de cada unidad de AR.
- (ii) La energía [MWh] generada por cada unidad de AR.
- (iii) Los costes de operación de las unidades de AR [k€]. El término de los costes de operación de los generadores acoplados en la ecuación (20) se han excluido puesto que se quiere hacer énfasis en el coste de la operación de AR.
- (iv) El tiempo de incumplimiento de la zona de regulación [min], TI.
- (v) La energía secundaria no suministrada por la zona de regulación [MWh], ESNS.

Adicionalmente, se ha definido un segundo grupo de índices (denominado *índices detallados*) que miden los diferentes tipos de arranques que se pueden encontrar. Estos índices permiten obtener una comparación de los algoritmos más detallada y permiten mejorarlos allí donde los mismos fallan. La descripción de los índices detallados se presenta a continuación con la ayuda de la Figura 5-8. En la Figura 5-8 se comparan los resultados de los arranques de un problema de optimización con los resultados de un algoritmo de AR para un sistema con dos unidades de AR. Nótese que los diferentes arranques representados en la Figura 5-8 no se corresponden con los resultados de un ejemplo real sino que se han dibujado intencionadamente diferentes tipos de arranque de forma consecutiva y ficticia para facilitar su explicación.

Los *índices detallados* son:

- *Arranques válidos*: aquellos arranques ordenados por el algoritmo de AR que también se encuentran en la solución óptima. En la Figura 5-8 se puede observar que el primer y segundo arranque de la unidad de AR 1 con el algoritmo de AR son ambos *arranques válidos*, siendo el segundo de ellos un arranque consecutivo ya que el mismo está cubierto en la solución óptima por el arranque previo de la unidad de AR 1 que aún no ha sido parada.
- *Arranques innecesarios*: aquellos arranques ordenados por el algoritmo de AR que no se encuentran en la solución óptima. El primer arranque de la unidad de AR 2 del algoritmo de AR en la Figura 5-8 es un *arranque innecesario*.
- *Arranques insuficientes*: aquellos arranques de la solución óptima que no se encuentran cubiertos por la solución del algoritmo de AR. El tercer y cuarto arranque de la unidad de AR 1 con el algoritmo de AR en la Figura 5-8 son ambos *arranques insuficientes* ya que cubren un periodo que la solución óptima cubre con más arranques (segundo arranque de la unidad de AR 1 y primer arranque de la unidad de AR 2, simultáneamente). El cuarto arranque de la unidad de AR 1 con el algoritmo de AR también es un arranque consecutivo ya que el mismo está cubierto en la solución óptima por el arranque previo de una unidad de AR que aún no ha sido parada. El último arranque de la unidad de AR 1 de la solución óptima no está cubierto por ningún arranque de las unidades del algoritmo de AR.

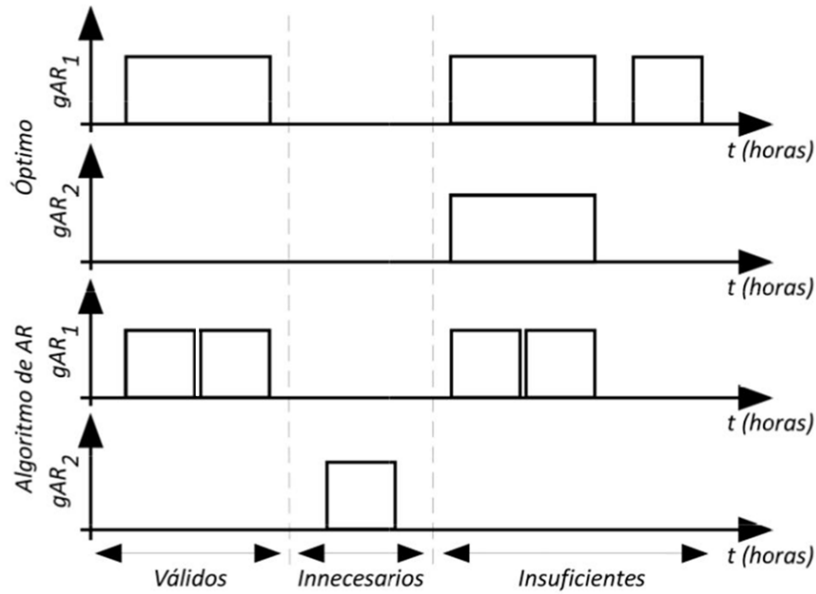


Figura 5-8. Ejemplo de tipos de arranques (arranques válidos, innecesarios e insuficientes) de la unidad de AR 1 y de la unidad de AR 2 con la solución óptima (parte superior) y de la unidad de AR 1 y de la unidad de AR 2 con el algoritmo de AR (parte inferior).

5.5.3. SELECCIÓN DEL ALGORITMO DE AR

El último paso en la metodología consiste en la selección del algoritmo de AR desarrollado para ser utilizado en la zona de regulación secundaria.

En una zona de regulación en la que se conocen con exactitud (ya que son perfectamente cuantificables) los costes por incumplimiento, una vez que se han obtenido los índices de comportamiento global para cada algoritmo de AR así como para el problema de optimización realizado con dichos costes, la elección del algoritmo de AR es sencilla. Consiste únicamente, en calcular el coste total de funcionamiento que consiste en la suma de los costes de operación en AR y de los costes por incumplimiento (incumplimiento obtenido en minutos o MWh por los costes por incumplimiento) y elegir el de menor coste total.

Sin embargo, en aquellas zonas de regulación en las que no se conocen o son difíciles de cuantificar los costes por incumplimiento, el procedimiento de selección del algoritmo de AR que se propone es el siguiente:

Una vez que se han obtenido los índices de comportamiento global para cada algoritmo de AR así como para cada problema de optimización (es decir, la curva de Pareto), y dependiendo de la solución óptima que se prefiera (es decir, el compromiso entre los costes de operación y la ESNS o el TI preferido), el índice ESNS y el índice TI de cada algoritmo de AR han de ser normalizados. La normalización consiste en trasladar el índice ESNS [MWh] y el índice TI [min] de cada algoritmo de AR a [k€]. Para ello se usa como factor de normalización el ratio entre los costes de operación óptimos [k€] y la ESNS óptima [MWh] (o el TI óptimo [min]) de la optimización que se prefiera. Estas normalizaciones son útiles para asignarle costes a los incumplimientos y

mostrar cuál de los algoritmos de AR se encuentra más cerca de la solución óptima preferida.

A modo de explicación, se presenta el siguiente ejemplo sencillo. Supóngase una optimización preferida con un coste de operación óptimo de 20 [k€] y un TI óptimo de 10 [min]. La normalización del índice TI, de un algoritmo de AR cualquiera que hubiera dado un resultado de coste de operación de 50 [k€] y un TI de 15 [min] sería la siguiente: se usaría el factor de normalización calculado como el cociente entre los costes de operación óptimos [k€] y la TI óptima [min] que sería $20 \text{ [k€]} / 10 \text{ [min]}$ igual a 2 [k€/min] , y dicho factor se multiplicaría por el TI del algoritmo de AR (15 [min]), resultando un TI normalizado de 30 [k€]. Los datos de este ejemplo sencillo se muestran en la Tabla 5-5. El procedimiento para normalizar el índice ESNS de [MWh] a [k€] se realiza de forma análoga al del índice TI.

Una vez normalizados los índices TI y ESNS, se calcula el coste total de funcionamiento que consiste en la suma de los costes de operación en AR y de los costes por incumplimiento (el TI y la ESNS normalizados en [k€]). Se elegirá el algoritmo cuyo coste total sea más cercano a al coste total de la optimización preferida.

	Operación	Incumplimiento	
	F.O _{AR}		
	Coste [k€]	TI [min]	TI [k€]
Optimización	20	10	20
Algoritmo AR	50	15	30

Tabla 5-5. Índice de comportamiento TI de un algoritmo de AR normalizado con respecto a una optimización.

Cabe destacar el hecho de que en la metodología de elección del mejor algoritmo de AR, el decisor tiene que elegir el punto óptimo de la curva de Pareto que prefiere, es decir, el compromiso entre los costes de operación y la ESNS y el TI preferido. En función de esta elección, se selecciona tras las normalizaciones el algoritmo de AR más adecuado. La razón de elegir sobre la curva de Pareto en lugar de elegir directamente sobre las soluciones de los algoritmos de AR es la siguiente: en general, se tiene un menor número de puntos óptimos Pareto, en comparación con la cantidad de soluciones obtenidas tras simular el comportamiento de los diferentes algoritmos con distintos ajustes que se pueden desarrollar para una misma zona. Se ha considerado que presenta menos dificultad para un decisor el hecho de elegir entre una cantidad más reducida de puntos.

5.6. EJEMPLO DE APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PARA VALORAR LOS ALGORITMOS DE AR

Para validar el comportamiento de la metodología propuesta en la sección anterior (sección 5.5), el problema de optimización se utiliza en este ejemplo para evaluar y analizar un algoritmo de AR basado en umbrales con dos configuraciones diferentes

de sus parámetros. El primer ajuste tiene un *DifArr* de 0 MW y un *DifPar* de 85 MW. El algoritmo de AR con este ajuste es denominado algoritmo AR-BU-0MW/85MW. El segundo ajuste tiene un *DifArr* de 15 MW y un *DifPar* de 98 MW. El algoritmo de AR con este ajuste es denominado algoritmo AR-BU-15MW/98MW. Ambos ajustes han sido extraídos del capítulo 3, que contiene la descripción extensa del algoritmo basado en umbrales. Dicho algoritmo consiste en arrancar las unidades de AR cuando la banda de regulación que ofrecen los grupos que ya están acoplados en la zona se está agotando. En concreto, se arrancarán las unidades cuando el límite superior de potencia de los grupos ya acoplados menos la potencia requerida a la zona sea igual o inferior a un umbral (*DifArr*). Se desacoplarán las unidades de AR de forma análoga cuando esta diferencia sea igual o superior a un umbral (*DifPar*). Se espera que el algoritmo AR-BU-15MW/98MW de lugar a un mayor número de arranques (mayor *DifArr*), aunque también se espera que dichos arranques sean capaces de alcanzar más rápidamente la consigna deseada con una reducción en los incumplimientos.

La descripción de los datos de entrada del caso ejemplo se muestra en la subsección 5.6.1. Posteriormente, en la subsección 5.6.2 se muestra la aplicación de la metodología propuesta.

5.6.1. DATOS DE ENTRADA

El modelo utilizado para simular las unidades de AR y la zona de regulación secundaria es el descrito en el apéndice A de esta tesis.

Los datos de entrada, tanto del problema de optimización como del modelo que incluye la actuación del algoritmo de AR son los siguientes.

Al igual que en el resto de casos ejemplo de la tesis, se va a suponer que en la zona de regulación existe una única unidad acoplada que representa la respuesta de todas las unidades de la zona de manera agregada.

En este caso ejemplo, se van a utilizar los datos de una zona de regulación secundaria correspondientes al periodo que va desde el día 14/11/2011 a las 00:00:00 hasta el mismo día a las 23:59:56. Es decir, se van a obtener los resultados correspondientes a un día completo. Nótese que se van a utilizar señales reales de una zona de regulación secundaria.

Las señales de entrada de la unidad acoplada agregada y de la zona se pueden observar en la Figura 5-9. En concreto se muestran los datos correspondientes al límite superior e inferior de la unidad acoplada, la potencia requerida a la zona en regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona. Se puede apreciar que la mayoría del tiempo la potencia requerida a la zona de regulación puede ser aportada por el grupo acoplado ya que se encuentra dentro de sus límites máximo y mínimo de potencia. Se observa como por ejemplo las unidades de AR serían necesitadas alrededor de las 03:00-04:00 h y entre las 12:00 y las 13:00 h. Las unidades de AR vuelven a ser necesitadas a partir de las 15:00 h y al final del periodo de simulación (a las 20:00 y a las 22:00 h).

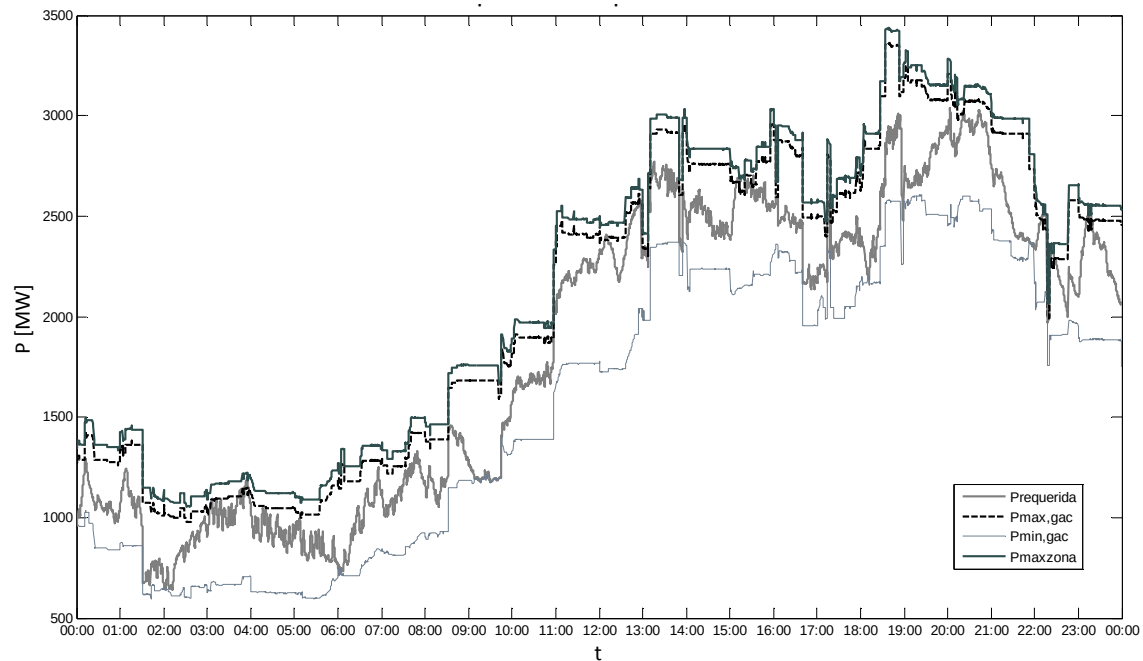


Figura 5-9. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.

El valor que toman los parámetros técnicos y económicos de la unidad acoplada son los mismos que los de la sección 5.4 y se encuentran en la Tabla B-1 y en la Tabla B-3 del apéndice B.

En dicha zona se van a utilizar dos unidades de AR cuyos parámetros (idénticos a los de la sección 5.4) quedaron descritos en la Tabla B-2 del apéndice B y en la Tabla B-4.

La banda de regulación secundaria que van a cubrir las unidades de arranque rápido es también de 75 MW en este caso ejemplo.

La potencia requerida a la zona de regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona se han representado previamente en la Figura 5-9.

En este ejemplo se van a considerar dos casos. En primer lugar, que no se pueden cuantificar correctamente los costes por incumplimiento de una zona de regulación y que por tanto se va a obtener una curva Pareto de soluciones óptimas. En segundo lugar, se va a considerar que se conoce con exactitud la penalización de una zona de regulación y por tanto se va a obtener un único punto óptimo utilizando estos costes por incumplimiento conocidos y las señales reales de la zona de regulación secundaria que serán introducidos en el problema de optimización descrito en la sección 5.3. Tanto la curva Pareto de soluciones del primer caso como el punto óptimo único del segundo serán utilizados para comparar, evaluar y elegir el algoritmo preferido dentro de los algoritmos de AR basados en umbrales.

En la primera suposición (costes de incumplimiento desconocidos o no cuantificables) para evaluar la función objetivo, los costes de penalización por energía y por tiempo asignados para obtener la curva de Pareto de soluciones óptimas se muestran en la

Tabla 5-6. Se observa que los costes de la optimización A son los mismos que los elegidos en el ejemplo anterior (sección 5.4, validación del comportamiento del modelo de optimización), y que al ser tan elevados, darán lugar a una cantidad de arranques y paradas tal que permitan a las unidades de AR seguir en cada periodo la potencia requerida a la zona de regulación secundaria con el fin de no incumplir. Estos costes se han ido disminuyendo de forma progresiva en el resto de las simulaciones (optimizaciones de la B a la F), para obtener diferentes comportamientos del modelo y por tanto diferentes puntos de la curva Pareto de soluciones óptimas. Los costes de incumplimiento seleccionados en la optimización F de la Tabla 5-6 son aquellos que dan lugar a que en la simulación no se produzca ningún arranque ni parada de las unidades de AR.

Optimización	A	B	C	D	E	F
$C^{inc_energía}$ $\left[\frac{€}{MW \cdot h} \right]$	10^6	1500	1000	750	500	300
C^{inc_tiempo} $\left[\frac{€}{h} \right]$	$5 \cdot 10^5$	10	10	10	10	10

Tabla 5-6. Costes de incumplimientos de la curva de Pareto.

En la segunda suposición, se ha considerado que los costes conocidos de penalización por energía y por tiempo son los mostrados en la Tabla 5-7.

Optimización	
$C^{inc_energía}$ $\left[\frac{€}{MW \cdot h} \right]$	50
C^{inc_tiempo} $\left[\frac{€}{h} \right]$	40000

Tabla 5-7. Costes de incumplimientos conocidos.

Finalmente, los índices de comportamiento descritos en la sección 5.5 se obtendrán a partir de los resultados de las simulaciones de los algoritmos de AR y de la solución óptima única (en el caso de conocer los costes por incumplimiento) o de la curva de Pareto de soluciones óptimas (en caso contrario).

5.6.2. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA

En primer lugar, se aplica la metodología al caso en el que no se conocen con exactitud los costes por incumplimiento (apartado 5.6.2.1) para después proceder al desarrollo del caso en el que éstos si son conocidos (en el apartado 5.6.2.2).

5.6.2.1. COSTES DE INCUMPLIMIENTO DESCONOCIDOS (CURVA DE PARETO)

Con todos los valores indicados se realizan las optimizaciones para el periodo de datos indicado y se simula en un modelo de una zona de regulación secundaria el comportamiento del algoritmo de AR basado en umbrales con los dos ajustes.

La Tabla 5-8 muestra los índices de comportamiento generales descritos en la subsección 5.5.2 para los seis problemas de optimización (optimizaciones de la A a la F de la Tabla 5-6) y para los dos algoritmos de AR basados en umbrales. Se puede deducir de la Tabla 5-8 que a medida que los costes por incumplimiento de energía (mostrados en la Tabla 5-6) disminuyen (desde la optimización A a la optimización F), el número óptimo de arranques de las unidades de AR y la energía generada por las mismas disminuyen, decreciendo así por tanto los costes de operación de las unidades de AR y aumentando el tiempo de incumplimiento (TI) y la energía secundaria no suministrada (ESNS).

La Figura 5-10 muestra la potencia generada por las dos unidades de AR en los resultados de las simulaciones A y B, y la potencia secundaria requerida a la zona de regulación que no ha sido cubierta por las unidades (PSNS) de dichas simulaciones. La PSNS se calcula en cada muestra de la simulación en que se produce incumplimiento como la diferencia entre la potencia requerida a la zona de regulación secundaria y la potencia generada por todas las unidades generadoras. En el caso de la optimización A, los arranques y paradas óptimos de las unidades de AR son aquellos que les permiten a las mismas seguir en cada periodo la potencia requerida a la zona de regulación secundaria. Dicho resultado es sensato teniendo en cuenta el elevado coste por incumplimiento asignado a la optimización A (mostrado en la Tabla 5-6). Por tanto, el tiempo de incumplimiento (TI) y la ESNS mostrados en la Tabla 5-8 de la optimización A son iguales a cero (se observa también en la parte inferior de la Figura 5-10.a). Por el contrario, y teniendo en cuenta que la optimización B tiene costes por incumplimientos más bajos (1500 [€/MWh] y 10 [€/h] con respecto a 10^6 [€/MWh] y $5 \cdot 10^5$ [€/h] de la optimización A), la optimización B, como se puede ver en la Figura 5-10.b ha eliminado tres arranques de la optimización A. Dichos arranques eliminados se han señalado con un círculo en la Figura 5-10.a. Sin embargo, el tiempo de incumplimiento (TI) y la ESNS de la optimización B se han incrementado, como se puede confirmar en la parte inferior de la Figura 5-10.b en la cual aparece PSNS (los periodos con PSNS se han señalado con un círculo).

	Operación						Incumplimiento	
	Unidad de AR 1		Unidad de AR 2		F.O _{AR}	Unidades acopladas		
	Arranques	Energía [MWh]	Arranques	Energía [MWh]	Coste [k€]	Energía [MWh]	TI [min]	ESNS [MWh]
Optimización A	5	37,8	4	48,6	30,6	44321,9	0,00	0,0
Optimización B	4	32,5	2	25,3	18,2	44347,5	14,9	2,9
Optimización C	3	25,5	2	25,6	15,9	44352,8	17,4	4,3
Optimización D	3	26,5	1	10,4	10,5	44361,6	25,2	9,8
Optimización E	2	19,0	0	0,0	5,0	44371,0	39,1	18,2
Optimización F	0	0,0	0	0,0	0,0	44378,2	52,3	30,0
Algoritmo BU (0MW/85MW)	9	74,5	8	68,5	55,6	44254,6	29,8	10,6
Algoritmo BU (15MW/98MW)	9	79,1	9	77,4	60,4	44244,5	22,3	7,3

Tabla 5-8. Índices de comportamiento generales de la optimización y de los algoritmos basados en umbrales.

De forma análoga, las optimizaciones C hasta la F, van disminuyendo el número de arranques y aumentando la ESNS hasta que se alcanza el extremo (optimización F) en la cual ya no se producen arranques pero se da un TI de 52.3 [min] y una ESNS de 30.0 [MWh] (como se puede ver en la Tabla 5-8). Nótese que tanto la optimización A como la optimización F son ambas los puntos extremos de la curva de Pareto de soluciones óptimas. Es interesante mencionar que dichas dos simulaciones informan de alguna manera del valor de la información perfecta: por un lado, es posible no incumplir si se asume un coste de operación de AR de 30.6 k€; por otro lado, si sólo se tienen en cuenta los costes de operación, los índices por incumplimiento no deberían de ser superiores a los que proporciona la optimización F. El resto de simulaciones intermedias (de la B a la E) dan como solución resultados intermedios. Cabe destacar que la energía generada por las unidades acopladas en la Tabla 5-8 es de un orden de magnitud muy superior al generado por las unidades de AR, que únicamente cubren una pequeña proporción de la banda de regulación secundaria.

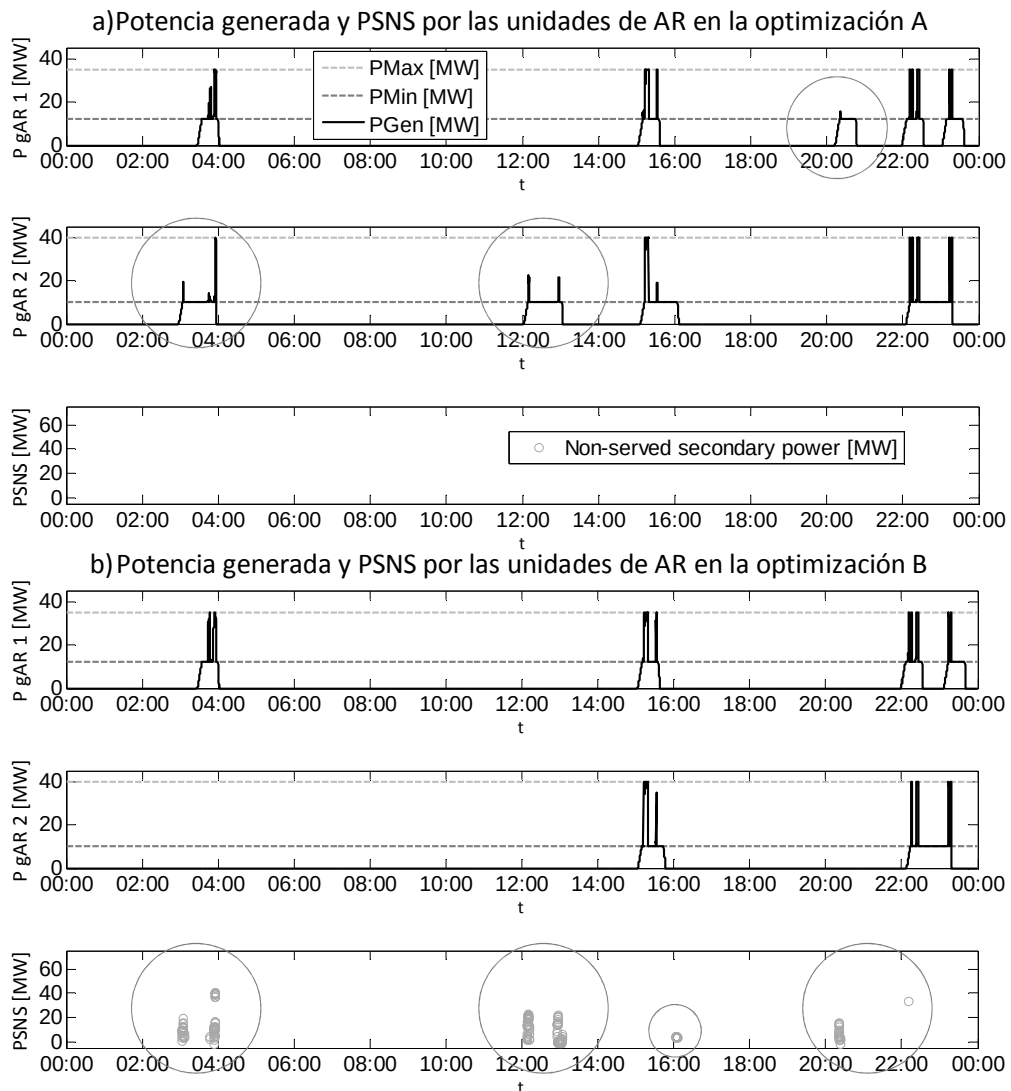


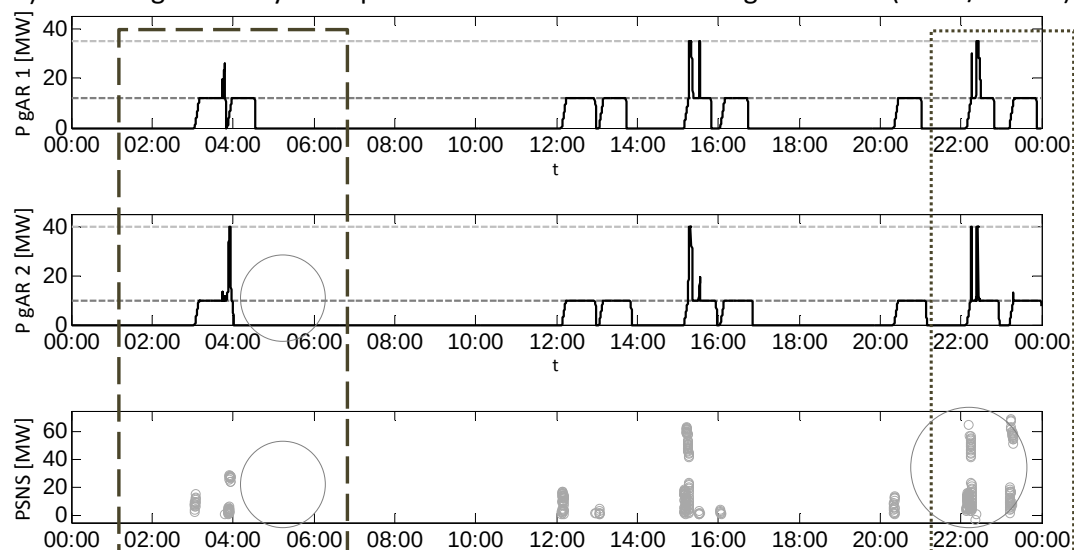
Figura 5-10. Potencia generada por las unidades de AR y PSNS según la optimización A (a) y la optimización B (b).

La Tabla 5-8 también muestra los índices de comportamiento de los dos algoritmos basados en umbrales. Se puede observar que ambos algoritmos de AR dan lugar a un elevado número de arranques de las unidades de AR en comparación con las soluciones de los problemas de optimización. Si se compara el algoritmo AR-BU-15MW/98MW con el algoritmo AR-BU-0MW/85MW, se observa que el primero aumenta el número de arranques en 1 y aumenta también los costes de operación de AR de 55.6 k€ a 60.4 k€. Sin embargo el algoritmo AR-BU-15MW/98MW disminuye un 31% la ESNS con respecto al algoritmo AR-BU-0MW/85MW. Esta disminución en la ESNS podría ser debida bien al arranque adicional del algoritmo AR-BU-15MW/98MW o bien a que sus arranques se producen antes (o a ambas). Nótese que debido a que las unidades de AR tienen un tiempo de arranque que está entre los 6 y los 7 minutos, cuanto antes se arranque una unidad (con un valor de *DifArr* más elevado), antes alcanzará dicha unidad su potencia mínima y podrá ser capaz de seguir la consigna de AGC.

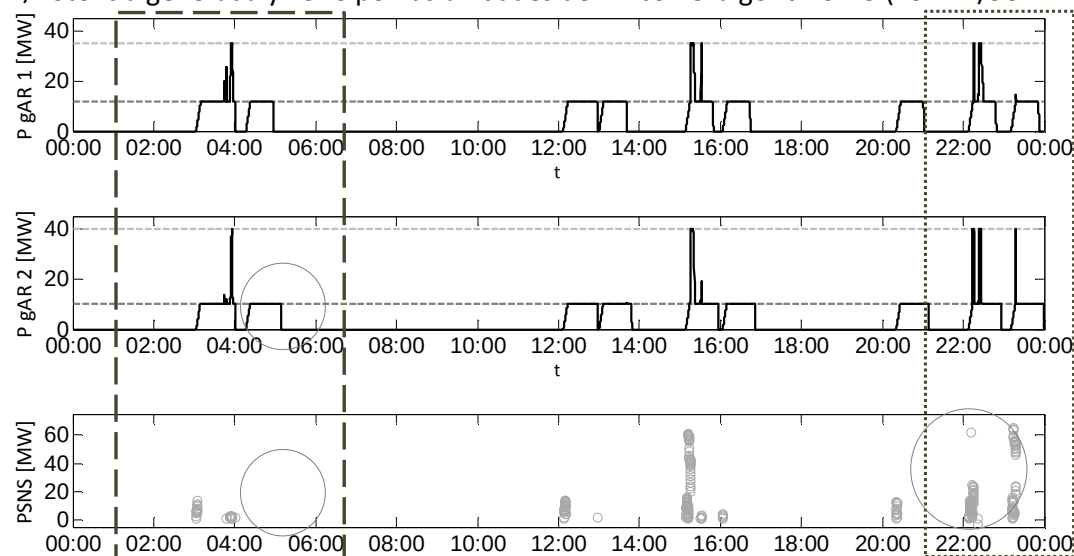
La Figura 5-11 muestra la potencia generada por las unidades de AR y la PSNS con el algoritmo AR-BU-0MW/85MW y con el algoritmo AR-BU-15MW/98MW. En la Figura 5-11.c (que muestra un zoom del periodo 02:00h-06:00h) se puede observar que el segundo arranque de la unidad de AR 2 resultado del algoritmo AR-BU-15MW/98MW es el arranque adicional con respecto al algoritmo AR-BU-0MW/85MW. Sin embargo, este arranque no cubre un periodo con PSNS (en tal caso esa PSNS también existiría en el mismo periodo del algoritmo AR-BU-0MW/85MW) y por tanto, ese arranque adicional del algoritmo AR-BU-15MW/98MW es un arranque innecesario. La disminución en la ESNS es debida por tanto a arrancar antes las unidades de AR. Este fenómeno se puede ver en la Figura 5-11.d (que muestra un zoom del periodo 22:00h-00:00h). Se observa que con el mismo número de arranques, la PSNS del algoritmo AR-BU-15MW/98MW en la zona del primer arranque de las unidades de AR 1 y 2 es inferior que la observada con el algoritmo AR-BU-0MW/85MW.

Nótese que en el caso ejemplo mostrado en esta sección, el sentido común fácilmente hace entender los resultados cualitativos obtenidos. El procedimiento propuesto en esta tesis permite además una evaluación cuantitativa de los resultados. De hecho, los algoritmos de AR más complejos hacen que la interpretación incluso cualitativa de los resultados sea más compleja y que por lo tanto el método aquí propuesto cobre mayor importancia.

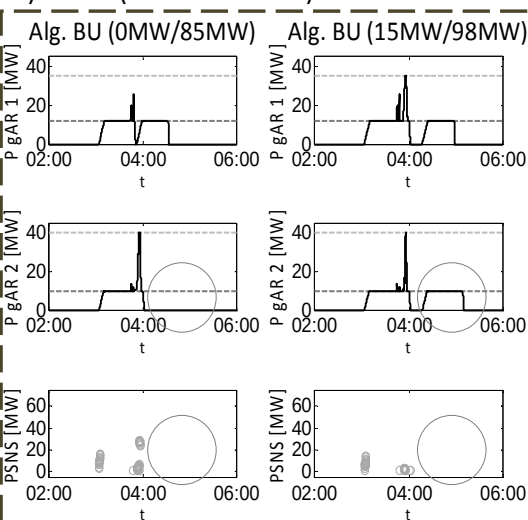
a) Potencia generada y PSNS por las unidades de AR con el algoritmo BU (0MW/85MW)



b) Potencia generada y PSNS por las unidades de AR con el algoritmo BU (15MW/98MW)



c) Zoom (02:00h-06:00h)



d) Zoom (22:00h-00:00h)

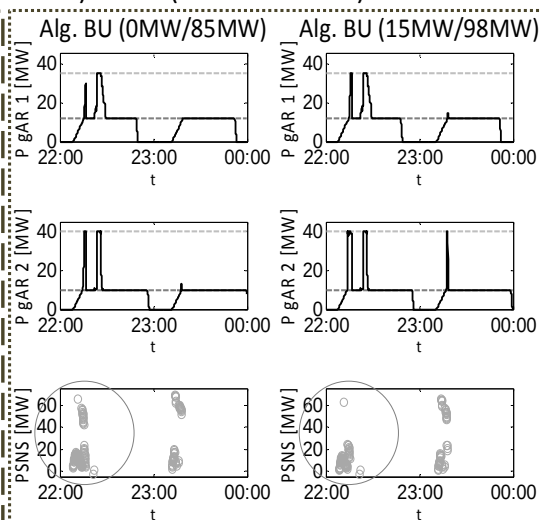


Figura 5-11. Potencia generada por las unidades de AR y PSNS según el algoritmo AR-BU-0MW/85MW (a) y según el algoritmo AR-BU-15MW/98MW (b). (c) y (d) muestran los zooms del periodo (02:00h-06:00h) y del periodo (22:00h-00:00h).

