



Título del Trabajo Fin de Máster:

***UTILIZACIÓN DE LÓGICA DIFUSA EN
LA GESTIÓN DE EMBALSES.
APLICACIÓN A LOS RÍOS SORBE, ESLA
Y MIJARES***

Intensificación:

RECURSOS HÍDRICOS

Autor:

MACIÁN SORRIBES, HÉCTOR

Director/es:

DR. PULIDO VELÁZQUEZ, MANUEL

Fecha: **SEPTIEMBRE 2012**



Título del Trabajo Fin de Máster:
**UTILIZACIÓN DE LÓGICA DIFUSA EN LA GESTIÓN DE EMBALSES.
APLICACIÓN A LOS RÍOS SORBE, ESLA Y MIJARES**

Autor: **MACIÁN SORRIBES, HÉCTOR**

Tipo	A <input type="checkbox"/> B <input checked="" type="checkbox"/>	Lugar de Realización	VALENCIA
Director	MANUEL PULIDO VELÁZQUEZ	Fecha de Lectura	SEPT. 2012
Codirector1			
Codirector2			
Tutor			

Resumen:

RESUMEN

La lógica difusa, formulada por el matemático Lofti Zadeh en 1965, ha supuesto un tratamiento de la incertidumbre innovador, que ha posibilitado el desarrollo de múltiples aplicaciones caracterizadas por su flexibilidad, robustez, sencillez conceptual y mayor cercanía al pensamiento humano. Actualmente es empleada en muchos campos de la ciencia, especialmente en la electrónica, siendo responsable en parte del boom de la electrónica iniciado en los años 80. Sin embargo su utilización en la ciencia de los recursos hídricos es, a día de hoy, bastante limitada.

El presente trabajo expone la aplicación de la lógica difusa a la gestión de embalses. Para ello se describe el proceso metodológico a seguir en esta aplicación, consistente en la definición de reglas o sentencias difusas que relacionen las variables hidrológicas clave en la gestión de un embalse (aportaciones, volumen almacenado, etc.) con las variables que determinan la gestión del mismo (suecas, volumen objetivo, etc.). El sistema lógico resultante es empleado para reproducir la gestión histórica de un embalse, la gestión definida por un algoritmo matemático o la gestión definida por criterios de experto.

Para demostrar la aplicabilidad de la metodología se han desarrollado tres casos de estudio en los ríos Sorbe, Esla y Mijares. Los dos primeros se centran en la determinación de la gestión histórica, mientras que el último lo hace en la reproducción de la gestión definida por un algoritmo. Los resultados obtenidos en todos los casos son satisfactorios, lo que avala el uso de la lógica difusa en la gestión de recursos hídricos.

RESUM

La lògica difusa, formulada pel matemàtic Lofti Zadeh en 1965, ha suposat un tractament de la incertesa innovador, que ha possibilitat el desenvolupament de múltiples aplicacions caracteritzades per la seua flexibilitat, robustesa, simplicitat conceptual i estar prop del pensament humà. Avui la lògica difusa es usada en molts camps de la ciència, especialment en la electrònica, sent en part responsable del boom de la electrònica iniciat als anys 80. Tot i això, el seu us en la ciència dels recursos hídrics es, a dia d'avui, molt limitat.

El present treball exposa l'aplicació de la lògica difusa a la gestió de embassaments. Amb este fi es descriu el procés metodològic a seguir en aquesta aplicació, consistent en la definició de regles o sentències difuses que relacionen les variables hidrològiques clau en la gestió d'un embassament (aportacions, volum emmagatzemat, etc.) amb les variables que determinen la seua gestió (eixides

d'aigua, volum objectiu, etc.). El sistema lògic resultant pot ser empleat per a reproduir la gestió històrica d'un embassament, la gestió definida per un algoritme matemàtic o la gestió definida per criteris d'expert.

Per demostrar l'aplicabilitat de la metodologia s'han desenvolupat tres casos d'estudi als rius Sorbe, Esla i Millars. Els dos primers es centren en la determinació de la gestió històrica, en tant que l'últim ho fa en la reproducció de la gestió definida per un algoritme. Els resultats obtinguts en tots els casos son satisfactoris, cosa que avala l'ús de la lògica difusa en la gestió de recursos hídrics.

SUMMARY

The fuzzy logic, developed by the mathematician Lofti Zadeh in 1965, has been an innovating uncertainty treatment that has allowed the developing of multiple flexible, robust, conceptually easy and near to human thinking applications. Today the fuzzy logic is used in a lot of science fields, specially in electronics, been partially responsible of the electronics boom initiated in the 80's. Despite that, its use in water sciences is quite limited today.

This paperwork exposes the fuzzy logic application in water resources management. To achieve this the methodological process of this application is described, consisting on the definition of fuzzy rules or sentences that link key reservoirs management hydrological variables (inflow, reservoir storage, etc.) with the variables that define its management (releases, storage target, etc.). The set up logic system can be used to assess the historical management of a reservoir, the management defined by a mathematic algorithm or the management defined by expert criteria.

To prove the availability of these applications three case studies had been developed in the Sorbe, Esla and Mijares rivers. The starting two are focused in the definition of the historical management, as the last one do in the assessment of the management defined by an algorithm. The results achieved in all this applications are satisfactory, that endorse the use of fuzzy logic in water resources management.

Palabras clave:

Lógica difusa, embalse, gestion, incertidumbre, regla difusa

A mis padres, cuya fe mueve montañas

“La información sobre la incertidumbre no facilita la toma de decisiones, pero ignorarla es ignorar la realidad”

Daniel P. Loucks y Eelco van Beek

“El futuro aún no se ha decidido. En gran parte, con muchas posibilidades todavía sin explotar, seremos nosotros quienes debemos construirlo. Tengo la esperanza de que el futuro pueda garantizar agua para todo el mundo”

Slobodan Simonovic

AGRADECIMIENTOS

Quisiera expresar mi agradecimiento, en primer lugar, a Manuel Pulido por la guía, apoyo y confianza que me ha prestado antes y durante la realización de este trabajo, así como por todas las enseñanzas que me ha transmitido y por ser un ejemplo para mí. Sin él nada de lo que figura en este documento hubiera sido posible.

Mi más sincero agradecimiento a Abel Solera y Javier Paredes, profesores, compañeros de profesión y amigos, por ser los que me introdujeron en este campo en el que siempre me he sentido muy cómodo. Sin ellos difícilmente hubiera descubierto esta vocación.

Quisiera expresar también mi agradecimiento a María y Vicente, compañeros de departamento, promoción, y máster, y por encima de todo amigos. Ellos son la referencia que me empuja a seguir creciendo en este campo.

Doy gracias también a Bernat e Ignacio, por su amistad durante los duros meses de estudio y por su colaboración en el germen del que ha terminado siendo el segundo caso de estudio de este documento.

También me gustaría dar a las gracias a Andrea, Antonio, Corentin, David y Néstor, con quienes he compartido despacho, almuerzos, risas y sobretodo compañerismo. Muchas gracias por todos los buenos momentos que siempre deben ser paréntesis de las largas horas de trabajo.

No podría finalizar sin dar mi más sincero agradecimiento a todos los compañeros con quienes he tenido la suerte y el honor de compartir aula durante este máster. Muchísimas gracias por los buenos momentos, las ayudas en clase y la confianza que me habéis transmitido.

¡Gracias a todos!

ÍNDICE GENERAL

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Motivación	1
1.2. Objetivos generales y metas.....	3
1.3. Metodología.....	4
1.4. Estructura del documento	5
2. INCERTIDUMBRES EN LA CIENCIA DE LOS RECURSOS HÍDRICOS	7
2.1. Fuentes de incertidumbre en la gestión de recursos hídricos	8
2.2. Importancia de la incertidumbre en recursos hídricos	10
2.3. Metodologías de tratamiento de la incertidumbres	14
2.4. El enfoque probabilístico de la incertidumbre	19
2.5. Problemas del enfoque probabilístico	21
3. LA TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS	23
3.1. Introducción	24
3.2. Fundamentos matemáticos	27
3.2.1. Definiciones básicas	28
3.2.2. Operaciones lógicas	33
3.2.3. Operaciones aritméticas	36
3.3. Caracterización difusa de sistemas de recursos hídricos	38
3.4. La lógica difusa	41
3.4.1. Significado y características básicas.....	41
3.4.2. Definiciones matemáticas básicas	44
3.4.3. Esquemas matemáticos comunes	52
3.4.4. Principales aplicaciones	53

4. EL USO DE LA LÓGICA DIFUSA EN LA GESTIÓN DE EMBALSES	55
4.1. Estado del arte	55
4.2. Metodología de aplicación	61
4.2.1. Datos de entrada	62
4.2.2. Reglas difusas.....	66
4.2.3. Evaluación del seguimiento de una regla	68
4.2.4. Datos de salida	70
4.2.5. Agregación de datos de salida	77
4.2.6. Calibración y validación	77
4.2.7. Operación	83
4.2.8. Singularidades y aspectos específicos	88
5. CASOS DE ESTUDIO PARA REPRODUCCIÓN DE LA GESTIÓN HISTÓRICA DE EMBALSES.....	93
5.1. Río Sorbe: embalse de Beleña	93
5.1.1. Descripción general del sistema	94
5.1.2. Datos de entrada	96
5.1.3. Reglas y evaluación del seguimiento	98
5.1.4. Datos de salida	100
5.1.5. Operaciones finales	106
5.1.6. Análisis de resultados	107
5.1.7. Conclusiones y comentarios	121
5.2. Río Esla: embalses de Porma y Riaño.....	126
5.2.1. Descripción general del sistema	126
5.2.2. Datos de entrada	129
5.2.3. Reglas y evaluación del seguimiento	136
5.2.4. Datos de salida	139
5.2.5. Operaciones finales	144
5.2.6. Análisis de resultados	144
5.2.7. Conclusiones y comentarios	160
6. CASO DE ESTUDIO PARA SIMULACIÓN DE REGLAS DE GESTIÓN.....	165
6.1. Río Mijares: embalses de Arenós y Sichar	166
6.1.1. Descripción general del sistema	168

6.1.2.	Simulación no difusa de la gestión histórica	171
6.1.3.	Datos de entrada	195
6.1.4.	Reglas y evaluación del seguimiento	196
6.1.5.	Datos de salida	196
6.1.6.	Operaciones finales	197
6.1.7.	Integración del sistema de inferencia difusa en el algoritmo de reparto	197
6.1.8.	Análisis de resultados	198
6.1.9.	Conclusiones y comentarios	207
7.	CONCLUSIONES	211
7.1.	Síntesis y conclusiones	211
7.2.	Líneas de investigación futuras.....	215
	BIBLIOGRAFÍA	217
	ANEXO 1: EJEMPLO DE RESULTADOS OBTENIDOS EN EL SISTEMA LÓGICO DIFUSO DEL EMBALSE DE BELEÑA.....	221

INDICE DE FIGURAS

Figura 1.- Niveles de incertidumbre.	8
Figura 2.- Clasificación de la incertidumbre y metodologías.....	14
Figura 3.- Representación de un conjunto clásico (izquierda) y difuso (derecha).....	25
Figura 4.- Conjunto difuso “personas altas” con áreas de certidumbre e incertidumbre.....	25
Figura 5.- Representación de un conjunto clásico.....	28
Figura 6.- Representación de un conjunto clásico y otro difuso	29
Figura 7.- Alturas estables para un dique de materiales sueltos.....	30
Figura 8.- Subconjunto de nivel α definido a partir de un conjunto difuso.....	32
Figura 9.- Intersección de dos conjuntos difusos	34
Figura 10.- Unión de dos conjuntos difusos	35
Figura 11.- Complementario de un conjunto difuso	35
Figura 12.- Fuzzificación de un dato de entrada x_i respecto a un número difuso \tilde{A}	46
Figura 13.- Aplicación de operador lógico difuso “y” en una regla difusa.....	47
Figura 14.- Proceso de evaluación de una regla difusa mediante operador difuso “y” lógico.....	48
Figura 15.- Esquema de elementos y flujos de un sistema de inferencia difusa	49
Figura 16.- Ejemplo de agregación de datos de salida de diferentes reglas difusas	50
Figura 17.- Defuzzificación de respuesta difusa agregada empleando diversos métodos.....	51
Figura 18.- Ejemplos de etiquetas indicadoras del uso de lógica difusa en electrodomésticos.....	54
Figura 19.- División en categorías empleando números difusos triangulares.....	64
Figura 20.- Ejemplo de división de volumen almacenado en categorías empleando números difusos.....	65
Figura 21.- Modificación de los números difusos de un dato de entrada en un sistema lógico difuso	78
Figura 22.- Comparación entre volúmenes observados y simulados sin calibrar. Ejemplo de calibración	81
Figura 23.- Comparación entre volúmenes observados y simulados tras calibrar. Ejemplo de calibración ...	82
Figura 24.- Determinación del grado de pertenencia de un dato de entrada a diferentes categorías	84
Figura 25.- Vista general del cauce y obras hidráulicas del río Sorbe	94
Figura 26.- Demandas urbanas abastecidas desde el embalse de Beleña	95
Figura 27.- Aportaciones anuales y promedio al embalse de Beleña.....	97

Figura 28.- Datos de entrada difusos definidos para el embalse de Beleña	98
Figura 29.- Resultados del proceso de agrupación de datos en Beleña	101
Figura 30.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Beleña. Situación sin calibración ..	108
Figura 31.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Beleña. Situación sin calibración	109
Figura 32.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Beleña. Modelo calibrado	111
Figura 33.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Beleña. Modelo calibrado	112
Figura 34.- Correlogramas de volúmenes y sueltas en Beleña. Modelo calibrado.....	114
Figura 35.- Correlogramas de residuos en Beleña. Modelo calibrado	116
Figura 36.- Correlograma de residuos de volúmenes a partir de 1996 en Beleña. Modelo calibrado	116
Figura 37.- Comparación entre volúmenes calculados por diferentes programas en Beleña.....	117
Figura 38.- Comparación entre sueltas calculadas por diferentes programas en Beleña	117
Figura 39.- Comparación entre simulado y observado en Beleña. Validación	119
Figura 40.- Datos de entrada difusos definidos para el volumen almacenado en Porma y Riaño	131
Figura 41.- Datos de entrada difusos definidos para el mes del año en Porma y Riaño	132
Figura 42.- Aportaciones al embalse de Porma a escala diaria	133
Figura 43.- Aportaciones corregidas al embalse de Porma a escala diaria	135
Figura 44.- Aportaciones al embalse de Riaño a escala diaria.....	135
Figura 45.- Aportaciones corregidas al embalse de Riaño a escala diaria	136
Figura 46.- Seltas calibradas del embalse de Riaño los meses de Enero y Junio.....	143
Figura 47.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Porma. Modelo calibrado	146
Figura 48.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Porma. Modelo calibrado	147
Figura 49.- Correlogramas de volúmenes y sueltas estandarizadas en Porma. Periodo 1980-2000. Modelo calibrado.....	149
Figura 50.- Correlogramas de volúmenes y sueltas estandarizadas en Porma. Periodo 1990-2000. Modelo calibrado.....	150
Figura 51.- Correlogramas de residuos en Porma. Periodo 1990-2000. Modelo calibrado	151
Figura 52.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Riaño. Modelo calibrado	152
Figura 53.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Riaño. Modelo calibrado.....	153
Figura 54.- Correlogramas de volúmenes y sueltas estandarizadas en Riaño. Periodo 1988-2005. Modelo calibrado.....	155

Figura 55.- Correlogramas de residuos en Riaño. Modelo calibrado	156
Figura 56.- Comparación entre simulado y observado en Porma. Validación	157
Figura 57.- Comparación entre simulado y observado en Riaño. Validación	159
Figura 58.- Ubicación del sistema de explotación Mijares	168
Figura 59.- Esquema del modelo de simulación definido para el río Mijares	174
Figura 60.- Aportaciones intermedias en régimen natural para el río Mijares	175
Figura 61.- Curvas de gestión del sistema Mijares	179
Figura 62.- Distribución mensual de demandas en el Mijares según Sopeña (2002)	181
Figura 63.- Volúmenes conjuntos en el sistema Mijares. Simulación con periodo original	185
Figura 64.- Volúmenes almacenados en Sichar observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm ³	185
Figura 65.- Volúmenes almacenados en Arenós observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm ³	186
Figura 66.- Volúmenes almacenados conjuntamente observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm ³	186
Figura 67.- Caudales de salida de Arenós observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm ³	186
Figura 68.- Caudales en Vila-real observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm ³	187
Figura 69.- Suministros a Riegos Tradicionales observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm ³	187
Figura 70.- Volúmenes conjuntos observados y simulados. Comparación entre demandas	189
Figura 71.- Caudales de salida de Arenós observados y simulados. Comparación entre demandas	190
Figura 72.- Caudales en Vila-real observados y simulados. Comparación entre demandas	190
Figura 73.- Suministros a Riegos Tradicionales observados y simulados. Comparación entre demandas....	190
Figura 74.- Correlogramas de almacenamientos y flujos en el sistema Mijares. Modelo calibrado	193
Figura 75.- Correlogramas de residuos en el sistema Mijares. Modelo calibrado	194
Figura 76.- Comparación de volúmenes almacenados entre modelos determinista y difuso. Río Mijares ..	200
Figura 77.- Comparación de caudales circulantes entre modelos determinista y difuso. Río Mijares.....	201
Figura 78.- Comparación de suministros entre modelos determinista y difuso. Río Mijares	203
Figura 79.- Comparación de déficits entre modelos determinista y difuso. Río Mijares	205

INDICE DE TABLAS

Tabla 1.- Interpretación de incertidumbres en varios problemas de gestión del agua.....	40
Tabla 2.- Referencias bibliográficas sobre el uso de lógica difusa en la ciencia del agua	60
Tabla 3.- Ejemplo de reglas de un sistema de inferencia difusa aplicado a un embalse.....	67
Tabla 4.- Reglas difusas definidas para el embalse de Beleña.....	99
Tabla 5.- Datos de salida obtenidos mediante agrupación no ponderada en Beleña	104
Tabla 6.- Parámetros de bondad de ajuste en Beleña. Modelo calibrado	113
Tabla 7.- Parámetros de bondad de ajuste para volúmenes a partir de 1996 en Beleña. Modelo calibrado	114
Tabla 8.- Estadísticos de las series de residuos de volúmenes y sueltas en Beleña. Modelo calibrado.....	115
Tabla 9.- Estadísticos de la serie de residuos de volúmenes a partir de 1996 en Beleña. Modelo calibrado	115
Tabla 10.- Parámetros de bondad de ajuste en Beleña. Validación	120
Tabla 11.- Reglas difusas definidas para los embalses de Porma y Riaño	138
Tabla 12.- Datos de salida definidos para el embalse de Porma.....	141
Tabla 13.- Datos de salida definidos para el embalse de Riaño	142
Tabla 14.- Parámetros de bondad de ajuste en Porma. Modelo calibrado.....	148
Tabla 15.- Parámetros de bondad de ajuste a partir de 1990 en Porma. Modelo calibrado	149
Tabla 16.- Estadísticos de las series de residuos de volúmenes y sueltas en Porma. Periodo 1990-2000. Modelo calibrado	150
Tabla 17.- Parámetros de bondad de ajuste en Riaño. Modelo calibrado	154
Tabla 18.- Parámetros de bondad de ajuste a partir de 1997 en Riaño. Modelo calibrado.....	154
Tabla 19.- Estadísticos de las series de residuos de volúmenes y sueltas en Riaño. Modelo calibrado.....	155
Tabla 20.- Parámetros de bondad de ajuste en Porma. Validación	158
Tabla 21.- Parámetros de bondad de ajuste en Riaño. Validación.....	160
Tabla 22.- Caudales mínimos en el río Mijares aguas abajo de Sichar	177
Tabla 23.- Capacidades del Canal del Tramo Común del Mijares.....	177
Tabla 24.- Volúmenes máximos y mínimos del embalse de Arenós	178
Tabla 25.- Volúmenes máximos y mínimos del embalse de Sichar	178
Tabla 26.- Volumen mensual demandado (Hm^3) en el sistema Mijares según Sopeña (2002).....	181

Tabla 27.- Comparación entre volúmenes demandados en el sistema Mijares según fuentes disponibles .	181
Tabla 28.- Índices de bondad de ajuste para el sistema Mijares. Situación con 93.01 Hm ³	189
Tabla 29.- Índices de bondad de ajuste para el sistema Mijares. Comparación entre demandas	191
Tabla 30.- Estadísticos de las series de residuos en el sistema Mijares. Modelo calibrado	194
Tabla 31.- Parámetros de bondad de ajuste en los volúmenes del Mijares. Comparación entre determinista y difuso	200
Tabla 32.- Parámetros de bondad de ajuste en los caudales del Mijares. Comparación entre determinista y difuso	201
Tabla 33.- Parámetros de bondad de ajuste en los suministros del Mijares. Comparación entre determinista y difuso	204

1. INTRODUCCIÓN

El diccionario Larousse define incertidumbre como "falta de certidumbre, duda". En estas cuatro palabras, en particular la última, se encierra la esencia de la incertidumbre: es una duda, cualquiera, algo que escapa a nuestro control.

En lo que respecta a los recursos hídricos, esta incertidumbre es una fuente de preocupación muy importante. Al trabajar con aportaciones futuras necesariamente previstas, la incertidumbre asociada a las mismas es elevada, ya que a la variabilidad habitual que se tiene al cuantificar procesos presentes se une la incertidumbre asociada a todo proceso futuro. Por ello la cuantificación de dicha incertidumbre y los efectos que pueda tener en las decisiones de planificación y gestión de los sistemas de recursos hídricos son las dos principales fuentes de preocupación.

El objetivo del presente trabajo es la exposición de una metodología para el tratamiento de las incertidumbres, con el fin de paliar los inconvenientes anteriores. Esta metodología se apoya en la teoría de los conjuntos difusos y su derivada la lógica difusa, que va a ser descrita posteriormente en este documento.

1.1. MOTIVACIÓN

En las últimas décadas la gestión de recursos hídricos ha experimentado una gran evolución en sus procedimientos metodológicos, auspiciada en parte por el auge de la informática y, en mayor medida, por la incertidumbre sobre el recurso hídrico que cada vez va tomando mayor conciencia. Ello ha provocado la existencia, en la actualidad, de metodologías muy elaboradas y detalladas, que permiten un uso eficaz, eficiente y óptimo del recurso; teniendo en cuenta las incertidumbres existentes en el proceso. El desarrollo se ha centrado en conseguir métodos cada vez más detallados, que proporcionen resultados con un menor intervalo de confianza, y que permitan reducir o al menos cuantificar la incertidumbre, de forma que las decisiones se tomen con la mayor información disponible y, por ende, con mayores garantías.

Sin embargo muchas de estas metodologías presentan una aplicabilidad real reducida, creando una especie de “retardo” entre teoría y práctica de la gestión de recursos hídricos. Esta circunstancia es debida, en primer lugar, a la falta de confianza que, en general, tienden a sentir los gestores ante estas técnicas y; en segundo lugar, al hecho de requerir una precisión en los datos que, en la práctica, resulta complicado lograr.

La gestión del agua es un proceso en el que intervienen agentes muy diversos, con unos conocimientos técnicos muy variados, y puntos de vista diferentes y no pocas veces enfrentados. El proceso de gestión debe integrar a todos estos agentes de forma adecuada. Ahora bien, muchas de las técnicas desarrolladas cuentan con el inconveniente de su complejidad teórica, que imposibilita o dificulta el entendimiento, por parte de los agentes implicados, de las mismas, lo que deriva en la falta de confianza de estos últimos ante desarrollos matemáticos que no entienden y en los que perciben que no se les ha tenido en cuenta. Dicha percepción crea un clima de desconfianza en el cual es difícil implementar una gestión, basada en técnicas de reciente desarrollo, que cuente con el beneplácito y comprensión de todos los agentes implicados. Si los técnicos no son capaces de transmitir a los gestores el significado y razón de ser de los cálculos, es muy difícil que la gestión de los recursos hídricos avance, ya que los gestores no van a ser capaces de ejecutar o entender los procedimientos matemáticos desarrollados por los técnicos.

Es por ello vital no sólo lograr que los gestores comprendan dichos procedimientos matemáticos, sino conseguir que éstos se impliquen en todas las fases del proceso de elaboración de los mismos, es decir, que interioricen los modelos de gestión como algo que en parte es obra suya, lo que siempre proporciona una mejor predisposición hacia los mismos. Sin embargo, con las técnicas actuales, matemáticamente complejas, lograr la comprensión global del proceso matemático asociado a la gestión del agua resulta complicado, puesto que en la práctica es imposible que todos los implicados en la gestión del agua cuenten con los conocimientos técnicos necesarios.

Y sin embargo la gestión futura de los recursos hídricos requiere cada vez más de estos procedimientos novedosos, ya que en muchos casos el aumento de la demanda de agua, bien vital y uno de los principales bienes económicos, unido a la incertidumbre existente

sobre la misma, dada la variabilidad del ciclo hidrológico y la amenaza cada vez más consciente del cambio climático; hace necesaria una gestión más eficiente difícil de conseguir con métodos tradicionales. El objetivo queda entonces claro: lograr definir una metodología que gestione el agua al mismo nivel que las técnicas más recientes y que sea entendible por todos los agentes implicados. Esta ha sido la motivación principal que ha dado origen al presente trabajo, cuyo tema es el uso de la lógica difusa en la gestión de embalses.

1.2. OBJETIVOS GENERALES Y METAS

El objetivo principal del presente documento es probar e ilustrar la aplicabilidad de la lógica difusa en la gestión de embalses, demostrando que el procedimiento cuenta con una serie de características que lo convierten en una metodología conceptualmente sencilla, clara, organizada y susceptible de ser entendida por todos los implicados en la gestión de los recursos hídricos. Todo ello unido a una funcionalidad acorde con algoritmos matemáticos complejos, una capacidad de reproducción de las reglas de gestión históricas que permite poder definir las mismas con claridad, así como evaluarlas y modificarlas; y una flexibilidad que le otorga gran capacidad de adaptación, gran robustez frente a las incertidumbres y la posibilidad de ser modificada de forma conceptual y operativamente sencilla.

Para lograr este objetivo, y presentar la lógica difusa como una herramienta capaz de disminuir la brecha entre teoría y práctica en la gestión de recursos hídricos, se propone alcanzar las siguientes metas:

- Demostrar la simplicidad conceptual de la lógica difusa y las razones por las que ésta puede servir para implicar en la gestión a todos los agentes afectados.
- Comprobar la flexibilidad de la lógica difusa para adaptarse a diferentes circunstancias y escalas temporales.
- Dejar patente por qué la lógica difusa supone un tratamiento de la incertidumbre cercano y adecuado, por lo que resulta aconsejable en situaciones en las que ésta se presente, como en el caso del ciclo hidrológico.

- Analizar cómo puede la lógica difusa permitir la integración en los procesos técnicos de los agentes decisores de la gestión de recursos hídricos.
- Probar la capacidad de la lógica difusa en la reproducción de la gestión histórica de embalses.
- Reproducir la gestión de un algoritmo matemático empleando la lógica difusa, dejando patente su viabilidad y mayor simplicidad conceptual respecto a estas técnicas.

1.3. METODOLOGÍA

La metodología descrita en el presente documento se fundamenta en los sistemas lógicos difusos desarrollados desde los años 70, cuya aplicación se ha convertido ya en generalizada en el campo de la electrónica.

El proceso metodológico seguido en la elaboración del presente trabajo se resume en los siguientes puntos:

- Recopilación de información general sobre la incertidumbre: fuentes de incertidumbre, diferentes percepciones de la misma, metodologías actuales de tratamiento, etc.
- Recopilación de información general sobre la teoría y la lógica difusa: bases teóricas, operaciones lógicas, operaciones aritméticas, principales aplicaciones, etc.
- Recopilación de información sobre aplicaciones de la lógica difusa en el ámbito de los recursos hídricos: optimización bajo incertidumbre, evaluación del funcionamiento de sistemas de abastecimiento, gestión de embalses, etc.
- Desarrollo de sistemas de inferencia difusa de carácter general empleando herramientas informáticas (Excel y MatLab), valorando y aglutinando las recomendaciones efectuadas en la información recopilada.
- Aplicación de los sistemas creados previamente en diversos casos de estudio ilustrativos de su viabilidad.

1.4. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

En el Capítulo 2, denominado “incertidumbres en la ciencia de los recursos hídricos”, se describe de forma general la incertidumbre según su origen y la fuente que la provoca, su incidencia en la planificación de recursos hídricos y las principales metodologías desarrolladas para tratar con la misma a día de hoy, haciendo hincapié en el enfoque probabilístico.

En el Capítulo 3, titulado “la teoría de los conjuntos difusos”, se enumeran y describen los fundamentos matemáticos de la teoría difusa y la lógica difusa, que van a ser aplicados posteriormente.

En el Capítulo 4, cuyo nombre es “el uso de la lógica difusa en la gestión de embalses”, se describe de forma detallada el proceso metodológico necesario para aplicar los conceptos descritos en el punto 3 al caso concreto de la gestión de embalses, teniendo en cuenta lo específico de dicha aplicación.

En el Capítulo 5, denominado como “casos de estudio para reproducción de la gestión histórica de embalses”, se describen dos casos de estudio en los cuales se ha utilizado la metodología detallada en el Capítulo 4 para el caso de obtener reglas de gestión a partir de datos históricos.

En el Capítulo 6, titulado “caso de estudio para simulación de reglas de gestión”, se aplica la metodología del Capítulo 4 a un caso en el cual el objetivo no es reproducir la gestión a partir de los datos históricos, sino a partir de un algoritmo matemático de simulación.

Por último, en el Capítulo 7, que se ha denominado “conclusiones”, se resume el documento, detallando las conclusiones más importantes obtenidas del estudio realizado, y se indican posibles líneas de investigación futuras para incidir en la aplicación de la lógica difusa.

2. INCERTIDUMBRES EN LA CIENCIA DE LOS RECURSOS HÍDRICOS

En la gestión de los recursos hídricos, al igual que en cualquier rama de la ciencia, la incertidumbre presenta una taxonomía dividida en dos grupos principales: incertidumbre ontológica e incertidumbre epistémica.

La **incertidumbre ontológica** es debida a la variabilidad inherente de los procesos que intervienen en el campo de la ciencia del agua, mientras que la incertidumbre epistémica es provocada por una falta de conocimiento sobre el funcionamiento de los procesos anteriores. La incertidumbre ontológica no puede ser reducida, puesto que responde a propiedades intrínsecas de procesos naturales. Un ejemplo clásico de este tipo de incertidumbre es la lluvia, fenómeno cuya aparición e intensidad lleva aparejada una variabilidad natural incapaz de ser prevista salvo para casos de muy corta antelación, y aún en estos con una fiabilidad limitada.

La **incertidumbre epistémica**, al derivar de una falta de información, puede ser reducida de diversas formas dependiendo de su tipo y fuente. Un ejemplo de incertidumbre epistémica es la correspondiente a una curva de demanda, cuya estimación es más fiable conforme aumenta la información sobre la misma.

La incertidumbre también puede dividirse, además de por su taxonomía, por su origen, como se expone en Brouwer (2005), en el cual la incertidumbre se divide en incertidumbre natural (cuyo origen es un proceso relacionado con el medio), incertidumbre social (cuyo origen es el comportamiento humano), e incertidumbre política (en relación a los diferentes criterios de decisión futuros y el marco político e institucional).

2.1. FUENTES DE INCERTIDUMBRE EN LA GESTIÓN DE RECURSOS HÍDRICOS

Además de por su taxonomía y por su origen, en la gestión del agua las incertidumbres pueden clasificarse en cuatro grupos principales según la fuente que las genere, según se indica en Brouwer (2005), Brouwer y De Blois (2008), y van der Kreur et al (2008):

- Incertidumbre en los datos: es la fuente más común de incertidumbre, habiéndose desarrollado varios métodos para incluirla en los análisis.
- Incertidumbre en los modelos: derivada de un conocimiento incompleto del funcionamiento del sistema.
- Incertidumbre en la percepción: derivada de los diferentes puntos de vista a partir de los que pueden vislumbrarse las características principales del sistema.
- Incertidumbre en las condiciones futuras: es decir, incertidumbre asociada a la previsión del futuro.

El grado de incertidumbre presente en un proceso ingenieril concreto es muy difícil de cuantificar. Atendiendo a las diferentes intensidades y formas en las que aparece la incertidumbre en la ingeniería, varios autores han clasificado la misma en diferentes niveles, que se exponen en la siguiente figura, obtenida de van der Kreur et al (2008).

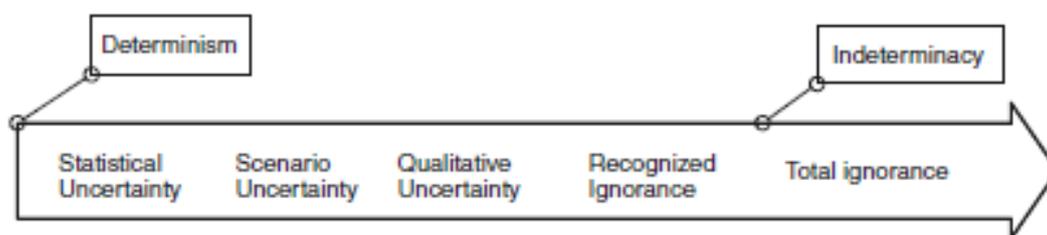


Figura 1.- Niveles de incertidumbre.
Fuente: Van der Kreur et al.

Se observa cómo entre las situaciones extremas denominadas como determinismo (ausencia de incertidumbre) y total ignorancia (completa incertidumbre) aparecen varios niveles caracterizados por diversos tipos e intensidades de incertidumbre, graduados de forma que cada nivel cuenta con una mayor incertidumbre que el anterior. La incertidumbre estadística, muy común en la ingeniería, se produce cuando la incertidumbre puede ser descrita mediante métodos estadísticos, es decir, pueden obtenerse los márgenes de error debidos a las imprecisiones. La incertidumbre en los escenarios no puede ser descrita

estadísticamente, y se emplea cuando es posible calcular los diferentes resultados que se producirían pero no se puede determinar la probabilidad de ocurrencia de cada grupo de resultados (técnica usada en el análisis de impactos del cambio climático). Se habla de incertidumbre cualitativa cuando ésta no puede ser tratada estadísticamente ni pueden ser determinados todos los resultados del proceso o problema (es decir, no se podría caracterizar completamente ningún escenario). La ignorancia reconocida se produce cuando se teme una falta de conocimiento grave en algunos de los procesos del sistema, pero no se puede caracterizar dicha falta. En caso de que dichos procesos no puedan ser identificados ni previstos por su naturaleza, ni mediante investigación posterior, se habla de indeterminación.

El campo específico de la gestión del agua se halla sujeto a tres tipos de incertidumbre. Por un lado se encuentran las incertidumbres asociadas al ciclo del agua (precipitación, producción de escorrentía superficial, procesos de flujo y transporte subterráneo, cambio climático, etc.) de por sí elevadas por interactuar con una amplia variedad de factores que presentan también sus fuentes de incertidumbre (atmósfera, suelo, vegetación, etc.). Por otro lado se encuentran las incertidumbres asociadas al comportamiento humano, es decir, a la forma de gestionar el agua (criterios de decisión variables, cambios legislativos, cambios políticos, cambios en la percepción de los seres humanos del medio ambiente, etc.). Además de los dos tipos de incertidumbre anteriores, existe un tercer tipo, correspondiente a la incertidumbre sinérgica originada por la interacción de las dos anteriores.

Como ejemplo de este efecto sinérgico puede tomarse la optimización de beneficios en la agricultura. Los beneficios de la actividad agrícola dependen de la cantidad de agua empleada en el riego y de los precios de mercado en el momento de la venta, entre otros factores que no vienen al caso en este particular. Considerando ambos efectos por separado, puede observarse cómo la incertidumbre asociada al agua es producto de la inseguridad existente sobre la disponibilidad de agua, la lluvia y los cambios en la humedad del suelo; mientras que la incertidumbre en los precios es producto de la inseguridad existente sobre el mercado futuro. Sin embargo, si se unen ambos fenómenos, aparece otra incertidumbre debida a su interacción. En este caso dicha incertidumbre es provocada por la posibilidad de un cambio en los cultivos que el agricultor pueda tomar en consideración si prevé un

beneficio mayor. Dicho cambio depende del comportamiento humano y se basa en información incierta, lo que provoca a su vez una mayor incertidumbre.

2.2. IMPORTANCIA DE LA INCERTIDUMBRE EN RECURSOS HÍDRICOS

El alcance de la incertidumbre en cualquier decisión que se tome respecto a la gestión del agua es considerable. En cualquier fase dentro del proceso de planificación hidrológica que se considere se deben tomar decisiones con diferentes fuentes de incertidumbre y diversas intensidades, desde cotidianas como caudales derivados por acequias y canales, hasta estratégicas como podría ser la definición de las reglas de gestión de una cuenca hidrográfica en los próximos años. Dado que se trata de un proceso iterativo que implica etapas encadenadas consecutivamente, la incertidumbre tiende a transmitirse o "heredarse" entre fases sucesivas, como se indica en Simonovic (2009), documento de referencia del presente apartado.

Una de las fases principales del sistema de gestión, y de las iniciales, es el proceso de toma de datos y definición de las operaciones actuales. En esta fase, durante la detección de posibles problemas, es cuando un gestor toma contacto consciente con la incertidumbre, ya que es común la necesidad de tomar decisiones con información incompleta. Aunque los datos en sí mismos no presenten incertidumbre alguna, existe una incertidumbre asociada a la ambigüedad de la información disponible, es decir, diferentes técnicos podrían considerar la información como suficiente o no, como adecuada o no, y ello derivar en decisiones completamente distintas. De la misma forma la percepción de los problemas principales y las líneas maestras a seguir presenta incertidumbres, puesto que diferentes gestores podrían considerar unos problemas como inexistentes o irrelevantes, mientras que otros podrían tomar en cuenta dichos problemas con una importancia mucho mayor. La incertidumbre asociada en esta fase es, por tanto, una incertidumbre provocada por la percepción, además de la asociada a los datos que siempre se halla presente, y de una incertidumbre sinérgica por combinación de las dos anteriores. Resulta curioso que, en ocasiones, se añada a la incertidumbre anterior la incertidumbre asociada a la percepción de la incertidumbre, o en otras palabras, el hecho de desconocer la magnitud de la incertidumbre es en sí mismo una fuente de incertidumbre de no poca importancia. Un ejemplo de este último caso podría ser

la adopción de políticas excesivamente conservadoras si, por desconocimiento, se asigna a los datos una incertidumbre mayor a la que éstos presentan realmente.

Según dos enfoques distintos, los problemas detectados en la fase anterior de la planificación hidrológica pueden ser expresados en términos de debilidades en el funcionamiento del sistema, que deben ser subsanadas, o en términos de beneficios potenciales que deberían ser explotados convenientemente. Los problemas pueden incluir únicamente aspectos simples acerca de la operación de una parte del sistema, o pueden abarcar en otros casos la necesidad de un cambio importante en el mismo o la revisión de aspectos clave del sistema y de su gestión. Y las decisiones implicadas pueden ser concretas, sobre un aspecto del mismo, o decisiones de mayor calado en la gestión del sistema. La ambigüedad en la forma de identificar y definir los problemas implica un alcance importante de la incertidumbre asociada al proceso de decisión.

El siguiente paso a la toma de datos y definición de las operaciones actuales, la determinación de objetivos a corto y largo plazo, depende de la caracterización de los problemas existentes. Esta caracterización incluye la determinación de qué actividades son relevantes para afrontar los problemas, los medios actualmente empleados, los medios que deberían ser empleados y las áreas del proceso de toma de decisiones que se hallan afectadas por los mismos. Determinar los objetivos comprende identificar los criterios de funcionamiento de interés, decidir cómo deben éstos ser medidos y determinar adecuadamente las prioridades e intercambios de información entre dichos criterios.

Además del reconocimiento del problema, las actividades correspondientes a las dos fases expuestas anteriormente pueden presentar importantes dificultades, sobre todo si se unen en el análisis diversos agentes decisores, cada cual con sus propios objetivos y visiones del problema, habitualmente diferentes y en ocasiones incluso en oposición. La búsqueda, determinación y diseño de alternativas puede conllevar un esfuerzo considerable.

Posteriormente a la definición de objetivos es necesario determinar las acciones posibles y optar por un conjunto de las mismas para lograr los objetivos previstos. La estimación de beneficios y costes de cada acción necesaria en el proceso requiere identificar los factores presuntamente influyentes en el funcionamiento de cada alternativa, aproximando la

envergadura de cada factor y los efectos del mismo combinado con los restantes factores. Finalmente, la decisión de las acciones a desarrollar incluye la comparación de los resultados obtenidos. La ambigüedad en el manejo de toda esta información y la fiabilidad de los resultados obtenidos son fuentes importantes de incertidumbre. Una vez tomadas las decisiones, los pasos finales consisten en la implementación de las alternativas deseadas, la evaluación de sus efectos y la consecuente reevaluación de las metas y objetivos perseguidos. Estas actividades se han separado tradicionalmente del proceso de decisión pero sin embargo, si existen incertidumbres sobre la resolución del problema, es importante integrar estas fases dentro del proceso de decisión que se convierte, entonces, en un proceso iterativo de prueba y error.

La experiencia, además del breve análisis realizado en estos párrafos, indica que los factores que pueden provocar malas decisiones son abundantes en los procesos ingenieriles. Las dificultades y las incertidumbres aparecen en prácticamente todas las fases y actividades en las que se divide el proceso. Son muchas las preguntas sin respuesta, las dudas sobre la veracidad o no de la información, sobre la seguridad de las decisiones e, incluso, sobre el planteamiento mismo del problema. Para poder manejar todas las incertidumbres asociadas a los procesos de decisión, los gestores y agentes decisores tienden, si es posible, a la simplificación del proceso, así como a su sistematización.

Simplificar el proceso equivale, respecto a la incertidumbre, a aceptar su existencia en unas áreas para así reducir la misma en otras, de forma que la incertidumbre total se reduzca o, como mínimo, permanezca estable. Un ejemplo de estas actuaciones correspondería a la evaluación de recursos en una situación de cambio climático con un número de escenarios más reducido. Al disminuir el número de ellos se está asumiendo que los descartados cuentan con menores probabilidades de materializarse, lo que introduce una incertidumbre en el proceso, pero al disminuir su número también se reduce la información a manejar, lo que a su vez disminuye las incertidumbres en la toma de decisiones, debido a la menor cantidad de información, ya que se evita la sobreinformación que, en ocasiones, supone una mayor fuente de confusión. Obviamente esta simplificación del proceso debe realizarse con criterio y, sobretodo, con experiencia, de forma que no se asuman simplificaciones inadecuadas que repercutan negativamente en la calidad de las decisiones.

La sistematización de procesos de decisión es una de las formas más utilizadas para reducir la incertidumbre en la toma de decisiones, ya que permite disminuir las subjetividades de los procesos. Por ello cada vez existe una mayor tendencia a la sistematización, estableciendo metodologías que, aplicadas correctamente, reduzcan la subjetividad asociada a la toma de decisiones *ad hoc*, reemplazando los elementos subjetivos por otros objetivos. Obviamente esta objetivación cuenta con un elemento fuertemente subjetivo, que es precisamente la asunción de dicha sistematización como objetiva. Por ejemplo, en el caso de la evaluación del estado de una masa de agua, una sistematización sería el empleo de índices (por ejemplo concentraciones de contaminantes), de forma que cuando se superen unos valores límite se considere automáticamente la masa como en mal estado, en lugar de recopilar toda la información, analizarla y tomar una decisión posterior. Ello supone un considerable ahorro de tiempo y evita el elemento subjetivo en la decisión. Sin embargo plantea otras dudas, como por ejemplo qué valor es considerado límite, si se admiten efectos sinérgicos entre valores, si pueden existir excepciones, etc. Todo ello introduce una incertidumbre en el proceso de sistematización que debe ser tenida en cuenta, ya que de lo contrario el proceso sistemático no va a funcionar de forma adecuada y, en este caso, el peligro es aún mayor respecto a procesos no sistemáticos, ya que la sistematización conlleva un ocultamiento de la incertidumbre, es decir, un desconocimiento de la incertidumbre arrastrada por los índices.

Para poder manejar todas estas incertidumbres se han desarrollado diferentes metodologías de soporte a los procesos de decisión, abarcando la práctica totalidad del proceso anteriormente descrito. La afirmación de que la toma de decisiones puede ser mejorada, en ocasiones en gran medida, mediante la implantación de procesos formales y metodologías de soporte de decisión, es hoy en día un axioma en el campo de la gestión de recursos hídricos. En el caso de la incertidumbre se ha desarrollado un amplio abanico de metodologías y prácticas de soporte de decisión que, con mayor o menor éxito (dependiendo tanto de la metodología como del problema y ámbito de estudio concreto), permiten aproximar la incertidumbre asociada a los procesos, análisis y variables clave que deben ser tenidas en cuenta en la gestión de recursos hídricos. El objetivo de este trabajo es la exposición de una de estas metodologías, actualmente poco desarrollada en España. Por

ello, antes de describir la misma, es necesario realizar un breve repaso a las metodologías más utilizadas a día de hoy para tratar con la incertidumbre, centrando la descripción en el análisis estadístico, por ser una de las más extendidas, si no la más utilizada hoy en día.

2.3. METODOLOGÍAS DE TRATAMIENTO DE LA INCERTIDUMBRES

La forma de tratar la incertidumbre depende de su taxonomía, origen y, sobretudo, de la fuente que la provoca, ya que estas características determinan el modo en que se presenta la incertidumbre. Por ello se han desarrollado múltiples metodologías, algunas complementarias, otras sustitutivas, para el tratamiento de la incertidumbre. En la siguiente figura se presenta una clasificación de la incertidumbre, de acuerdo a su taxonomía, origen y fuente que la genere, basada en la información contenida en Brouwer (2005), Brouwer y De Blois (2008), Loucks y van Beek (2005), y van der Kreur et al (2008); que ha sido utilizada como base en el presente apartado.

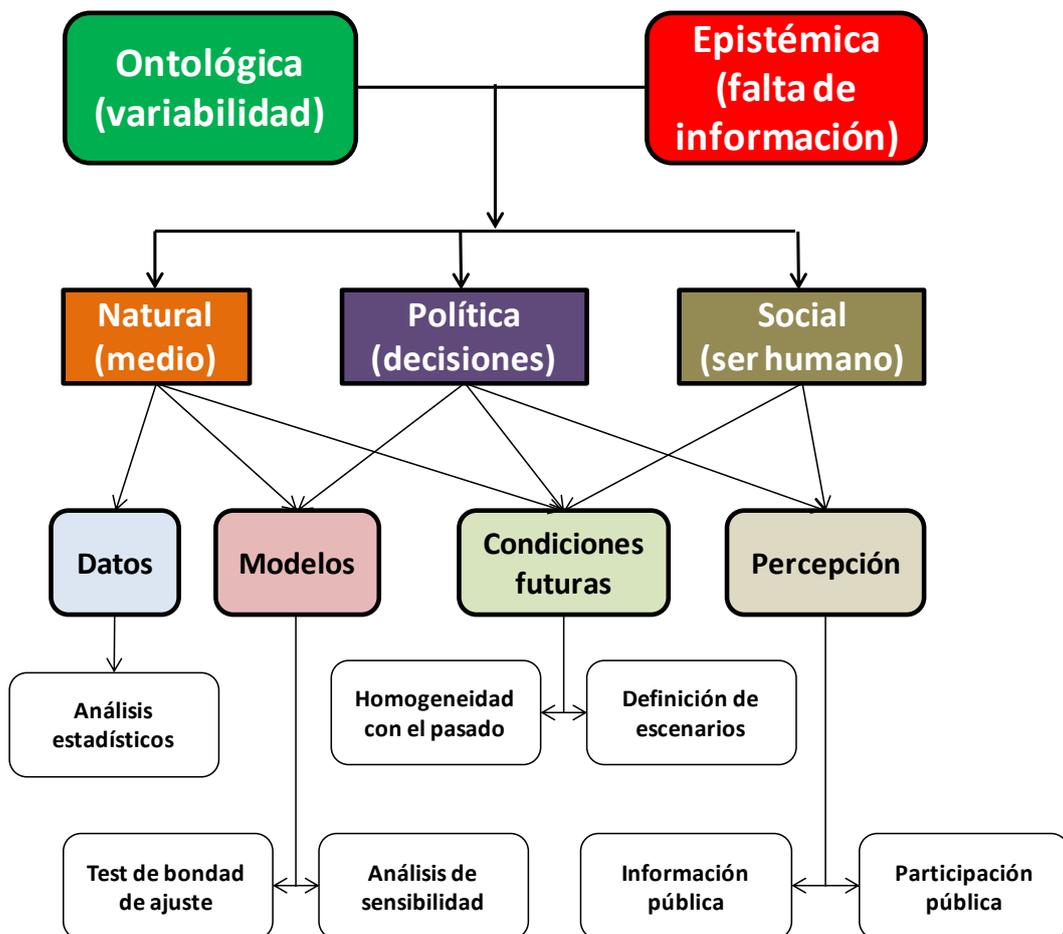


Figura 2.- Clasificación de la incertidumbre y metodologías

Originariamente la incertidumbre no era conocida en la ingeniería con dicho nombre, sino con el de riesgo. Sin embargo el riesgo no es un término equivalente a incertidumbre, sino que se trata de aquella parte de la incertidumbre que, desde el punto de vista del ser humano, resulta marcadamente negativa. Un análisis de riesgos no es más que un análisis de incertidumbres focalizado en su parte negativa, es decir, eventos potencialmente catastróficos (como el colapso de una estructura, una avenida o una sequía). Ello ha condicionado, durante décadas, no sólo la percepción de la incertidumbre sino la metodología a aplicar para tratar con la misma.

Actualmente el tratamiento de la incertidumbre más extendido, gracias a los análisis de riesgos, para los que fue en principio desarrollado, se basa en los **análisis estadísticos**, consistentes en caracterizar estadísticamente las incertidumbres asociadas a los datos. El propio nombre de la metodología implica que únicamente es aplicable a incertidumbres cuya fuente sean los datos, y no siempre que existan datos, sino únicamente cuando éstos admitan tratamiento estadístico. Las técnicas utilizadas para estos análisis han sufrido una evolución constante, y hoy en día su uso es generalizado, siendo ampliamente conocidas por la comunidad científica. Tienen sin embargo un grave inconveniente, y es que se trata de métodos demasiado sistematizados, es decir, con una metodología tan marcada que, salvo en caso de ser personal experto, los análisis realizados se llevan a cabo sin conocimiento de causa, quebrantando en ocasiones reglas estadísticas y sacando de contexto aspectos del mismo, lo que puede invalidar un análisis. Esta sistematización ha alcanzado grados de auténtico paroxismo en el campo del cálculo de estructuras, donde es tan elevada (tanto ingenieril como normativamente) que un cálculo estructural teniendo en cuenta los riesgos (habitualmente mediante coeficientes) se puede realizar de forma tan sistemática que ni siquiera es necesario que el calculista conozca de la estructura más que su tipología (para asignar un nivel de riesgo) y sus condicionantes topográficos y geotécnicos. Tratar sistemáticamente algo que no lo es (la incertidumbre) es peligroso, porque banaliza el propio concepto de riesgo.

No debe tomarse el párrafo anterior como un aspecto negativo de la sistematización, ni mucho menos, sino de la sobresistematización. Como se ha descrito anteriormente la sistematización, si se realiza correctamente, contribuye a reducir la incertidumbre asociada a

los procesos de decisión. Sin embargo, aún adoptando procedimientos sistemáticos, es necesario que los agentes decisores tengan un adecuado conocimiento de los procesos intervinientes en la toma de decisiones, ya que de lo contrario pueden producirse, por desconocimiento, errores y transgresiones importantes en el proceso que conduzcan a una decisión final incorrecta. La sistematización es, al fin y al cabo, una herramienta más, y no sustituye al conocimiento de los procesos intervinientes en la decisión, absolutamente imprescindible. La sobresistematización se produce cuando quienes aplican la metodología sistemática desconocen las interioridades de la misma, es decir, no conocen el “espíritu” que ha llevado a dicha metodología. Como ejemplo de esta sobresistematización puede tomarse el análisis estadístico de una serie de datos, con el fin de realizar una regresión. Si quien realiza la regresión es conocedor del funcionamiento de los procesos y del sistema en el que está trabajando, es capaz de identificar datos anómalos o errores que, al conocer, puede corregir, conduciendo por tanto a una buena regresión. En cambio, alguien que no sea conocedor de dichos procesos se va a limitar a aplicar la metodología, obteniendo una regresión sin poder determinar si es válida o no, ya que su desconocimiento impide que sea capaz de detectar errores, datos anómalos y demás circunstancias que pueden conducir a una mala regresión y, por tanto, a unos resultados inadecuados en todos aquellos usos que decida darle a dicha regresión.

Otra forma de tratar la incertidumbre, en este caso aquella cuyo origen sean los modelos, también se apoya en la estadística, y consiste en los **test de bondad de ajuste**. Dichos test permiten determinar el grado de adecuación de un modelo a la realidad mediante la comparación entre los resultados obtenidos con dicho modelo y los datos históricos registrados. La práctica habitual consiste en formular varios modelos y compararlos después con el test de ajuste elegido, seleccionando aquel cuyos test sean superados con un margen mayor. Sin embargo esta técnica presenta varios inconvenientes. El primero de ellos se debe a que los propios test estadísticos fueron creados para evaluar la bondad de ajuste con distribuciones normales, por lo que emplearlos para variables que sigan otras distribuciones lleva aparejado un grado de incertidumbre. El segundo es debido a que al ser un análisis comparativo, la incertidumbre no se acota, sino simplemente se reduce al mínimo posible entre las diferentes alternativas planteadas, pero es imposible establecer cuantitativamente

cuál es la incertidumbre. También cabe destacar que, al compararse los modelos con los datos, la incertidumbre de los mismos también se traslada a los resultados de los test, por lo que la comparación de unos modelos con datos inciertos puede producir un resultado falseado. También se han extendido, en el caso de la incertidumbre asociada a los modelos, los **análisis de sensibilidad**, cuyo fin es determinar cómo afecta la variabilidad de los parámetros de un modelo a la variabilidad de los resultados. Sin embargo estos métodos tienen el inconveniente de no acotar la incertidumbre, sino únicamente determinar la relación entre la incertidumbre de los parámetros y la del resultado del modelo. Se trata asimismo de análisis que requieren un número de simulaciones elevado que, en ocasiones, se vuelve engorroso.

El tratamiento de la incertidumbre en la percepción se halla, hoy en día, en auge, provocado por la necesidad creciente de involucrar en los procesos de planificación a los diferentes entes, en cumplimiento con las directrices de la Directiva Marco del Agua, y a las personas por ellos afectados, con el fin de lograr el mejor nivel de aceptación posible en todos los procesos que repercutan sobre terceros. Por ello se organizan procesos de **información pública** y de **participación pública**, consistentes en reuniones informativas, encuestas y otras técnicas cuyo fin es doble. Por una parte permiten dar a conocer a los afectados las actividades de los técnicos y, por otra, los técnicos tienen la oportunidad de conocer los puntos de vista de los afectados, complementando así su propia visión del problema. Este segundo fin es el que permite reducir la incertidumbre en la percepción asociada a los procesos ingenieriles. Sin embargo en este cometido el procedimiento presenta varios defectos. El principal de ellos es que en estos procesos se genera una cantidad de información no sistemática que es necesario ordenar y asimilar, así como obtener conclusiones por los técnicos; por lo que aunque se recojan varios puntos de vista diferentes, el tratamiento y valoración de los mismos es llevado a cabo por los técnicos, lo que introduce un sesgo en el proceso. Otro defecto es que los puntos de vista recogidos en el proceso presentan a su vez incertidumbres o sesgos introducidos, de forma inconsciente o intencionada, por quienes aportan los diferentes puntos de vista.

La incertidumbre en las condiciones futuras es, a la vez, una de las fuentes de incertidumbre en las que ésta aparece con mayor intensidad y una de las fuentes cuyo

tratamiento es más dificultoso. Ello es debido a que en todas las ramas de la ciencia que dependen, en mayor o menor medida, de los procesos hidrológicos, interviene la precipitación, cuyas características aleatorias imposibilitan la realización de predicciones salvo a muy corto plazo. Por ello todos los análisis basados en situaciones futuras se hallan expuestos a un altísimo grado de incertidumbre. En los análisis cara al futuro a corto o muy corto plazo, la técnica habitual consiste en suponer unas **condiciones futuras homogéneas** respecto a las actuales, es decir, asumir que las variables futuras se comportan como las actuales y emplear valores o ajustes realizados con datos pasados para el análisis futuro. Esta técnica no realiza ningún tratamiento de la incertidumbre, sino que supone un comportamiento futuro idéntico al pasado. Por ello la incertidumbre generada es muy elevada, ya que a la incertidumbre asociada a los datos y modelos ajustados con datos pasados, se une la incertidumbre respecto a la hipótesis de homogeneidad entre pasado y futuro. En cuanto al futuro a medio o largo plazo, el método que actualmente se halla más extendido es la **planificación por escenarios**. Dicha metodología consiste en un cambio de paradigma del problema ingenieril, reemplazando la predicción por la suposición. Es decir, la planificación por escenarios no intenta predecir el futuro, sino que supone y articula diversos futuros alternativos y analiza de forma separada cada uno de ellos, con el fin de determinar los impactos asociados a los mismos y poder prevenirlos adecuadamente.