La Figura 5-12, en su parte izquierda muestra los costes de operación de AR en función del TI y de la ESNS para los 6 problemas de optimización (del A al F) y para los dos algoritmos de AR basados en umbrales. Los resultados de los problemas de optimización forman una superficie de Pareto (aunque hasta el momento siempre se ha hablado de curva, si se representan los datos en función de los costes de operación de AR, y en función del TI y la ESNS por separado, en lugar de una curva se representa una superficie). En la parte derecha se muestran por separado los costes de operación de AR en función del TI (parte superior) y en función de la ESNS (parte inferior).

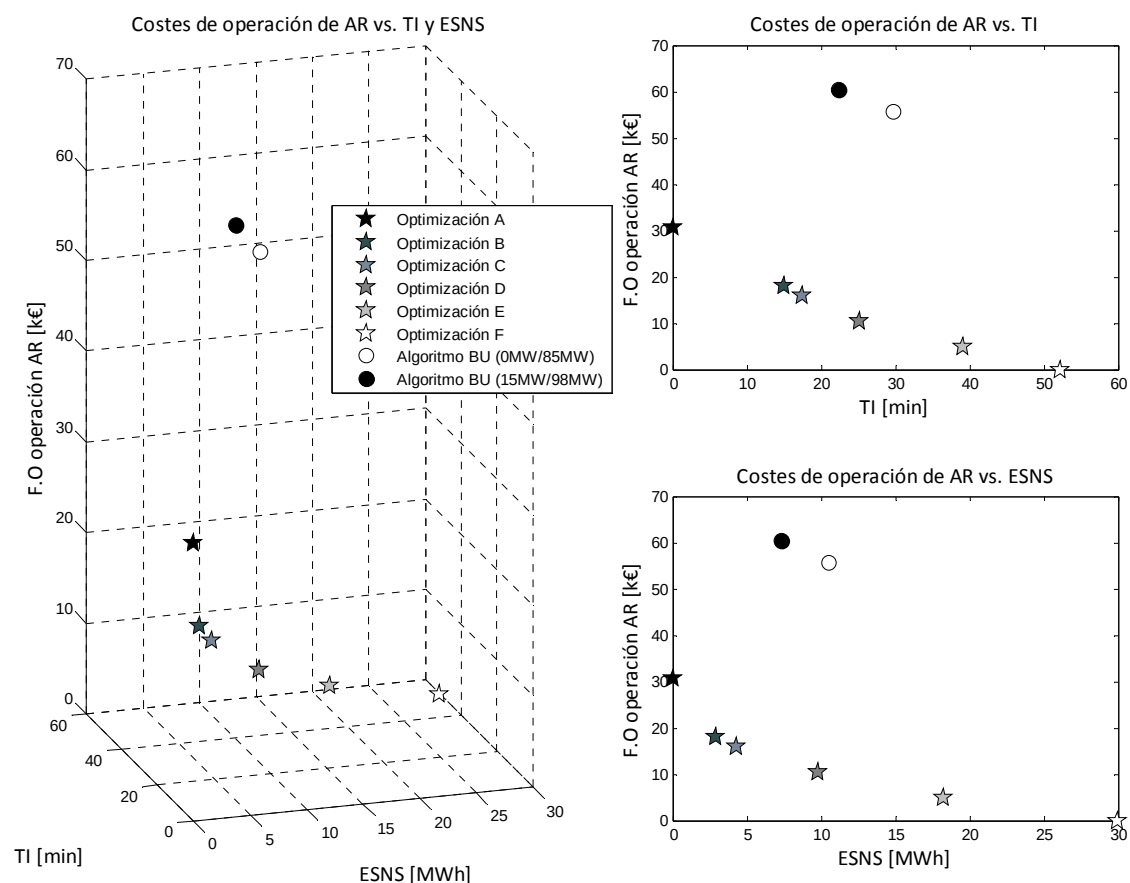


Figura 5-12. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS.

Puesto que la información perfecta sobre la futura evolución de la potencia secundaria requerida a la zona es conocida por el problema de optimización pero no por los algoritmos de arranque basados en umbrales, los resultados con estos dos algoritmos de AR están bastante alejados de los obtenidos con las optimizaciones. Los resultados de los problemas de optimización informan sobre el mejor compromiso posible entre los costes de operación de AR y el incumplimiento si se conociera la información perfecta. Dependiendo de la optimización que se prefiera (es decir, el valor preferido de los costes de penalización), bien el primer algoritmo de arranque rápido basado en umbrales o el segundo podrían ser elegidos como los más adecuados. Para clarificar esta afirmación, el índice TI [min] y el índice ESNS [MWh] se trasladan a [k€] usando los ratios coste de operación óptimo [k€] y TI óptimo [min] y coste de operación óptimo [k€] y ESNS óptima [MWh] de la optimización que se prefiera como factores de normalización. Dichas normalizaciones se muestran en la Tabla 5-9 y en la Figura 5-13

para dos de las soluciones óptimas intermedias (la B y la D). Se añade a los datos representados en la Tabla 5-9 el cálculo del coste total de funcionamiento que consiste en la suma de los costes de operación en AR y la de los costes por incumplimiento (el TI y la ESNS normalizados en [k€]).

	Operación	Incumplimiento				Suma [k€]
	F.O _{AR}					
	Coste [k€]	TI [min]	ESNS [MWh]	TI [k€]	ESNS [k€]	
Optimización B	18,2	14,9	2,9	18,2	18,2	54,6
Algoritmo BU (0MW/85MW)	55,6	29,8	10,6	36,2	65,9	157,7
Algoritmo BU (15MW/98MW)	60,4	22,3	7,3	27,2	45,6	133,2

	Operación	Incumplimiento				Suma [k€]
	F.O _{AR}					
	Coste [k€]	TI [min]	ESNS [MWh]	TI [k€]	ESNS [k€]	
Optimización D	10,5	25,2	9,8	10,5	10,5	31,5
Algoritmo BU (0MW/85MW)	55,6	29,8	10,6	12,4	11,3	79,3
Algoritmo BU (15MW/98MW)	60,4	22,3	7,3	9,3	7,8	77,5

Tabla 5-9. Índices de comportamiento generales de los algoritmos basados en umbrales normalizados con respecto a las optimizaciones B y D.

Si la optimización B fuera elegida como la preferida como referencia, el algoritmo AR-BU-15MW/98MW sería considerado el mejor candidato a ser utilizado puesto que su suma de costes se encuentra notablemente más cerca de la solución óptima B. Sin embargo, si la optimización D fuera la elegida, aunque el algoritmo AR-BU-15MW/98MW da una mejor solución de costes totales, el algoritmo AR-BU-0MW/85MW da resultados muy similares y convendría estudiar su comportamiento antes de ser descartado. Nótese que en este ejemplo sencillo de únicamente dos algoritmos de AR, el decisor podría haber decidido directamente sobre el compromiso entre los costes de operación y la ESNS o el TI de los dos algoritmos sin necesidad de una elección previa de optimización preferida. Sin embargo, y como ya se ha comentado en la descripción de la metodología de selección (subsección 5.5.3), lo habitual es tener un menor número de puntos óptimos Pareto, en comparación con el número de algoritmos con distintos ajustes que se pueden desarrollar para una misma zona.

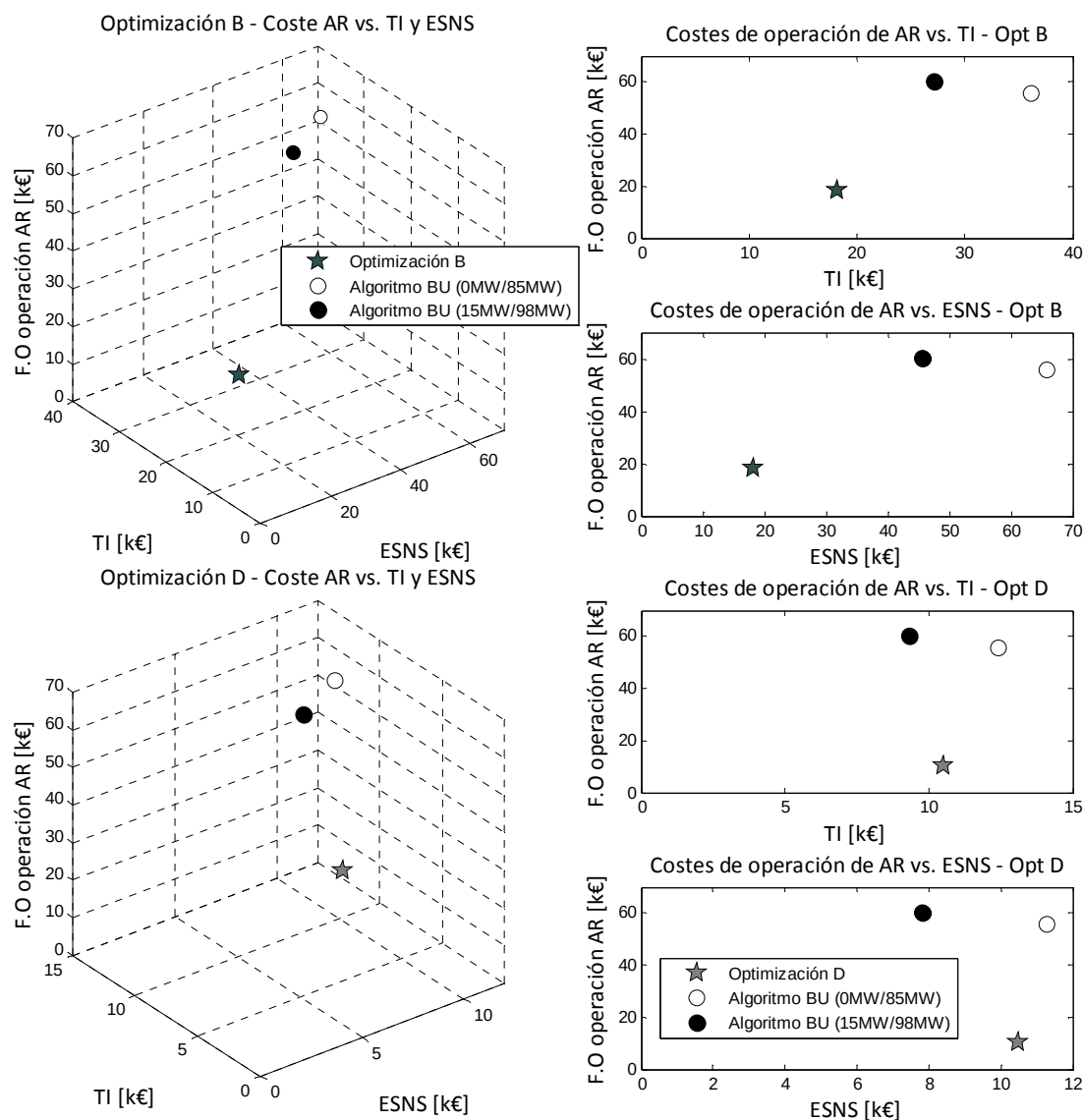


Figura 5-13. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS normalizados con respecto a las optimizaciones B y D.

Con el objetivo de extraer más información sobre el comportamiento de los algoritmos de AR basados en umbrales con respecto a las soluciones óptimas, y con el fin de decidir utilizar o descartar algoritmos que se encuentran a similar distancia del punto óptimo preferido, se calculan los índices detallados sobre los tipos de arranques descritos en la subsección 5.5.2. En concreto, en la Tabla 5-10 se muestra el cálculo de dichos índices si se toma la optimización D como referencia, pues es en ese caso en el que ambos algoritmos de umbrales dan soluciones muy próximas. Se puede observar en dicha tabla que el arranque adicional con el algoritmo AR-BU-15MW/98MW con respecto al algoritmo AR-BU-0MW/85MW es un arranque innecesario; así que como previamente se había deducido de la Figura 5-11, las mejoras en el TI y en la ESNS son debidas a arrancar las unidades con más antelación. En la Tabla 5-10 también se puede observar que no hay ningún arranque que se haya producido en la optimización y que no haya sido cubierto por los algoritmos de AR (hay 0 arranques insuficientes).

Optimización D	Algoritmo BU (0MW/85MW)	Algoritmo BU (15MW/98MW)
Total válidos	7	6
Total innecesarios	10	12
Total insuficientes	0	0

Tabla 5-10. Índices de tipos de arranques con respecto a las optimizaciones B y D.

Se deduce de la Tabla 5-10 que la mejora en este tipo de algoritmos de umbrales ha de ir encaminada a disminuir la cantidad de arranques innecesarios sin comprometer el número de arranques válidos. Se deduce también que aunque como se ha visto, si se considera la optimización D como preferida, el algoritmo elegido es el algoritmo AR-BU-15MW/98MW, el otro algoritmo posible, es decir, el algoritmo AR-BU-0MW/85MW da lugar según los tipos de arranque a una solución muy buena ya que tiene un arranque válido más, disminuyendo en dos el número de arranques innecesarios. Es por ello que con mucha probabilidad el decisor decidirá usar también este último algoritmo en su zona de regulación. Se concluye que los índices de tipos de arranque con respecto a las optimizaciones preferidas, ayuda al decisor a descartar o a utilizar los algoritmos que se encuentran a similar distancia del punto óptimo preferido.

5.6.2.2. COSTES DE INCUMPLIMIENTO CONOCIDOS

En este caso, únicamente se realiza una optimización con los costes de incumplimiento indicados en la Tabla 5-7 para el periodo de datos indicado y se simula en un modelo de una zona de regulación secundaria el comportamiento del algoritmo de AR basado en umbrales con los dos ajustes.

La Tabla 5-11 muestra los índices de comportamiento generales descritos en la subsección 5.5.2 para el único problema de optimización y para los dos algoritmos de AR basados en umbrales. Los índices de comportamiento de los dos algoritmos basados en umbrales y que son idénticos a los ya mostrados en la Tabla 5-8 con el caso ejemplo anterior.

	Operación						Incumplimiento	
	Unidad de AR 1		Unidad de AR 2		F.O _{AR}	Unidades acopladas		
	Arranques	Energía [MWh]	Arranques	Energía [MWh]	Coste [k€]	Energía [MWh]	TI [min]	ESNS [MWh]
Optimización (costes conocidos)	3	20	4	38,4	19,7	44345,7	8,7	4,1
Algoritmo BU (0MW/85MW)	9	74,5	8	68,5	55,6	44254,6	29,8	10,6
Algoritmo BU (15MW/98MW)	9	79,1	9	77,4	60,4	44244,5	22,3	7,3

Tabla 5-11. Índices de comportamiento generales de la optimización y de los algoritmos BU.

La Figura 5-14, en su parte izquierda muestra los costes de operación de AR en función del TI y de la ESNS para el problema de optimización y para los dos algoritmos de AR basados en umbrales. En la parte derecha se muestran por separado los costes de

operación de AR en función del TI (parte superior) y en función de la ESNS (parte inferior).

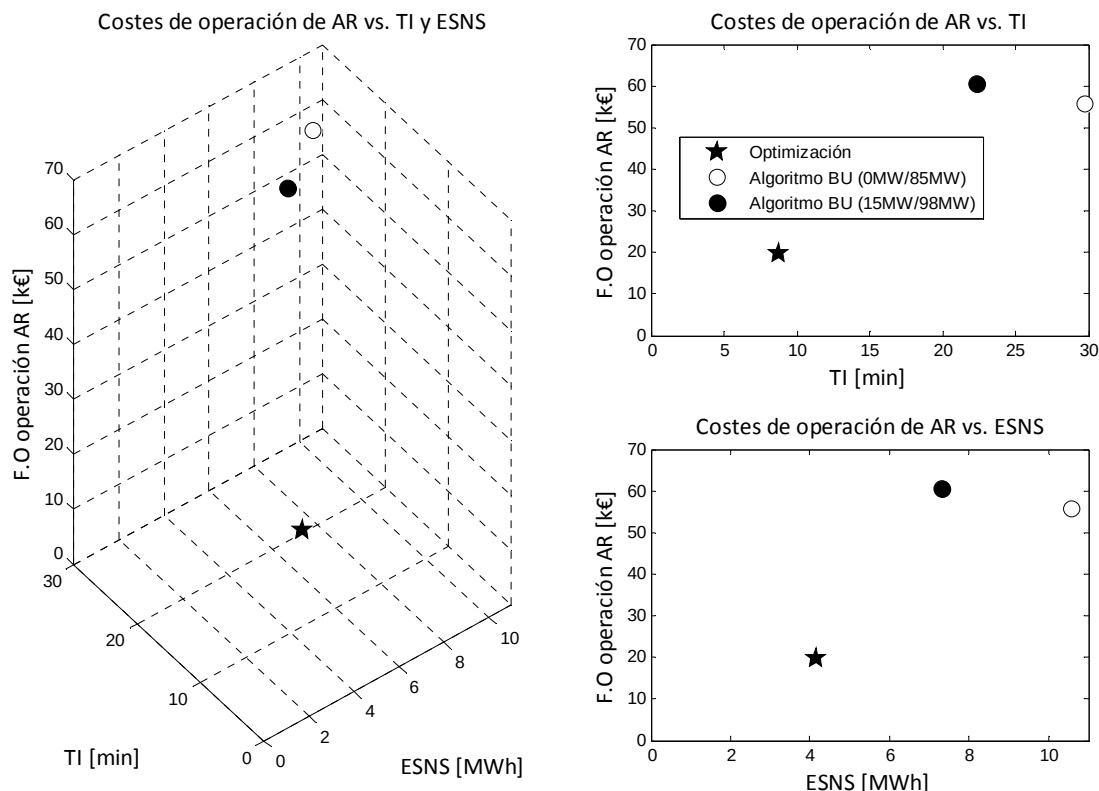


Figura 5-14. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS.

De nuevo se insiste en que puesto que la información perfecta sobre la futura evolución de la potencia secundaria requerida a la zona es conocida por el problema de optimización pero no por los algoritmos de arranque basados en umbrales, los resultados con estos dos algoritmos de AR están bastante alejados de los obtenidos con la optimización. Los resultados del problema de optimización informan sobre el mejor compromiso posible entre los costes de operación de AR y el TI si se conociera la información perfecta. Para el elegir el algoritmo de AR más idóneo en este caso de costes de incumplimiento conocidos, el índice TI [min] se traslada a [k€] usando el coste por incumplimiento de tiempo de la Tabla 5-7 (40000 [€/h]) que ya se introdujo en el problema de optimización, y el índice ESNS [MWh] se traslada a [k€] usando el coste por incumplimiento de energía de la Tabla 5-7 (50 [€/MWh]). Dichas conversiones se muestran en la Tabla 5-12 y en la Figura 5-15.

	Operación	Incumplimiento				Suma [k€]
	F.O _{AR}	TI [min]	ESNS [MWh]	TI [k€]	ESNS [k€]	
	Coste [k€]					
Optimización	19,7	8,7	4,1	5,8	0,21	25,7
Algoritmo BU (0MW/85MW)	55,6	29,8	10,6	19,9	0,53	76,0
Algoritmo BU (15MW/98MW)	60,4	22,3	7,3	14,9	0,37	75,6

Tabla 5-12. Índices de comportamiento generales de los algoritmos basados en umbrales [k€].

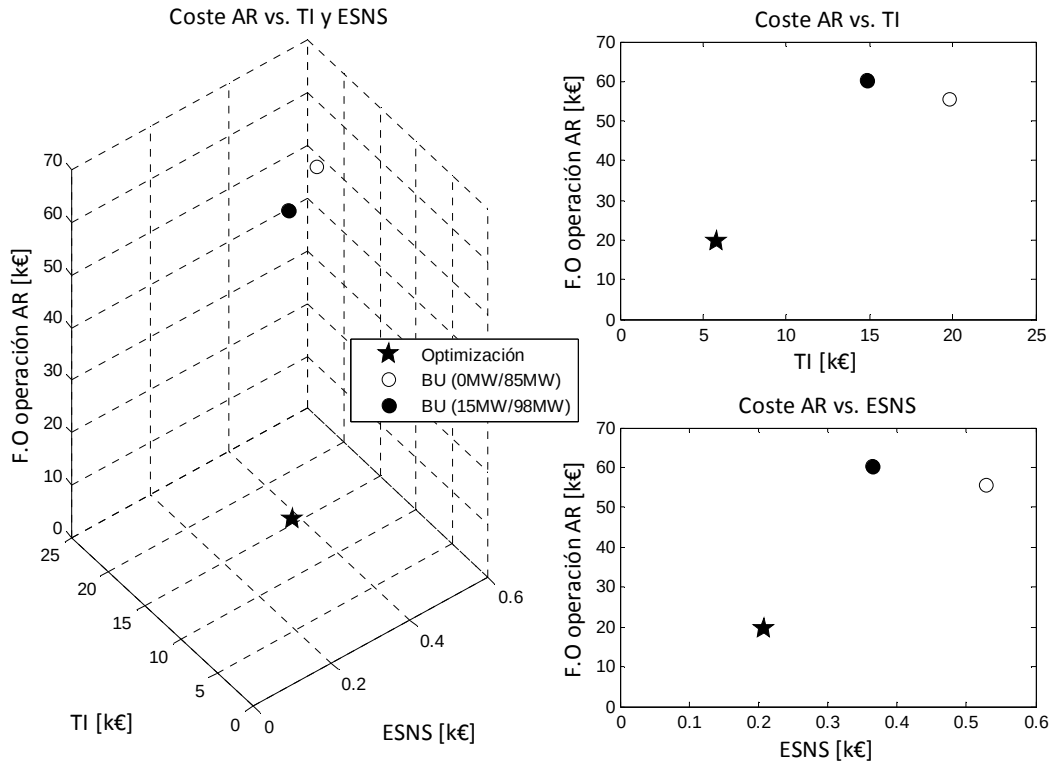


Figura 5-15. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS [k€].

De la Tabla 5-12 se deduce que algoritmo AR-BU-15MW/98MW sería considerado el mejor candidato a ser utilizado puesto que presenta menores costes totales de operación aunque por una diferencia en k€ totales muy pequeña respecto al algoritmo AR-BU-0MW/85MW. Es por ello que a continuación se calculan los índices detallados sobre los tipos de arranques descritos en la subsección 5.5.2 y se muestran en la Tabla 5-13 con el fin de comprobar si en la zona también convendría utilizar este segundo algoritmo. Se puede observar en dicha tabla que hay más arranques válidos y menos arranques innecesarios con el AR-BU-0MW/85MW que con el AR-BU-15MW/98MW con lo cual su uso sería con mucha probabilidad propuesto por el decisor de la zona de regulación.

Optimización	Algoritmo BU (0MW/85MW)	Algoritmo BU (15MW/98MW)
Total válidos	9	8
Total innecesarios	8	10
Total insuficientes	0	0

Tabla 5-13. Índices de tipos de arranques con respecto a la optimización.

5.7. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES

En este capítulo se ha propuesto una metodología de evaluación y comparación para analizar y elegir el algoritmo de AR más apropiado para una zona de regulación secundaria. El método de evaluación y comparación ha sido llevado a cabo mediante el desarrollo de un modelo de optimización en conjunto con el cálculo de índices de comportamiento.

El modelo de optimización desarrollado permite obtener el número óptimo de arranques y paradas de las unidades de AR y su localización, asumiendo información perfecta. En lugar de un único punto óptimo para evaluar y comparar los algoritmos de AR se ha propuesto en este capítulo el uso de una curva Pareto de soluciones óptimas, obtenida en función de los dos objetivos marcados (costes de operación de las unidades de AR e incumplimiento) cuando los costes por incumplimiento son desconocidos o difíciles de asignar.

Adicionalmente, a raíz de los resultados del problema de optimización, se ha desarrollado en este capítulo una metodología completa de evaluación, comparación y elección de algoritmos que está basada en primer lugar en la definición de unos índices generales y otros más detallados para evaluar los algoritmos. Adicionalmente se realiza una normalización de algunos de esos índices para la elección final del algoritmo de AR que mejor se ajuste a las preferencias de cada zona de regulación secundaria.

El desarrollo e implementación de la metodología propuesta se ha ejemplificado para una zona de regulación secundaria dentro del sistema eléctrico español mediante el uso de señales reales, en la cual se ha evaluado un algoritmo de AR basado en umbrales con dos ajustes diferentes.

Se concluye que con el modelo de optimización desarrollado en este capítulo (que incluye la obtención de una curva Pareto de soluciones óptimas cuando se desconocen los costes por incumplimiento) y con la definición de los índices generales e índices detallados de tipos de arranques, es posible cuantificar el valor de información perfecta para poder diseñar, ajustar y mejorar algoritmos de AR y para decidir cuál es el algoritmo más apropiado que se ajusta mejor a las preferencias del que ha de tomar la decisión.

EJEMPLO DE APLICACIÓN A UN CASO REAL: COMPARACIÓN FINAL DE ALGORITMOS DE AR

6.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se presenta la comparación y evaluación final de todos los algoritmos de AR desarrollados. En concreto se utiliza la metodología propuesta en el capítulo 5 para evaluar y analizar los algoritmos de AR basados en umbrales y basados en trayectorias desarrollados en esta tesis en los capítulos 3 y 4, respectivamente.

El modelo utilizado para simular las unidades de AR y la zona de regulación secundaria es el descrito en el apéndice A de esta tesis.

En este caso final, se van a utilizar una amplia cantidad de datos de una zona de regulación secundaria. En concreto, se van a obtener los resultados correspondientes a 14 días completos. Nótese que se van a utilizar señales reales de una zona de regulación secundaria.

Se va a suponer que se desconocen o no son asignables los costes por incumplimiento en dicha zona de optimización. Para obtener la curva de Pareto de soluciones óptimas, las mismas señales reales se van a introducir en el modelo de optimización descrito en el capítulo 5. Esa curva de Pareto será utilizada para comparar, evaluar y elegir el algoritmo preferido dentro de los algoritmos de AR desarrollados.

Finalmente, los índices de comportamiento descritos en el capítulo 5 se obtendrán a partir de los resultados de las simulaciones de los algoritmos de AR y de la curva de Pareto de soluciones óptimas.

La descripción de los datos de entrada del caso final se muestra en la sección 6.2. En la sección 6.3 se muestra la aplicación de la metodología propuesta en esta tesis en el capítulo 5 para evaluar, comparar y mejorar algoritmos de AR. Finalmente en la sección 6.4 se presentan las conclusiones de ese capítulo.

La Figura 6-1 muestra un resumen con los diagramas que reflejan los objetivos que se han ido obteniendo en el resto de los capítulos de la tesis (los capítulos 3, 4 y 5) y que serán unidos en el presente capítulo.

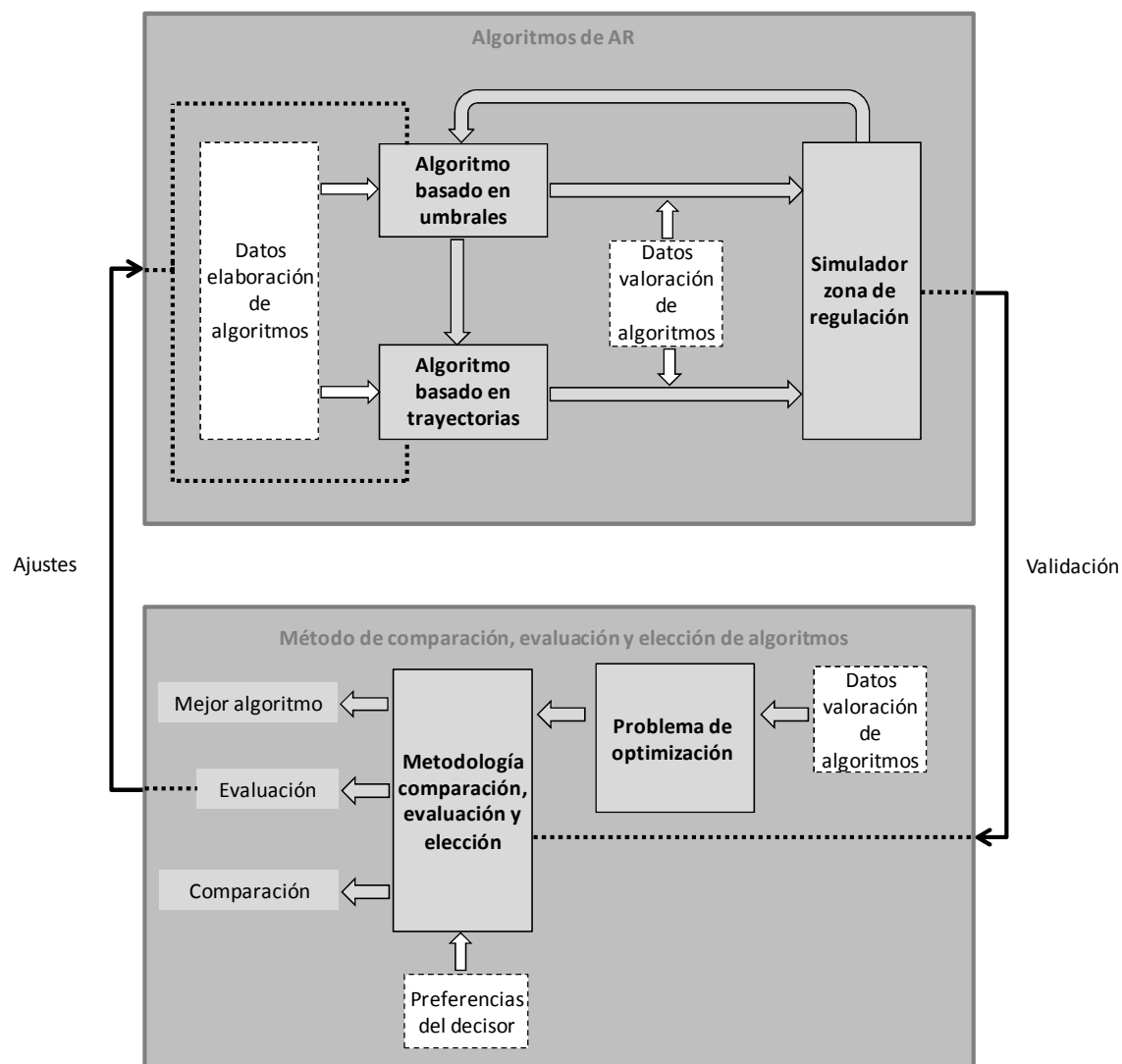


Figura 6-1. Diagrama resumen de los objetivos de la tesis.

Los algoritmos de AR basado en umbrales y basados en trayectorias desarrollados en esta tesis en los capítulos 3 y 4, respectivamente, son simulados en una zona de regulación secundaria (descrita en el apéndice A) con la ayuda de unos datos reales de valoración de algoritmos (detallados en el apéndice B) y sus resultados pasan a ser validados con la metodología de comparación, evaluación y elección de algoritmos. El

problema de optimización desarrollado en el capítulo 5 utiliza como entrada los mismos datos de valoración de los algoritmos que han sido introducidos en el simulador de la zona real de regulación para evaluar los algoritmos de AR (basados en umbrales y basados en trayectorias) y cuyos resultados, junto con la salida del problema de optimización se introducen dentro del bloque que modela la metodología de evaluación, comparación y elección de algoritmos. La metodología es la desarrollada también en el capítulo 5 y cuyos resultados finales se presentan en el presente capítulo. La metodología completa de evaluación, comparación y elección de algoritmos de AR servirá de realimentación para realizar ajustes de los algoritmos como se verá a lo largo de este capítulo.

6.2. DATOS DE ENTRADA

Los datos de entrada, tanto del modelo de optimización como del modelo que incluye la actuación del algoritmo de AR son los siguientes:

Al igual que en el resto de casos ejemplos de esta tesis, se va a suponer que en la zona de regulación existe una única unidad acoplada que representa la respuesta de todas las unidades de la zona de manera agregada.

Las señales de entrada de la unidad acoplada agregada y de la zona de regulación, es decir, los datos correspondientes al límite superior e inferior de la unidad acoplada, la potencia requerida a la zona en regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona, no se han representado en una figura puesto que al tratarse de un caso de 14 días completos su interpretación visual sería difícil de ser llevada a cabo.

El valor que toman los parámetros técnicos y económicos de la unidad acoplada son los mismos que los del caso ejemplo del capítulo 5 descritos en el apéndice B en la Tabla B-1 y en la Tabla B-3.

En dicha zona se van a utilizar dos unidades de AR cuyos parámetros (nuevamente idénticos a los del caso ejemplo del capítulo 5) se muestran en la Tabla B-2 y en la Tabla B-4 del apéndice B.

La banda de regulación secundaria que van a cubrir las dos unidades de arranque rápido es de 75 MW.

La potencia requerida a la zona de regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona no se han representado en una gráfica por tratarse de una simulación de 14 días.

6.3. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PARA VALORAR LOS ALGORITMOS DE AR

En esta sección se presenta la aplicación de la metodología propuesta en el capítulo 5 para evaluar, comparar y elegir los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis. El

método propuesto consta de tres pasos. En primer lugar, la obtención de soluciones óptimas y simulación de algoritmos de AR cuya descripción se muestra en la subsección 6.3.1. En segundo lugar el cálculo de índices de comportamiento que se desarrolla en la subsección 6.3.2 y finalmente la selección del algoritmo de AR, detallada en la subsección 6.3.3.

6.3.1. OBTENCIÓN DE SOLUCIONES ÓPTIMAS Y SIMULACIÓN DE ALGORITMOS DE AR

Se van a obtener 7 soluciones óptimas, variando los costes de penalización por energía y por tiempo de la zona de regulación para evaluar la función objetivo, según se muestran en la Tabla 6-1.