Tampoco en esta ocasión se trata de un método que realice un tratamiento de la incertidumbre en las condiciones futuras, ya que los diferentes escenarios se consideran igualmente plausibles y es imposible asignar una probabilidad de ocurrencia a cualquiera de ellos. Es decir, en lugar de tratar la incertidumbre e intentar reducirla se acepta su existencia, por imposibilidad de poder acotar su extensión, y se intentan definir varios futuros posibles sujetos a dicha incertidumbre, con lo cual ésta es tenida en cuenta en los análisis mediante la inclusión de diversos escenarios, aceptando plenamente todas las incertezas que existan en el análisis. Esta aceptación de la incertidumbre supone un avance desde el punto de vista conceptual respecto a los otros métodos descritos.

Los procedimientos expuestos anteriormente constituyen el conjunto de técnicas más usadas en la actualidad para poder reducir y acotar la incertidumbre. Todos ellos se aplican de forma generalizada y actúan sobre incertidumbres de diferente origen (datos, modelos,

percepción y futuro). Sin embargo ya se ha expuesto que estos métodos presentan varios inconvenientes, algunos de ellos ciertamente problemáticos. Por ello deben ser aplicados con conocimiento de causa, ya que de lo contrario se está introduciendo más incertidumbre en los análisis. A continuación se va a describir muy brevemente el enfoque probabilístico de la incertidumbre, mayoritariamente usado hoy en día, sobre todo respecto sus debilidades, ya que este trabajo describe una metodología alternativa a la probabilidad que no cuenta con varias de estas debilidades.

2.4. EL ENFOQUE PROBABILÍSTICO DE LA INCERTIDUMBRE

La probabilidad es un concepto ampliamente aceptado y utilizado en la gestión de sistemas de recursos hídricos. Para realizar operaciones relacionadas con la probabilidad se necesitan únicamente conjuntos de datos, cada uno de ellos con sus características propias, que pueden ser evaluados empleando el álgebra clásico. En la teoría probabilística los elementos que conforman un conjunto determinado son resultados de un experimento, siendo denominados todos los posibles resultados del mismo como espacio muestral. Por ejemplo, en el conjunto de los meses del año, descritos con valor numérico, el espacio muestral es el conjunto de los números naturales del 1 al 12, es decir {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9,10, 11, 12}. En la teoría probabilística una combinación de diferentes puntos del espacio muestral, es decir un subconjunto del mismo, se denomina evento. Por ejemplo el evento “meses estivales” del espacio muestral anterior se podría corresponder con el subconjunto {7, 8, 9}. La probabilidad de ocurrencia de un evento cualquiera “E” dentro de un espacio muestral “S” se puede expresar de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$\Pr(E) = \frac{m(E)}{m(S)}$$

Siendo $m(E)$ el número de elementos que componen el evento y $m(S)$ el número de elementos del espacio muestral. En el ejemplo de los meses del año el resultado sería $3/12=0,25$. Es decir, hay un 25% de probabilidades de que, al elegir aleatoriamente un mes del año, éste sea un mes estival. La ecuación anterior supone que todos los puntos pertenecientes a la muestra tienen la misma probabilidad de presentación. Si no todos los puntos contaran con la misma probabilidad de aparición, sería necesario ponderar los

elementos de acuerdo a sus diferentes probabilidades de presentación. En la gestión de recursos hídricos se suelen emplear tres interpretaciones conceptuales principales de la probabilidad, según Simonovic (2009), que se describen brevemente a continuación.

En la **interpretación clásica** de la probabilidad se asume que el espacio muestral contiene un número determinado de elementos equiprobables, por lo que la definición de probabilidad es idéntica a la mostrada en el ejemplo. Esta interpretación no suele ser adecuada para las aplicaciones ingenieriles ya que por ejemplo, en el caso de un fallo en una estación de bombeo, no todos los modos de fallo posibles cuentan con la misma probabilidad de ocurrencia.

En la **interpretación de frecuencia** de la probabilidad la limitación existente en el conocimiento del espacio muestral se corrige definiendo la probabilidad de un suceso como el límite del cociente $Pr(E)$ expresado anteriormente cuando $m(S)$ tiende a infinito. Por ejemplo, en el caso de fallo de la estación de bombeo por cierta causa, si se han realizado 2000 arranques de la bomba y se han registrado 20 fallos imputables a dicha causa, se podría asumir que 2000 es un número elevado y se calcularía la probabilidad de acuerdo al cociente $20/2000=0,01$. Esta interpretación es actualmente la más utilizada en la gestión de recursos hídricos. Sin embargo se ha argumentado que, dado que no cubre casos en los que no se disponga de experiencia suficiente o de evidencia alguna, o casos en los que las estimaciones sean intuitivas, se requiere una tercera interpretación de la probabilidad, descrita a continuación.

La **interpretación subjetiva** de la probabilidad expresa el grado de confianza que se tiene en un evento determinado. Por ejemplo se podría tomar un caso en el que se pretenda optimizar un sistema mediante varios cambios de diseño, para los que el diseñador estima que se va a mejorar dicho sistema en una de cada tres aplicaciones del mismo. No es posible utilizar la interpretación clásica, ya que no hay ninguna razón para creer que sea equiprobable la mejora del sistema con el hecho de no mejorar, ni tampoco se puede emplear la interpretación de frecuencia a que no existen datos en los cuales sustentar dicha mejora. Por tanto es necesario emplear la interpretación subjetiva.

2.5. PROBLEMAS DEL ENFOQUE PROBABILÍSTICO

Uno de los objetivos de la gestión de recursos hídricos es garantizar que el sistema funciona satisfactoriamente bajo un amplio rango de posibles condiciones futuras, siendo este objetivo más importante y a su vez más complicado de evaluar conforme más complejo es el sistema de recursos hídricos. Un sistema de recursos hídricos suele comprender instalaciones muy diversas como presas, canales, azudes, tomas, estaciones de bombeo, depósitos, etc. conectadas en redes que suelen ser complejas y pueden abarcar una porción importante de territorio. Cada elemento cuenta con una vulnerabilidad característica y única ante eventos de fallo muy diversos. Dichas vulnerabilidades pueden provocar una interrupción en el funcionamiento del sistema para circunstancias tan diversas como avenidas, sequías, terremotos, fallos humanos, vandalismo, etc.

Las fuentes de incertidumbre son muy diversas, y en consecuencia suponen un gran desafío para la gestión de sistemas de recursos hídricos. El objetivo de lograr un sistema sin fallos es, habitualmente, económicamente inalcanzable, por lo que es necesario definir un grado de seguridad aceptable, tolerando la existencia de fallos siempre que su incidencia se produzca a unos niveles aceptables. El cálculo de este nivel de seguridad es, por tanto, necesario para lograr una cuantificación adecuada de las diferentes incertidumbres que pueden provocar el fallo de un sistema de recursos hídricos. Por ello el problema de la fiabilidad de un sistema de recursos hídricos, y la cuantificación de la misma, ha recibido un considerable grado de atención por parte de la estadística.

El análisis estadístico de la fiabilidad ha sido y es actualmente usado de forma generalizada para la evaluación del funcionamiento de sistemas de recursos hídricos. Este análisis requiere el conocimiento de las funciones de densidad de probabilidad tanto para los requerimientos del sistema como sus capacidades, así como su función de densidad de probabilidad conjunta. Sin embargo, en una amplísima mayoría de casos, no se dispone de la información necesaria para determinar estas funciones de densidad de probabilidad, lo que obliga al uso sistemático de aproximaciones e hipótesis con el fin de obtener una estimación de las mismas. Como alternativa es posible definir estas funciones de probabilidad mediante juicios de experto (sin tener en cuenta los datos disponibles, si existen); así como el teorema

de Bayes, que combina juicio ingenieril con datos observados. Estas tres alternativas en la definición de la probabilidad son, según Simonovic (2009), las actualmente predominantes.

El uso de un enfoque bayesiano, o el juicio de experto, para determinar funciones de densidad de probabilidad presenta graves inconvenientes. El principal es la dificultad que existe para trasladar el conocimiento del sistema a una función probabilística, y con mayor motivo si se trata de un sistema con múltiples parámetros, que suele ser el caso habitual. En ambos enfoques la bondad del resultado depende muchísimo de una estimación realista de la función de densidad de probabilidad mediante el juicio subjetivo del experto o grupo de expertos.

Hasta hace poco el enfoque probabilístico era la única posibilidad para analizar el funcionamiento de un sistema de recursos hídricos. Sin embargo no es capaz de reproducir de forma adecuada las incertidumbres asociadas al comportamiento humano, la subjetividad ni la falta de datos. Ello implica la existencia de una auténtica necesidad de nuevos enfoques que permitan reproducir de forma más adecuada estos aspectos asociados a la incertidumbre. Para lograr capturar estas incertidumbres se definió la **teoría de los conjuntos difusos**. Durante las últimas cuatro décadas la teoría difusa y su derivada **lógica difusa** han contribuido de forma satisfactoria al desarrollo tecnológico en distintos campos de la ciencia. Por estas razones se propone, en el presente trabajo, el uso de la teoría de los conjuntos difusos en la gestión de embalses. El objetivo de los restantes apartados del presente documento es describir la teoría difusa y desarrollar diversos casos de estudio utilizando la misma cuyo fin es comprobar su aplicabilidad a la gestión de embalses.

3. LA TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS

La teoría de los conjuntos difusos responde al término inglés *fuzzy set theory*, cuya traducción más directa al español sería como teoría de los conjuntos borrosos. Es conocida entre la comunidad científica en español como teoría de los conjuntos difusos, teoría difusa o programación borrosa, entre otras posibilidades. Su principal aplicación derivada, conocida en inglés como *fuzzy logic*, ha sido traducida al español como lógica difusa o lógica borrosa, siendo estos vocablos confundidos, tanto en inglés como en español, con los de la teoría original de la que deriva.

En este trabajo se ha optado por emplear los términos teoría de los conjuntos difusos o teoría difusa para referirse a la teoría original, y lógica difusa para referirse únicamente a la aplicación derivada en sí misma. Asimismo se ha optado por el término “difusa” en lugar de “borrosa”, siendo ambos vocablos utilizados ampliamente por la comunidad científica hispanohablante, y teniendo conciencia de que el término inglés *fuzzy* suele traducirse como “borroso”. El término difuso se define en español como “que carece de claridad o precisión o se percibe de esta forma”, aduciendo a una propiedad intrínseca de aquello descrito por el adjetivo, mientras que el vocablo borroso se define como “que no se distingue con claridad o precisión”, refiriéndose a una deficiencia en la percepción más que a una característica de lo percibido. Por tanto se ha considerado que el término “difuso” recoge de forma más adecuada el espíritu de la teoría expuesta.

En el presente apartado se describe la teoría de los conjuntos difusos de forma general, introduciendo sus características, operaciones y metodologías generales; para después centrarse en la lógica difusa, la metodología concreta que va a ser aplicada en el presente trabajo, definiendo sus características, procesos, operaciones y singularidades.

3.1. INTRODUCCIÓN

La teoría de los conjuntos difusos es un intento de cuantificar información vaga o inexacta asignando valores numéricos a dicha inexactitud. En este caso el objetivo no es, como en la teoría clásica o cartesiana, conseguir reproducir la realidad con el mayor grado de exactitud posible, sino lograr una aproximación mucho más intuitiva y flexible a dicha realidad. Los conceptos básicos de la teoría difusa o *fuzzy set theory* fueron introducidos en 1965 por el matemático de origen iraní y profesor de la universidad de Berkeley (California) Lofti Zadeh (Bakú, 1921), mediante un documento titulado "*Fuzzy sets*" en la publicación "*Information and control*". La teoría de los conjuntos difusos es una extensión o generalización de la teoría clásica de conjuntos. En un conjunto definido según la teoría clásica, un individuo, valor o concepto en general "pertenece" o "no pertenece" a un determinado conjunto. Por ejemplo, una persona cualquiera puede pertenecer o no al conjunto "individuos altos". Expresando en valores numéricos lógicos dicha pertenencia, a dicha persona le correspondería un valor "1" si pertenece al conjunto y un valor "0" si no pertenece.

En un conjunto definido según la teoría difusa la pertenencia o exclusión se relaja respecto a la clásica, permitiendo la pertenencia parcial a un conjunto. Un conjunto difuso no se limita a informar sobre si determinado individuo "pertenece" o "no pertenece" al mismo, sino que establece un grado de pertenencia o grado de membresía de dicho individuo a dicho conjunto. Por ejemplo, una determinada persona puede no pertenecer, pertenecer parcialmente (con un grado de pertenencia determinado), o pertenecer totalmente al conjunto "individuos altos". Expresando en valores numéricos lógicos dicha pertenencia, a dicha persona le correspondería un valor "1" si pertenece totalmente al conjunto, un valor "0" si no pertenece, y un valor entre 0 y 1 si pertenece parcialmente, siendo ese valor mayor conforme el grado de pertenencia aumente. Cabe reseñar que ello implica la posibilidad de definir, mediante la teoría difusa, un conjunto sin pertenencias parciales, idéntico a los definidos en la teoría clásica. Por esta razón se asume que la teoría de los conjuntos difusos es una generalización de la teoría clásica de conjuntos. Las diferencias entre conjuntos de ambas teorías se observan en la siguiente figura:

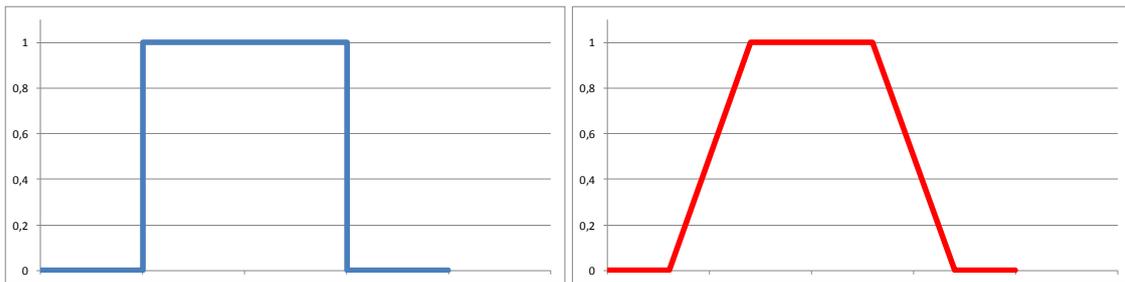


Figura 3.- Representación de un conjunto clásico (izquierda) y difuso (derecha)

Las representaciones mostradas se denominan funciones de pertenencia, por determinar el grado de pertenencia de un valor a un conjunto determinado. En un apartado posterior se van a definir éstas con mayor detalle. La teoría difusa tiene la capacidad de poder "capturar" la incertidumbre, ya que la definición de un conjunto difuso recoge una zona de incertidumbre representada por aquella en la que los valores de pertenencia varían entre 0 y 1. Ello es lo que permite que la teoría difusa sea capaz de representar conjuntos como "personas altas" o "números mucho mayores que 20" de forma más adecuada que la clásica, ya que permite trasladar la incertidumbre asociada al conjunto a su representación matemática. A continuación se representa el conjunto difuso "personas altas" anteriormente citado, indicando las áreas de certidumbre y las de incertidumbre. Se entiende que se refiere a seres adultos.

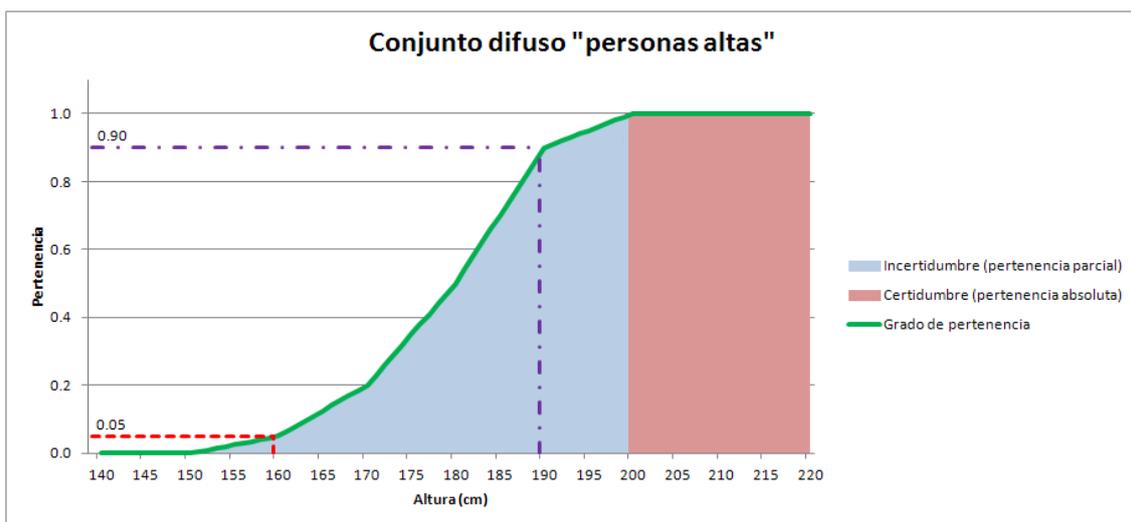


Figura 4.- Conjunto difuso "personas altas" con áreas de certidumbre e incertidumbre

En la figura se observa cómo existe un área de incertidumbre entre una altura de 150 y 200 cm, ya que en dicho intervalo no es posible establecer con exactitud si una persona es alta o si no lo es, sino que dependería, en este caso, del contexto en el que se ubique dicha

persona. Por ejemplo, en poblaciones pigmeas un individuo de 160 cm es considerado definitivamente como alto, mientras que en un equipo de baloncesto un jugador de 190 cm no puede ser considerado como tal. Dicha incertidumbre queda reflejada en el conjunto difuso en el intervalo entre 150 y 200 cm. Por debajo de 150 cm se considera que en ningún caso una persona puede ser alta, y por encima de 200 cm se considera que una persona es definitivamente alta.

Un aspecto importante es el hecho de que no se limita a capturar la incertidumbre, sino que la acota en la zona en la cual la función de pertenencia varía entre 0 y 1. Por ello la teoría difusa es capaz de representar la realidad con una aproximación más fiel que la teoría clásica, ya que muchas definiciones o afirmaciones que en la teoría clásica deben simplificarse para decir si "pertenece" o "no pertenece" a un conjunto, en la teoría difusa pueden representarse sin realizar esta simplificación, es decir, con una mayor fidelidad a lo que en realidad es el conjunto. En la imagen anterior esta ventaja resulta evidente sobre un conjunto clásico. Representar un conjunto como "personas altas" en la teoría clásica requiere necesariamente tomar la decisión de a partir de qué estatura considerar a alguien como "alto", es decir, introducir una subjetividad, ya que se requiere una decisión por parte de un agente determinado. Ello lleva inmediatamente a las siguientes preguntas: ¿Por debajo de dicho valor todas las personas son igual de no altas? ¿Y por encima del mismo son todas igual de altas? Un conjunto clásico no es capaz de responder a estas cuestiones, pero uno difuso sí, como se aprecia en la figura anterior. A partir de ella se puede establecer que una persona que mida 180 puede ser considerada alta en mayor grado que una que mida 170, aunque en ambos casos el grado de pertenencia no es superior a la mitad, por lo que más bien se les podría considerar como no altos antes que altos. Por todo lo descrito la teoría difusa es una herramienta especialmente adecuada para tratar con la incertidumbre, no en el sentido de disminuir la misma sino en el de comprenderla, acotarla y poder trabajar con ella, con el fin de delimitar sus efectos y, por tanto, tenerla bajo control.

Otra ventaja que presenta es la sencillez con la que se puede explicar un conjunto difuso, ya que expresiones como "aproximadamente igual" o "más o menos" pueden describir perfectamente un conjunto difuso, mientras que un conjunto clásico no podría ser definido así. De la misma forma, también es mucho más sencillo convertir dichas expresiones

lingüísticas en conjuntos difusos que las representen fielmente. La barrera entre el lenguaje y la matemática es menor, por lo que se trata de una teoría que no requiere grandes conocimientos técnicos ni el dominio de complicadas operaciones para ser entendida o empleada, pudiendo ser capaz cualquier persona de expresar una regla difusa o un conjunto difuso recurriendo al lenguaje habitual.

La teoría difusa presenta, sin embargo, varios inconvenientes de no poca importancia. El primero de ellos se debe a que, si se compara con un planteamiento clásico equivalente, no proporciona unos resultados mejores. Es decir, si se parte de un dato sobre el que se tiene plena seguridad, y se quiere llegar a un resultado mediante un planteamiento clásico y su equivalente difuso, el resultado obtenido no va a ser mejor en el proceso difuso que en el clásico. Esta circunstancia ha provocado una especie de "estigmatización" de la teoría difusa en ciertos ámbitos, siendo vista ésta simplemente como una forma diferente de hacer las cosas, pero sin ganancia de calidad aparente. Un segundo defecto es provocado por el hecho de que se trata de un enfoque radicalmente distinto y opuesto a los anteriores. En muchos ámbitos la ciencia ha avanzado para aumentar la precisión, por lo que un enfoque que acepte la incertidumbre y la incorpore en los cálculos puede resultar chocante y, como tal, provocar reticencia a su uso.

La teoría difusa, así como su derivada lógica difusa, se ha venido empleando en los últimos años, siendo Japón el país donde su uso se halla más extendido, sobretodo en electrodomésticos y pequeña electrónica. Su uso en los sistemas de recursos hídricos es algo más tardío, aunque en la actualidad el interés por la lógica difusa en este campo es creciente, siendo aplicada cada vez en mayor medida en muchos aspectos (fiabilidad, caudales ecológicos, optimización bajo incertidumbre, etc.).

3.2. FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS

Este apartado se ha basado en los trabajos de Campbell (1993), Simonovic (2009) y Şen (2010), inspirados a su vez en anteriores desarrollos realizados a partir de los trabajos originales de Zadeh. En gran parte de los casos se trata de operaciones intuitivas, ya que la gran mayoría se definen de forma prácticamente idéntica en la teoría clásica de conjuntos.

3.2.1. DEFINICIONES BÁSICAS

En este apartado se presentan varias nociones básicas sobre la teoría difusa. No se incluyen definiciones más específicas, ya que éstas van a ser expuestas conforme vayan apareciendo, evitando cualquier anacronismo en el texto.

Conjunto difuso

Un conjunto es una colección de objetos con similares propiedades o aspectos generales, respondiendo a la tendencia del ser humano a agrupar los objetos para generalizar el conocimiento de los mismos mediante su clasificación. En la teoría clásica un objeto pertenece o no pertenece a un conjunto, ya que sus límites se hallan bien definidos. Por ejemplo, si se considera el conjunto de números $[1,3]$, queda claro que el valor 2 pertenece al conjunto, mientras que el valor 5 no pertenece. La aceptación de la pertenencia se denota mediante el valor 1, y el rechazo mediante el valor 0, siendo ambos denominados como valores lógicos. En la siguiente figura se representa el conjunto clásico mencionado.

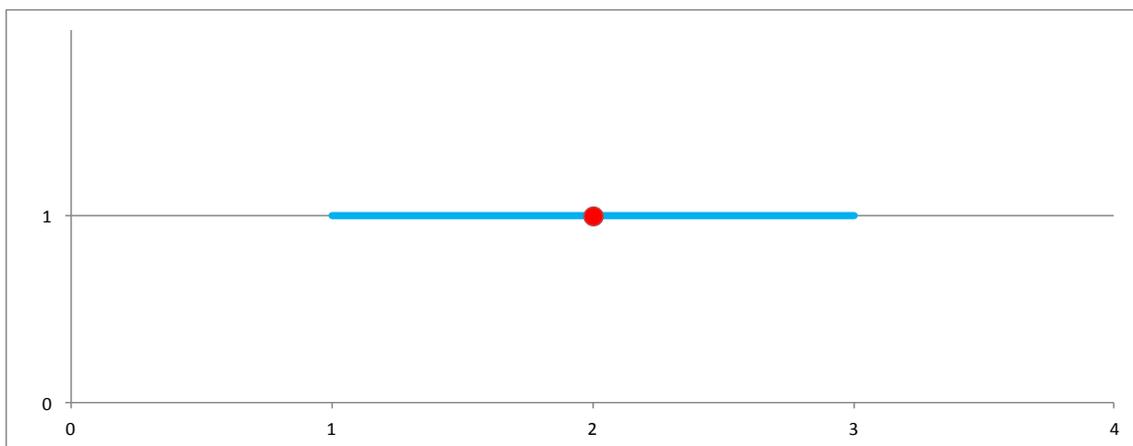


Figura 5.- Representación de un conjunto clásico

La noción básica de un conjunto difuso es la relajación de la definición de pertenencia, admitiendo la existencia de grados de pertenencia parciales, es decir, entre 0 y 1, aumentando el grado de pertenencia conforme se incrementa el valor. Un conjunto difuso queda caracterizado no sólo por los objetos que forman parte de él, sino por dichos objetos y el grado de pertenencia con el que forman parte del conjunto. En cuanto a la notación de un conjunto difuso, se suele indicar mediante la adición del símbolo \sim sobre la letra que representa el conjunto. Así pues un conjunto difuso se denotaría, por ejemplo, como \tilde{A} ,

mientras que uno clásico sería denominado como A . Por ejemplo, en el caso de un conjunto clásico que comprendiera los números naturales del 1 al 3, su notación algebraica sería la siguiente:

$$B = \{1,2,3\}$$

En el caso de que dicho conjunto se deseara denotar como difuso, su notación algebraica debería incluir el grado de pertenencia de cada uno de sus valores, de la siguiente forma:

$$\tilde{B} = \{(1,1), (2,1), (3,1)\}$$

Donde cada par de valores (x,y) simboliza el objeto del conjunto (x) y el grado de pertenencia del mismo (y). Como se aprecia en la notación previa, aunque el conjunto se haya denotado como difuso, es idéntico al clásico, ya que todos los valores de pertenencia son iguales a 1. Un conjunto difuso definido a partir del anterior podría ser el siguiente:

$$\tilde{B} = \{(1, 0.7), (2, 0.5), (3, 0.9)\}$$

Gráficamente podrían representarse ambos conjuntos B y \tilde{B} de acuerdo a la siguiente figura:

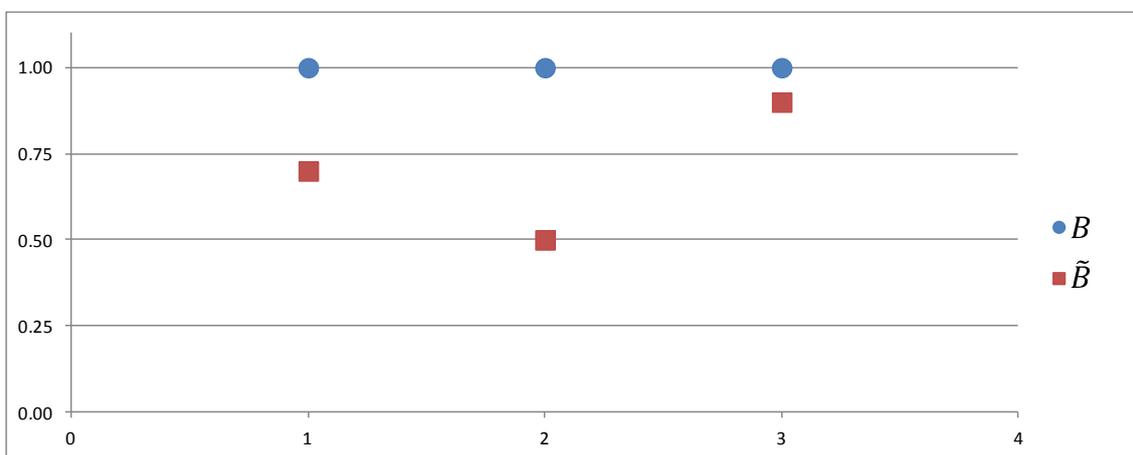


Figura 6.- Representación de un conjunto clásico y otro difuso

Función de pertenencia

El concepto de función de pertenencia es clave en la teoría de los conjuntos difusos, ya que todas las operaciones que pueden realizarse sobre ellos se definen a través de sus

funciones de pertenencia. La función de pertenencia de un conjunto difuso es una expresión matemática que relaciona los objetos pertenecientes al mismo, definidos en un espacio matemático X , con el espacio definido por el intervalo $[0, 1]$ en el que se ubican los grados de pertenencia. Es, por tanto, la función que relaciona un elemento cualquiera de un conjunto difuso con el grado de pertenencia que le corresponde. La función de pertenencia se suele denotar con la letra griega μ , seguida de la letra del conjunto en forma de subíndice. Así pues, para un conjunto difuso \tilde{A} su función de pertenencia se denotaría como sigue:

$$\tilde{A} \rightarrow \mu_{\tilde{A}}$$

Por ejemplo se presenta, como conjunto difuso, las alturas de agua estables para cierto dique de protección de materiales sueltos. De acuerdo a los análisis estructurales realizados para el mismo, se ha constatado que la estabilidad queda garantizada para alturas de agua por debajo de 4 metros, siendo aquellas superiores a 8 metros definitivamente inestables. Entre ambos valores no se puede determinar su estabilidad con seguridad, ya que depende de las características del material que forme el dique, de la correcta ejecución del mantenimiento y de características propias del flujo de agua. En base a dicha información se puede caracterizar la altura en función de la estabilidad del dique mediante el conjunto difuso "alturas estables", mostrado en la siguiente figura.

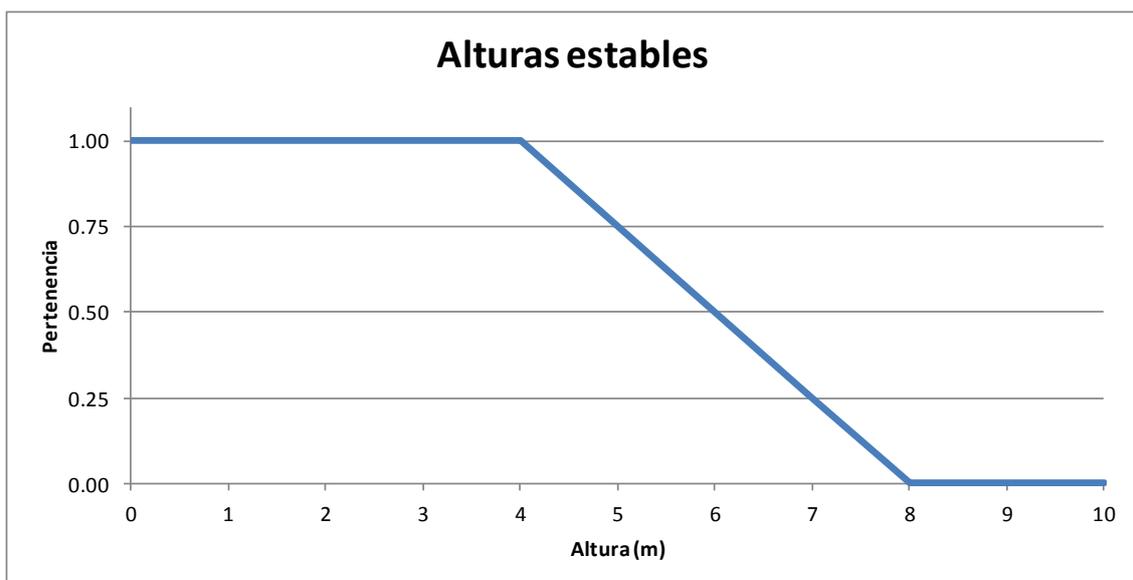


Figura 7.- Alturas estables para un dique de materiales sueltos

La función de pertenencia del conjunto de alturas estables es la representación matemática de la línea mostrada en la imagen. Ésta se corresponde con una función definida a trozos, que es la tipología habitual que adoptan las funciones de pertenencia. Denominando al conjunto “alturas estables” como $\tilde{B}(x)$, siendo x la altura de agua, su función de pertenencia $\mu_{\tilde{B}}$ se definiría de la siguiente forma:

$$\mu_{\tilde{B}} = \begin{cases} 1 & \text{si } x \leq 4 \\ 1 - \frac{(x - 4)}{4} & \text{si } 4 < x < 8 \\ 0 & \text{si } x \geq 8 \end{cases}$$

Conjunto difuso normal

Un conjunto difuso cualquiera es considerado como conjunto difuso normal (*normal fuzzy set*) si como mínimo uno de sus elementos presenta un valor de pertenencia igual a la unidad. Es decir, se considera conjunto difuso normal a todo aquel cuyo máximo valor de su función de pertenencia μ sea igual a 1.

Nivel de credibilidad

El nivel de credibilidad es también conocido como grado de pertenencia o nivel de pertenencia, entre otros términos. Denotado con la letra griega α , es el valor que adopta la función de pertenencia para cierto número x_i . Así pues, dado un x_i determinado, el nivel de credibilidad α del mismo se define de la siguiente forma:

$$\text{sea } x_i \in \tilde{A} \rightarrow \alpha_{x_i} = \mu_{\tilde{A}}(x_i)$$

Subconjunto de nivel α

El subconjunto de nivel α de un conjunto difuso cualquiera \tilde{A} , también conocido como corte de nivel α (*α -level cut*), es el conjunto no difuso formado por todos los elementos que pertenecen a \tilde{A} con un grado de pertenencia igual o superior a α , denotado como A_α y definido como sigue:

$$A_\alpha = \{x \in X \mid \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\}$$

Si el cumplimiento de la desigualdad debe ser estricto se habla de subconjunto de nivel α estricto. Por ejemplo, para un conjunto difuso \tilde{B} definido según una función de pertenencia triangular con los vértices en los puntos (5, 0), (10, 1) y (15, 0), el subconjunto de nivel $\alpha=0.5$ estaría formado por aquellos puntos de \tilde{B} con un nivel de pertenencia igual o superior a 0.5, lo que resultaría en el subconjunto $B_{0.5} = [7.5, 12.5]$, como se muestra en la siguiente imagen:

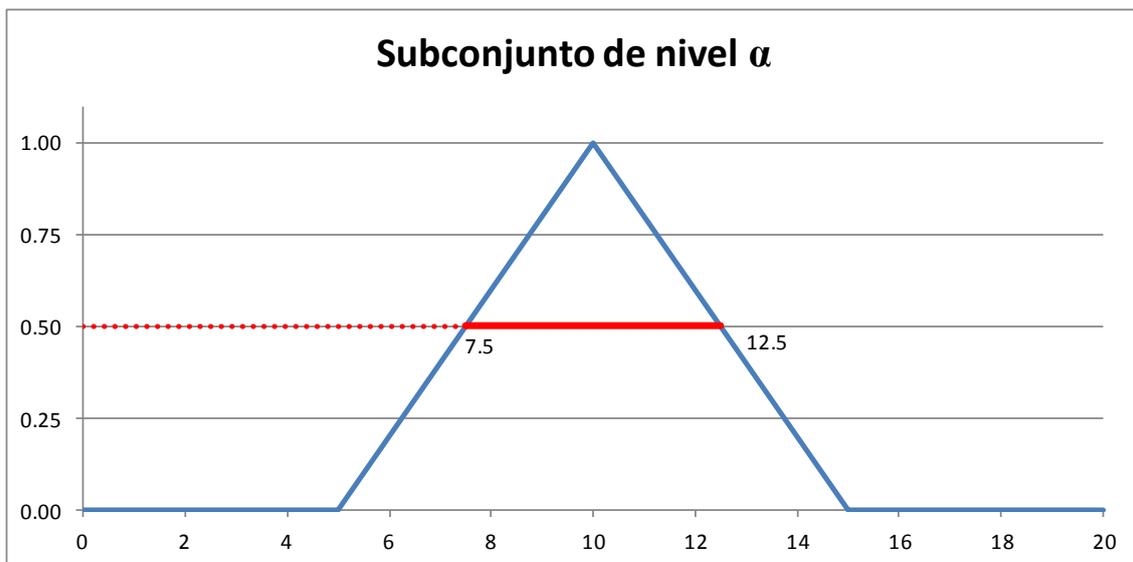


Figura 8.- Subconjunto de nivel α definido a partir de un conjunto difuso

Conjunto difuso convexo

Un conjunto difuso \tilde{A} es convexo si se verifica, para cualquier par de valores de $x_1, x_2 \in X$, y para cualquier valor de $\lambda \in [0, 1]$; la siguiente ecuación:

$$\mu_{\tilde{A}}(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \geq \min(\mu_{\tilde{A}}(x_1), \mu_{\tilde{A}}(x_2))$$

Denominándose como estrictamente convexa si la desigualdad se verifica de forma estricta. La función de pertenencia de un conjunto difuso convexo no puede presentar saltos ni mínimos o máximos locales. Usualmente consisten en funciones con una parte creciente y otra decreciente con la posibilidad de zonas planas intermedias. Se habla entonces de función de pertenencia unimodal.

Número difuso

Un número difuso es un caso especial de conjunto difuso, que se alcanza si se cumplen las siguientes propiedades:

- Está definido en el conjunto de los números reales.
- Es un conjunto difuso normal, siendo denominado el punto o intervalo en el cual se alcanza el valor de pertenencia unitario como valor o intervalo modal.
- Es un conjunto difuso convexo.

Matemáticamente un número difuso \tilde{A} puede denotarse de la siguiente forma:

$$\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x)): x \in R; \mu_{\tilde{A}}(x) \in [0, 1]\}$$

Un número difuso cumple que cualquier subconjunto de nivel α obtenido a partir del mismo queda definido por un único intervalo continuo. Para un número difuso se define el concepto de soporte como el subconjunto de nivel 0. Éste comprende el intervalo en el cual el número difuso presenta pertenencias no nulas. Un número clásico no es más que un número difuso pero con un soporte despreciable, ya que la teoría difusa engloba a la clásica. Por ello todos los números no difusos se pueden expresar de forma difusa. Posteriormente se van a presentar ejemplos en los que números no difusos van a ser definidos de forma difusa.

3.2.2. OPERACIONES LÓGICAS

Todas las operaciones lógicas se definen, para conjuntos difusos, utilizando sus funciones de pertenencia. A continuación se definen las operaciones lógicas más comunes.

Contención

Un conjunto difuso \tilde{B} está contenido dentro de otro conjunto difuso \tilde{A} sí y sólo si:

$$\mu_{\tilde{A}}(x) \geq \mu_{\tilde{B}}(x) \quad \forall x \in X$$

Intersección

La intersección de dos conjuntos difusos $\tilde{C} = \tilde{A} \cap \tilde{B}$ se define de la siguiente forma:

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \min \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x) \} \quad x \in X$$

Es decir, como resultado de la operación se obtiene la función de pertenencia del conjunto difuso intersección, definida para cualquier valor de x como el mínimo de las funciones de pertenencia a intersectar. Gráficamente el resultado sería el siguiente:

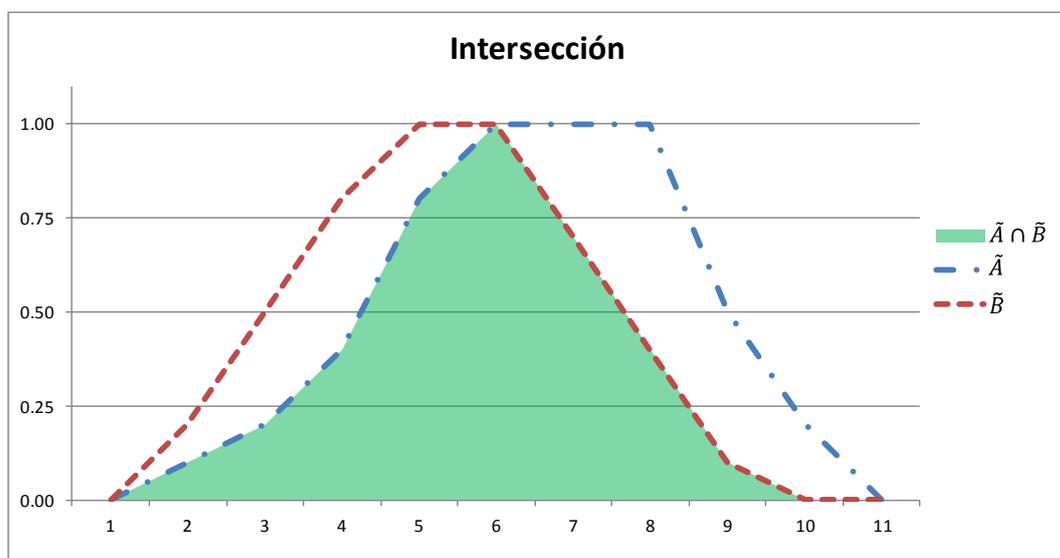


Figura 9.- Intersección de dos conjuntos difusos

Unión

La unión de dos conjuntos difusos $\tilde{C} = \tilde{A} \cup \tilde{B}$ se expresa como sigue:

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \max \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x) \} \quad x \in X$$

Es decir, como resultado de la operación se obtiene la función de pertenencia del conjunto difuso unión, definida para cualquier valor de x como el máximo de las funciones de pertenencia a unir. Gráficamente el resultado se correspondería con el mostrado a continuación:

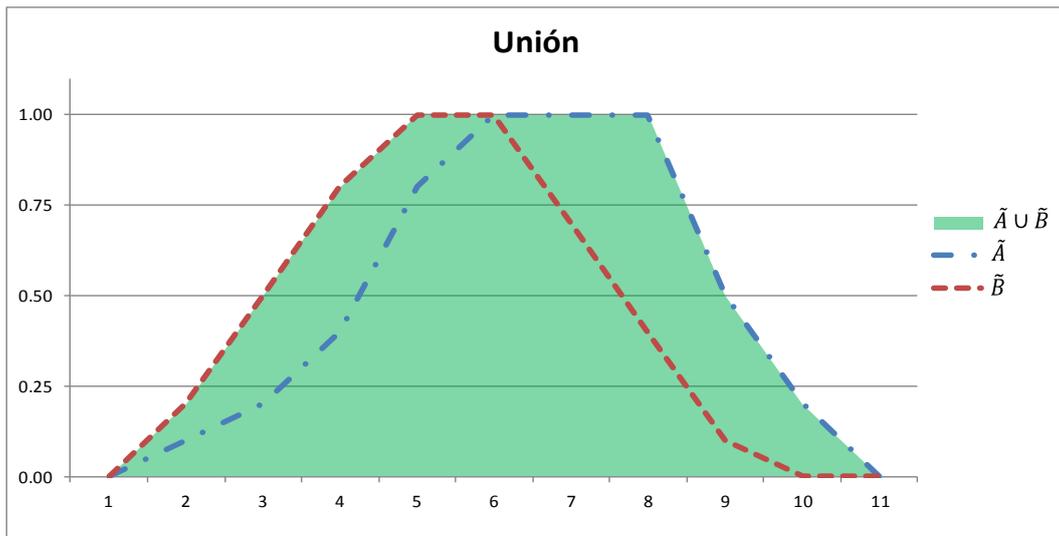


Figura 10.- Unión de dos conjuntos difusos

Complementario

El conjunto difuso complementario de otro se denota con el símbolo $\bar{\cdot}$ situado sobre el conjunto difuso. Así pues, al complementario del conjunto difuso \tilde{C} se le denotaría como $\bar{\tilde{C}}$, y su función de pertenencia se definiría de la siguiente forma:

$$\mu_{\bar{\tilde{C}}}(x) = 1 - \mu_{\tilde{C}}(x) \quad x \in X$$

Es decir, la función de pertenencia del conjunto difuso complementario se define para cada valor x del dominio correspondiente como la diferencia entre 1 y la función de pertenencia del conjunto difuso original, como se aprecia en la siguiente gráfica:

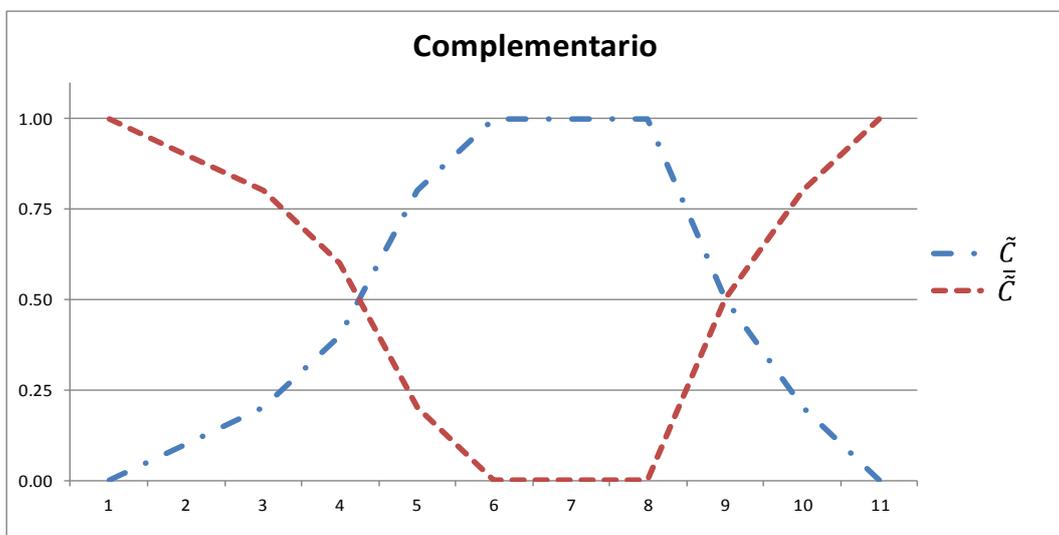


Figura 11.- Complementario de un conjunto difuso

Operadores Y-O (AND-OR)

Si se denota la operación “Y” como \wedge y la operación “O” como \vee , las definiciones para ambos operadores son:

$$\mu_{\tilde{A}\wedge\tilde{B}}(x) = \min \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x) \} \quad x \in X$$

$$\mu_{\tilde{A}\vee\tilde{B}}(x) = \max \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x) \} \quad x \in X$$

El operador “Y” se corresponde con la intersección de dos conjuntos difusos y el operador “O” como la unión de los mismos, tal y como ocurre en la teoría clásica.

3.2.3. OPERACIONES ARITMÉTICAS

En el apartado anterior se han expuesto las operaciones lógicas aplicables a cualquier conjunto difuso en general. Sin embargo la teoría difusa cuenta con la posibilidad de definir operaciones aritméticas sobre conjuntos difusos. Estas operaciones aritméticas sólo pueden realizarse si los conjuntos a operar cumplen las condiciones necesarias para ser números difusos. Para cada nivel de credibilidad α , un número difuso cualquiera \tilde{A} se puede representar en forma de intervalo tal y como se muestra a continuación:

$$\tilde{A}(\alpha) = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)]$$

Las operaciones aritméticas difusas para dos números difusos cualquiera \tilde{A} y \tilde{B} se definen, para cualquier nivel de credibilidad α , que en un número difuso se traduce en el intervalo anterior, como se muestra a continuación:

$$\tilde{A}(\alpha)(+)\tilde{B}(\alpha) = [a_1(\alpha) + b_1(\alpha), a_2(\alpha) + b_2(\alpha)]$$

$$\tilde{A}(\alpha)(-)\tilde{B}(\alpha) = [a_1(\alpha) - b_2(\alpha), a_2(\alpha) - b_1(\alpha)]$$

$$\tilde{A}(\alpha)(\cdot)\tilde{B}(\alpha) = [a_1(\alpha) \cdot b_1(\alpha), a_2(\alpha) \cdot b_2(\alpha)]$$

$$\tilde{A}(\alpha)(/)\tilde{B}(\alpha) = [a_1(\alpha)/b_2(\alpha), a_2(\alpha)/b_1(\alpha)]$$

Las operaciones aritméticas difusas se denotan habitualmente encerrando entre paréntesis el operador clásico, aunque es posible su notación de forma idéntica a las operaciones clásicas. La condición de número difuso es necesaria, en primer lugar, por el hecho de ser sus subconjuntos de nivel α intervalos únicos; y en segundo lugar es necesario que ambos conjuntos difusos presenten valores de α máximos y mínimos idénticos, ya que de lo contrario se producen indeterminaciones.

El proceso metodológico general, para estas operaciones aritméticas difusas, consiste en realizar los cálculos a partir de las funciones de pertenencia de los números difusos correspondientes, obteniendo los intervalos que caracterizan los subconjuntos o niveles de credibilidad α para cada número difuso y operando a partir de dichos subconjuntos. Sin embargo, en caso de operar con números difusos que presenten formas habituales (triangular, trapezoidal y gaussiana) resulta más sencillo realizar los cálculos a partir de sus vértices (que determinan los subconjuntos de nivel α 0 y 1) redefiniendo la función de pertenencia del resultado a partir de los nuevos vértices obtenidos. Por ejemplo, sean dos números difusos triangulares \tilde{A} y \tilde{B} , estando definido \tilde{A} por los vértices (0, 0), (2, 1) y (4, 0) y \tilde{B} por los vértices (1, 0), (2, 1) y (3, 0). De forma más abreviada un número difuso triangular se suele representar como $[a, m, b]$, siendo a y b los extremos del soporte (nivel de credibilidad nulo) y m el valor modal (nivel de credibilidad unitario). Si se define un número difuso triangular de acuerdo a estos tres valores la función de pertenencia queda determinada por la siguiente expresión:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a \\ \frac{x - a}{m - a} & \text{si } x \in [a, m] \\ \frac{b - x}{b - m} & \text{si } x \in [m, b] \\ 0 & \text{si } x \geq b \end{cases}$$

Así pues los números anteriores se podrían definir como $[0, 2, 4]$ y $[1, 2, 3]$ respectivamente y, con esa notación, únicamente sería necesario sustituir en la ecuación anterior los valores de $[a, m, b]$ para obtener la función de pertenencia. Para calcular la

suma de ambos números difusos no es preciso recurrir a la definición de sus subconjuntos de nivel α , sino que basta operar con sus vértices (que determinan los subconjuntos de nivel 0 y 1). El proceso a seguir sería por tanto el siguiente:

$$\tilde{A}(0)(+)\tilde{B}(0) = [0 + 1, 4 + 3] = [1, 7]$$

$$\tilde{A}(1)(+)\tilde{B}(1) = [2 + 2, 2 + 2] = [4, 4] = 4$$

Es decir, el número difuso resultante es el definido por $[1, 4, 7]$, ya que el subconjunto de nivel 0 anterior se corresponde con el soporte, equivalente al intervalo $[a, b]$; mientras que el subconjunto de nivel 1 es equivalente valor modal, igual a $\{m\}$. Resulta muy conveniente, por tanto, utilizar formas funcionales conocidas para definir números difusos y operar con ellos, ya que el proceso de cálculo para las operaciones aritméticas se reduce en gran medida, puesto que únicamente es necesario obtener los vértices del número difuso resultado a partir de aquellos de los números difusos operados, quedando perfectamente definido el número resultante con dichos valores. En la práctica totalidad de los casos el expresar un número difuso de una de estas formas (triangular, trapezoidal, gaussiana), en procesos matemáticos prolongados o muy repetitivos, permite agilizar los cálculos, lo que compensa cualquier inexactitud que suponga el uso de estas formas.

3.3. CARACTERIZACIÓN DIFUSA DE SISTEMAS DE RECURSOS HÍDRICOS

Como anteriormente se ha comentado, la incertidumbre puede ser clasificada taxonómicamente en incertidumbre ontológica o epistémica, siendo esta última la susceptible de ser reducida. La elección del método para tratarla no sólo depende del tipo de incertidumbre, sino de los datos disponibles y accesibles. Si el número de datos disponible es suficiente para determinar la función de densidad de probabilidad de la fuente de incertidumbre modelizada, entonces el enfoque probabilístico es la forma más adecuada para cuantificar la incertidumbre, como queda patente en Simonovic (2009). Sin embargo, cada vez más, se exige a los sistemas de recursos hídricos cualidades relacionadas con el futuro como la sostenibilidad, la equidad intergeneracional o las consecuencias a largo plazo; es decir, aplicaciones para las cuales el número de datos disponible es escaso o inexistente, y no es posible un análisis estadístico en condiciones salvo asumiendo hipótesis cuyo

cumplimiento es, en bastantes ocasiones, más que discutible. En esas condiciones el enfoque difuso presenta ventajas sobre el probabilístico.

La cuantificación de criterios cualitativos complejos, una necesidad que se produce en ocasiones en la gestión de recursos hídricos, es un ejemplo típico en el cual la teoría difusa presenta un funcionamiento satisfactorio. Criterios como la calidad de aguas, la protección frente a avenidas, los usos recreativos y otros semejantes aún se resisten a ser descritos cuantitativamente con detalle. En este caso descripciones lingüísticas más intuitivas pueden ser empleadas gracias a la cualidad de la teoría difusa de operar con ellas (empleando el cálculo lingüístico o la programación lingüística), ya que las mismas pueden ser representadas mediante funciones de pertenencia, más intuitivas de cara a su comprensión. La complejidad es en parte una característica natural de los sistemas de recursos hídricos, pero también se debe a los aspectos tecnológicos, medioambientales, sociales, institucionales y políticos que entraña su gestión. Una forma de reducir la misma consiste en descomponer bajo ciertas condiciones los criterios complejos, lo que permite facilitar la evaluación de los mismos a través de la de sus componentes descompuestos.

La caracterización difusa de los elementos de un sistema de recursos hídricos pasa por la obtención de las funciones de pertenencia asociadas a los mismos. Sin embargo, cuando los datos disponibles son escasos, construir una función de pertenencia implica realizar juicios subjetivos. En muchas ocasiones, si ocurre lo anterior, las funciones de pertenencia se diseñan siguiendo el criterio de expertos cuyo conocimiento del sistema resulta crucial. Dependiendo de las hipótesis iniciales, los métodos de construcción de funciones de pertenencia pueden ser directos o indirectos. En los métodos directos se obtiene el grado de pertenencia de forma inmediata, a partir del valor de x correspondiente. Los métodos indirectos realizan hipótesis iniciales respecto a ciertas relaciones entre los elementos existentes en el espacio de referencia, siendo éstas utilizadas posteriormente para la construcción de las funciones de pertenencia, como se expone en Simonovic (2009). En la evaluación de funciones de pertenencia es natural prestar atención a los procesos de comparación entre elementos. Es decir, en primer lugar se pueden comparar los mismos y posteriormente caracterizar matemáticamente la información obtenida de la comparación para calcular la función de pertenencia. Realizar comparaciones es algo muy habitual en el

día a día de las personas, siendo incluso inconsciente en algunos casos. Hay dos formas contextuales de comparar. Los elementos pueden ser comparados con uno o más puntos de referencia (denominados prototipos) o ser comparados directamente entre ellos. Ambos casos cuentan con diferentes ventajas y desventajas cuando se aplican a la evaluación de funciones de pertenencia.

Cuando se utilizan conjuntos difusos para modelar parámetros de un sistema de recursos hídricos, si éste ha sido convenientemente descompuesto, los diferentes métodos directos e indirectos pueden ser aplicados sin más fases preparatorias. La metodología a emplear varía en función del área de la ciencia de los recursos hídricos que corresponda y de la interpretación que se haga de dicha incertidumbre. En la siguiente tabla, obtenida de Simonovic (2009), se resumen diversas metodologías susceptibles de ser utilizadas en la caracterización difusa de los elementos de un sistema de recursos hídricos:

Área considerada	Interpretación realizada de la incertidumbre	Método de evaluación
Grado de adecuación entre el modelo y la realidad Subjetividad humana en el análisis de sistemas	Posibilidad	Técnicas neuro-difusas Métodos horizontales
Errores en la estimación de parámetros Criterios cualitativos en la toma de decisiones	Aleatoriedad	Estimación por intervalos Métodos verticales
Estimación de pesos en procesos de distintas importancias	Utilidad, conveniencia	Comparación a pares
Niveles de confianza y sensibilidad de diferentes operaciones	Medición	Métodos de agrupación Comparación a pares Evaluación directa

Tabla 1.- Interpretación de incertidumbres en varios problemas de gestión del agua.
Fuente: Simonovic (2009)

La clasificación de la incertidumbre y la elección del método para su caracterización difusa son consideraciones importantes antes de realizar ningún tipo de operación con respecto a conjuntos difusos. Aún más importante que operar de forma difusa es decidir cómo se va a formular esta operación, qué va a ser formulado y en qué se deben apoyar las respuestas.

El proceso de caracterización difusa consiste, en resumen, en reducir la complejidad del sistema mediante su descomposición, implementando un análisis jerárquico, para posteriormente caracterizar cada componente. El proceso se resume en las siguientes fases:

- Descomposición del sistema.
- Evaluación de los componentes del último nivel jerárquico (menor complejidad).
- Agregación de las evaluaciones obtenidas anteriormente hasta obtener una única función de pertenencia.

3.4. LA LÓGICA DIFUSA

El término lógica difusa se ha confundido con la propia denominación original, conocida como teoría de los conjuntos difusos, por lo que hoy en día el término lógica difusa se aplica a todos los ámbitos y ramificaciones de la teoría difusa. El elevado grado de desarrollo de esta aplicación, a la cual corresponde el nombre original de lógica difusa, ha motivado que, por asimilación, se denomine como lógica difusa a la totalidad de las aplicaciones de la teoría de los conjuntos difusos y a la propia teoría, con independencia de que ésta se aplique en controladores lógicos o no. En este documento, como se ha expresado anteriormente, se ha optado por mantener la denominación inicial de teoría de los conjuntos difusos para la totalidad de la teoría, reservando el término lógica difusa únicamente para el caso de aplicar dicha teoría en la definición de sistemas y controladores lógicos.

3.4.1. SIGNIFICADO Y CARACTERÍSTICAS BÁSICAS

La primera aplicación de la lógica difusa se debe al matemático Ebrahim H. Mamdani, quien desarrolló en 1974 un controlador difuso para una máquina de vapor en el Reino Unido, definiendo lo que hoy en día se conoce como sistema lógico difuso de Mamdani, cuyo uso se halla más generalizado hoy en día. La lógica difusa se define, al igual que la lógica clásica,

como una forma de obtener unos datos de salida determinados a partir de ciertos datos de entrada utilizando sentencias o reglas lógicas. Una sentencia lógica sería, por ejemplo, la siguiente:

Si x es 10 entonces y es 1

La lógica difusa difiere de la clásica por expresar sus reglas en términos difusos, en lugar de emplear términos convencionales. Una sentencia lógica difusa se expresaría como sigue:

Si x es mediano entonces y es bajo

Donde en lugar de números las condiciones y consecuencias de la regla se expresan con palabras. Este concepto se denomina programación lingüística, y consiste en expresar matemáticamente sentencias lingüísticas coloquiales. Los conceptos lingüísticos, como por ejemplo “mediano” y “bajo”, deben ser necesariamente caracterizados mediante funciones de pertenencia difusas para poder ser operados, mediante un sistema de inferencia difusa (que va a ser definido posteriormente), con el fin de obtener los datos de salida resultantes.

Comparando las dos sentencias expuestas, resulta conceptualmente más sencilla la segunda, ya que el pensamiento humano tiende a expresarse en palabras más que en números. Cuando alguien se expresa de forma coloquial no suele hacerlo mediante valores precisos, sino mediante términos de significado vago o difuso como “poco, mucho, suficiente, aceptable, excesivo”; ni es necesario precisar más estas palabras para que el entendimiento entre seres humanos se produzca, ya que en el mismo contexto social el significado de dichos términos suele ser muy semejante. Por ejemplo, si dos habitantes de la ciudad de Valencia conversan y uno de ellos dice “hoy es un día caluroso”, el otro seguramente esté de acuerdo y no ponga en duda la afirmación, y si ambos tuvieran que cuantificar en grados Celsius dicha situación lo harían con una diferencia numérica mínima. Ello es debido a que el concepto “caluroso” se refiere en dicho ámbito a rangos de temperaturas semejantes independientemente del individuo que pronuncie la palabra. En el lenguaje coloquial es más sencillo hacerse comprender mediante la frase “hoy hace calor” en lugar de “hoy hace 38.9 grados”. A lo sumo se pronunciaría en primer lugar la primera frase y después se añadiría a modo probatorio la segunda si se dispone de información.

Obviamente es necesario, para operar matemáticamente con sentencias lógicas, realizar cuantificaciones matemáticas. En la lógica difusa dichas cuantificaciones se realizan a posteriori, mediante conjuntos difusos caracterizados a partir de los términos lingüísticos. Es decir, en primer lugar se establecen las reglas lógicas difusas empleando expresiones lingüísticas y, una vez determinadas éstas, se procede a asignar conjuntos difusos a los términos que contienen las mismas, operando posteriormente las reglas difusas en base a dichos términos. Por ello se asume que la lógica difusa es más intuitiva que la clásica, ya que al permitir expresar las sentencias en términos vagos el conjunto resulta en general más comprensible, por lo que es más sencillo de entender y de expresar coloquialmente.

El uso de la lógica difusa resulta especialmente interesante, en ciertos ámbitos, debido a las siguientes características:

- Es conceptualmente sencilla de entender, ya que los conceptos matemáticos que sustentan su razonamiento son simples.
- Es flexible, ya que las sentencias se pueden adaptar a diferentes condiciones sin tener que redefinir el sistema lógico desde el principio.
- Es tolerante con datos imprecisos, ya que la lógica difusa se construye no contra la incertidumbre, sino teniéndola en cuenta en las funciones de pertenencia.
- Puede modelizar funciones no lineales complejas, puesto que es posible definir un sistema lógico difuso que sea capaz de obtener unos datos de salida determinados a partir de unos datos en entrada concretos.
- Puede aprovechar la experiencia de expertos, incluso aunque éstos desconozcan por completo el proceso de construcción de un sistema lógico o incluso carezcan de concepto técnico alguno, ya que su construcción mediante sentencias lingüísticas hace que cualquier ser humano sea capaz de establecer reglas lógicas difusas mediante frases sencillas.
- Es perfectamente compatible con las técnicas de control lógico convencionales, pudiendo trabajar conjuntamente con éstas, como se va a comprobar en los casos de estudio posteriores.
- Se basa en el lenguaje coloquial, la base de la comunicación humana, por lo que se asemeja en mayor grado al pensamiento humano.

3.4.2. DEFINICIONES MATEMÁTICAS BÁSICAS

Dado que la lógica difusa coincide en muchos aspectos con la lógica clásica, muchas definiciones de ésta son de aplicación directa. También son aplicables las definiciones previas de conjunto y número difuso, así como las operaciones lógicas indicadas. Por ello en el presente apartado se hará hincapié en los aspectos particulares de la lógica difusa respecto a la lógica clásica.

Regla difusa (fuzzy rule)

Una regla difusa responde a la siguiente sentencia:

Si x es A entonces y es B

Donde la condición A (o condiciones si existe un antecedente con múltiples entradas) se debe expresar en forma de número difuso y denotar, habitualmente, con palabras. La consecuencia B (o consecuencias si se define la regla con múltiples salidas) se expresa de idéntica forma a la parte condicionante. La práctica totalidad de las sentencias difusas presentan la estructura anterior, al contrario que en la lógica clásica, en la cual se tiende a expresar sentencias de desigualdad (mayor que, menor que, etc.). La lógica difusa no admite, en general, otra forma de expresión que no sea de igualdad mediante la forma “si x es A”, o semejante, ni lo precisa.

En la lógica clásica la forma de evaluar una regla consiste en representar el cumplimiento de la misma mediante un 1 lógico, y el incumplimiento mediante un 0 lógico. Por ejemplo, si se desea evaluar el cumplimiento de la regla clásica “si x es 10 y es 5”, con $x=12$, la regla se incumple, por lo cual le correspondería un 0 lógico y no se procedería a aplicar la consecuencia de dicha regla, es decir, no se podría asegurar que $y = 5$. En cambio, si efectivamente $x=10$, se podría concluir que $y=5$. No se admiten más variantes a estas dos alternativas citadas.

La lógica difusa no opera sus reglas de dicha forma, ya que permite el cumplimiento parcial de las reglas difusas, con un grado comprendido en el intervalo $[0, 1]$. Es decir, se acepta que un cumplimiento parcial de una regla difusa implique una respuesta que

parcialmente se corresponda con la de dicha regla. Por ejemplo la regla “si x es A entonces y es B ” se podría cumplir de forma parcial expresando “si x es parcialmente A entonces y es parcialmente B ”. El cumplimiento parcial de una condición cualquiera es una situación habitual en el mundo real, ya que entre el cumplimiento total y el incumplimiento total existe una amplia gama de situaciones, no permitidas por la lógica clásica. Esta posibilidad de cumplimiento parcial es lo que provoca que la lógica difusa sea más intuitiva, flexible y conceptualmente sencilla que la clásica.

La interpretación de una regla difusa es el proceso seguido para obtener la respuesta a partir de los datos de entrada. En la lógica clásica dicha interpretación es inmediata, ya que una regla se cumple o se incumple. En cambio en una regla difusa consiste en determinar en qué grado se cumple la misma, de forma que en una regla cuyo grado de cumplimiento es parcial la respuesta es cierta en el mismo grado. El proceso de interpretación de una regla difusa se divide en tres partes:

- Fuzzificación de los datos de entrada (*fuzzify inputs*), consistente en determinar en qué grado se adecuan los datos de entrada a los números difusos que expresan cada una de las condiciones de la regla.
- Aplicación del operador difuso (*fuzzy operator*), en el caso de disponer de una regla con entradas múltiples, consistente en combinar los resultados del punto anterior en un único valor que exprese el grado de seguimiento global de la regla difusa.
- Determinación de la respuesta difusa (*implication method*), consistente en modificar la parte consecuente de la regla lógica según el grado de seguimiento

La fase de **fuzzificación** se realiza, para una regla difusa cualquiera, a partir de la función de pertenencia del número difuso que expresa cada condición, determinando el grado de pertenencia del dato de entrada a dicho número difuso. El resultado es, por tanto, un número perteneciente al intervalo $[0, 1]$. Matemáticamente el proceso de fuzzificación de un dato de entrada x_i en una condición definida por el número difuso \tilde{A} se resume de la siguiente forma:

$$\text{Sea } x_i \text{ dato de entrada y } \tilde{A} \text{ condición} \rightarrow \text{fuzzificación } (x_i, \tilde{A}) = \mu_{\tilde{A}}(x_i)$$

A continuación se define gráficamente la operación de fuzzificación:

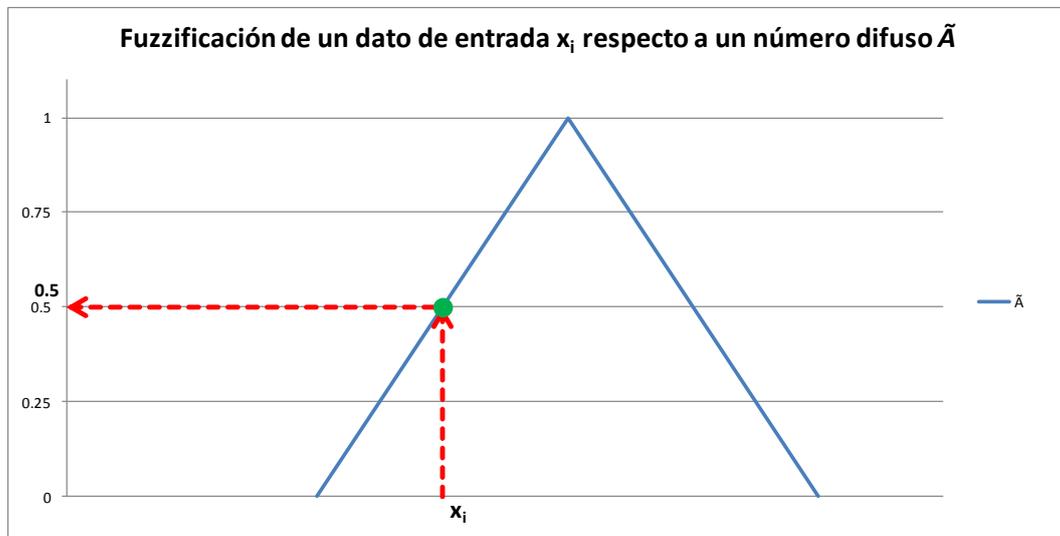


Figura 12.- Fuzzificación de un dato de entrada x_i respecto a un número difuso \tilde{A}

La fase de **aplicación del operador difuso** consiste en definir, si existen múltiples datos de entrada, un único indicador del seguimiento de la regla que combine los datos fuzzificados. El operador difuso aplicado suele ser, en general, una operación lógica. Para obtener el grado de seguimiento global de la regla es necesario aplicar el operador difuso elegido sobre los diferentes valores $\mu(x_i)$ obtenidos a partir de la fuzzificación de los datos de entrada. Si por ejemplo se define una regla difusa de la siguiente forma:

$$\text{Si } x \text{ es } \tilde{A}, \text{ e } y \text{ es } \tilde{B}, \text{ entonces } z \text{ es } \tilde{C}$$

Correspondiéndole el operador lógico difuso "y", el grado de seguimiento global de la regla es el resultado de aplicar el operador lógico difuso "y" a los valores fuzzificados de dos datos de entrada cualquiera x_i e y_i . Matemáticamente la operación se describiría de la siguiente forma:

$$\text{Seguimiento} = \min[\mu_{\tilde{A}}(x_i), \mu_{\tilde{B}}(y_i)]$$

Gráficamente la aplicación del operador difuso anterior se representaría de la siguiente forma:

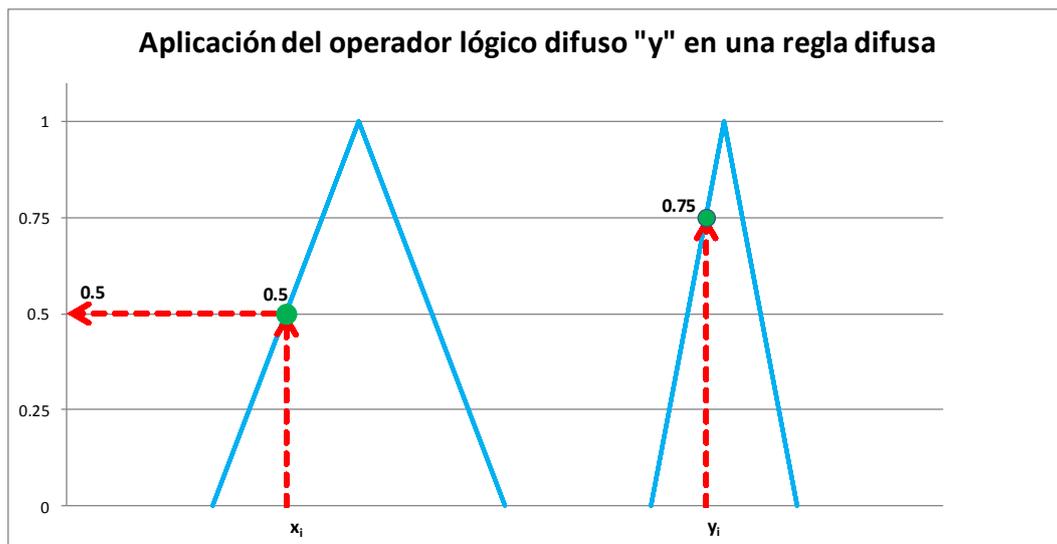


Figura 13.- Aplicación de operador lógico difuso "y" en una regla difusa

La **determinación de la respuesta** a la regla difusa consiste en aplicar el resultado del operador difuso para modificar la parte consecuente de la regla (es decir, los datos de salida de la misma) de forma que ésta refleje el grado de seguimiento. Es decir, se realizan variaciones sobre la respuesta de la regla con el fin de reflejar el grado de seguimiento parcial de la misma. Existen diversos mecanismos de modificación de la respuesta, cada uno con sus ventajas e inconvenientes propios, cuya aplicabilidad depende de las circunstancias bajo las que se formule la regla difusa.

En un sistema lógico difuso, formado por varias reglas, es habitual que el mecanismo de modificación de la respuesta de cada regla se defina conjuntamente con el de agregación de las respuestas de las reglas, de forma que ambos procesos actúen en concordancia, permitiendo un adecuado funcionamiento del sistema de reglas. La opción más común consiste en truncar la función de pertenencia de la respuesta, es decir, intersectarla con la horizontal correspondiente al grado de seguimiento de la regla. Por ejemplo, dada una respuesta difusa \tilde{C} a cierta regla seguida con un grado de seguimiento S , la respuesta difusa que correspondería a la misma, según ese seguimiento, sería la siguiente:

$$\text{Respuesta} = \min[\mu_{\tilde{C}}, S]$$

En la siguiente imagen se muestra el proceso de truncamiento de la respuesta, así como una recopilación de las operaciones realizadas en la determinación de la respuesta a una regla difusa cualquiera.

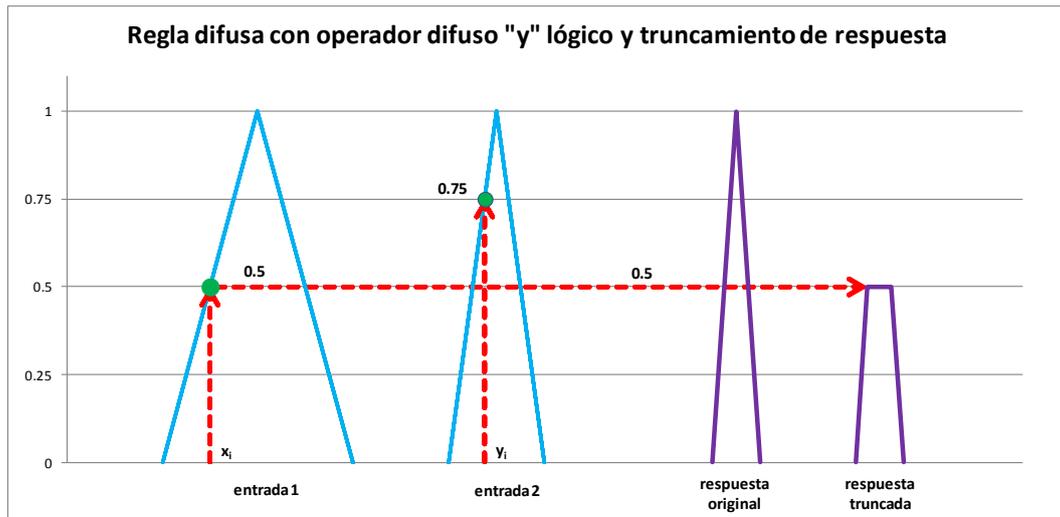


Figura 14.- Proceso de evaluación de una regla difusa mediante operador difuso "y" lógico y modificación de la respuesta mediante truncamiento

En un sistema lógico difuso dicha respuesta a una regla determinada debe ser conjugada con la correspondiente a las restantes reglas difusas definidas, para obtener la respuesta al sistema lógico difuso, también denominado como sistema de inferencia difusa, que se define a continuación.

Sistema de inferencia difusa (fuzzy inference system FIS)

La inferencia difusa es el proceso que permite convertir los datos en resultados mediante el uso de la lógica difusa. Un sistema de inferencia difusa se compone de diversos elementos, la mayoría de los cuales ya se han introducido: funciones de pertenencia, operadores lógicos difusos y reglas difusas. En cuanto a nomenclatura, se utilizan diversas denominaciones para estos sistemas, dadas sus múltiples aplicaciones. En este documento se ha usado como denominación más general la de sistema de inferencia difusa (en inglés *fuzzy inference system*), y como denominación específica la de sistema de reglas difusas, (en inglés *fuzzy-rule-based system*), o sistema lógico difuso; al ser estas denominaciones las más utilizadas en las aplicaciones de la lógica difusa en la gestión de embalses. Un sistema de inferencia difusa se compone de los elementos y flujos mostrados en la siguiente figura:

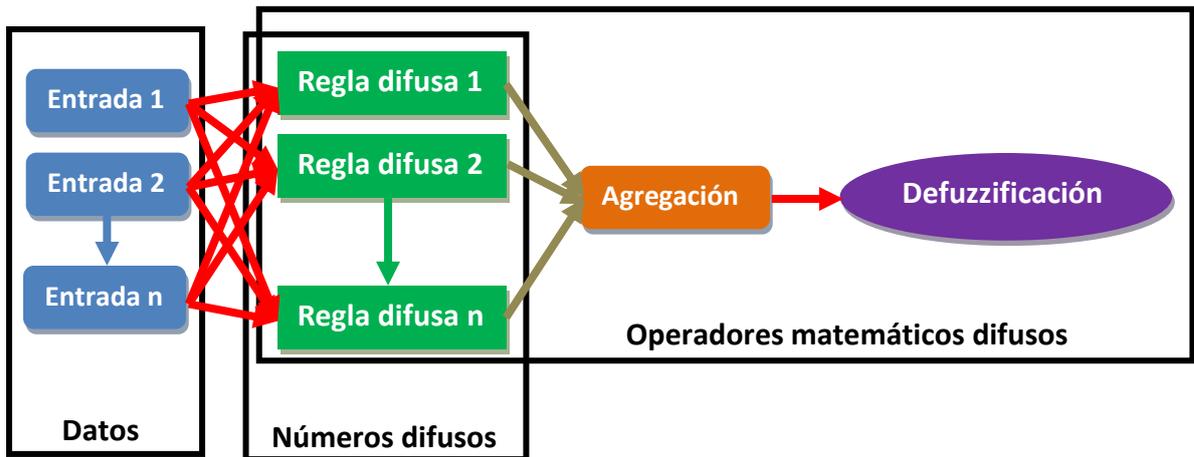


Figura 15.- Esquema de elementos y flujos de un sistema de inferencia difusa

El esquema de operación de un sistema de inferencia difusa es el siguiente:

1. Fuzzificación de los datos de entrada para cada una de las reglas difusas.
2. Determinación del grado de seguimiento de cada regla difusa.
3. Modificación de la respuesta de cada regla.
4. Agregación de los resultados de todas las reglas.
5. Defuzzificación.

Los tres primeros pasos se han descrito anteriormente, ya que se realizan individualmente para cada una de las reglas. Al contrario que la lógica clásica, en la que suele haber relaciones de exclusión entre reglas, en un sistema lógico difuso no se puede descartar de antemano ninguna de ellas, al no cumplirse el principio de no contradicción. Por ello la práctica habitual en un sistema de inferencia difusa consiste en realizar la evaluación para todas las reglas posibles, y definir la respuesta mediante la agregación de los resultados de todas ellas. La **agregación de los resultados** de todas las reglas se realiza empleando un operador lógico difuso o una serie de ellos, de forma análoga a la modificación de la respuesta. Habitualmente se suele utilizar la operación lógica unión aplicada a todos los resultados de todas las reglas del sistema. Matemáticamente la aplicación de este operador se expresaría mediante la siguiente ecuación:

$$\forall x \in R \quad \mu_{\widetilde{\text{salida}}}(x) = \max[\mu_{\widetilde{\text{salida}}_1}(x), \mu_{\widetilde{\text{salida}}_2}(x), \dots, \mu_{\widetilde{\text{salida}}_n}(x)]$$

A continuación se muestra gráficamente un ejemplo de agregación de datos de salida, para el caso de 2 reglas difusas, aplicando un truncamiento previo y empleando la operación lógica unión.

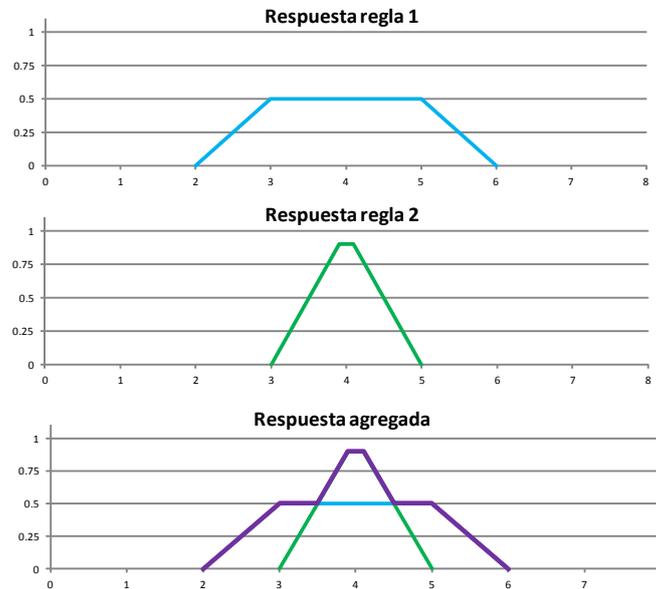


Figura 16.- Ejemplo de agregación de datos de salida de diferentes reglas difusas

El operador de agregación debe funcionar conjuntamente con el de modificación de la respuesta, de forma que el resultado de ambos sea coherente. En la figura se aprecia cómo la combinación entre truncamiento y unión devuelve un resultado adecuado, ya que se sitúa en el rango esperado dadas las reglas seguidas y no resulta afectado por las reglas cuyo seguimiento es nulo, que también deben ser evaluadas y agregadas al no poder ser descartadas a priori. El operador de agregación debe definirse por tanto en función del de modificación de la respuesta, siendo habitual la combinación entre truncamiento y unión.

La última fase de operación del sistema de inferencia difusa consiste en la **defuzzificación**, o conversión del dato de salida difuso agregado en no difuso, ya que en la práctica totalidad de casos el resultado buscado es un número no difuso, por integrarse habitualmente estos sistemas lógicos en estructuras matemáticas no difusas. Al igual que en los casos restantes, se pueden definir multitud de operadores de defuzzificación. Los métodos utilizados de forma más habitual son el centroide de la función de pertenencia (*centroid*), el promedio de valores con mayor pertenencia (*middle of maximum o MOM*), el menor valor con mayor pertenencia (*smallest of maximum o SOM*), y el mayor valor con mayor pertenencia (*largest*

of maximum o LOM). Los sistemas de inferencia difusa pueden ser sensibles al método de defuzzificación, por lo que conviene reflexionar sobre cuál elegir en función de los objetivos del sistema, siendo muy recomendable la comparación entre métodos distintos. Como ejemplo se muestra, en la siguiente figura, el resultado de defuzzificar el conjunto difuso obtenido en la anterior gráfica empleando los cuatro métodos citados previamente.

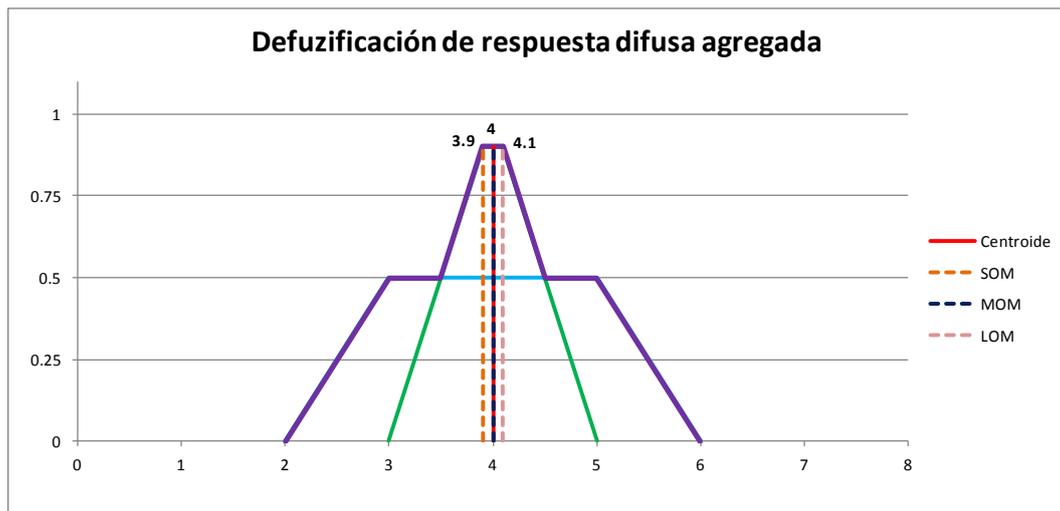


Figura 17.- Defuzzificación de respuesta difusa agregada empleando diversos métodos

Se puede observar cómo en este caso la sensibilidad es limitada, ya que únicamente varía el resultado entre operadores de defuzzificación en 0.2 como máximo.

Estos sistemas cuentan con un grado de robustez en muchos casos superior a los sistemas lógicos clásicos. En primer lugar la fuzzificación de los datos de entrada suele permitir que pequeñas variaciones en los mismos puedan ser “absorbidas” por el sistema difuso en su operación, con lo cual pequeñas imprecisiones en los datos no suelen repercutir en los resultados. En segundo lugar, aunque la operación matemática de un sistema de inferencia difusa suele ser más larga y engorrosa debido a tener que evaluar todas y cada una de las reglas posibles, resulta conceptualmente más sencilla, puesto que las operaciones son completamente repetitivas y, por tanto, un fallo en cualquier parte del proceso de programación afecta simultáneamente a todas las reglas, lo que permite una detección más sencilla y una corrección más rápida.

3.4.3. ESQUEMAS MATEMÁTICOS COMUNES

En el apartado anterior se ha descrito de forma general el proceso matemático seguido por un sistema de inferencia difusa, ilustrando mediante diversos ejemplos cómo se definirían los diferentes operadores que determinan el grado de seguimiento de una regla, la modificación de la respuesta de dicha regla y la agregación de todas ellas. Aunque técnicamente las posibilidades en la definición de estos operadores son muy amplias, la experiencia y la investigación desarrollada en las últimas décadas han conducido a la definición de varios esquemas matemáticos que, de forma general, se emplean en las aplicaciones de los sistemas de inferencia difusa. Existen dos esquemas matemáticos de uso generalizado para un sistema de inferencia difusa, denominados como esquemas de Mamdani y Sugeno, aunque se han definido varios esquemas adicionales, entre los que se hallan los de Tsukamoto o Şen, como se indica en Şen (2010) con una aplicación más focalizada a casos concretos. Todos ellos presentan una fase antecedente (es decir, de evaluación del seguimiento de las reglas) similar, siendo las mayores diferencias observadas, básicamente, en el consecuente de cada una de las reglas.

El **sistema de Mamdani** es el más antiguo, ya que como su nombre indica se deriva de los trabajos de E.H. Mamdani, pionero en el estudio de la lógica difusa. Es también el más utilizado al tratarse del sistema más simple conceptualmente, más flexible, generalizable y sobre el que se tiene más experiencia. Todo el contenido expuesto en el apartado anterior hace referencia a procesos definidos en un esquema de Mamdani. Este sistema se caracteriza por una parte consecuente expresada de forma difusa, empleando funciones de pertenencia, por una evaluación de las reglas realizada habitualmente mediante truncamiento y unión, y por una defuzzificación posterior. Dado que un número clásico se puede expresar de forma difusa, un sistema de Mamdani admite respuestas no difusas.

Un segundo tipo de sistema de inferencia difusa es el denominado **sistema de Sugeno**, también conocido como Takagi-Sugeno-Kang (TSK). Es una década posterior a Mamdani, siendo formulado originalmente por Michio Sugeno en 1986. Este sistema es semejante al de Mamdani en varios aspectos, siendo idéntico en las fases de fuzzificación y determinación del grado de seguimiento de cada regla. La principal diferencia entre ambos es debida a que

el sistema de Sugeno define los datos de salida de cada regla como ecuaciones matemáticas cuyo orden determina el orden del sistema de Sugeno (por ejemplo un sistema de Sugeno de orden 0 es aquel en el cual los resultados son funciones de orden 0, es decir constantes). La agregación de los datos de salida se realiza mediante una media ponderada donde el peso es igual al grado de seguimiento de cada regla. Una regla cualquiera se expresaría, en un sistema de Sugeno, de la siguiente forma:

$$\text{Si } x_1 \text{ es } \tilde{A} \text{ y } x_2 \text{ es } \tilde{B} \text{ entonces } y = ax_1 + bx_2 + c$$

Este esquema se podría corresponder con un controlador que permitiera variar la relación entre entradas y salidas conforme las primeras fueran modificándose.

El sistema de Sugeno presenta varias ventajas sobre el de Mamdani. En primer lugar es computacionalmente más eficiente, permite el uso posterior de técnicas de análisis de funciones matemáticas sobre el resultado, funciona mejor con técnicas de optimización y adaptativas, garantiza la continuidad de los resultados al expresarlos como función, y se integra mejor con el análisis matemático. Sin embargo, como desventajas, es menos intuitivo que el sistema de Mamdani y se ajusta peor a la forma en la que piensan las personas, contando además con un ámbito de aplicación más reducido. Una aplicación del sistema de Sugeno ha consistido en integrar sistemas lógicos difusos con redes neuronales, obteniendo como resultado los modelos denominados ANFIS (*Adaptive Neuro-based Fuzzy Inference System*).

3.4.4. PRINCIPALES APLICACIONES

Como se ha comentado previamente, la teoría difusa cuenta hoy en día con numerosas aplicaciones, sobre todo gracias a la lógica difusa. En este apartado se enumeran muy brevemente algunas de sus principales aplicaciones, con el fin de probar que la lógica difusa cuenta con un potencial de aplicación nada desdeñable y, sobretodo, que se dispone de una amplia gama de aplicaciones actuales de la lógica difusa que pueden ser aprovechadas o exportadas al campo de los recursos hídricos. El éxito de la lógica difusa se debe principalmente al interés que ésta despertó en Japón. En los años 70 del siglo XX ya existían grupos de investigación japoneses que empleaban la lógica difusa, pero el auténtico “boom”

de la lógica difusa llegó en 1987. Desde entonces muchos productos lanzados al mercado utilizan esta tecnología, por lo que se podría decir que la lógica difusa está detrás de buena parte del desarrollo tecnológico de los electrodomésticos en los últimos años. Muchas marcas comerciales incluyen entre sus prestaciones sistemas lógicos difusos que denominan en sus manuales como sistemas fuzzy logic, sistemas fuzzy o sistemas eco-fuzzy. Algunas de ellas utilizan incluso sellos para indicar el uso de lógica difusa en sus productos, como se muestra en la siguiente imagen:



Figura 18.- Ejemplos de etiquetas indicadoras del uso de lógica difusa en electrodomésticos

La primera implantación real de un controlador difuso se realizó en 1980 en una planta cementera de Dinamarca. En 1983 Fuji aplicó lógica difusa para el control de inyección química para plantas depuradores en Japón. En 1987 se desarrollaron los primeros controladores difusos comerciales, hito que marca el inicio del boom difuso, siendo aplicada la lógica difusa con éxito en muy diversas ramas de la tecnología como la metalurgia, la robótica, etc. Ha sido aplicada en aviones (controles de maniobra), ascensores, trenes, sistemas de sonido y video (sistemas de estabilización de imagen en cámaras fotográficas y de video), electrodomésticos (lavadoras, frigoríficos, sistemas de aire acondicionado, etc.), automóviles (sistemas ABS, cambio automático, climatizadores, etc.), y una larga lista de aplicaciones comerciales. En el campo de la electrónica la lógica difusa ha supuesto una verdadera revolución, permitiendo un avance considerable en la lucha por diseñar aparatos y sistemas más eficientes y más cómodos para el usuario. Pese a todas estas circunstancias la teoría difusa y la lógica difusa no han alcanzado, en la ciencia del agua, especialmente en la gestión de recursos hídricos, un grado de uso acorde con el que cuenta la teoría difusa en otras ramas de la ciencia. En el siguiente apartado se comenta brevemente cual es el estado del arte en referencia a la teoría difusa y la gestión de recursos hídricos.

4. EL USO DE LA LÓGICA DIFUSA EN LA GESTIÓN DE EMBALSES

En el apartado anterior se ha descrito la metodología general que sigue la lógica difusa. Aunque ésta puede ser empleada, en su formulación más generalizada descrita previamente, en el campo de los recursos hídricos, y concretamente en la gestión de embalses, varios autores han propuesto modificaciones a dicha metodología con el fin de adaptarla a las particularidades asociadas a la gestión del agua. En este capítulo se expone el proceso metodológico a seguir para aplicar la lógica difusa a la gestión de embalses, haciendo hincapié en los procedimientos singulares que requiere la gestión de los recursos hídricos. Para ello se va a revisar, en primer lugar, el estado del arte en lo que a la teoría difusa y gestión del agua se refiere, focalizado en la lógica difusa. Posteriormente se va a describir el proceso a seguir para definir un sistema de inferencia difusa cuyo fin sea la gestión de embalses o reservas hídricas.

4.1. ESTADO DEL ARTE

En lo que respecta a la hidrología, la teoría difusa ha sido utilizada para estimar variables del ciclo hidrológico de difícil medición o estimación. Bárdossy y Disse (1993) formularon sistemas lógicos difusos para determinar la infiltración del agua superficial. De forma más general, Muster et al (1994) propusieron el empleo de redes neuro-difusas para modelizar variables hidrológicas no estacionarias. Keskin et al (2004), definieron un sistema de inferencia difusa para estimar la evaporación en el lago Eğirdir (Turquía). Şen (2010) recopila y propone la aplicación de la teoría y la lógica difusa en diversos campos de la hidrología, entre otros la estimación de evaporaciones, infiltraciones, predicción de lluvias, estimación de la relación lluvia-escorrentía y la relación lluvia-recarga.

En el campo de la gestión de recursos hídricos la teoría de conjuntos difusos ha sido utilizada desde principios de los 80 de forma limitada, como refinamiento de los algoritmos de optimización introduciendo limitaciones difusas. Hipel (1982) constituye la referencia más

antigua sobre el uso de conjuntos difusos en la gestión de recursos hídricos, en este caso en análisis multicriterio. Bogardi et al (1983), utilizaron un modelo de programación multiobjetivo para la gestión de un acuífero kárstico que presentaba depósitos mineros bajo nivel piezométrico en Hungría. Slowinsky (1986) propuso el uso de programación lineal multicriterio difusa para el desarrollo de sistemas de abastecimiento.

Kindler (1992) aplicó la programación lineal difusa para la racionalización del uso de agua, creando para ello una red de flujo con diferentes demandas y restricciones, expresadas de forma difusa, obteniendo el uso óptimo del agua disponible mediante un algoritmo de optimización difuso.

Fontane et al (1997) utilizaron un procedimiento de programación dinámica estocástica difusa, mediante una aproximación implícita, para definir las políticas óptimas de gestión de un embalse, aplicándolo a un reservorio situado en Grey Mountain (EEUU).

Posteriormente Tilmant et al (2001) definieron el denominado como FSDP (*fuzzy stochastic dynamic programming*), es decir, programación dinámica estocástica difusa, pero a diferencia de Fontane mediante un enfoque explícito, aplicándolo en la definición de políticas óptimas en el embalse de Mansour Eddahbi, (Marruecos). Al año siguiente Tilmant et al (2002) compararon este algoritmo FSDP con su equivalente clásico SDP (*stochastic dynamic programming*), concluyendo que ambos planteamientos derivan en resultados semejantes pero teniendo el FSDP a su favor la mayor flexibilidad de la teoría difusa.

La teoría difusa ha sido utilizada también en la definición de índices de funcionamiento y garantía en sistemas de recursos hídricos. Shrestha y Duckstein (1998) propusieron un indicador de funcionamiento difuso. Posteriormente El Baroudy y Simonovic (2004) redefinieron el indicador de Shrestha y Duckstein, y propusieron nuevos índices de funcionamiento para sistemas de recursos hídricos. Simonovic (2009) realizó una recopilación sobre el uso de la teoría difusa en la gestión de recursos hídricos, sin tener en cuenta la lógica difusa ni los sistemas de inferencia difusa.

Ya en lo que se refiere al uso de la lógica difusa en la gestión de embalses, Campbell (1993) propuso un sistema de inferencia difusa para definir las reglas de gestión de un embalse hidroeléctrico, comparando el resultado con una gestión clásica.

Russell y Campbell (1996) expusieron la metodología a seguir para la definición de un sistema lógico difuso cuyo objetivo sea la gestión de embalses. La metodología resultante fue aplicada a un embalse hidroeléctrico ubicado en Powell River (Canadá), definiendo a partir de un algoritmo de programación dinámica hasta tres sistemas de inferencia difusa cuyos datos de entrada son la aportación al embalse y el precio de la energía, pero que difieren en el hecho de tomar el mes anterior o el presente como datos de entrada. Una vez formulados los sistemas de inferencia difusa, éstos fueron comparados entre sí y con el algoritmo, obteniendo resultados semejantes entre los sistemas lógicos difusos y el algoritmo de programación dinámica, aunque ligeramente favorables a éste.

Shrestha et al (1996) definieron un sistema de inferencia difusa tomando como base los datos históricos registrados, aplicándolo a la presa del lago Tenkiller (Oklahoma), utilizada principalmente para protección de avenidas y generación hidroeléctrica, aunque también es utilizado para abastecimiento y usos recreativos y medioambientales. El sistema creado presenta tres datos de entrada: cota del agua en la presa, aportaciones y demanda. Una vez creado el sistema de inferencia difusa, éste fue comparado y validado con los datos observados.

Panigrahi y Mujumdar (2000), construyen un sistema de inferencia difusa a partir de un algoritmo SDP, aplicándolo al embalse de Malaprabha (India), dedicado a suministrar agua para regadío. El sistema adecua las discretizaciones y resultados del algoritmo SDP al sistema lógico difuso, tomando como datos de entrada el volumen embalsado, la aportación al embalse y el tiempo, dividiendo el año en periodo de 10 y 11 días. El sistema resultante fue realizado teniendo también en cuenta criterios de experto, siendo comparado con los resultados del algoritmo SDP y las demandas del sistema. Destacar que en su creación se empleó el software MatLab, concretamente la herramienta *fuzzy logic toolbox*.

Dubrovin (2002), formuló dos sistemas de inferencia difusa aplicándolos a la gestión de los recursos del lago Päijänne (Finlandia), utilizado para generación hidroeléctrica, agricultura, pesca, control de la línea de costa y usos recreacionales y ecológicos. Uno de los sistemas fue planteado de forma idéntica a los trabajos anteriormente referidos, de tipo Sugeno, siendo utilizado en el restante una metodología denominada Equivalencia Total Difusa (*Total Fuzzy Similarity*), un método de defuzzificación alternativo. Los sistemas lógicos difusos planteados tienen como entradas el nivel del lago y la aportación al mismo, y como salidas las sueltas. Ambos sistemas fueron calibrados en base a datos reales de explotación del lago, obteniendo un funcionamiento semejante en ambos sistemas, pero haciendo notar el modelo basado en la Equivalencia Total Difusa presenta fundamentos matemáticos más sólidos.

Ramani y Rom (2007), definieron un sistema lógico difuso para la gestión de la presa hidroeléctrica de Chenderoh (Malasia). Utilizaron un sistema lógico difuso de Mamdani, introducido en MatLab. Tomaron como datos de entrada el volumen almacenado, las aportaciones y el periodo temporal (dividiendo el año en 36 periodos de 10 y 11 días), y como salidas las sueltas a través de la presa; reproduciendo la gestión histórica del mismo.

Por último, Şen (2010), ha descrito la elaboración de un sistema de inferencia difusa de Mamdani para las reservas de Yildiz y el lago Terkos, empleadas en el abastecimiento a Estambul (Turquía), pero con valores ecológicos que deben ser conservados. Como datos de entrada considera los volúmenes almacenados, aportaciones estimadas, pérdidas por evaporación y precipitación directa probable; siendo definido como dato de salida las sueltas. El sistema difuso se ha basado en estudios previos del mismo autor, en los cuales se definieron algoritmos de programación dinámica, estableciendo las relaciones entre los diferentes reservorios hídricos mediante sentencias lógicas que condicionan los antecedentes de los sistemas lógicos difusos.

En la tabla mostrada a continuación se resumen cronológicamente las referencias bibliográficas mostradas en el presente apartado.

REFERENCIA		CAMPO	CARACTERÍSTICAS
AUTOR/ES	AÑO		
Hipel	1982	Recursos hídricos	Análisis multicriterio utilizando conjuntos difusos
Bogardi et al.	1983	Aguas subterráneas	Modelo de programación multiobjetivo para la gestión de un acuífero kárstico
Slowinsky	1986	Recursos hídricos	Uso de programación lineal multicriterio difusa para abastecimientos
Kindler	1992	Recursos hídricos	Uso de programación lineal difusa para optimizar el uso del agua en diversas demandas
Bárdossy y Disse	1993	Hidrología	Uso de un sistema lógico difuso para el cálculo de infiltraciones
Campbell	1993	Recursos hídricos	Definición de un sistema de inferencia difusa para la gestión de un embalse hidroeléctrico
Muster et al.	1994	Hidrología	Definición de redes neuro-difusas para modelizar variables hidrológicas no estacionarias
Russell y Campbell	1996	Recursos hídricos	Definición de un sistema lógico difuso para la gestión de un embalse hidroeléctrico a partir de un algoritmo SDP
Shrestha et al.	1996	Recursos hídricos	Definición de un sistema lógico difuso a partir de datos históricos
Fontane et al.	1997	Recursos hídricos	Uso de programación dinámica estocástica difusa de forma implícita para la gestión óptima de un embalse
Shrestha y Duckstein	1998	Recursos hídricos	Definición de un indicador difuso para evaluar el funcionamiento de sistemas de recursos hídricos

REFERENCIA		CAMPO	CARACTERÍSTICAS
AUTOR/ES	AÑO		
Panigrahi y Mujumdar	2000	Recursos hídricos	Definición de un sistema lógico difuso a partir de un algoritmo SDP empleando el software MatLab
Tilmant et al.	2001	Recursos hídricos	Definición de algoritmo FSDP, equivalente difuso a la programación estocástica dinámica explícita, para la gestión óptima de embalses
Dubrovin	2002	Recursos hídricos	Formulación de sistemas de inferencia difusa para la gestión de un embalse, comparando diferentes técnicas de defuzzificación
Tilmant et al.	2002	Recursos hídricos	Comparación entre el algoritmo FSDP y su equivalente clásico SDP
El Baroudy y Simonovic	2004	Recursos hídricos	Redefinición del indicador difuso de Shrestha y Duckstein
Keskin et al.	2004	Hidrología	Uso de un sistema lógico difuso para estimar la evaporación
Ramani y Rom	2007	Recursos hídricos	Definición de un sistema lógico difuso a partir de la gestión histórica
Simonovic	2009	Recursos hídricos	Recopilación del uso de la teoría difusa en la gestión de recursos hídricos, sin incluir la lógica difusa
Şen	2010	Hidrología	Propuestas de aplicación de la teoría difusa para estimación de infiltraciones, evaporaciones, etc.
Şen	2010	Recursos hídricos	Elaboración de un sistema lógico difuso a partir de algoritmos de programación dinámica para la gestión de abastecimientos

Tabla 2.- Referencias bibliográficas sobre el uso de lógica difusa en la ciencia del agua

4.2. METODOLOGÍA DE APLICACIÓN

En el presente apartado se expone el proceso metodológico a emplear para definir reglas de operación de embalses empleando lógica difusa. Dicha metodología se basa en los sistemas de inferencia difusa previamente mencionados, de Mamdani y Sugeno, introduciendo modificaciones realizadas en los trabajos de Campbell (1993), Russell y Campbell (1996), Shrestha et al. (1996), Panigrahi y Mujumdar (2000), Dubrovin et al (2002), Ramani y Rom (2007), y Şen (2010). El presente trabajo realiza una valoración y recopilación de las modificaciones propuestas por estos autores en una metodología única

Russell y Campbell (1996), Shrestha et al. (1996) y Dubrovin (2002), consideran que un sistema lógico difuso de Mamdani o Sugeno, aplicado en su forma original, no resulta adecuado al caso de la gestión de embalses. Dicha falta de adecuación se ha constatado, sobre todo, por el hecho de que en las metodologías generales los resultados varían de forma continua conforme cambian los datos. Supuesto por ejemplo un sistema con dos datos de entrada, si se tiene una combinación de datos concreta x_1 y x_2 , el resultado y_1 que se obtendría corresponde exclusivamente a la respuesta del sistema a dichos datos concretos. Si se modifican los datos, aunque la variación sea pequeña, los resultados sufren variaciones, aunque igualmente pequeñas si el cambio de los datos es de escasa entidad.

Esta característica resulta inadecuada para su aplicación a los embalses, ya que se trata de sistemas en los que se exige mantener, para ciertos niveles de operación, una salida constante. Es decir, si a un nivel de embalse x_1 le corresponde una suelta y_1 que responde a la satisfacción completa de una demanda, no resulta adecuado que ante un pequeño descenso del nivel de embalse, sin consecuencias para la gestión, la suelta disminuya, ya que ello provocaría la aparición de un déficit que, a todas luces, no debería producirse.

Por ello los autores anteriores han definido una serie de índices y operaciones que permiten a un sistema lógico difuso ignorar estas pequeñas variaciones en los datos, de forma que el resultado se mantenga estable si los niveles de los datos de entrada presentan únicamente variaciones testimoniales. Dichas modificaciones, como se ha indicado anteriormente, se han aglutinado en la metodología utilizada en el presente documento.

Aparte de estas modificaciones, el presente apartado particulariza la metodología general seguida por un sistema de inferencia difusa para su aplicación en la gestión de recursos hídricos, tanto para la fase de creación del mismo como la posterior de operación. Para ello va a seguirse el proceso metodológico general resaltando los aspectos más determinantes para la gestión de recursos hídricos, haciendo hincapié en las singularidades y especificidades que deben tenerse en cuenta.

4.2.1. DATOS DE ENTRADA

La definición de los datos de entrada es la primera fase a seguir en la creación de un sistema de inferencia difusa, o sistema de reglas difusas. Para ello deben elegirse las variables de entrada, determinarse el dominio de definición de las mismas, subdividirse dicho dominio y definirse, a partir de la subdivisión, los diversos números difusos que van a formar los condicionantes de las reglas difusas.

Para elegir qué variables van a constituirse en datos de entrada, si el sistema lógico difuso va a emplearse para reproducir la gestión histórica, deben tenerse en cuenta los datos existentes, los objetivos perseguidos al obtener las reglas de explotación y las circunstancias concretas de cada caso en particular.

Si el sistema de inferencia difusa va a ser definido a partir de un algoritmo determinístico, hay que unir a las circunstancias anteriores otras específicas para esta aplicación. En primer lugar, el análisis de la información disponible y del sistema de gestión a reproducir ya se ha realizado con anterioridad, puesto que dicho análisis es fase necesaria en la definición de cualquier algoritmo de gestión, siendo preciso únicamente recopilarlo. En segundo lugar, la existencia de un algoritmo previo permite un rango de posibles datos de entrada más amplio, ya que a los datos procedentes de registros históricos pueden unirse los resultados intermedios, o incluso finales, del modelo. Como ejemplo podría tomarse el caso de un sistema de gestión con dos embalses en paralelo (A y B), con el objetivo de definir un sistema lógico difuso para la gestión de las sueltas del embalse A. En este caso se podría elaborar y calibrar un modelo determinístico que simulara la gestión del sistema de forma global, obteniendo los flujos y almacenamientos en el mismo. Una vez creado este modelo

se podría construir un sistema lógico difuso cuyos datos de entrada fueran, además de los correspondientes al embalse A (volumen almacenado y entradas), los del embalse B. De esta forma se utilizan resultados del modelo determinista (en este caso volúmenes del embalse B) para definir el sistema de inferencia difusa. En este caso el sistema lógico difuso se emplearía para detallar el modelo determinista, de forma que el gestor del embalse A, a partir de datos medibles de forma directa, sea capaz de tomar decisiones sin necesidad de recurrir a simulaciones del modelo determinista al completo, sino únicamente operando el sistema de inferencia difusa para el embalse A, que obviamente debe presentar datos de entrada del embalse B al hallarse éste en paralelo.

Dadas las múltiples posibilidades, el rango de datos de entrada disponible es muy elevado. Decidir cuáles tomar en consideración depende finalmente del uso que se quiera dar al sistema lógico difuso y su relación con la aplicación que tenga el algoritmo determinístico. En el ejemplo anterior, al tratarse de un sistema de inferencia difusa de detalle, es necesario un mayor número de datos respecto al algoritmo original. La decisión debe ser tomada con juicio de experto, teniendo en cuenta todas las variables y con sumo cuidado. Sin embargo, en el caso de sistemas definidos a partir de algoritmos, existe una “regla de oro” que permite solventar este proceso de decisión. Esta regla dice que, si el sistema lógico difuso a definir va a ser aplicado sobre los mismos elementos de gestión que el algoritmo determinista (misma escala), con exactamente los mismos objetivos (mismo fin), la solución más eficiente consiste en tomar exactamente los mismos datos de entrada que dicho algoritmo. Ello es debido a que en el proceso de determinación del algoritmo de origen se ha realizado un análisis de qué datos de entrada son importantes.

Una vez decididas las variables de entrada, es necesario proceder a la caracterización de las mismas. En un sistema lógico difuso cada una de las clases en las que se decida dividir cada variable de entrada debe caracterizarse con un único número difuso. Dichos números difusos pueden ser definidos en la práctica de varios modos distintos, atendiendo a criterios de experto o a los datos existentes, adoptando varias formas en sus funciones de pertenencia, lo que sin duda supone un amplio abanico de posibilidades en su definición y, por ende, en el sistema lógico difuso resultante.

La forma utilizada en el presente documento para definir estos números difusos, tal y como exponen Russell y Campbell (1996), consiste en dividir equitativamente el dominio de cada variable de entrada en $n-1$ intervalos, siendo n el número de clases en las cuales se desea dividir dicho dato de entrada; y utilizar los límites de dichos intervalos para definir los vértices de los números difusos triangulares que caracterizan las n clases en las que se pretende dividir dicha variable; de forma que los vértices de un número difuso vengan determinados por 3 límites consecutivos y exista un solape parcial entre números difusos contiguos, como muestra la siguiente figura:

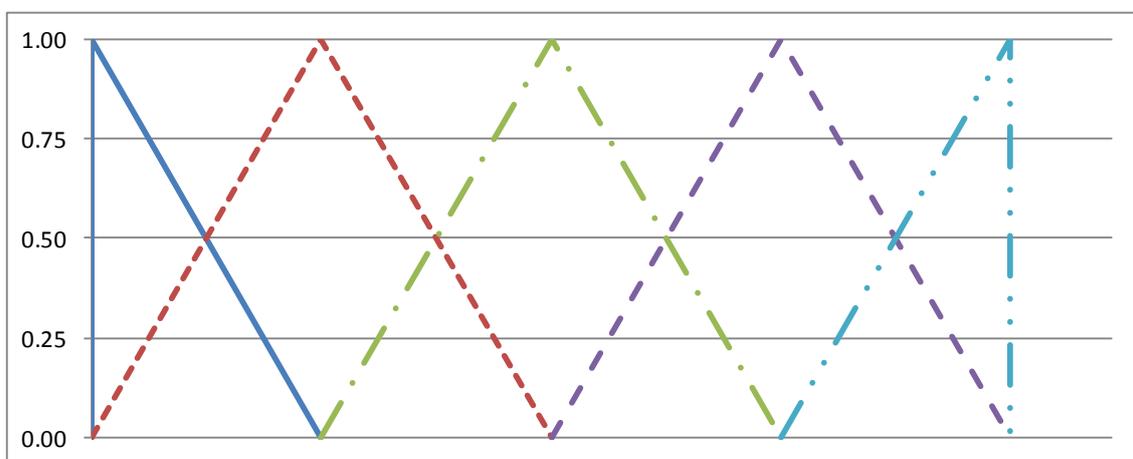


Figura 19.- División en categorías empleando números difusos triangulares

La imagen muestra cinco números difusos triangulares, cada uno de los cuales representa una de las categorías en las que se divide la variable de entrada. En este caso, por ejemplo, el número difuso de color verde y tramo punto-rayado podría corresponder a un valor "medio" del dato de entrada, mientras que el rojo y trama de rayas cortas podría corresponder a un valor "bajo" o "medio-bajo". También se observa un solape parcial entre un número con sus adyacentes, así como el hecho de que todos los vértices de los números difusos se hallan en valores del eje x correspondientes a la división del dominio de la variable en 4 partes iguales, es decir, $n-1$ divisiones.

Como ejemplo, suponer que se desea caracterizar el dato de entrada "volumen almacenado", cuyo dominio es el intervalo $[0, 10]$, empleando números difusos, de forma que dicho dato tenga 3 clases correspondientes a embalse bajo, embalse medio y embalse alto. Para ello es necesario dividir el dominio en $3-1=2$ intervalos que serían $[0, 5]$ y $[5, 10]$, con unos límites situados en 0, 5 y 10. Para definir los números difusos triangulares

correspondientes a las 3 clases anteriores se deben recorrer estos límites de acuerdo a la secuencia 0-5-10.