Nótese que en lugar de seis puntos Pareto, como en el caso ejemplo del capítulo 5, en este caso comparativo final se ha añadido una optimización adicional (optimización G), para obtener el punto extremo Pareto que da lugar a decidir no arrancar nunca las unidades de AR con el correspondiente nivel alto de penalizaciones.

Optimización	A	B	C	D	E	F	G
$C^{inc_energía}$ $\left[\frac{€}{MW \cdot h} \right]$	10^6	1500	1000	750	500	300	100
C^{inc_tiempo} $\left[\frac{€}{h} \right]$	$5 \cdot 10^5$	10	10	10	10	10	10

Tabla 6-1. Costes de incumplimientos de la curva de Pareto.

Adicionalmente, en esta tesis se han desarrollado 20 algoritmos de AR que van a ser evaluados y comparados en este capítulo con la metodología propuesta en el capítulo 5 y que se muestran en la Tabla 6-2.

Los tres primeros algoritmos de la tabla son algoritmos basados en umbrales con tres ajustes diferentes de sus parámetros *DifArr* y *DifPar*. Dichos ajustes se seleccionaron en el capítulo 3, a raíz de la solución Pareto obtenida con el algoritmo MOPSO.

Los 12 algoritmos siguientes son los algoritmos basados en trayectorias desarrollados en el capítulo 4. Dichos 12 algoritmos se presentan en la parte media de la Tabla 6-2, en la que se detalla el nombre que se les ha asignado, la técnica de decisión que se ha utilizado para construirlos, el método de desarrollo (Único o Múltiple) y los valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* que se han utilizado para su elaboración. Son todas las combinaciones para los umbrales seleccionados.

Nombre	Técnica de decisión	Método Único/Múltiple	DifArr/DifPar
BU (0MW/85MW)	-	-	0MW/85MW
BU (40MW/77MW)	-	-	40MW/77MW
BU (123MW/126MW)	-	-	123MW/126MW
BT_AD_UN (0MW/85MW)	Árbol de decisión	Único	0MW/85MW
BT_AD_UN (40MW/77MW)	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW
BT_AD_UN (123MW/126MW)	Árbol de decisión	Único	123MW/126MW
BT_AD_MUL (0MW/85MW)	Árbol de decisión	Múltiple	0MW/85MW
BT_AD_MUL (40MW/77MW)	Árbol de decisión	Múltiple	40MW/77MW
BT_AD_MUL (123MW/126MW)	Árbol de decisión	Múltiple	123MW/126MW
BT_RN_UN (0MW/85MW)	Red neuronal	Único	0MW/85MW
BT_RN_UN (40MW/77MW)	Red neuronal	Único	40MW/77MW
BT_RN_UN (123MW/126MW)	Red neuronal	Único	123MW/126MW
BT_RN_MUL (0MW/85MW)	Red neuronal	Múltiple	0MW/85MW
BT_RN_MUL (40MW/77MW)	Red neuronal	Múltiple	40MW/77MW
BT_RN_MUL (123MW/126MW)	Red neuronal	Múltiple	123MW/126MW
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 1	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 3	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 4	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 5	Árbol de decisión	Único	40MW/77MW

Tabla 6-2. Descripción de los algoritmos de AR basados en umbrales y basados en trayectorias desarrollados en esta tesis y comparados y analizados en este capítulo.

Finalmente, como se detalló en la sección 4.4 del capítulo 4, a la hora de realizar los árboles de decisión, existe una matriz denominada matriz de costes que puede influir en el desarrollo del propio árbol. En dicha subsección se desarrolló como ejemplo el algoritmo basado en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) con cinco matrices de costes diferentes. Se ha querido observar como varía el comportamiento de los algoritmos en simulación a medida que se varía la matriz de costes con la que son creados para conseguir que se acerquen más a un punto de la curva óptima de Pareto u otro. Es decir, observar como la matriz de costes puede ser de ayuda según se prefiera tener más arranques (mayores costes de operación de AR) y menos incumplimientos, o según se prefiera incumplir más periodos en el caso de no arrancar que elevar los costes de operación de AR. Al igual que en la sección 4.4 del capítulo 4, se ha elegido para tomar de ejemplo y mostrar los resultados el algoritmo basado en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW). Se obtienen por tanto 5 algoritmos BT_AD_UN (40MW/77MW), cada uno creado con una matriz de costes diferente (mostradas en la parte inferior de la Tabla 6-2). Nótese que para la realización del resto de algoritmos basados en trayectorias con árboles de decisión (mostrados en las filas de la 4 a la 9) se ha utilizado una matriz de costes unidad (MAT COSTES TIPO 1),

de forma que el algoritmo BT_AD_UN (40MW/77MW) y el BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 1 es el mismo, aunque se ha querido repetir para un mejor análisis de los resultados.

Como se observa en la Tabla 6-2, los 12 algoritmos basados en trayectorias se han elaborado a partir de tres parejas distintas de valores de los parámetros *DifArr* y *DifPar* (obtenidos en el capítulo 3). A lo largo de la tesis se ha hecho hincapié en el hecho de que el algoritmo basado en umbrales daba lugar a muchas ocasiones en las cuales se arrancaban las unidades de AR y al final dichas unidades no eran necesarias debido a un cambio en la trayectoria de la potencia requerida a la zona. Es por ello que se desarrollaron los algoritmos basados en trayectorias para tratar de mejorar la toma de decisión de arranque de las unidades de AR haciendo una predicción del incumplimiento en el caso de no arrancar las unidades de AR. Para un mismo valor de los parámetros *DifArr* y *DifPar*, los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados no podrán mejorar el comportamiento del algoritmo basado en umbrales en cuanto a tiempo de incumplimiento (ya que el de umbrales arranca siempre una vez alcanzado el umbral de arranque mientras que el de trayectorias, una vez alcanzado dicho umbral hará una predicción, y en función de esta arrancará o no) aunque sí podrán disminuir considerablemente los costes de operación de AR al evitar muchos arranques (en general innecesarios aunque si la predicción es errónea, harán que no se produzcan arranques que en realidad sí eran necesarios).

Se ha querido mostrar con un ejemplo ficticio las zonas en las que podrá situarse el comportamiento de cada uno de los algoritmos desarrollados en esta tesis tras su simulación. La Figura 6-2 muestra con círculos los resultados (en cuanto a costes de operación de AR y tiempo de incumplimiento) obtenidos tras simular tres algoritmos de umbrales denominados A, B y C. Si se desarrollan algoritmos basados en trayectorias a partir de por ejemplo el umbral A (en verde) estos podrán dar como resultados puntos situados en toda la zona sombreada en verde. Es decir, puntos con un mayor tiempo de incumplimiento pero que podrán tener un coste de operación en AR menor. De la misma manera, si se desarrollan algoritmos basados en trayectorias a partir del umbral B o C (en rojo y azul) estos podrán dar como resultados puntos situados en toda la zona sombreada en rojo y azul.

Es importante resaltar que si el decisor de una zona de regulación deseara utilizar un algoritmo de AR cuyos resultados se encontrasen en la zona sombreada en azul (remarcada en la Figura 6-3 mediante rayado), este comportamiento podría llegar a obtenerse con algoritmos basados en trayectorias desarrollados a partir de los tres umbrales mostrados en el ejemplo (A, B y C). Sin embargo, si la zona deseada por el decisor es la remarcada en la Figura 6-4, que ocupa un área de la zona sombreada en rojo y verde, podrían utilizarse algoritmos desarrollados a partir de los umbrales A y B, pero no aquellos desarrollados a partir del umbral C. De la misma manera, si se desea alcanzar una zona sombreada en verde que no está sombreada en rojo ni en azul, únicamente podrá obtenerse mediante algoritmos basados en trayectorias desarrollados a partir del umbral A.

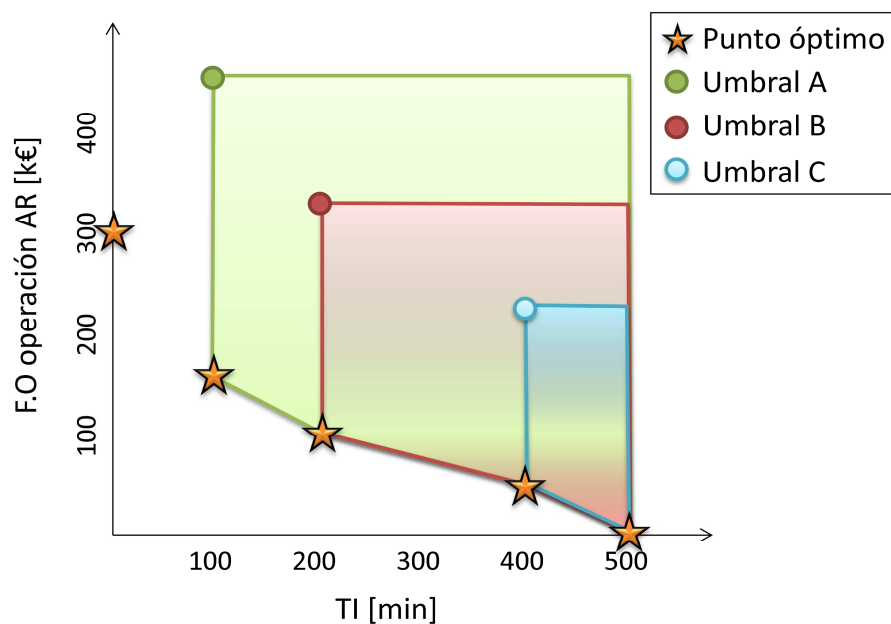


Figura 6-2. Ejemplo de comportamiento de los algoritmos basados en umbrales y posible zona de cobertura de los algoritmos basados en trayectorias realizados a partir de los umbrales.

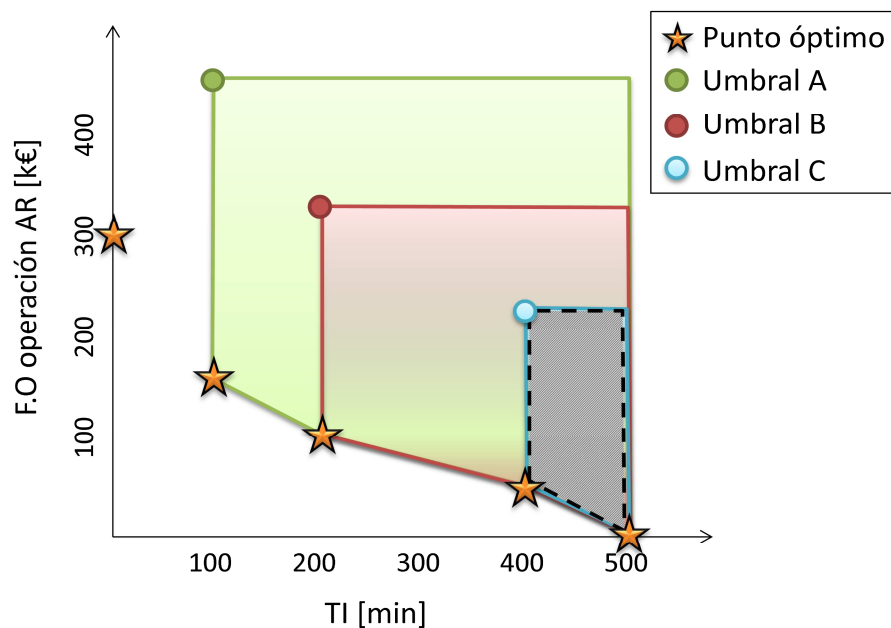


Figura 6-3. Ejemplo de comportamiento de los algoritmos basados en umbrales y posible zona de cobertura de los algoritmos basados en trayectorias realizados a partir de los umbrales. Primera zona posible deseada por el decisor remarcada con un rayado.

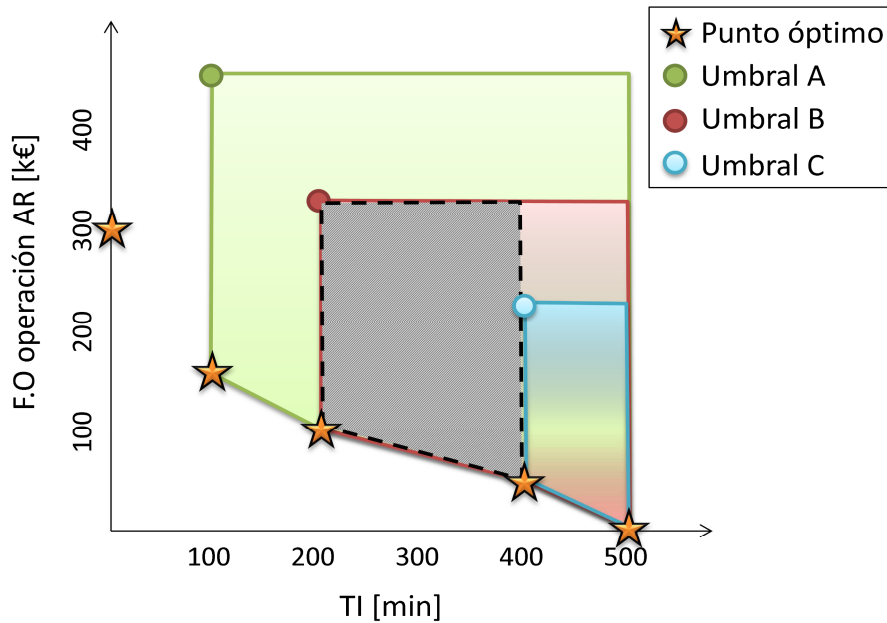


Figura 6-4. Ejemplo de comportamiento de los algoritmos basados en umbrales y posible zona de cobertura de los algoritmos basados en trayectorias realizados a partir de los umbrales. Segunda zona posible deseada por el decisor remarcada con un rayado.

Con todos los datos de entrada indicados se realizan las siete optimizaciones para el periodo de datos indicado y se simula en un modelo de una zona de regulación secundaria el comportamiento de los 20 algoritmos de AR (algoritmos de AR basados en umbrales y basados en trayectorias).

6.3.2. ÍNDICES DE COMPORTAMIENTO

En esta subsección se muestran y analizan los índices de comportamiento generales descritos en la sección 5.5 del capítulo 5 para los siete problemas de optimización y para los 20 algoritmos de AR. El valor de estos índices se muestran en la Tabla 6-3.

En cuanto a las optimizaciones, se puede deducir de la Tabla 6-3 que a medida que los costes por incumplimiento de energía (mostrados en la Tabla 6-1) disminuyen (desde la optimización A a la optimización G), el número óptimo de arranques de las unidades de AR y la energía generada por las mismas disminuyen, decreciendo así por tanto los costes de operación de las unidades de AR y aumentando el tiempo de incumplimiento (TI) y la energía secundaria no suministrada (ESNS).

En el caso de la optimización A, los arranques y paradas óptimos de las unidades de AR son aquellos que les permiten a las mismas seguir en cada periodo la potencia requerida a la zona de regulación secundaria. Dicho resultado es sensato teniendo en cuenta el elevado coste por incumplimiento asignado a la optimización A (mostrado en la Tabla 6-1). Por tanto, el tiempo de incumplimiento (TI) y la ESNS mostrados en la Tabla 6-3 de la optimización A son nulos. Por el contrario, y teniendo en cuenta que la optimización B tiene costes por incumplimientos más bajos (1500 [€/MWh] y 10 [€/h] con respecto a 10^6 [€/MWh] y $5 \cdot 10^5$ [€/h] de la optimización A), la optimización B ha eliminado 40 arranques de la optimización A. Sin embargo, el tiempo de

incumplimiento (TI) y la ESNS mostrados en la Tabla 6-3 de la optimización B se han incrementado.

	Operación						Incumplimiento	
	Unidad de AR 1		Unidad de AR 2		F.O _{AR}	Unidades acopladas		
	Arranques	Energía [MWh]	Arranques	Energía [MWh]	Coste [k€]	Energía [GWh]	TI [min]	ESNS [MWh]
Optimización A	65	552,0	39	447,4	304,8	947,9	0	0
Optimización B	38	375,5	27	356,7	196,0	948,1	70,8	20,8
Optimización C	29	313,6	23	318,0	160,6	948,2	113,8	45,7
Optimización D	25	280,0	16	255,2	126,7	948,3	180,5	82,0
Optimización E	16	200,1	15	250,3	100,3	948,3	250,9	122,4
Optimización F	11	153,0	9	157,5	62,3	948,4	377,9	210,6
Optimización G	0	0,0	0	0,0	0,0	948,4	623,3	487,1
BU (0MW/85MW)	76	709,5	70	671,7	489,0	947,4	192,6	109,8
BU (40MW/77MW)	110	985,0	101	922,5	694,9	946,9	97,2	63,1
BU (123MW/126MW)	198	1868,7	185	1629,4	1333,7	945,4	32,1	20,1
BT_AD_UN (0MW/85MW)	20	217,8	17	188,6	130,0	948,2	438,5	317,1
BT_AD_UN (40MW/77MW)	49	468,1	44	438,2	312,7	947,8	311,1	208,1
BT_AD_UN (123MW/126MW)	9	99,5	8	81,4	63,0	948,3	542,8	425,9
BT_AD_MUL (0MW/85MW)	29	306,9	25	271,3	184,8	948,1	383,0	250,8
BT_AD_MUL (40MW/77MW)	32	315,8	30	301,2	205,3	948,0	401,3	267,2
BT_AD_MUL (123MW/126MW)	7	79,6	6	60,0	47,4	948,3	551,9	432,9
BT_RN_UN (0MW/85MW)	41	421,6	35	358,8	259,5	947,9	328,9	205,9
BT_RN_UN (40MW/77MW)	26	270,2	26	263,8	179,1	948,1	391,7	295,5
BT_RN_UN (123MW/126MW)	7	84,0	6	66,4	50,3	948,3	542,8	425,9
BT_RN_MUL (0MW/85MW)	37	382,9	32	334,9	235,4	948,0	343,1	217,9
BT_RN_MUL (40MW/77MW)	51	486,7	49	477,3	332,7	947,7	316,1	196,5
BT_RN_MUL (123MW/126MW)	7	79,6	6	60,0	47,4	948,3	551,9	432,9
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 1	49	468,1	44	438,2	312,7	947,8	311,1	208,1
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2	49	482,0	44	447,3	316,6	947,8	280,5	182,9
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 3	104	940,2	95	877,4	657,5	947,0	102,3	64,3
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 4	4	40,4	4	38,1	26,4	948,3	585,7	457,0
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 5	0	0,0	0	0,0	0,0	948,4	623,3	487,1

Tabla 6-3. Índices de comportamiento generales de la optimización y de los algoritmos de AR.

De forma análoga, como se puede ver en la Tabla 6-3, las optimizaciones C hasta la G van disminuyendo el número de arranques y aumentando la ESNS hasta que se alcanza el extremo (optimización G) en el cual ya no se producen arranques pero se da un TI de 623.3 [min] y una ESNS de 487.1 [MWh]. La optimización A y la optimización G son los puntos extremos de la curva de Pareto de soluciones óptimas informando ambas del valor de la información perfecta (es posible no incumplir o tener un

incumplimiento despreciable si se asume un coste de operación de AR de 304.8 k€ y si sólo se tienen en cuenta los costes de operación, los índices por incumplimiento no deberían de ser superiores a los que proporciona la optimización G).

La Tabla 6-3 también muestra los índices de comportamiento de los 20 algoritmos de AR. De los 20 algoritmos de AR desarrollados, hay 18 algoritmos cuyas soluciones dominan al resto. Es decir, hay 2 algoritmos con soluciones que empeoran tanto en términos de costes de operación como en TI (o en ESNS) con respecto a las soluciones de otros algoritmos. Los 18 algoritmos no dominados se han marcado en gris en la Tabla 6-3.

Nótese que la energía generada por las unidades acopladas en la Tabla 6-3 se da en [GWh], al ser ésta, como ya se ha comentado, de un orden de magnitud muy superior al generado por las unidades de AR.

La Figura 6-5 muestra los costes de operación de AR en función del TI y de la ESNS para los 7 problemas de optimización (del A al G) y para los 20 algoritmos de AR desarrollados en esta tesis. Los resultados de los problemas de optimización forman una superficie de Pareto (aunque en la mayoría del texto se ha hablado de curva, si se representan los datos en función de los costes de operación de AR, y en función del TI y la ESNS por separado, en lugar de una curva se representa una superficie). En la Figura 6-5 se observa que puesto que la información perfecta sobre la futura evolución de la potencia secundaria requerida a la zona es conocida por el problema de optimización pero no por los algoritmos de arranque, los resultados con los algoritmos de AR están bastante alejados de los de los obtenidos con las optimizaciones.

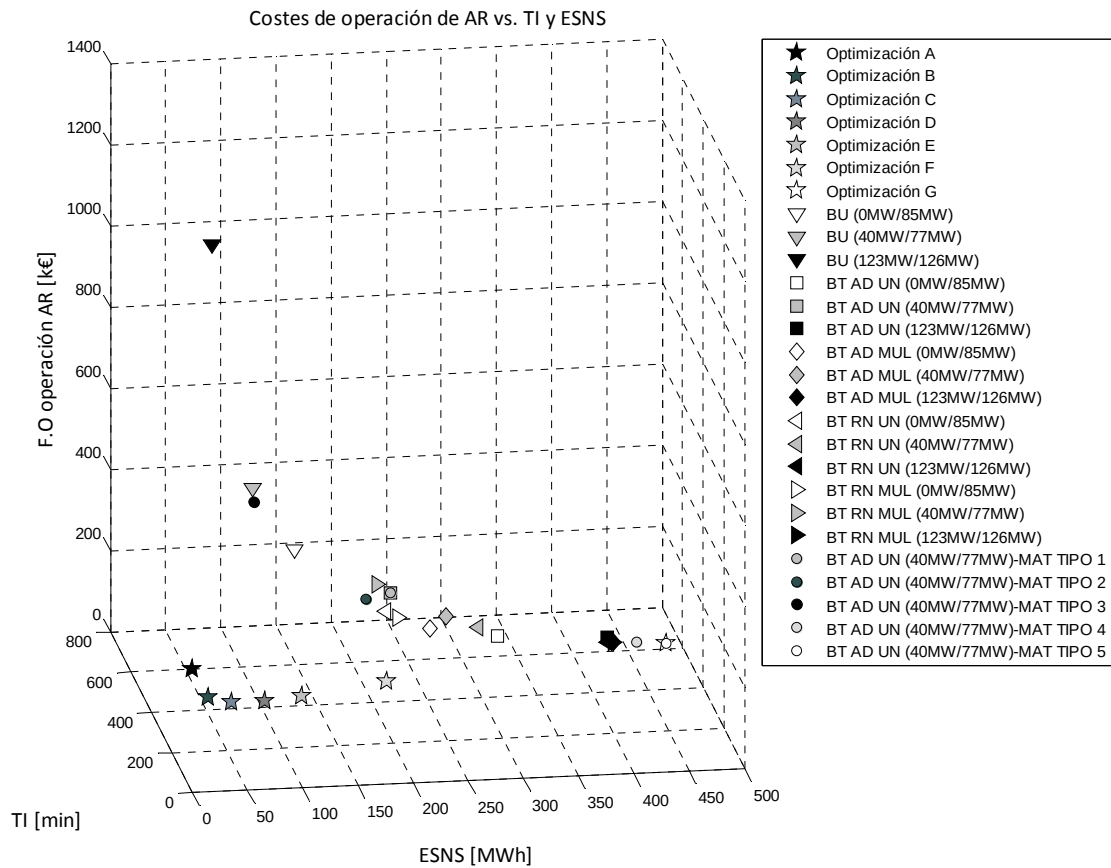


Figura 6-5. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS.

En la Figura 6-6 se muestran en la parte superior los costes de operación de AR en función del TI y en la parte inferior los costes de operación de AR en función de la ESNS. Se observa que los algoritmos basados en umbrales trabajan adecuadamente si lo que se prefiere es tener bajo incumplimiento. Sin embargo, a medida que se prefieran puntos con menores costes de operación en AR, algoritmos de AR más sofisticados basados en trayectorias serían más adecuados para ser implementados.

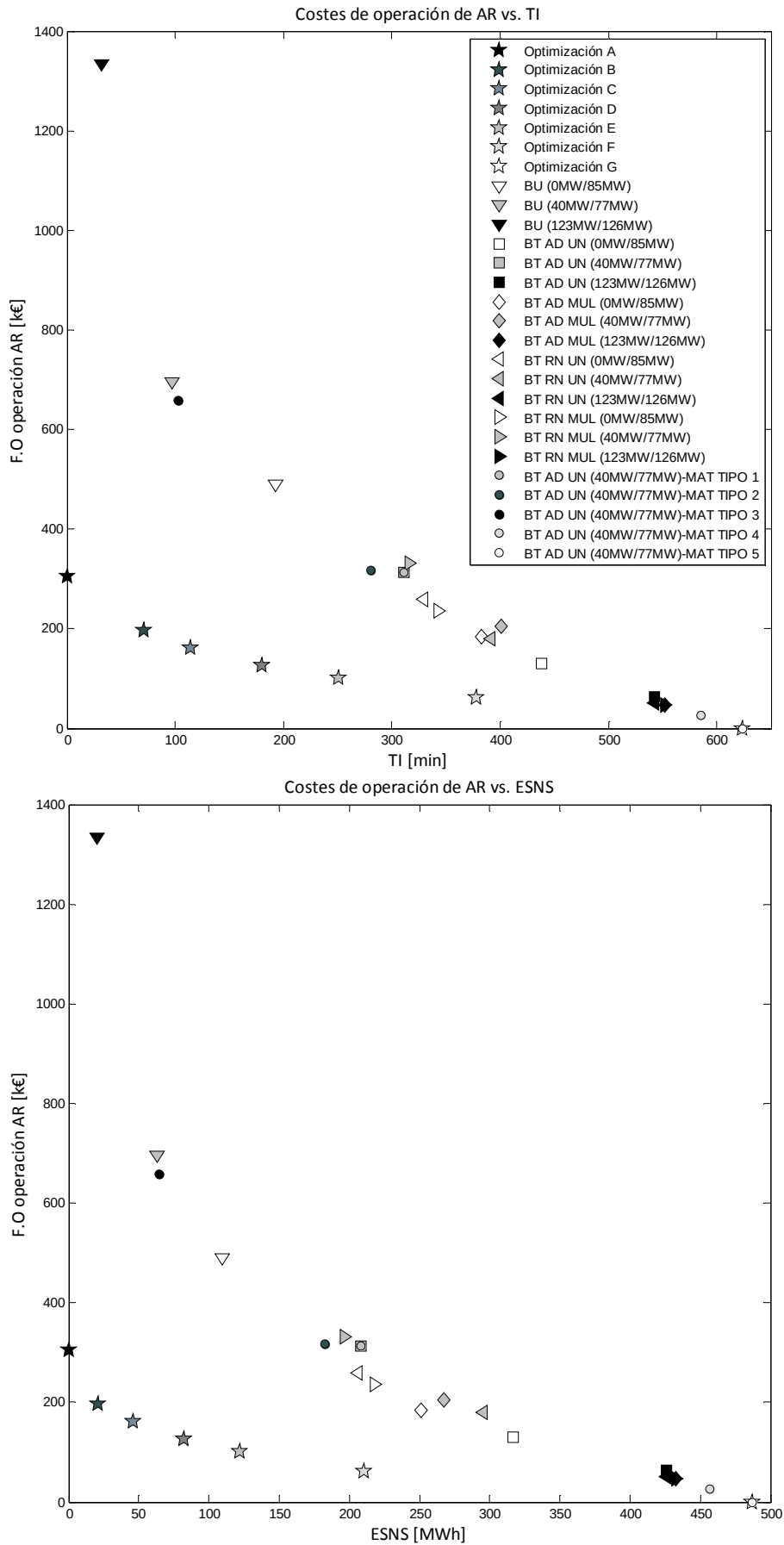


Figura 6-6. Costes de operación de AR vs. TI (parte superior) y ESNS (parte inferior).

La Tabla 6-3 muestra en su parte inferior los índices de comportamiento generales descritos en la subsección 6.3 para los 5 algoritmos de AR basados en trayectorias BT_AD_UN (40MW/77MW) realizados con diferentes matrices de costes. Se ha querido representar de forma separada para analizar su comportamiento en la Figura 6-7 los costes de operación de AR en función del TI para los 7 problemas de optimización (del A al G) y para los 5 algoritmos de AR con las distintas matrices de costes.

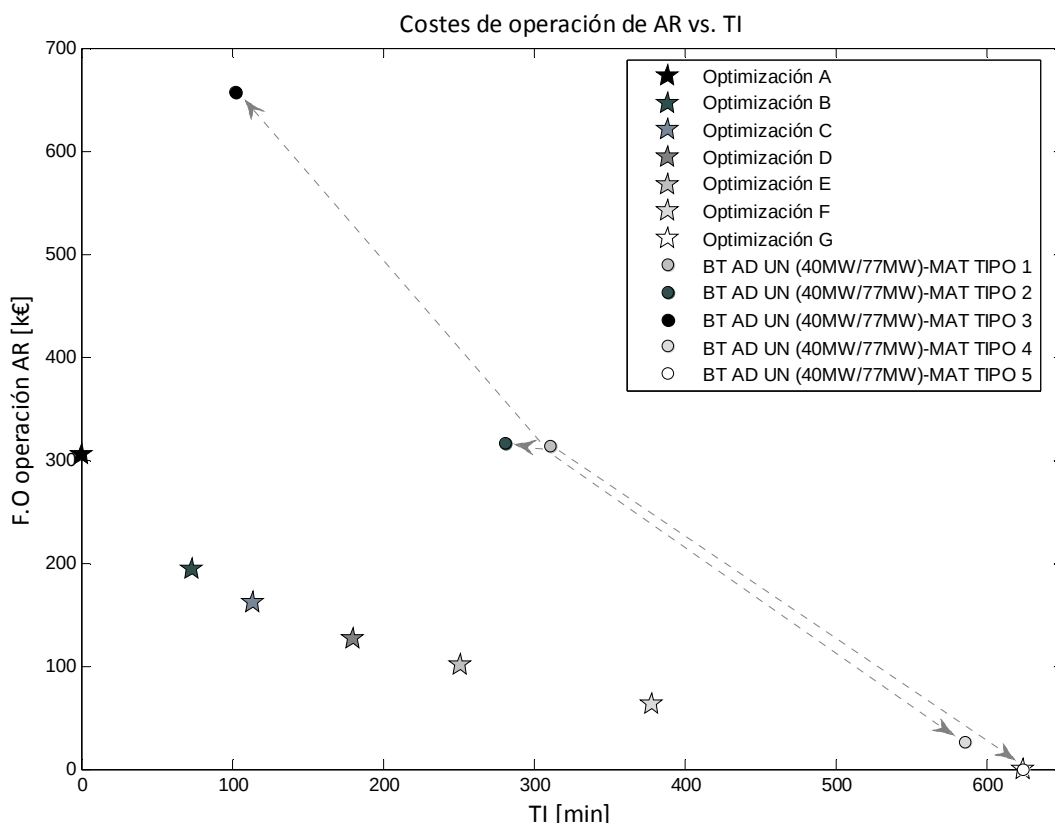


Figura 6-7. Costes de operación de AR vs. tiempo de incumplimiento de la optimización y de los algoritmos de AR BT_AD_UN (40MW/77MW) desarrollados con las distintas matrices de costes (Tipo 1-Tipo 5).

Si el árbol de decisión del algoritmo BT_AD_UN (40MW/77MW) se desarrolla con la matriz de costes tipo 1 (ver Tabla 4-5 del capítulo 4), que corresponde con la matriz que penaliza igualmente incumplir por clasificar mal datos de alto y de bajo TPSNS, se obtienen los mismos resultados que con el algoritmo BT_AD_UN (40MW/77MW). Sin embargo, en la matriz de costes tipo 2 y tipo 3 de la Tabla 4-5 se ha decidido penalizar como más severos los datos de Alto TPSNS que se clasifican como de Bajo TPSNS otorgándole así más prioridad a cumplir con los requerimientos del sistema (menos incumplimientos en el caso de no arrancar) que a reducir los costes de operación de AR (dando menos prioridad a evitar los arranques innecesarios). Los resultados de elaborar el árbol de decisión del algoritmo BT_AD_UN (40MW/77MW) con estas matrices de costes se muestran en la Figura 6-7 en los que se puede observar como efectivamente las soluciones del algoritmo se han movido hacia puntos de menor incumplimiento aunque de mayor coste de operación. Por el contrario, en la matriz de

costes tipo 4 y tipo 5 de la Tabla 4-5 se ha decidido penalizar como más severos los datos de Bajo TPSNS que se clasifican como de Alto TPSNS dándole más prioridad a reducir los costes de operación de AR (arranques y paradas y energía de los grupos de AR) que a cumplir con los requerimientos del sistema (menos incumplimientos). En la Figura 6-7 se muestra como las soluciones del algoritmo elaborado con las matrices de costes 4 y 5 se han movido hacia puntos de mayor incumplimiento aunque de menor coste de operación. En concreto, la solución del algoritmo creado con la matriz de costes 5 se ha movido hacia un punto de incumplimiento muy elevado aunque con un coste de operación de AR nulo al no arrancar nunca las unidades de AR. Se observa como dicha solución coincide con la de la optimización G en la cual se asignaban costes de penalización por incumplimientos muy bajos (ver Tabla 6-1).

6.3.3. SELECCIÓN DEL ALGORITMO DE AR

En esta subsección se desarrolla el análisis de la elección final de los algoritmos de AR.