El número difuso correspondiente a la categoría inferior, según Russell y Campbell (1996), debe presentar los dos vértices inferiores idénticos e iguales al valor inferior del intervalo, por lo que deben ser iguales a 0. El vértice restante se obtiene siguiendo la secuencia de límites 0-5-10, siendo igual a 5, por lo que el número difuso “bajo” queda definido por $[0, 0, 5]$. Para que el nivel “medio” solape parcialmente con el “bajo”, respetando los límites de intervalos anteriores, deben solaparse dos vértices entre sí, y puesto que “medio” es superior a “bajo”, los vértices a solapar deben ser los dos vértices superiores de “bajo” (0 y 5), que se convierten en los dos vértices inferiores de “medio”. Para definir el vértice superior de este último únicamente debe seguirse la secuencia numérica de los límites. En este caso, al ser el segundo vértice igual a 5, el tercer vértice es, siguiendo la secuencia 0-5-10, igual a 10. El número difuso “medio” queda caracterizado por el número difuso triangular $[0, 5, 10]$. Para definir el número difuso “alto” es necesario solapar dos vértices con “medio”, por lo que los vértices superiores de éste (5 y 10) se convierten en los vértices inferiores de “alto”. Al ser “alto” la categoría superior los dos vértices superiores deben ser idénticos e iguales al valor superior del intervalo, por lo que el número difuso resultante queda determinado por $[5, 10, 10]$. Gráficamente el resultado es el siguiente:

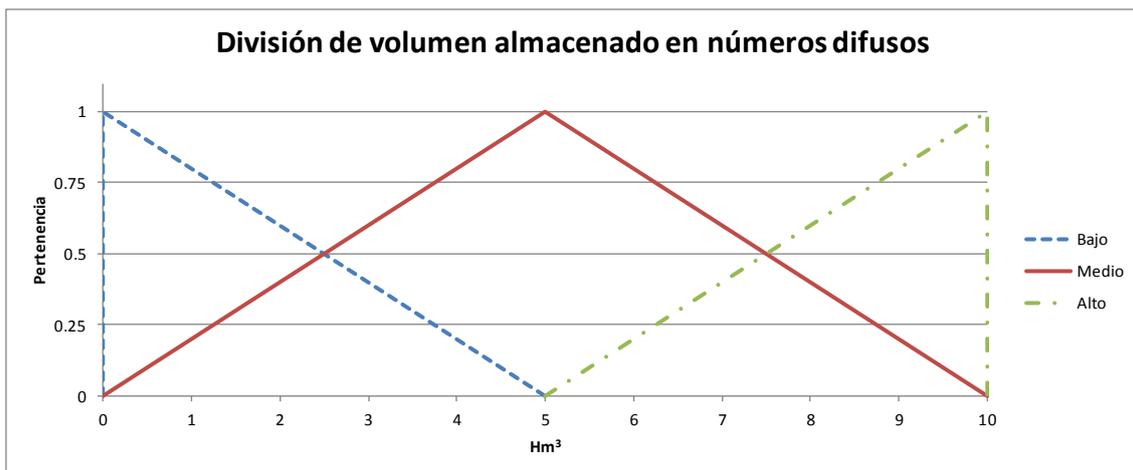


Figura 20.- Ejemplo de división de volumen almacenado en categorías empleando números difusos

En resumen, basta con dividir el dominio de la variable en función de los números difusos que se empleen en su caracterización y asignar los vértices de dichos números difusos en base a los límites de dichas divisiones, teniendo en cuenta que los vértices de los números deben ser límites consecutivos, que los números extremos presentan dos vértices idénticos, y que cada número debe compartir dos vértices con sus adyacentes.

4.2.2. REGLAS DIFUSAS

Una vez divididos los datos de entrada en clases, y caracterizadas las mismas mediante los números difusos correspondientes, el siguiente paso consiste en definir las reglas que relacionen dichos datos de entrada con los datos de salida. Para ello hay que recordar la forma de una regla difusa, que responde siempre a una expresión como la siguiente:

$$\text{Si } x_1 \text{ es } \tilde{A} \text{ y } x_2 \text{ es } \tilde{B} \text{ entonces } y \text{ es } \tilde{C}$$

Donde \tilde{A} y \tilde{B} son los datos de entrada y \tilde{C} es el dato de salida. En el uso de reglas difusas para la gestión de embalses el número de datos de entrada y salida es variable, dependiendo de las características del embalse y los objetivos perseguidos. Sí suele mantenerse, por regla general, la condición lógica “y”, no usándose habitualmente otras posibles condiciones como “o”. Pueden definirse condiciones de este tipo en casos concretos en los cuales la gestión del sistema lo requiera, pero se trata de aspectos muy específicos que no comprenden las situaciones habituales y que, además, no se pueden determinar de forma sistemática. En todas las aplicaciones desarrolladas en el presente documento se ha utilizado la condición lógica “y”, al no requerir la gestión de los sistemas tomados como ejemplos la definición de reglas con otras condiciones lógicas.

Una vez determinados los números difusos con los que se caracterizan los datos de entrada, es preciso definir las reglas difusas que ligan los mismos entre sí. Para ello es necesario determinar, a partir de la tipología de regla mostrada, qué números difusos correspondientes a las variables de entrada van a ser considerados en cada regla. Ello se reduce a combinar los números difusos previamente obtenidos para los datos de entrada. Según la bibliografía consultada, en particular Russell y Campbell (1996), dado que se puede asumir que los datos de entrada son independientes entre sí, las combinaciones de números

difusos deben abarcar todo el espacio definido por los dominios de las variables. Por ello la forma de definir las reglas consiste en determinar todas las posibles combinaciones que puedan darse entre los números difusos que caracterizan los datos de entrada, ordenar dichas combinaciones y asignar un número a cada posible combinación, siendo este último el de la regla resultante. El número de reglas del sistema lógico difuso es por tanto el productorio del número de clases de los datos de entrada.

Por ejemplo, se dispone de un sistema lógico difuso para la gestión de embalses caracterizado por dos entradas, “volumen” y “aportación”, habiendo definido para estos datos de entrada 3 categorías caracterizadas por sendos números difusos denominados como “bajo”, “medio” y “alto”. El número de reglas resultante es de $3 \cdot 3 = 9$, ya que a cada posible volumen embalsado le corresponden 3 posibles niveles de aportaciones. Las reglas de este sistema se definen estableciendo las diversas combinaciones posibles entre los datos y numerando el resultado, como se muestra en la siguiente tabla:

NÚMERO DE REGLA	VOLUMEN	APORTACIÓN
1	BAJO	BAJA
2	BAJO	MEDIA
3	BAJO	ALTA
4	MEDIO	BAJA
5	MEDIO	MEDIA
6	MEDIO	ALTA
7	ALTO	BAJA
8	ALTO	MEDIA
9	ALTO	ALTA

Tabla 3.- Ejemplo de reglas de un sistema de inferencia difusa aplicado a un embalse

Si las reglas difusas se definen de la forma descrita, abarcando cualquier posible combinación entre datos de entradas, y los números difusos que caracterizan los datos se definen de la forma expuesta anteriormente, se cumplen simultáneamente las hipótesis de sistema lógico difuso completo (cualquier posible combinación entre datos de entrada obtiene respuesta) y no redundante (no es posible eliminar ninguna regla sin que el sistema pierda su carácter de completo).

4.2.3. EVALUACIÓN DEL SEGUIMIENTO DE UNA REGLA

Una vez definidas las reglas difusas debe determinarse la forma de evaluar el grado de seguimiento de cada una de ellas, que posteriormente va a condicionar la respuesta del sistema lógico difuso. Dicho grado de seguimiento se determina, como se ha expuesto anteriormente, a partir de los valores de pertenencia de los datos.

En un sistema de Mamdani sin modificar el grado de seguimiento se obtiene mediante el mínimo valor de pertenencia de los datos de entrada (condición lógica “y”) o mediante el máximo (condición lógica “o”). En el caso de su aplicación a la gestión de embalses todas las reglas, como se ha enunciado anteriormente, responden habitualmente a una condición lógica “y”, por lo que en un sistema de Mamdani el grado de seguimiento de cada regla se definiría como el mínimo valor del grado de pertenencia que obtuvieran todos los datos respecto a los números difusos que caracterizan dicha regla. Sin embargo esta metodología presenta, como se describe en Shrestha et al (1996), el inconveniente de tomar el seguimiento teniendo en cuenta únicamente el menor valor de pertenencia de los datos de entrada, lo que equivale a asumir que los valores del resto de datos no tienen ninguna importancia para el mismo. Esta consideración, según los autores citados, no es en realidad correcta, ya que todas las variables de entrada condicionan la respuesta del sistema.

Para ilustrar este inconveniente va a tomarse como ejemplo un sistema lógico difuso cuyos datos son el volumen embalsado y la aportación entrante. Se considera que en cierto mes se tiene un volumen de 8 Hm^3 , al cual corresponde un grado de pertenencia de 0.2 en la categoría de volumen “muy bajo” y 0.8 en la categoría de volumen “bajo”; y una aportación de 8 Hm^3 , a la cual corresponde un grado de pertenencia de 0.2 en la categoría de aportación “muy baja” y de 0.8 en la categoría de “baja”. Si se usara como operador de seguimiento el mínimo, el grado de seguimiento de las cuatro posibles reglas correspondientes a las posibles combinaciones entre los volúmenes y aportaciones sería el siguiente:

$$\text{Volumen muy bajo y aportación muy baja} \rightarrow \min(0.2; 0.2) = \mathbf{0.2}$$

$$\text{Volumen muy bajo y aportación baja} \rightarrow \min(0.2; 0.8) = \mathbf{0.2}$$

$$\text{Volumen bajo y aportación muy baja} \rightarrow \min(0.8; 0.2) = \mathbf{0.2}$$

$$\text{Volumen bajo y aportación baja} \rightarrow \min(0.8; 0.8) = \mathbf{0.8}$$

Es decir, el sistema lógico tiene en igual consideración tres reglas, dos de las cuales sí suponen un mismo recurso disponible ($8+2=10 \text{ Hm}^3$), pero con una cuyo recurso disponible es menor ($2+2=4 \text{ Hm}^3$). No parece muy adecuado conceder el mismo grado de seguimiento a una regla que presenta dos datos con grados de pertenencia bajos (0.2) que a otra que presente uno con un grado de 0.2 y otro con un grado de 0.8; sino que esta última debería contar con un grado de seguimiento superior.

Para corregir este inconveniente Shrestha et al. (1996) y Russell y Campbell (1996) definen una metodología de evaluación del grado de seguimiento de una regla diferente a la utilizada por Mamdani, consistente en el uso del producto de pertenencias. Es decir, se define el grado de seguimiento de una regla como el producto de los grados de pertenencia de cada uno de los datos de entrada de la misma. Shrestha et al. (1996) proponen utilizar este producto como grado de seguimiento, mientras que Russell y Campbell (1996) prefieren elevar al cuadrado el producto para obtener así el grado de seguimiento. Ambas metodologías solucionan el inconveniente anterior, siendo la única diferencia que la propuesta de Russell y Campbell (1996) premia a las reglas más seguidas en mayor medida. En el ejemplo anterior, si en lugar del mínimo se empleara el producto, el resultado sería:

$$\text{Volumen muy bajo y caudal muy bajo} \rightarrow 0.2 \cdot 0.2 = \mathbf{0.04}$$

$$\text{Volumen muy bajo y caudal bajo} \rightarrow 0.2 \cdot 0.8 = \mathbf{0.16}$$

$$\text{Volumen bajo y caudal muy bajo} \rightarrow 0.8 \cdot 0.2 = \mathbf{0.16}$$

$$\text{Volumen bajo y caudal bajo} \rightarrow 0.8 \cdot 0.8 = \mathbf{0.64}$$

Esta opción parece más lógica, ya que presenta seguimientos diferentes para alternativas con diferente recurso disponible, y seguimientos iguales para alternativas con idéntico

recurso disponible. Se aprecia asimismo cómo la regla más seguida sigue siendo la última y cómo la proporción entre reglas, salvo el caso de la primera, se mantiene igual, por lo que no supone una alteración drástica respecto al mínimo. Este último hecho valida la modificación propuesta, ya que no se trata de proponer una metodología radicalmente diferente de la propuesta por Mamdani, sino únicamente adaptarla a un uso concreto. Si se obtuviera la respuesta del sistema con los pesos de ambas hipótesis la diferencia no sería abultada, ya que para tres de las cuatro reglas los pesos relativos se mantienen, por lo que en definitiva no supone un gran cambio cuantitativo utilizar una u otra. Sin embargo sí existe un salto cualitativo importante, el que diferencia entre aplicar un sistema de forma directa, sin conocimiento de causa, o adaptar una metodología para un uso concreto, aunque dicha adaptación no provoque grandes cambios.

En el presente documento se ha optado por utilizar como operador el correspondiente a elevar al cuadrado el productorio de los grados de pertenencia de los datos de entrada, como se indica en Russell y Campbell (1996). Se ha optado por esta metodología, en lugar de la propuesta por Shrestha et al. (1996) que aboga por el uso directo del productorio, por el hecho de magnificar los valores de las reglas más seguidas, lo que otorga más estabilidad a los resultados ante pequeñas variaciones de los datos. Así pues, para determinar el grado de seguimiento de la regla “j” (w_j) se debe realizar la siguiente operación matemática:

$$w_j = \left(\prod_{i=1}^n \mu_{ij} \right)^2$$

Donde μ_{ij} es el grado de seguimiento del dato de entrada “i” respecto al número difuso que caracteriza dicho dato en la regla “j”.

4.2.4. DATOS DE SALIDA

Una vez definidos los números difusos que caracterizan los datos de entrada, formuladas las reglas que los relacionan entre sí y tomada la decisión sobre el operador que determina el grado de seguimiento de cada regla; el siguiente paso para la construcción de un sistema lógico difuso consiste en asignar a cada regla un dato o datos de salida. Existen tres formas de definir estos datos:

- Empleo de datos históricos de gestión del embalse o embalses a modelar.
- Empleo de algoritmos de gestión del embalse o embalses a modelar.
- Empleo de criterios de experto.

La elección de una u otra alternativa depende de los datos disponibles, de la existencia o no de algoritmo de gestión, de si se dispone o no de expertos cuyo criterio sea aceptado y, sobretodo, de los objetivos buscados. Si se pretende reproducir la gestión histórica más reciente de un embalse, por ejemplo, deben definirse los datos de salida a partir de los registros históricos más recientes; pudiendo determinarse cualquier gestión pasada mediante el empleo de los datos históricos correspondientes al periodo temporal cuya gestión se desea reproducir. Si por el contrario el objetivo es reproducir la gestión que se obtendría aplicando un algoritmo, los datos de salida deben definirse a partir del algoritmo de gestión que se pretende reproducir. Si el objetivo consiste en reproducir la gestión según el criterio de uno o varios expertos, la definición de datos de salida debe efectuarse de acuerdo a las indicaciones del experto o expertos consultados.

En el caso de querer reproducir la **gestión histórica** el procedimiento de definición de los datos de salida, como se expone en Shrestha et al (1996), consiste en relacionar los registros históricos correspondientes a las salidas con las reglas de gestión previamente definidas, empleando para ello los datos históricos correspondientes a las entradas al sistema lógico difuso, en un proceso conocido como agrupación de datos, o *clustering*. Este proceso consiste en dividir los datos históricos de las salidas en tantos grupos como reglas existan, tomando como criterio para la división el grado de seguimiento obtenido a partir de los datos históricos correspondientes a las entradas, para cada una de las reglas difusas, en el mismo periodo temporal que el dato de salida a clasificar.

Por ejemplo, considérese que en un mes “i” determinado se registraron los datos históricos x_{1i} , x_{2i} y o_i , siendo los dos primeros los datos de entrada al sistema lógico difuso y el último el dato de salida. Al haber definido previamente las reglas difusas, puede determinarse qué regla o conjunto de ellas presentan seguimientos no nulos para los datos de entrada x_{1i} y x_{2i} . Es decir, la operación consiste en ejecutar parcialmente el sistema lógico difuso para obtener los grados de seguimiento de cada regla correspondientes a dichos

datos. Si por ejemplo la regla "j" presenta, para los datos correspondientes al mes "i" x_{1i} y x_{2i} , un grado de seguimiento w_{ij} no nulo, entonces el dato o_i se agrupa dentro del conjunto "j", pudiendo definirse entonces como o_{ij} . Si para dichos datos el grado de seguimiento no nulo se alcanza en dos reglas "j" y "k", entonces el dato o_i se agrupa simultáneamente en los conjuntos "j" y "k", definiéndose entonces o_{ij} y o_{ik} . Por tanto, si a lo largo de la serie histórica cierta regla "j" se ha seguido en un subconjunto de meses m_i , se puede definir la agrupación de datos "j", formada por los datos o_{ij} , como el conjunto formado por los datos históricos de la variable de salida de los meses m_i .

Una vez divididos los datos de salida en función de la regla seguida, el dato de salida de cada regla, S_j , se obtiene operando estadísticamente la agrupación de datos correspondiente a dicha regla. Las posibilidades son amplias, ya que para cada regla "j" pueden tomarse como dato de salida diferentes parámetros estadísticos como la media, la mediana, los cuartiles, etc. Sin embargo los parámetros más habituales, según la bibliografía consultada, son la media aritmética (agrupación de datos no ponderada) o la media ponderada (agrupación de datos ponderada o *weighted clustering*), definida esta última de acuerdo a la siguiente expresión, donde todos los términos han sido expuestos previamente, siendo m el número total de meses con registros históricos utilizados.

$$S_j = \frac{\sum_{i=1}^m o_{ij} \cdot w_{ij}}{\sum_{i=1}^m w_{ij}} \quad \text{con } i \text{ tal que } w_{ij} \neq 0$$

Es posible que mediante este proceso se constate la existencia de reglas que no han sido seguidas históricamente y para las que, por tanto, no pueden determinarse los datos de salida mediante un proceso de agrupación. En este caso es necesario determinar sus respuestas mediante criterios de experto, teniendo en cuenta tanto las respuestas de reglas semejantes, como las circunstancias asociadas a cada regla concreta y las características del embalse y las demandas a las que sirve. No se puede establecer de forma general un procedimiento de completado de respuestas de reglas no seguidas, debiendo ser un experto el que decida, para cada situación concreta, qué respuestas se asignan y por qué.

Las reglas difusas resultantes de un proceso de agrupación de datos reflejan todas las circunstancias que han afectado a la gestión histórica del embalse, sean éstas conocidas o

no, sistemáticas o no sistemáticas, ya que dichas circunstancias condicionan los datos. Por ejemplo, si en un embalse se definen resguardos por avenida en los meses invernales, aún desconociendo su existencia el técnico que elabore el sistema de inferencia difusa, al condicionar estos resguardos las sueltas y por tanto quedar reflejado en los datos históricos, el sistema lógico difuso va a presentar sueltas más elevadas a lo habitual durante los meses invernales. Por ello aunque no se conozcan a priori los criterios seguidos en la gestión, éstos pueden discernirse mediante el proceso de agrupación. En este contexto un sistema lógico difuso puede emplearse para determinar qué políticas se han seguido de forma real en la gestión de embalses, ya que con independencia de su publicidad o no, las pautas seguidas quedan invariablemente reflejadas en los datos históricos. Esto supone una ventaja que presentan los sistemas de inferencia difusa respecto a las metodologías clásicas, ya que los primeros reflejan cualquier circunstancia asociada a la gestión de un embalse sin ninguna operación adicional, y aunque no se haya declarado dicha circunstancia, mientras que con un enfoque clásico reflejar una circunstancia no declarada en la gestión de un embalse se vuelve difícil.

En caso de disponer de un **algoritmo de gestión**, aunque puede emplearse el procedimiento anterior simulando previamente el algoritmo y tratando los resultados como una serie histórica, resulta en general más sencillo obtener la respuesta utilizando directamente el mismo, como indican Russell y Campbell (1996). Para ello se debe simular el algoritmo tantas veces como número de reglas difusas existan, tomando como datos de entrada de cada simulación los correspondientes a los valores que presenten, en los números difusos que caracterizan cada regla, un valor de pertenencia igual a 1 (es decir valor modal). Los datos de salida de cada regla difusa son, entre los que el algoritmo de gestión proporcione en estas evaluaciones, los de interés para el técnico que elabore el sistema lógico difuso. En este caso también resulta de aplicación la "regla de oro" anteriormente enunciada, es decir, si el sistema lógico difuso se define sobre los mismos elementos de gestión que el algoritmo determinista, y con los mismos objetivos, la solución más sencilla y eficiente consiste en tomar como datos de salida los mismos que los del algoritmo a partir del cual se define el sistema de reglas difusas.

Por ejemplo, si se dispone de un algoritmo de gestión cuya expresión matemática sea $y=x_1 \cdot x_2$, y se desea obtener el dato de salida de una regla difusa "j" caracterizada por los números difusos $x_{j1}=[0 \ 2 \ 4]$ y $x_{j2}=[3 \ 5 \ 7]$; únicamente es necesario aplicar la ecuación sobre los valores modales de x_{j1} y x_{j2} . Es decir, la respuesta de dicha regla difusa "j" vendría determinada por $2 \cdot 5=10$. Por tanto, $y_j=10$.

En el caso de definir las respuestas por **criterios de experto**, es el experto o grupo de expertos quien toma una decisión sobre qué valor o valores de salida hay que considerar para cada regla.

En las metodologías descritas los resultados han sido números no difusos, por lo que no es necesario efectuar defuzzificación alguna. Sin embargo pueden definirse los datos de salida como números difusos que posteriormente sean defuzzificados, como un sistema de Mamdani convencional. En la bibliografía consultada no hay unanimidad a este respecto, optando Campbell (1993), Shrestha et al. (1996), Panigrahi y Mujumdar (2000), Ramani y Rom (2007) y Şen (2010) por definir el resultado como número difuso y defuzzificar posteriormente, mientras que Russell y Campbell (1996) optan por presentar el resultado directamente en forma no difusa. Dubrovin (2002) usa ambos métodos, ya que compara dos tipos de sistemas de inferencia difusa. En los casos de estudio desarrollados en el presente documento se ha optado por definir los resultados como números no difusos por el hecho de simplificar la metodología, al evitar la fase de defuzzificación, y por simplificar asimismo la fase de calibración, posteriormente descrita. En caso de querer definir datos de salida difusos, la metodología a aplicar es semejante a la previamente descrita para el caso de los no difusos. A continuación se describen estos procedimientos.

Si se determinan las reglas difusas a partir de datos históricos, el proceso de definición de la respuesta difusa para cada regla es idéntico al expuesto en Shrestha et al (1996), pudiendo obtener el dato de salida, para cierta regla "j", como un número difuso triangular definido a partir de la agrupación de datos o_{ij} , de acuerdo a las siguientes operaciones:

$$\tilde{S}_j = \left[\min(o_{ij}); \frac{\sum_{i=1}^n o_{ij} \cdot w_{ij}}{\sum_{i=1}^n w_{ij}}; \max(o_{ij}) \right] \text{ con } i \text{ tal que } w_{ij} \neq 0$$

Es decir, tomando como soporte los valores mínimo y máximo del conjunto, y como valor modal la media ponderada.

Si se utiliza un algoritmo de gestión, el número difuso correspondiente al dato de salida se caracteriza a partir de la simulación de los soportes y los valores modales de los números difusos que caracterizan los datos de entrada. Es decir, si existe un algoritmo que actúa sobre varios datos de entrada x_i , denotado como $f(x_i)$, y se define una regla difusa "j" para relacionar los diversos x_i , el dato difuso de salida de la misma se obtiene mediante las siguientes operaciones:

$$\tilde{S}_j = [\min (f(a_{xi}, b_{xi})); f(m_{xi}); \max (f(a_{xi}, b_{xi}))]$$

Siendo "a" el menor valor del intervalo del soporte para todo x_i , "m" su valor modal y "b" su mayor valor del intervalo del soporte. El valor inferior del soporte de la respuesta es el menor valor que, para todas las posibles combinaciones entre valores del soporte de los datos de entrada, proporcione el algoritmo. El valor modal de la respuesta es el resultado de evaluar la función para los valores modales de los datos de entrada. Por último, el valor superior del soporte de la respuesta es el mayor valor que, para cualquier posible combinación de valores del soporte de los datos de entrada, proporcione el algoritmo.

Por ejemplo, sea el mismo algoritmo de gestión previamente presentado, cuya expresión matemática es $y=x_1 \cdot x_2$, pretendiendo obtener el dato de salida de una regla difusa "j", caracterizada por los números $x_{j1}=[0 \ 2 \ 4]$ y $x_{j2}=[3 \ 5 \ 7]$, empleando un número difuso. La respuesta viene determinada por las siguientes operaciones:

$$\tilde{S}_j = [0 \cdot 3, 2 \cdot 5, 4 \cdot 7] = [0 \ 10 \ 28]$$

Donde el valor del soporte inferior es el mínimo posible entre los que forman el conjunto $\{0 \cdot 3=0 ; 0 \cdot 7=0 ; 4 \cdot 3=12 ; 4 \cdot 7=28\}$, es decir 0; el valor modal es $2 \cdot 5=10$, al ser éstos los valores modales de los datos de entrada; y el valor del soporte superior es el máximo valor posible entre los que forman el conjunto anterior, igual a 28.

Una vez se dispone de respuesta para todas las reglas difusas es necesario comprobar los datos de salida, sobre todo si se han obtenido a partir de registros históricos, de modo que el sistema de reglas resultante sea coherente. Las situaciones de incoherencia que pueden darse dependen de la definición del sistema, y deben ser comprobadas para cada uno en particular. Por ejemplo, en un sistema definido para reproducir la gestión histórica de un embalse destinado a abastecimiento urbano, es incoherente que una regla asociada a un volumen almacenado bajo presente mayores sueltas que una correspondiente a un nivel más alto. En el caso del uso agrícola, es incoherente que para un volumen almacenado semejante las sueltas sean superiores en un mes en el que la demanda es reducida respecto a un mes en el que la demanda es mayor. Para evitar estas incoherencias las sueltas deben ser corregidas de acuerdo al juicio de experto, de forma semejante a como se procedería para asignar un valor de datos de salida a las reglas sin seguimiento histórico.

En el caso de que el dato de salida sean las sueltas del embalse, se podría optar por dividir éstas en función de las diferentes demandas atendidas por el mismo. Por ejemplo, en un embalse destinado a garantizar caudales ecológicos, demandas de riego y protección frente a avenidas, la suelta se podría subdividir hasta en tres datos de salida diferentes, es decir la suelta para satisfacer el caudal ecológico, la suelta para satisfacer la demanda agrícola y los desembalses técnicos para garantizar un resguardo frente a avenidas. Esta subdivisión se traduce en un mayor detalle del sistema, pero habitualmente resulta más conveniente no realizarla, o ello no es posible, ya que para llevarla a cabo es necesario contar con registros históricos de las sueltas para cada uso, situación que no suele ser habitual, lo que impide obtener los datos de salida mediante un proceso de agrupación. No dividir las sueltas en sus componentes resulta especialmente adecuado cuando el sistema lógico difuso se integra en un sistema de gestión mayor, el cual se encarga de repartir las sueltas del embalse adecuadamente. Resulta entonces más eficiente definir un sistema de gestión de embalses con un único dato de salida (las sueltas) y procesar éstas posteriormente, ya que así la complejidad del sistema lógico difuso es menor, lo que redundará en una mayor robustez y facilidad de operación del mismo.

4.2.5. AGREGACIÓN DE DATOS DE SALIDA

El último paso en la definición de un sistema de inferencia difusa aplicado a la gestión de embalses es la obtención del resultado final por agregación de los diferentes datos de salida de cada una de las reglas. La metodología a emplear en este caso depende de si el dato de salida de cada una de las reglas es un número difuso o no. Como se ha comentado previamente, los casos de estudio desarrollados en el presente documento han sido elaborados utilizando respuestas no difusas a cada una de las reglas. En este caso el método de agregación más habitual, como se expone en Russell y Campbell (1996), consiste en una media ponderada, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$S = \frac{\sum_{j=1}^n S_j \cdot w_j}{\sum_{j=1}^n w_j}$$

En el caso de utilizar datos de salida difusos para cada regla, el procedimiento de agregación se combina con el de modificación de los datos. En este sentido la práctica habitual consiste en seguir las operaciones comunes en un sistema de Mamdani, como se expone en el apartado 3 y se puede observar en Panigrahi y Mujumdar (2000) y Ramani y Rom (2007); consistiendo en el truncamiento de la respuesta de cada regla, la unión de los conjuntos resultantes y la defuzzificación del conjunto difuso final. Como se ha expuesto anteriormente, existen diversos métodos para desarrollar estas operaciones, pudiendo optar por combinaciones distintas dependiendo de las circunstancias y del criterio del experto o grupo de expertos a cuyo cargo quede la elaboración del sistema lógico difuso.

4.2.6. CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN

La fase de calibración consiste en modificar los parámetros de un sistema de inferencia difusa para lograr reproducir con el mayor grado de fidelidad posible la realidad que se pretende modelar. La validación consiste en comprobar que el modelo calibrado funciona de forma adecuada en escenarios diferentes al de calibración. En un sistema lógico difuso los parámetros de un modelo son los números difusos que caracterizan las reglas lógicas, tanto para la parte antecedente (datos de entrada) como la consecuente (salidas), que también

puede ser no difusa. Por ello la calibración de un sistema de inferencia difusa puede realizarse mediante las siguientes operaciones, de forma aislada o simultáneamente.

- Modificación de los números difusos de los datos de entrada de cada regla.
- Modificación de los datos de salida de cada regla.

La primera alternativa modifica los grados de seguimiento de cada regla y, en consecuencia, la respuesta agregada del sistema. La segunda modifica de forma directa la respuesta de cada regla, lo que también se traduce en un cambio en la respuesta agregada del sistema. Ambos procesos son por tanto equivalentes y, aunque pueden utilizarse simultáneamente, es posible alcanzar calibraciones adecuadas empleando únicamente una de las operaciones anteriores.

Como ejemplo del primer procedimiento podría darse el caso de plantear una modificación de los números difusos mostrados en la Figura 20, que caracterizan las clases de volúmenes almacenados. En este sentido podría determinarse, por ejemplo, que tanto el volumen nulo como el máximo no pueden ser considerados como un volumen “medio”, ante lo cual se podría optar por redefinir el número difuso “volumen medio” disminuyendo su soporte. Ello derivaría en una gráfica como la mostrada a continuación:

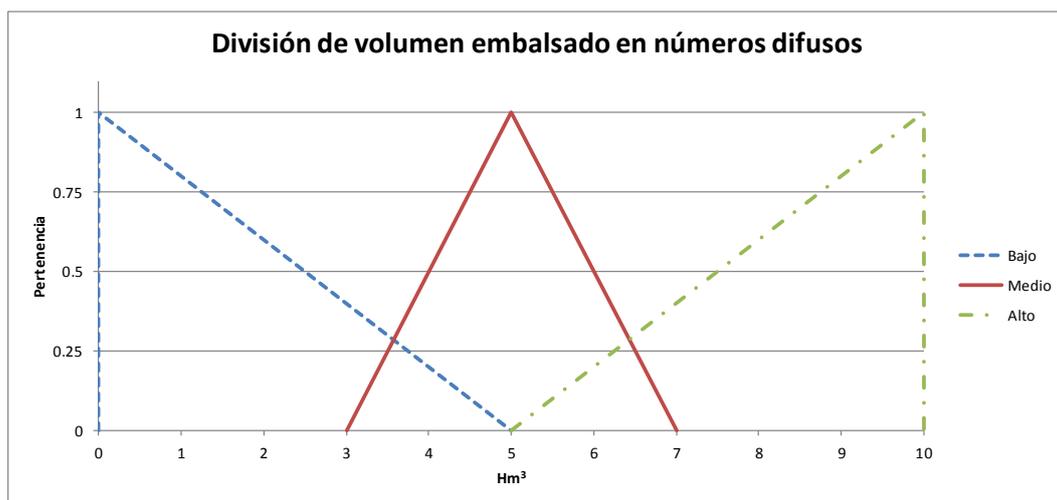


Figura 21.- Modificación de los números difusos de un dato de entrada en un sistema lógico difuso

Se aprecia cómo, al disminuir el soporte respecto a la situación original, varían los grados de seguimiento. Por ejemplo, para volúmenes embalsados entre 0 y 3 Hm³ anteriormente el seguimiento del volumen “medio” no era nulo, mientras que tras la modificación el

seguimiento de dicho volumen sí es nulo, y por tanto el seguimiento de todas las reglas en las cuales el volumen "medio" es parte antecedente. Esta modificación del número difuso provoca un cambio en los grados de seguimiento y, por ende, en las respuestas. Calibrar empleando este método consiste en ajustar los números difusos de los datos cada regla, de forma que la respuesta global del sistema se ajuste en mayor medida a la realidad deseada.

Este método de calibración resulta adecuado si lo que se desea es modificar el sistema lógico difuso de acuerdo al criterio de expertos, de forma que éste reproduzca la gestión de acuerdo a dichos criterios. Para ello deberían redefinirse los números difusos que caracterizan las reglas con ayuda de la opinión de los expertos, realizando un reanálisis del mismo. No puede hablarse de una calibración, sino de un reajuste del sistema. Sin embargo, cuando se trata de calibrar en base a datos históricos, este método pierde operatividad, ya que modificar los números difusos de los datos de entrada afecta a varias reglas simultáneamente, no siendo posible determinar a priori qué efecto va a tener la modificación en el sistema. Por ello utilizar este método para calibrar no es aconsejable, siendo preferible mantener la definición de la parte antecedente del sistema lógico difuso inalterada.

La otra posibilidad consiste en calibrar modificando las partes consecuentes de las reglas, es decir, los datos de salida. En este caso, si se ha definido el sistema a partir de datos históricos, siendo por tanto calibrado empleando registros históricos, es necesario tener en cuenta los siguientes aspectos:

- No todas las reglas presentan la misma importancia en la serie de datos. En todo sistema de reglas difusas hay un subconjunto de ellas cuyo seguimiento es elevado a lo largo de la serie analizada, mientras que otras reglas, dependiendo de la serie y del embalse, no llegan a seguirse. Por ello, aunque hay que prestar atención a los datos de salida de todas las reglas, es habitualmente un grupo reducido de las mismas el que tiene mayor incidencia en la gestión. En el proceso de calibración deben identificarse estas reglas de mayor importancia y prestar a las mismas atención preferente.

- El seguimiento de una regla suele ir en detrimento del seguimiento de las restantes, por lo que cuanto mayor sea éste en una regla concreta menor va a ser el de las demás. Esto permite identificar con facilidad qué reglas se siguen en cada paso temporal, con lo que se conoce sobre qué regla o reglas se deben actuar para mejorar un registro o tramo de registros concreto. Este aspecto facilita en gran medida la calibración, ya que se pueden identificar en las zonas con peor ajuste qué reglas funcionan mal, y actuar en consecuencia.
- La solución previa a la calibración suele ser, en la mayoría de los casos, una primera aproximación aceptable de la solución final, ya que se ha obtenido en base a observaciones históricas. Por tanto no es de esperar que la solución final tras la calibración sea muy diferente de la obtenida inicialmente previamente a la misma.

Además se cuenta con la inestimable ventaja de que los datos de salida de los sistemas lógicos difusos suelen ser magnitudes como las sueltas o los volúmenes objetivo almacenados, es decir, parámetros medibles y registrables, por lo que su calibración resulta mucho más sencilla al poder ser contrastados de forma directa con los registros históricos.

Todos los aspectos previamente citados conducen a un proceso de calibración relativamente sencillo (es posible calibrar cada regla de forma casi aislada del resto) y en el que podría emplearse un algoritmo de calibración automática (en este caso se tomarían los resultados del proceso de agrupación de datos como valor previo), si bien en ninguna fuente bibliográfica se menciona la existencia de procedimientos de autocalibración de reglas difusas. En todo caso la calibración por prueba y error se ve asimismo muy facilitada por las circunstancias especiales, de forma que habitualmente son necesarias muy pocas pruebas con un parámetro para poder determinar su valor más adecuado.

Para ilustrar esta sencillez en la calibración, se va a exponer el siguiente ejemplo. Se supone un sistema de inferencia difusa creado para reproducir la gestión de un embalse destinado a abastecimiento. Una vez creado el sistema lógico difuso y definidas sus respuestas mediante un proceso de agrupación de datos, el resultado para cierto periodo es el siguiente:

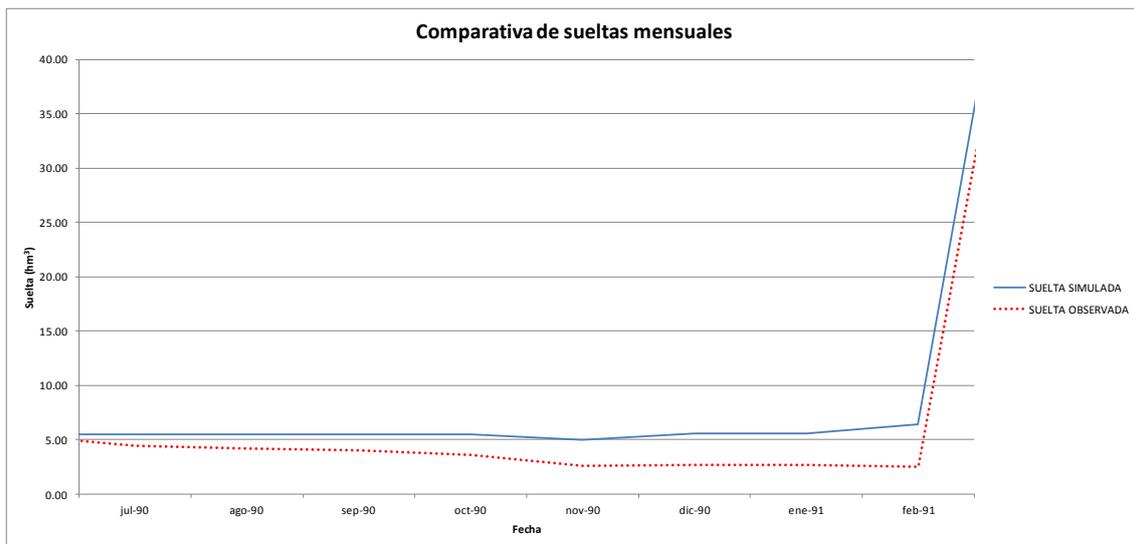


Figura 22.- Comparación entre volúmenes observados y simulados sin calibrar. Ejemplo de calibración

Puede concluirse que el sistema no funciona bien en este periodo, ya que proporciona sueltas sistemáticamente superiores a las registradas. Para poder calibrar el sistema y que reproduzca los datos observados únicamente es necesario determinar qué reglas se siguen en este periodo, para saber cuáles hay que corregir. En este caso se puede determinar que hasta noviembre la regla seguida es siempre la misma, mientras que a partir de noviembre cobra importancia otra regla difusa.

Observando la serie hasta noviembre, las sueltas se sitúan alrededor de unos 4-5 Hm^3/mes , mientras que a partir de este momento disminuye hasta 2-3 Hm^3/mes , lo que demuestra que ha habido cambios en las sueltas, que el sistema lógico difuso recoge mediante un cambio en la regla predominante. Para calibrar la primera de las reglas mencionadas es necesario asignarle una suelta situada entre 4 y 5 Hm^3/mes , e idéntico razonamiento puede hacerse con la segunda regla, salvo por el hecho de tener que adecuar las sueltas a 2-3 Hm^3/mes . Dado que el dato de salida del modelo, y por tanto el parámetro de calibración, es un valor de sueltas, la obtención del valor corregido es inmediata, ya que basta con acudir a la serie observada y tomar el valor de la misma. Por ello no se requiere un número elevado de pruebas por parámetro, ya que la relación entre parámetro y resultado del sistema es directa e inmediata, al ser el resultado el propio parámetro. Efectuando las correcciones indicadas el resultado es el siguiente:

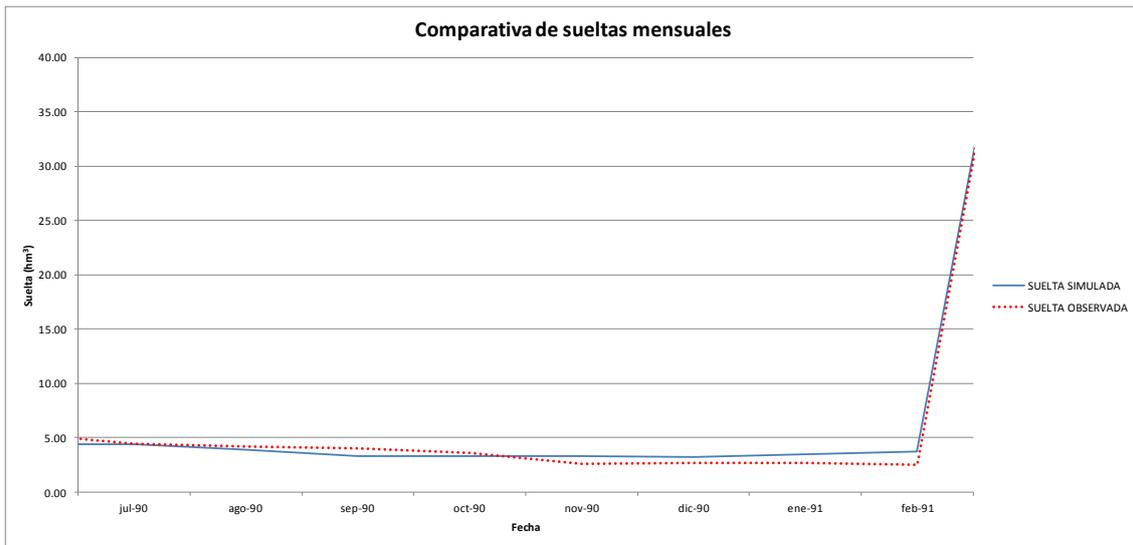


Figura 23.- Comparación entre volúmenes observados y simulados tras calibrar. Ejemplo de calibración

Donde el funcionamiento del sistema ya es adecuado. Para llegar a esta solución únicamente se ha realizado un cambio en dos parámetros, es decir, tras la primera prueba, una vez observado el valor que deberían tener las sueltas, se ha llegado a una situación satisfactoria.

Las dos gráficas mostradas se corresponden con un segmento de la serie histórica del embalse de Beleña, primer caso de estudio desarrollado en el presente documento. Obviamente en series largas no es viable examinar tramos con tanto detalle, sino patrones más amplios. Por ejemplo, si se detecta que en estiaje las sueltas son excesivas, únicamente es necesario determinar qué reglas difusas se aplican a las situaciones de estiaje, comprobar en la serie histórica qué valor de sueltas deberían tener, y ajustar los valores de sueltas de dichas reglas difusas. Tras pocas pruebas se llega a un resultado adecuado, por lo que el proceso de calibración, aún por prueba y error, resulta rápido y sencillo si el número de reglas y, por ende de parámetros, es asumible.

En el caso de utilizar un sistema de reglas difusas para definir la gestión a partir de un algoritmo no puede hablarse de una fase de calibración, sino más bien de una validación realizada comparando los resultados del sistema lógico difuso y los del algoritmo. Sí debe existir una fase de calibración en la definición del algoritmo, con el fin de asegurar su correcto funcionamiento. Si el algoritmo de origen se ha calibrado, puede considerarse al sistema lógico difuso como calibrado de igual forma, por lo que únicamente es preciso

proceder a una comparación entre ambos métodos para asegurar que el sistema lógico difuso funciona correctamente, y que no se han cometido errores en su elaboración.

Si el sistema se define para reproducir una gestión derivada de criterios de experto tampoco existe propiamente dicha una fase de calibración, sino que, al igual que en el caso de modificar los datos de entrada, se produce una fase de reajuste del modelo en función de las indicaciones del experto o grupo de expertos cuya gestión se desee reproducir.

4.2.7. OPERACIÓN

Una vez expuesta la forma de construir y calibrar un sistema de inferencia difusa para aplicarlo a la gestión de embalses, el paso siguiente es trabajar con él, es decir, obtener los resultados correspondientes a los datos de entrada que se deseen. Ello exige realizar varias operaciones, que se detallan a continuación.

4.2.7.1. OPERACIONES PREVIAS

Previamente a la introducción de datos de entrada en el sistema lógico difuso deben realizarse, habitualmente, operaciones previas, puesto que en ocasiones dichos datos no son registros medibles directamente sino que deben ser obtenidos por operación. Por ejemplo, en el caso de una gestión conjunta de embalses, el dato de entrada suele ser el volumen conjunto de ambos reservorios, por lo que es preciso obtener dicho volumen mediante agregación previamente a la aplicación del sistema de inferencia difusa.

Las operaciones previas presentan, en suma, una amplia gama de posibilidades, y su fin es preparar los datos de entrada del sistema lógico difuso posibilitando su operación.

4.2.7.2. INTRODUCCIÓN DE DATOS

Esta fase se corresponde con la fuzzificación, siendo por tanto la fase inicial de la operación del sistema, en la que se introducen los datos de entrada en el mismo y se obtienen los grados de seguimiento que les corresponden en cada una de las reglas. El procedimiento se realiza, como se ha mostrado anteriormente, sustituyendo en las funciones de pertenencia de los datos de entrada de cada regla los valores concretos que adoptan dichos datos. Como

resultado se obtiene un conjunto de grados de pertenencia, para cada regla y conjunto de datos de entrada, respecto a los números difusos que caracterizan dicha regla. Matemáticamente se expresa la operación de la siguiente forma, suponiendo varios datos x_1, x_2, \dots, x_n que se desean evaluar para la regla "j".

$$(x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow (\mu_{j1}, \mu_{j2}, \dots, \mu_{jn}) = (\mu_{j1}(x_1), \mu_{j2}(x_2), \dots, \mu_{jn}(x_n))$$

Como se ha indicado anteriormente esta operación debe realizarse para todas las reglas difusas, ya que a priori no es posible conocer cuáles van a presentar o no seguimiento. En la gráfica siguiente se muestra, como ejemplo, la operación referida para el caso de un dato correspondiente al volumen almacenado, dividido en 5 categorías difusas.

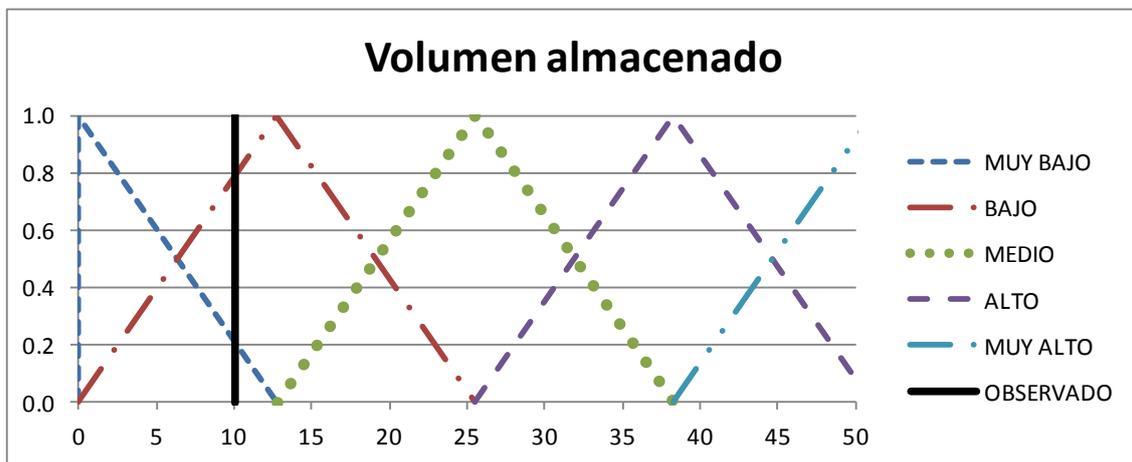


Figura 24.- Determinación del grado de pertenencia de un dato de entrada a diferentes categorías

En el ejemplo el valor del dato "volumen embalsado" en un paso temporal determinado es de 10 Hm³. Como puede observarse en la gráfica, a dicho valor le correspondería un valor de pertenencia de 0,2 en la categoría "muy bajo", un valor de 0,8 en la categoría "bajo" y un valor de 0 para las restantes.

En Russell y Campbell (1996) se define un índice límite, denominado ϵ_1 , por debajo del cual se considera el grado de pertenencia como no significativo. Es decir, una vez obtenidos los grados de pertenencia de un dato de entrada a cada número difuso que caracteriza las diferentes clases en las que se divide esa variable, como se realiza en la figura anterior, aquellos que sean inferiores a este valor ϵ_1 son considerados no significativos y, en consecuencia, igualados a 0. Este controlador permite que los grados de pertenencia bajos a

un número difuso determinado sean descartados, y por tanto las reglas difusas que de él dependen, lo que otorga al sistema lógico difuso mayor estabilidad frente a cambios pequeños en los inputs. Si la definición de datos de entrada se realiza conforme se ha descrito previamente, este índice puede tomar cualquier valor situado entre 0 y 0.5 sin que el sistema pierda su carácter de completo. En otras situaciones el valor del índice por encima del cual el sistema se vuelve incompleto debe ser determinado por prueba y error. Como ejemplo, en el caso anterior, si el valor límite fuera 0.25, el grado de pertenencia del dato de entrada en la categoría de volumen "muy bajo" hubiera sido considerado no significativo e igualado a 0, por lo que el resultado final sería un grado de 0.8 en la categoría "bajo" y grados de pertenencia nulos en todas las restantes.

4.2.7.3. APLICACIÓN DE REGLAS

La aplicación de reglas consiste en definir el grado de seguimiento de las mismas mediante el operador anteriormente enunciado, por lo que esta fase únicamente consiste en calcular el productorio definido al hablar de la construcción del sistema para todas y cada una de las reglas difusas, obteniendo un vector w_j cuya longitud es el número de reglas del sistema lógico difuso. Al igual que en el caso de la introducción de datos de entrada, es posible definir un índice limitante ϵ_2 , tal y como se expone en Shrestha et al (1996), por debajo del cual se considere que el grado de seguimiento de una regla no es significativo de forma que, si para una regla "j" dada, w_j fuera inferior al valor del índice, el seguimiento de la regla se consideraría no significativo y se igualaría dicho w_j a 0. Este índice, si resulta elevado, puede provocar que el sistema lógico difuso se vuelva incompleto. El valor límite que origina esta circunstancia debe ser determinado por prueba y error.

4.2.7.4. OBTENCIÓN Y AGREGACIÓN DE DATOS DE SALIDA

Una vez es conocido el grado de seguimiento de cada regla, el siguiente y último paso es determinar la respuesta del sistema a dichos datos, combinando los resultados de cada regla en un único valor. Dicha combinación, como se ha expuesto anteriormente, se realiza para números no difusos, como en los casos de estudio que van a ser desarrollados, empleando una media ponderada sobre los datos de salida de las diferentes reglas, utilizando como

pesos los grados de seguimiento de cada una de ellas. Con la obtención de este resultado finaliza el trabajo con el sistema de reglas difusas para un paso temporal determinado. Una vez obtenido este valor únicamente es necesario cerrar el balance hídrico con el fin de determinar el estado del embalse al inicio del siguiente paso temporal.

4.2.7.5. OPERACIONES FINALES

Los objetivos de las operaciones finales son, por un lado, comprobar que la respuesta del sistema lógico difuso es adecuada y, si no lo es, corregirla; y por otro lado obtener el estado final del sistema, que se corresponde con el estado inicial del paso temporal siguiente.

La **corrección de la respuesta** del sistema de inferencia difusa consiste en comprobar que dicha respuesta cumple los condicionantes físicos. Es necesario implementar estas correcciones porque los sistemas lógicos difusos no logran reproducir de forma adecuada los límites físicos, ya que éstos no son difusos. Aunque en la mayoría de evaluaciones de un sistema lógico difuso no es necesario efectuar corrección alguna sobre el resultado del sistema, es posible que, ante situaciones específicas, los resultados del sistema lógico difuso deriven en una infracción de las restricciones físicas del sistema. Por ello es necesario implementar las mismas en forma de límites. Por ejemplo se puede considerar un sistema lógico difuso como el mostrado en la Figura 24, en el cual el dato de entrada es el volumen almacenado. La categoría de volumen "muy bajo" comprende volúmenes entre 0 y 12.5 Hm³ aproximadamente. En dicho sistema se podría definir la respuesta a un volumen "muy bajo", tras un análisis de registros históricos, como igual a 0.5 Hm³. Con esa respuesta podría haber situaciones en las cuales el volumen fuera nulo pero el sistema, al asignar la respuesta a la regla correspondiente a un volumen "muy bajo", obtuviera un resultado de 0.5 Hm³, valor imposible al no existir recurso. Una solución a esta circunstancia sería aumentar el número de reglas, pero ello incrementaría de forma innecesaria la complejidad del sistema lógico difuso, por lo que se considera más adecuado implementar los condicionantes físicos de forma no difusa, corrigiendo la respuesta difusa.

Los condicionantes a implementar suelen ser, en la gestión de embalses, los siguientes:

- La respuesta del embalse, en forma de sueltas, no puede ser superior al recurso disponible. Para ello las sueltas del mismo, en un paso temporal "i", deben verificar la siguiente relación:

$$S_i \leq V_i + A_i$$

Donde S_i son las sueltas, V_i es el volumen almacenado al principio del periodo, y A_i es la aportación al embalse.

- La respuesta del embalse no puede conducir a un volumen embalsado superior al de la capacidad de la reserva. Para ello las sueltas, en un paso temporal "i", deben verificar la siguiente relación:

$$S_i \geq V_i + A_i - C$$

Siendo C la capacidad del embalse.

La definición del primer límite provoca que, en caso de que la suelta resultado del sistema lógico difuso sea superior al recurso disponible, ésta se reduzca hasta igualarse con dicho recurso. El segundo límite provoca que, si la suelta del sistema lógico difuso fuera a ocasionar un volumen almacenado superior a la capacidad del embalse, ésta aumente hasta que el volumen resultante sea el máximo.

Una vez corregida la respuesta, la única operación a realizar consiste en la **redefinición del estado del sistema**, esto es, aplicar la ecuación de balance hídrico en el embalse para obtener el volumen del mismo a final del paso temporal, que es igual al volumen inicial del siguiente paso. Esta operación es necesaria para poder aplicar de forma continuada el sistema lógico difuso, y se corresponde con la siguiente ecuación:

$$V_{i+1} = V_i + A_i - S_i$$

Donde V_{i+1} es el volumen al inicio del siguiente paso temporal, V_i el volumen al inicio del presente paso temporal, A_i las aportaciones o entradas al embalse durante el presente paso temporal, y S_i las salidas del embalse durante el presente paso temporal, incluyendo sueltas controladas, evaporaciones, filtraciones y vertidos.

4.2.8. SINGULARIDADES Y ASPECTOS ESPECÍFICOS

La operación de un sistema de reglas difusas presenta una serie de ventajas derivadas de la flexibilidad que existe en su definición, de la posibilidad de implementación sistemática de juicios de experto y de su capacidad para reproducir con facilidad cualquier esquema de gestión (histórica, procedente de algoritmos más complejos, etc.) que se desee. Sin embargo presenta varios aspectos en los cuales hay que tener sumo cuidado.

El primer aspecto a tener en cuenta es la decisión de qué datos de entrada son importantes o no, ya que el funcionamiento del sistema depende completamente de una elección acertada en este sentido. Un menor número de variables agiliza la operación del sistema, pero debe tenerse cuidado de no eliminar ningún dato de entrada significativo. Para ello es necesario analizar con detalle el funcionamiento del sistema y sus variables más relevantes, definiendo los datos de entrada de forma que se evite el exceso de variables (lo que deriva en un mayor tiempo de computación) y no se constate la falta de ninguna de ellas (lo que deriva en un funcionamiento inadecuado del sistema). En relación a esto se cuenta con la ventaja de que un sistema de reglas difusas con más datos de entrada de los significativos se puede identificar con facilidad, ya que si un dato no es significativo los datos de salida obtenidos van a ser insensibles respecto a él, por lo que todas las reglas en las cuales las combinaciones de los restantes datos sean las mismas van a presentar idéntico resultado independientemente del valor del dato de entrada no significativo. Sin embargo es mucho más engorroso el hecho de tener que redefinir un sistema, por lo que resulta más recomendable realizar un buen análisis previo antes de tener que realizar reanálisis sucesivos.

Un sistema de inferencia difusa también presupone que la gestión de un embalse a lo largo del periodo analizado es la misma. Esta suposición, compartida con otros métodos, debe ser tomada en cuenta tanto a la hora de definir los datos de salida como a la hora de evaluar la calibración. En un sistema de reglas difusas, en caso de sospechar la existencia de diferentes políticas de gestión a lo largo de la serie histórica a partir de la cual se van a definir las reglas, deberían descartarse los datos cuyas reglas de gestión no se correspondan con las buscadas. Si se desean caracterizar todas las gestiones históricas, los datos deben ser

separados y reagrupados según la gestión que sigan, definiendo un sistema lógico difuso para cada conjunto de datos separado de esa forma.

Otro aspecto importante a tener en cuenta en un sistema de inferencia difusa son las correcciones posteriores en las variables de salida. En el apartado anterior se han presentado las correcciones al dato de salida correspondiente a las sueltas, que suele ser el resultado habitual de un sistema de lógica difusa aplicado a la gestión de embalses, y el que se ha utilizado en los casos de estudio del presente documento. Sin embargo es posible que, para casos muy específicos, se definan otras variables de salida, debiendo entonces implementar correcciones diferentes para asegurar que el sistema lógico difuso no restringe las condiciones físicas del sistema de gestión.