Dependiendo de la optimización que se prefiera (es decir, el valor preferido de los costes de penalización) se elegirá el algoritmo de AR más adecuado. Para ello, como se detalló en la sección 5.5 del capítulo 5, el índice TI [min] y el índice ESNS [MWh] se traslada a [k€] usando el ratio coste de operación óptimo [k€] y TI óptima [min] (o ESNS óptima [MWh]) de la optimización que se prefiera como factor de normalización. Dichas normalizaciones (que únicamente se han realizado para los 18 algoritmos que dan lugar a soluciones no dominadas) se muestran en la Tabla 6-4 y en la Figura 6-8 para una de las cinco soluciones óptimas intermedias (en concreto se ha elegido como ejemplo la D). Se añade a los datos representados en la Tabla 6-4 el cálculo del coste total de funcionamiento que consiste en la suma de los costes de operación en AR y la de los costes por incumplimiento (el TI y la ESNS normalizados en [k€]). El algoritmo con coste total más cercano al coste total de la solución óptima D será el mejor candidato a ser utilizado.

Se observa en la Tabla 6-4 que si la optimización D fuera elegida como la preferida como referencia, el algoritmo BU (0MW/85MW) sería considerado el mejor candidato a ser utilizado puesto que se encuentra más cerca de la solución óptima D. Sin embargo, también se puede observar que los algoritmos BT_RN_UN (0MW/85MW), BT_RN_MUL (0MW/85MW) y BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2 también ofrecen unas soluciones muy similares a las del algoritmo BU (0MW/85MW) en cuanto a la proximidad con la solución óptima D. Por lo tanto, se va a elaborar posteriormente el estudio de los tipos de arranques que ofrece cada uno de los algoritmos cercanos a la solución óptima D para estudiar la idoneidad o no de que el decisor elija cualquiera de ellos.

	Operación	Incumplimiento				Suma [k€]
	F.O _{AR}					
	Coste [k€]	TI [min]	ESNS [MWh]	TI [k€]	ESNS [k€]	
Optimización D	126,7	180,5	82,0	126,7	126,7	380,1
BU (0MW/85MW)	489,0	192,6	109,8	135,2	169,5	793,7
BU (40MW/77MW)	694,9	97,2	63,1	68,2	97,4	860,5
BU (123MW/126MW)	1333,7	32,1	20,1	22,6	31,0	1387,3
BT_AD_UN (0MW/85MW)	130,0	438,5	317,1	307,7	489,6	927,3
BT_AD_UN (40MW/77MW)	312,7	311,1	208,1	218,3	321,4	852,4
BT_AD_UN (123MW/126MW)	63,0	542,8	425,9	381,0	657,7	1101,7
BT_AD_MUL (0MW/85MW)	184,8	383,0	250,8	268,8	387,2	840,8
BT_AD_MUL (123MW/126MW)	47,4	551,9	432,9	387,4	668,4	1103,2
BT_RN_UN (0MW/85MW)	259,5	328,9	205,9	230,8	317,9	808,2
BT_RN_UN (40MW/77MW)	179,1	391,7	295,5	274,9	456,3	910,3
BT_RN_UN (123MW/126MW)	50,3	542,8	425,9	381,0	657,7	1089,0
BT_RN_MUL (0MW/85MW)	235,4	343,1	217,9	240,8	336,4	812,6
BT_RN_MUL (123MW/126MW)	47,4	551,9	432,9	387,4	668,4	1103,2
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 1	312,7	311,1	208,1	218,3	321,4	852,4
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2	316,6	280,5	182,9	196,9	282,4	795,9
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 3	657,5	102,3	64,3	71,8	99,3	828,6
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 4	26,4	585,7	457,0	411,1	705,7	1143,2
BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 5	0,0	623,3	487,1	437,5	752,2	1189,7

Tabla 6-4. Índices de comportamiento generales de los algoritmos normalizados con respecto a la optimización D.

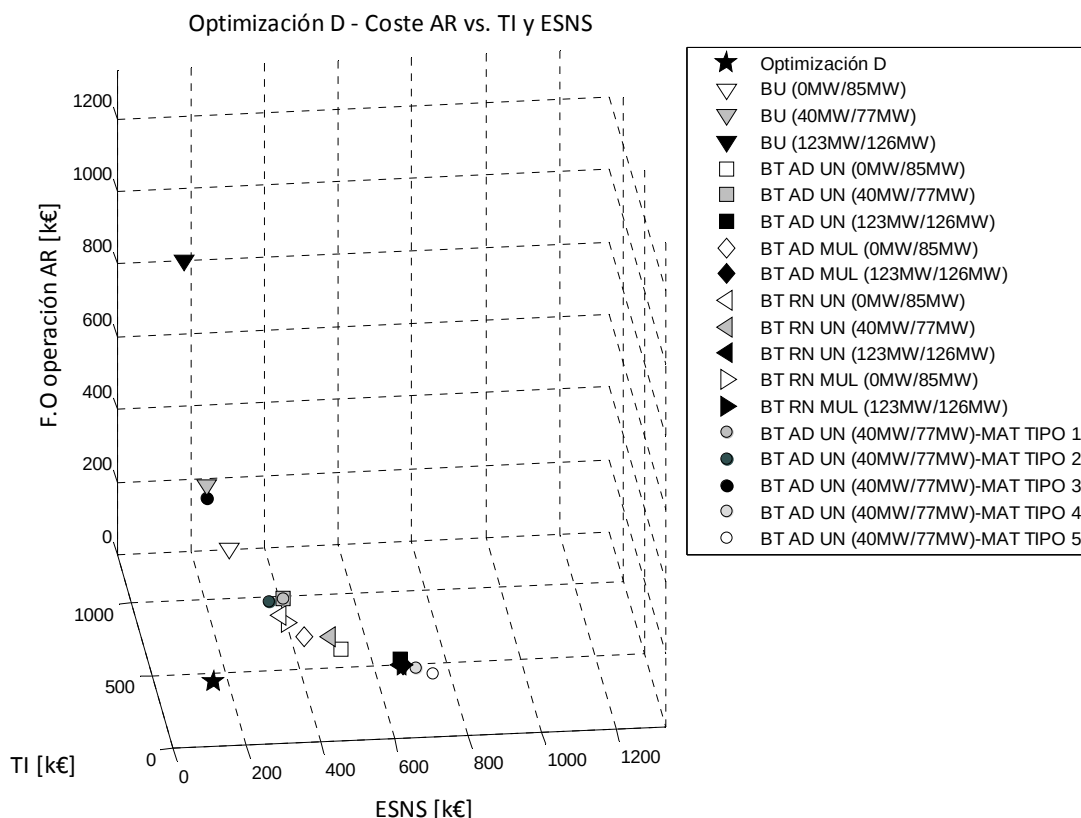


Figura 6-8. Costes de operación de AR vs. TI y ESNS normalizados con respecto a la optimización D.

En general, se deduce de la Figura 6-5 que según la optimización preferida, distintos algoritmos serían considerados como los más adecuados para su implementación en una zona de regulación secundaria. Es decir, algoritmos basados en umbrales, basados en trayectorias con árboles de decisión y con redes neuronales podrían ser elegidos. Aunque no se ha mostrado en este capítulo el desarrollo del análisis de elección de algoritmos para todas las optimizaciones que pudiera preferir el decisor (de la B a la F) (únicamente se ha mostrado a modo de ejemplo los resultados de elección de algoritmos si se elige a la solución óptima D como referencia) dicho desarrollo se ha realizado y se ha obtenido lo siguiente: si se prefiere la optimización B o la optimización C, algoritmos de AR más sencillos como son los algoritmos basados en umbrales, trabajan adecuadamente y serían elegidos para su implementación. Sin embargo, a medida que se elijan puntos de optimización con costes de penalización por energía y tiempo más bajos (de la D a la F), algoritmos de AR más sofisticados basados en trayectorias serían más adecuados para ser implementados. En concreto, si se observan las optimizaciones E y F donde se penaliza muy poco los incumplimientos y se obtienen soluciones de bajos (o nulos) arranques a la vez que grandes incumplimientos, se obtiene que entre los algoritmos que más se acercan a su comportamiento se encuentran los que creados con árboles de decisión utilizan matrices de coste que penalizan con un valor muy bajo el clasificar como de Bajo TPSNS datos de Alto TPSNS (matrices de costes 4 y 5).

Con el objetivo de extraer más información sobre el comportamiento de los algoritmos de AR con respecto a las soluciones óptimas, y como se ha comentado, con el objeto de que el decisor pueda elegir entre algoritmos candidatos con soluciones

muy similares en cuanto a la proximidad con la solución óptima preferida, se calculan los índices detallados sobre los tipos de arranques descritos en la subsección 5.5 del capítulo 5. El cálculo se ha realizado únicamente para aquellos algoritmos que dan soluciones muy próximas a las del algoritmo elegido en cuanto a la proximidad con cada solución óptima.

En concreto, en la Tabla 6-5 se muestra el cálculo de dichos índices si se toma la optimización D como referencia. El cálculo se ha realizado para los algoritmos BU (0MW/85MW), BT_RN_UN (0MW/85MW), BT_RN_MUL (0MW/85MW) y BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2. Se observa en la Tabla 6-5 que se ha subrayado con gris la solución más cercana al punto óptimo (en este caso el algoritmo BU (0MW/85MW)). Se puede observar en dicha tabla que a pesar de que la solución normalizada del algoritmo BU (0MW/85MW) es muy similar a la de los algoritmos BT_RN_UN (0MW/85MW) y BT_RN_MUL (0MW/85MW), el primero ofrece un mayor número de arranques totales válidos (9 y 13 arranques válidos más, respectivamente) aunque en contra realiza un número de arranques innecesarios muy superior (61 y 64 arranques innecesarios más). De forma análoga, el algoritmo BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2 ofrece un menor número de arranques totales válidos (6 arranques válidos menos que el algoritmo preferido BU (0MW/85MW)) aunque también en contra realiza un número de arranques innecesarios inferior (47 arranques innecesarios menos). Por tanto, es posible que el decisor quiera usar estos algoritmos adicionales para ser utilizados en su zona de control indistintamente junto con el uso del algoritmo BU (0MW/85MW). Aunque no se observa en este ejemplo, hay casos en los que se obtiene que de dos algoritmos con similar resultado tras las normalizaciones uno de ellos ofrece un resultado sustancialmente peor en el análisis de tipos de arranque ya que con igual número de arranques válidos ofrece a la vez un mayor número de arranques innecesarios. Este tipo de algoritmos, tras el análisis de tipos de arranques, sería descartado para ser utilizado en la zona de control por el decisor.

Optimización D	BU(0MW/85MW)	BT_RN_UN (0MW/85MW)	BT_RN_MUL (0MW/85MW)	BT_AD_UN (40MW/77MW) MAT COSTES TIPO 2
Total válidos	53	44	40	47
Total innecesarios	93	32	29	46
Total insuficientes	0	4	7	3

Tabla 6-5. Índices de tipos de arranques con respecto a la optimización D.

Se concluye que según la optimización preferida, distintos algoritmos serían considerados como los más adecuados para su implementación en una zona de regulación secundaria. Se concluye además que si únicamente se usan los índices generales para comparar, analizar y elegir los algoritmos de AR, se pierde información útil. La definición de los índices relativos a los tipos de arranques aporta información añadida que ayuda no sólo a comparar los algoritmos sino a decidir utilizar o descartar algoritmos con similares resultados en simulación (respecto a la cercanía al punto óptimo elegido). Adicionalmente, el uso de una curva Pareto de soluciones óptimas

cuando se desconocen los costes por incumplimiento parece ser de ayuda para elegir el mejor algoritmo de AR. Esta decisión final depende del punto óptimo de la curva elegido por el decisor responsable como referencia según sus preferencias.

6.4. RESUMEN Y CONCLUSIONES PARCIALES

En este capítulo se ha mostrado un ejemplo de la utilización de la metodología de evaluación y comparación para analizar y elegir el algoritmo de AR más apropiado para una zona de regulación secundaria dentro del sistema eléctrico español mediante el uso de señales reales. Los algoritmos de AR utilizados han sido los algoritmos basados en umbrales y basados en trayectorias desarrollados en esta tesis en los capítulos 3 y 4. La metodología utilizada ha sido la propuesta en el capítulo 5.

El ejemplo ha incluido la comparación de 20 algoritmos de AR diferentes, siendo tres de ellos algoritmos basados en umbrales (con tres ajustes diferentes de sus parámetros *DifArr* y *DifPar*), y siendo el resto (17) algoritmos de AR basados en trayectorias. De estos 17 algoritmos de AR basados en trayectorias, se han utilizado 5 para mostrar la influencia de los pesos en las matrices de costes de los árboles de decisión en los comportamientos de los algoritmos.

En este ejemplo se ha representado el comportamiento de 7 puntos óptimos de operación que han servido de referencia para la normalización del comportamiento de los algoritmos para la elección del más idóneo.

De los resultados del caso ejemplo se concluye que según el punto óptimo preferido por el decisor, distintos algoritmos de AR serían considerados como los más adecuados para su implementación en una zona de regulación secundaria. En concreto, si se prefieren situaciones con bajo incumplimiento a cambio de altos costes de operación debido a que se le asigna un coste muy alto al incumplimiento, algoritmos de AR más sencillos como son los algoritmos basados en umbrales, trabajan adecuadamente y serían elegidos para su implementación. Sin embargo, a medida que se prefieran costes de operación en AR inferiores, a cambio de un mayor incumplimiento (menores costes por incumplir), algoritmos de AR más sofisticados basados en trayectorias serían más adecuados para ser implementados.

CONCLUSIONES, APORTACIONES Y SUGERENCIAS PARA POSTERIORES DESARROLLOS

7.1. INTRODUCCIÓN

El hecho de que la forma actual de operación en la regulación secundaria tenga como consecuencia una serie de desventajas (costes de redespacho e ineficiencia) que pueden ser solventadas con la operación de AR, ha motivado el desarrollo de esta tesis.

Sin embargo, la operación en AR también puede dar lugar a una serie de desventajas de su uso si no se realiza adecuadamente. Estas desventajas principales se resumen en tres costes que son: los altos costes de generación de las unidades de AR, los costes de arranques y mantenimiento, y los costes por incumplimiento. Además, existe un problema principal a la hora de utilizar la operación de AR y que es el de decidir, una vez asignada una determinada banda de regulación secundaria a las unidades de AR, cuándo se ha de arrancar y parar dichas unidades. Esta decisión es difícil de llevar a cabo debido a la dificultad de predecir con antelación cuál va a ser la cantidad de potencia necesaria en la regulación secundaria en los siguientes minutos. Además ha de ser tomada en tiempo real.

El principal objetivo de esta tesis doctoral por tanto ha sido el desarrollo de algoritmos que permitan la operación en tiempo real de unidades de Arranque Rápido para la regulación secundaria frecuencia-potencia.

El resumen y las conclusiones de la presente tesis doctoral se muestran en la sección 7.2 mientras que en la sección 7.3 se detallan las aportaciones originales de la misma. Posteriormente, en la sección 7.4 se detallan los artículos técnicos publicados en revistas de impacto que han resultado de esta tesis. Finalmente en la sección 7.5 se presentan las posibles líneas de investigación que pueden seguir abordándose en futuros desarrollos respecto a la operación de unidades de AR para la regulación secundaria frecuencia-potencia.

7.2. RESUMEN Y CONCLUSIONES

La regulación secundaria se engloba dentro de los servicios complementarios de regulación de frecuencia. Existen tres maneras posibles de organización de la regulación secundaria (centralizada, pluralista y jerárquica). Dependiendo de esta organización, los beneficios de la operación de AR irán a parar a todo el área en el caso centralizado y a cada zona independientemente en el caso pluralista y jerárquico.

No se ha encontrado en la literatura ningún sistema eléctrico en el que existan unidades de AR participando en la regulación secundaria, aunque este tipo de unidades se usan muy a menudo en otros servicios complementarios encuadrados dentro de la regulación terciaria. Además, en aquellos en los que se indica que las unidades de AR se usan en la regulación terciaria, no se describen las reglas de decisión de arranque de dichas unidades. Únicamente se han encontrado dos referencias en las que se propone usar para un sistema eléctrico un método automático de arranque y parada de las unidades que consiste en la realización cada 5 minutos de un despacho óptimo de las reservas que tiene en cuenta la predicción del ACE para las seis horas siguientes con un tiempo de muestreo de 5 minutos. Es importante destacar que en dicha propuesta no se menciona como se realiza la predicción del ACE, y que además se insiste en que la predicción es compleja y que el comportamiento del control automático es muy sensible a la calidad de la predicción. Además, un intervalo de 5 minutos no permite su integración en tiempo real en el control secundario frecuencia-potencia.

La revisión de las características de las unidades de AR llevada a cabo para tenerlas en cuenta a la hora de realizar los algoritmos de arranque y de parada ha puesto de manifiesto que las unidades de AR tienen un corto tiempo de arranque y una rápida respuesta a cambios que las hacen muy aptas para participar en la regulación secundaria. Además, se deberán tener en cuenta restricciones relativas al tiempo mínimo que las unidades deben permanecer arrancadas y el tiempo mínimo que deben permanecer paradas a la hora de realizar los algoritmos de AR para minimizar el estrés mecánico de las mismas.

Debido a que en esta tesis se ha planteado el utilizar la operación de AR en la regulación secundaria mediante el uso de algoritmos automáticos que pueden

producir incumplimientos en la zona (en el caso de que las unidades de AR no sean arrancadas o no sean arrancadas a tiempo), se ha hecho una revisión sobre los criterios de respuesta de la regulación secundaria establecidos por los diferentes sistemas eléctricos y de la penalización por incumplimiento de dichos criterios. Se concluye que en general, para evaluar la respuesta del servicio de regulación secundaria, los sistemas eléctricos utilizan índices que se calculan utilizando periodos de tiempo grandes (año o mes). Sin embargo, para evaluar la operación en AR se necesitan periodos de evaluación inferiores, evitando así que de media, la operación de la zona a lo largo de un año pudiera ser correcta, aunque la operación en AR hubiera sido inadecuada. Dentro de los criterios encontrados que se calculan utilizando periodos de tiempo inferiores (5-15 minutos, 4 segundos, etc.) los hay en los que la penalización por incumplimientos es cuantificada en función de la energía requerida que no se ha suministrado en la zona y en los que la penalización se realiza en función de los periodos de tiempo en los que ha habido una respuesta dinámica inadecuada. En el caso particular del sistema eléctrico peninsular español, cada zona (que además pertenece a una única empresa generadora) es penalizada en función del tiempo que no suministra la potencia requerida a la misma.

Se concluye que la revisión crítica del estado actual de las cuestiones relativas a la operación en AR ha justificado y motivado el trabajo de esta tesis doctoral ya que no se ha encontrado en la literatura ninguna zona de regulación de ningún sistema eléctrico que utilice la operación de AR en la regulación secundaria mediante algoritmos automáticos para la toma de decisión en tiempo real de arranque y parada de las unidades de AR.

Los tres objetivos específicos que se han cubierto en el contexto de la tesis planteada y cuya consecución constituyen la principal aportación de la tesis, son: el desarrollo y optimización de un algoritmo basado en umbrales para obtener las señales de arranque y parada de las unidades de AR, el desarrollo de algoritmos de AR basados en trayectorias con el mismo objetivo, y finalmente la definición de una metodología de evaluación y comparación para analizar y elegir el algoritmo de AR más apropiado para una zona de regulación. Las conclusiones de cada uno de ellos se describen a continuación en las subsecciones siguientes.

7.2.1. ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN UMBRALES

El algoritmo de AR basado en umbrales consiste en arrancar una unidad de AR cuando la banda secundaria se está agotando y pararla cuando dentro de la zona de regulación vuelve a existir suficiente banda de regulación disponible. Es un algoritmo de sencilla implantación cuyas deficiencias (dan lugar a un elevado número de arranques innecesarios al cambiar la trayectoria de la potencia requerida a la zona de regulación tras la orden de arranque) han tratado de ser mejoradas con los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados posteriormente.

Un ajuste correcto de los umbrales que definen este algoritmo es importante ya que en el caso de no elegir los adecuados, pueden darse por ejemplo situaciones en las cuales sucedan una gran cantidad de arranques innecesarios o situaciones en las

cuales las unidades de AR no sean arrancadas a tiempo. Esto dará lugar a costes innecesarios o a un incremento en los incumplimientos de la zona. Por tanto, se ha propuesto optimizarlos mediante la obtención de una curva Pareto de soluciones a través de un algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO). Se ha realizado un ejemplo de la optimización de los parámetros del algoritmo de umbrales mediante el algoritmo MOPSO, utilizando datos reales de una zona de regulación secundaria española. Se ha concluido que el algoritmo MOPSO aplicado a este problema de AR permite obtener una curva Pareto de soluciones que se considera aceptable por su similitud con la que se obtendría si se simulara el número total de combinaciones posibles de valores de los parámetros (reduciendo el número de simulaciones necesarias un 93.4%).

7.2.2. ALGORITMO DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR BASADO EN TRAYECTORIAS

Los algoritmos basados en trayectorias tienen como objetivo el mejorar los algoritmos basados en umbrales. Esta mejora se lleva a cabo mediante la incorporación dentro de los mismos de una capacidad de predicción del incumplimiento de la zona de regulación secundaria en caso de no arrancar las unidades de AR y en función de ese valor se decide si arrancarlas o no. Para ello se han desarrollado algoritmos de AR que incluyen un sistema basado en aprendizaje automático (Machine Learning Based System, MLBS) para la toma de decisión de arranque y parada de las unidades de AR.

Se han tenido en cuenta dos aproximaciones diferentes a la hora de realizar los algoritmos de AR basados en trayectorias para más de una unidad de AR y se han utilizado dos técnicas distintas para la extracción del conocimiento (árboles de decisión y redes neuronales). Adicionalmente se han utilizado técnicas de clustering para el tratamiento de una de las variables de entrada de los algoritmos. A modo de ejemplo, se ha descrito en profundidad el desarrollo de dos de los algoritmos de AR basados en trayectorias realizados a lo largo de esta tesis. También se ha incluido un análisis de la influencia de la matriz de costes en la realización de los árboles de decisión, observándose como modificando los pesos de esa matriz de costes es posible alterar el comportamiento de los algoritmos según se prefiera tener más arranques (mayores costes de operación de AR) y menos incumplimientos, o según se prefiera incumplir más periodos en el caso de no arrancar que elevar los costes de operación de AR. En último lugar, se ha tratado de estudiar y mejorar la parada de los algoritmos de AR basados en trayectorias, descartándose el uso de la predicción de la idoneidad de parar o no las unidades de AR con trayectorias y descartándose también el uso de un umbral de tiempo optimizado mediante un algoritmo MOPSO por no producir mejoras significativas en los resultados del comportamiento de los algoritmos de AR basados en umbrales.

7.2.3. MÉTODO DE COMPARACIÓN, EVALUACIÓN Y ELECCIÓN DE LOS ALGORITMOS DE ARRANQUE Y PARADA DE LAS UNIDADES DE AR

Para evaluar, comparar y analizar el comportamiento de los algoritmos de AR desarrollados en esta tesis, así como para elegir el algoritmo de AR más apropiado

para una zona de regulación secundaria, es necesaria la definición de una metodología que así lo permita. Esta metodología de evaluación y comparación ha sido llevada a cabo mediante un modelo de optimización en conjunto con el desarrollo de índices de comportamiento. Adicionalmente se ha planteado el uso de una normalización de algunos de esos índices para la elección final del algoritmo de AR que mejor se ajuste a las preferencias de cada determinada zona de regulación secundaria.

El modelo de optimización desarrollado, asumiendo información perfecta, permite obtener el número óptimo de arranques y paradas de las unidades de AR y su localización. Si se desconoce o no son cuantificables los costes por incumplimiento en una zona de regulación secundaria, en lugar de una única solución del problema de optimización, se obtendrá una curva Pareto de soluciones óptimas. Una vez obtenidas la solución (o soluciones óptimas), y una vez simulado en una zona de regulación el comportamiento de los algoritmos de AR que se quieren evaluar, la metodología completa de evaluación, comparación y elección de algoritmos incluye la definición de unos índices generales y otros más detallados para evaluarlos, y la normalización de algunos de esos índices para la elección final del algoritmo de AR.

La metodología completa se ha ejemplificado para evaluar el comportamiento de un algoritmo de AR basado en umbrales con dos ajustes diferentes de sus parámetros dentro de una zona de regulación secundaria del sistema eléctrico español mediante el uso de señales reales. Se ha concluido que la metodología desarrollada permite cuantificar el valor de información perfecta para poder diseñar, ajustar y mejorar algoritmos de AR y para decidir cuál es el algoritmo más apropiado que se ajusta mejor a las preferencias del que ha de tomar la decisión dentro de una zona de regulación secundaria.

Una vez desarrollados los tres objetivos específicos de la tesis se ha querido culminar la misma con un ejemplo final en el que se muestra la utilización de la metodología de evaluación y comparación para analizar y elegir el algoritmo de AR más apropiado para una zona de regulación secundaria dentro del sistema eléctrico español mediante el uso de señales reales utilizando todos los algoritmos de AR (basados en umbrales y basados en trayectorias) desarrollados en esta tesis. Además se ha incluido el comportamiento de puntos óptimos de operación para la elección del algoritmo de AR más idóneo. De los resultados del caso ejemplo se concluye que según el punto óptimo preferido por el decisor, distintos algoritmos de AR serían considerados como los más adecuados para su implementación en una zona de regulación secundaria. En concreto, si se prefieren situaciones con bajo incumplimiento a cambio de altos costes de operación debido a que se le asigna un coste muy alto al incumplimiento, algoritmos de AR más sencillos como son los algoritmos basados en umbrales, trabajan adecuadamente y serían elegidos para su implementación, siendo más adecuados los algoritmos de AR más sofisticados basados en trayectorias en caso contrario.

7.3. APORTACIONES ORIGINALES

Las principales aportaciones de la tesis se describen a continuación:

- Desarrollo y optimización de un algoritmo de arranque y parada de las unidades de AR basado en umbrales
 - Se ha presentado un primer ejemplo del funcionamiento del algoritmo propuesto de arranque y parada para unos determinados valores de los parámetros del algoritmo (*DifArr* y *DifPar*) mediante la utilización de registros reales de los datos de una zona de regulación secundaria
 - Los umbrales que definen este algoritmo (*DifArr* y *DifPar*) han sido optimizados mediante la obtención de una curva Pareto de soluciones a través de un algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO).
- Desarrollo de un algoritmo de arranque y parada de las unidades de AR basado en trayectorias
 - Se han desarrollado algoritmos de AR que incluyen un sistema basado en aprendizaje automático (Machine Learning Based System, MLBS) para la toma de decisión de arranque y parada de las unidades de AR. Se han tenido en cuenta dos aproximaciones diferentes a la hora de realizar los algoritmos de AR basados en trayectorias para más de una unidad de AR (método Múltiple con varios algoritmos de AR diferentes y método Único con un único algoritmo de AR para ser usado por todas las unidades de AR) y se han utilizado dos técnicas distintas para la extracción del conocimiento (árboles de decisión y redes neuronales). Adicionalmente se han utilizado técnicas de clustering para el tratamiento de unas de las variables de entrada de los algoritmos.
 - Se ha realizado un análisis de la influencia de la matriz de costes en la realización de los árboles de decisión.
- Desarrollo del método de comparación, evaluación y elección de los algoritmos de arranque y parada de las unidades de AR
 - Se ha definido un modelo de optimización que permite obtener el número óptimo de arranques y paradas de las unidades de AR y su localización. En lugar de un único punto óptimo para evaluar y comparar los algoritmos de AR se ha propuesto el uso de una curva Pareto de soluciones óptimas, obtenida en función de los dos objetivos marcados (costes de operación de las unidades de AR e incumplimiento) para aquellos casos en los que se desconocen o no son asignables los costes por incumplimiento.
 - Adicionalmente se han definido unos índices generales y otros más detallados para evaluar los algoritmos y se ha planteado el uso de una normalización de algunos de esos índices para la elección final del algoritmo de AR que mejor se ajuste a las preferencias de cada determinada zona de regulación secundaria.
 - El desarrollo e implementación de la metodología propuesta se ha ejemplificado para una zona de regulación secundaria dentro del sistema

eléctrico español mediante el uso de señales reales, en la cual se ha evaluado un algoritmo de AR basado en umbrales con dos ajustes diferentes.

- Ejemplo de aplicación a un caso real: comparación final de algoritmos de AR
 - Se ha llevado a cabo un ejemplo de la utilización de la metodología de evaluación y comparación para analizar y elegir el algoritmo de AR más apropiado para una zona de regulación secundaria dentro del sistema eléctrico español mediante el uso de señales reales utilizando todos los algoritmos de AR (basados en umbrales y basados en trayectorias) desarrollados en esta tesis. El ejemplo ha incluido la comparación de 20 algoritmos de AR diferentes, siendo tres de ellos algoritmos basados en umbrales (con tres ajustes diferentes de sus parámetros *DifArr* y *DifPar*), y siendo el resto (17) algoritmos de AR basados en trayectorias. Además ha incluido el comportamiento de 7 puntos óptimos de operación que han servido de referencia para la normalización del comportamiento de los algoritmos para la elección del más idóneo.

7.4. PUBLICACIONES

Esta tesis ha resultado en los siguientes artículos técnicos publicados en revistas de impacto (indexada en el JCR):

[I. Egido, et al., 2012]

I. Egido, F. Fernández-Bernal, L. Rouco y I. Saboya. "Operation of rapid start units in an AGC area", *Przegląd Elektrotechniczny*, vol. 88, pp. 141-145, 2012.

[I. Saboya, et al., 2013]

I. Saboya, I. Egido y L. Rouco. "Start-Up Decision of a Rapid-Start Unit for AGC Based on Machine Learning", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 3834-3841, 2013.

[I. Saboya, et al., 2015]

I. Saboya, I. Egido y E. Lobato Miguelez. "Performance Evaluation of Start-Up Decisions of Rapid-Start Units for AGC", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 30, pp. 3130-3138, 2015.

7.5. TRABAJO FUTURO

Se han encontrado dos líneas posibles para trabajo futuro relacionado con la operación de unidades de AR para la regulación secundaria frecuencia-potencia.

En primer lugar, en la introducción de esta tesis, se han identificado una serie de posibles beneficios y costes económicos que supondría la utilización de la operación de AR para la regulación secundaria frecuencia-potencia en contraste con el uso de la operación tradicional. Sin embargo, se ha recalcado a lo largo de la misma, que en esta tesis no se desarrolla un análisis económico exhaustivo del uso de unidades de AR para dar regulación secundaria sino que se parte de la base de que en un determinado periodo, después de un estudio económico desarrollado por otro actor, se ha determinado que en dicho periodo es económicamente rentable asignar un porcentaje de la banda de regulación secundaria a unidades de AR. Tras ese supuesto, los desarrollos de esta tesis se han centrado en conseguir el mejor comportamiento posible de las unidades de AR dentro de la zona de regulación, para mejorar aún más los beneficios esperados del AR en dicho periodo.

Es por ello que como primer futuro desarrollo se encuentra la línea del estudio exhaustivo de viabilidad económica de la operación de AR para la regulación secundaria frecuencia-potencia teniendo en cuenta la remuneración del servicio a través del mercado. Una vez conocido lo que se puede conseguir en la parte técnica, gracias a los desarrollos de esta tesis, se puede evaluar mejor la económica gracias a que se conoce el orden del incumplimiento y de los costes de la operación en AR de las unidades (arranques, generación, etc.).

En segundo lugar, los desarrollos realizados en esta tesis podrían aplicarse a otro sistema eléctrico del que se dispusieran series reales de datos históricos para evaluar el comportamiento de la operación de AR para la regulación secundaria frecuencia-potencia en el mismo. Además, en el apéndice B se concluyó que en esta tesis se descartaba definitivamente el uso de una predicción de la curva de la potencia requerida a la zona de regulación para determinar los arranques y paradas de las unidades de AR por la escasez de series de datos históricos y por su elevada complejidad. Por tanto, se decidió continuar en esta tesis con la idea de obtener un algoritmo automático que actuase en tiempo real de arranque y parada de las unidades basado en técnicas de aprendizaje automático para la predicción de necesidad o no de arranque. No obstante, si se estudiara otra zona de regulación de un sistema eléctrico determinado, si se dispusiera de datos suficientes y se observara que fuera posible una predicción aceptable de las curvas de potencia requerida, se debería enfatizar y orientar el estudio a conseguir dichas curvas predichas. En ese caso, existirían varias posibilidades:

En primer lugar, que se pudiera determinar la curva de potencia requerida a la zona de regulación en los instantes posteriores al momento de decisión de arranque (unos 45 minutos). En tal caso, en lugar de predecir mediante un árbol de decisión o una red neuronal el tiempo de potencia secundaria no suministrada (TPSNS) en el caso de no arrancar, esta información ya sería conocida gracias a la curva predicha y se decidiría arrancar o no en función del TPSNS obtenido.

En segundo lugar, si se pudiera predecir la curva de potencia requerida a la zona de regulación secundaria durante un periodo de tiempo mayor (los resultados de esta tesis indican que al menos serían necesarias 6 horas), y con un tiempo de muestreo pequeño (de como mucho 1 minuto, sino es posible de 4 segundos, según los datos observados en esta tesis), con dichas curvas introducidas en un problema de optimización como el detallado en el capítulo 5, se podrían obtener los arranques y paradas óptimos de las unidades para un determinado horizonte de tiempo (6 horas). Cabe destacar que el problema de optimización deberá ser capaz de resolverse en un tiempo inferior a 1 o 2 minutos al actuar en tiempo real (descartándose que sea posible cada 4 segundos) teniendo que obtener los arranques y paradas de un problema de un tamaño de 6 horas muestreadas al menos cada 1 o 2 minutos.

Cabe destacar que recientemente (en abril del 2016), investigadores de la universidad KTH de Estocolmo, han publicado un artículo de conferencia en el que utilizan en la regulación secundaria un algoritmo de AR basado en el algoritmo de AR basado en trayectorias desarrollado en esta tesis [M. T. Khan, et al., 2016]. Dicho algoritmo, lo utilizan en un modelo de un sistema eléctrico denominado Nordic-32 transmission system. En lugar de árboles de decisión o de redes neuronales, para la extracción del conocimiento utilizan el algoritmo k-Nearest-Neighbor (kNN).

MODELO DE LA ZONA DE REGULACIÓN SECUNDARIA

A.1. INTRODUCCIÓN

Para evaluar el funcionamiento en arranque rápido de grupos se van a realizar simulaciones de un modelo de la zona de regulación. El modelo que se utilizará será en lazo abierto y recibirá como entrada la consigna de potencia que debe generar la zona de regulación. Como consigna se utilizará la potencia generada (PGC) que se tiene en los datos históricos, de forma que la zona deba generar la misma potencia que la correspondiente a dicho histórico. La salida del modelo será la potencia generada por la zona, de forma que se considerará que la zona ha respondido correctamente si la potencia generada es la misma que la consigna (la potencia generada en el histórico) y que la respuesta es incorrecta si ambos valores no son iguales. El modelo incluye la representación de las unidades en regulación en la zona, la representación de las unidades de AR, un regulador de AGC sencillo que realiza el reparto de la consigna global entre las unidades y la representación detallada del algoritmo de arranque rápido que se quiere evaluar.

A.2. VISIÓN GLOBAL DEL MODELO DE SIMULACIÓN

El modelo desarrollado permite representar el comportamiento de la zona de regulación para evaluar el comportamiento del algoritmo de arranque rápido. Un esquema global del modelo desarrollado se presenta en la Figura A-1. El modelo incluye:

1. un bloque que realiza el reparto de la consigna de potencia global de la zona entre las diferentes unidades, denominado *Reparto de la consigna del AGC*,
2. un bloque independiente para cada una de las unidades que no participan en el arranque rápido, denominados *Unidad acoplada i* ,
3. un bloque independiente para cada una de las unidades que participan en el arranque rápido, denominados *Unidades de AR j , y*
4. un bloque que representa de forma detallada el algoritmo de arranque rápido, denominado *Algoritmo de AR*.

En la Figura A-1 se han representado únicamente las entradas y salidas principales de algunos bloques.

El bloque que incluye el AGC (mostrado en azul), que junto con el bloque de reparto de consigna conformarían el regulador AGC completo (zona sombreada en azul) no se ha desarrollado en el modelo que se describirá a continuación para representar el comportamiento del algoritmo del AGC. La razón de no modelar dicho bloque es que se dispone directamente de los datos históricos de la variable de entrada “consigna de potencia”. Sin embargo no se disponen para desarrollar los algoritmos de esta tesis de la variable de entrada “ACE”.

En las siguientes subsecciones se describen brevemente cada uno de los bloques del modelo. En primer lugar, en la subsección A.2.1 se describe el bloque “Reparto de la consigna del AGC”. Posteriormente, en la subsección A.2.2 y en la subsección A.2.3 se presentan de forma detallada el modelado de las unidades acopladas y de las de AR, respectivamente. Los detalles del bloque que contiene el algoritmo de Arranque Rápido variarán dependiendo de si se trata del algoritmo basado en umbrales o de si se trata del algoritmo basado en trayectorias. En el capítulo 3 se describe detalladamente el modelado del bloque que incluye el algoritmo de AR basado en umbrales. En el capítulo 4, se presenta el modelado del algoritmo basado en trayectorias.

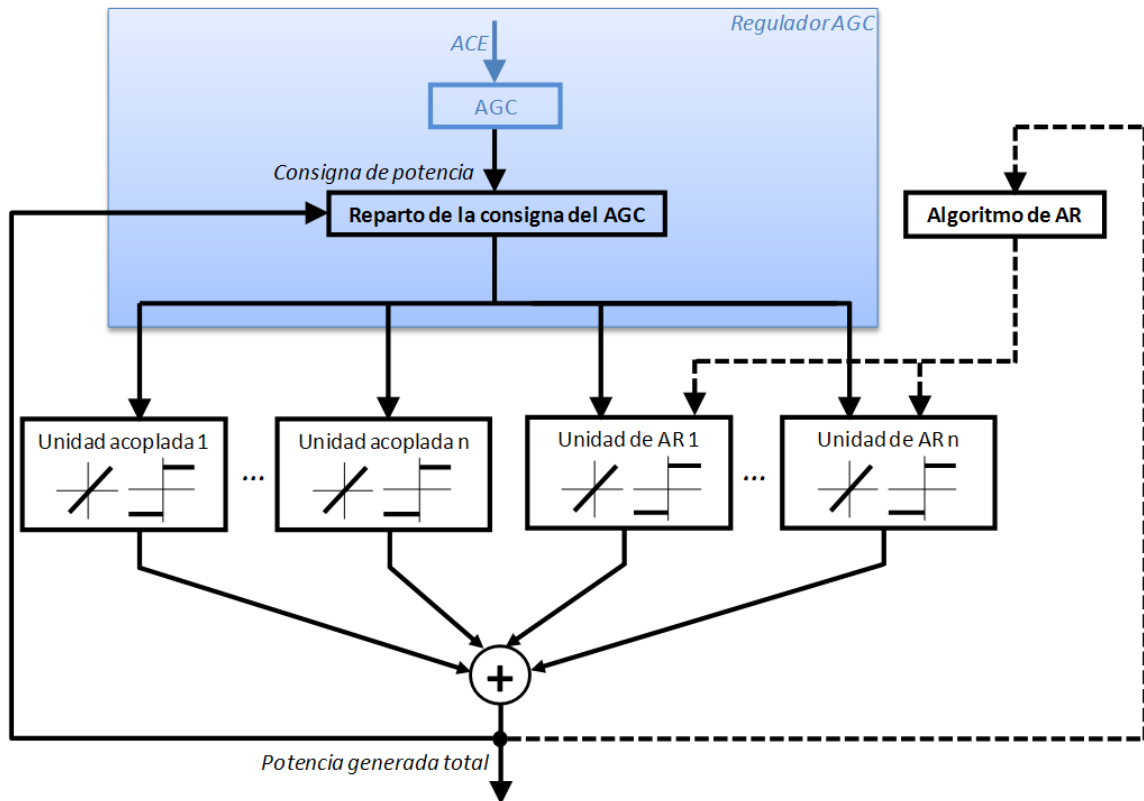


Figura A-1. Esquema simplificado del modelo utilizado para arranque rápido.

A.2.1. REPARTO DE LA CONSIGNA DEL AGC

El bloque “*Reparto de la consigna del AGC*” realiza el reparto de la consigna de la zona de regulación entre las diferentes unidades. Para ello se calcula la variación de consigna necesaria como la consigna en MW deseada para este ciclo menos la potencia total generada por las unidades en el ciclo anterior. Esta variación de consigna se reparte entre las unidades que se encuentran en regulación (acopladas) y las unidades de AR que ya estén arrancadas. El reparto se realiza teniendo en cuenta el coste asociado a cada unidad, de forma que si se debe aumentar la potencia generada se asigna variación de consigna a las unidades desde la más barata hacia la más cara, y al revés si se debe reducir la potencia generada. En el reparto se asigna a cada unidad una variación de potencia igual a la que se puede conseguir en un ciclo con su pendiente nominal y se van seleccionando unidades hasta que la variación de potencia total asignada es igual a la deseada. En este bloque se ha de tener en cuenta cuándo se ha producido un cambio en el número de grupos en regulación, a la hora de asignar la potencia a las unidades, ya que estos cambios provocan variaciones bruscas en la consigna de la zona de regulación que no son debidos a la actuación en regulación secundaria.

A.2.2. UNIDADES ACOPLADAS

El modelo de cada grupo acoplado consiste en un modelo sencillo de respuesta en rampa que incluye los límites máximo y mínimo para la potencia generada. El diagrama de bloques del modelo utilizado se presenta en la Figura A-2. La entrada del bloque es la consigna de potencia que ha de generar la unidad y la salida del bloque es la potencia generada por dicha unidad.

En estos bloques se ha de tener en cuenta cuándo se ha producido un cambio en el número de grupos en regulación, ya que estos cambios provocan variaciones bruscas en la potencia generada que no son debidos a la actuación en regulación secundaria. Por tanto, es importante indicar los instantes en los que se ha producido una variación en el número de grupos en regulación y tener en cuenta esta variación durante las simulaciones.

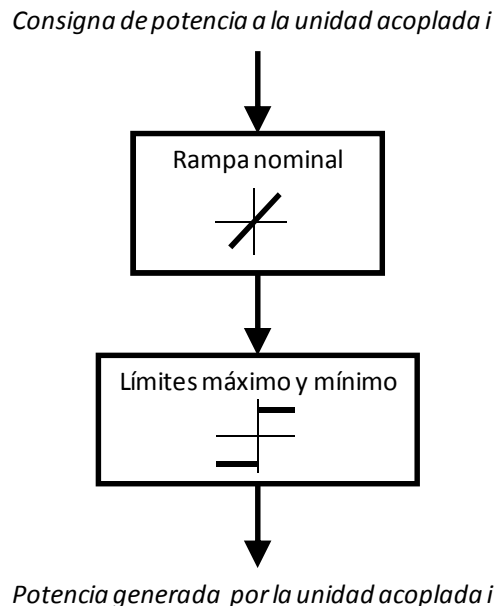


Figura A-2. Diagrama de bloques del modelo de las unidades acopladas.

Aunque el modelo de la Figura A-1 representa que las diferentes unidades acopladas de la zona se han modelado de forma independiente, en esta tesis se va a suponer que en la zona de regulación existe una única unidad acoplada que representa la respuesta de todas las unidades de la zona de manera agregada. De forma que existirá una única unidad acoplada cuya rampa de subida y bajada, límite máximo y límite mínimo serán los correspondientes a la suma de todos los grupos. La razón de modelar la unidad acoplada de forma agregada es que se no dispone directamente de los datos de los parámetros de las unidades acopladas de forma individual sino de la agregación. En concreto, se dispone de los límites superior e inferior históricos de todas las unidades acopladas a la zona de regulación de forma agregada y no individualmente. La rampa del modelo agregado deberá ser extraída del comportamiento de las unidades en regulación a lo largo de los registros de los datos históricos. Dicho análisis se desarrolla a continuación.

Como se ha comentado, para la unidad acoplada agregada se utilizará un modelo de respuesta en rampa. La rampa del modelo agregado deberá ser extraída del comportamiento de las unidades en regulación a lo largo de los registros de los datos históricos. Se muestra en la Figura A-3 el histograma en el que se ha representado la rampa calculada para todos los datos históricos que se disponen. Para determinar la rampa a utilizar, se ha determinado el umbral de rampa a partir del cual las variaciones de potencia no son debidas al funcionamiento de la zona en regulación, sino que son debidas a que ha habido un cambio en el número de unidades acopladas en la zona de regulación. Como se puede observar en la Figura A-3, en la mayoría de los casos la rampa obtenida está entre 0 y 80 MW/min, ya que casos en los que la rampa está en valores mayores son inferiores al 5.4%. Se va a considerar por tanto que la pendiente de respuesta de la unidad acoplada agregada será como mucho de 80 MW/min a subir o bajar, y que ha habido un cambio en el número de unidades si la variación de potencia es superior a ese valor (en valor absoluto). Dicha elección se muestra en la parte inferior de la Figura A-3, sombreada en azul la zona en la que se consideran rampas debido a cambios en el número de unidades (CN).

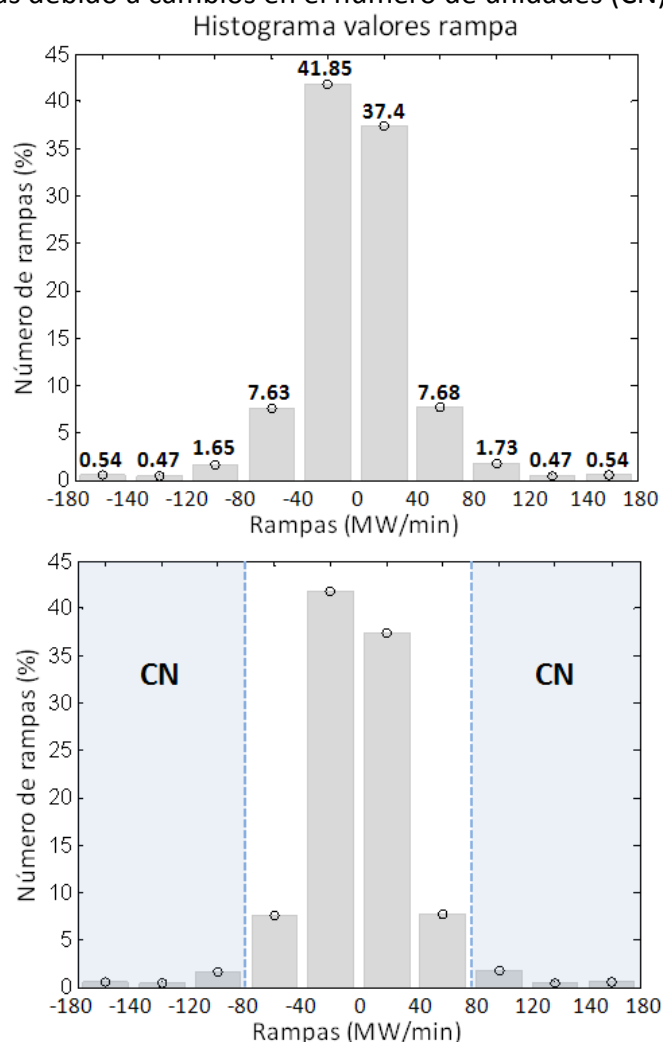


Figura A-3. Histograma que representa el número de veces que la rampa está dentro de cada uno de los intervalos.

A.2.3. UNIDADES DE ARRANQUE RÁPIDO

Las diferentes unidades que participan en el arranque rápido se han modelado de forma independiente. El modelo de cada grupo incluye la determinación del estado de la unidad (arrancada-arrancado, parando-parada) y el cálculo de la potencia generada por dicha unidad. A pesar de recibir una consigna de arranque o parada, cada unidad de AR puede estar en proceso de arranque, arrancado, en proceso de parada o parado. Una unidad de AR está en proceso de arranque si dada la orden de arranque, no se ha superado la duración del arranque (*"Duración arranque"*). Dicha unidad en proceso de arranque, a pesar de estar generando potencia con una rampa constante para alcanzar la potencia mínima en un tiempo determinado (*"Duración arranque"*), no participa en el reparto de consigna de la zona (no regula) hasta que no está completamente arrancada. Una vez superada la duración del arranque, la unidad de AR estará generando la potencia mínima generada al finalizar el arranque. La unidad permanecerá arrancada, y generando en regulación con una rampa nominal de la unidad hasta que se le dé la orden de parar y se haya cumplido el tiempo mínimo arrancado para poder iniciar la parada (*"Tiempo mínimo arrancada"*). Una unidad de AR está parando si una vez dada la orden de parada y una vez alcanzada la potencia mínima tras esta orden, no ha superado la duración de la parada. La unidad inicia la parada una vez que se le ha dado la orden de parar. Si cuando se ha producido esta orden, la unidad estaba generando por encima de su mínimo técnico, se dirigirá a este valor con su rampa nominal. Una vez alcanzado este mínimo técnico, la unidad pasa de ese valor a no generar en un tiempo determinado (*"Duración parada"*) por lo que la potencia generada por la unidad durante este tiempo cumple una rampa de bajada constante. Durante la parada sin embargo la unidad de AR deja de estar acoplada en la regulación secundaria, es decir, no regula. Una vez superada la duración de la parada, la unidad de AR estará parada, y no podrá volver a arrancar hasta que no se haya cumplido su tiempo mínimo parada (*"Tiempo mínimo parada"*). Un ejemplo del funcionamiento de una unidad de AR se presenta en la Figura A-4.

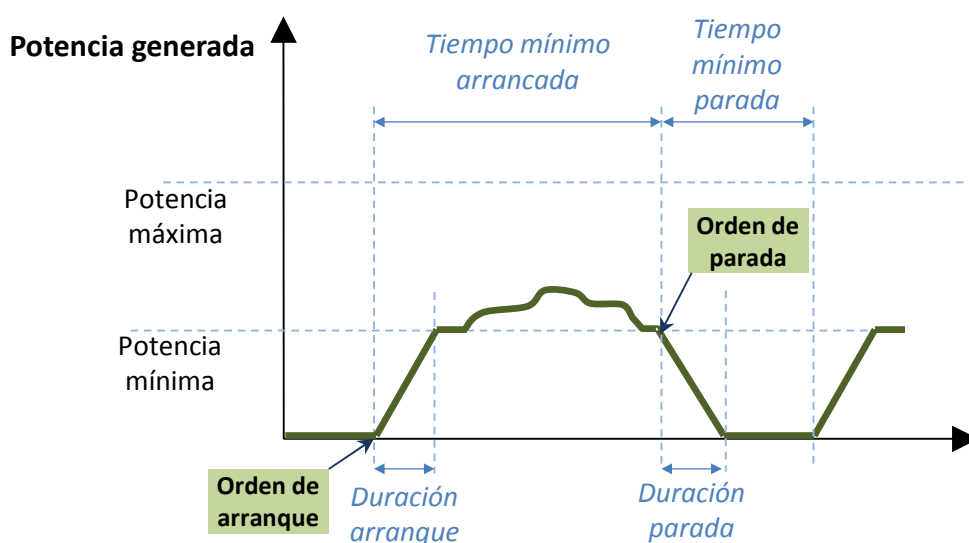


Figura A-4. Ejemplo del funcionamiento de una unidad de AR.

Cabe señalar que la energía que se tendrá en cuenta como energía acoplada a la zona de regulación incluye la energía aportada durante el arranque y parada de cada unidad de AR. Es decir, se supondrá que la unidad se acopla a la zona de regulación secundaria desde que se inicia su arranque. Sin embargo, la unidad no participa en el reparto de consigna de la zona (no regula) hasta que no está completamente arrancada. Igualmente deja de participar en el reparto una vez se ha iniciado su parada, aunque la energía aportada durante la parada sí se tiene en cuenta.

El diagrama de bloques del modelo utilizado se presenta en la Figura A-5. En función del estado en el que se encuentre la unidad de AR, ésta seguirá la consigna de potencia que se le ha asignado en el bloque Reparto con una determinada rampa si se encuentra arrancada o generará durante el arranque y la parada la potencia con rampa constante para alcanzar su potencia mínima o dejar de generar potencia, respectivamente. El modelo finalmente incluye los límites máximo y mínimo para la potencia generada de cada unidad. La salida del modelo es la potencia generada por la unidad de AR y el estado en el que se encuentra (arrancando-arrancada-parando-parada).

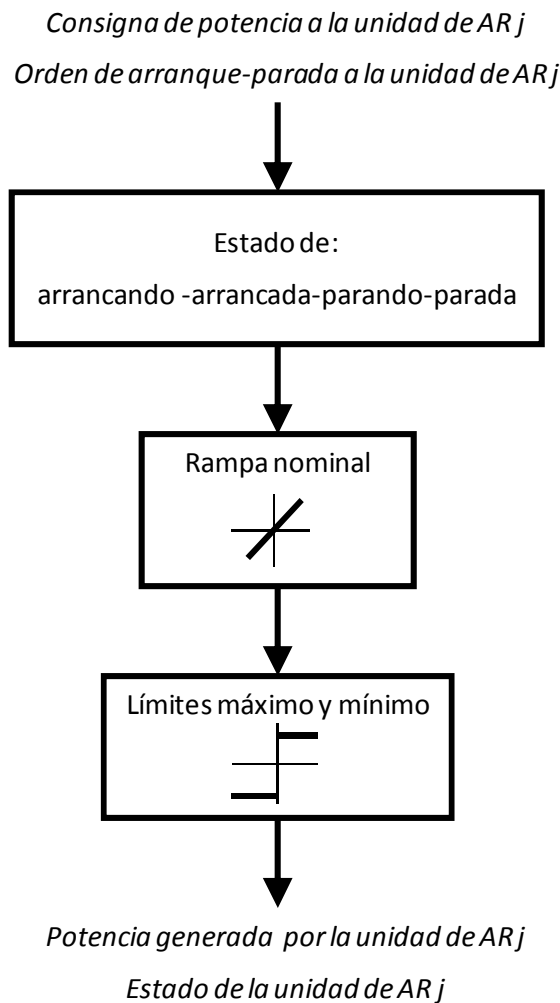


Figura A-5. Diagrama de bloques del modelo de la unidad de AR.

APÉNDICE B

TRATAMIENTO DE LOS DATOS DE ENTRADA

B.1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo de los algoritmos de Arranque Rápido de unidades de AR propuestos en esta tesis se ha basado en el análisis del funcionamiento de una zona de regulación secundaria española.

Para ello se ha trabajado con varios conjuntos de datos correspondientes a periodos de operación en dicha zona de regulación. En este apéndice se detallan los datos utilizados.

En primer lugar, se realiza un procesamiento previo de todos los datos de entrada de los que se dispone, que se muestra en la sección B.2.

En segundo lugar, en la sección B.3, se presentan los datos reales finalmente utilizados en el desarrollo de los algoritmos de AR en los capítulos 3 y 4, en la validación y el caso ejemplo del modelo de valoración de los algoritmos del capítulo 5 y en la comparación final del capítulo 6.

B.2. PROCESAMIENTO PREVIO DE LOS DATOS

Los registros que se poseen corresponden a periodos registrados entre el 09/09/2010 y el 17/11/2011.

En concreto se dispone de 687 horas completas y de 14 días completos.

El periodo de muestreo en todos los datos es de 4 segundos.

En cada conjunto de datos se dispone de las siguientes variables:

- Fecha y hora.
- PGC [MW].
- Límites superior e inferior de potencia de la zona de regulación [MW].
- Precio marginal horario de banda de regulación secundaria [€/MW].

Analizando los datos de entrada, se han detectado una serie de problemas para poder utilizarlos directamente en la evaluación del funcionamiento en arranque rápido de las unidades. En particular, en los datos reales de los que se disponen existen valores tanto de PGC como de los límites superior e inferior que no se consideran válidos. Esto puede ser debido, por ejemplo, a errores en la medida de dichos datos. Es por ello que las señales de PGC y de los límites superior e inferior han sido filtradas para su utilización adecuada.

Se ha comentado a lo largo del documento que la potencia requerida a la zona de regulación es difícil de predecir, y que por tanto se han de usar técnicas como las desarrolladas en esta tesis con sistemas de aprendizaje automático y clustering para la predicción de necesidad o no de arranque de las unidades de AR.

A continuación se muestra en la Figura B-1 las trayectorias diarias del PGC de los 14 días completos de los que se disponen datos de todas las horas. En dicha gráfica se puede observar la gran variabilidad de la señal del PGC. Se muestran adicionalmente en la Figura B-2 y en la Figura B-3 las trayectorias diarias del límite superior e inferior de potencia de la zona de regulación. A pesar de que los saltos en las señales de dichas figuras deberían de suceder en los cambios de hora, se observa como constantemente parece que están entrando (conectándose) y saliendo grupos en la zona de regulación bajo estudio.

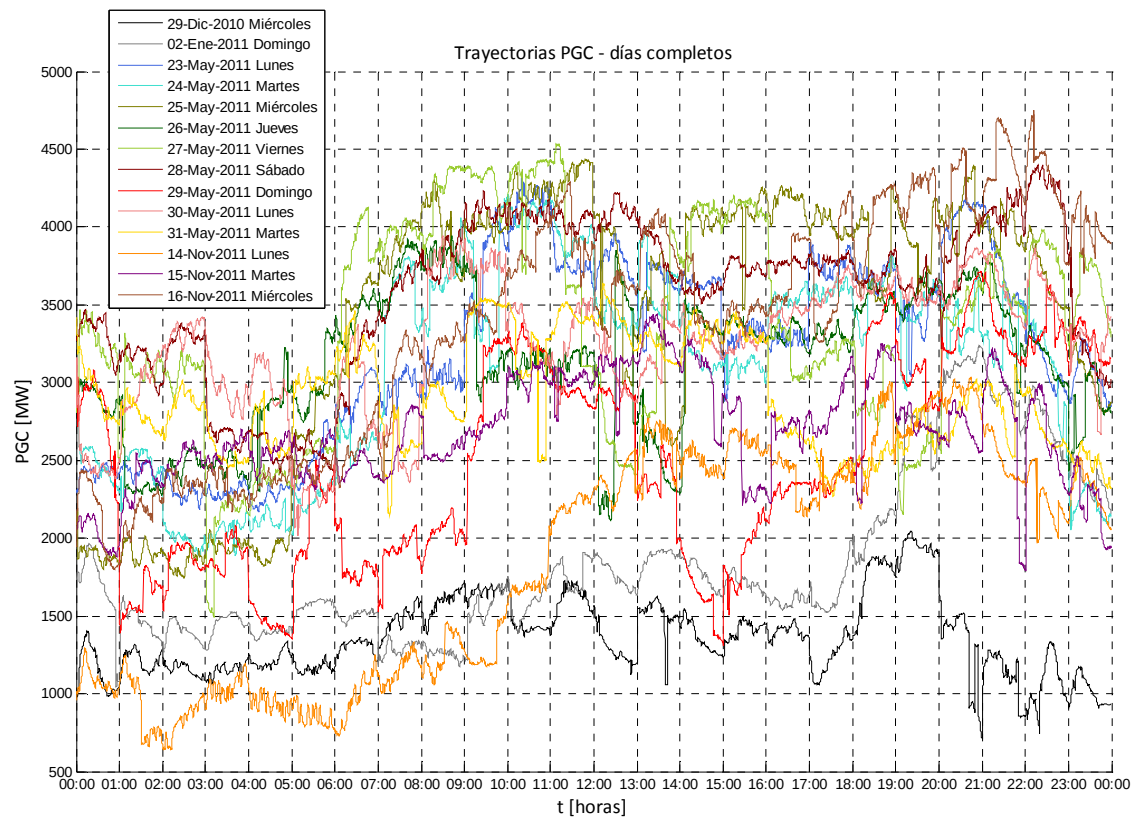


Figura B-1. Trayectorias diarias del PGC de los datos reales disponibles.

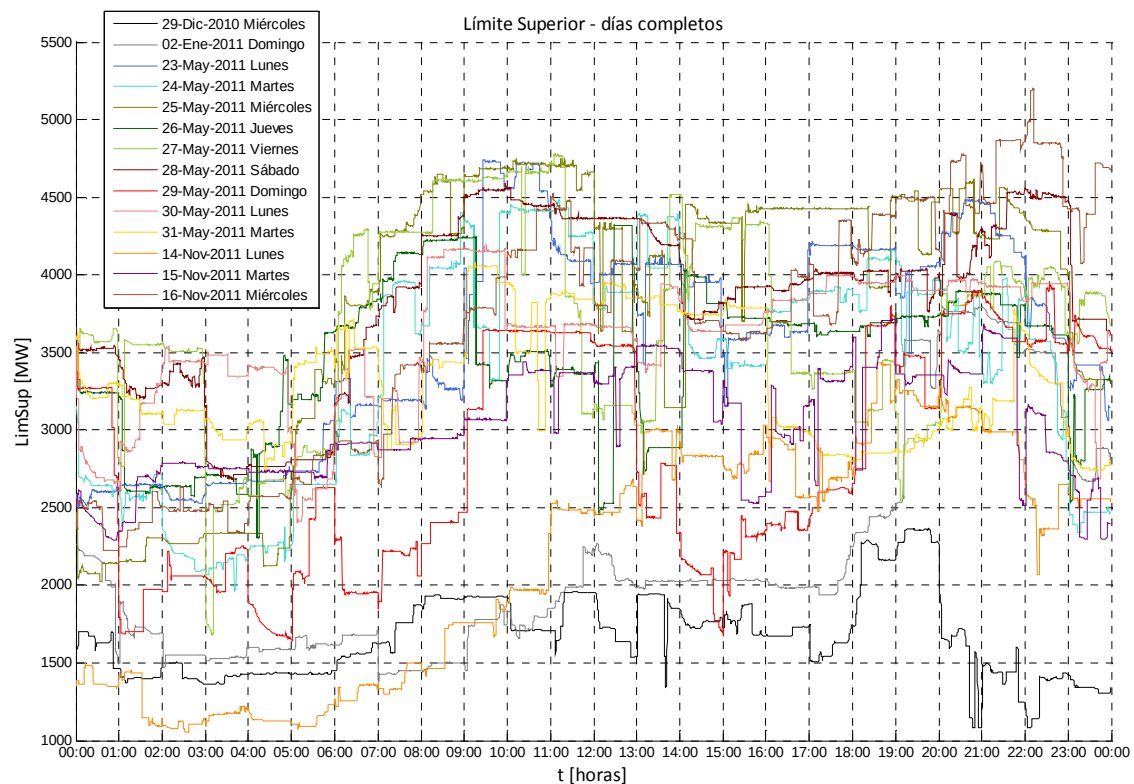


Figura B-2. Trayectorias diarias del límite superior de los datos reales disponibles.

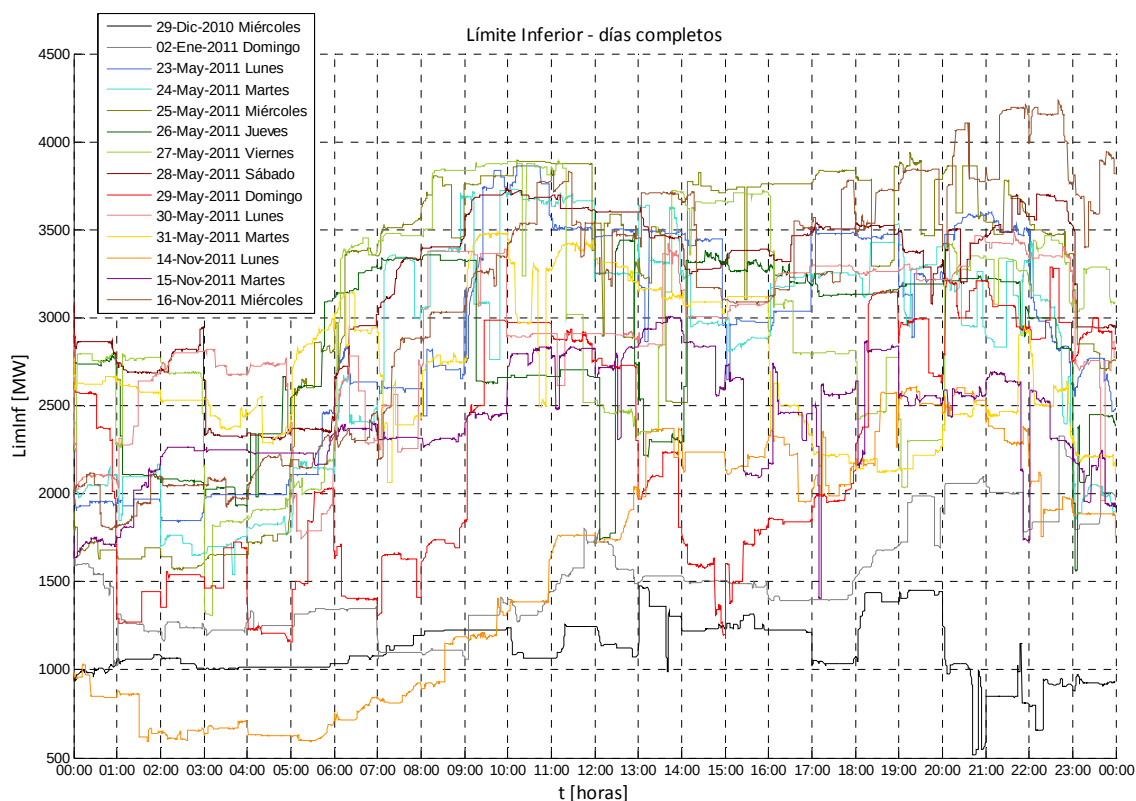


Figura B-3. Trayectorias diarias del límite inferior de los datos reales disponibles.

Finalmente, como lo que se trata de predecir en esta tesis es cuándo la banda de regulación secundaria asignada a los grupos de AR va a ser necesitada o no, se representa la diferencia entre el límite superior de potencia en la zona de regulación y la trayectoria diaria del PGC, es decir, se representa la señal de la banda secundaria que aún está disponible en la zona de regulación en cada instante. En las zonas en las que esta diferencia es pequeña, (en concreto en las zonas en las que esta diferencia es inferior a la banda de regulación asignada a los grupos en AR) serán en las que deberán estar arrancadas las unidades de AR. Se muestra dicha diferencia en la Figura B-4 para poner de manifiesto la dificultad de la predicción de dichas curvas. Se ha supuesto que en la zona de regulación se ha asignado una cantidad de la banda a las unidades de AR igual a 75MW. Se representa por tanto en la Figura B-4 una recta que representa esa banda asignada a los grupos de AR. Todas aquellas zonas en las que hay señales por debajo de dicha recta, son zonas en las que deberán estar arrancados los grupos de AR. Se observa que hay determinadas horas del día en las que en general no se debería de producir ningún arranque de las unidades de AR (por ejemplo de 07:00 a 11:00) y horas en las que con mucha probabilidad deberá haber arranque de unidades (por ejemplo de 01:00 a 05:00). Esta conclusión hace pensar que la hora del día podría ser una buena variable explicativa para la predicción del arranque rápido. Es decir, que podría ser un determinante del incumplimiento en el caso de que el sistema de potencia requiera la banda de regulación secundaria asignada a una zona y ésta no arranque las unidades de AR.