También es necesario incidir en el hecho de que, aunque no es estrictamente necesario, resulta muy conveniente trabajar siempre con el dato correspondiente a volumen almacenado en forma de volumen útil. Ello es debido a la conveniencia de no incluir el volumen muerto en la definición de reglas difusas. Se podría tener en cuenta este volumen muerto definiendo reglas difusas correspondientes al mismo, pero se estaría intentando reproducir como difuso algo que no presenta dichas propiedades (el volumen muerto es indudablemente un único volumen determinado, invariable y no sujeto a más incertidumbre que la propia precisión de su medición). El hecho de trabajar en volumen útil no supone un escollo para la modelación, salvo en caso de que el embalse presente filtraciones que puedan provocar en casos puntuales un volumen por debajo del muerto. En esta situación sí se recomienda trabajar con volumen total, introduciendo el efecto de las filtraciones y del volumen útil en las operaciones de corrección de las sueltas obtenidas mediante la aplicación del sistema de reglas, de forma que no se violen los condicionantes del sistema.

Es preciso destacar también el hecho de que, independientemente de los datos de entrada de un sistema de inferencia difusa, es necesario disponer de datos sobre todas las variables que forman parte del balance hídrico, ya que de lo contrario no va a ser posible efectuar dicho balance y, por tanto, simular el sistema de forma continuada. Habitualmente, según la bibliografía consultada, las aportaciones al embalse y los volúmenes almacenados suelen constituirse en datos de entrada, lo que unido a las sueltas del mismo, que suelen

constituirse en datos de salida, hace que se tengan en cuenta en el sistema lógico difuso todos los elementos del balance hídrico. Sin embargo es posible que, en otras aplicaciones, no se considere necesaria la inclusión de alguna de estas variables en el sistema lógico difuso, como puede ocurrir con el caso de las aportaciones, ya que hay embalses que se gestionan exclusivamente en función de su volumen almacenado, y no de las aportaciones previstas. En tal caso, aunque dicho elemento del balance hídrico no sea necesario para la operación del sistema lógico difuso, sí debe ser tenido en cuenta a la hora de cerrar el balance, ya que sin él no es posible determinar el estado hídrico del siguiente paso temporal. Por ello, aunque algún elemento del balance no sea dato de entrada al sistema de inferencia difusa, debe ser introducido en la operación del mismo para poder cerrar el balance. Por ejemplo, si se define un sistema lógico difuso para un embalse, tomando como único dato de entrada el volumen almacenado y cuyo único dato de salida sean las sueltas, las aportaciones deben ser introducidas en el proceso de operación del sistema de inferencia difusa, ya que aunque no condicionen la gestión del embalse, sí son necesarias en el balance.

Por último, remarcar que aunque estos sistemas lógicos difusos se hayan descrito caracterizando sus datos de entrada como números difusos, admiten también la posibilidad de caracterizar datos de entrada con números no difusos, ya que éstos son únicamente un caso especial de los números difusos. Por ello todo lo comentado previamente es válido para el caso de datos de entrada no difusos. Ello ocurre, por ejemplo, con el dato de entrada temporal, que por definición es no difuso. Este dato puede ser introducido de la misma forma que el resto, pero caracterizando sus diferentes categorías (días, semanas, meses, años, etc.) con números no difusos, es decir, números difusos con soporte despreciable. La operación de estos datos de entrada puede realizarse entonces de forma idéntica a la del resto, no existiendo más diferencia respecto al proceso comentado que sus categorías quedan caracterizadas por números no difusos. Por ejemplo, el mes de octubre (primer mes del año hidrológico) podría ser caracterizado de forma difusa mediante el número $[0.99 \ 1.00 \ 1.01]$, lo que le permitiría ser operado como cualquier número difuso. Si se caracterizan las diferentes categorías del dato de entrada temporal de forma idéntica, puede introducirse el tiempo en un sistema lógico difuso sin realizar modificación alguna sobre lo indicado en este apartado, operando con el tiempo de forma análoga a cualquier otro dato de entrada. De

igual forma que con el tiempo se puede proceder con cualquier otra variable que no admita caracterización difusa.

Una vez analizados estos aspectos, en los capítulos siguientes se presenta la aplicación de la metodología descrita a los casos de estudio con el fin de probar las ventajas enunciadas. En los siguientes apartados se exponen tres casos de estudio de aplicación de la metodología expuesta, correspondiendo todos ellos sistemas reales en los cuales se ha utilizado información real. Dichos casos constituyen la forma de comprobar su aplicabilidad a situaciones reales, que es al fin y al cabo el objetivo de toda metodología de uso ingenieril.

5. CASOS DE ESTUDIO PARA REPRODUCCIÓN DE LA GESTIÓN HISTÓRICA DE EMBALSES

Una vez desarrollada la metodología en el apartado anterior de este documento, el procedimiento expuesto va a ser aplicado a varios casos de estudio, con el fin ilustrar la aplicabilidad del método previamente indicado a casos concretos reales, comprobando qué ventajas ofrece el mismo respecto a otras metodologías; de modo que quede justificado el uso de la lógica difusa en los casos en los cuales puedan ser aprovechadas sus ventajas.

En este apartado el objetivo principal de los casos de estudio consiste en la reproducción de la gestión histórica de embalses, lo que va a permitir exponer y clarificar qué ventajas ofrece la metodología en esta aplicación, qué aspectos específicos deben ser observados, así como justificar la adecuación de este procedimiento a los objetivos perseguidos. Para ello se presentan dos casos de estudio, correspondientes a los ríos Sorbe y Esla, cuya casuística propia se expone en los epígrafes siguientes.

5.1. RÍO SORBE: EMBALSE DE BELEÑA

Las demandas para abastecimiento que dependen del embalse de Beleña presentan garantías en ocasiones no acordes con las que cabría pedir a dichos usos, tal y como se indica en el Tema Importante 02.06 del Esquema de Temas Importantes (ETI) del Plan Hidrológico de la Cuenca del Tajo. En este contexto la definición de un sistema lógico difuso que reproduzca la gestión histórica reciente del embalse de Beleña permitiría realizar un diagnóstico de la misma, una **auditoría de la gestión del embalse**, que podría utilizarse como punto de partida para plantear mejoras a la misma, mediante la modificación del sistema lógico difuso, para así lograr un incremento en las garantías de suministro. El fin del presente caso de estudio es obtener un sistema de reglas difusas que refleje la gestión histórica más reciente del embalse de Beleña, que pudiera ser usado posteriormente como

base para estudiar posibilidades de mejora de la misma. Dicho sistema se define para operar a escala mensual.

5.1.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA

El río Sorbe es el principal afluente por la margen derecha del río Henares, perteneciente a la cuenca hidrográfica del Tajo, situándose en el noroeste de la provincia de Guadalajara. Nace en la Sierra de Pela y recorre 72 Km en dirección sur, a través de las sierras de Ayllón y de Alto Rey, hasta su unión con el Henares junto a la localidad de Humanes. El cauce cuenta con dos infraestructuras de regulación, siendo la principal el embalse de Beleña, con una capacidad máxima de 53 Hm³ y un volumen mínimo de explotación de 2 Hm³; cerrado por la presa de Beleña, de materiales sueltos y una altura de 57 metros, cuya construcción finalizó en el año 1982. Del embalse de Beleña parte el Canal del Sorbe, que distribuye el agua entre los municipios que forman parte de la Mancomunidad del Sorbe. La otra infraestructura de entidad existente es el azud del Pozo de los Ramos, cuya capacidad de regulación es despreciable, puesto en servicio en 1976. Del azud parte un canal, conocido también como Canal del Sorbe, capaz de trasvasar aguas del Sorbe al embalse de El Vado, en el río Jarama, que es a su vez punto de inicio del Canal del Alto Jarama, uno de los canales de abastecimiento de Madrid.

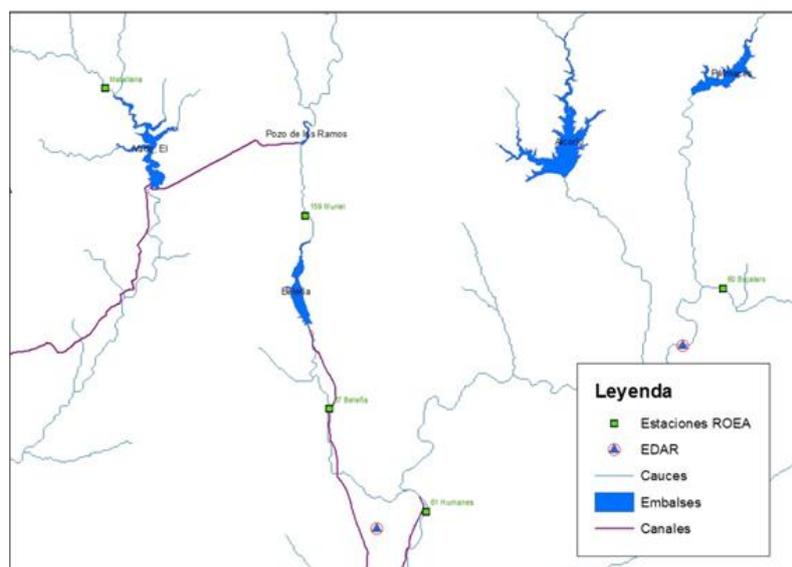


Figura 25.- Vista general del cauce y obras hidráulicas del río Sorbe

La Mancomunidad de Aguas del Sorbe es la encargada de abastecer de forma casi completa a todos los municipios del Corredor del Henares, entre los cuales destacan Guadalajara y Alcalá de Henares. Cuenta con un total de usuarios cercano a 355.000 habitantes, según el Esquema de Temas Importantes (ETI) del Plan Hidrológico de la cuenca del Tajo (PHT), y de unos 330.000 según el Plan Especial de actuación en situaciones de alerta y eventual Sequía de la Cuenca Hidrográfica del Tajo. La primera fuente cifra la demanda en 47.15 Hm³/año, mientras que la segunda lo hace en 56.66 Hm³/año.

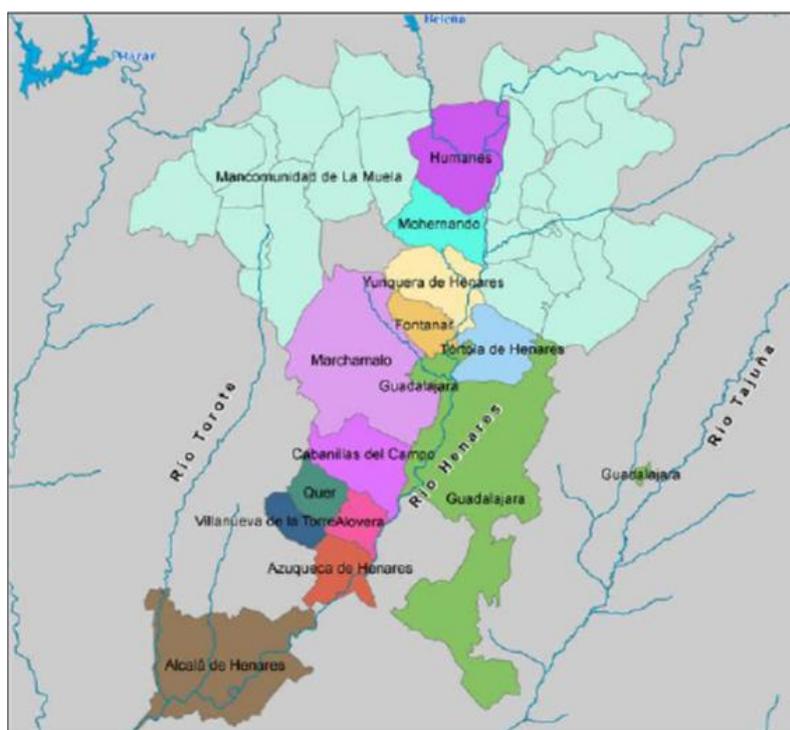


Figura 26.- Demandas urbanas abastecidas desde el embalse de Beleña

A esta demanda de abastecimiento cabe añadir la correspondiente al canal que une Sorbe y Jarama, propiedad del Canal de Isabel II, que tiene derecho a entre 5 y 12 Hm³, supeditado a la existencia de una reserva mínima en el embalse de Beleña (es decir, una curva de reserva), tal y como se expone en el Plan Especial de Sequías de la Cuenca Hidrográfica del Tajo. Además de las dos demandas de abastecimiento, existe un caudal mínimo aguas abajo de Beleña. El ETI del PHT propone un caudal variable trimestralmente, con un promedio anual de 0.51 m³/s. El Plan Especial de Sequía cuantifica este caudal en 9.24 Hm³ anuales. Estas demandas, pese a ser inferiores al caudal anual del Sorbe (168.80 Hm³ medios anuales según el Plan de Sequía), presentan problemas de garantía derivados, según el ETI, de una falta de capacidad del embalse de Beleña.

Para cuantificar la demanda total se ha recurrido a las fuentes bibliográficas anteriores. Según el ETI, la demanda mensual media conjunta (caudales ambientales y abastecimiento) es de 5.25 Hm³; mientras que según el Plan de Sequía es de 5.50 Hm³ mensuales. En el presente documento se ha tomado la mayor de ambas demandas, aunque en todo caso hay poca diferencia entre ellas. La demanda se mantiene aproximadamente constante durante todo el año. La demanda anterior no toma en consideración los trasvases hacia Madrid, que no van a ser incluidos como demanda en el presente estudio, salvo por el hecho de suponer una disminución de la aportación de entrada al embalse de Beleña.

A continuación se describe el proceso seguido para la obtención de un sistema de inferencia difusa a partir de los datos históricos existentes. Dichos datos se han obtenido, en su totalidad, del anuario de aforos del CEDEX, que recopila los datos registrados en las estaciones superficiales pertenecientes a la Red Oficial de Estaciones de Aforo, poniéndolos a disposición del público en la página web que se muestra a continuación: <http://hercules.cedex.es/hidrologia/pub/proyectos/AnuariosAforos.htm>. Se trata por tanto de datos de acceso público.

5.1.2. DATOS DE ENTRADA

Los datos disponibles en Beleña son las aportaciones al embalse, las salidas del mismo y el volumen almacenado, procedentes del anuario de aforos, disponibles para el periodo 1986-2009. La definición del sistema de reglas difusas debe realizarse teniendo en cuenta esta información. Los posibles datos de entrada para los cuales se dispone de información son las aportaciones al embalse y los volúmenes almacenados. Las opciones disponibles son emplear como dato de entrada únicamente el volumen almacenado o tener en cuenta tanto dicho volumen como las aportaciones. No se considera la posibilidad de definir como dato de entrada únicamente las aportaciones debido a que el fundamento de la gestión de un embalse consiste en tomar decisiones para controlar su volumen, por lo que el volumen inicial, al incidir en el final, debe ser considerado como dato de entrada. Para poder determinar si se consideran las aportaciones al embalse como variables de entrada es necesario determinar qué grado de importancia tienen las aportaciones de un mes concreto, respecto al volumen almacenado, en la gestión del embalse de Beleña. Para poder

establecer la misma es necesario analizar las aportaciones y su orden de magnitud respecto al volumen. Las aportaciones al embalse de Beleña son las siguientes:

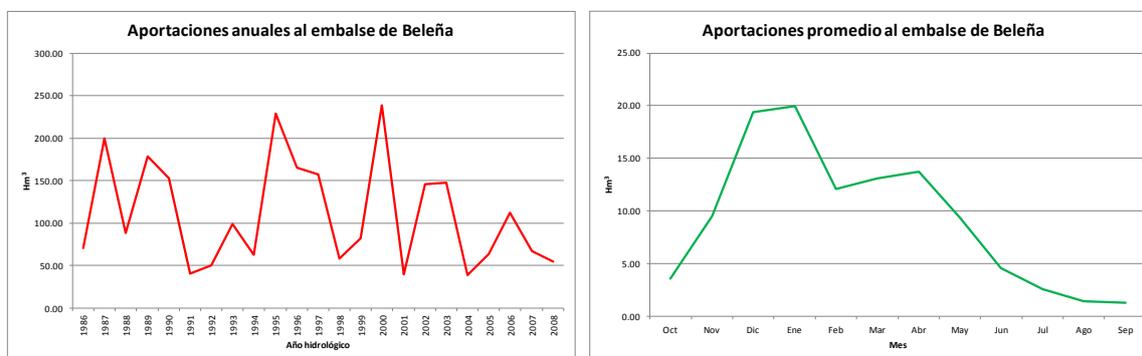


Figura 27.- Aportaciones anuales y promedio al embalse de Beleña

Como puede observarse, las aportaciones anuales de prácticamente todos los años superan la capacidad del embalse (51 Hm^3), por lo que éste puede considerarse como de regulación anual. En la gráfica de aportaciones promedio mensuales se observa cómo entre los meses de diciembre y abril las mismas se sitúan en torno a 15 Hm^3 , es decir, un 30% de la capacidad del embalse en un único paso temporal, lo que supone un volumen de aportación no despreciable. Puede concluirse, a la luz de los datos de aportaciones, que éstas sí pueden provocar, en un único mes, variaciones importantes en el volumen almacenado en Beleña. Por ello deben ser tenidas en cuenta y constituir una variable de entrada.

Respecto a la variable de entrada temporal, en el caso del Sorbe las demandas al sistema son de abastecimiento urbano, siendo estos requerimientos aproximadamente constantes a lo largo del año hidrológico, optándose ante esta circunstancia por no considerar el tiempo como dato de entrada. Por ello las reglas definidas son independientes del mes del año hidrológico en el que se realice la evaluación del sistema lógico difuso. Por tanto los datos de entrada al sistema de inferencia difusa del embalse de Beleña son dos: el volumen almacenado a principio de mes y las aportaciones durante dicho mes.

Una vez se ha tomado la decisión sobre los datos, éstos deben ser divididos en categorías. En este caso se ha optado, siguiendo las pautas de Russell y Campbell (1996) anteriormente comentadas, por dividir cada uno de los datos de entrada en cinco categorías caracterizadas por otros tantos números difusos. Para ello han construido estos últimos como se ha expuesto en el apartado anterior, dividiendo el dominio de cada dato de entrada en cuatro

intervalos de idéntica longitud, obteniendo los límites de los mismos y definiendo cada número difuso en función de dichos límites. El dato de entrada volumen almacenado se ha dividido en cinco categorías que van desde el volumen útil mínimo (0 Hm³) al máximo (51 Hm³). La misma operación se ha efectuado para las aportaciones, dividiéndolas en cinco categorías comprendiendo desde la mínima (0 Hm³) hasta la máxima (igual a 85.90 Hm³ que se han redondeado a 90 Hm³). A cada una de dichas categorías se le ha asignado un número difuso distinto. Así pues, los números difusos que dividen el volumen embalsado en categorías se han identificado con los nombres "muy bajo", "bajo", "medio", "alto" y "muy alto". Los números difusos que dividen las aportaciones en categorías se han identificado con los nombres "ínfimas", "bajas", "medias", "altas" y "muy altas". A continuación se representan los números difusos obtenidos.

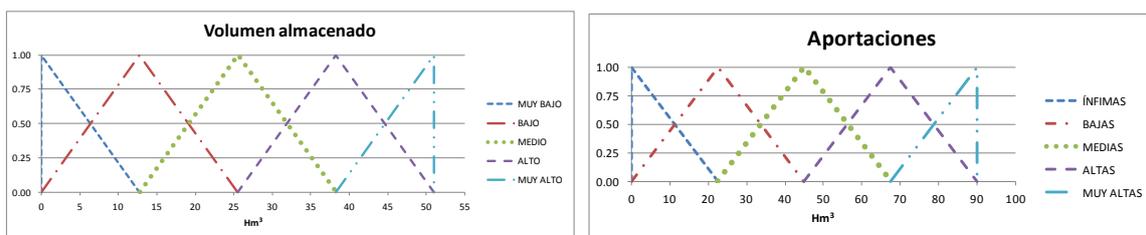


Figura 28.- Datos de entrada difusos definidos para el embalse de Beleña

Como puede observarse, cualquier número difuso definido se solapa con cada uno de los dos números difusos adyacentes en un 25%, según recomiendan Shrestha et al (1996). La introducción de datos de entrada, como se ha comentado previamente, se va a efectuar mediante la fuzzificación de los mismos para cada paso temporal respecto a los diferentes números difusos que caracterizan cada variable.

5.1.3. REGLAS Y EVALUACIÓN DEL SEGUIMIENTO

Una vez caracterizados datos de entrada deben definirse las reglas que ligan dichos datos entre sí, formando el sistema de inferencia difusa. Como se ha expuesto previamente, las reglas de gestión difusas se definen mediante la expresión: si el volumen almacenado es "x" y las aportaciones son "y", entonces las sueltas son "z". De acuerdo con esta expresión, el número de reglas del sistema es el productorio del número de categorías de los diferentes datos. En este caso de estudio el número de reglas es igual a 5·5=25, de acuerdo a cada

posible combinación entre volumen almacenado y aportaciones. Las reglas difusas se denotan de forma numérica de la siguiente manera:

NÚMERO DE REGLA	VOLUMEN ALMACENADO	APORTACIONES
1	MUY BAJO	ÍNFIMAS
2	MUY BAJO	BAJAS
3	MUY BAJO	MEDIAS
4	MUY BAJO	ALTAS
5	MUY BAJO	MUY ALTAS
6	BAJO	ÍNFIMAS
7	BAJO	BAJAS
8	BAJO	MEDIAS
9	BAJO	ALTAS
10	BAJO	MUY ALTAS
11	MEDIO	ÍNFIMAS
12	MEDIO	BAJAS
13	MEDIO	MEDIAS
14	MEDIO	ALTAS
15	MEDIO	MUY ALTAS
16	ALTO	ÍNFIMAS
17	ALTO	BAJAS
18	ALTO	MEDIAS
19	ALTO	ALTAS
20	ALTO	MUY ALTAS
21	MUY ALTO	ÍNFIMAS
22	MUY ALTO	BAJAS
23	MUY ALTO	MEDIAS
24	MUY ALTO	ALTAS
25	MUY ALTO	MUY ALTAS

Tabla 4.- Reglas difusas definidas para el embalse de Beleña

En cuanto a la evaluación del grado de seguimiento de cada regla, se ha optado por utilizar la formulación propuesta por Russell y Campbell (1996) en la que se emplea el cuadrado del producto de pertenencias. El grado de seguimiento, por ejemplo, de la regla número 20, para unos valores de datos de entrada correspondientes a un volumen almacenado de 40 Hm³ y unas entradas de 20 Hm³, se definiría de acuerdo a la siguiente expresión:

$$w_{20} = [\mu_{\widetilde{ALTO}}(40) \cdot \mu_{\widetilde{MUY\ ALTAS}}(20)]^2$$

En cada paso temporal el sistema debe efectuar esta operación para todas las reglas difusas definidas, lo que en este caso se traduce en 25 operaciones.

Se han definido unos valores del límite ε_1 de 0.30, intermedio entre un nulo y el valor máximo para el cual el sistema pierde su carácter de completo (0.50); y del límite ε_2 de 0.00 (no se va a tener en consideración).

5.1.4. DATOS DE SALIDA

Una vez se han establecido tanto los datos de entrada como las reglas, el siguiente y último paso necesario para definir el sistema de reglas difusas consiste en establecer el dato o datos de salida de cada una de las reglas. En este caso el resultado es único, correspondiendo al caudal de salida del embalse de Beleña. Dicho resultado va a ser determinado a partir de los datos históricos del embalse.

No se ha podido obtener, ni en el ETI del Tajo ni en el Plan Especial de Sequía, información sobre la gestión del embalse de Beleña lo suficientemente detallada como para poder discernir la gestión histórica del mismo. La segunda fuente cita obras de acondicionamiento en la presa, y la definición de resguardos por avenida, pero no ofrece las suficientes pistas para poder definirlos, por lo que no es posible determinar dichos condicionantes. Sin embargo, como se ha comentado en el apartado anterior, el sistema lógico difuso, al definirse empleando datos históricos, va a tener en cuenta cualquier circunstancia asociada a los mismos, por lo que los resguardos de avenida van a quedar reflejados en el sistema, si se han utilizado en la gestión, aunque éstos sean desconocidos. Por ejemplo, si en Beleña se prevé que el embalse nunca pueda quedar por encima de 45 Hm³, y dicha circunstancia se refleja en los datos, el sistema lógico difuso va a presentar, para volúmenes elevados, unas sueltas aún más elevadas que van a provocar que el embalse se sitúe por debajo de 45 Hm³.

Obviamente si dicha circunstancia es conocida previamente se puede preparar el sistema lógico difuso de forma que la refleje adecuadamente. Por ejemplo, en el caso de los resguardos por avenida, si su existencia fuera conocida previamente una decisión adecuada consistiría en considerar como dato de entrada el mes, ya que los resguardos se definen

únicamente para ciertos meses. También es posible definir estos resguardos al igual que en los algoritmos clásicos, mediante la introducción de operaciones de corrección de la respuesta, tal y como se ha expuesto previamente. También se indica en el Plan Especial de Sequía la existencia de una curva de reserva para el abastecimiento a Madrid, por encima de la cual se pueden derivar caudales desde el azud del Pozo de los Ramos hasta el Jarama. El efecto de dichas derivaciones hacia Madrid es tenido en cuenta en las reglas de gestión ya que las detracciones, al producirse aguas arriba del embalse, suponen una disminución en sus aportaciones. Puesto que la construcción del canal es anterior a la del embalse de Beleña, la serie histórica recoge estas disminuciones y, por tanto, recoge la respuesta de la gestión del embalse ante las mismas. Por ello no es necesario realizar ninguna variación en la definición del sistema en función de la curva de reserva adoptada históricamente.

Dado que la determinación de los datos de salida del sistema lógico difuso va a realizarse en función de los registros históricos, es necesario llevar a cabo una agrupación de datos para poder determinar el dato de salida, en este caso las sueltas. Para el proceso de agrupación de datos se han empleado los correspondientes al periodo 1986-2004. Los años finales de la serie se reservan para validación. Se ha optado por emplear una agrupación de datos no ponderada, descrita en el apartado anterior. Una vez realizado el proceso para todos los meses, las diferentes agrupaciones de datos correspondientes a las reglas definidas previamente pueden observarse en el siguiente gráfico:

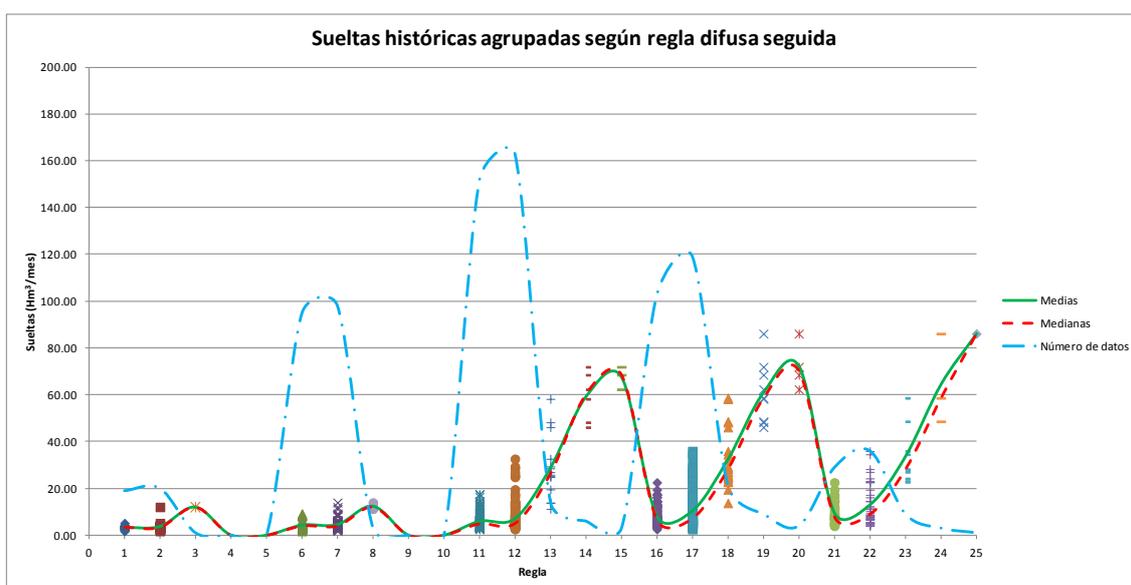


Figura 29.- Resultados del proceso de agrupación de datos en Beleña

Como puede apreciarse en el gráfico, las agrupaciones de sueltas no han arrojado unos conjuntos equilibrados en cuanto a número de datos, existiendo grandes diferencias en dicho número entre las diferentes reglas (incluso hay cuatro reglas no representadas). Ello es consecuencia del régimen hídrico del río Sorbe y de la propia gestión del embalse de Beleña. Únicamente se obtendrían grupos equilibrados en cuanto al número de datos si las aportaciones fueran procesos estadísticos de punto y si la gestión del embalse fuera completamente caótica, de forma que su nivel se definiera como una función aleatoria, ambos supuestos imposibles. También se observa como las reglas más representadas en el registro histórico son la 6, la 7, la 11, la 12, la 16, la 17, la 21 y la 22; es decir, las reglas que presentan unas aportaciones bajas. Ello también concuerda con las características de una cuenca hidrográfica natural, en la que caudales moderados son más frecuentes que caudales elevados, al corresponder éstos a periodos de grandes aportaciones superficiales.

Se observa cómo los estadísticos (media y mediana) de los diferentes conjuntos de salidas históricas presentan variaciones entre las diferentes reglas. Se aprecia en concreto cómo los estadísticos son mayores conforme la regla se acerca al valor múltiplo de 5 (es decir, conforme aumenta la aportación de entrada al embalse) y conforme se incrementa el número de regla (es decir, conforme aumenta el volumen almacenado) ya que se aprecia una tendencia general al aumento más allá de la observada al acercarse al múltiplo de 5. El primer patrón indica que la respuesta del sistema depende de la aportación de entrada al embalse, mientras que el segundo permite afirmar que la respuesta del sistema depende también del volumen almacenado. Por tanto se puede concluir que ambos datos de entrada son relevantes y que el sistema de reglas difusas ha sido adecuadamente definido, no existiendo reglas innecesarias. Si por ejemplo las respuestas hubieran resultado idénticas para todas las reglas entre 11 y 15 y entre 16 y 20 (mismo volumen almacenado) se hubiera podido concluir que la aportación de entrada no tenía influencia en la respuesta y, por tanto, el sistema de reglas contaba con un dato innecesario. Una vez agrupados los datos de sueltas por regla debe definirse la respuesta para cada una de ellas mediante un análisis de los datos de los diferentes grupos. En el presente documento se ha tomado como valor representativo para todas las agrupaciones la media aritmética, que se sitúa en todo caso

muy próxima a la mediana, siguiendo el planteamiento expuesto por Shrestha et al. (1996). Estas sueltas van a ser calibradas y, por tanto, modificadas posteriormente.

Realizada esta operación para todas las reglas, los valores representativos deben ser completados (para las reglas sin representación en la serie histórica) y corregidos. En primer lugar se debe proceder al completado de las reglas no seguidas en la serie histórica (en este caso las reglas 4, 5, 9 y 10), dado que éstas no cuentan con datos que analizar, por lo que es necesario asignar sus respuestas con criterio de experto. De acuerdo a los datos de las reglas no seguidas históricamente, éstas se corresponden con niveles de embalse muy bajos y bajos (entre el 0 y el 50% de su capacidad según los números difusos) y con niveles de aportaciones altas y muy altas (entre 45 y 90 Hm³/mes). Dado que las aportaciones son muy superiores a la demanda mensual (5.50 Hm³/mes), los meses en los que se presenten dichas reglas la demanda se podría satisfacer completamente con las aportaciones esperadas. Por tanto, para dichas reglas, se puede tomar como valor representativo de las sueltas el caudal demandado aguas abajo, igual a 5.50 Hm³/mes. Una vez se dispone de respuesta para todas las reglas difusas, las sueltas deben ser corregidas para que sean coherentes entre sí. Dicha coherencia exige, en este caso concreto, las siguientes condiciones:

- Para dos reglas con la misma categoría de volumen almacenado y diferente categoría de aportaciones, las sueltas de la regla con menor categoría de aportaciones (es decir, con aportaciones menores) nunca pueden superar a las sueltas con mayor categoría de aportaciones.
- Para dos reglas con la misma categoría de aportaciones y diferente categoría de volumen almacenado, las sueltas de la regla con menor categoría de volumen almacenado nunca pueden superar a las sueltas con mayor categoría de volumen almacenado.
- La regla 1 debe presentar las menores sueltas.
- La regla 25 debe presentar las mayores sueltas.

Estas condiciones deben revisarse ordenadamente para todas las reglas, empezando por la regla 1, que debe tener el valor de sueltas más bajo. Una vez realizada esta comprobación, se comprueba que la regla 2 no presente sueltas inferiores a la 1, la 3 a la 2, la 4 a la 3 y la 5 a

la 4. La regla 6 no debe presentar unas sueltas inferiores a la regla 1 (misma categoría de aportaciones, menor categoría de volumen almacenado), la regla 7 a las reglas 2 y 6, y así sucesivamente con las restantes. Una vez revisadas dichas condiciones, y previamente al calibrado, las sueltas obtenidas, para cada una de las reglas, son las siguientes:

REGLA DIFUSA	DATOS DE ENTRADA		DATOS DE SALIDA
	VOLUMEN	APORTACIONES	SUELTAS (Hm ³ /mes)
1	MUY BAJO	ÍNFIMAS	3.29
2	MUY BAJO	BAJAS	3.73
3	MUY BAJO	MEDIAS	5.50
4	MUY BAJO	ALTAS	5.50
5	MUY BAJO	MUY ALTAS	5.50
6	BAJO	ÍNFIMAS	4.31
7	BAJO	BAJAS	4.55
8	BAJO	MEDIAS	5.50
9	BAJO	ALTAS	5.50
10	BAJO	MUY ALTAS	5.50
11	MEDIO	ÍNFIMAS	5.96
12	MEDIO	BAJAS	7.10
13	MEDIO	MEDIAS	28.85
14	MEDIO	ALTAS	59.20
15	MEDIO	MUY ALTAS	67.57
16	ALTO	ÍNFIMAS	7.96
17	ALTO	BAJAS	10.43
18	ALTO	MEDIAS	32.46
19	ALTO	ALTAS	60.94
20	ALTO	MUY ALTAS	72.20
21	MUY ALTO	ÍNFIMAS	9.40
22	MUY ALTO	BAJAS	13.01
23	MUY ALTO	MEDIAS	33.64
24	MUY ALTO	ALTAS	64.43
25	MUY ALTO	MUY ALTAS	86.10

Tabla 5.- Datos de salida obtenidos mediante agrupación no ponderada en Beleña

Como puede observarse hay reglas cuyo resultado es superior a la demanda total estimada de 5.50 Hm³/mes. Ello es debido a que el dato de sueltas obtenido a partir de la serie histórica no discrimina entre sueltas ambientales, sueltas para abastecimiento, sueltas para asegurar un resguardo frente a avenidas, sueltas controladas en avenidas y otras sueltas excepcionales. Las reglas cuyo dato de salida supere dicho límite recogen, además de la satisfacción de la demanda, sueltas para asegurar un resguardo frente a avenidas, sueltas

controladas en avenidas y otras sueltas excepcionales. Es decir, queda probado, a la luz de los resultados de la agrupación de datos, que el sistema lógico difuso tiene en cuenta todas las circunstancias asociadas a la gestión de Beleña.

Como primer ejemplo de que el sistema de reglas tiene en cuenta las diferentes circunstancias de la gestión, puede observarse la regla 11. Esta regla entra en funcionamiento cuando el embalse se encuentra en un nivel "medio" (aproximadamente a la mitad de su capacidad) y las aportaciones al mismo son "ínfimas" (valores inferiores en la mayoría de los casos a $10 \text{ Hm}^3/\text{mes}$). Con dicho volumen embalsado y dichas aportaciones, el volumen final de Beleña no va a superar su capacidad máxima ni su resguardo para avenidas, salvo en casos excepcionales, por lo que la única componente de las sueltas registradas históricamente va a ser, en general, la satisfacción de las demandas ecológicas y de abastecimiento (estimadas en $5.50 \text{ Hm}^3/\text{mes}$). El dato de salida obtenido en la regla de gestión refleja esta circunstancia, ya que es igual a $5.96 \text{ Hm}^3/\text{mes}$. Hay una ligera desviación en el dato medio debido a la propia definición de los números difusos de volúmenes y sueltas, existiendo combinaciones en las cuales la suelta histórica fue mayor ya que entonces el embalse alcanzó su nivel máximo (el volumen "medio" representa en la práctica hasta 38.25 Hm^3 , y las entradas "ínfimas" comprenden hasta $22.50 \text{ Hm}^3/\text{mes}$) siendo necesario entonces evacuar un mayor volumen. Sin embargo, por norma general, la única componente del dato de salida de la regla 11 es la satisfacción de demandas.

Como segundo ejemplo puede observarse la regla 15, con un nivel de embalse "medio" análogo a la 11 pero con unas aportaciones "muy altas" (entre 67.50 y $90 \text{ Hm}^3/\text{mes}$). En esta situación las aportaciones siempre son superiores al volumen libre en Beleña, por lo que las sueltas necesariamente deben contemplar, además de la satisfacción de demandas, el mantenimiento del volumen embalsado por debajo de su capacidad máxima. Dado que el volumen de embalse "medio" se sitúa en torno a 25 Hm^3 y las entradas "muy altas" recogen valores en el entorno de $85 \text{ Hm}^3/\text{mes}$, el valor de sueltas esperado debería situarse en torno a $60 \text{ Hm}^3/\text{mes}$, sin tener en cuenta un resguardo por avenidas, en cuyo caso sería algo mayor. El valor obtenido a partir de los datos históricos concuerda con esta interpretación, pues es igual a $67.57 \text{ Hm}^3/\text{mes}$.

Una excepción a lo anterior son las reglas 4, 5, 9 y 10. Estas reglas se corresponden con niveles bajos del embalse (entre 0 y 13 Hm³ en general), pero con aportaciones considerables (entre 60 y 90 Hm³ en general). Dichas aportaciones son superiores a la capacidad de Beleña por lo que, cuando estas reglas difusas se presenten las sueltas deberían ser mayores a los 5.50 Hm³ indicados previamente, ya que sería necesario proceder a desembalses controlados por falta de capacidad de almacenamiento. Sin embargo en estas reglas las sueltas asignadas responden únicamente a la satisfacción de las demandas del sistema. Se ha procedido de dicha forma debido a que son reglas que no han sido seguidas en la gestión histórica del embalse, por lo que no se dispone de ningún dato para inferir sus respuestas, debiendo asignarse las mismas por criterio de experto. Para ellas se ha optado por no tener en cuenta ninguna suelta asociada a circunstancias excepcionales, dejando que el propio sistema se autorregule. En otras palabras, se han igualado las sueltas a las demandas para permitir que sean las propias restricciones del sistema (en términos de volumen mínimo y máximo, previamente mencionadas) las que actúen y definan en cada caso el desembalse controlado.

5.1.5. OPERACIONES FINALES

La definición de operaciones finales, una vez establecidos los datos de salida, consiste en aplicar las indicaciones realizadas al hablar de estas operaciones, en el apartado anterior, al caso concreto del embalse de Beleña. Ello arroja las siguientes operaciones:

- Introducción de un operador para corregir la respuesta, como se ha expuesto previamente, de forma que ésta no supere el recurso disponible y no provoque un volumen almacenado superior a la capacidad de Beleña.
- Definición del volumen final mediante el balance presentado previamente.
- Conversión del volumen final en el volumen inicial del siguiente paso temporal.

Una vez implementadas estas operaciones finales se está en disposición de trabajar con el sistema. Ello conduce a la siguiente y última parte de este apartado, la correspondiente a la obtención de resultados.

5.1.6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

El sistema lógico difuso descrito hasta ahora se ha programado empleando dos herramientas informáticas distintas: Excel y MatLab.

En el caso de Excel, dadas sus características, la implementación ha sido secuencial, es decir, se han utilizado las celdas, filas y columnas necesarias para definir paso a paso todas las operaciones que deben ser realizadas, de forma que se pueden observar visualmente todos los resultados parciales y finales obtenidos en el proceso. En primer lugar se han obtenido y representado en columnas los diferentes datos de entrada fuzzificados; posteriormente se ha obtenido el grado de seguimiento de cada regla, representado en columna, tras lo que se ha calculado la respuesta agregada del sistema, representándola nuevamente en columna. Una vez obtenida la salida del sistema se han aplicado las operaciones de corrección y los balances hídricos expuestos anteriormente. El resultado es, por tanto, una serie de columnas ordenadas, iniciándose en los datos de entrada (volúmenes a principio de mes y aportaciones), y finalizando en el estado hídrico final (volumen a final de mes y sueltas), en las cuales los resultados de cada fase de cálculo son los datos de partida de la siguiente. Esta forma de operar, característica de Excel, permite una fácil detección y corrección de errores, y una manera sencilla de seguir los procesos matemáticos que se llevan a cabo en un sistema lógico difuso. Sin embargo, pese a estas ventajas, no es posible integrar de forma cómoda un sistema de inferencia difusa definido en Excel en un modelo de gestión a mayor escala. Por ello se ha optado por utilizar el software MatLab. En el Anexo 1 se muestra la hoja Excel utilizada para el cálculo del sistema lógico difuso, durante los primeros dos años de simulación.

La programación del sistema lógico difuso en MatLab se ha realizado de forma idéntica a como se efectuaría en cualquier otro software. La forma de trabajo de MatLab, empleando vectores y matrices, puede asimilarse a la de Excel, aunque en el caso de MatLab es posible condensar todas las operaciones en un único algoritmo, de forma que se obtenga y represente directamente el resultado deseado. Debido a la expresión del sistema en forma de algoritmo y las capacidades de cálculo de MatLab, superiores a Excel, el sistema de inferencia difusa programado sí puede ser integrado en un modelo de gestión a mayor

escala, si este último fuera programado en MatLab. Además, al contrario que el proceso de cálculo desarrollado en Excel, el proceso matemático programado en MatLab puede ser implementado en cualquier otro entorno de programación con la única necesidad de convertir el código de MatLab al código del software de destino.

El hecho de emplear dos programas distintos también ha permitido proceder posteriormente a una comparación de resultados, utilizando un software como contraste y detector de errores del otro, permitiendo unas posibilidades de comprobación de funcionamiento de algoritmos imposibles de lograr con un solo programa. En lo que respecta al proceso de obtención de resultados, aunque la calibración es un proceso en general necesario, se ha creído conveniente representar los resultados obtenidos antes de proceder a la misma para demostrar que, como se ha indicado en el apartado anterior, el resultado del proceso de agrupación de datos suele proporcionar una primera aproximación adecuada, una buena base para la calibración. A continuación se presentan las gráficas de evolución de volúmenes y sueltas mensuales obtenidas previamente a la calibración para el río Sorbe en Beleña:

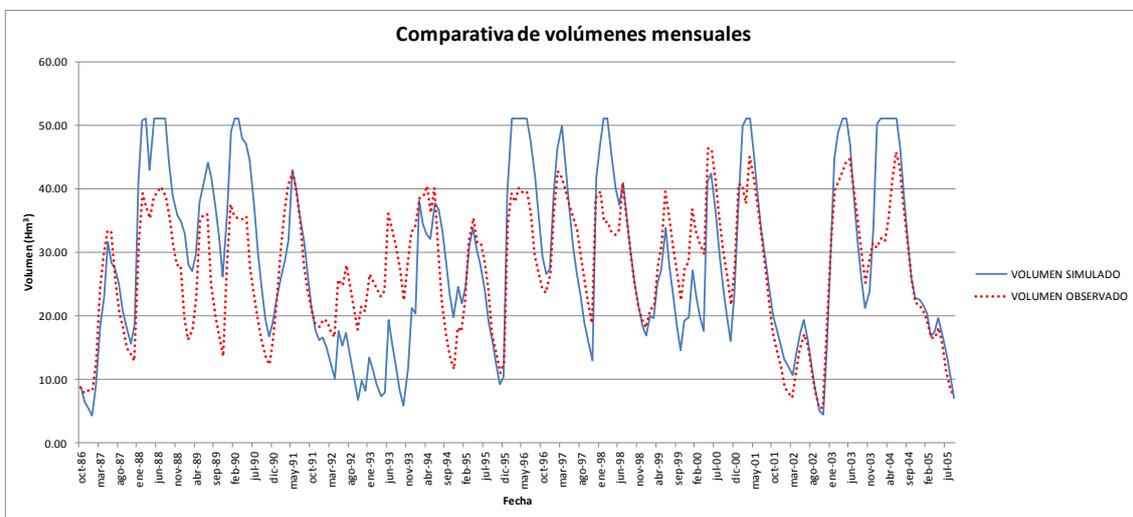


Figura 30.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Beleña. Situación sin calibración

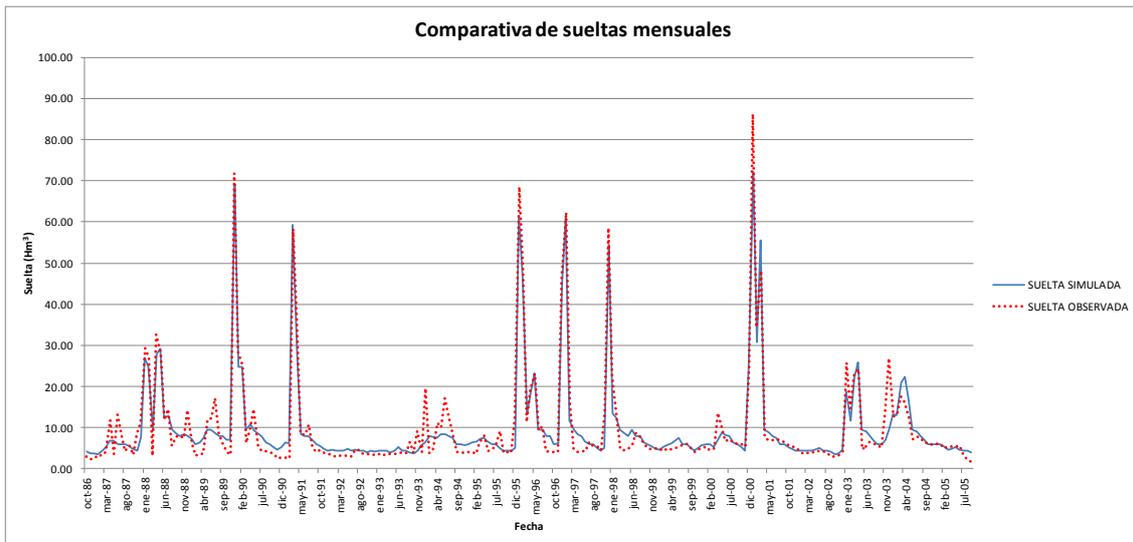


Figura 31.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Beleña. Situación sin calibración

Como puede observarse, el modelo reproduce las variaciones en los volúmenes y en las sueltas, aunque hay zonas en las que el ajuste no termina de ser adecuado. Esto es cierto sobre todo en lo que respecta a los volúmenes, donde el ajuste de los periodos 1988-1990, 1991-1994 y 1995-1998 es claramente mejorable. Se aprecia especialmente que, aunque en la serie histórica el volumen máximo de 51 Hm³ no se ha producido, el modelo sí alcanza dicha capacidad. En cuanto a las sueltas el grado de reproducción de los patrones históricos es visualmente mejor, ya que se reproducen tanto las sueltas en situación normal, iguales aproximadamente a la demanda, como las correspondientes a periodos de grandes aportaciones, en los cuales se producen sueltas adicionales para asegurar un resguardo frente a avenidas en el embalse o para evacuar el exceso de volumen almacenado.

Pese a los inconvenientes mencionados, puede concluirse que la situación de partida para la calibración del modelo es buena, ya que el grado de reproducción de las observaciones históricas es adecuado. Un punto de partida de un modelo que se ajuste en la forma mostrada a los registros históricos no suele ser la tónica habitual en los sistemas de recursos hídricos.

5.1.6.1. CALIBRACIÓN

De las alternativas presentadas en el apartado anterior, se ha optado por calibrar mediante la modificación de las respuestas por prueba y error.

Para la calibración del modelo se han comparado las series históricas de sueltas y volúmenes registradas en el embalse de Beleña (entre octubre de 1986 y septiembre de 2005) con las series generadas por el sistema de reglas difusas. Como entradas al sistema lógico difuso se han tomado las aportaciones históricas, calculadas por balance entre el volumen almacenado y las sueltas históricas; y los volúmenes almacenados a principios de mes, tomando el volumen histórico en el primer paso temporal y utilizando, desde ese momento, el volumen obtenido a partir de la operación del sistema lógico difuso, calculado como se ha indicado previamente en las operaciones finales del mismo. Como resultados de calibración se han obtenido los siguientes:

- Gráficas de comparación entre volúmenes y sueltas observados y simulados.
- Parámetros de ajuste: Correlación, R^2 , error medio e índice de Nash - Sutcliffe.
- Correlogramas comparativos entre valores observados y simulados.
- Estadísticos y correlogramas de las series de residuos.

El **coeficiente de correlación (R)** se define de acuerdo a la siguiente expresión:

$$R = \frac{cov(o,m)}{sd(o) \cdot sd(m)}$$

Siendo $cov(o,m)$ la covarianza entre los datos observados (o) y los obtenidos mediante el modelo (m); y sd la desviación típica. Este índice se define entre -1 y 1, mejorando la bondad del modelo conforme aumenta su valor.

El **coeficiente R^2** es el resultado de elevar al cuadrado el valor anterior, y se define como el porcentaje de la varianza de los datos explicado por el modelo. Se define entre 0 y 1, mejorando conforme aumenta su valor.

El **error medio (RMSE)** es la raíz cuadrada del error cuadrático medio, y responde a la siguiente ecuación:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (o_i - m_i)^2}{n}}$$

Siendo n la longitud de la serie para la cual se calcula el índice. Puede presentarse como error en unidades o en forma de porcentaje respecto al valor observado. En este caso y en los siguientes se ha optado por presentarlo en forma de error en Hm^3 , midiendo la separación promedio entre los valores observados y los ofrecidos por el modelo. Este índice queda definido para valores positivos, mejorando el ajuste del modelo conforme disminuye.

El **índice de eficiencia de Nash - Sutcliffe (NS)** se basa en la siguiente ecuación:

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (o_i - m_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2}$$

Este índice produce resultados menores o iguales a 1. Un resultado de 1 significa un ajuste perfecto; un valor de 0 significa que el error es del mismo orden de magnitud que la varianza de los datos observados, por lo que la media de los mismos tiene una capacidad predictora similar al modelo; mientras que valores negativos indican que la media de los datos tiene una capacidad predictora superior al modelo, es decir un modelo pésimo. Por lo tanto se deben lograr valores positivos, aumentando la bondad del modelo conforme se incrementa el valor de este índice.

A continuación se muestran las gráficas comparativas entre valores observados y obtenidos mediante el modelo calibrado, tanto para volúmenes como para sueltas.

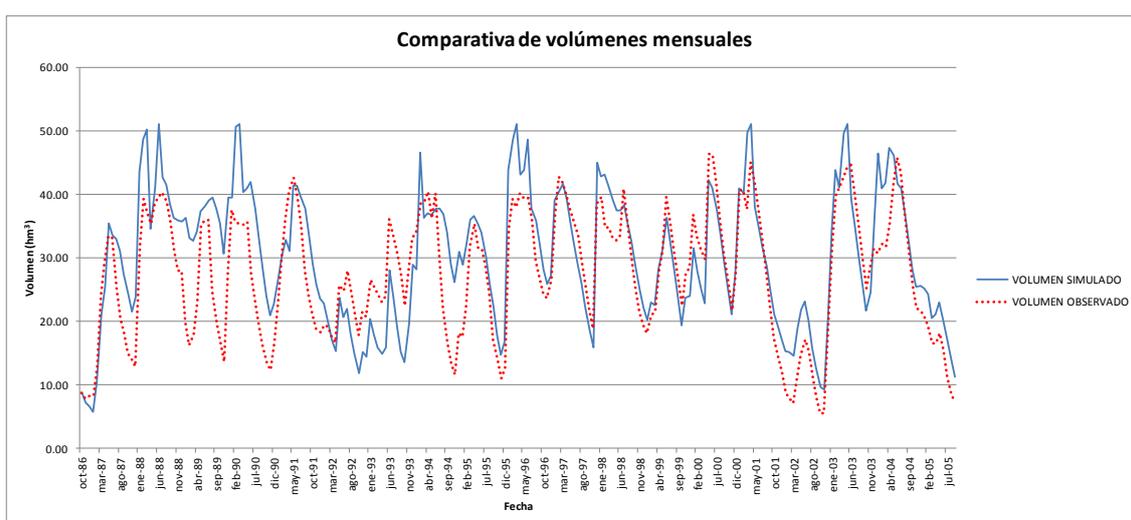


Figura 32.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Beleña. Modelo calibrado

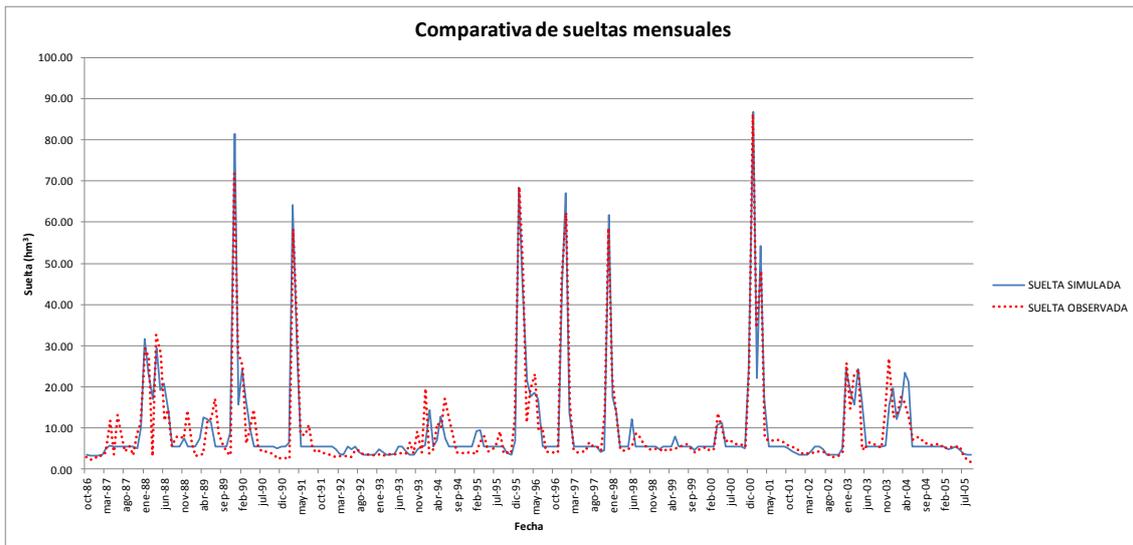


Figura 33.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Beleña. Modelo calibrado

Se puede observar, en referencia a las sueltas, cómo las series registrada y simulada presentan una semejanza aceptable, sobre todo en los años finales de la serie, con un buen grado de reproducción de los picos más grandes observados en la serie histórica, aunque los picos reducidos locales no se reproducen de forma tan exacta. En referencia a los volúmenes el ajuste presenta mayores discrepancias, siendo adecuado para los años posteriores a 1996 mientras que en la parte de la serie previa a dicho año las reglas de gestión no se ajustan a los datos históricos de forma adecuada.

Las gráficas parecen indicar que se ha producido un cambio en la gestión del embalse de Beleña a partir de 1996. Hasta 1991 los volúmenes simulados se sitúan sistemáticamente por encima de los observados, y con un patrón variacional distinto, lo que podría interpretarse como una mayor demanda en dichos años, quizá incluso una demanda de regadío (o una demanda urbana pero sólo de forma sustitutiva, durante ciertas épocas del año) a juzgar por las variaciones que presentan las sueltas en dichos años. Es posible que durante esos años el embalse fuera utilizado para satisfacer demandas situadas más aguas abajo en la cuenca del Tajo. Entre 1991 y 1996 la serie simulada no logra reproducir tampoco de forma adecuada los registros históricos, en particular durante el año 1994, probablemente por las razones indicadas previamente. Sin embargo la diferencia entre la gestión de estos años y la actual es menor a la del periodo anterior a 1991.

A partir de 1996 el ajuste de la serie histórica es ya adecuado, salvo varios episodios en los cuales el embalse de Beleña llega a llenarse en la simulación. Ello es provocado por el hecho de no tener en cuenta el tiempo como dato de entrada, ya que al definirse los resguardos por avenida únicamente durante ciertos meses, el modelo no es capaz de reproducirlos de forma completamente fiel, ya que el valor de sueltas para garantizar dicho resguardo es un valor promediado anualmente, por lo que en algún mes concreto es posible que dicho resguardo fuera insuficiente, lo que provoca que en el modelo se alcance la capacidad de Beleña.

Los parámetros de bondad de ajuste se exponen a continuación:

Correlación sueltas	0.95	Correlación volúmenes	0.80
R ² sueltas	0.90	R ² volúmenes	0.64
Error medio sueltas	3.96	Error medio volúmenes	7.03
Nash sueltas	0.90	Nash volúmenes	0.51

Tabla 6.- Parámetros de bondad de ajuste en Beleña. Modelo calibrado

Puede observarse cómo los parámetros de ajuste en las sueltas son buenos, lo que junto a la gráfica anterior indica que el ajuste de las sueltas es adecuado. En lo que respecta a volúmenes, los ajustes se encuentran lastrados por los primeros años, dando como resultado unos índices no adecuados. El ajuste de los volúmenes es inferior respecto a las sueltas por el hecho de que un error en éstas queda magnificado en los volúmenes, donde se convierte en una serie de errores. Ello puede observarse, por ejemplo, en el año 1987. La serie de sueltas presenta dos picos que el modelo no logra reproducir, lo que se traduce para las sueltas en dos errores aislados. Sin embargo esos errores provocan en la serie de volúmenes un incremento entre marzo de 1987 y marzo de 1988. Es decir, lo que para la serie de sueltas son dos errores aislados para la de volúmenes se convierte en todo un año de resultados situados sistemáticamente por encima de los registros históricos. Por ello, aunque el ajuste de la serie de sueltas es adecuado, los errores que presenta ésta, al ser de magnitud apreciable respecto al dato observado, se transmiten a la serie de volúmenes, donde se convierten en cadenas de errores, lo que empeora su ajuste respecto a las sueltas. Tomando, para los volúmenes, los índices a partir de 1996 el resultado es el siguiente:

Correlación volúmenes	0.91
R ² volúmenes	0.82
Error medio volúmenes	4.78
Nash volúmenes	0.80

Tabla 7.- Parámetros de bondad de ajuste para volúmenes a partir de 1996 en Beleña. Modelo calibrado

El aumento en los parámetros de bondad de ajuste significa que descartando los primeros años el ajuste en los volúmenes es adecuado.

La comparación entre los correlogramas de las series observadas y simuladas permite contrastar el comportamiento estadístico-temporal de las series. Un grado de adecuación elevado entre las series significa que la serie simulada reproduce las propiedades estadístico-temporales de la observada. Los correlogramas para volúmenes y sueltas, a escala mensual, se presentan a continuación:

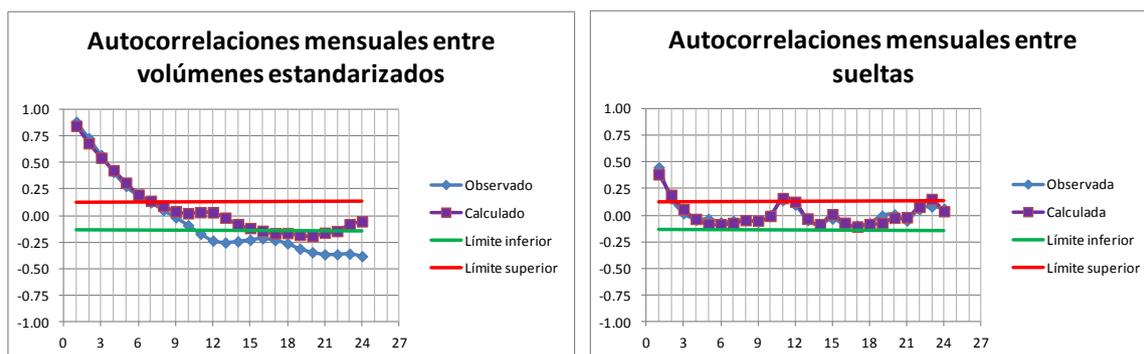


Figura 34.- Correlogramas de volúmenes y sueltas en Beleña. Modelo calibrado

Para asegurar la validez de estos correlogramas mensuales la serie debe ser estacionaria. Habitualmente ello no se cumple en las series hidrológicas o de recursos hídricos a escala mensual, ya que los estadísticos de los datos para cierto mes difieren de los correspondientes a otros meses del año. En este caso de estudio dicha estacionalidad puede ser asumida en la serie de sueltas, puesto que se trata de una variable controlada de abastecimiento a una demanda urbana cuya variación en el año es muy escasa, siendo la estacionalidad rota únicamente por los episodios de avenidas o de sequías. En el caso de los volúmenes dicha estacionalidad no es asumible por la propia gestión de Beleña, debiendo ser los datos mensuales estandarizados. Como se puede apreciar, los coeficientes de autocorrelación son semejantes entre ambas series, sobretodo en el caso de las sueltas.

Puede concluirse que la serie simulada es capaz de reproducir adecuadamente las relaciones estadístico-temporales de la serie histórica observada.

Como último paso en la aceptación de la calibración se ha realizado un análisis de los residuos de las series de volúmenes y sueltas, determinando sus estadísticos y correlogramas para comprobar que funcionan como un ruido blanco (media y asimetría nulas y correlograma sin dependencia temporal).

Los estadísticos de las series de residuos son los siguientes:

	Volúmenes	Sueltas
Media	-2.79	0.01
Mediana	-2.83	-0.20
Desviación	6.46	3.96
Coef. variación	-2.32	392.62
Asimetría	-0.24	0.20

Tabla 8.- Estadísticos de las series de residuos de volúmenes y sueltas en Beleña. Modelo calibrado

Se observa cómo en el caso de las sueltas el comportamiento de los residuos como ruido blanco se cumple, puesto que la media y la asimetría son prácticamente nulas. En cuanto a los volúmenes, pese a ser la asimetría muy baja, la media de la serie no es despreciable, lo que significa que no se comporta como un ruido blanco. Sin embargo este efecto puede ser ocasionado, de nuevo, por los primeros años de la serie. Tomando únicamente estadísticos a partir de octubre de 1996 para la serie de volúmenes los resultados son los siguientes:

	Volúmenes
Media	-1.52
Mediana	-2.13
Desviación	4.56
Coef. variación	-3.01
Asimetría	-0.29

Tabla 9.- Estadísticos de la serie de residuos de volúmenes a partir de 1996 en Beleña. Modelo calibrado

Como se puede observar, la media se reduce y el coeficiente de asimetría se mantiene en valores muy bajos. Pese a esta reducción, no se puede determinar que los residuos funcionan como un ruido blanco. Los correlogramas de las series de residuos se muestran en la siguiente figura:

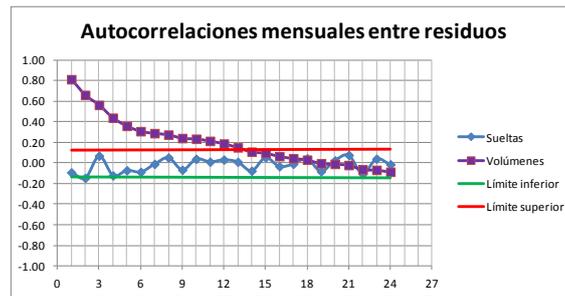


Figura 35.- Correlogramas de residuos en Beleña. Modelo calibrado

Se aprecia cómo la serie de residuos correspondiente a las sueltas no cuenta con autocorrelación temporal, lo que unido a las propiedades mostradas en la tabla permite concluir que la serie de residuos de las sueltas sí funciona como un ruido blanco. En cambio la serie de residuos de volúmenes presenta una clara autocorrelación temporal. Descartando para esta última serie los datos previos a octubre de 1996 se obtiene el siguiente resultado:

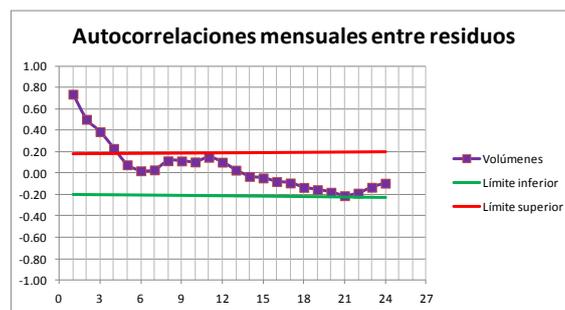


Figura 36.- Correlograma de residuos de volúmenes a partir de 1996 en Beleña. Modelo calibrado

Se observa cómo, al igual que ocurría con los estadísticos, el comportamiento de los residuos se aproxima al de un ruido blanco, pero no lo suficiente como para poder concluir que funciona como tal, puesto que se mantiene una autocorrelación temporal durante varios meses, aunque con una duración inferior a la de la gráfica anterior.

A la luz de todas las comprobaciones efectuadas, y a pesar de lo expuesto para la serie de residuos de los volúmenes, se acepta la calibración efectuada para el sistema de inferencia difusa, a falta de validación.

Los resultados mostrados han sido obtenidos mediante Excel. Sin embargo, como se ha comentado previamente, se ha definido el mismo sistema de inferencia difusa mediante el software MatLab. Las ecuaciones y procesos matemáticos introducidos en ambos programas son idénticos, aunque la forma de implementarlos es radicalmente distinta, ya que el modo

de trabajar de ambos programas, como se ha comentado previamente, difiere en gran medida. A continuación se muestran las gráficas comparativas entre los resultados obtenidos empleando ambos programas, para volúmenes y sueltas, con el modelo calibrado.

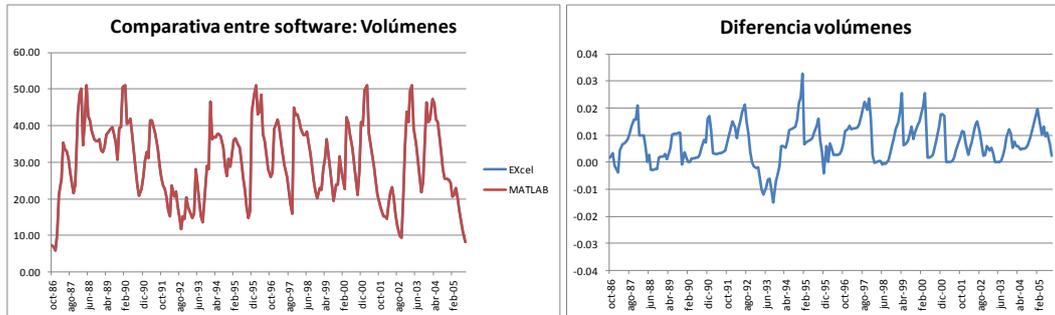


Figura 37.- Comparación entre volúmenes calculados por diferentes programas en Beleña

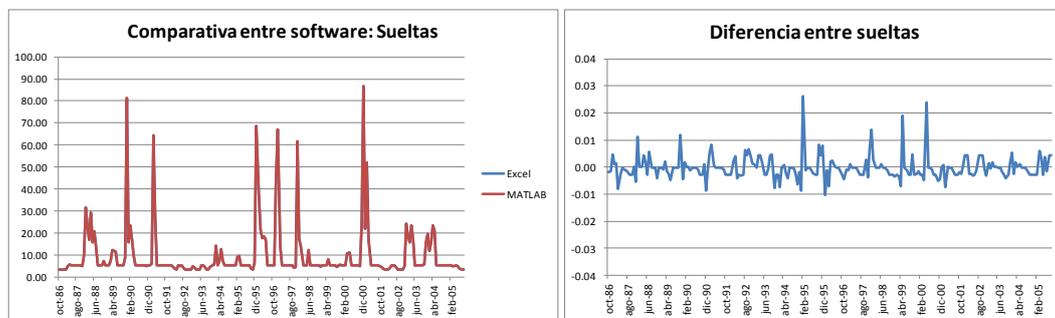


Figura 38.- Comparación entre sueltas calculadas por diferentes programas en Beleña

Se aprecia cómo las diferencias entre ambos programas informáticos son mínimas, ya que en las gráficas de la izquierda no se distingue una línea de otra y en las de la derecha, que muestran las diferencias entre los resultados de ambos programas, las variaciones no alcanzan los 0.04 Hm^3 , por lo que son despreciables y causadas con toda seguridad por pequeñas discrepancias numéricas, producto de la diferente forma de trabajar con los decimales que tienen ambos paquetes informáticos.

Se puede concluir por tanto que ambos métodos son indistintos en lo que a obtención de resultados se refiere, como se esperaba debido al hecho de implementar las mismas ecuaciones y procedimientos matemáticos. El uso de Excel ofrece como ventaja una fácil inspección de las diferentes fases de definición y operación de un sistema lógico difuso, y la posibilidad de efectuar correcciones de forma más intuitiva y visual. MatLab, en cambio, presenta ventajas a la hora de integrar estos resultados en sistemas de gestión mayores o en otros algoritmos, permite una operación más rápida del sistema, una mayor compacidad en

los resultados y la posibilidad de implementar mejoras en el procedimiento. El sistema creado en MatLab cuenta además con la ventaja de poder aprovechar las capacidades que tiene este software para el uso de la lógica difusa, de las cuales Excel carece, debiendo ser implementadas adicionalmente.

5.1.6.2. VALIDACIÓN

El proceso de validación seguido ha consistido, como suele ser práctica habitual en los recursos hídricos, en analizar la respuesta del modelo ante una parte de la serie histórica no empleada en la calibración, consistiendo ésta en la serie más reciente (entre octubre de 2005 y septiembre de 2009) que no se utilizó para calibrar el modelo.

La validación se ha comprobado mediante los siguientes mecanismos:

- Gráficas de comparación entre sueltas y volúmenes observados y simulados.
- Parámetros de ajuste: Correlación, R^2 , error medio e índice de Nash - Sutcliffe.

No se han analizado los residuos ni las autocorrelaciones debido a que la escasa longitud de la serie de datos (48 registros de 4 años consecutivos) no permite los suficientes grados de libertad para operar a escala anual, así como tampoco para asumir una estacionalidad en las series, hipótesis básica para poder obtener sus autocorrelaciones mensuales.

Las gráficas de comparación entre los resultados de la simulación y los datos históricos se presentan a continuación:

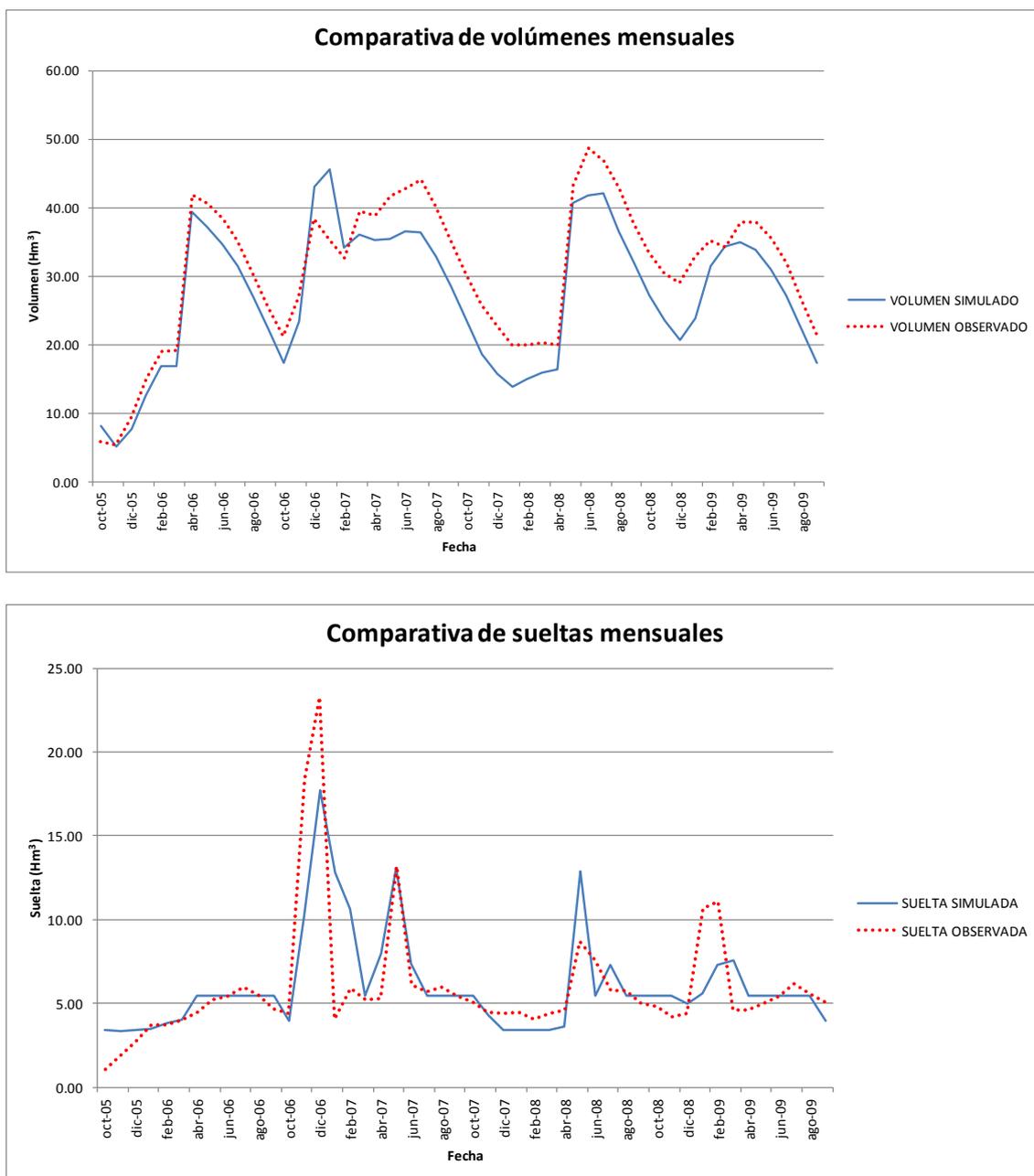


Figura 39.- Comparación entre simulado y observado en Beleña. Validación

Se ha tomado como volumen inicial del modelo, para la validación, el volumen final obtenido por él mismo, en la fase de calibración, para septiembre de 2005.

En la gráfica de sueltas se aprecia cómo los valores de sueltas medios (en el entorno de 5 Hm³) se reproducen adecuadamente en el modelo, aunque no ocurre lo mismo con algunos de los más elevados como diciembre de 2006 o enero y febrero de 2009. Dichas variaciones pueden ser debidas a aspectos de la gestión que el modelo no puede reflejar, particularmente modificaciones muy recientes, ya que éstas no aparecen en la serie

empleada en la calibración. A pesar de ello el modelo logra reproducir el patrón observado en los años de validación, por lo que la calibración ha sido adecuada en cuanto a sueltas. En lo que respecta a volúmenes, el patrón variacional sí parece ser capturado adecuadamente, aunque en la mayor parte de la serie los volúmenes obtenidos por el modelo son unos 5 Hm³ inferiores a los registrados. Ello es provocado por las diferencias anteriormente comentadas en las sueltas que, aunque se producen únicamente en dos meses, provocan un descenso del volumen simulado respecto al registrado que se mantiene constante durante el resto de la serie debido a que las sueltas históricas vuelven a ser semejantes a las simuladas para dicho periodo. Teniendo en cuenta esta circunstancia se puede admitir la validación observada, puesto que los patrones variacionales de ambas series son idénticos pese a los volúmenes ligeramente inferiores de la serie simulada.

Los parámetros de ajuste se exponen a continuación:

Correlación sueltas	0.75	Correlación volúmenes	0.95
R ² sueltas	0.56	R ² volúmenes	0.90
Error medio sueltas	2.50	Error medio volúmenes	5.10
Nash sueltas	0.55	Nash volúmenes	0.76

Tabla 10.- Parámetros de bondad de ajuste en Beleña. Validación

Los parámetros de ajuste de las sueltas han caído respecto a la calibración, debido sin duda a las discrepancias entre las series observada y simulada ya mencionadas previamente, que pese a producirse en periodos de tiempo limitados lastran los índices debido a la menor duración de la serie. Sin embargo los valores, aun no siendo buenos, todavía se situarían dentro de lo aceptable. En cuanto a los volúmenes se observa el efecto contrario, mejorando todos los índices, ya que en este caso el lastre que para la calibración suponían los cambios en la gestión de Beleña no aparece. Los valores resultan aceptables, al igual que en el caso de las sueltas.

Como conclusión puede indicarse que la validación es adecuada, por lo que se acepta la calibración realizada para el sistema de inferencia difusa.

5.1.7. CONCLUSIONES Y COMENTARIOS

En este apartado se ha utilizado un sistema lógico difuso para reproducir la gestión histórica del río Sorbe, regulado por el embalse de Beleña, cuyo uso es fundamentalmente el abastecimiento urbano. Para ello se ha definido un total de 25 reglas difusas cuyos datos de entrada son volúmenes almacenados y aportaciones al embalse, aplicando un proceso de agrupación de datos para definir los valores iniciales de las sueltas, variable de salida, que sirven para un posterior proceso de calibración.

Durante el proceso ha quedado patente que el embalse de Beleña ha sufrido cambios en la gestión, que han podido ser identificados con rapidez gracias a la definición del sistema de inferencia difusa. Esta es una de las aplicaciones de esta metodología: determinar la gestión histórica de embalses, detectar cuándo se han producido cambios en la misma y en qué han consistido. Esta capacidad para realizar **auditorías de la gestión** es una de las ventajas de la lógica difusa, y se fundamenta en la definición y comparación de sistemas lógicos difusos adicionales que reproduzcan la gestión histórica de cada periodo concreto que se desee evaluar.

En este caso, por ejemplo, se podría definir otro sistema de inferencia difusa tomando como base únicamente los datos anteriores a octubre de 1996, con lo cual la gestión resultante no sería la actual, sino la anterior. Una vez definidos ambos sistemas su comparación resultaría sencilla, ya que al presentar idénticas variables de entrada, caracterizaciones difusas y reglas, la única diferencia entre ambos son las sueltas resultado de cada regla. Por tanto la comparación de dos sistemas lógicos difusos definidos para el mismo embalse consiste en comparar las sueltas regla a regla, cuyas diferencias son los cambios que se han producido en la gestión. Dicha comparación permitiría identificar de forma concreta qué cambios se han producido, en qué sentido se han producido y para qué situaciones concretas (volúmenes, aportaciones, épocas del año, etc.) se han producido. Esta capacidad de comparación de diferentes gestiones históricas para un mismo embalse supone la posibilidad de emplear la lógica difusa en la investigación de la gestión histórica de un embalse.

Al igual que dicha comparación se puede realizar entre dos gestiones históricas, es posible comparar la gestión histórica y la definida por un algoritmo de optimización. De esta forma la comparación permite definir cuan cerca está o ha estado la gestión histórica de la gestión óptima, y qué cambios deben abordarse para lograr esta última. También se puede comparar con un sistema lógico difuso definido empleando criterios de experto para averiguar cuan cerca está la gestión histórica de aquella que los expertos desearían, y qué sería necesario modificar para alcanzar ésta. Es decir, permite evaluar la bondad de la gestión del embalse respecto al criterio de expertos.

Cabe destacar que el sistema lógico difuso elaborado supone una descripción sistemática de la gestión histórica. Como se ha expuesto, el sistema recoge todos los aspectos tenidos en cuenta en la gestión histórica, es decir, resume en un sistema de reglas todos los criterios seguidos en la misma, con lo cual se aglutina ésta de una forma sistemática y teniendo en cuenta todos sus aspectos, posibilidad de la que carecen otras metodologías.

Es preciso comentar asimismo que todos los parámetros del sistema son variables y magnitudes medibles directamente, es decir, no existen variables abstractas ni conceptualizaciones matemáticas que no puedan ser comprobadas *in situ*. Esta característica contribuye no poco a que la lógica difusa sea conceptualmente sencilla, ya que maneja variables que cualquiera puede conceptualizar, entender y comprobar.

Una vez definido el sistema lógico difuso para la gestión actual de Beleña, el siguiente paso sería contrastar y analizar dicha gestión con los gestores y beneficiarios del embalse, de modo que éstos pudieran realizar sus aportaciones y propuestas respecto a la misma con el fin de lograr una gestión mejorada en la cual se vieran reflejados los criterios de todos los implicados. Gracias a la metodología difusa dichas observaciones pueden ser reflejadas matemáticamente en las reglas de gestión de forma sencilla, lo que permite facilitar el proceso de participación pública y de sistematización de las reglas que no se hallen bien definidas matemáticamente. En este caso la lógica difusa permite acercar el proceso matemático de definición de la gestión a todos los implicados en ella, y posibilita definir matemáticamente los cambios que éstos propondrían y su efecto en la gestión de forma rápida y sencilla.

La idea anterior se apoya en el hecho de que, aunque el proceso metodológico seguido pueda resultar más engorroso que la definición de una regla basada, por ejemplo, en el establecimiento de umbrales, resulta mucho más fácil de hacer comprender al público en general. Por ejemplo, si se deseara hacer comprender a un usuario cualquiera una gestión basada en umbrales, se le debería enunciar con frases como la siguiente: “si el embalse está por debajo de x_1 Hm^3 entonces se sueltan y_1 Hm^3 , si el embalse está entre x_1 y x_2 entonces se sueltan y_2 Hm^3 ” y así sucesivamente. En cambio, para hacer comprender un sistema lógico difuso las frases deberían ser como la que sigue: “si el embalse está bajo, entonces se sueltan y_1 Hm^3 , si está medio se sueltan y_2 Hm^3 ” y así sucesivamente.

Si a una persona sin conocimientos técnicos se le enuncian ambas frases, es mucho más probable que entienda con mayor facilidad la segunda, ya que si se le indica el umbral empleando un valor concreto es probable que no sea capaz de interiorizar el mismo, lo que podría generarle dudas, y hacerle preguntar por ejemplo: “¿y por qué se ha tomado ese valor y no otro?”, ante la cual la respuesta obvia es: “porque se ha determinado así en el modelo”, frase que pondría fin a la exposición de la regla de gestión clásica sin que el interlocutor comprenda por qué se ha elegido ese valor, ya que el hecho de decir que se ha determinado en un modelo es como decirle que ese valor es así y punto, puesto que el interlocutor no tiene por qué conocer el modelo. Obviamente, si éste conoce el modelo y su funcionamiento, la exposición sí conduciría a un entendimiento adecuado entre las dos partes, pero esta circunstancia no suele ser común.

En cambio, ante la frase explicativa del modelo difuso, el interlocutor podría preguntar: ¿y entre qué volúmenes se considera que el embalse está bajo?, lo cual sería respondido de la forma: “entre x_1 y x_2 ”. Llegado a este punto el interlocutor podría estar de acuerdo con la definición de volumen bajo o no estarlo. Por ejemplo podría responder “a mí x_2 no me parece que sea un embalse bajo” o podría poner en duda toda la regla en el sentido: “creo que esa suelta sería más correcta con un embalse medio”. En este caso se puede observar como ya hay discusión, es decir, el interlocutor puede poner en duda el sistema lógico difuso, basado en términos lingüísticos, con mucha más facilidad de lo que podría poner en duda un sistema de gestión clásico. Esta interacción permite, por un lado, que el técnico elaborador del modelo pueda beneficiarse de la experiencia de dicho interlocutor que, sin

usar un lenguaje técnico, puede transmitir modificaciones a la regla; y por otro lado permite que el interlocutor se muestre mucho más satisfecho e integrado en la gestión, ya que puede discutir en igualdad de condiciones sobre un sistema de gestión con quien lo ha elaborado. Como resultado el técnico aprende del interlocutor y el interlocutor siente que está colaborando en la gestión y que, en cierta forma, es técnico y gestor.

Esta mayor posibilidad de comunicación y colaboración entre técnicos y no técnicos es una de las mayores ventajas, si no la mayor, de la lógica difusa, máxime hoy en día cuando los procesos de participación pública están en auge. Un sistema lógico difuso permite integrar en la gestión a personal no técnico que, de otra forma, es incapaz de entender y mucho menos discutir los resultados de los modelos. Simonovic (2009) describe el uso de criterios de experto en la definición de conjuntos difusos sobre aspectos relacionados con la seguridad frente a avenidas, entre otros en qué grado considera un experto que el plan de evacuación es adecuado para diversos caudales, y obtiene mediante agregación cuál es la percepción de la seguridad frente a avenidas según dichos expertos. En dicho contexto la palabra "experto" no significa "técnico", sino simplemente "alguien que sabe del problema sobre el que le preguntan". Para un sistema lógico difuso que reproduzca la gestión de un embalse, un experto puede ser cualquiera que conozca cómo funciona dicho sistema, y que sea capaz de formular, aunque de forma poco precisa (es decir, difusa) cómo se debería gestionar dicho embalse. Obviamente dicha ventaja puede tornarse en desventaja si la discusión es entre técnicos ya que éstos, al hallarse más habituados a las cuantificaciones y a asignar valores numéricos, pueden ser más reacios a aceptar términos difusos, aunque en este caso únicamente se produciría al principio del proceso, ya que el personal técnico en relativamente poco tiempo sería capaz de adaptarse a la terminología difusa, circunstancia que ha ocurrido en otros campos de la ciencia, como la electrónica.

Otra ventaja de los sistemas lógicos difusos se basa en el hecho de que su puesta en funcionamiento es relativamente más sencilla que en otras metodologías. En este caso de estudio se han utilizado datos y fuentes bibliográficas de acceso público, y se ha conseguido poner en marcha el sistema con una información relativamente escasa sobre la gestión del embalse. Ello no debe ser tomado, ni mucho menos, como apología del desconocimiento, ni se plantea la lógica difusa como una metodología mediante la cual no es necesario saber

nada del objeto del modelo; ya que no hay ninguna tecnología ni metodología que pueda sustituir a la información. Sin embargo el hecho de haber logrado construir un sistema lógico difuso que funciona correctamente, reproduciendo todos los aspectos de la gestión, con relativamente poca información, indica que la metodología es especialmente robusta, es decir, funciona a niveles aceptables casi independientemente de la cantidad final de información de la que se disponga, con lo cual no se premia la cantidad de información, sino su calidad. Para poner en marcha un sistema lógico difuso no es necesaria una gran cantidad de información, pero sí es preciso que la que se obtenga sea adecuada, en este caso series de datos validadas, de forma que se garantice su certeza. Ello es, indudablemente, una ventaja respecto a sistemas clásicos, que muchas veces necesitan una enorme cantidad de información, a pesar de lo cual pueden quedar sustentados en gran parte por datos dudosos, lo que pone en cuestión su validez.

Por último, comentar que aunque dicha fase de construcción sea relativamente más larga respecto a otros métodos, se trata de un procedimiento intuitivo y sistemático en el que, partiendo de unas decisiones iniciales que es necesario tomar, se siguen una serie de pasos muy concretos, conceptualmente sencillos e intuitivos, lo que minimiza la aparición de errores. Ello es sin duda una ventaja sobre modelos conceptualmente más complicados cuyo funcionamiento sea más difícil de comprender.

5.2. RÍO ESLA: EMBALSES DE PORMA Y RIAÑO

El ejemplo anterior se correspondía con un embalse cuyo fin era el abastecimiento urbano, y como tal su gestión se hallaba caracterizada por una demanda aproximadamente constante durante todo el año. Sin embargo en la gran mayoría de sistemas de recursos hídricos se requiere mayor flexibilidad. Un caso muy extendido de esta circunstancia son los usos agrícolas, en los que las reglas de gestión deben cambiar de acuerdo al ciclo de los cultivos.

Un sistema que se enfrenta a un aumento importante de la demanda agrícola es el del río Esla, afluente del Duero, que debe conjugar dicho incremento en las áreas de regadío con garantizar los caudales ambientales. En este caso sistemas lógicos difusos que reproduzcan la gestión histórica del sistema, gobernada mediante los embalses de Porma y Riaño, podrían ser utilizados como base para definir la gestión futura deseada en un proceso de información, participación y negociación pública. Por ello se va a tomar, como segundo caso de estudio, la gestión del río Esla. Para ello se van a definir dos sistemas lógicos difusos para los embalses de Porma y Riaño, empleando el software Excel.

En este caso los sistemas de inferencia difusa se plantean a **escala diaria**. El hecho de utilizar esta escala permite facilitar cualquier análisis posterior que se pretenda realizar respecto a los caudales ecológicos, así como utilizar estos sistemas de inferencia difusa para realizar simulaciones a escala diaria, aspecto sobre el que cada vez se incide con mayor hincapié debido a que existe un efecto de escala de consecuencias apreciables entre el paso de tiempo mensual y el diario. La definición de estos sistemas lógicos difusos a escala diaria va a permitir demostrar la aplicabilidad de la metodología expuesta a casos en los que la gestión deba ser más flexible temporalmente, de forma que ésta pueda constituir una alternativa viable para determinar la gestión histórica a escala diaria.

5.2.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA

El río Esla es, con una aportación de 5.26 miles de Hm³ al año, el afluente más caudaloso del río Duero. Nace en la cordillera cantábrica, en el puerto de Tarna, en el valle de Burón (León), y recorre aproximadamente 288 Km hasta su confluencia con el Duero en Villalcampo (Zamora). Su cuenca vertiente es de 16.026 Km², siendo sus principales afluentes

los ríos Cea (Margen Izquierda), Porma (Margen Derecha), Órbigo (MD) y Tera (MD). El sistema de explotación Esla-Valderaduey comprende las cuencas vertientes de los ríos Bernesga, Torío, Curueño, Porma, Esla, Cea y Valderaduey. Las cuencas de los ríos Órbigo y Tera se gestionan por separado, puesto que se trata de afluentes cuya convergencia con el Esla se produce casi al final de su curso y, por tanto, sus recursos no son aprovechables en el ámbito de este sistema cuyas demandas se sitúan, casi exclusivamente, en las zonas alta y media del cauce principal.

Una característica propia del Esla y de los ríos adyacentes es la escasa posibilidad de uso de agua subterránea. La cabecera del Esla, al situarse en la zona cantábrica, se asienta en gran parte sobre materiales de escasa permeabilidad, lo que restringe la existencia de acuíferos en la zona hasta que, ya en la cuenca media, los materiales aluviales depositados por los propios cauces conforman un acuífero detrítico de edad terciaria. Por ello el sistema se gestiona fundamentalmente mediante el recurso superficial, situación muy contraria a la del levante español, en el que las aguas subterráneas juegan un papel determinante en la gestión. Ello es vital a la hora de entender la política de gestión del Esla, ya que el aumento del recurso pasa, sobre todo, por un aumento en la capacidad de regulación superficial, al ser las posibilidades de uso conjunto reducidas.

El sistema se regula mediante dos embalses principales, situados en cabecera, que alimentan una red de canales. Estos embalses son el de Porma, ubicado sobre su cauce homónimo; y el de Riaño, ubicado sobre el río Esla. El embalse de Porma cuenta con una capacidad de 318 Hm³ de los cuales 317 son útiles. El embalse lo cierra la presa de Juan Benet, de gravedad y con 78 metros de altura, puesta en servicio en 1969. El uso principal y condicionante de la gestión es el regadío. El embalse de Riaño cuenta a su vez con 650 Hm³ útiles sobre 667 totales, lo que lo convierte en uno de los principales reservorios de agua de la cuenca del Duero. El embalse es cerrado por la presa de Riaño, de tipo bóveda de hormigón con 100.50 metros de altura, puesta en servicio en el año 1987. Al igual que en el caso de Porma, el uso principal y condicionante de la gestión es el regadío. Este embalse abastece zonas de la cuenca del Cea a través del Canal Alto de Payuelos, existiendo también la posibilidad llevar agua a la vecina cuenca del río Carrión mediante el canal Cea-Carrión, por lo que Riaño debe abastecer demandas de ambos sistemas.

Pese a que la disposición de ambos embalses se halla en paralelo, no se gestionan enteramente de forma conjunta debido a la existencia de demandas que sólo pueden ser abastecidas desde uno de ambos reservorios y cuya magnitud supone un porcentaje importante del total. Por tanto no puede hablarse de gestión conjunta de ambos embalses, sino que se trataría de una gestión combinada en la que el agua de cada reservorio abastece zonas exclusivas del mismo y zonas compartidas con el otro embalse. Según el Plan Hidrológico de la parte española de la demarcación hidrográfica del Duero (PHD), al regular cada embalse una cabecera propia, sin interconexión entre ambos más que la natural de los cauces, no existe una prioridad especial en lo que respecta a las sueltas. La existencia de demandas que no pueden abastecerse independientemente desde uno u otro embalse se prevé que se acentúe en el futuro, ya que buena parte de los desarrollos agrícolas previstos para los horizontes de 2015 y 2027 se ubican en zonas bajo dominio exclusivo del embalse de Riaño, ya que se trata de áreas situadas junto a los ríos Cea (abastecidas por Riaño a través del Canal Alto de Payuelos y el futuro Canal Bajo de Payuelos) y Carrión (abastecidas por el trasvase Cea-Carrión).

Ninguno de los dos embalses es la reserva hídrica con mayor capacidad de la cuenca, ya que ésta es el embalse de Ricobayo, que cuenta con 1179 Hm³. Sin embargo su ubicación demasiado aguas abajo, ya que se sitúa inmediatamente aguas arriba de la confluencia del Esla con el Duero, impide su aprovechamiento en la satisfacción de demandas, siendo su uso fundamentalmente energético.

Según el PHD el sistema de explotación Esla cuenta actualmente con una demanda urbana de 38.49 Hm³/año, satisfecha aproximadamente al 50% entre recursos superficiales y subterráneos; y una demanda agrícola de 837 Hm³/año, de los cuales unos 774 se corresponden con demandas de origen superficial. Según el PHD se prevé un aumento de demanda agrícola hasta alcanzar los 1029 Hm³/año en 2015 y hasta 1249 Hm³/año en 2027. Aunque las demandas se corresponden con un porcentaje de entre un 30 y un 50% del recurso superficial promedio anual estimado en el sistema Esla (de entre 2656 Hm³/año en serie de cambio climático y 3029 Hm³/año en serie larga), la elevada variabilidad inherente al mismo debido a la baja entidad de los acuíferos, así como a la falta de regulación en algunos cauces y zonas concretas, permite prever la existencia de problemas en el

suministro. En el PHD los déficits para la situación actual se concentran en las cabeceras de los ríos Torío, Cea y Valderaduey (todos sin regulación) y en el trasvase al río Carrión. Esta situación se mantiene en el 2015 pero, en el 2027, los déficits alcanzan ya zonas reguladas, sobre todo por el embalse de Riaño. En este caso no se puede calcular la demanda abastecida por cada embalse, dada la división zonal de las mismas expuesta previamente. La demanda que en un instante determinado satisfaga cada embalse depende de cómo se abastezcan las demandas conjuntas con el otro embalse y las compartidas con los recursos no regulados.

Se puede concluir, por tanto, que la gestión del Esla y la garantía de sus demandas en el futuro se halla sujeta a incertidumbres, por converger un aumento de demandas con una disminución de recursos. Por ello se propone, en este documento, la definición de dos sistemas de inferencia difusa, empleando datos a escala diaria, que permitan reproducir la gestión actual de los embalses de Porma y Riaño.

5.2.2. DATOS DE ENTRADA

Al igual que en el caso anterior, la definición de los datos de entrada del sistema depende de los registros existentes, los objetivos perseguidos y las circunstancias específicas. En esta aplicación, dado que los embalses objeto de la misma son empleados para la satisfacción de demandas de riego, el sistema lógico difuso debe reflejar la variabilidad temporal de la gestión, por lo que uno de los datos de entrada debe ser obligatoriamente el tiempo. Este dato de entrada se ha tomado a escala mensual, de forma que las reglas de gestión van a ser idénticas para el mismo mes, aunque su operación se va a realizar a escala diaria.

En lo que respecta a los datos existentes, se dispone de registros históricos diarios de volúmenes almacenados y salidas para ambos embalses procedentes del anuario de aforos del CEDEX. Con ambas componentes del balance es posible obtener las aportaciones netas al embalse (es decir, la diferencia entre aportaciones y pérdidas por evaporaciones y filtraciones). En los casos de estos dos embalses las pérdidas pueden despreciarse, puesto que dada su ubicación en dos cursos de cabecera de la cuenca del Esla su evaporación no reviste importancia, y no se han encontrado referencias a filtraciones de entidad en ambos

reservorios. En el embalse de Porma se dispone de datos a escala diaria desde 1969 hasta 2009. En el caso de Riaño los datos disponibles comprenden el periodo 1988-2009. En el embalse de Porma se ha optado por no utilizar todos los datos disponibles, sino únicamente aquellos correspondientes a la habitualmente denominada como serie corta (1980-2009), debido a que el número de datos es suficiente con esos años y la gestión previa a 1980 no se va a corresponder con la actual por ser anterior a Riaño. En este último embalse se ha utilizado toda la serie de datos disponible.

Para poder anticipar en qué momento pueden haberse producido cambios en la gestión se ha analizado la información disponible. En Riaño únicamente es posible que haya habido un cambio en la gestión en 1998, fecha de aprobación del anterior Plan Hidrológico del Duero, o en 2000, año de puesta en servicio del canal Cea-Carrión; ambos hitos situados dentro de la serie que se va a emplear. En Porma, además del hito ya comentado de 1998, existe otro punto en el que es muy posible que la gestión haya cambiado: la fecha de puesta en servicio del embalse de Riaño, en 1988. Por ello iniciar la serie en 1980 va a permitir comprobar si este cambio en la gestión se produjo realmente.

Al igual que en el caso de Beleña, las alternativas sobre los posibles datos de entrada consisten en utilizar el volumen almacenado en cada embalse, las aportaciones al mismo o ambos simultáneamente; siempre dejando aparte el tiempo, que se constituye en variable de entrada al sistema. En este caso, al definirse las reglas a escala diaria, las posibilidades de que las aportaciones presenten una magnitud apreciable respecto al volumen almacenado son reducidas, por lo que se puede establecer que éstas, en un único día, no son comparables en magnitud con la capacidad del embalse.

En Riaño, por ejemplo, el máximo de la serie diaria de entradas es de $28.85 \text{ Hm}^3/\text{día}$, mientras que la capacidad útil del embalse es de 650 Hm^3 , es decir, un orden de magnitud superior. No supone un cambio significativo en la reserva de Riaño que un día entren alrededor de 29 Hm^3 . Por ello se ha optado por definir como dato de entrada únicamente el volumen almacenado cada día. A dicho dato se le debe unir el tiempo a escala mensual. Cada sistema lógico difuso cuenta, por tanto, con dos entradas: el mes del año y el volumen almacenado.

Una vez decididos los datos de entrada es preciso dividir los mismos en categorías, de forma que se caracterice cada una de ellas mediante un número difuso. En este caso se ha dividido el volumen almacenado en 10 categorías (tanto para Porma como para Riaño) caracterizadas por sendos números difusos. Los resultados para Porma y Riaño se muestran a continuación:

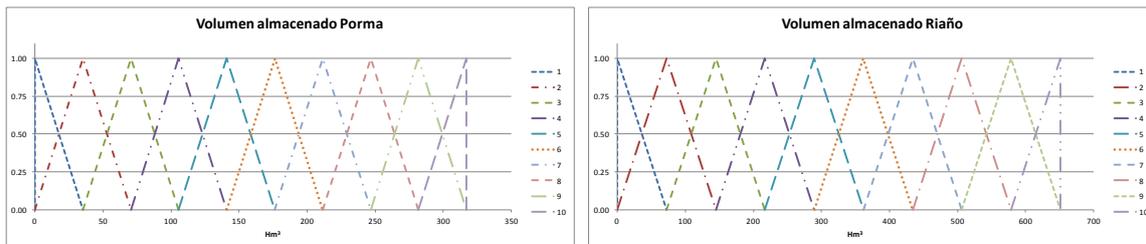


Figura 40.- Datos de entrada difusos definidos para el volumen almacenado en Porma y Riaño

En este caso no se ha caracterizado lingüísticamente cada categoría, sino numéricamente, siendo 1 la categoría con un volumen embalsado más bajo y 10 la correspondiente a un volumen almacenado mayor.

El dato temporal se ha tratado de forma distinta al volumen almacenado, ya que no se corresponde con un dato de entrada difuso. Para solventar esta circunstancia únicamente es necesario caracterizar cada categoría tomando como base un número no difuso en lugar de uno difuso. No es preciso modificar en lo más mínimo la definición del sistema de inferencia difusa ya que éste admite el uso de datos de entrada no difusos, puesto que un número no difuso, como se ha mostrado en apartados anteriores, es un caso especial de número difuso. La única operación a realizar consiste en caracterizar formalmente dicho número no difuso de forma difusa. En la caracterización numérica de esta variable se ha tomado para cada mes su valor numérico, es decir 1 para enero, 2 para febrero y así sucesivamente. Para expresar estos números no difusos de forma difusa, empleando números difusos triangulares, únicamente es preciso definir el valor no difuso como valor modal del número difuso y adoptar, como valores máximo y mínimo, unos inmediatamente próximos al anterior. Por ejemplo el mes de enero, que se expresaría de forma no difusa como "1", se puede definir de forma difusa como $[0.99, 1, 1.01]$; por lo que el número no difuso "1" se puede expresar como un número difuso triangular con un valor modal igual a 1 y un soporte de 0.02 despreciable.

Realizando la operación anterior para todos los meses se obtienen las siguientes categorías para el dato de entrada "mes del año".



Figura 41.- Datos de entrada difusos definidos para el mes del año en Porma y Riaño

Shrestha et al (1996) y Panigrahi y Mujumdar (2000) optan por un planteamiento diferente para introducir el tiempo en sus sistemas lógicos difusos, consistente en dividir el mismo en subsistemas. Esta división se realiza definiendo un sistema lógico difuso para cada uno de los diferentes periodos temporales y, en la simulación, aplicar uno u otro en función del periodo temporal que corresponda. En este documento se ha preferido integrar el tiempo definiendo un único sistema lógico difuso para todo el año, ya que no supone un mayor número global de reglas, permite integrar todo el proceso en un único sistema lógico difuso sin necesidad de algoritmos adicionales, y posibilita comprobar que un sistema lógico difuso admite datos de entrada no difusos sin necesidad de operaciones adicionales.

Una vez decididos los datos de entrada a emplear y su caracterización difusa se está en disposición de definir las reglas difusas. Sin embargo es necesario, antes de hacerlo, calcular las aportaciones históricas, ya que aunque éstas no sean entradas del sistema lógico difuso sí son necesarias en las operaciones finales, al tratarse de un elemento del balance hídrico de un embalse y, por tanto, influir en el estado inicial del paso temporal siguiente. Las aportaciones a los embalses de Porma y Riaño deben, a escala diaria, ser calculadas a partir de los volúmenes y las sueltas, ya que a esta escala el anuario de aforos no dispone de dicho dato. Para ello se ha procedido a un balance hídrico de acuerdo a la siguiente ecuación, correspondiente a un paso temporal "i" cualquiera:

$$A_i = V_{i+1} - V_i + S_i$$

La ecuación en su forma más desarrollada incluiría, además de las salidas registradas, las pérdidas por evaporación y filtraciones. Sin embargo en este caso se han despreciado ambos fenómenos. Si esta hipótesis fuera incorrecta el balance anterior se volvería incongruente, es decir, arrojaría sistemáticamente entradas negativas o muy inferiores a las esperadas. Esta circunstancia permitiría discernir, durante el análisis, si ambos elementos cuentan con importancia o, por el contrario, si el despreciarlos no supone ninguna diferencia de entidad.

En el caso del embalse de Porma se ha obtenido la siguiente serie de aportaciones a escala diaria.

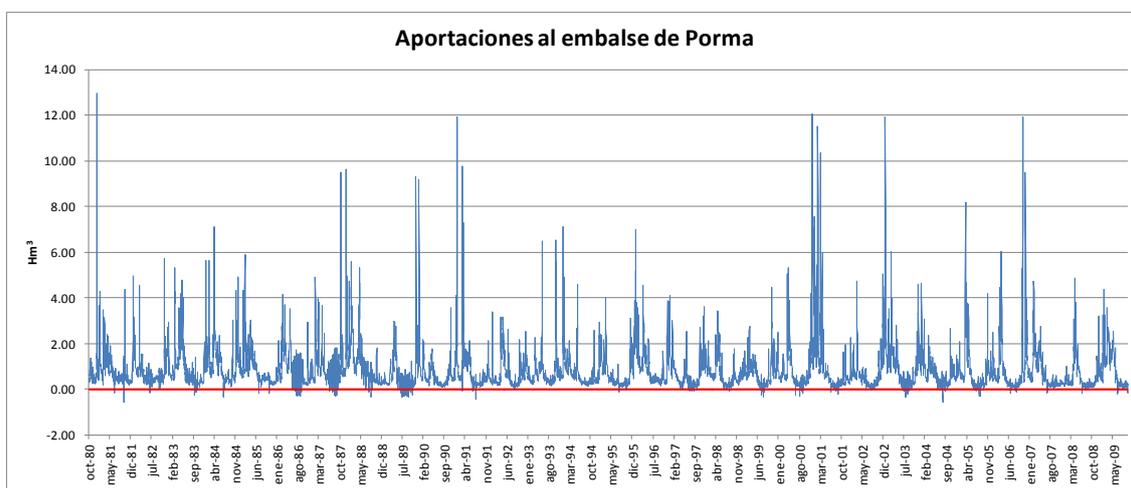


Figura 42.- Aportaciones al embalse de Porma a escala diaria

Se aprecia en la gráfica cómo hay valores de aportaciones negativos y, por tanto, incongruentes con la definición física de la variable, circunstancia que debe ser corregida. Para la corrección de los datos negativos es necesario conocer por qué aparecen. En concreto pueden deberse a errores en los datos (de medición de salidas o volúmenes, de tratamiento de datos, etc.) o a términos no considerados en el balance (evaporaciones, filtraciones, etc.). Para saber a qué casuística acogerse es preciso analizar estos valores negativos.

Observando la serie de datos se aprecia cómo los valores negativos se concentran en los meses estivales, no siguen una pauta predefinida y se trata en la mayoría de los casos de datos aislados (a lo sumo hay 2 datos negativos consecutivos, 2 en una misma semana y 6 en

un mismo mes), aunque en la figura mostrada el efecto de diente de sierra de la serie diaria provoca que visualmente se perciba la existencia de periodos más largos. No hay una relación entre el volumen embalsado y la aparición de estos datos negativos, y en todos los momentos en los que aparecen las sueltas se sitúan en torno a $1 \text{ Hm}^3/\text{día}$. El orden de magnitud típico de estos valores negativos es de $0.1 \text{ Hm}^3/\text{día}$, aunque el máximo negativo alcanza los $0.6 \text{ Hm}^3/\text{día}$. De acuerdo con estas observaciones se puede determinar que dichos valores negativos se deben a errores en los datos. Si se tratara de un fenómeno no tenido en cuenta los valores negativos tenderían a encadenarse en secuencias más largas y guardarían relación con el volumen almacenado, aspectos no observados en este caso. El hecho de que se concentren en los meses estivales no es indicativo de evaporaciones, sino provocado por el hecho de que, al ser las aportaciones diarias en esos meses muy inferiores a las invernales, cualquier error que presenten los datos se amplifica. Un error de 0.2 Hm^3 sobre una aportación diaria de 10 no es significativo, pero sobre una aportación de 0.1 provoca la aparición de un dato negativo.

Una vez discernida la procedencia de estos datos negativos (errores) es necesario determinar a qué pueden deberse y cómo pueden corregirse. Sobre su origen únicamente hay dos posibilidades: un error en la medición de las sueltas o una inexactitud en la determinación del volumen diario. Teniendo en cuenta que las sueltas de ambos embalses suelen aforarse con precisión, es más probable que el error sea provocado por una inexactitud en la medición del volumen almacenado. En el caso de embalses de la entidad de Porma y Riaño, es muy posible que una imprecisión en la medición de su nivel del orden de centímetros origine un error en volumen del orden de una décima de Hm^3 . Es perfectamente válido y plausible suponer por tanto que los datos negativos en las aportaciones vienen provocados por errores en la medición del volumen diario.

En el presente trabajo se propone corregir estos valores negativos de la forma más sencilla posible, esto es, igualando a cero los datos negativos. Un sistema lógico difuso, dada su naturaleza, es menos sensible a variaciones pequeñas en los datos que otra metodología, por lo que no es tan determinante alcanzar una precisión más elevada en las aportaciones. En un sistema clásico un error en un dato de entrada de 1 Hm^3 puede trasladarse íntegramente al resultado, pero en un sistema lógico difuso ello no es así. Al introducir un

dato en el sistema mediante la fuzzificación se convierte en un valor de pertenencia, lo que amortigua los errores en dicho dato de entrada evitando que se trasladen de forma completa a las sueltas. Esta circunstancia de los sistemas lógicos difusos provoca que sean más robustos ante pequeños cambios en los valores de entrada, por lo que no necesitan datos especialmente precisos para funcionar. Por ello la corrección propuesta, pese a su relativa simpleza, no es susceptible de provocar un cambio apreciable en los resultados.

Una vez efectuadas las correcciones, la serie de aportaciones al embalse de Porma es la siguiente:

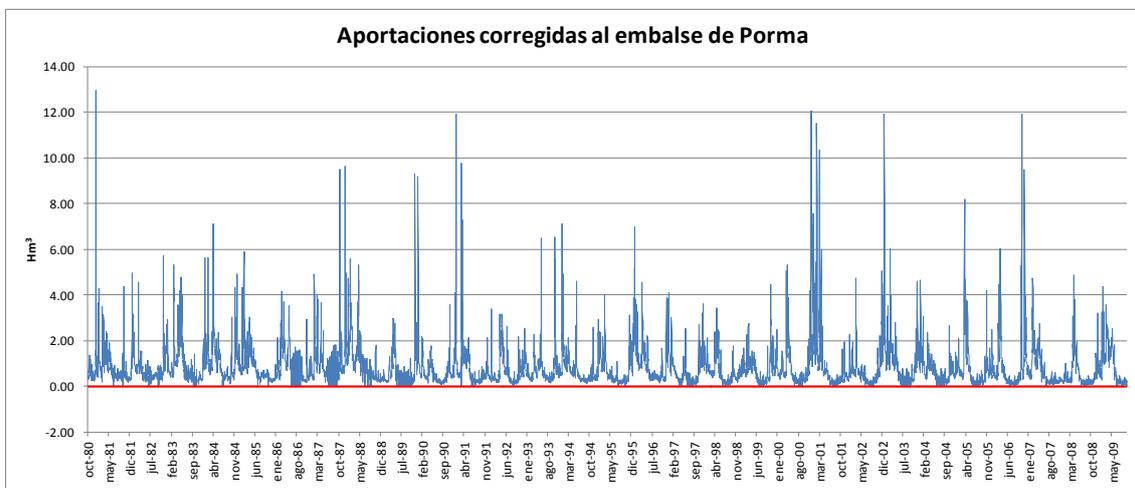


Figura 43.- Aportaciones corregidas al embalse de Porma a escala diaria

En cuanto a Riaño, la serie de aportaciones al embalse se presenta en la siguiente figura:

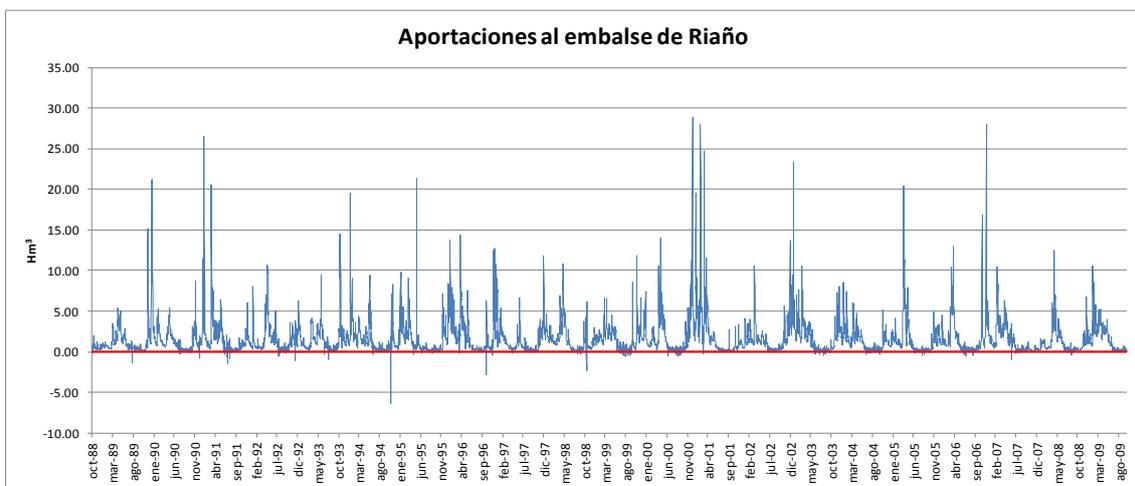


Figura 44.- Aportaciones al embalse de Riaño a escala diaria

Donde se observa la existencia de datos negativos, al igual que en el embalse de Porma, pero en este caso queda más patente que se trata de errores al estar los valores negativos aún más aislados y al ser mayores, superando incluso los 5 Hm³ negativos. La existencia de un menor número de datos negativos puede ser provocada por la mayor cuenca vertiente a Riaño respecto a Porma, lo que aumenta las aportaciones y, por tanto, limita el efecto amplificador de los errores anteriormente comentados. La mayor magnitud de los valores negativos puede ser debido al hecho de que, al ser el embalse de Riaño mayor que el de Porma, los errores en la medición son también superiores. El tratamiento realizado ha sido el mismo que en el caso de Porma, es decir, convertir los datos negativos en nulos. La serie de aportaciones corregidas al embalse de Riaño es la siguiente:

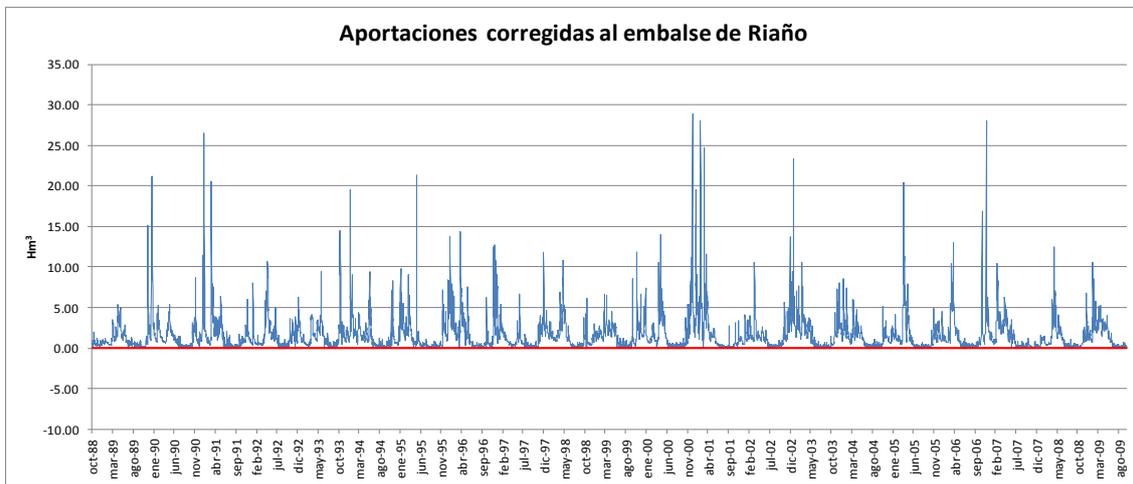


Figura 45.- Aportaciones corregidas al embalse de Riaño a escala diaria

Con lo cual se dispone de las series de aportaciones a escala diaria a los embalses de Porma y Riaño, necesarias para plantear el balance hídrico posterior a la ejecución del sistema lógico difuso en cada paso temporal.