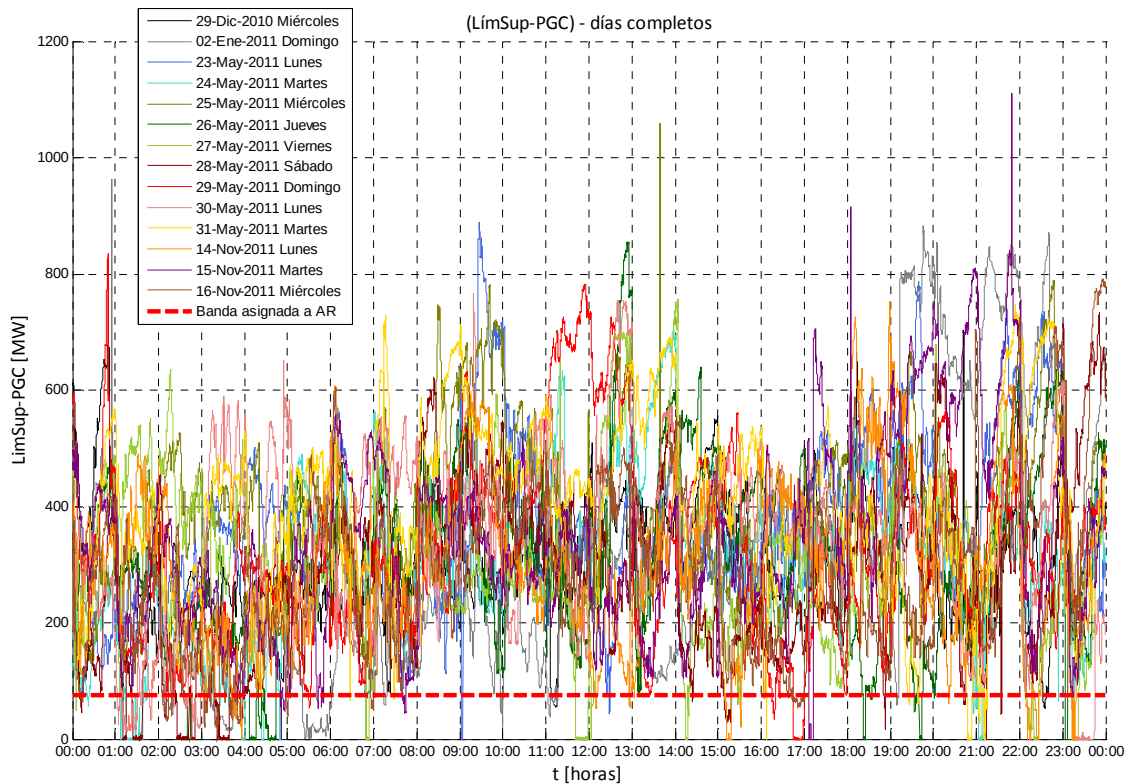


Figura B-4. Diferencia entre las trayectorias diarias del límite superior y del PGC de los datos reales disponibles.

Es por ello que en la Figura B-5 y en la Figura B-6 se representan los datos horarios del PGC y del límite superior menos el PGC de las 687 horas de las que se tienen datos. Se observa en la Figura B-5 que los datos del PGC de cada uno de los datos dentro de cada hora son muy diferentes dentro de la misma y que difícilmente podrán ser obtenidos patrones de comportamiento de los datos. Sin embargo, en la Figura B-6, en la que se muestra la diferencia entre el límite superior de potencia en la zona de regulación y la trayectoria horaria del PGC, es decir, la señal de la banda secundaria que aún está disponible en la zona de regulación en dicha hora, si se puede intuir un patrón que representa cada hora. Por ello, en la Figura B-6 se ha añadido un patrón (cluster) que ha sido obtenido en cada hora con la técnica Fuzzy C-means. Dicho patrón se representa con una curva gruesa de color negro. Si se observa por ejemplo, en la parte inferior de la Figura B-6, la hora 21:00, se observa que el patrón en el primer cuarto de hora tiene una trayectoria descendiente, y luego en el resto de los tres cuartos de hora restantes empieza a crecer. Es precisamente en el primer cuarto de hora de la hora 21:00 en el que deberán estar las unidades de AR conectadas (las trayectorias son iguales a cero o alcanzan valores muy pequeños). En el segundo cuarto de hora dependerá de la cantidad de banda de regulación asignada a los grupos de AR. En los dos últimos cuartos de hora con poca probabilidad habrá que arrancar grupos de AR (recuérdese que la operación de AR no está pensada para asignar un porcentaje muy elevado de la banda de regulación a las unidades de AR). Las conclusiones ejemplificadas con la hora 21:00 hacen pensar que tener en cuenta el cuarto de hora (dentro de cada hora) en la que se encuentra la zona de regulación podría ser una buena variable explicativa para la predicción de arranque rápido.

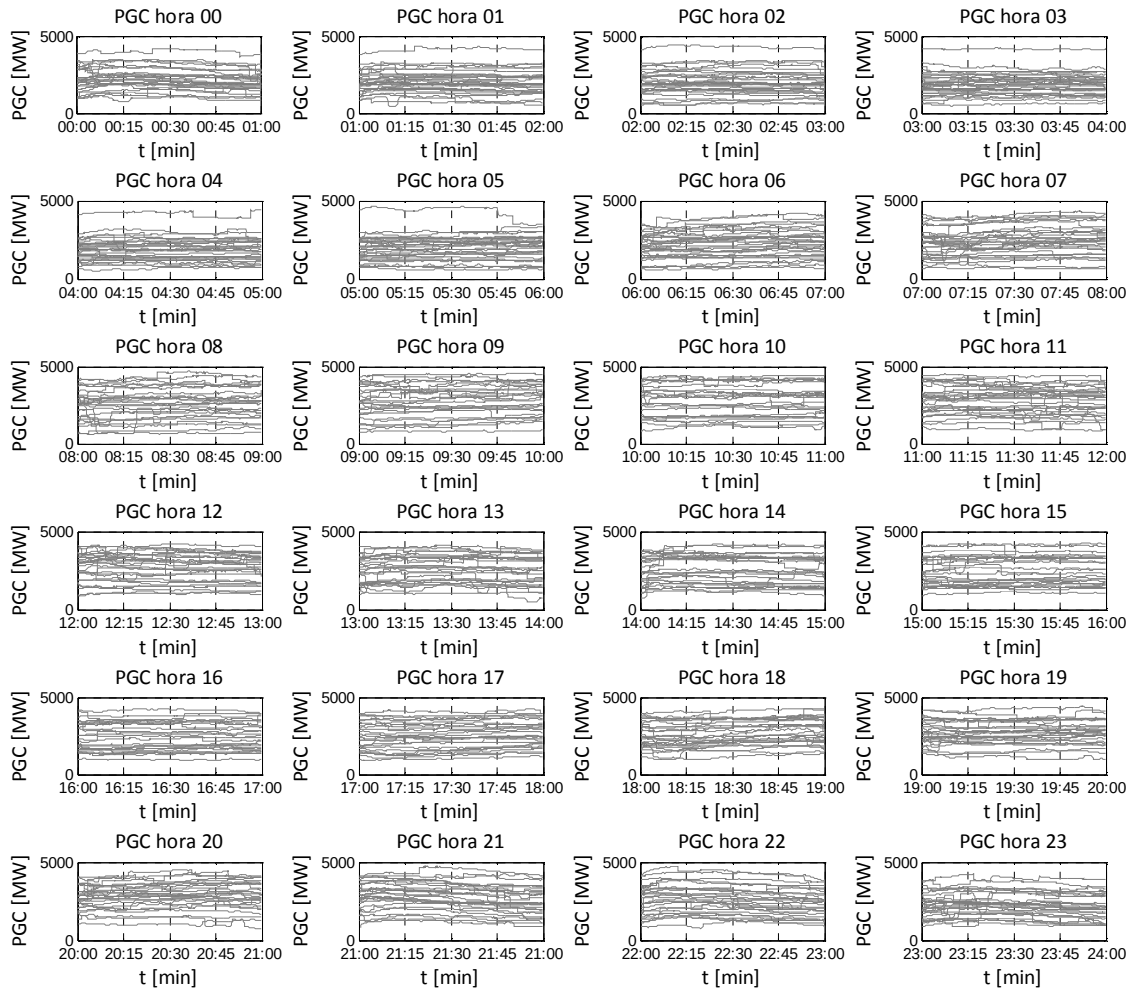


Figura B-5. Trayectorias horarias del PGC de los datos reales disponibles.

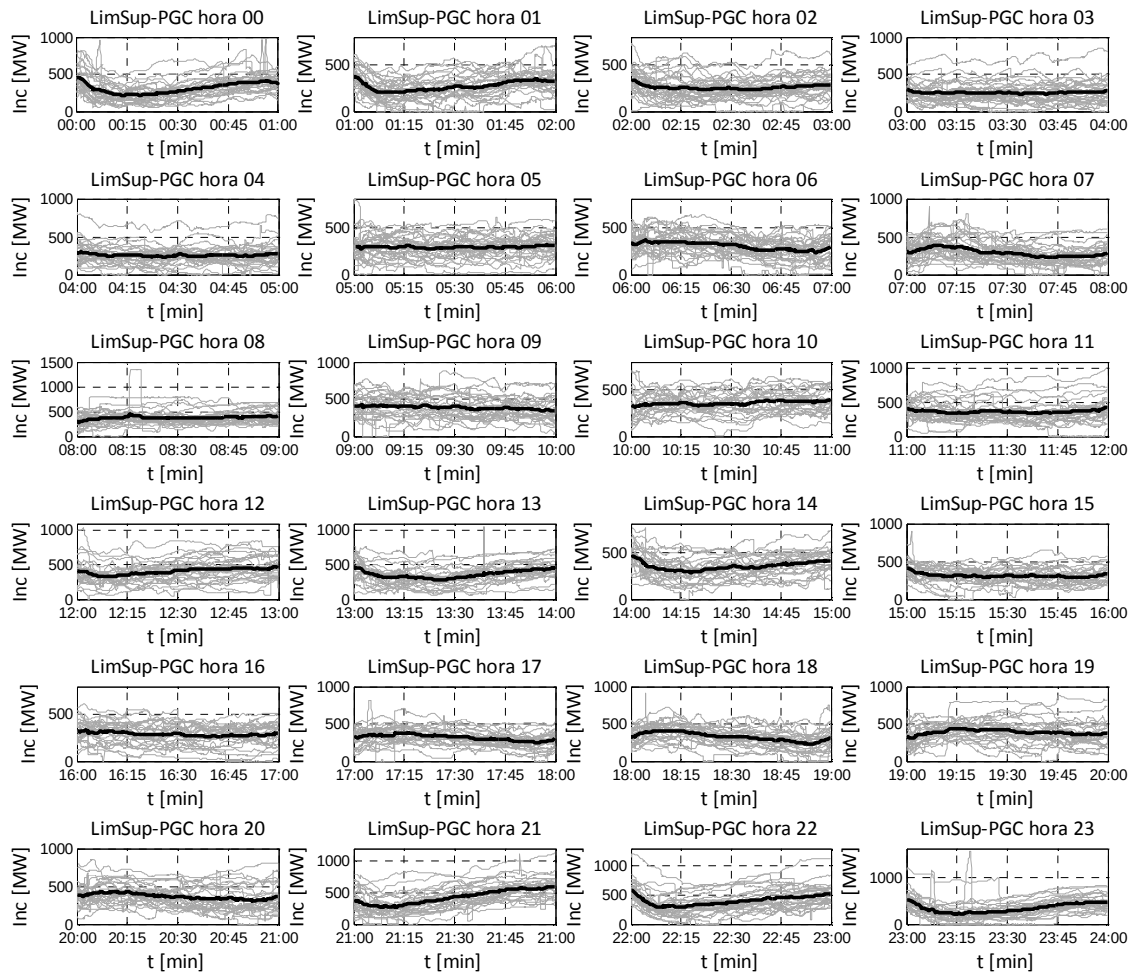


Figura B-6. Diferencia entre las trayectorias horarias del límite superior y del PGC de los datos reales disponibles mostradas junto con el cluster que las representa.

Antes de descartar definitivamente el uso de una predicción de la curva de la potencia requerida a la zona de regulación por la escasez de series de datos históricos y por su elevada complejidad, y por tanto, antes de decidir usar técnicas como las desarrolladas en esta tesis con sistemas de aprendizaje automático y clustering para la predicción de necesidad o no de arranque de las unidades de AR, se realizó un estudio preliminar con diferentes modelos de predicción de series temporales con las señales disponibles. Dicho estudio, aunque no se desarrolló en profundidad ni con fineza debido a los poco satisfactorios resultados iniciales obtenidos y los datos limitados de los que se disponía, tuvo en cuenta diferentes modelos de predicción de series temporales como los modelos ARIMA y modelos de regresión dinámica de la serie multivariantes. Dicho estudio preliminar se realizó con una herramienta de análisis de datos denominada IDAT, que fue desarrollada por el Instituto de Investigación Tecnológica (IIT) para el ajuste de modelos de inteligencia artificial y tratamiento de datos [IIT, 2014]. Debido a los resultados poco satisfactorios obtenidos, se ha descartado en esta tesis el uso de una predicción de la curva de potencia aproximada requerida a la zona de regulación para determinar los arranques y paradas óptimos de las unidades de AR. No obstante, si se estudiara otra zona de regulación de un sistema eléctrico determinado, si se dispusiera de datos suficientes y se observara que fuera posible una predicción aceptable de las curvas de potencia requerida, se debería

enfaticar y orientar el estudio a conseguir dichas curvas predichas. Puesto que con las señales del sistema eléctrico español que se está analizando esta predicción no es posible, se continúa en esta tesis con la idea de obtener un algoritmo automático que actúe en tiempo real de arranque y parada de las unidades basado en técnicas de aprendizaje automático para la predicción de necesidad o no de arranque.

B.3. DATOS DE ENTRADA DE CASOS EJEMPLO, DE ELABORACIÓN DE ALGORITMOS Y DE LA COMPARACIÓN FINAL

Como se ha comentado, el desarrollo de los algoritmos de AR en los capítulos 3 y 4 se hace con datos reales de una zona de regulación secundaria. Por otro lado, el modelo de valoración de los algoritmos del capítulo 5 (con su modelo de optimización incluido) se valida también con datos reales de la misma zona. Finalmente, todos los algoritmos desarrollados en la tesis utilizando el modelo de valoración de algoritmos se simulan en un modelo de una zona de regulación que utiliza datos reales en el capítulo 6. Puesto que los datos de la zona de regulación se repiten a lo largo de los capítulos para validar las técnicas, crear los algoritmos y compararlos y evaluarlos finalmente, se detallan en esta subsección de este apéndice los datos comunes reales de la zona de regulación secundaria con el fin de no repetirlos en cada capítulo y comentar en los mismos únicamente los datos que difieren de un caso a otro.

Tal y como se ha detallado, se dispone de 687 horas completas y de 14 días completos de datos reales. De entre ellos, se ha decidido que los 14 días completos se utilicen para el caso ejemplo del capítulo 5 que contiene el modelo de valoración de los algoritmos, para la comparación final de algoritmos del capítulo 6 y para el caso ejemplo del funcionamiento del algoritmo de AR basado en umbrales del capítulo 3. En concreto dentro del capítulo 5, para la validación del modelo de optimización desarrollado se utiliza una simulación de 6 horas mientras que para el caso ejemplo del modelo de valoración de algoritmos se usa una simulación de 24 horas. Para la comparación final del capítulo 6, se realiza una simulación de los 14 días completos.

Para realización de los algoritmos de AR de los capítulos 3 y 4, de las 687 horas completas de las que se dispone, se utilizan 297 horas (distintas de las pertenecientes a los 14 días previamente comentadas).

La Figura B-7 muestra en forma de calendario, por un lado, los datos que forman parte de la elaboración y ajuste de los algoritmos de AR de los capítulos 3 y 4. En concreto, señalados en naranja y verde los datos utilizados para obtener la curva Pareto de valores óptimos de *DifArr* y *DifPar* mediante el algoritmo MOPSO en el capítulo 3 (297 horas). Para el desarrollo de los árboles de decisión y de las redes neuronales del capítulo 4 se han utilizado los datos señalados en naranja para el ajuste de los mismos (conjunto de entrenamiento) y los datos señalados en verde para su validación (conjunto de prueba). Finalmente, por otro lado, en la Figura B-7 se muestran señalados en color violeta los datos que forman parte de la evaluación y comparación final de algoritmos del capítulo 6 (14 días completos).

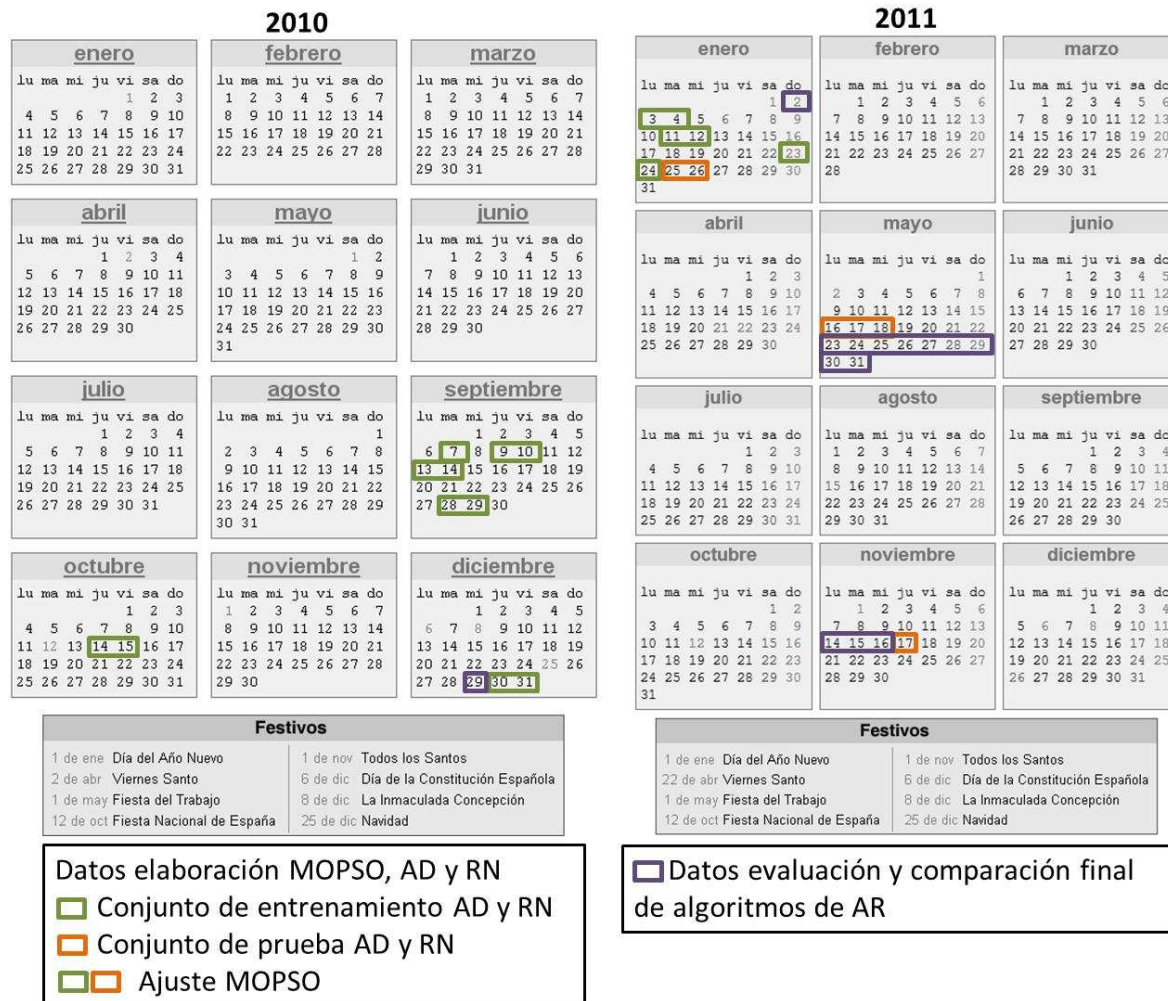


Figura B-7. Datos utilizados en la tesis para la elaboración, validación y comparación de los algoritmos de AR, años 2010 y 2011.

De forma más concreta, en el caso del algoritmo MOPSO, el modelo se ajusta simulando en una zona de regulación los datos mostrados en naranja y en verde. La evaluación del mismo se puede deducir del comportamiento de los algoritmos basados en umbrales en la simulación final de los datos mostrados en violeta (capítulo 6). En el caso de los árboles de decisión y de las redes neuronales, éstas se construyen y entrenan con un conjunto de datos obtenido a partir de los datos mostrados en verde en la Figura B-7 y se validan con un conjunto de prueba obtenido a partir de los datos mostrados en color naranja. Para la obtención de estos conjuntos de datos no es necesario simular en una zona de regulación secundaria, sino que es suficiente con manejar las señales de las que se dispone de forma que se adquieran todas las variables de entrada necesarias para los algoritmos (esto es, para cada punto de decisión de arranque, el valor de las variables explicativas y de la variable objetivo). Finalmente, con los datos mostrados en violeta, se realiza una validación realista simulando el funcionamiento futuro de todos los modelos previamente ajustados. Es decir, se realiza (en el capítulo 6) una evaluación y comparación del comportamiento final de los algoritmos completos en simulación desarrollados en esta tesis. Se insiste, a la vista de la poca cantidad y de la distribución de los datos mostrados en el calendario, de la complejidad de la predicción de arranque de las unidades de AR.

Dentro de los datos de los que se dispone, éstos contienen por un lado los datos pertenecientes a la zona de regulación secundaria, los datos de las unidades acopladas y los datos de las unidades de AR. Puesto que los datos económicos de las unidades y de la zona de regulación van a ir variando a lo largo y dentro de los propios capítulos, se detallan en este apéndice únicamente los datos técnicos que son comunes a todas las simulaciones de todos los capítulos.

Se va a suponer que en la zona de regulación existe una única unidad acoplada que representa la respuesta de todas las unidades de la zona de manera agregada. De forma que existirá una única unidad *gac* cuya rampa de subida y bajada, límite máximo y límite mínimo serán los correspondientes a la suma de todos los grupos.

Las señales de datos de entrada de la unidad acoplada agregada y de la zona de regulación dependerán del periodo de datos que se esté tratando y se mostrarán en cada capítulo por separado. Las señales de entrada de la unidad acoplada agregada son aquellas que contienen los límites superior e inferior de la misma. Por otro lado, las señales de entrada de la zona de regulación son: la potencia requerida a la zona en regulación secundaria y el límite superior de la banda secundaria casada por la zona. A modo de ejemplo se muestra en la Figura B-8, las señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas que han sido utilizadas en el capítulo 3 para ejemplificar el funcionamiento del algoritmo basado en umbrales en la sección 3.3.

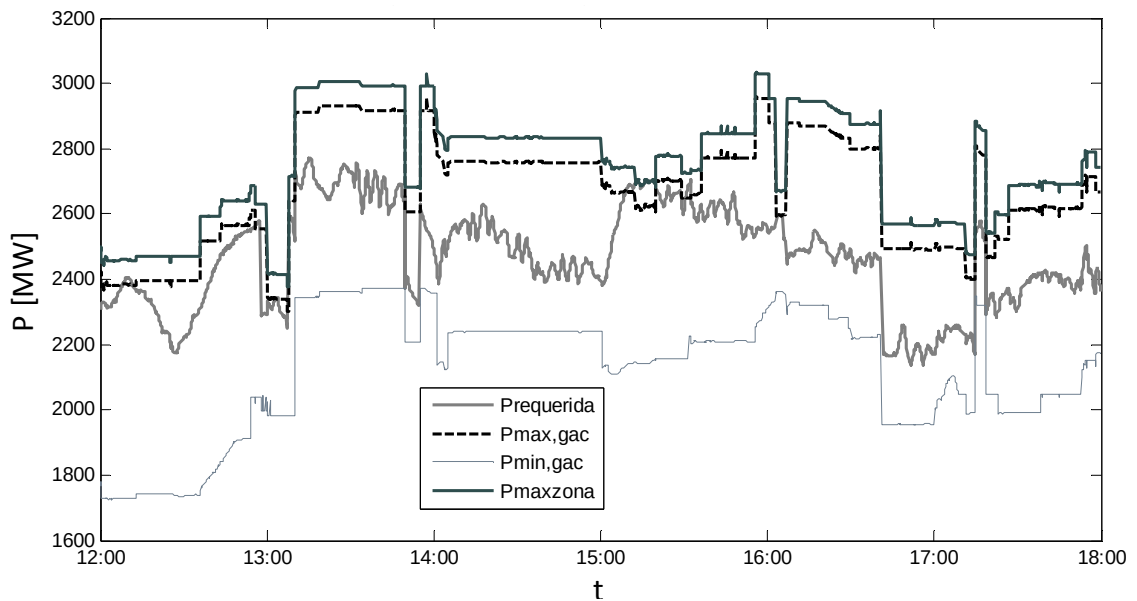


Figura B-8. Señales de entrada de la zona de regulación y de las unidades acopladas.

El valor que toman los parámetros técnicos de la unidad acoplada se describen en la Tabla B-1:

<i>gac</i>	R_{gac}^{sub} [MW] [min]	R_{gac}^{baj} [MW] [min]
1	80	80

Tabla B-1. Datos de los parámetros técnicos de la unidad acoplada.

En la zona de regulación se van a utilizar dos unidades de AR cuyos parámetros técnicos fijos se describen en la Tabla B-2:

g_{AR}	P_{gAR}^{max} [MW]	P_{gAR}^{min} [MW]	R_{gAR}^{sub} [$\frac{MW}{min}$]	R_{gAR}^{baj} [$\frac{MW}{min}$]	T_{gAR}^{arr} [min]	T_{gAR}^{par} [min]	T_{gAR}^{minarr} [min]	T_{gAR}^{minpar} [min]
1	35	12	18	18	7	1	33.33	1
2	40	10	16	16	6	0.87	41.67	0.87

Tabla B-2. Datos de los parámetros técnicos de las unidades de AR.

Se ha decidido fijar en 75MW la banda de regulación secundaria que van a cubrir las unidades de arranque rápido y que corresponde con la suma de los límites máximos de ambas unidades.

Como se ha comentado, los datos económicos irán variando a lo largo de los capítulos y se detallarán dentro de los mismos. Sin embargo, los datos económicos de la unidad acoplada y de las unidades de AR que se usan de punto de partida y que se utilizan en la mayoría de las simulaciones presentadas en esta tesis son los mostrados a continuación en las tablas Tabla B-3 y Tabla B-4.

gac	C_{gac}^{fijo} [$\frac{€}{h}$]	C_{gac}^{lin} [$\frac{€}{MW \cdot h}$]	C_{gac}^{cuad} [$\frac{€}{MW^2 \cdot h}$]
1	3000	30	0.001

Tabla B-3. Datos de los parámetros de los costes de la unidad acoplada.

g_{AR}	C_{gAR}^{fijo} [$\frac{€}{h}$]	C_{gAR}^{lin} [$\frac{€}{MW \cdot h}$]	C_{gAR}^{cuad} [$\frac{€}{MW^2 \cdot h}$]	C_{gAR}^{arr} [$\frac{€}{Arr}$]	C_{gAR}^{par} [$\frac{€}{Par}$]
1	4000	60	0	100	100
2	4000	60	0	110	110

Tabla B-4. Datos de los parámetros de costes de las unidades de AR.

Con respecto a los costes de la zona de regulación, los costes de penalización por energía y por tiempo asignados irán variando a lo largo de las simulaciones puesto que en general, lo que se obtiene es una curva de Pareto soluciones en los distintos capítulos. Dichos costes se describirán en cada uno de ellos.

ELECCIÓN DE UMBRALES DE ARRANQUE Y PARADA DEL ALGORITMO MOPSO

C.1. UMBRALES DE ARRANQUE Y PARADA *DIFARR* Y *DIFPAR*

En el capítulo 3 se desarrolla y optimiza un algoritmo basado en umbrales para obtener las señales de arranque y parada de las unidades de AR. Los umbrales que definen este algoritmo en dicho capítulo han sido optimizados mediante la obtención de una curva Pareto de soluciones a través de un algoritmo de optimización multiobjetivo por enjambre de partículas (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO).

Para la obtención de los umbrales de arranque y parada *DifArr* y *DifPar* del capítulo 3 se ha considerado que durante todas las horas en las que se utiliza AR, la banda asignada a los grupos de AR es la misma (en el caso ejemplo de 75 MW) y se ha supuesto que siempre van a estar disponibles para trabajar en AR las mismas unidades (en el caso ejemplo dos unidades de AR, una de potencia máxima igual a 35 MW y otra de 40 MW, siempre las dos disponibles). Sin embargo, en la operación normal, podría darse el caso de que una zona en la que existan por ejemplo 3 unidades de AR, a lo largo de las horas la banda total asignada al AR varíe (o sea nula) y por tanto que en ciertas horas se asigne al AR las tres unidades o sólo dos unidades o una o ninguna.

Esta decisión, que es externa a lo realizado en la presente tesis, dependerá de los cálculos realizados por las propias zonas de regulación.

En este apéndice se realiza un análisis sobre si es preferible realizar un único ajuste de los parámetros *DifArr* y *DifPar* para ser usados en todas las horas independientemente de si en las mismas hay una única unidad de AR asignada a la zona, o hay dos o tres (es decir, independientemente de la banda asignada al AR en dichas horas). Es decir, si se optimizan una única vez los parámetros de arranque y parada de los algoritmos y se aplican por igual a todas las situaciones de funcionamiento. O por si el contrario, conviene tener un ajuste diferenciado para usar de forma diferenciada en aquellas horas en las que se asigne una cantidad determinada de la banda al AR con un número diferente y combinación de unidades de AR.

Para realizar este análisis se ha llevado a cabo el siguiente procedimiento. Se ha supuesto una zona en la que se pueden utilizar hasta 2 unidades de AR cuyos parámetros técnicos se describen en la Tabla B-2 del apéndice B (la primera con una potencia máxima igual a 35 MW y la segunda de 40 MW). Se ha supuesto que en dicha zona habrá horas en las que la banda asignada a los grupos de AR ascienda a 75 MW (es decir, que tanto los grupos de AR 1 y 2 estarán disponibles). Y se ha supuesto adicionalmente que habrá horas en las que la banda asignada a los grupos de AR ascienda sólo a 35 MW o a 40 MW y que por tanto en dichas horas sólo esté disponible para trabajar en AR un único grupo (que sería el grupo 1 o el grupo 2, respectivamente).

Para obtener un único valor del conjunto de parámetros *DifArr/DifPar* para todas las combinaciones, se ha aplicado un algoritmo MOPSO a una simulación en la que se repite tres veces consecutivas el comportamiento de una zona de regulación de 21 horas (idénticas a las del ejemplo del MOPSO del capítulo 3). En el primero de esos tres periodos de 21 horas se ha considerado que están las dos unidades de AR asignadas, mientras que en el segundo y en el tercero únicamente el grupo 1 o el grupo 2. El resultado de cada uno de los puntos del algoritmo MOPSO es la suma de los resultados de los tres días. Por tanto, los puntos solución de la curva Pareto son aquellos que trabajan de media mejor para las tres situaciones diferentes de funcionamiento.

A continuación, se ha aplicado de forma diferenciada tres algoritmos MOPSO a una simulación de 21 horas, el primer algoritmo considerando que en la zona siempre va a haber (durante todas las horas) dos unidades de AR disponibles, y el segundo y el tercero considerando únicamente disponibles el grupo 1 o el grupo 2, respectivamente. De esta forma, se obtienen tres curvas de Pareto diferentes, cada una con la solución óptima para cada uno de los tipos de funcionamiento posibles de la zona.

Una vez obtenidas las curvas Pareto individuales para cada modo de funcionamiento, se han comparado con los puntos que se obtienen si se simulan los valores *DifArr/DifPar* resultados de la optimización de forma conjunta para los tres modos (denominada *simulación 3 días*) en las simulaciones de cada uno de los modos

independientes (denominadas *simulación grupos 1 y 2*, *simulación grupo 1* y *simulación grupo 2*). Dicha comparación se ha representado en la Figura C-1.

En la parte superior izquierda de la Figura C-1 se muestran los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO en la denominada *simulación 3 días*, es decir, se muestran los puntos solución de la curva Pareto que son aquellos resultados de los umbrales que trabajan de media mejor para las tres situaciones diferentes de funcionamiento. En la parte superior derecha e inferior se muestran los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO en la denominada *simulación grupos 1 y 2*, *simulación grupo 1* y *simulación grupo 2*, respectivamente. En las mismas, adicionalmente se han incluido con forma de estrella los puntos resultados de simular los valores *DifArr/DifPar* de la curva Pareto de la *simulación 3 días* en cada una de las simulaciones de cada uno de los modos de funcionamiento posible. Se observa que en general, el valor de los parámetros *DifArr/DifPar* optimizados en una única simulación de tres días (en realidad tres periodos de 21 horas), dan lugar a puntos muy cercanos de las curvas Pareto que se obtendrían si los parámetros *DifArr/DifPar* se optimizaran independientemente para cada tipo de funcionamiento. Es decir, si en una zona se fueran a usar indistintamente con una probabilidad similar tres tipos de funcionamiento diferente bastaría con aplicar un único MOPSO y no sería necesario ir variando los valores de los umbrales *DifArr/DifPar* en operación real según el tipo de funcionamiento elegido en cada hora.

El segundo análisis que se ha realizado en este apéndice es el siguiente. En la realización de los casos ejemplo de esta tesis se ha supuesto siempre que durante todas las horas de operación se han asignado 75 MW a AR con dos grupos disponibles. Sin embargo, se presenta la cuestión de si seguiría siendo válido el ajuste de los parámetros si en dicha zona empezasen a haber horas con menos banda asignada de AR y con menos grupos disponibles. Para comprobarlo, se ha simulado en cada uno de los modos de funcionamiento alternativos (sólo el grupo 1 o el grupo 2 disponibles) al que en esta tesis se ha considerado como normal (2 unidades de AR sumando 75MW), el valor los umbrales *DifArr/DifPar* obtenidos con el caso considerado como normal. Los resultados se muestran en la Figura C-2.