5.2.3. REGLAS Y EVALUACIÓN DEL SEGUIMIENTO

Al igual que en el caso del Sorbe, las reglas de gestión difusas se definen mediante la expresión: *si el mes es "x" y el volumen almacenado "y", entonces las sueltas son "z"*. El número de reglas para cada embalse es, por tanto, el productorio del número de categorías de cada variable, lo que deriva en $12 \cdot 10 = 120$ reglas para cada embalse.

Las reglas difusas se han denotado de forma numérica a partir de las diferentes combinaciones posibles entre mes del año y volumen almacenado. En la página siguiente se presenta la numeración adoptada para ambos embalses en función del mes del año y la categoría de volumen almacenado.

En cuanto a la evaluación del grado de seguimiento de cada regla, se ha optado por utilizar, al igual que en el caso del Sorbe, la formulación propuesta por Russell y Campbell (1996) en la que se emplea el cuadrado del producto de pertenencias.

NÚMERO DE REGLA	MES	VOLUMEN ALMACENADO	NÚMERO DE REGLA	MES	VOLUMEN ALMACENADO
1	ENERO	1	61	JULIO	1
2	ENERO	2	62	JULIO	2
3	ENERO	3	63	JULIO	3
4	ENERO	4	64	JULIO	4
5	ENERO	5	65	JULIO	5
6	ENERO	6	66	JULIO	6
7	ENERO	7	67	JULIO	7
8	ENERO	8	68	JULIO	8
9	ENERO	9	69	JULIO	9
10	ENERO	10	70	JULIO	10
11	FEBRERO	1	71	AGOSTO	1
12	FEBRERO	2	72	AGOSTO	2
13	FEBRERO	3	73	AGOSTO	3
14	FEBRERO	4	74	AGOSTO	4
15	FEBRERO	5	75	AGOSTO	5
16	FEBRERO	6	76	AGOSTO	6
17	FEBRERO	7	77	AGOSTO	7
18	FEBRERO	8	78	AGOSTO	8
19	FEBRERO	9	79	AGOSTO	9
20	FEBRERO	10	80	AGOSTO	10
21	MARZO	1	81	SEPTIEMBRE	1
22	MARZO	2	82	SEPTIEMBRE	2
23	MARZO	3	83	SEPTIEMBRE	3
24	MARZO	4	84	SEPTIEMBRE	4
25	MARZO	5	85	SEPTIEMBRE	5
26	MARZO	6	86	SEPTIEMBRE	6
27	MARZO	7	87	SEPTIEMBRE	7
28	MARZO	8	88	SEPTIEMBRE	8
29	MARZO	9	89	SEPTIEMBRE	9
30	MARZO	10	90	SEPTIEMBRE	10
31	ABRIL	1	91	OCTUBRE	1
32	ABRIL	2	92	OCTUBRE	2
33	ABRIL	3	93	OCTUBRE	3
34	ABRIL	4	94	OCTUBRE	4
35	ABRIL	5	95	OCTUBRE	5
36	ABRIL	6	96	OCTUBRE	6
37	ABRIL	7	97	OCTUBRE	7
38	ABRIL	8	98	OCTUBRE	8
39	ABRIL	9	99	OCTUBRE	9
40	ABRIL	10	100	OCTUBRE	10
41	MAYO	1	101	NOVIEMBRE	1
42	MAYO	2	102	NOVIEMBRE	2
43	MAYO	3	103	NOVIEMBRE	3
44	MAYO	4	104	NOVIEMBRE	4
45	MAYO	5	105	NOVIEMBRE	5
46	MAYO	6	106	NOVIEMBRE	6
47	MAYO	7	107	NOVIEMBRE	7
48	MAYO	8	108	NOVIEMBRE	8
49	MAYO	9	109	NOVIEMBRE	9
50	MAYO	10	110	NOVIEMBRE	10
51	JUNIO	1	111	DICIEMBRE	1
52	JUNIO	2	112	DICIEMBRE	2
53	JUNIO	3	113	DICIEMBRE	3
54	JUNIO	4	114	DICIEMBRE	4
55	JUNIO	5	115	DICIEMBRE	5
56	JUNIO	6	116	DICIEMBRE	6
57	JUNIO	7	117	DICIEMBRE	7
58	JUNIO	8	118	DICIEMBRE	8
59	JUNIO	9	119	DICIEMBRE	9
60	JUNIO	10	120	DICIEMBRE	10

Tabla 11.- Reglas difusas definidas para los embalses de Porma y Riaño

5.2.4. DATOS DE SALIDA

Al igual que en el caso del Sorbe, el único dato de salida de los sistemas de inferencia difusa se corresponde con las sueltas de cada embalse. Se ha empleado como metodología de obtención de las sueltas previas un proceso de agrupación de datos ponderada. De la misma forma que el ejemplo anterior, los conjuntos resultantes de este proceso de agrupación de datos presentan grandes desequilibrios en cuanto a su tamaño. Los conjuntos comprenden desde cientos de datos (por ejemplo la regla 105 de Riaño) hasta reglas que no han presentado seguimiento (por ejemplo la regla 41 de Riaño).

Para aquellas reglas no seguidas la asignación del valor de sueltas inicial se ha realizado, a partir de los obtenidos en las reglas adyacentes, dependiendo de las circunstancias. Por ejemplo si una regla no seguida se sitúa entre otras dos que presentan idéntica suelta, se ha adoptado dicho valor. Si una regla no seguida se sitúa entre otras dos con sueltas distintas, se ha interpolado linealmente entre ambas. También se ha recurrido a adoptar el valor de otra regla adyacente, bien en clase de volumen almacenado, bien en mes del año. Por ejemplo, si una regla del mes de febrero no ha presentado seguimiento, se puede adoptar como resultado el correspondiente a la regla que, para el mes de enero, presente la misma categoría de volumen almacenado. Una vez se dispone de respuesta para todas las reglas difusas es necesario comprobar la coherencia de las mismas de acuerdo a los siguientes criterios:

- Para dos reglas con la misma categoría de mes y diferente categoría de volumen almacenado, la suelta correspondiente a la categoría de mayor volumen nunca puede ser inferior a la de menor volumen.
- En lo que respecta a los diferentes meses, debe asegurarse una correlación entre las sueltas y la demanda de dicho mes para volúmenes bajos y medios. Es decir, difícilmente se puede aceptar que una regla correspondiente a un nivel de embalse medio en el mes de enero presente sueltas mayores a la regla correspondiente a dicho nivel de embalse en el mes de julio.

- En el caso de volúmenes elevados, la correlación entre sueltas se debe realizar no con la demanda, sino con las aportaciones. Es decir, para un nivel de embalse máximo, las sueltas en el mes de marzo deben ser superiores a las del mes de septiembre, ya que en marzo las aportaciones son mayores.

Respecto a esta última condición, se puede optar por no tenerla en cuenta y dejar que sea el sistema el que, en sus operaciones finales, corrija la suelta en función de la capacidad del embalse, como se ha mostrado en el ejemplo de Beleña. Por ello la última condición, si bien es conveniente tenerla en cuenta, no resulta de obligado cumplimiento.

En Porma ha sido preciso asignar 34 sueltas de 120 por criterio de experto, y corregir por coherencia 52 sueltas más, por lo que únicamente en 34 valores de 120 el dato de salida inicial utilizado para calibrar ha sido el obtenido mediante la agrupación de datos. En Riaño ha sido necesario asignar por criterio de experto un total de 17 sueltas de 120, y corregir por coherencia 33 sueltas más, por lo que en 70 de 120 reglas el resultado inicial empleado para la calibración ha sido directamente el obtenido del proceso de agrupación de datos.

En las siguientes tablas se presentan los valores de sueltas iniciales, en $\text{Hm}^3/\text{día}$, obtenidos para los embalses de Porma y Riaño. Se incluyen asimismo los valores de sueltas calibrados, con el fin de mostrar las diferencias entre las mismas que se producen en la calibración.

5. Casos de estudio para reproducción de la gestión histórica de embalses

NÚMERO DE REGLA	SUELTA NO CALIBRADA	SUELTA CALIBRADA	NÚMERO DE REGLA	SUELTA NO CALIBRADA	SUELTA CALIBRADA
1	0.17	0.13	61	1.03	1.03
2	0.24	0.19	62	1.03	1.03
3	0.25	0.20	63	1.08	1.08
4	0.27	0.21	64	1.26	1.26
5	0.33	0.27	65	1.52	1.52
6	0.37	0.30	66	1.78	1.78
7	0.37	0.30	67	1.78	1.78
8	0.37	0.30	68	1.78	1.78
9	0.37	0.30	69	1.78	1.78
10	0.37	0.30	70	1.78	1.78
11	0.17	0.13	71	1.22	1.22
12	0.24	0.19	72	1.22	1.22
13	0.25	0.20	73	1.68	1.68
14	0.27	0.21	74	1.75	1.75
15	0.33	0.27	75	1.83	1.83
16	0.53	0.42	76	1.83	1.83
17	0.71	0.57	77	1.83	1.83
18	0.71	0.57	78	1.83	1.83
19	0.71	0.57	79	1.83	1.83
20	0.71	0.57	80	1.83	1.83
21	0.17	0.08	81	1.30	1.30
22	0.24	0.12	82	1.35	1.35
23	0.25	0.13	83	1.40	1.40
24	0.27	0.13	84	1.40	1.40
25	0.33	0.17	85	1.41	1.41
26	0.53	0.26	86	1.41	1.41
27	0.71	0.35	87	1.41	1.41
28	0.71	0.35	88	1.41	1.41
29	0.71	0.35	89	1.41	1.41
30	0.71	0.35	90	1.41	1.41
31	0.25	0.13	91	0.51	0.26
32	0.25	0.13	92	0.51	0.26
33	0.25	0.13	93	0.51	0.26
34	0.27	0.13	94	0.52	0.26
35	0.33	0.17	95	0.52	0.26
36	0.53	0.26	96	0.52	0.26
37	0.82	0.41	97	0.52	0.26
38	0.82	0.41	98	0.52	0.26
39	1.13	0.56	99	0.52	0.26
40	1.17	0.58	100	0.52	0.26
41	0.56	0.56	101	0.21	0.16
42	0.56	0.56	102	0.29	0.22
43	0.59	0.59	103	0.29	0.22
44	0.62	0.62	104	0.33	0.25
45	0.62	0.62	105	0.33	0.25
46	0.68	0.68	106	0.41	0.30
47	0.69	0.69	107	0.41	0.30
48	1.26	1.26	108	0.41	0.30
49	1.26	1.26	109	0.41	0.30
50	1.26	1.26	110	0.41	0.30
51	0.87	0.87	111	0.17	0.13
52	0.87	0.87	112	0.24	0.19
53	0.92	0.92	113	0.25	0.20
54	0.96	0.96	114	0.27	0.21
55	1.03	1.03	115	0.33	0.27
56	1.09	1.09	116	0.37	0.30
57	1.33	1.33	117	0.37	0.30
58	1.37	1.37	118	0.37	0.30
59	1.40	1.40	119	0.37	0.30
60	1.40	1.40	120	0.37	0.30

Tabla 12.- Datos de salida definidos para el embalse de Porma

NÚMERO DE REGLA	SUELTA NO CALIBRADA	SUELTA CALIBRADA	NÚMERO DE REGLA	SUELTA NO CALIBRADA	SUELTA CALIBRADA
1	0.50	0.40	61	1.27	1.27
2	0.50	0.40	62	2.53	2.53
3	0.50	0.40	63	2.53	2.53
4	0.53	0.42	64	2.53	2.53
5	0.55	0.44	65	2.53	2.53
6	0.56	0.45	66	2.76	4.20
7	0.56	0.45	67	3.18	4.20
8	1.74	0.87	68	3.18	4.20
9	4.56	4.56	69	3.18	4.20
10	7.12	7.12	70	3.18	4.20
11	0.45	0.40	71	2.63	2.63
12	0.45	0.40	72	2.71	2.71
13	0.55	0.40	73	2.71	2.71
14	0.62	0.42	74	2.71	2.71
15	0.75	0.44	75	2.71	3.79
16	0.88	0.45	76	2.76	3.86
17	1.01	0.45	77	2.81	4.20
18	1.14	1.14	78	2.82	4.20
19	2.91	2.91	79	3.18	4.20
20	9.30	9.30	80	3.18	4.20
21	0.32	0.40	81	1.73	1.73
22	0.37	0.40	82	1.78	1.78
23	0.42	0.40	83	1.83	1.83
24	0.50	0.42	84	2.02	2.02
25	0.53	0.44	85	2.31	2.31
26	0.55	0.45	86	2.36	2.36
27	1.31	0.45	87	2.40	2.40
28	1.38	1.38	88	2.82	4.20
29	3.08	1.85	89	3.18	4.20
30	8.65	8.65	90	3.18	4.20
31	0.31	0.40	91	0.41	0.41
32	0.31	0.40	92	0.49	0.49
33	0.35	0.40	93	0.63	0.63
34	0.42	0.42	94	0.77	0.77
35	0.66	0.44	95	1.14	1.14
36	0.78	0.45	96	1.73	1.73
37	1.13	0.45	97	1.73	1.73
38	1.47	0.45	98	1.73	3.50
39	2.00	2.00	99	1.73	3.50
40	2.51	2.51	100	1.73	3.50
41	0.62	0.40	101	0.13	0.13
42	0.62	0.40	102	0.25	0.25
43	1.00	0.40	103	0.42	0.42
44	1.17	0.42	104	0.46	0.46
45	1.47	0.44	105	0.51	0.51
46	1.61	0.45	106	0.56	0.56
47	1.70	0.45	107	0.61	0.61
48	1.72	1.38	108	1.73	1.73
49	1.73	2.43	109	1.73	1.73
50	2.51	2.51	110	1.73	1.73
51	0.62	0.62	111	0.42	0.42
52	0.62	0.62	112	0.42	0.42
53	1.62	0.81	113	0.44	0.44
54	1.93	1.44	114	0.46	0.46
55	2.23	1.56	115	0.47	0.47
56	2.37	1.78	116	0.47	0.47
57	2.52	1.89	117	0.47	0.47
58	2.55	2.55	118	0.74	0.74
59	2.59	3.37	119	1.10	1.10
60	2.59	4.20	120	2.46	2.46

Tabla 13.- Datos de salida definidos para el embalse de Riaño

En las tablas se observa cómo en el embalse de Riaño, durante los meses invernales, las sueltas se elevan considerablemente si el embalse alcanza niveles altos; circunstancia que no se aprecia en Porma. Ello es debido a que los datos de Riaño reflejan que históricamente se han producido, en los meses invernales, sueltas elevadas para mantener en el embalse un resguardo, y por tanto las reglas difusas reflejan este aspecto de la gestión. En el embalse de Porma no se observa dicha circunstancia debido a que las reglas que combinan meses invernales con volúmenes altos no han presentado, en la mayoría de ocasiones, seguimiento. Por ello, a la hora de asignar sueltas a dichas reglas, se ha procedido como en el caso de Beleña, es decir, asignando sueltas de volúmenes medios con el fin de que sea el propio sistema, a través de sus operaciones finales, el que corrija las sueltas.

Las reglas obtenidas tras la calibración presentan, como patrón general en los meses con demanda agrícola apreciable, un primer tramo de volúmenes de embalse con sueltas bajas (correspondientes a abastecimientos urbanos, caudales ambientales y satisfacción parcial de la demanda agraria); un segundo tramo con sueltas algo superiores (correspondientes a la satisfacción de todas las demandas); y un tercer tramo con sueltas mucho más elevadas (correspondientes a desembalses técnicos para mantener un resguardo frente a avenidas). En los meses en los que la demanda agrícola es despreciable respecto a las demás el segundo tramo no aparece, como se muestra en las siguientes gráficas, correspondientes al embalse de Riaño. En Porma esta tramificación, por las razones indicadas previamente, no se presenta de forma tan perceptible.

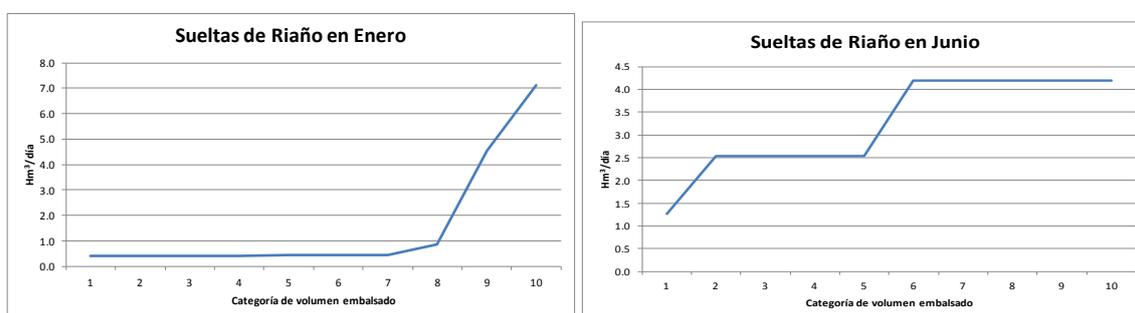


Figura 46.- Seltas calibradas del embalse de Riaño los meses de Enero y Junio

5.2.5. OPERACIONES FINALES

La definición de operaciones finales, una vez decididos los datos de salida, es idéntica al caso de Beleña, por lo que deben tenerse en cuenta los siguientes aspectos:

- Introducción de un operador para corregir la respuesta, de forma que no se vulneren las restricciones físicas.
- Definición del volumen final mediante un balance hídrico entre entradas, salidas y volumen inicial.
- Conversión del volumen final en el volumen inicial del siguiente paso temporal.

Una vez implementadas estas operaciones finales se está en disposición de trabajar con los sistemas definidos y presentar los resultados obtenidos.

5.2.6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En primer lugar se presentan los resultados obtenidos en la fase de calibración de las reglas difusas, empezando por Porma y finalizando por Riaño. En segundo lugar se exponen los resultados de la fase de validación, manteniendo el orden anterior.

5.2.6.1. CALIBRACIÓN

En este caso la calibración se ha realizado, como en el apartado anterior, mediante la modificación de la respuesta y por prueba y error.

Embalse de Porma

En la calibración del sistema lógico difuso del embalse de Porma se han utilizado las series históricas de sueltas y volúmenes registradas durante el periodo 1980-2000, comparando las sueltas y volúmenes registrados con los obtenidos mediante la operación del modelo. El volumen inicial del modelo ha sido el registro histórico del 1 de octubre de 1980, procediendo desde entonces a la simulación del sistema lógico difuso para el resto del periodo.

Los aspectos específicos que se deben tener en cuenta al calibrar el sistema lógico difuso del embalse de Porma son idénticos a los mostrados en el caso del Sorbe. El proceso de calibración sigue siendo relativamente sencillo ya que el número de reglas, a pesar de haber aumentado respecto al Sorbe, sigue siendo asumible gracias a las características comentadas respecto a la calibración en apartados anteriores.

Para facilitar la calibración del sistema lógico difuso del embalse de Porma se ha aplicado un concepto utilizado en la calibración de modelos hidrológicos distribuidos, denominado estructura separada del parámetro efectivo (Francés et al, 2007). Este concepto divide las propiedades de un conjunto de parámetros en dos componentes: estructura (que relaciona el valor de un parámetro con los demás) y factor corrector global (que corrige la estructura anterior afectando de forma global a todos los parámetros definidos). Dicho factor corrector se define como la relación entre el valor calibrado y el valor inicial de la siguiente forma:

$$Val_{calibrado} = Val_{inicial} \cdot FC_{global}$$

El proceso de calibración consiste, por tanto, en encontrar el mejor valor posible para dicho coeficiente corrector. Este factor se ha aplicado asumiendo que es idéntico para todas las reglas correspondientes al mismo mes, es decir, cada uno de ellos corrige simultáneamente a todas las reglas con el mismo valor mensual. Esta asunción se traduce en una reducción de parámetros de 120 (uno por regla) a 12 (uno por mes), lo que agiliza en gran medida la calibración del sistema. Como contrapartida, al asumir que la estructura de las sueltas no varía en un mismo mes, se está dando por válida la estructura obtenida previamente al calibrado, que puede no ser adecuada. Sin embargo, al estar basada la estructura de las respuestas de este sistema lógico difuso en datos históricos se puede asumir que ésta resulta adecuada. Aplicando esta metodología los parámetros obtenidos se reducen aumentando, asimismo, su independencia. Una vez calibrado el modelo empleando la estructura separada indicada se obtienen, como resultados, los siguientes:

- Gráficas de comparación entre volúmenes y sueltas observados y simulados.
- Parámetros de ajuste: Correlación, R^2 , error medio e índice de Nash - Sutcliffe.
- Correlogramas comparativos entre valores observados y simulados.
- Estadísticos y correlogramas de las series de residuos.

A continuación se muestran las gráficas comparativas entre valores observados y obtenidos mediante el modelo calibrado, tanto para volúmenes como para sueltas, a escala diaria y escala mensual.

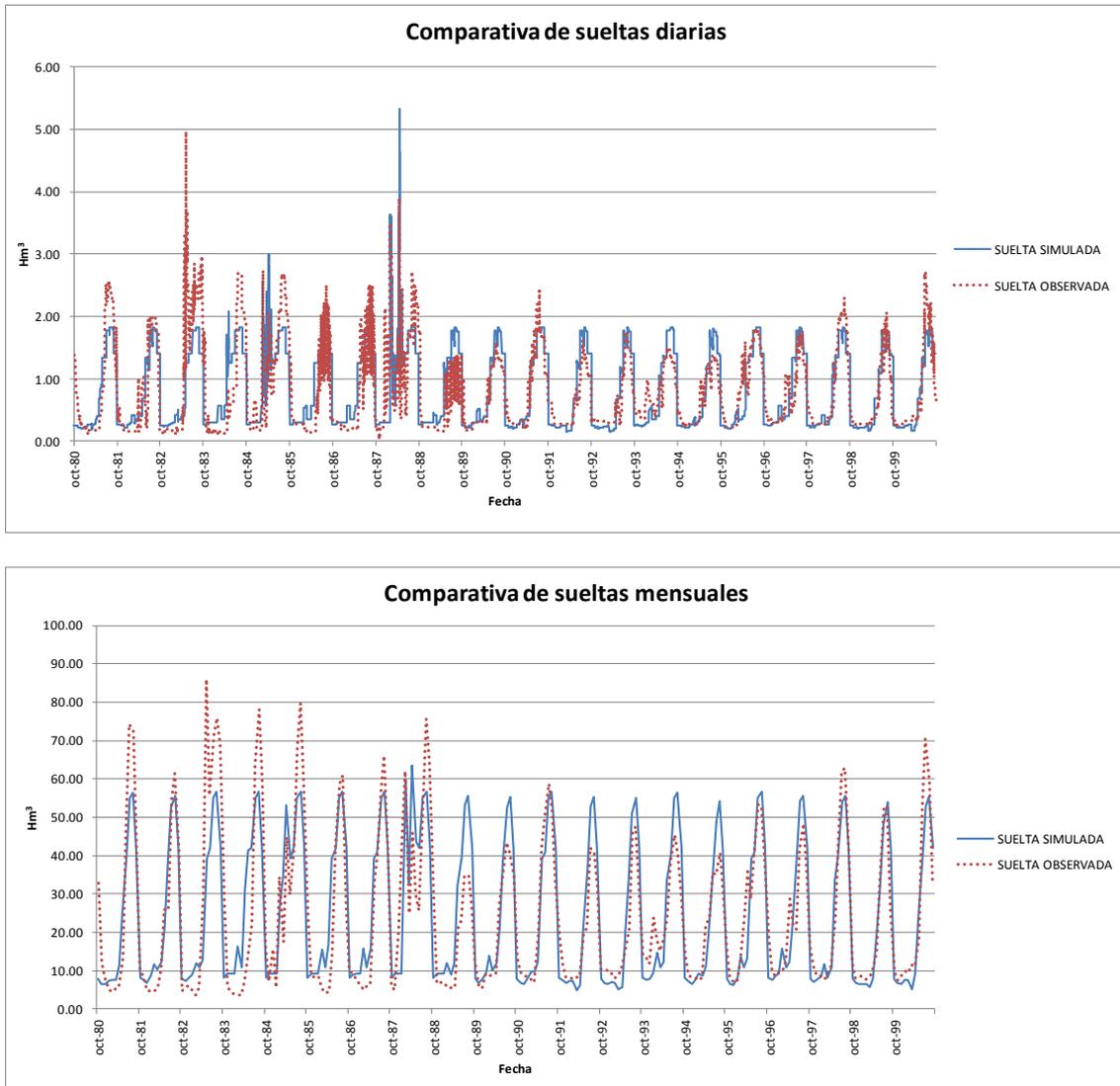


Figura 47.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Porma. Modelo calibrado

Se puede observar cómo en los primeros años de la serie, aproximadamente hasta 1990, el modelo no reproduce adecuadamente los datos observados, al ser éstos sistemáticamente superiores, lo que indica un cambio en la gestión. Sin embargo a partir de esta fecha el patrón ya se reproduce de forma aceptable. Se aprecia también cómo el modelo proporciona valores de sueltas que se repiten de forma casi idéntica todos los años. Este aspecto puede deducirse de las respuestas antes presentadas, en las que salvo para volúmenes bajos las sueltas del modelo son, para un mismo mes, muy semejantes entre sí.

Ello es debido a que el volumen almacenado permite abastecer la demanda sin restricciones a partir de un valor límite, por lo que si en diversos años, como ocurre en las últimas fechas de la calibración, el volumen se sitúa sobre dicho límite, las sueltas son semejantes con independencia del volumen almacenado. Esto implica que la práctica totalidad de demandas agrícolas que dependen de Porma cuenta con la misma prioridad, ya que de lo contrario las sueltas serían más sensibles al volumen almacenado.

Las gráficas correspondientes al volumen se muestran a continuación:

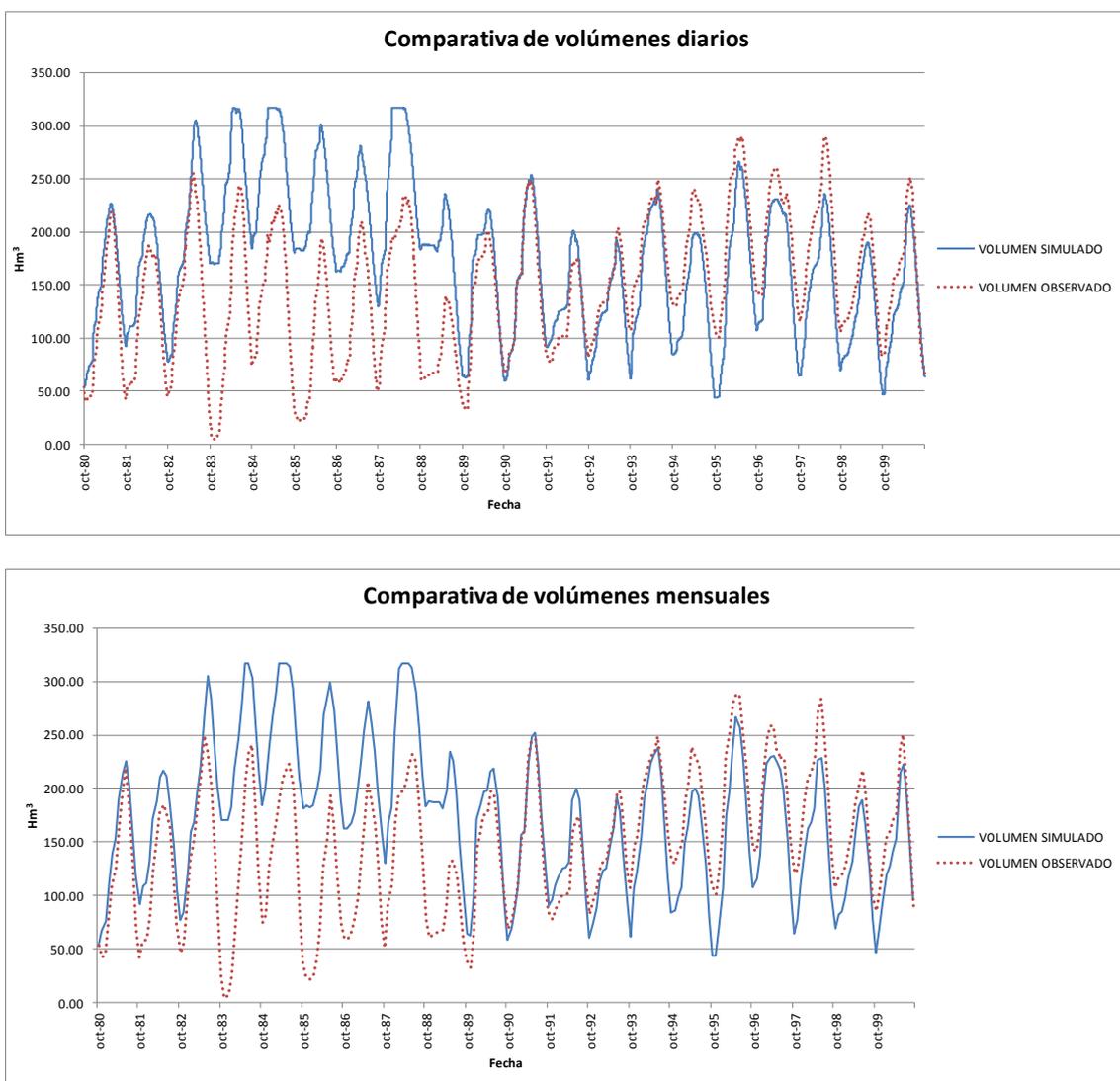


Figura 48.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Porma. Modelo calibrado

Las dos gráficas son semejantes debido a que el volumen almacenado no cuenta con factor de escala, siendo la única diferencia entre ambas la definición de la línea que muestra la evolución, ya que la escala diaria toma un dato de volumen al día mientras que la mensual

lo hace a principio de mes. En la gráfica llama la atención cómo durante la primera mitad del periodo registral de volúmenes el modelo no reproduce la serie observada, ya que las simulaciones arrojan valores siempre superiores a los registrados. Ello corrobora la existencia de un cambio en la gestión, pudiendo asumir que el embalse abastecía, hasta 1990, una demanda superior a la de los siguientes años. Ello concuerda con las fechas de puesta en servicio del embalse de Riaño, que abastece áreas de regadío comunes con Porma, por lo que dichas áreas, tras la construcción de Riaño, pudieron ser atendidas de forma conjunta por ambas reservas, lo que sin duda provocó un descenso de las necesidades de agua procedente de Porma y, en definitiva, una disminución en sus sueltas hasta sus valores actuales, que son los que reproduce el modelo a partir de 1990

Como conclusión, a la vista de las gráficas, se puede establecer que el modelo es capaz de reproducir la gestión actual del embalse de Porma, pero no así la anterior a la puesta en servicio del embalse de Riaño.

Los parámetros de ajuste se exponen en la siguiente tabla:

	ESCALA DIARIA		ESCALA MENSUAL	
	Sueltas	Volúmenes	Sueltas	Volúmenes
Correlación	0.81	0.56	0.87	0.56
R ²	0.66	0.31	0.73	0.34
Error medio	0.42	67.30	10.11	67.36
Nash	0.65	-0.11	0.75	-0.11

Tabla 14.- Parámetros de bondad de ajuste en Porma. Modelo calibrado

Puede observarse cómo los parámetros de ajuste de las sueltas resultan adecuados, lo que junto con la gráfica anterior indica que el ajuste realizado es, en su caso, aceptable, siendo mejores los parámetros a escala mensual ya que las variaciones diarias en las sueltas son más difíciles de reproducir por el modelo. Sin embargo en los volúmenes los índices de bondad de ajuste, sobretodo el de Nash, son inadecuados. Ello es provocado por el lastre que suponen para la serie los primeros años, en los cuales la gestión de Porma no era la actual. Recalculando los parámetros de bondad de ajuste para sueltas y volúmenes eliminando dichos años iniciales, a partir del 1 de octubre de 1990, se obtienen los siguientes resultados:

	ESCALA DIARIA		ESCALA MENSUAL	
	Sueltas	Volúmenes	Sueltas	Volúmenes
Correlación	0.88	0.92	0.92	0.92
R ²	0.78	0.85	0.84	0.85
Error medio	0.29	31.53	7.42	31.69
Nash	0.73	0.72	0.80	0.72

Tabla 15.- Parámetros de bondad de ajuste a partir de 1990 en Porma. Modelo calibrado

Eliminando los primeros años los índices de ajuste mejoran en todos los casos. En las sueltas la misma no resulta excesivamente acentuada debido a que los patrones variacionales de las salidas durante los primeros años son idénticos a los restantes, aunque con sueltas mayores. Por contra en los volúmenes el cambio es abismal, sobretodo en cuanto al índice de Nash, obteniendo unos valores adecuados.

En resumen se puede concluir que el ajuste del modelo a los datos observados, en el periodo temporal cuyas reglas históricas se pretende reproducir (1990-2000), es adecuado.

En cuanto a la comparación entre correlogramas, ésta se ha realizado para las series estandarizadas (ya que en este caso las sueltas, al igual que los volúmenes, varían con el mes del año) a escala mensual. Los correlogramas para volúmenes y sueltas, teniendo en cuenta la serie original (1980-2000), se presentan a continuación:

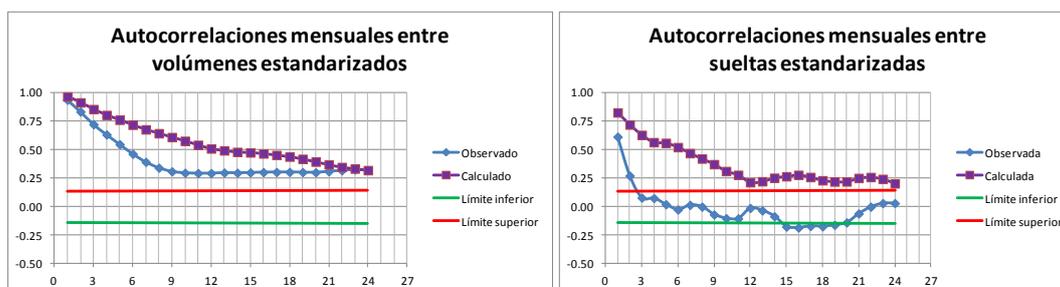


Figura 49.- Correlogramas de volúmenes y sueltas estandarizadas en Porma. Periodo 1980-2000. Modelo calibrado

Se puede observar cómo, en el caso de los volúmenes, en la serie calculada por el modelo se aprecia un decaimiento continuo del índice, mientras que en la serie histórica dicho descenso se detiene en el noveno mes, estabilizándose el valor desde ese momento. Llama la atención el hecho de presentar en toda la misma una correlación temporal significativa, quizá debido a la capacidad del embalse de Porma, lo que permite cierta inercia en la serie de volúmenes. En lo que respecta a las sueltas la evolución es muy distinta en ambos casos,

ya que mientras la autocorrelación de la serie histórica deja de ser significativa al tercer mes, la serie calculada por el modelo no alcanza el límite en ningún momento.

Los correlogramas presentados no ofrecen unos resultados adecuados para garantizar el buen funcionamiento del modelo, pero cabe recordar que los primeros años de la serie original no son representativos de la gestión que se pretende reproducir. Repitiendo el análisis de correlogramas para el periodo 1990-2000 se obtienen los siguientes resultados:

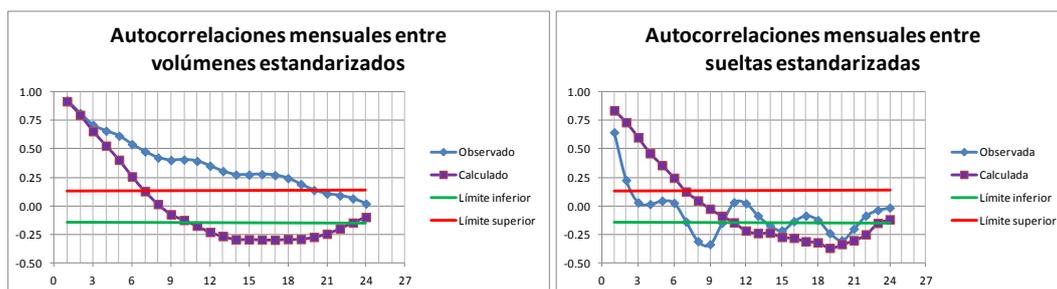


Figura 50.- Correlogramas de volúmenes y sueltas estandarizadas en Porma. Periodo 1990-2000. Modelo calibrado

En ambas gráficas se aprecia cómo, aunque el ajuste de las sueltas ha mejorado, el correlograma de volúmenes arroja mayores diferencias con las correlaciones observadas. Sin embargo parece más adecuado el correlograma de volúmenes simulados que el obtenido para los observados, ya que aunque se trata de un embalse con inercia temporal, sigue siendo de regulación anual, por lo que la correlación al llegar al mes 12 no debería ser significativa. Por ello se propone mantener la calibración del modelo, pese a las discrepancias observadas en los correlogramas.

Por último se ha realizado un análisis de residuos para comprobar que funcionan como un ruido blanco (media y asimetría nulas y correlograma sin dependencia temporal). En esta ocasión se ha aplicado dicho análisis únicamente al periodo 1990-2000.

Los estadísticos de las series de residuos, a escala mensual, son los siguientes:

	Volúmenes	Sueltas
Media	22.55	0.03
Mediana	27.27	1.40
Desviación	22.36	7.45
Coef. variación	0.99	269.36
Asimetría	-0.56	-0.19

Tabla 16.- Estadísticos de las series de residuos de volúmenes y sueltas en Porma. Periodo 1990-2000. Modelo calibrado

Se observa cómo en el caso de las sueltas el comportamiento de los residuos sí se aproxima al de un ruido blanco. En cuanto a los volúmenes no puede realizarse dicha asunción debido a que, de acuerdo a la gráfica de volúmenes presentada previamente, en el periodo 1990-2000 la serie simulada se sitúa sistemáticamente por debajo de la observada, obteniendo el modelo volúmenes menores a los registrados históricamente. De ahí que los residuos, al producirse en la mayor parte de ocasiones por exceso, presenten un promedio no nulo. Los correlogramas de las series de residuos, a escala mensual, se muestran en la siguiente figura:

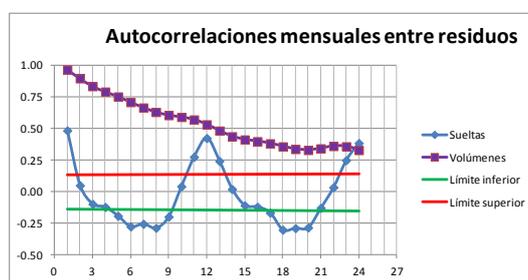


Figura 51.- Correlogramas de residuos en Porma. Periodo 1990-2000. Modelo calibrado

Se aprecia cómo la serie de sueltas no mantiene la correlación temporal mensual más de un mes (con correlaciones significativas negativas a 6 meses), pero sí se aprecia una correlación anual significativa (altos índices a 12 y a 24 meses), lo que parece indicar que el patrón cíclico de las sueltas no se reproduce de forma perfecta en el modelo. En cuanto a los volúmenes el mantenimiento de la correlación era esperable, ya que como se ha comentado previamente y se puede observar en las gráficas presentadas, el error en el volumen se produce casi exclusivamente en el mismo sentido y en un rango semejante.

Pese a que los análisis de correlogramas y residuos no ha sido completamente satisfactorios, se acepta la calibración realizada para el embalse de Porma, ya que los índices de bondad de ajuste y las gráficas arrojan buenos resultados.

Embalse de Riaño

En la calibración de Riaño se han empleado las series históricas de sueltas y volúmenes obtenidas durante el periodo 1988-2005. El sistema lógico difuso se ha iniciado adoptando como volumen inicial el registrado el día 1 de octubre de 1988. En el caso de Riaño no se ha aplicado la estructura separada de parámetros utilizada en Porma, sino que se ha procedido

a calibrar con los 120 parámetros correspondientes a las sueltas de cada una de las reglas difusas definidas, con el fin de disponer de un elemento diferenciador entre la calibración de ambos embalses.

A continuación se muestran las gráficas comparativas entre sueltas observadas y simuladas:

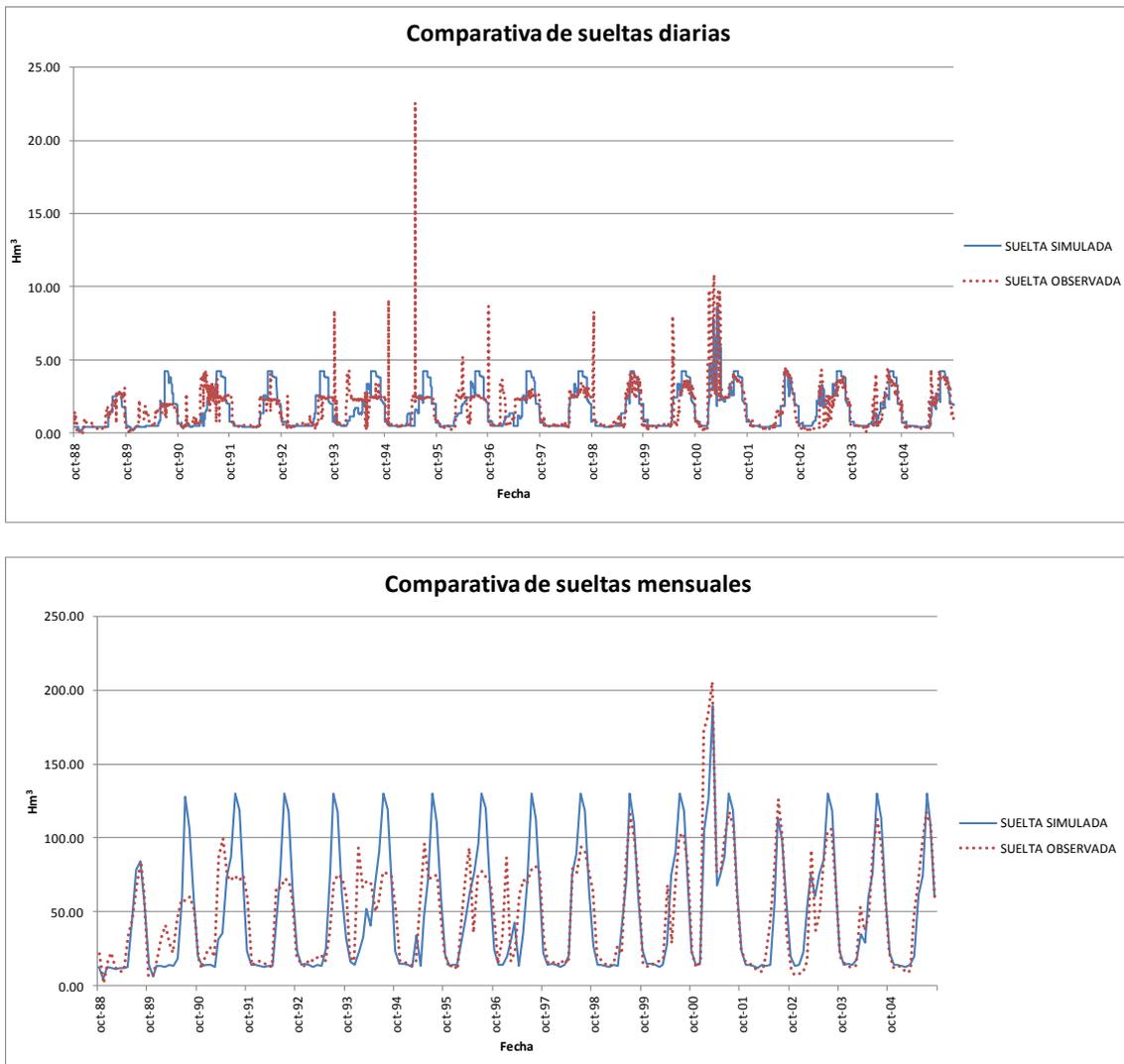


Figura 52.- Comparación entre sueltas simuladas y observadas en Riaño. Modelo calibrado

Se observa cómo hasta 1997 no se reproducen adecuadamente las sueltas, ya que el modelo obtiene, como en el caso de Porma, un patrón de sueltas que repite casi sin variación durante toda la serie, mientras que los registros históricos no muestran esa periodicidad. La serie histórica refleja un patrón con grandes cambios en las sueltas de un año a otro, lo que puede deberse a que se trata de los primeros años del embalse de Riaño,

y como tal la presa se hallaba en esa fase en periodo de pruebas y ajustes. Además de esta circunstancia, que podría explicar los cambios en los patrones, parece ser que la demanda atendida desde Riaño es menor en los años previos a 1997. Esta circunstancia puede explicarse asumiendo que los desarrollos agrícolas dependientes exclusivamente de Riaño se realizaron posteriormente a su construcción. Es decir, en primer lugar se construyó el embalse y posteriormente se pusieron en regadío nuevas áreas cultivables. Por ello los primeros años la demanda de Riaño es menor. El hecho de que el embalse de Porma no presente cambios en la gestión desde 1991 parece indicar que los desarrollos más recientes en el sistema Esla se sitúan, en abrumadora mayoría, en la zona de influencia exclusiva de Riaño. A partir de 1997 el ajuste entre observado y simulado es, visualmente, mejor.

Las gráficas correspondientes al volumen se muestran a continuación:

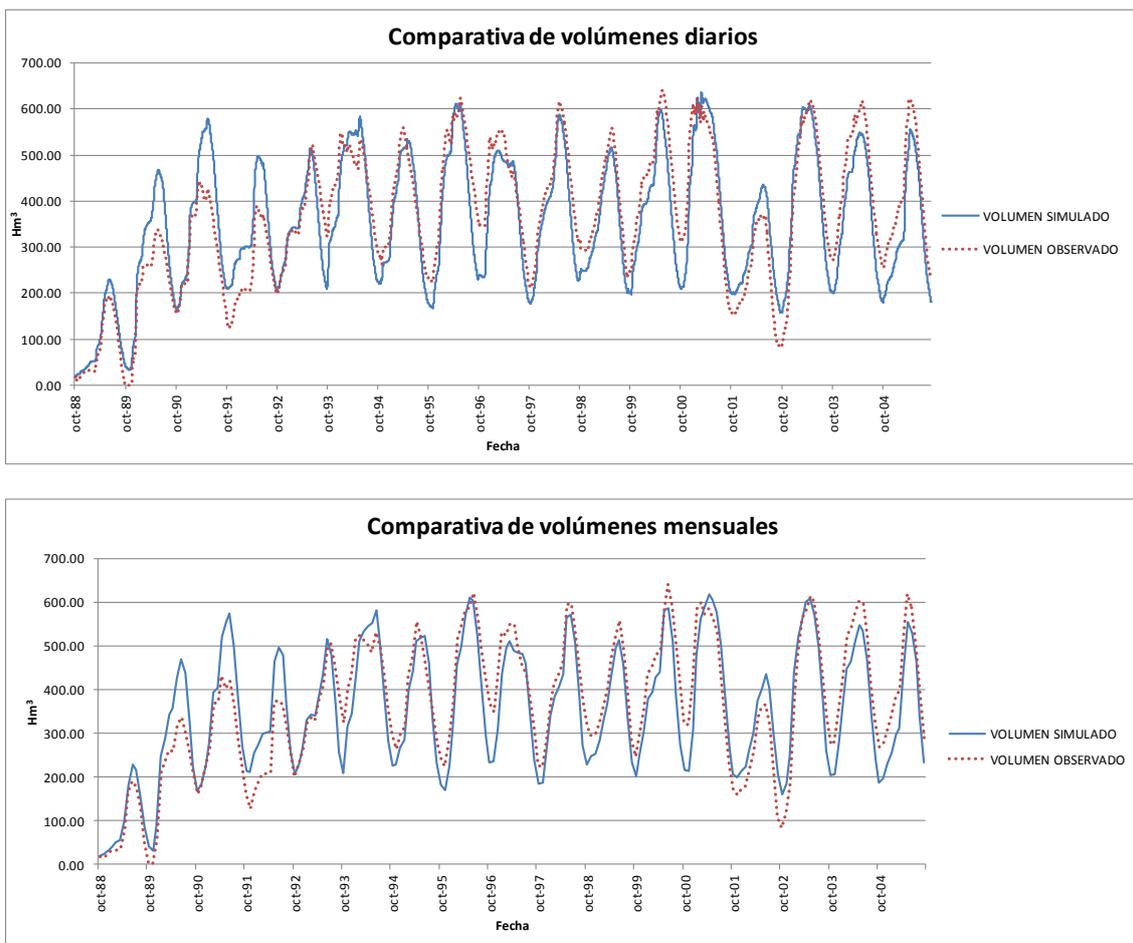


Figura 53.- Comparación entre volúmenes simulados y observados en Riaño. Modelo calibrado

Al contrario que en el caso de las sueltas, el modelo sí reproduce el volumen registrado en la serie histórica, aunque se aprecia una mejoría en el ajuste a partir de 1997. Ello es provocado por el hecho de que, aunque el patrón de sueltas previo a 1997 sea diferente al posterior y cambiante, las sueltas anuales son muy semejantes entre el modelo y la serie histórica. Ello permite que, pese las diferencias en las sueltas, el modelo mantenga cierta semejanza en los volúmenes, ya que las diferencias se compensan cada varios meses.

Se puede afirmar, por tanto, que el modelo del embalse de Riaño es capaz de reproducir la gestión más reciente del mismo, posterior a 1997. La gestión anterior no puede ser reproducida adecuadamente, aunque el hecho de que las sueltas anuales sean semejantes en toda la serie permite al modelo mantener cierta semejanza en los volúmenes.

Los parámetros de bondad de ajuste se muestran en la siguiente tabla:

	ESCALA DIARIA		ESCALA MENSUAL	
	Sueltas	Volúmenes	Sueltas	Volúmenes
Correlación	0.72	0.91	0.82	0.91
R ²	0.51	0.83	0.67	0.83
Error medio	1.03	63.17	23.68	63.78
Nash	0.43	0.83	0.57	0.83

Tabla 17.- Parámetros de bondad de ajuste en Riaño. Modelo calibrado

En cuanto a los volúmenes, los resultados del ajuste son buenos, ya que en este caso los años iniciales no lastran la serie debido a las circunstancias previamente citadas. En las sueltas en cambio los índices, sin ser inadecuados, pueden mejorarse. Ello es provocado por los primeros años, que sin duda penalizan los valores. Por ello recalculando los índices para el periodo posterior a 1997 se obtiene la siguiente tabla:

	ESCALA DIARIA		ESCALA MENSUAL	
	Sueltas	Volúmenes	Sueltas	Volúmenes
Correlación	0.82	0.92	0.92	0.92
R ²	0.67	0.85	0.85	0.85
Error medio	0.93	61.45	17.38	61.70
Nash	0.67	0.82	0.84	0.82

Tabla 18.- Parámetros de bondad de ajuste a partir de 1997 en Riaño. Modelo calibrado

Se aprecia cómo los parámetros de las sueltas mejoran. En los volúmenes la mejoría es únicamente leve por las circunstancias anteriormente citadas. Se podría concluir que dichos parámetros resultan ya aceptables.

Se puede afirmar, por tanto, que el sistema lógico difuso del embalse de Riaño reproduce de forma aceptable la gestión reciente del mismo.

Los correlogramas obtenidos para el embalse de Riaño, empleando la totalidad de las series históricas disponibles estandarizadas, son los siguientes:

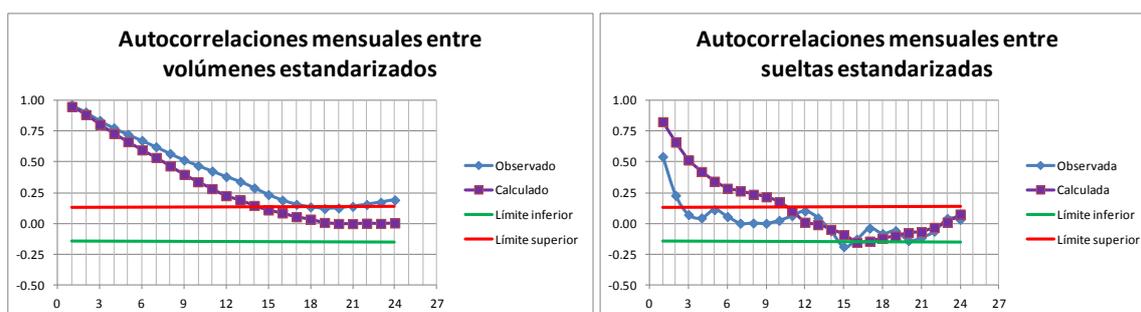


Figura 54.- Correlogramas de volúmenes y sueltas estandarizadas en Riaño. Período 1988-2005. Modelo calibrado

En el caso de los volúmenes, como era de esperar, el ajuste entre la serie observada y la simulada es adecuado. En las sueltas sí se aprecian diferencias semejantes a las observadas en Porma, ya que el modelo de Riaño mantiene la autocorrelación de las mismas en un intervalo temporal de 10 meses, mientras que en la serie histórica alcanza únicamente los dos primeros meses. Podría concluirse que el modelo mantiene la autocorrelación de los volúmenes históricos, pero no en la misma medida en las sueltas.

No se muestran los correlogramas para la serie posterior a 1997 ya que el periodo resultante no es lo suficientemente largo para estandarizar las series de forma fiable.