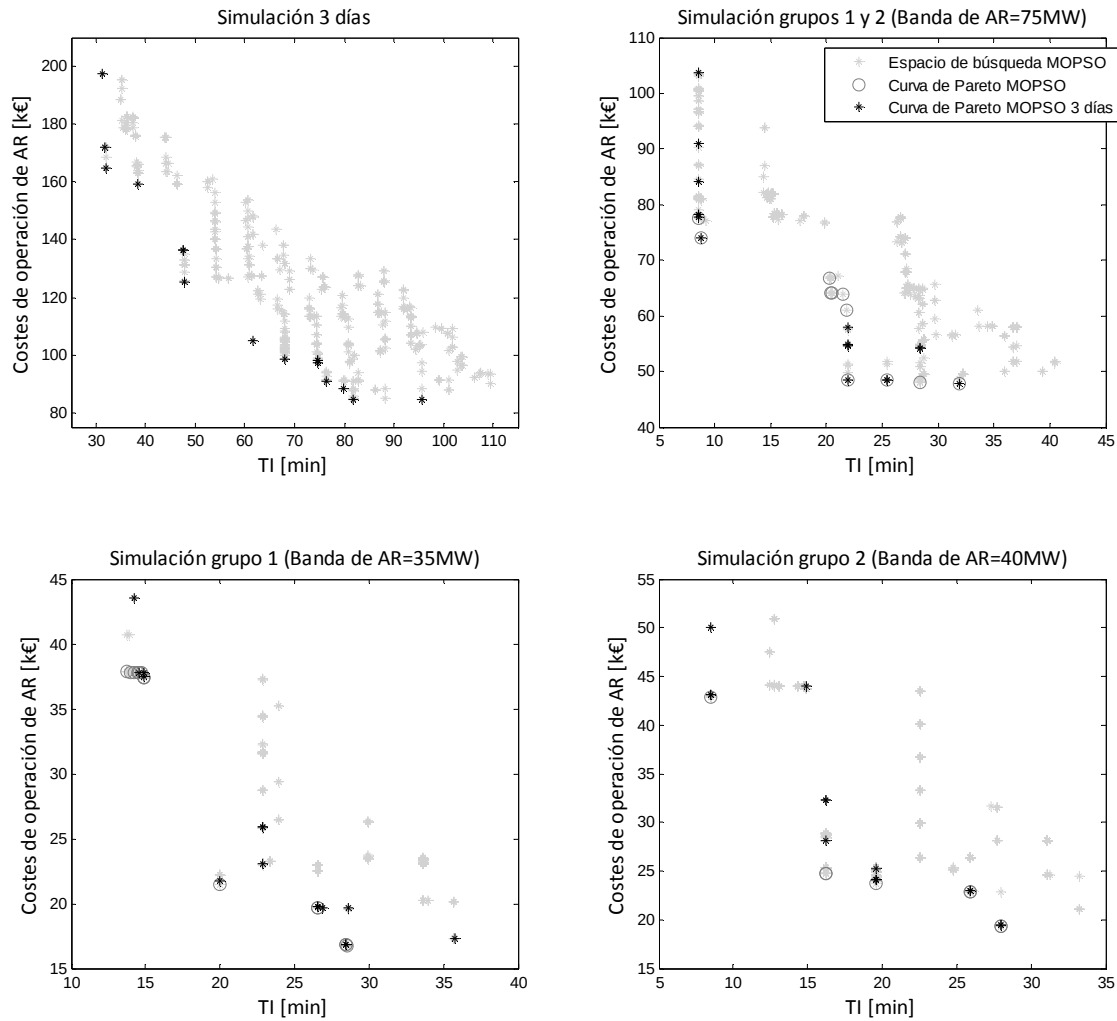


Figura C-1. Comparación de los resultados obtenidos con los algoritmos MOPSO aplicados a los diferentes modos de funcionamiento posible de una zona de regulación, así como a una simulación de los tres modos de forma consecutiva (*simulación 3 días*).

En la parte izquierda de la Figura C-2 se muestran los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO en el considerado comportamiento normal (unidades 1 y 2 de AR disponibles), es decir, se muestran los puntos solución de la curva Pareto que son aquellos resultados de los umbrales que trabajan mejor en este modo de funcionamiento. En la parte central e izquierda se muestran los resultados obtenidos con el algoritmo MOPSO en la denominada *simulación grupo 1* y en la denominada *simulación grupo 2*, respectivamente. En las mismas, adicionalmente se han incluido con forma de estrella los puntos resultados de simular los valores *DifArr/DifPar* de la curva Pareto de la *simulación grupos 1 y 2* (considerada como normal) en cada una de las simulaciones de cada uno de los modos de funcionamiento alternativos posibles. Se observa que en general, el valor de los parámetros *DifArr/DifPar* optimizados en la *simulación grupos 1 y 2*, dan lugar a puntos alejados de las curvas Pareto que se obtendrían si los parámetros *DifArr/DifPar* se optimizaran independientemente para cada tipo de funcionamiento alternativo. Es decir, si en una zona, no fuera a haber un modo de funcionamiento predominante, sería más adecuado, o bien obtener independientemente el valor de los umbrales *DifArr/DifPar* para el tipo de operación que se va a usar en cada hora, o bien aplicar un único MOPSO a una simulación que

contemplase todos los modos de funcionamiento posibles y elegir un único valor de los umbrales $DifArr/DifPar$ para todos los modos (*simulación 3 días*). Como en la zona considerada en los ejemplos de esta tesis siempre se considera el mismo modo de funcionamiento, la optimización de los umbrales $DifArr/DifPar$ se ha hecho para esa situación. Sin embargo, en caso de tener otras combinaciones posibles de modos de funcionamiento, se recomienda otro tipo de solución.

Nótese que al igual que en el capítulo 3, se ha considerado para la aplicación de los algoritmos MOPSO de este ejemplo que el parámetro $DifArr$ puede tomar valores comprendidos entre 0 y 125 MW y el parámetro $DifPar$ valores comprendidos entre 1 y 126 MW). Además se han utilizado en las simulaciones 75 individuos y 6 iteraciones.

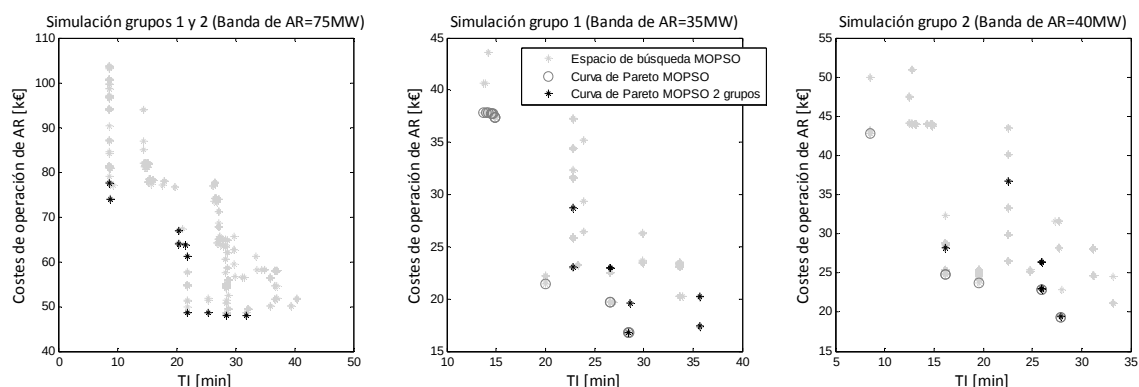


Figura C-2. Comparación de los resultados obtenidos con los algoritmos MOPSO aplicados a los diferentes modos de funcionamiento posible de una zona de regulación.

RESULTADOS DE LA PRECISIÓN DE TODOS LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS

D.1. PRECISIÓN DE TODOS LOS ALGORITMOS BASADOS EN TRAYECTORIAS

En este apéndice se muestran los resultados obtenidos con el conjunto de entrenamiento y con el conjunto de prueba de todos los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados en esta tesis y que están clasificados en la Tabla 4-2 del capítulo 4.

Los resultados se presentan en forma de figura en la que se muestra el porcentaje total de datos mal clasificados del algoritmo (denominado en las figuras como *% total*) y al porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS (denominado en las figuras como *% alto-bajo TPSNS*) siguiendo el análisis mostrado en la Figura 4-12 del capítulo 4 de los algoritmos de AR del caso ejemplo (BT_AD_UN (40MW/77MW) y el BT_RN_UN (40MW/77MW)).

Nótese que estos resultados sólo informan de la precisión en el desarrollo de los algoritmos y no de la idoneidad de su comportamiento. Es decir, una vez desarrollados, los algoritmos de AR deberán ser probados para evaluar su funcionamiento con datos reales sometiéndose a una simulación de una zona de

regulación secundaria y obteniendo ciertos índices que informarán sobre su correcto funcionamiento o no.

En primer lugar se muestran los resultados de los algoritmos de AR basados en trayectorias que han sido desarrollados con el método Único (es decir con una sola técnica de decisión, árbol o red). Los resultados de cada uno de los algoritmos se muestran en una única figura (Figura D-1), que muestra en color negro los resultados del conjunto de entrenamiento y en color blanco los del conjunto de prueba. En la parte superior de la figura se muestran los resultados de los algoritmos que utilizan un árbol de decisión mientras que en la parte inferior los que utilizan redes neuronales.

Los resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos BT_AD_UN (0MW/85MW) y BT_RN_UN (0MW/85MW) se muestran en la parte izquierda (superior e inferior, respectivamente) de la Figura D-1. Se puede deducir que la precisión total del conjunto de entrenamiento del sistema con la red neuronal (para el mismo $DifArr/DifPar=0MW/85MW$) es inferior a la obtenida con un árbol de decisión aunque el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con el árbol de decisión es superior que con la red neuronal. La precisión total del conjunto de prueba es similar (total porcentaje de datos mal clasificados similar) aunque el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con el árbol de decisión es superior que con la red neuronal (23,3% frente a 17,7%).

Los resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos BT_AD_UN (40MW/77MW) y BT_RN_UN (40MW/77MW) se muestran en la parte central (superior e inferior, respectivamente) de la Figura D-1 y ya se analizaron en la subsección 4.3.4 del capítulo 4.

Finalmente, los resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos BT_AD_UN (123MW/126MW) y BT_RN_UN (123MW/126MW) se muestran en la parte derecha (superior e inferior, respectivamente) de la Figura D-1. Se puede deducir que la precisión total del conjunto de prueba con el árbol de decisión es superior a la de la red neuronal aunque el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con el árbol de decisión es superior que con la red neuronal (24% frente a 21,7%). La precisión total del conjunto de entrenamiento también es superior con el árbol de decisión que con la red aunque el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con el árbol de decisión es superior que con la red neuronal.

En general se concluye que si se comparan los algoritmos basados en trayectorias desarrollados con el método Único con árboles de decisión y con redes neuronales, la precisión total del conjunto de entrenamiento obtenida con los árboles de decisión es igual o superior que la obtenida con las redes neuronales aunque los porcentajes de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS con los árboles de decisión son superiores a los obtenidos con las redes neuronales. De igual manera se concluye que en general la precisión total del conjunto de prueba obtenida con los árboles de decisión es igual o superior que la obtenida con las redes neuronales aunque la precisión sobre el porcentaje de datos con Alto TPSNS

incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS es superior (o al menos igual) con las redes neuronales que con los árboles de decisión.

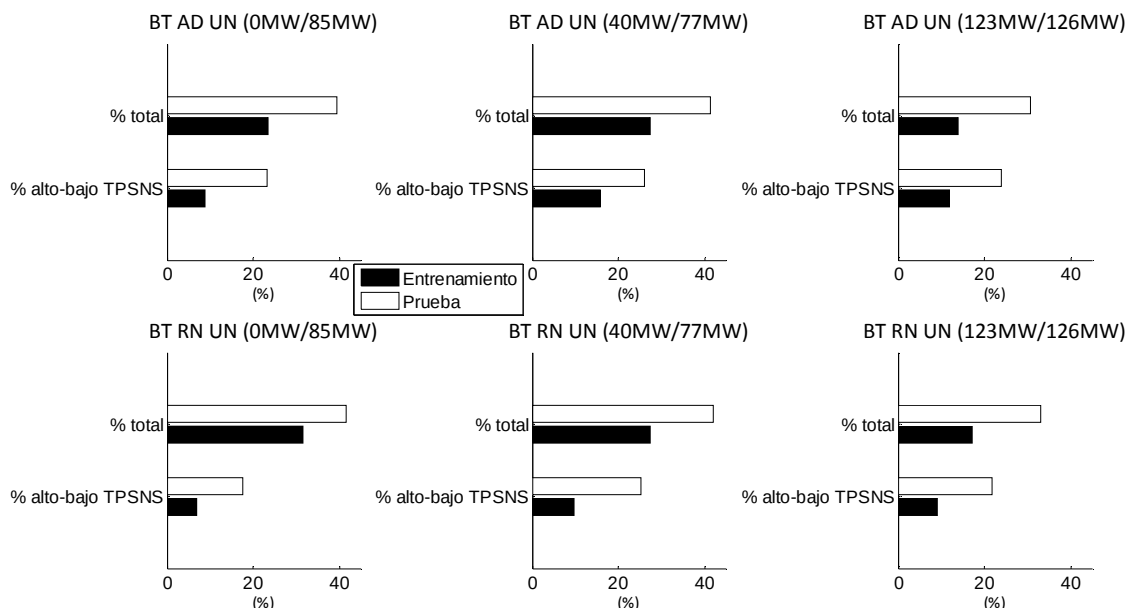


Figura D-1. Resultados del conjunto de entrenamiento y prueba de los algoritmos desarrollados con el método Único: BT_DT_UN (0MW/85MW), BT_RN_UN (0MW/85MW), BT_DT_UN (40MW/77MW), BT_RN_UN (40MW/77MW), BT_DT_UN (123MW/126MW), BT_RN_UN (123MW/126MW).

En los algoritmos de AR basados en trayectorias desarrollados con el método Múltiple, hay 10 árboles de decisión o 10 redes neuronales por algoritmo (ya que se ha dividido la banda de regulación asignada al AR en 10 intervalos de 10 MW). Se van a mostrar de cada uno de los árboles o redes de los algoritmos de AR en dos figuras diferentes, los resultados referentes al porcentaje total de datos que se ha clasificado incorrectamente (en la Figura D-2) y el porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS (Figura D-3).

Los resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos BT_AD_MUL (0MW/85MW) y BT_RN_MUL (0MW/85MW) se muestran en la parte izquierda (superior e inferior, respectivamente) de la Figura D-2 y de la Figura D-3. Los resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos BT_AD_MUL (40MW/77MW) y BT_RN_MUL (40MW/77MW) se muestran en la parte central (superior e inferior, respectivamente) de la Figura D-2 y de la Figura D-3. Por último, los resultados del conjunto de entrenamiento y de prueba de los algoritmos BT_AD_MUL (123MW/126MW) y BT_RN_MUL (123MW/126MW) se muestran en la parte derecha (superior e inferior, respectivamente) de la Figura D-2 y de la Figura D-3.

Se observa en ambas figuras que no se pueden hacer conclusiones generales sobre los resultados ya que varían de un algoritmo a otro y no existe una tendencia general de los mismos. Cabe destacar únicamente que se obtienen algunos algoritmos con un alto porcentaje total de datos mal clasificados con el conjunto de prueba que llega a alcanzar en un caso el 63,3% (en el árbol de 80MW del BT_RN_MUL (0MW/85MW)).

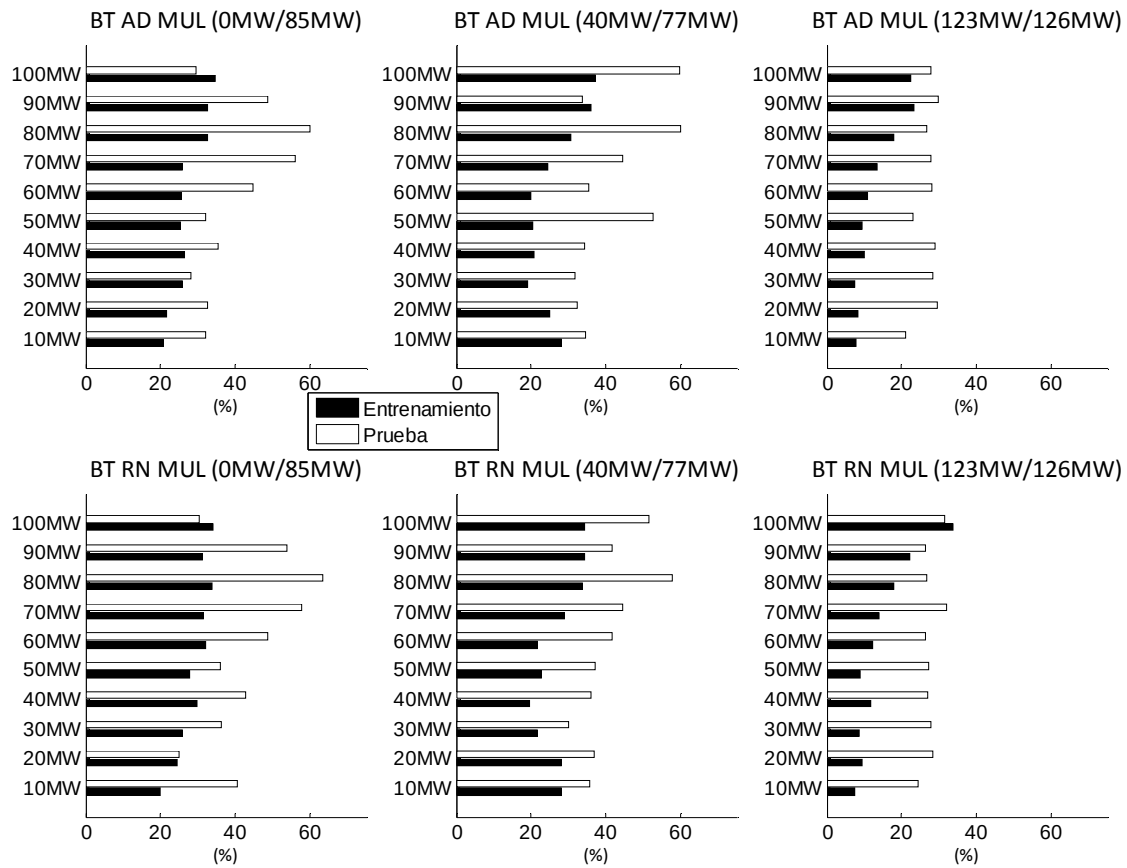


Figura D-2. Porcentaje total de datos mal clasificados del conjunto de entrenamiento y prueba de los algoritmos desarrollados con el método Múltiple: BT_DT_MUL (0MW/85MW), BT_RN_MUL (0MW/85MW), BT_DT_MUL (40MW/77MW), BT_RN_MUL (40MW/77MW), BT_DT_MUL (123MW/126MW), BT_RN_MUL (123MW/126MW).

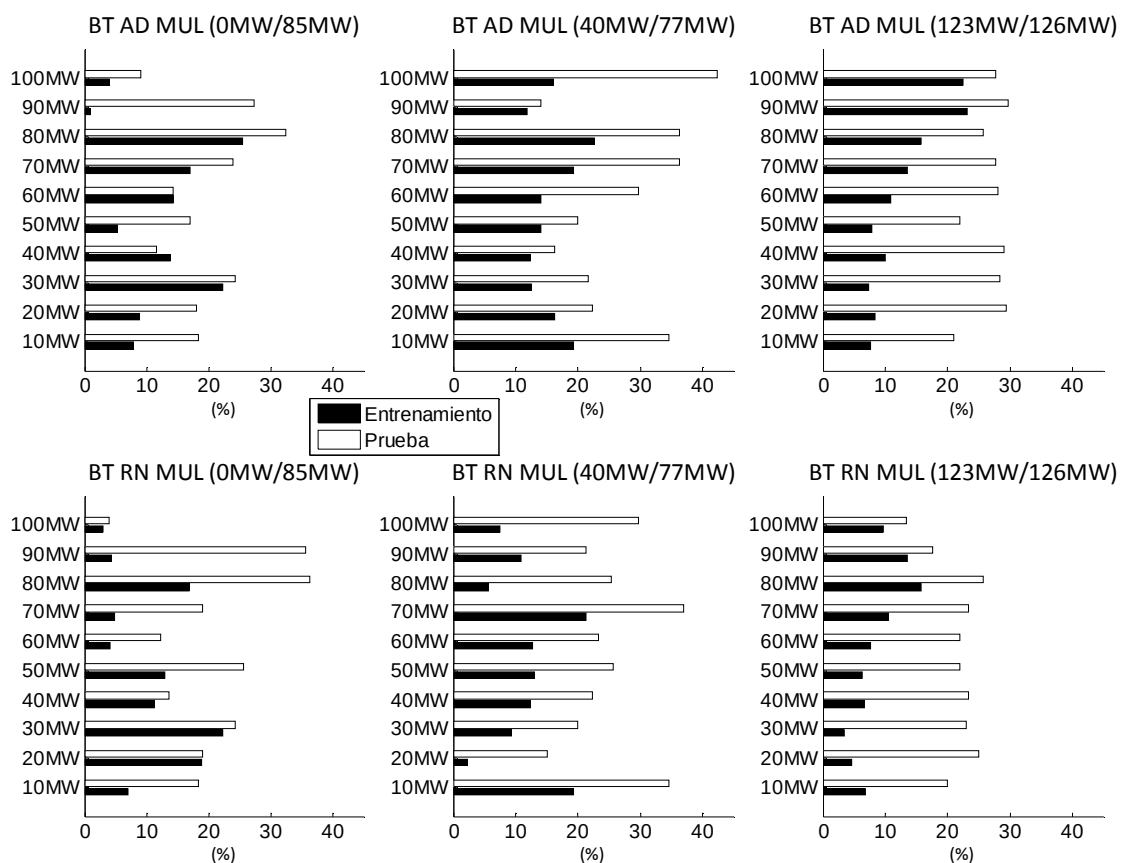


Figura D-3. Porcentaje de datos con Alto TPSNS incorrectamente clasificados como de Bajo TPSNS del conjunto de entrenamiento y prueba de los algoritmos desarrollados con el método Múltiple: BT_DT_MUL (0MW/85MW), BT_RN_MUL (0MW/85MW), BT_DT_MUL (40MW/77MW), BT_RN_MUL (40MW/77MW), BT_DT_MUL (123MW/126MW), BT_RN_MUL (123MW/126MW).

SELECCIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS DE LOS ÁRBOLES DE DECISIÓN Y DE LAS REDES NEURONALES

E.1. VARIABLES EXPLICATIVAS DE LOS ÁRBOLES DE DECISIÓN Y DE LAS REDES NEURONALES

Como se presentó en la sección 4.3, se eligieron las variables de entrada a los sistemas de aprendizaje automático basándose en el análisis que se realiza en el presente apéndice. Las variables elegidas finalmente fueron: la trayectoria típica a la cual se asemeja la tendencia de la potencia generada por la zona de control hasta que esta alcanza un punto de decisión de arranque (Cluster), la banda de regulación secundaria asignada a la zona (Banda) y la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a los grupos de AR que aún no ha sido cubierta por el arranque de las unidades de AR, es decir, que queda por arrancar (Banda_AR). En esta subsección se detallan todas las variables explicativas que se tuvieron en cuenta en el análisis. Tal y como se detalla en el apéndice B de análisis de los datos de entrada, otras variables posibles explicativas del incumplimiento en el caso de que el sistema de potencia requiera la banda de regulación secundaria asignada a una zona y ésta no arranque las unidades de AR son: la hora en la que se toma la decisión de arranque y el precio marginal horario de banda de regulación secundaria (€/MW). Se disponía inicialmente por tanto de 5 posibles variables explicativas para los sistemas de aprendizaje automático.

Además, tanto las variables explicativas Banda y Precio, como la variable objetivo TPSNS pueden ser utilizadas de forma discreta (con diferentes discretizaciones) así como de forma continua. La variable explicativa Hora puede además subdividirse para comprender el cuarto de hora concreto (dentro de cada hora, es decir, 96 opciones) en el que se produce el instante de decisión de arranque. Las discretizaciones de las variables así como la posibilidad de usarlas de manera discreta o continua se justifican al final del presente apéndice.

A continuación se muestra el análisis realizado sobre la influencia de las variables de entrada en la precisión de los árboles de decisión y de las redes neuronales.

El procedimiento realizado consiste en simular y obtener, para todos los árboles de decisión desarrollados con el método Único (es decir con un único árbol de decisión o red neuronal para todas las unidades de AR) con las diferentes configuraciones DifArr/DifPar, su porcentaje de error considerando todas las combinaciones posibles entre las 4 variables de entrada. La quinta variable de entrada que corresponde con la cantidad de banda de regulación secundaria asignada a los grupos de AR que queda por arrancar (Banda_AR) se ha supuesto que se considera siempre como variable de entrada puesto que es la forma de reducir el método Múltiple de realización de árboles al método Único. El porcentaje de error se ha considerado como el porcentaje total de datos mal clasificados con el conjunto de entrenamiento (es decir, que la selección de las variables de entrada se lleva a cabo con los datos mostrados en verde en la Figura B-7 del apéndice B). De todos los resultados posibles, se han seleccionado los que dan las cinco mejores soluciones (porcentajes de error más pequeños) dentro de cada categoría. Se entiende por categoría al número de variables de entrada utilizadas en cada árbol (sin contar con la variable de entrada Banda_AR). La Figura E-1 muestra en su parte izquierda los resultados de la media de los errores del top 5 dentro de cada categoría para los diferentes árboles (con distintos valores de DifArr/DifPar) y la media de los cuatro árboles en la parte inferior. Se observa que, a medida que aumentan el número de variables de entrada a los árboles, el porcentaje de error de los mismos disminuye (en mayor o menor medida). En general, la mayor diferencia se encuentra entre el uso de una única variable de entrada al uso de 2 variables de entrada. Según los resultados, se considera adecuado el uso de 2 o 3 variables de entrada adicionales a la Banda_AR. Para ver qué dos o tres variables son las más representativas, se ha observado en el top 5 de soluciones de cada tipo de árbol cuantas veces se repite cada una. Dichos resultados se muestran en la parte derecha de la Figura E-1 para los diferentes árboles (con distintos valores de DifArr/DifPar) y la suma de los tres tipos de árboles en la parte inferior. Se observa que, en general, todas las variables explicativas tienen una representación similar.

En esta tesis se decidió utilizar un total de tres variables de entrada (Banda_AR más otras dos variables) y que dichas variables fueran la Banda_AR, el Cluster y la Banda para todos los tipos de árboles puesto que los resultados generales son adecuados con dicha combinación.

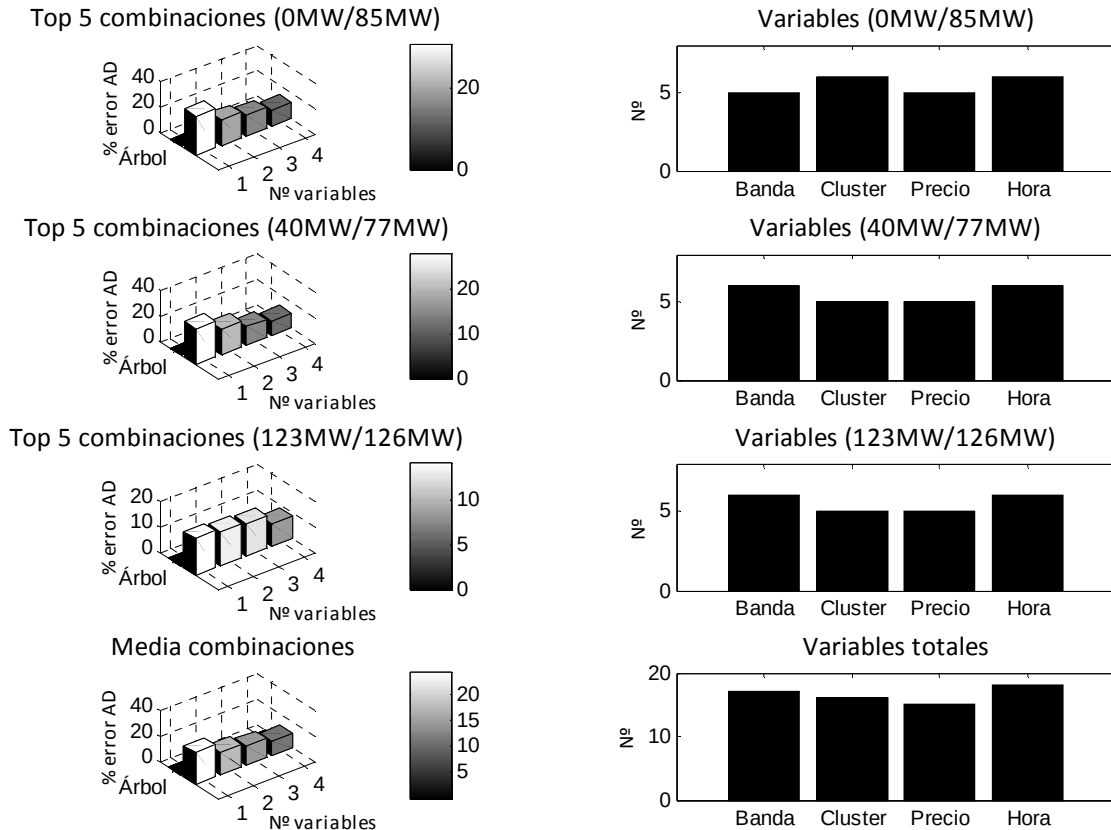


Figura E-1. Análisis de la influencia de las variables de entrada en los árboles de decisión de los algoritmos BT_AD_UN.

El mismo procedimiento previamente narrado para los árboles de decisión se ha repetido para las redes neuronales. Sin embargo, en este caso, también se ha querido añadir como categoría el número de neuronas por capa elegido en la elaboración de las redes neuronales. Se ha elegido la posibilidad de crear las redes con 5, 10 y 15 neuronas por capa. Los resultados del procedimiento se muestran en la Figura E-2 de la misma forma que los mostrados en la Figura E-1 para los árboles de decisión. Si se observa la parte izquierda, los resultados de la media de los errores del top 5 dentro de cada categoría para las diferentes redes neuronales (con distintos valores de DifArr/DifPar) y la media de las tres redes en la parte inferior, se deduce que en general, de nuevo, a medida que aumentan el número de variables de entrada a las RN, el porcentaje de error de las mismas disminuye (aunque con excepciones como en el algoritmo con parámetros DifArr/DifPar iguales a 123MW/126MW). Por otro lado, los resultados para las diferentes categorías de neuronas por capa difieren según unas redes u otras, aunque de media se observa que su influencia no es muy significativa en los resultados finales. De nuevo, se ha querido estudiar, qué dos o tres variables son las más representativas en las redes neuronales, y para ello se ha observado en el top 5 de soluciones de cada tipo de red cuantas veces se repite cada una. Dichos resultados se muestran en la parte derecha de la Figura E-2. Se observa de nuevo que, en general, todas las variables explicativas tienen una representación similar.

En esta tesis se ha decidido, como ya se ha comentado y al igual que en los árboles de decisión, utilizar un total de tres variables de entrada (Banda_AR más otras dos variables) y que dichas variables sean la Banda_AR, el Cluster y la Banda para todos los

tipos de redes puesto que los resultados generales son adecuados con dicha combinación. También se ha decidido utilizar 10 neuronas por capa.

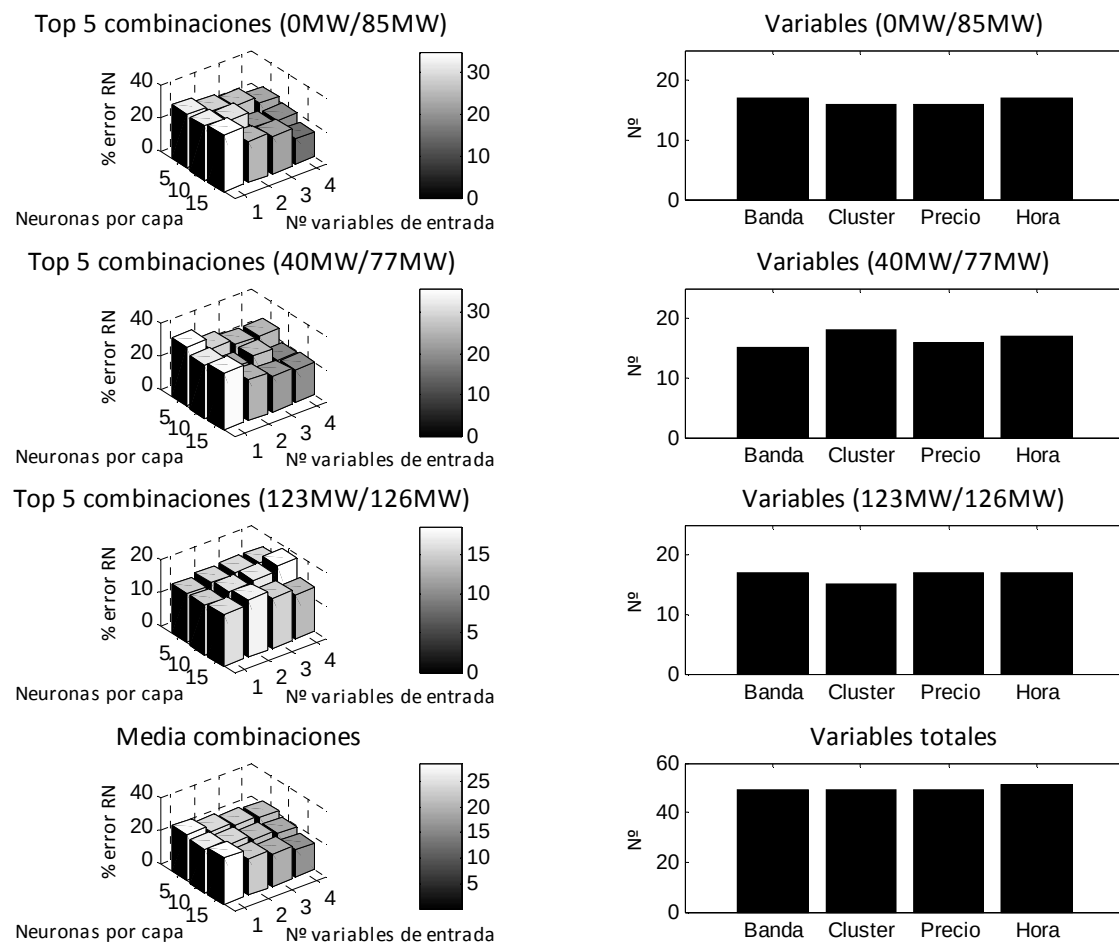


Figura E-2. Análisis de la influencia de las variables de entrada en las redes neuronales de los algoritmos BT_RN_UN.

Análisis similares se han realizado para los árboles y las redes realizadas con el método Múltiple. En este caso hay 10 árboles y redes dentro de cada combinación de parámetros DifArr/DifPar y cada uno de ellos simulados con todas las combinaciones lineales posibles de variables de entrada y neuronas por capa (en el caso de las redes neuronales). Una vez realizados todos, se muestra aquí como resumen la suma de la influencia de las variables de entrada en los árboles de decisión de los algoritmos BT_AD_MUL en la Figura E-3 y la de las redes neuronales BT_RN_MUL en la Figura E-4. En el caso de los árboles de decisión se observa en la Figura E-3 que las variables de entrada que más se repiten son el Precio y la Hora aunque las variables Cluster y Banda no dan resultados sustancialmente peores. En el caso de las redes neuronales se observa en la Figura E-4 que las variables de entrada que más se repiten son la Hora seguida de la Banda.

Puesto que se ha querido utilizar un ajuste único para todos los algoritmos desarrollados en la tesis, al igual que ocurriría con los árboles de decisión y con las redes neuronales únicas, para los algoritmos de AR múltiples desarrollados en esta tesis también se han utilizado las variables de entrada Cluster y Banda (además de la

variable Banda_AR). No obstante, esto trata de ser una generalización pero una vez elegido un sistema experto para ser implantado en una zona de regulación secundaria, siempre se podría realizar un estudio similar al aquí presentado y elegir exactamente las variables más representativas para ese caso concreto.

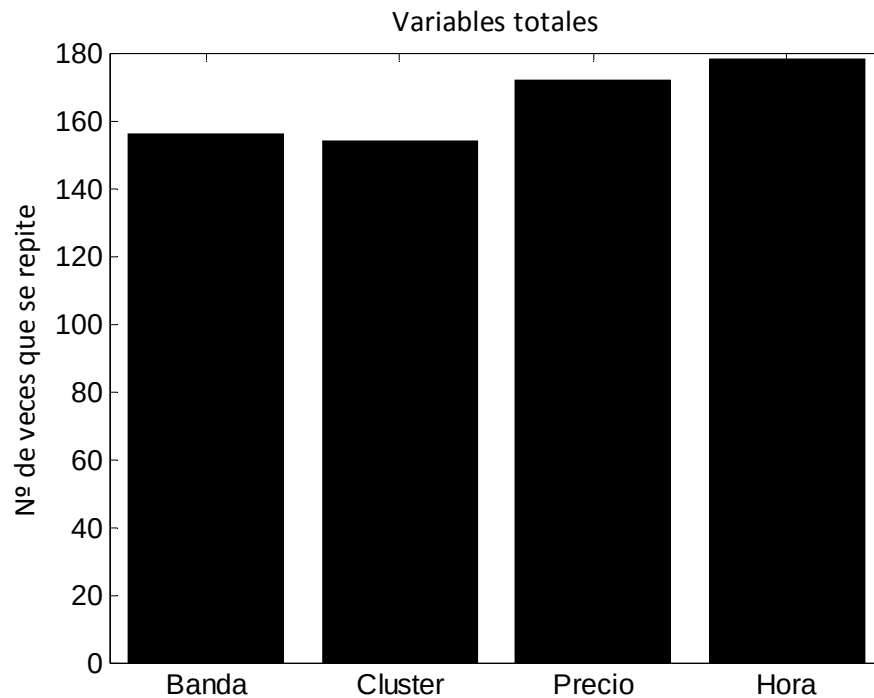


Figura E-3. Análisis de la influencia de las variables de entrada en los árboles de decisión de los algoritmos BT_AD_MUL.

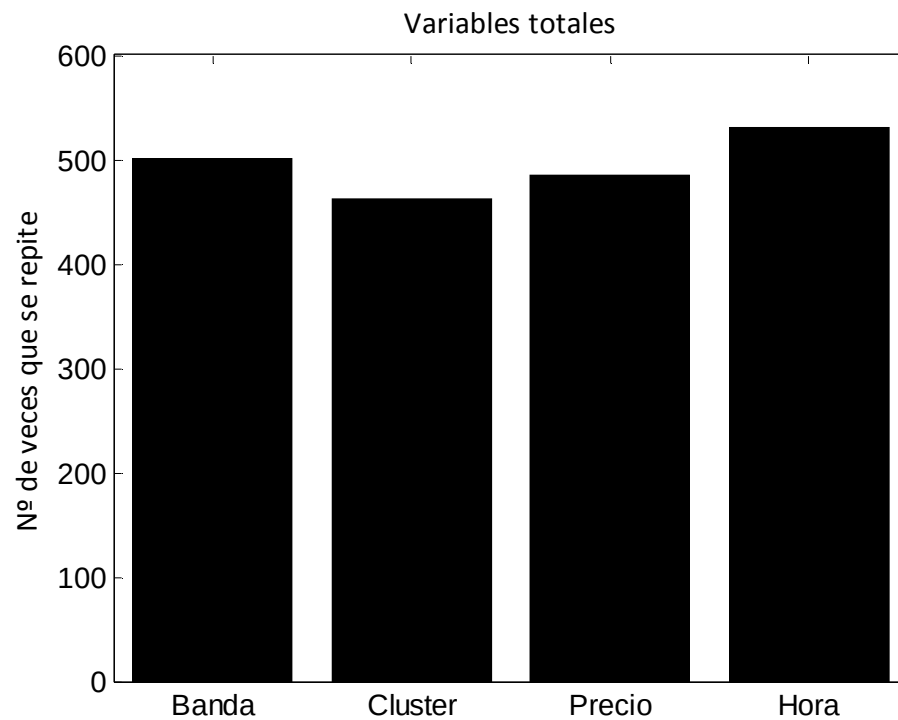


Figura E-4. Análisis de la influencia de las variables de entrada en las redes neuronales de los algoritmos BT_RN_MUL.

Finalmente, y como se ha indicado al principio del apéndice, para la realización de los AD y de las RN tanto las variables explicativas Banda y Precio, como la variable objetivo TPSNS pueden ser utilizadas de forma discreta así como de forma continua. La variable explicativa Hora puede además subdividirse para comprender el cuarto de hora concreto (dentro de cada hora, es decir, 96 opciones) en el que se produce el instante de decisión de arranque.

Es importante mencionar que durante el desarrollo de esta tesis doctoral, aunque no se hayan representado los resultados, se probaron las siguientes configuraciones de variables de entrada y de salida para los árboles de decisión y para las redes neuronales:

- Variable de entrada Banda:
 - De forma **discreta** según los intervalos mostrados en la Figura 4-7 del capítulo 4. Se eligió utilizar dicha discretización debido a que consistía en intervalos de igual tamaño y además había una cantidad representativa de datos dentro de cada intervalo. A cada uno de los intervalos se le asignó una etiqueta (banda Muy Alta, Alta, Media, etc.) de forma que la interpretación de los árboles resultantes era inmediata.
 - De forma **continua**. Se permitió que los árboles y redes dispusieran de todos los datos de Banda de forma continua, para permitirles hacer ellos la división de datos según los valores que consideraran más adecuados de la variable Banda. Finalmente se descartó su uso puesto que no mejoraban sustancialmente la precisión de las técnicas en el conjunto de entrenamiento y además su interpretación se volvía más complicada (en los AD). Además, cuando posteriormente se evaluó el conjunto de prueba, se observó que los AD, si hubieran sido realizados con la variable utilizada de manera continua, hubieran tenido una precisión inferior a los finalmente desarrollados.
- Variable de entrada Hora:
 - De forma **discreta** según 24 intervalos que corresponden con las 24 horas del día. Cabe destacar que si se evalúa la precisión de los AD y de las RN en el conjunto de entrenamiento, esta variable es una de las que mejores resultados ofrece. Sin embargo, debido a los pocos días de los que se dispone para elaborar estos algoritmos (únicamente los mostrados en verde en la Figura B-7 del apéndice B) hay intervalos en los que no se encuentra clasificado ningún dato (o pocos datos en el caso de haberlos). Es decir, los puntos de decisión de AR están concentrados en unas cuantas horas. Sin embargo, cuando posteriormente se evalúan en el conjunto de prueba (con los datos mostrados en naranja en la Figura B-7 del apéndice B) los árboles y redes desarrollados con el conjunto de entrenamiento para validarlos, las horas en las que se producen los puntos de decisión de AR son otras diferentes a las del conjunto de entrenamiento (puede que producido por un cambio de estación u otros factores), de las cuales los AD y las

RN no tienen información, y por tanto, la precisión de los mismos en estos conjuntos de prueba es baja.

- o De forma **discreta** según 96 intervalos que corresponden con los 4 cuartos de hora que hay en las 24 horas del día. En este caso, el efecto de los pocos datos por intervalo que ya ocurre en la discretización con 24 intervalos se acentúa en mayor medida. Es decir, existen muchos más intervalos de los que no se tiene información alguna. Es por ello que aunque en el conjunto de entrenamiento si se utiliza esta variable de entrada se obtienen precisiones muy buenas, cuando posteriormente se quieren validar los algoritmos con el conjunto de prueba los datos de precisión son muy inferiores. Si en un futuro, para la elaboración de los algoritmos se dispone de un conjunto de entrenamiento que contiene el comportamiento del sistema durante suficientes horas repartidas a lo largo de todo un año, esta variable (o la discretizada en 24 intervalos) podrá ser utilizada mejorando posiblemente la precisión de los árboles y de las redes.
- Variable objetivo TPSNS (en los árboles de decisión)
 - o De forma **discreta** según los intervalos mostrados en la Figura 4-7 del capítulo 4. Se observa que hay dos intervalos, según el TPSNS sea inferior o superior a 5 minutos. Se eligió utilizar dicha discretización debido a que la proporción de datos dentro de cada intervalo era similar, a la vez que parecía razonable utilizar este valor ya que es del orden del tiempo de arranque de una unidad de AR. Además, el hecho de que sólo se discretice en dos intervalos se apoya en el hecho de que al final, la decisión que se ha de llevar a cabo es la de arranque o no de las unidades de AR.
 - o De forma **continua**. Se permitió que los árboles se entrenaran con los datos del TPSNS de forma continua, para permitirles hacer a ellos la clasificación de los valores que consideraran más adecuados de la variable TPSNS (no impuestos) y así se entrenaran con las mismas condiciones que las redes neuronales. Los resultados (observados para el árbol de decisión del caso ejemplo del capítulo 4) mostraron que el árbol de decisión clasificaba los datos según dos valores del TPSNS, 4 minutos y 10 minutos. Además, la precisión del árbol con la variable TPSNS utilizada de forma continua fue peor que la obtenida con la discretización propuesta. Estos resultados han apoyado la decisión de discretizar los datos según sea su TPSNS superior o inferior a 5 minutos para los árboles de decisión en lugar de usarlos de forma continua.
- Variable objetivo TPSNS (en las redes neuronales)
 - o Respecto a las RN, como se comentó en el capítulo 4, se ha utilizado la variable TPSNS de forma continua (aunque luego para la decisión de arranque y para su evaluación de precisión se clasifica según los intervalos mostrados en la Figura 4-7 del capítulo 4). Sin embargo, y puesto que luego se evalúan las redes en función de si aciertan o no la predicción de la variable según los intervalos discretos (es decir, su

evaluación estaría en desventaja al desarrollarlas con un objetivo y evaluarlas con otro) se ha querido estudiar la precisión de las redes neuronales utilizando la variable TPSNS de forma **discreta**. Este análisis concluyó que la precisión de las redes neuronales si se usa la variable TPSNS de manera discreta en lugar que de manera continua es del mismo orden o inferior que la obtenida con la variable TPSNS de manera continua, por lo que se decidió que sería utilizada de manera **continua**.

Referencias

[J. M. Arroyo, et al., 2004]

J. M. Arroyo y A. J. Conejo. "Modeling of start-up and shut-down power trajectories of thermal units", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 19, pp. 1562-1568, 2004.

[R. Billinton, et al., 1972]

R. Billinton y A. V. Jain. "The Effect of Rapid Start and Hot Reserve Units In Spinning Reserve Studies", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-91, pp. 511-516, 1972.

[L. Breiman, et al., 1984]

L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen y C. Stone. *Classification and Regression Trees*. Belmont, CA: Chapman & Hall, 1984.

[R. B. Burke, et al., 2005]

R. B. Burke y M. I. Henderson. "Incorporating demand response in operating reserve in new england", en *Power Engineering Society General Meeting, 2005. IEEE*, 2005, pp. 1570-1574 Vol. 2.

[CAISO, 2006]

CAISO (California Independent System Operator), "Spinning and Non-Spinning Reserves", January 31, 2006, 2006. Disponible en:

<http://www.caiso.com/docs/2003/09/08/2003090815135425649.pdf>.

[CAISO, 2012]

CAISO (California Independent System Operator), "Docket No. ER12-1630-000, Order 755 Compliance Filing - Frequency Regulation Compensation in the Organized Wholesale Power Markets", July 6, 2012, 2012. Disponible en:

http://www.caiso.com/Documents/July62012ResponsetoCommissionLtr_ComplianceFiling_Order755ER12-1630.pdf.

[CAISO, 2015]

CAISO (California Independent System Operator), "Real-time Market", 2015.

Disponible en: <http://www.caiso.com/market/Pages/MarketProcesses.aspx>.

[H. Chao, et al., 2006]

H. Chao, Fangxing Li, Jiuping Pan, M. Gopinathan y P. Wong. "Assessment of quick start resource requirements in market operations", en *Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2005/2006 IEEE PES*, 2006, pp. 1363-1367.

[Chao-An Li, et al., 1997]

Chao-An Li, A. J. Svoboda, Chung-Li Tseng, R. B. Johnson y E. Hsu. "Hydro unit commitment in hydro-thermal optimization", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 12, pp. 764-769, 1997.

[Chen Guoqing, et al., 2002]

Chen Guoqing, Bi Weiming y Zhang Cheng. "The design of AGC program adapted for the run-off-river hydropower plant", en *Power System Technology, 2002. Proceedings. PowerCon 2002. International Conference on*, 2002, pp. 2308-2312 vol.4.

[K. W. Cheung, et al., 1999]

K. W. Cheung, P. Shamsollahi, S. Asteriadis, J. Milligan y M. Potishnak. "Functional requirements of energy and ancillary service dispatch for the interim ISO new england electricity market", en *Power Engineering Society 1999 Winter Meeting, IEEE*, 1999, pp. 269-273 vol.1.

[K. W. Cheung, et al., 2000]

K. W. Cheung, P. Shamsollahi, D. Sun, J. Milligan y M. Potishnak. "Energy and ancillary service dispatch for the interim ISO New England electricity market", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 968-974, 2000.

[C. A. C. Coello, et al., 2004]

C. A. C. Coello, G. T. Pulido y M. S. Lechuga. "Handling multiple objectives with particle swarm optimization", *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 8, pp. 256-279, 2004.

[J. I. de la Fuente, et al., 1999]

J. I. de la Fuente, D. Soler, G. Relación, Ó. Largo, T. Gómez, R. Martínez, F. Aparcero y F. Martínez Córcoles. "Remuneration framework and cost allocation methodology for AGC ancillary services markets", en *13th Power Systems Computing Conference (PSCC'99)*, Trondheim, Noruega, 28 Junio - 2 Julio, 1999, pp. 388-394 vol. 1.

[M. Domínguez, et al., 2014]

M. Domínguez, A. Fernández-Cardador, A. P. Cucala, T. Gonsalves y A. Fernández. "Multi objective particle swarm optimization algorithm for the design of efficient ATO speed profiles in metro lines", *Eng Appl Artif Intell*, vol. 29, pp. 43-53, 2014.

[Domínguez. M, 2013]

Domínguez. M. "Conducción Eficiente De Trenes Metropolitanos Con ATO". Tesis doctoral. Universidad Pontificia Comillas, 2013.

[I. Egidio, et al., 2012]

I. Egidio, F. Fernández-Bernal, L. Rouco y I. Saboya. "Operation of rapid start units in an AGC area", *Przegląd Elektrotechniczny*, vol. 88, pp. 141-145, 2012.

[I. Egidio, 2005]

I. Egidio. "Diseño De Reguladores Para El Control Automático De La Generación". Tesis doctoral. Universidad Pontificia Comillas, 2005.

[I. Egidio, et al., 2007]

I. Egidio, F. Fernandez-Bernal y R. Rouco. "Evaluation of Automatic Generation

Control (AGC) regulators by performance indices using data from real operation", *Generation, Transmission & Distribution, IET*, vol. 1, pp. 294-302, 2007.

[I. Egido, et al., 2009]

I. Egido, F. Fernandez-Bernal y L. Rouco. "The Spanish AGC System: Description and Analysis", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 271-278, 2009.

[E. Ela, et al., 2011]

E. Ela, M. Milligan y B. Kirby. *Operating Reserves and Variable Generation: A Comprehensive Review of Current Strategies, Studies, and Fundamental Research on the Impact that Increased Penetration of Variable Renewable Generation has on Power System Operating Reserves*. National Renewable Energy Laboratory, 2011.

[E. Ela, et al., 2010]

E. Ela, B. Kirby, E. Lannoye, M. Milligan, D. Flynn, B. Zavadil y M. O'Malley. "Evolution of operating reserve determination in wind power integration studies", en *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, 2010, pp. 1-8.

[ENTSO-E, 2013a]

ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity), "Network Code on Load-Frequency Control and Reserves", 28 June 2013, 2013a. Disponible en: https://www.entsoe.eu/fileadmin/user_upload/library/resources/LCFR/130628-NC_LFCR-Issue1.pdf.

[ENTSO-E, 2013b]

ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity), "Supporting Document for the Network Code on Load-Frequency Control and Reserves", 28 June 2013, 2013b. Disponible en: https://www.entsoe.eu/fileadmin/user_upload/library/resources/LCFR/130628-NC_LFCR-Supporting_Document-Issue1.pdf.

[ENTSO-E, 2015]

ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity), 2015. Disponible en: <https://www.entsoe.eu/about-entso-e/Pages/default.aspx>.

[ERCOT, 2009]

ERCOT, "ERCOT Topaz Power Management, 10-Minute Non-Spinning Reserve Service", September 18, 2009, 2009. Disponible en: http://www.ercot.com/content/meetings/qstf/keydocs/2009/20091023-QSTF/2009-09-18_10MNSRS_Proposal.pdf.

[ERCOT, 2014]

ERCOT, "ERCOT Operating Procedures: Non-Spinning Reserve Service

Deployment", June 1, 2014, 2014. Disponible en:
<http://www.ercot.com/mktrules/guides/procedures>.

[ERCOT, 2015a]

ERCOT, "Nodal Protocols, Section 2: Definitions and Acronyms", March 1, 2015, 2015a. Disponible en: <http://www.ercot.com/mktrules/nprotocols/current>.

[ERCOT, 2015b]

ERCOT, "Nodal Protocols, Section 3: Management Activities for the ERCOT System", March 1, 2015, 2015b. Disponible en:
<http://www.ercot.com/mktrules/nprotocols/current>.

[P. V. Etingov, et al., 2013]

P. V. Etingov, Y. V. Makarov, N. Samaan, Jian Ma, C. Loutan, M. Rothleder y S. Chowdhury. "Prediction of regulation reserve requirements in california ISO balancing authority area based on BAAL", en *Power and Energy Society General Meeting (PES), 2013 IEEE*, 2013, pp. 1-5.

[P. Faria, et al., 2010]

P. Faria, Z. Vale, J. Soares, H. Khodr y B. Canizes. "ANN based day-ahead ancillary services forecast for electricity market simulation", en *MELECON 2010 - 2010 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, 2010, pp. 1159-1164.

[FERC, 2011]

FERC (Federal Energy Regulatory Commission), "Frequency Regulation Compensation in the Organized Wholesale Power Markets, Order No. 755", October 20, 2011. Disponible en: <http://www.ferc.gov/whats-new/comm-meet/2011/102011/E-28.pdf>.

[GAMS, 2012]

GAMS, "The GAMS Development Corporation Website", 2012. Disponible en: <http://www.gams.com>.

[J. Garcia-Gonzalez, et al., 2007]

J. Garcia-Gonzalez, A. M. San Roque, F. A. Campos y J. Villar. "Connecting the Intraday Energy and Reserve Markets by an Optimal Redispatch", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 2220-2231, 2007.

[N. Gil, et al., 2007]

N. Gil y A. Oudalov. *Coordinated Frequency Support (Part II), More Microgrids*. 2007.

[H. Paul Williams, 2013]

H. Paul Williams. *Model Building in Mathematical Programming*. Wiley, 2013.

[S. Halilcevic, et al., 1999]

S. Halilcevic y F. Gubina. "An on-line determination of the ready reserve power", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 1514-1519, 1999.

[P. Havel, et al., 2009]

P. Havel y O. Malik. "Optimal dispatch of regulation reserves for power balance control in transmission system", en *Control and Automation, 2009. ICCA 2009. IEEE International Conference on*, 2009, pp. 807-812.

[G. Hinuber, et al., 2007]

G. Hinuber y H. - . Haubrich. "Optimal intraday operation strategy of power plants at wholesale and reserve markets", en *Power Tech, 2007 IEEE Lausanne*, 2007, pp. 855-860.

[IIT, 2014]

IIT, Instituto de Investigación Tecnológica, IDAT (Intelligent Data Analysis Tool), Herramienta de análisis avanzado de datos. 2014.

[ISO-NE, 2013]

ISO-NE (ISO New England), "Docket No. ER12-1643-; Order No. 755 Regulation Market Compliance Changes", February 6, 2013.

[ISO-NE, 2014]

ISO-NE (ISO New England), "Operating Procedure No.8 Operating Reserve and Regulation", May 2, 2014. Disponible en: http://www.iso-ne.com/rules_proceeds/operating/isone/op8/op8_rto_final.pdf.

[N. Jaleeli, et al., 1992]

N. Jaleeli, L. S. VanSlyck, D. N. Ewart, L. H. Fink y A. G. Hoffmann. "Understanding automatic generation control", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 7, pp. 1106-1122, 1992.

[James F. Ellison, et al., 2012]

James F. Ellison, Leigh S. Tesfatsion, Verne W. Loose y Raymond H. Byrne. *Project Report: A Survey of Operating Reserve Markets in U.S. ISO/RTO-Managed Electric Energy Regions*. Albuquerque, New Mexico 87185 and Livermore, California 94550: Sandia National Laboratories, 2012.

[G. Karypis, et al., 1999]

G. Karypis, Eui-Hong Han y V. Kumar. "Chameleon: hierarchical clustering using dynamic modeling", *Computer*, vol. 32, pp. 68-75, 1999.

[M. E. Khan, et al., 1995]

M. E. Khan y R. Billinton. "Composite system spinning reserve assessment in interconnected systems", *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-*, vol. 142, pp. 305-309, 1995.

[M. Kintner-Meyer, 2014]

M. Kintner-Meyer. "Regulatory Policy and Markets for Energy Storage in North America", *Proceedings of the IEEE*, vol. 102, pp. 1065-1072, 2014.

[B. J. Kirby, 2003]

B. J. Kirby J. D. Kueck, "Spinning Reserve from Pump Load: A Report to the California Department of Water Resources", 2003. Disponible en: http://www.consultkirby.com/files/TM2003-99_CDWR.pdf.

[P. Kundur, 1994]

P. Kundur. *Power System Stability and Control*. Palo Alto, California: McGraw-Hill, 1994.

[Lei Wu, et al., 2009]

Lei Wu, M. Shahidehpour y Cong Liu. "MIP-Based Post-Contingency Corrective Action With Quick-Start Units", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 1898-1899, 2009.

[Linna Li, et al., 2010]

Linna Li y Xuemin Zhang. "Study of data mining algorithm based on decision tree", en *Computer Design and Applications (ICDDA), 2010 International Conference on*, 2010, pp. V1-155-V1-158.

[E. Lobato Miguélez, et al., 2008]

E. Lobato Miguélez, I. Egido Cortés, L. Rouco Rodríguez y G. López Camino. "An overview of ancillary services in Spain", *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 78, pp. 515-523, 03. 2008.

[M. T. Khan, et al., 2016]

M. T. Khan, M. Z. Habib, E. Karlsson, D. Babazadeh, M. H. Fidai y L. Nordstrom. "Distributed secondary frequency control considering rapid start units using alternating direction method of multipliers", en *2016 Workshop on Modeling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems (MSCPES)*, 2016, pp. 1-6.

[M. Tim Jones, 2008]

M. Tim Jones. *Artificial Intelligence: A Systems Approach*. Hingham, Massachusetts: INFINITY SCIENCE PRESS LLC, 2008.

[C. Martínez, et al., 2007]

C. Martínez y V. Casajús. "Mix de generación en el sistema eléctrico español en el horizonte 2030", *Foro de la Industria Nuclear Española*, 2007. Disponible en: www.foronuclear.org/pdf/mix_electrico.pdf.

[MathWorks, 2009a]

MathWorks. *Statistics Toolbox User's Guide*. Natick, MA: 2009a.

[MathWorks, 2009b]

MathWorks. *Neural Network Toolbox User's Guide*. Natick, MA: 2009b.

[J. McCalley, 2015]

J. McCalley, "Modeling of Cost-Rate Curves (Iowa State University)", 2015. Disponible en: <http://home.eng.iastate.edu/~jdm/ee553/CostCurves.pdf>.

[MISO, 2011]

MISO (Midwest Independent Transmission System Operator), "Ramp capability for load following in the MISO markets", July, 2011.

[MISO, 2012]

MISO (Midwest Independent Transmission System Operator), "Docket No. ER12-1664-000", September 20, 2012. Disponible en: <http://www.ferc.gov/whats-new/comm-meet/2012/092012/E-2.pdf>.

[G. Morales-Espana, et al., 2013]

G. Morales-Espana, J. M. Latorre y A. Ramos. "Tight and Compact MILP Formulation of Start-Up and Shut-Down Ramping in Unit Commitment", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 1288-1296, 2013.

[NERC, 2013]

NERC (North American Electric Reliability Corporation), "BAL-001-2 – Real Power Balancing Control Performance Standard Background Document", February, 2013. Disponible en: [www.nerc.com/pa/Stand/Project/2010141/Phase 1 of Balancing Authority Re/BAL-001-2_Background_Document_Clean-20130301.pdf](http://www.nerc.com/pa/Stand/Project/2010141/Phase%201%20of%20Balancing%20Authority%20Re/BAL-001-2_Background_Document_Clean-20130301.pdf).

[NERC, 2014]

NERC (North American Electric Reliability Corporation), "Operating Manual", August, 2014. Disponible en: <http://www.nerc.com/comm/OC/Pages/Operating-Manual.aspx>.

[NERC, 2015]

NERC (North American Electric Reliability Corporation), "Standard BAL-001-2 – Real Power Balancing Control Performance", 2015. Disponible en: <http://www.nerc.com/pa/Stand/Reliability%20Standards/BAL-001-2.pdf>.

[O. Nilsson, et al., 1997]

O. Nilsson y D. Sjelvgren. "Hydro unit start-up costs and their impact on the short term scheduling strategies of Swedish power producers", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 12, pp. 38-44, 1997.

[J. Novak, et al., 2011]

J. Novak, P. Chalupa y V. Bobal. "Automatic Cost-Optimal Power Balance Control", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 26, pp. 2450-2459, 2011.

[NYISO, 2012]

NYISO (New York Independent System Operator), "Docket Nos. ER12-1653-000 and ER12-1653-001", November 6, 2012. Disponible en: <http://www.ferc.gov/eventcalendar/Files/20121106164831-ER12-1653-000.pdf>.

[NYISO, 2013a]

NYISO (New York Independent System Operator), "Ancillary service Manual, Version 3.26", March, 2013a. Disponible en:

<http://www.nyiso.com/public/webdocs/documents/manuals/operations/ancserv.pdf>.

[NYISO, 2013b]

NYISO (New York Independent System Operator), "NYISO Tariffs", July 31, 2013b.

Disponible en:

http://www.nyiso.com/public/webdocs/markets_operations/documents/Tariffs/Market_Services/Schedules/mst_rate_schedules.pdf.

[M. A. Ortega-Vazquez, et al., 2007]

M. A. Ortega-Vazquez y D. S. Kirschen. "Optimizing the Spinning Reserve Requirements Using a Cost/Benefit Analysis", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 24-33, 2007.

[A. Papalexopoulos, et al., 2001]

A. Papalexopoulos y H. Singh. "On the various design options for ancillary services markets", en *Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 2001.

[A. D. Papalexopoulos, et al., 2014]

A. D. Papalexopoulos y P. E. Andrianesis. "Performance-Based Pricing of Frequency Regulation in Electricity Markets", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 441-449, 2014.

[R. Pike, 2014]

R. Pike, "NYISO (New York Independent System Operator) Market Overview", April 22, 2014. Disponible en:

http://www.caiso.com/Documents/3_NewYorkISO_MarketOverview.pdf.

[PJM, 2013]

PJM, "Performance Based Regulation: Year One Analysis", October 12, 2013.

Disponible en: <http://www.pjm.com/~media/committees-groups/task-forces/rpstf/postings/20131014-performance-based-regulation-year-one-analysis-for-ferc.ashx>.

[PJM, 2014a]

PJM, "Manual 35: Definitions and Acronyms", April 11, 2014a. Disponible en:

<http://www.pjm.com/documents/manuals.aspx>.

[PJM, 2014b]

PJM, "Manual 12: Balancing Operations", August 21, 2014b. Disponible en:

<http://www.pjm.com/documents/manuals.aspx>.

[R. Quinlan, 1986]

R. Quinlan. *Induction of Decision Trees*. Machine Learning., vol.1, pp. 81-106, 1986.

[R. Quinlan, 1993]

R. Quinlan. *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993.

[C. Raquel, et al., 2005]

C. Raquel y P. Naval. "An effective use of crowding distance in multiobjective particle swarm optimization", en *Proceedings of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, Washington DC, USA, 2005, pp. 257-264.

[Y. Rebours, 2005]

Y. Rebours D. Kirshen, "A survey of definitions and specifications of reserve services", 2005. Disponible en:

http://www.eee.manchester.ac.uk/research/groups/eeps/publications/reportstheses/aoe/rebours%20et%20al_tech%20rep_2005B.pdf.

[Y. G. Rebours, et al., 2007]

Y. G. Rebours, D. S. Kirschen, M. Trotignon y S. Rossignol. "A Survey of Frequency and Voltage Control Ancillary Services—Part I: Technical Features", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 350-357, 2007.

[E. Rivero, et al., 2011]

E. Rivero, J. Barquin y L. Rouco. "European balancing markets", en *Energy Market (EEM), 2011 8th International Conference on the European*, 2011, pp. 333-338.

[RTE France, 2005]

RTE France (Réseau de Transport d'Électricité), "Memento of Power System Reliability", 2005. Disponible en: http://www.rte-france.com/uploads/media/pdf_zip/publications-annuelles/memento_surete_2005_completVA_.pdf.

[Shu-Chen Wang, et al., 2004]

Shu-Chen Wang y Pei-Hwa Huang. "A fuzzy method for power system model reduction", en *Fuzzy Systems, 2004. Proceedings. 2004 IEEE International Conference on*, 2004, pp. 891-894 vol.2.

[L. Sigríst, et al., 2010]

L. Sigríst, I. Egido, E. F. Sanchez-Ubeda y L. Rouco. "Representative Operating and Contingency Scenarios for the Design of UFLS Schemes", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 25, pp. 906-913, 2010.

[D. Soler, et al., 2010]

D. Soler, P. Frias, T. Gomez y C. A. Platero. "Calculation of the Elastic Demand Curve for a Day-Ahead Secondary Reserve Market", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 25, pp. 615-623, 2010.

[SPP, 2014]

SPP (Southwest Power Pool), "Docket Nos. ER13-1748-000 and ER13-1748-001",

June 19, 2014. Disponible en: <https://www.ferc.gov/whats-new/comm-meet/2014/061914/E-21.pdf>.

[P. Tan, et al., 2005]

P. Tan, M. Steinbach y V. Kumar. *Introduction to Data Mining*. Addison-Wesley, 2005.

[G. K. Toh, et al., 2009]

G. K. Toh y H. B. Gooi. "Cost/benefit and reliability studies on rapid-start units for energy/reserve contributions", en *Energy Market, 2009. EEM 2009. 6th International Conference on the European*, 2009, pp. 1-6.

[G. K. Toh, et al., 2011]

G. K. Toh y H. B. Gooi. "Starting up rapid-start units for reserve contributions in a system with interruptible loads", *Generation, Transmission & Distribution, IET*, vol. 5, pp. 1081-1090, 2011.

[L. Toma, et al., 2007]

L. Toma, L. Urluescu, M. Eremia y J. Revaz. "Trading ancillary services for frequency regulation in competitive electricity markets", en *Power Tech IEEE*, Lausanne, 2007, pp. 879-884.

[Z. A. Vale, et al., 2010]

Z. A. Vale, C. Ramos, P. Faria, J. P. Soares, B. Canizes y H. M. Khodr. "Ancillary services market clearing simulation: A comparison between deterministic and heuristic methods", en *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, 2010, pp. 1-6.

[T. Velmurugan, et al., 2010]

T. Velmurugan y T. Santhanam. "Performance Evaluation of K-Means and Fuzzy C-Means Clustering Algorithms for Statistical Distributions of Input Data Points", *European Journal of Scientific Research*, vol. 46, pp. 320-330, 11. 2010.

[N. Wägar, et al., 2011]

N. Wägar, M. Östman, M. Wideskog y R. Teir. "Flexible power with reciprocating gas engines", en *POWERGEN Europe 7-9 Junio 2011*, Milán, 2011.

[L. Wehenkel, 1997]

L. Wehenkel. *Automatic Learning Techniques in Power Systems*. Boston (MA, USA): Kluwer Academic, 1997.

[A. J. Wood, et al., 1996]

A. J. Wood y B. F. Wollenberg. *Power, Generation, Operation and Control*. New York, NY: John Wiley & Sons, 1996.

[Yonghong Chen, et al., 2015]

Yonghong Chen, R. Leonard, M. Keyser y J. Gardner. "Development of Performance-Based Two-Part Regulating Reserve Compensation on MISO Energy

and Ancillary Service Market", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 30, pp. 142-155, 2015.

[Z. Yu, et al., 2010]

Z. Yu, F. Haghighat, B. C. M. Fung y H. Yoshino. "A decision tree method for building energy demand modeling", *Energy & Buildings*, vol. 42, pp. 1637-1646, 10. 2010.