Por último se ha llevado a cabo un análisis de residuos. Dicho análisis se ha realizado a escala mensual y sobre la serie completa. Los estadísticos de las series de residuos son los siguientes:

	Volúmenes	Sueltas
Media	9.81	-0.46
Mediana	23.72	0.67
Desviación	63.18	23.74
Coef. variación	6.44	-51.21
Asimetría	-0.32	-0.05

Tabla 19.- Estadísticos de las series de residuos de volúmenes y sueltas en Riaño. Modelo calibrado

En este caso no puede realizarse con seguridad la asunción de ruido blanco, aunque los valores promedio no son elevados, por lo que el comportamiento de los residuos tampoco se aleja demasiado del esperado. Los correlogramas de las series de residuos se muestran en la siguiente figura:

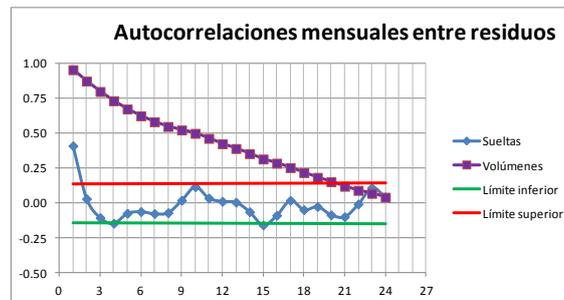


Figura 55.- Correlogramas de residuos en Riaño. Modelo calibrado

Se observa un comportamiento semejante a Porma, aunque en este caso el correlograma de residuos en las sueltas no arroja autocorrelaciones significativas más allá del primer mes, lo que indica un mejor ajuste de las mismas en este embalse. En lo que respecta al volumen las circunstancias son idénticas a Porma, debiéndose la elevada autocorrelación observada al hecho de que el error en volumen suele producirse en el mismo sentido, lo que favorece la obtención de autocorrelaciones significativas.

A la vista de la información presentada en este apartado, se opta por aceptar la calibración del embalse de Riaño, en este caso con menos reservas respecto a Porma debido a que los correlogramas resultan más adecuados. Los índices son semejantes entre ambos reservorios pero con una ligera diferencia a favor de Riaño.

5.2.6.2. VALIDACIÓN

En este caso, al igual que en el anterior, la validación se ha realizado empleando los últimos años de la serie histórica.

La validación se ha comprobado mediante los siguientes mecanismos:

- Gráficas de comparación entre sueltas y volúmenes observados y simulados, a escala diaria.
- Parámetros de ajuste: Correlación, R^2 , error medio e índice de Nash - Sutcliffe.

Al igual que en el caso de Beleña no se han analizado las series de residuos ni se han obtenido los correlogramas para sueltas y volúmenes, debido a la escasa longitud de los registros y las simulaciones.

Embalse de Porma

Las gráficas de comparación entre los resultados de la simulación y los datos históricos se presentan a continuación:

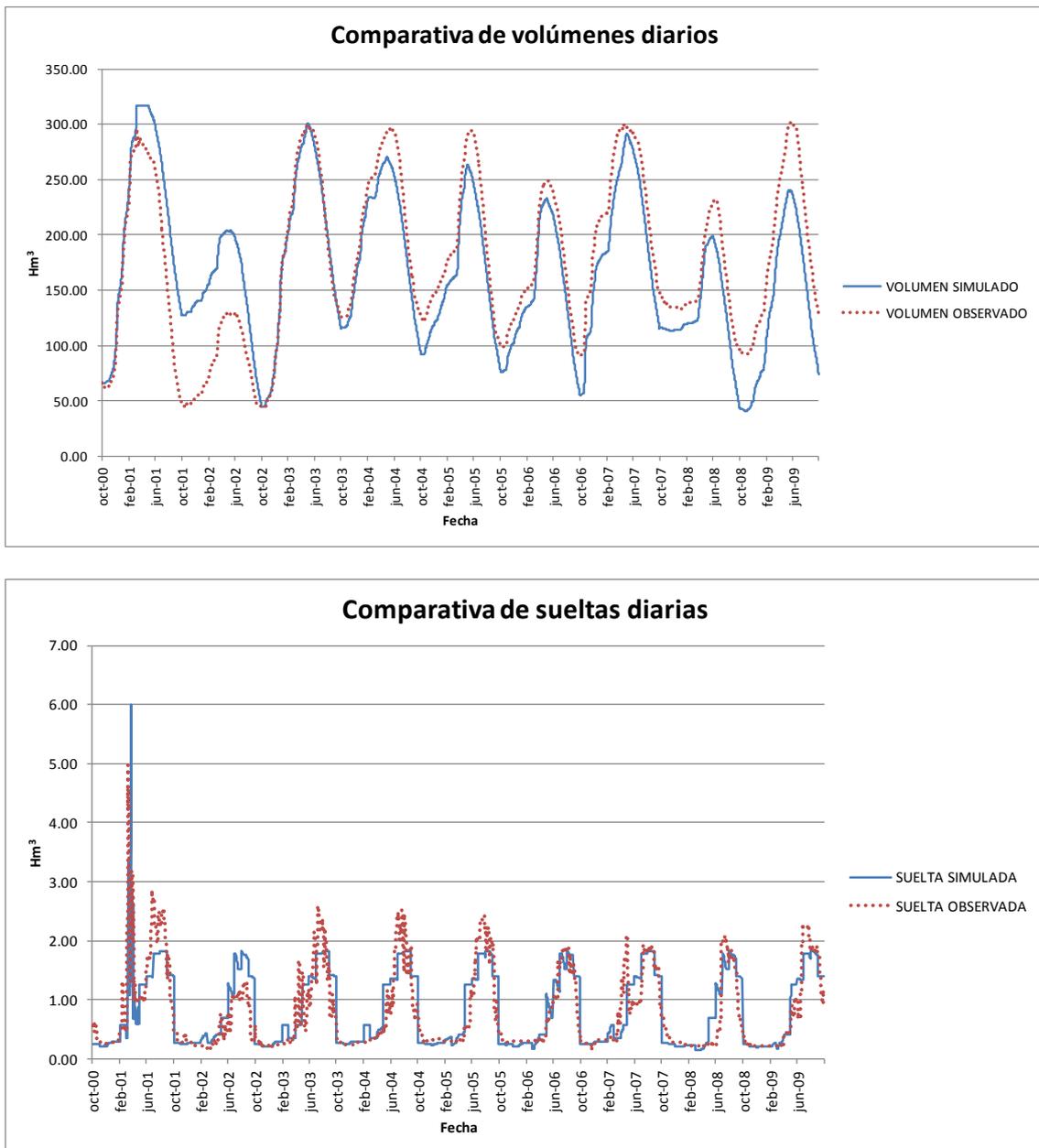


Figura 56.- Comparación entre simulado y observado en Porma. Validación

Se ha tomado en el modelo como volumen inicial de la validación el volumen final obtenido, a partir de la simulación en la fase de calibración, para 30 de septiembre de 2000.

Se observa cómo en la serie de sueltas se reproducen, a grandes rasgos, los patrones observados, sobre todo en la segunda mitad de la misma, aunque hay variaciones que no logran ser reproducidas adecuadamente y existen años en los que las sueltas pico observadas superan a las simuladas, quizá debido a circunstancias propias de cada año (modificaciones de la demanda, cambios en los caudales de ríos no regulados, etc.). El ajuste mostrado sí parece reproducir adecuadamente la regla de gestión seguida, y con independencia del caudal pico los datos históricos permiten afirmar que la gestión del embalse de Porma no ha sufrido cambios apreciables desde el final del periodo de calibración. En cuanto a los volúmenes destaca cómo durante gran parte de 2002 el ajuste no es adecuado, ya que el modelo obtiene volúmenes superiores a los registrados, pero en el resto de la serie el volumen almacenado sí se reproduce de forma adecuada, aunque en el año hidrológico 2008-2009 la diferencia en volumen alcanza los 50 Hm³.

Los parámetros de ajuste a escala diaria se exponen a continuación:

	ESCALA DIARIA	
	Sueltas	Volúmenes
Correlación	0.85	0.86
R ²	0.72	0.74
Error medio	0.37	38.94
Nash	0.71	0.72

Tabla 20.- Parámetros de bondad de ajuste en Porma. Validación

Los parámetros de ajuste son semejantes respecto a los obtenidos para la serie posterior a 1990, aunque hay un ligero descenso en el ajuste de los volúmenes y los errores medios han aumentado en la validación. Se trata, sin embargo, de descensos en los valores perfectamente asumibles en una validación. Por tanto, a la vista de la misma, se acepta la calibración realizada para el embalse de Porma.

Embalse de Riaño

A continuación se exponen las gráficas comparativas entre los volúmenes y sueltas obtenidos mediante el modelo para el periodo de validación:

5. Casos de estudio para reproducción de la gestión histórica de embalses

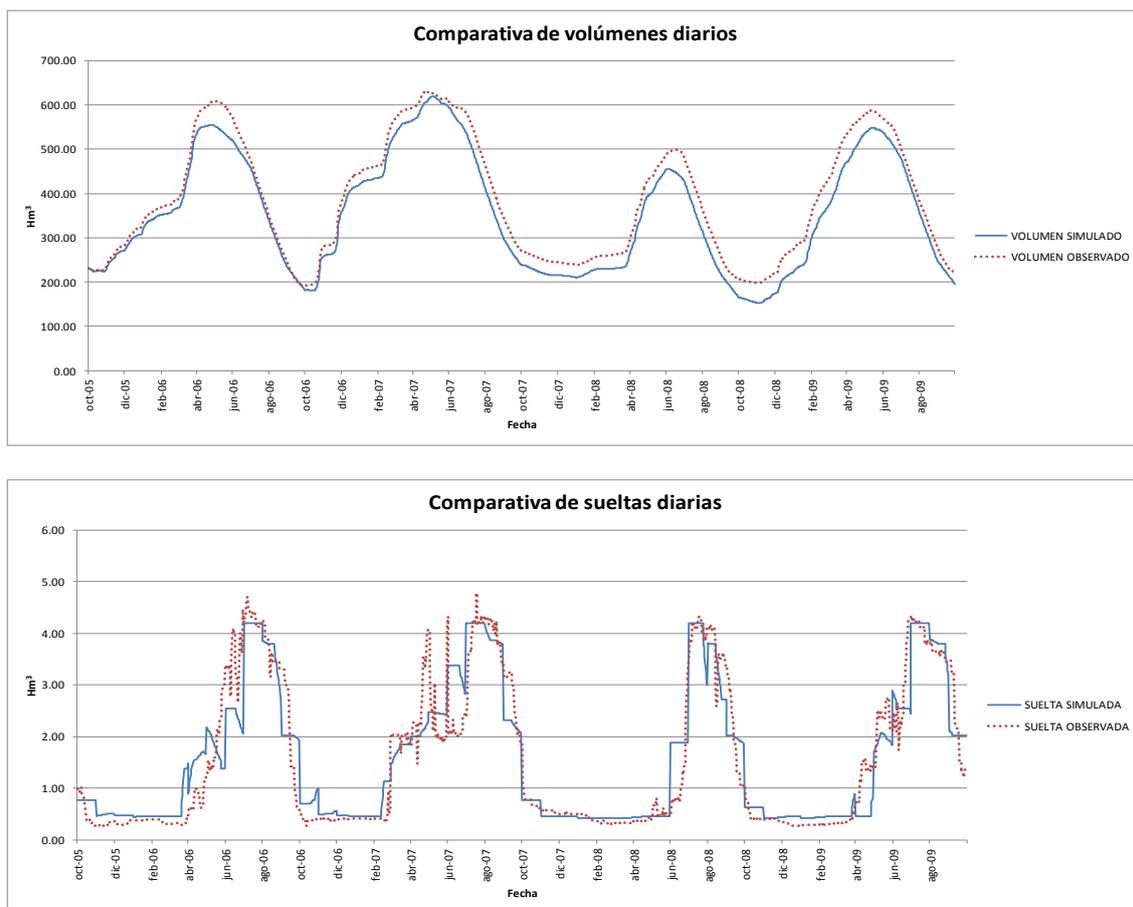


Figura 57.- Comparación entre simulado y observado en Riaño. Validación

Se ha tomado para el modelo como volumen inicial de la validación el volumen final obtenido, en la simulación anterior de Riaño, para el 30 de septiembre de 2005.

En la gráfica correspondiente a sueltas se aprecia cómo los patrones se reproducen, en general, de forma adecuada, ya que tanto los caudales bajos en los meses invernales como los más elevados del periodo estival presentan un ajuste adecuado. Únicamente en la primavera de 2007 se podría hablar de un ajuste del modelo que podría ser mejorable. El modelo, ya que ha sido formulado con idénticas reglas a nivel mensual, no es capaz de reproducir las variaciones de las mismas a escala diaria, producidas por circunstancias concretas, puesto que el origen de algunas de ellas seguramente se halle en decisiones tomadas de forma específica para un momento y lugar determinados. El ajuste se podría definir, en definitiva, como bueno. En lo que corresponde a volúmenes, el ajuste del modelo a la realidad es visualmente bueno, aunque los volúmenes simulados se sitúan ligeramente por debajo de los observados. La gráfica de volumen no se halla sujeta a las variaciones

bruscas que presentan las sueltas porque la elevada capacidad de Riaño respecto a las sueltas diarias provoca que dichas pulsaciones queden amortiguadas.

Los parámetros de ajuste obtenidos a escala diaria se muestran en la siguiente tabla:

	ESCALA DIARIA	
	Sueltas	Volúmenes
Correlación	0.93	0.99
R ²	0.87	0.99
Error medio	0.52	35.57
Nash	0.87	0.93

Tabla 21.- Parámetros de bondad de ajuste en Riaño. Validación

Los parámetros obtenidos son, como se aventuraba en las gráficas, muy buenos, aumentando respecto al periodo de calibración, aunque hay que tener en cuenta que la validación se ha realizado con los últimos 4 años, los cuales han presentado un patrón de sueltas idéntico entre sí (como se observa en la gráfica) y al de los últimos años de calibración. Por ello, aunque sin duda puede concluirse que el modelo del embalse de Riaño reproduce las sueltas observadas durante el periodo de validación, cabe reseñar que dicho periodo no comprende situaciones de sequía, ya que Riaño no se halla en ningún momento por debajo de 200 Hm³, por lo que no se puede comprobar su funcionamiento ante tal situación.

Por todo lo anteriormente observado, tanto para validación como para calibración, se acepta la calibración realizada para el embalse de Riaño. Los relativamente mejores resultados obtenidos en Riaño respecto a Porma pueden ser provocados, además de por disponer de una solución de partida más adecuada ya que han sido necesarias, respecto a Porma, menos correcciones sobre los resultados de la agrupación de datos; por el hecho de no haber utilizado en este embalse la estructura separada de parámetros, sino proceder a una calibración en mayor detalle.

5.2.7. CONCLUSIONES Y COMENTARIOS

El segundo caso de estudio de esta metodología ha consistido en definir sendos esquemas lógicos difusos para los embalses de Porma y Riaño, cuyo principal uso es el regadío. Cada sistema lógico difuso se compone de 120 reglas difusas basadas en dos datos: mes del año y

volumen almacenado, formuladas a escala diaria. La respuesta de dichas reglas se ha obtenido por calibración partiendo de un proceso de agrupación de datos ponderada. En la calibración se han empleado las series históricas, a escala diaria, de ambos embalses; reservando los últimos años de las mismas para validación.

Al igual que en el caso del Sorbe, la bondad de la calibración se ha comprobado en base a representaciones gráficas de las series histórica y simulada, obtención de parámetros de bondad de ajuste, comparación de correlogramas y análisis de residuos, resultando todas las pruebas satisfactorias, por lo que se concluye que se han obtenido unas reglas de gestión válidas para los embalses de Porma y Riaño.

De nuevo en el análisis la definición de un sistema lógico difuso ha permitido detectar cambios en la gestión histórica, cuándo se han producido y en qué sentido, lo que corrobora las capacidades de **auditoría de la gestión** con las que cuenta esta metodología. Al igual que en el caso de estudio anterior, se podrían comparar los sistemas lógicos difusos, en una fase posterior, con otros que reproduzcan gestiones pasadas, permitiendo investigar la evolución de la gestión histórica. También se podrían comparar con sistemas definidos a partir de algoritmos o criterios de experto para comprobar la adecuación de la gestión histórica a los mismos.

En este caso el resultado obtenido ha sido una descripción sistemática de la gestión histórica a escala diaria, teniendo en cuenta todos los aspectos que intervienen en la misma, sean o no declarados. Ello no sólo permite condensar la gestión histórica en un sistema lógico fácil de comprender, de interpretar y de modificar, sino que es capaz de hacerlo a escala diaria, una unidad de paso temporal para la cual muchas metodologías presentan problemas.

Puede concluirse que la lógica difusa es una herramienta capaz de reproducir con facilidad la gestión histórica a escala diaria, es decir, la complejidad conceptual de esta metodología no aumenta al disminuir el paso temporal. De hecho los sistemas lógicos difusos definidos podrían ser exportados a escala mensual mediante un simple cambio de escala en la variable de salida, de $\text{Hm}^3/\text{día}$ a Hm^3/mes .

Asimismo, queda probado que la lógica difusa es capaz de reproducir la gestión histórica de embalses cuya operación sea compleja, ya que tanto Riaño como Porma presentan reglas de gestión variables mensualmente, con demandas de diversos orígenes, y que se hallan parcialmente ligadas entre sí al atender a usos comunes a ambos.

También se ha podido corroborar la capacidad de la lógica difusa para operar con variables de entrada no difusas, en este caso el tiempo.

Quizá lo más satisfactorio de este ejemplo no es la posibilidad de reproducir la gestión histórica bajo las circunstancias citadas, sino el hecho de que no ha sido necesario un gran desarrollo conceptual para hacerlo. Esto significa que se puede construir un sistema lógico difuso para la gestión de un embalse complejo de la misma forma que se haría para un embalse cuya explotación fuera sencilla.

La igualdad conceptual entre un sistema sencillo y otro complejo permite obtener experiencia y seguridad en el manejo de sistemas lógicos difusos de forma más rápida. Además se trata de una característica que no suelen compartir las metodologías clásicas de gestión de embalses, que tienden a volverse más complicadas conforme la gestión del mismo se convierte en compleja. Esto significa que, cuanto mayor complejidad presente la gestión de un embalse empleando metodologías clásicas, mayor va a ser la ventaja que se obtenga utilizando sistemas de inferencia difusa. Esto convierte a la lógica difusa en una metodología especialmente adecuada para sistemas complejos. En el caso del Sorbe, por ejemplo, es muy posible que un algoritmo no difuso resulte más sencillo de construir y operar. En los ejemplos mostrados para Porma y Riaño ya no puede asegurarse con certeza que una metodología no difusa resulte más sencilla.

Por último, se ha optado por la escala diaria en este análisis para demostrar que la lógica difusa puede ser una alternativa perfectamente válida en este caso. El paso a escala diaria es uno de los aspectos hoy en día debatidos en la planificación hidrológica, estando actualmente sopesándose las ventajas (mayor definición en los resultados, capacidad de tener en cuenta el efecto de avenidas, control de caudales ecológicos que deben mantenerse constantes, etc.) frente a los inconvenientes (mayor complejidad, mayores requerimientos de datos, etc.). En estos casos, en los que un sistema clásico presenta

aumentos de complejidad conceptual importantes, un sistema lógico difuso cuenta con más ventajas.

Por todo ello la lógica difusa no es, por tanto, una metodología cuyas ventajas se produzcan en sistemas sencillos, sino todo lo contrario: cuanto más complejo sea el sistema, más adecuada se vuelve la metodología difusa, ya que ésta permanece conceptualmente inalterada mientras otras metodologías ven incrementada su dificultad.

6. CASO DE ESTUDIO PARA SIMULACIÓN DE REGLAS DE GESTIÓN

En el apartado anterior la lógica difusa ha sido aplicada a la reproducción de la gestión histórica de embalses, con resultados satisfactorios. Sin embargo, como se ha comentado anteriormente y como aparece en la bibliografía consultada, la lógica difusa puede utilizarse para reproducir reglas de operación de embalses cuyo origen no sea la gestión histórica, sino por ejemplo un conjunto de reglas de gestión o un algoritmo matemático, como se realiza en Russell y Campbell (1996) y en Panigrahi y Mujumdar (2000); o la opinión de expertos, tal y como se expone en Simonovic (2009).

En este caso de estudio se va a emplear la lógica difusa para reproducir la gestión definida por unas reglas de gestión, expresadas en forma de algoritmo matemático, con el fin de demostrar la aplicabilidad de la lógica difusa para reproducir reglas de gestión cuyo origen sea un algoritmo o procedimiento matemático. Esta aplicación de la lógica resulta interesante debido a que puede posibilitar el empleo de sistemas de inferencia difusa para reproducir la gestión definida mediante algoritmos de optimización.

Uno de los retos a los que hoy en día se enfrenta la gestión de recursos hídricos es la definición de reglas de gestión cada vez más eficientes, es decir, se tiende hacia la búsqueda de una gestión óptima, para la cual se han desarrollado algoritmos matemáticos de optimización que permiten obtener el máximo rendimiento del recurso disponible. Sin embargo dichos algoritmos encuentran dificultades en su aplicación debido a su complejidad matemática, que dificulta su entendimiento por los gestores, y al hecho de no presentar una estructura en forma de reglas organizadas.

En este contexto, la utilización de un sistema lógico difuso permitiría reproducir la gestión definida por un algoritmo, es decir, posibilitaría disponer de una herramienta que

transformara un proceso matemático de formulación habitualmente compleja en una serie de reglas, organizadas de forma sistemática y conceptualmente sencillas. Es decir, un sistema lógico difuso basado en un algoritmo permitiría reproducir la gestión definida por dicho algoritmo, pero mediante un esquema matemático conceptualmente más sencillo, de forma que se acerque la gestión a los gestores y afectados por la misma, y se mejore su comprensión por todos los entes que intervienen en ella, inconveniente que habitualmente presentan los algoritmos de optimización y que, con el empleo de la lógica difusa, se podría solucionar.

Con el fin de demostrar la aplicabilidad de los sistemas de inferencia difusa en la reproducción de algoritmos de gestión se va a definir, para el caso de estudio del sistema del río Mijares, un sistema lógico difuso que reproduzca la gestión del mismo, obtenida mediante un conjunto de reglas de gestión que van a ser expresadas en forma de algoritmo de simulación. También se va a demostrar la posibilidad de integrar sistemas de inferencia difusa en modelos de gestión a mayor escala, mediante la unión entre el sistema lógico difuso creado y un modelo de gestión que permita obtener las variables hidrológicas en cualquier punto del sistema de explotación del río Mijares, tal y como posibilita cualquier modelo de gestión de recursos hídricos utilizado actualmente. En este caso el sistema lógico difuso va a ser creado empleando el software MatLab, para ser posteriormente integrado en un modelo de gestión definido con ayuda del mismo software.

6.1. RÍO MIJARES: EMBALSES DE ARENÓS Y SICHAR

El del Mijares es uno de los sistemas mejor gestionados que se pueden encontrar en España, producto de diversos factores cuya conjunción rara vez se produce en la realidad y que en el Mijares, sin embargo, se presentan de forma simultánea. En primer lugar el medio físico natural permite al río Mijares mantener, gracias a los manantiales situados en cabecera (Mas Royo, Babor y La Escaleruela) un importante aporte hídrico subterráneo de base; y el terreno sobre el que discurre el cauce permite una relación río-acuífero prácticamente ininterrumpida y variada, ofreciendo múltiples posibilidades de uso conjunto. En segundo lugar las infraestructuras hídricas disponibles permiten una gestión del recurso eficaz y con múltiples posibilidades, contando con dos embalses principales, una red de canales y

acequias que permite abarcar amplias zonas de territorio (parte de la cual se remonta a la Edad Media), y una red de pozos que permiten adaptar el origen del recurso a las circunstancias. Y por último el marco legal e institucional, con organismos y comunidades de regantes que unen intereses y esfuerzos en la búsqueda de una gestión mejor, con prioridades muy bien definidas, claras en su interpretación y, mucho más importante, seguidas casi a rajatabla año tras año. El Mijares es un sistema en el cual se demuestra que una gestión adecuada, adaptada al medio físico, que permita explotar eficazmente el recurso, que sea capaz de aprovechar toda la infraestructura existente, y cuya implantación cuente con el consenso de todos los afectados; es posible.

Por estas circunstancias el sistema del Mijares ha sido objeto de diversos estudios que han permitido introducir nuevas herramientas y metodologías de análisis y gestión de sistemas de recursos hídricos, basadas sobre todo en el uso conjunto de aguas superficiales y subterráneas, utilizando el Mijares como sistema piloto o caso de estudio para recientes desarrollos metodológicos. Entre estos trabajos destacan los llevados a cabo durante las últimas décadas por el Instituto de Ingeniería del Agua y Medio Ambiente (IIAMA) de la Universidad Politécnica de Valencia (UPV), que han convertido al Mijares en un referente del uso conjunto en España. Ejemplos de estos trabajos se pueden encontrar en Andreu (1983), donde se aplica el método de los autovalores al análisis de sistemas con uso conjunto; y Andreu et al (2010), en el que se describen los mecanismos de uso conjunto que se utilizan, a día de hoy, en el sistema del Mijares.

En este caso de estudio va a formularse y calibrarse, en primer lugar, el algoritmo de simulación utilizado en el río Mijares, con la ayuda del software MatLab, simultáneamente a un modelo de gestión que permita obtener los caudales circulantes en el río Mijares, de forma que se pueda determinar qué caudales, suministros y déficits provoca dicho algoritmo. Una vez finalizada esta fase se va a definir el sistema de inferencia difusa que debe reproducir la gestión del algoritmo. Una vez creado el sistema lógico difuso éste va a ser integrado en el modelo de gestión anterior, lo que va a permitir comparar ambas metodologías y el impacto que supone el uso de una u otra en los suministros a las demandas del río Mijares.

6.1.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA

El río Mijares se encuentra ubicado en la zona oriental de la península Ibérica, vertiendo al mar Mediterráneo. Pertenece al ámbito territorial de la Confederación hidrográfica del Júcar, como se puede observar en la siguiente figura:

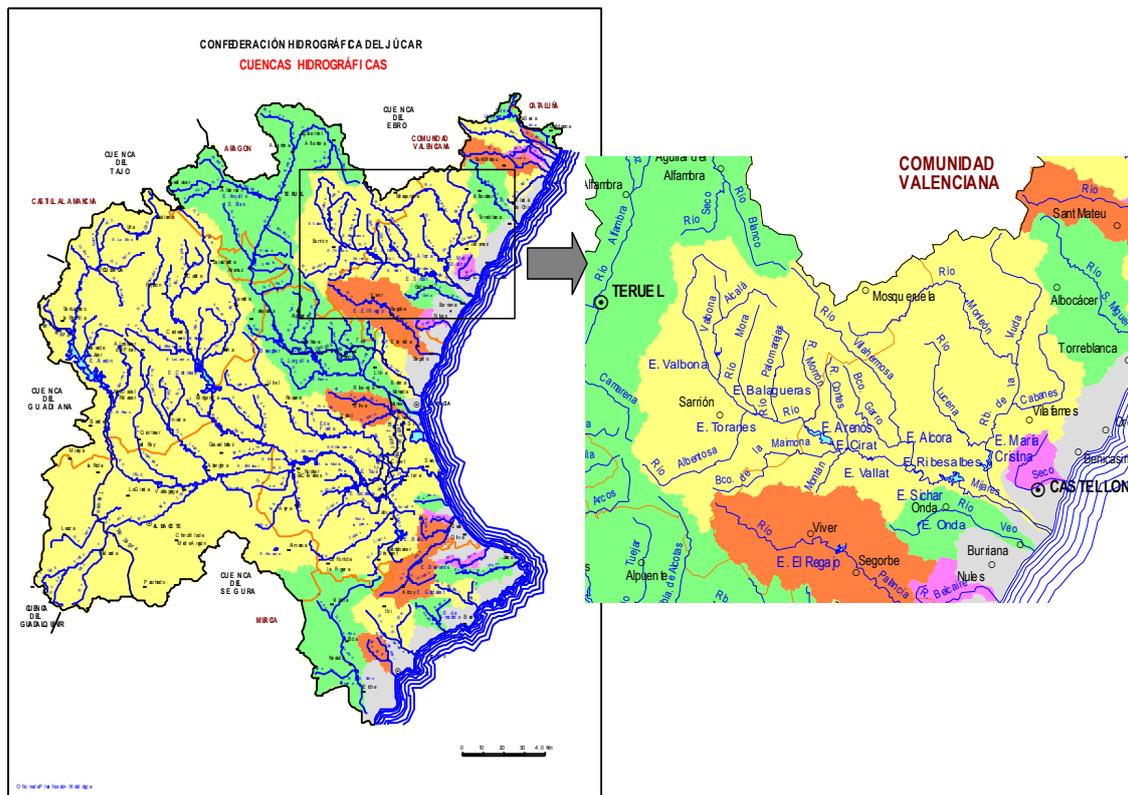


Figura 58.- Ubicación del sistema de explotación Mijares

La gestión del río Mijares se encuadra dentro del sistema de explotación Mijares- Plana de Castellón. Dicho sistema se encuentra a caballo entre las provincias de Teruel y Castellón, y comprende la totalidad del río Mijares, las pequeñas cuencas próximas a su área de influencia como son las del río Seco, Veo y Belcaire; y las subcuencas litorales comprendidas entre Benicasim (incluyendo su término municipal) y el límite provincial entre Castellón y Valencia. La superficie total comprendida por el mismo es de 5.466 km². Es el segundo sistema en importancia energética en la Demarcación Hidrográfica del Júcar, precedido únicamente por este último.

El río Mijares, principal elemento de la red superficial, nace en la sierra de Gúdar (provincia de Teruel). En su cuenca alta atraviesa la depresión de Sarrión describiendo una

amplia curva hasta tomar la dirección este. A medida que el río discurre recibe la descarga de las aguas infiltradas en las sierras. La manifestación de estos aportes se ve en los manantiales de Babor, Mas Royo y La Escaleruela, que proporcionan más de la mitad de la aportación del río en su cuenca alta, que finaliza en el embalse de Arenós. Existen varias centrales hidroeléctricas en la zona, siendo la última la de Los Cantos, situada inmediatamente aguas arriba de Arenós. Este embalse, puesto en servicio en 1980, cuenta con un volumen total de 130 Hm³, y un volumen útil por razones técnicas de 93 Hm³, hallándose cerrado por la presa de Arenós, de materiales sueltos, con 105 metros de altura. El embalse ha sufrido problemas de estabilidad en su vaso y estribo izquierdo, lo que ha provocado que, durante parte de su vida útil, no se haya podido alcanzar toda su capacidad, amén de la necesidad de construir un nuevo aliviadero para el mismo al quedar el original afectado por el movimiento de tierras de su estribo.

A partir de Arenós el río discurre por su cuenca media fuertemente encajonado entre las sierras de Espadán y Peñagolosa. El relieve es muy fuerte, con marcadas pendientes transversales, lo cual hace que sean frecuentes las crecidas durante los temporales de otoño. Es una zona en la que los aportes superficiales predominan sobre los subterráneos, y en la que destaca la presencia de varias centrales hidroeléctricas. La cuenca media finaliza en el embalse de Sichar, puesto en servicio en 1958. Éste cuenta con un volumen total de 49 Hm³, cerrado por la presa de Sichar, de hormigón de gravedad, con una altura de 58 metros. Del embalse lo más destacable son las pérdidas por filtraciones que sufre su vaso, que alimentan el acuífero de la Plana de Castellón. Este embalse cuenta con un by-pass, la central hidroeléctrica de Colmenar, cuya toma se sitúa aguas arriba pero que retorna el agua al cauce aguas abajo de Sichar. Es de destacar asimismo el Canal de Cota 220, puesto en servicio en 1992, cuya toma se localiza en el embalse de Ribesalbes, aguas arriba de Sichar.

En la cuenca baja el río recorre la llanura cuaternaria de la Plana de Castellón recargando el acuífero detrítico de la misma. Es en esta zona donde se sitúan la mayoría de las tomas para riegos. Destaca entre las infraestructuras el Canal del Tramo Común, puesto en servicio en 1972, que funciona como un camino alternativo para el agua del río, de forma que se evitan las filtraciones de su cauce. De dicho canal parten los canales de M^a Cristina y de la Cota 100 de la Margen Derecha. Aguas abajo del retorno del Tramo Común, en el término

municipal de Vila-real, se ubican las denominadas como Acequias Mayores (Castellón-Almazora, Vila-real y Burriana) las infraestructuras más antiguas que permanecen en servicio, puesto que datan del siglo XIII, y que abastecen a las demandas más importantes del sistema, conocidas bajo el nombre de Riegos Tradicionales.

En la gestión de los recursos hídricos del Mijares destaca el uso conjunto entre aguas superficiales y subterráneas, posibilitado por los tramos del cauce que guardan relación con el acuífero, tal y como se ha descrito previamente y como se expone en Andreu (1983) y Andreu et al (2010). Las aguas superficiales son empleadas en la satisfacción de las demandas de riego, en ocasiones de forma conjugada con las subterráneas, quedando estas últimas para la satisfacción de las demandas de abastecimiento. La Plana de Castellón es una de las zonas más importantes de la Demarcación Hidrográfica del Júcar con abastecimiento urbano totalmente subterráneo.

El recurso superficial del Mijares es empleado en las demandas de riego correspondientes a los Riegos Tradicionales, satisfechas a través de las acequias de Castellón-Almazora, Vila-real y Burriana; y a los Riegos Mixtos, correspondientes al Canal de María Cristina, el Canal de la Cota 100 de la Margen Derecha y el Canal de la Cota 220, en los cuales se combina a partes iguales con agua subterránea.

Los Riegos Tradicionales comprenden, en la actualidad, un área de 10.216 ha, repartida entre los municipios de Castellón, Almazora, Vila-real, Burriana y Nules; con una demanda bruta actual de 70.65 Hm³ anuales. Se dedican casi exclusivamente al riego de cítricos.

Los Riegos Mixtos se caracterizan por abastecerse tanto de aguas superficiales como subterráneas, de forma equitativa entre ambos orígenes, y por ser desarrollos agrícolas más recientes, al datar en su totalidad del siglo XX. Se dividen en comunidades de regantes denominadas como Canal de María Cristina, Canal de Cota 100 de la Margen Derecha y Canal de Cota 220.

La comunidad de regantes del Canal de María Cristina, conocida también como del Canal de la Cota 100 de la Margen Izquierda, comprende 2.425 ha, con una demanda bruta actual de 17.10 Hm³ anuales. En principio esta comunidad debía abastecerse con aguas del

embalse de María Cristina, pero las circunstancias obligaron a satisfacer las mismas con agua del Mijares a través del canal citado, cuyo arranque se sitúa al final del Tramo Común, junto a su homólogo de la Margen Derecha.

La comunidad de regantes del Canal de la Cota 100 de la Margen Derecha abastece un total de 5.261 ha, con una demanda bruta actual de 37 Hm³ anuales. Esta comunidad fue constituida en 1972, posteriormente a la ejecución del Tramo Común y previamente a la del embalse de Arenós. Su toma se halla ubicada al final del Tramo Común, junto a la del Canal de María Cristina.

La comunidad de regantes de creación más reciente es la del Canal de Cota 220, constituida en 1992. Comprende un total de 3.170 ha con una demanda bruta actual de 22.40 Hm³ anuales. Su toma se sitúa en el azud de Ribesalbes, es decir, en la cuenca media del Mijares, aguas arriba del embalse de Sichar.

Una vez descrito el sistema, va a exponerse el proceso de creación del algoritmo de gestión no difuso, cuyo fin es ser utilizado como base del sistema de inferencia difusa objeto de la presente aplicación.

6.1.2. SIMULACIÓN NO DIFUSA DE LA GESTIÓN HISTÓRICA

Dado que el objetivo del presente caso de estudio es construir un sistema de inferencia difusa a partir de reglas de simulación, es necesario en primer lugar definir las mismas en forma de algoritmo matemático y comprobar su funcionamiento. Para ello se dispone, en el río Mijares, de una serie de reglas de gestión que establecen cómo se utilizan las infraestructuras disponibles y de qué forma debe circular el agua en el sistema. Dichas reglas deben unirse matemáticamente en un algoritmo que represente la forma en la que se gestiona el sistema y los flujos y almacenamientos en el mismo, de modo que introduciendo las aportaciones al mismo el algoritmo sea capaz de determinar la gestión que debe realizarse del agua y de efectuar un reparto de la misma en consecuencia. Como resultado el algoritmo debe obtener el volumen almacenado en los embalses, los volúmenes suministrados a las demandas y los caudales circulantes en los principales tramos de cauce e infraestructuras del mismo.

En el siguiente apartado se describe la metodología empleada en la construcción de dicho algoritmo utilizado el software MatLab.

6.1.2.1. METODOLOGÍA E INFORMACIÓN EMPLEADA

La metodología seguida en la creación de un algoritmo o modelo de gestión para el río Mijares consiste en convertir las reglas de gestión y reparto de agua existentes en el río en sentencias lógicas y funciones matemáticas que, combinadas con balances hídricos en los nudos y embalses del sistema, permitan obtener los caudales circulantes, los volúmenes almacenados en los embalses y los diferentes suministros a las demandas.

El algoritmo o modelo de gestión se divide en dos partes:

- Algoritmo de gestión propiamente dicho, que toma las decisiones sobre qué hacer con el agua disponible en el sistema en función de las reglas de gestión del mismo y de su estado inicial.
- Algoritmo de reparto, que a partir de las decisiones del anterior calcula, mediante balances hídricos y reglas preestablecidas, el estado resultante del sistema.

Se ha optado por esta división para facilitar la posterior integración del modelo con el sistema de inferencia difusa, mediante la sustitución del algoritmo de gestión por el sistema lógico difuso, manteniendo inalterado entre un modelo y otro el algoritmo de reparto.

Previamente a la exposición de las reglas que deben ser reproducidas, deben describirse los elementos del modelo. En este sentido se ha definido un modelo del Mijares relativamente simplificado, tomando como referencia el desarrollado en Sopeña (2002). Los elementos considerados son los siguientes:

- Aportaciones
 - Aportación de la cuenca alta (vertiente al embalse de Arenós)
 - Aportación de la cuenca media (vertiente al embalse de Sichar)
- Cauces fluviales
 - Río Mijares entre Arenós y el mar

- Embalses
 - Arenós
 - Sichar
- Demandas
 - Riegos tradicionales del Mijares
 - Canal de María Cristina (o Canal de Cota 100 de la Margen Izquierda)
 - Canal de Cota 100 de la Margen Derecha
 - Canal de Cota 220
- Otras infraestructuras
 - Canal del Tramo Común

El modelo no tiene en cuenta, por tanto, las aguas subterráneas (más allá de considerar filtraciones en aquellos puntos del sistema que las presenten) ni todos los elementos que dependan de ellas; así como tampoco las centrales hidroeléctricas y los canales y azudes asociados a las mismas. Por ello en las demandas de los riegos mixtos únicamente se considera su parte superficial. Tampoco se tiene en cuenta retorno alguno en las demandas, ya que éstos se producen a aguas subterráneas.

El modelo tampoco tiene en cuenta el by-pass que supone, para Sichar, la central de Colmenar, que toma aguas arriba del embalse pero la reintegra al río aguas abajo. Sí debe tenerse en cuenta el hecho de que esta central invalida los datos de la salida de Sichar y la estación foronómica ubicada inmediatamente aguas abajo del embalse (08119).

Tampoco se han tomado en consideración las evaporaciones en los embalses, al no suponer una componente decisiva en su balance, tal y como procede Sopeña (2002).

A continuación se muestra el esquema del modelo de simulación, graficado empleando el Sistema de Soporte de Decisión (SSD) Aquatool.

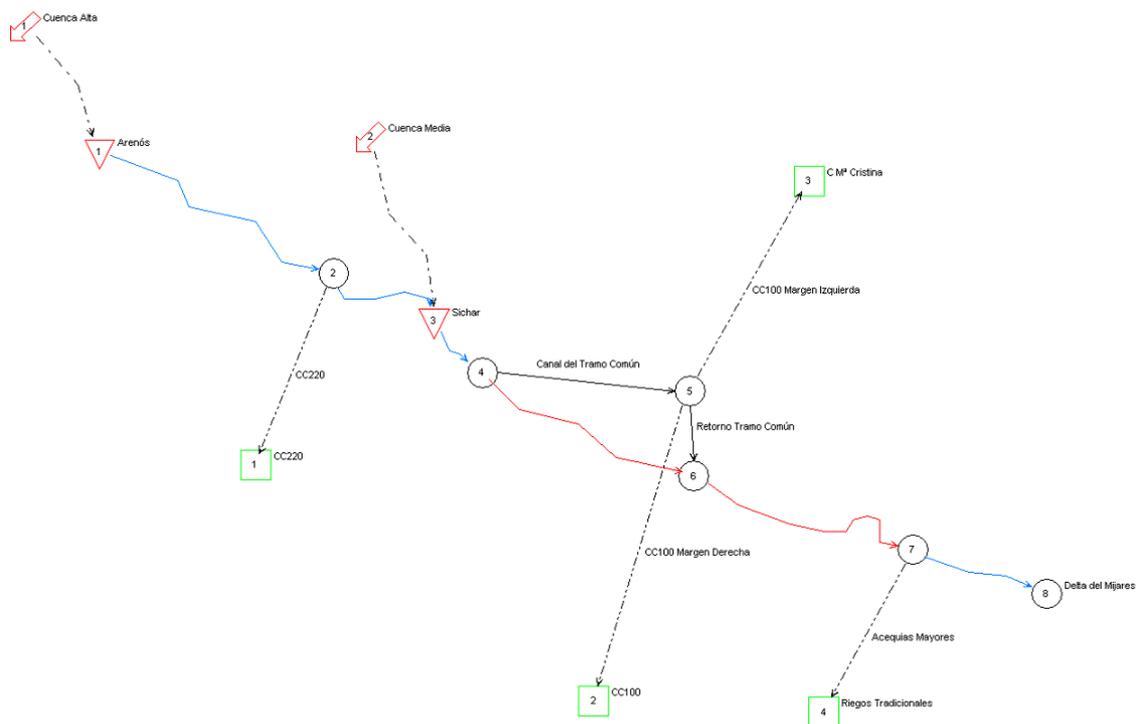


Figura 59.- Esquema del modelo de simulación definido para el río Mijares

En la imagen presentada se ha definido el color del cauce del Mijares en función de su relación con el acuífero. Hasta el embalse de Sichar, y en su delta, el río presenta un comportamiento ganador. En cambio, aguas abajo de Sichar, hasta su tramo final, el cauce funciona como perdedor. En el modelo el efecto de los tramos ganadores se introduce en las aportaciones, ya que éstas incluyen el caudal base de los acuíferos, salvo en el tramo final (irrelevante en el estudio por su escasa entidad cuantitativa y por hallarse aguas abajo de cualquier elemento de gestión o suministro). El efecto de los tramos perdedores, sin embargo, debe ser introducido mediante la definición de leyes de filtraciones que reflejen la pérdida de caudal entre el inicio y el final del tramo. Una vez definidos los elementos del modelo es preciso caracterizar los mismos en base a la información disponible y a las reglas de gestión, que deben ser incluidas en el modelo.

Aportaciones

Se han utilizado los datos de aportaciones intermedias en régimen natural empleadas en Sopena (2002). Se ha utilizado esta información al no ser posible proceder a reconstrucciones más recientes, ya que no se dispone de información sobre los caudales turbinados en Colmenar, imprescindibles para abordar el cálculo en la cuenca media del

Mijares. Ello implica que la serie de datos disponible no es la más reciente, puesto que finaliza en septiembre de 2001. Sin embargo esta circunstancia no supone un obstáculo en el análisis de la gestión definida por el algoritmo, ya que éste se viene aplicando desde hace varias décadas, por lo que el periodo de análisis, aún finalizando en septiembre de 2001, va a permitir calibrar el algoritmo definido utilizando datos históricos.

Tampoco se ha considerado necesario retroceder, a partir de la fecha final de septiembre de 2001, un número de años elevado, ya que la necesidad de contrastar el modelo con datos registrados obliga a definir el mismo de forma temporalmente coherente, es decir, habiendo obtenido datos registrados y simulados con el sistema en idénticas condiciones. El embalsé de Arenós se puso en servicio en 1978, la Comunidad de Regantes del Canal de la Cota 100 no se constituyó hasta los años 70 del siglo pasado, y el Canal de Cota 220 se construyó a finales de los 80 poniéndose en servicio a principios de los 90. Por ello se ha optado por utilizar únicamente la última década de datos, desde 1990 hasta 2000, ya que en ella se garantiza la existencia de todos los elementos del sistema y, por tanto, se puede contrastar el mismo con datos históricos, de forma que cualquier desviación pueda ser imputada a un defecto del modelo en lugar de a un anacronismo temporal.

Los datos de aportaciones en régimen natural empleados han sido los siguientes:

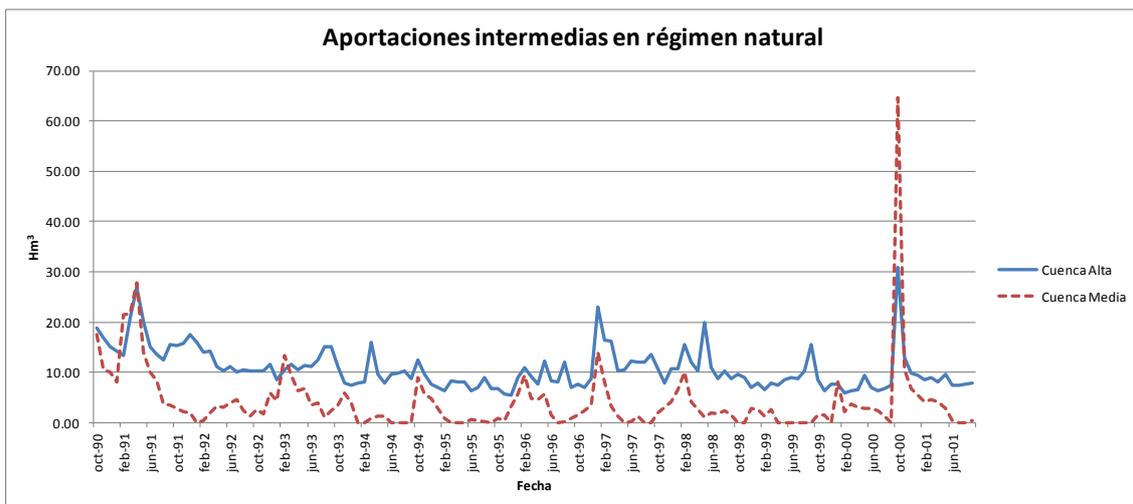


Figura 60.- Aportaciones intermedias en régimen natural para el río Mijares

En la gráfica se aprecia la importancia que los aportes subterráneos tienen en la cuenca alta del río Mijares, sobre todo gracias a los manantiales de Mas Royo, Babor y La Escaleruela, que permiten mantener una aportación en el entorno de $10 \text{ Hm}^3/\text{mes}$ de forma estable durante toda la década. En cambio en la cuenca media el caudal base es menor y se agota en pocos meses, evidenciando que aunque existen aportes subterráneos en la misma, su importancia comparada con los de la cuenca alta es claramente inferior.

Cauces fluviales

Como se ha indicado previamente, el único cauce simulado ha sido el Mijares, entre el embalse de Arenós y el mar. La caracterización del río debe completarse introduciendo sus relaciones con los acuíferos, ya que aunque el modelo no simule aguas subterráneas sí deben ser tenidos en cuenta los condicionantes que éstas introducen en las aguas superficiales.

Las relaciones de ganancia de caudal en el río por una descarga de acuíferos han sido tenidas en cuenta mediante la serie de aportaciones, como se puede observar en la gráfica anterior. Por ello la caracterización adicional necesaria se corresponde únicamente con la relación inversa, es decir, las pérdidas de caudal del río que recargan el acuífero. Estas pérdidas han sido determinadas de acuerdo a Sopeña (2002), dividiéndolas en dos tramos: un primer tramo entre el embalse de Sichar y el retorno del Canal del Tramo Común, y un segundo tramo, a continuación del primero, que se extiende hasta las tomas de las Acequias Mayores.

Según Sopeña (2002), las filtraciones del primer tramo propiciaron la construcción del Tramo Común. Una vez puesta la infraestructura en servicio, todo el caudal del río se deriva a la misma, salvo un caudal mínimo que debe continuar por el cauce. Dicho caudal mínimo se estima en 200 l/s , lo que aproximadamente se convierte en $0.51 \text{ Hm}^3/\text{mes}$, correspondiéndose esta magnitud con las filtraciones del tramo. Es decir, en condiciones normales se deriva hacia el Tramo Común todo el caudal del río salvo los 200 l/s anteriores, que se infiltran completamente, por lo que en el reintegro del canal anterior al cauce el río no presenta caudal circulante alguno. Sólo al agotar la capacidad del canal se permite que por el cauce circule un mayor caudal.

Esta circunstancia es, por tanto, una regla de reparto del sistema, y debe implementarse en el modelo. En este caso se realiza por medio de un controlador lógico, que decide el camino del recurso en función de su magnitud empleando los siguientes criterios:

- Los primeros 200 l/s (caudales ecológicos) se derivan hacia el cauce.
- Los siguientes caudales se derivan hacia el canal, hasta colmar su capacidad.
- Si la capacidad del canal resulta cubierta, el caudal restante se deriva al cauce.

Esta regla de reparto es la única a tener en cuenta en el modelo, ya que no existen otras bifurcaciones de flujos que vayan a ser tenidas en cuenta.

En Hm³/mes, los caudales mínimos son los siguientes:

Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep
0.527	0.51	0.527	0.527	0.476	0.527	0.51	0.527	0.51	0.527	0.527	0.51

Tabla 22.- Caudales mínimos en el río Mijares aguas abajo de Sichar

El Canal del Tramo común cuenta, según Sopeña (2002) con una capacidad de 24 m³/s. En Hm³/mes se obtienen los siguientes valores, introducidos en el modelo:

Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep
64.242	62.17	64.242	64.242	58.025	64.242	62.17	64.242	62.17	64.242	64.242	62.17

Tabla 23.- Capacidades del Canal del Tramo Común del Mijares

El modelo implementa las filtraciones en el tramo mediante la siguiente ecuación de balance, en Hm³/mes:

$$Q_{fin} = Q_{ini} - F_{tramo}$$

Siendo la componente de las filtraciones del primer tramo obtenida mediante la siguiente ecuación, determinada en Sopeña (2002), en Hm³/mes:

$$F_{tramo} = 0.631 + 0.077 \cdot Q$$

Dicha ecuación recoge tanto la situación habitual (caudal al inicio del tramo igual a 0.52 Hm³/mes, que se infiltra totalmente al ser la ecuación de filtraciones superior) como la extraordinaria (caudal elevado circulante por el río que se infiltra según la regla anterior).

Las filtraciones en el segundo tramo se han definido de acuerdo a Sopeña (2002), que establece la siguiente ecuación:

$$F_{tramo} = 0.9 + 0.3 \cdot Q^{0.8}$$

Embalses

En el modelo se introducen los embalses de Arenós y Sichar. Para ello debe determinarse su capacidad, su volumen mínimo y sus reglas de explotación. Los volúmenes máximos y mínimos de Arenós y Sichar se recogen en las siguientes tablas:

Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep
93	93	93	93	93	93	93	93	93	93	93	93
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

Tabla 24.- Volúmenes máximos y mínimos del embalse de Arenós

Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep
39	39	39	39	49	49	49	49	49	49	49	49
3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3

Tabla 25.- Volúmenes máximos y mínimos del embalse de Sichar

Se aprecia cómo el embalse de Sichar presenta dos volúmenes máximos distintos a lo largo del año, aplicándose el menor en los meses otoñales, en los que generalmente se producen las aportaciones máximas. Ello es debido a que el embalse de Sichar cuenta, durante esos meses, con un volumen reservado para laminación de avenidas, por lo que no puede alcanzarse toda su capacidad. El volumen mínimo no debe ser confundido con el volumen muerto de ambos embalses, sino como el límite por debajo del cual no se satisface más que el caudal mínimo aguas abajo de Sichar.

Se han tenido en cuenta las filtraciones del embalse de Sichar, de acuerdo a lo descrito por Sopeña (2002), mediante la siguiente fórmula:

$$F_{Sichar} = 0.742 \cdot V^{0.342}$$

Donde como V se ha tomado el volumen medio almacenado a lo largo del periodo, es decir, el promedio entre los almacenados al principio y al final de cada paso temporal (mes).

En cuanto a las reglas de explotación, se han utilizado las propuestas por Sopeña (2002). En dicho documento se propone emplear la curva definida en el Convenio de Bases del Mijares, de 1970, pero aplicándola al volumen conjunto de Arenós y Sichar y reescalándola 5 Hm³ por el volumen mínimo conjunto entre ambos. La curva de reserva protege las garantías de los Riegos Tradicionales sobre el resto de demandas, y se muestra en la siguiente gráfica:

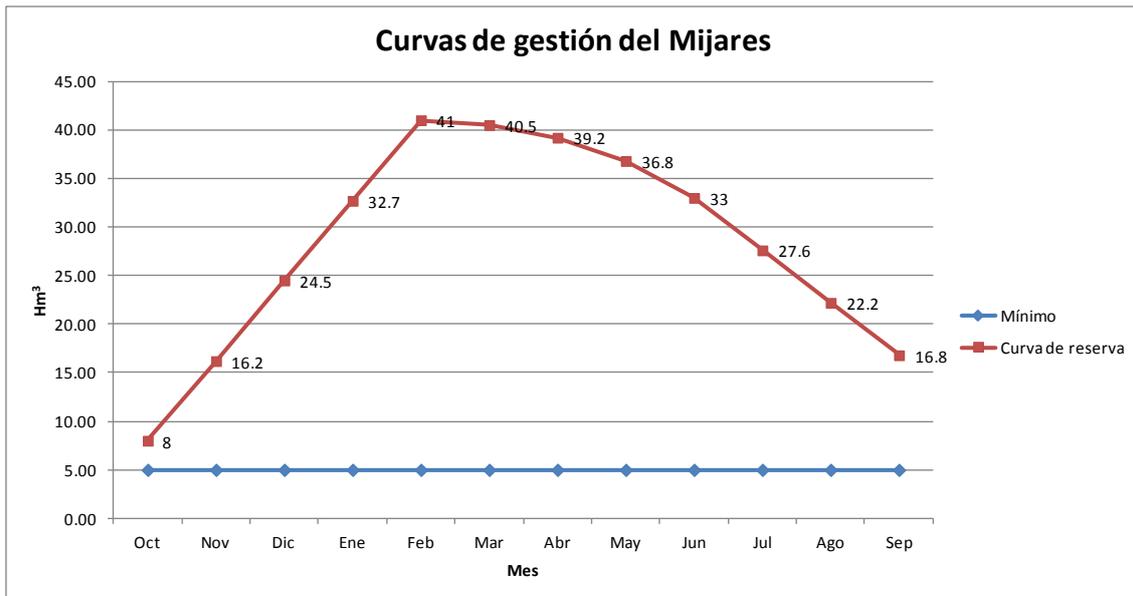


Figura 61.- Curvas de gestión del sistema Mijares

Los volúmenes de las curvas se refieren a final de mes, esto es, principios del mes siguiente. Por ejemplo el hecho de que el valor de la curva de reserva, en octubre, se sitúe en 8 Hm³ significa que, si el día 1 de noviembre el volumen conjunto de Arenós y Sichar se encuentra por debajo de esta cantidad, no se suministra demanda alguna más que a los Riegos Tradicionales durante el mes de noviembre, por lo que ni el Canal de Cota 100, ni el de Cota 220, ni el de María Cristina, pueden contar con recursos superficiales para satisfacer sus demandas.

La aplicación de esta curva define el algoritmo de gestión, que ha sido implementado en MatLab de acuerdo a las siguientes reglas:

- Si en un mes el volumen conjunto está por debajo del mínimo únicamente se suministra agua para el mantenimiento del caudal mínimo de 200 l/s.

- Si en un mes el volumen conjunto se sitúa entre el mínimo y el correspondiente a la curva de reserva únicamente se suministra agua para el caudal mínimo y los Riegos Tradicionales.
- Si en un mes el volumen conjunto supera al correspondiente a la curva de reserva se suministran todas las demandas.

Dicho algoritmo determina por tanto, a partir del mes del año y el volumen conjunto almacenado entre Arenós y Sichar, el suministro a los Riegos Tradicionales y al resto de demandas. El caudal mínimo queda fuera del algoritmo ya que debe ser satisfecho, si existe recurso, independientemente del volumen almacenado. Matemáticamente estos datos de salida se representan en forma de dos variables denominadas T (tradicionales) y M (mixtos), con un valor igual al porcentaje de suministro en tanto por 1. A partir de T y M, el modelo calcula los flujos y almacenamientos empleando el algoritmo de reparto.

En cuanto al orden de prioridad en el desembalse, el Convenio de Bases no realiza ninguna especificación al respecto, ya que cuando se redactó el embalse de Arenós se hallaba en fase de estudio. Por tanto se ha decidido aplicar el criterio que suele utilizarse cuando existen embalses en serie, consistente en realizar las sueltas en primer lugar desde el embalse situado aguas abajo, manteniendo el ubicado aguas arriba lleno el mayor tiempo posible.

Demandas

Las demandas consideradas en el sistema se corresponden con áreas de regadío, como se ha indicado anteriormente, ya que la demanda de abastecimiento se cubre con agua subterránea y la demanda hidroeléctrica, no consuntiva, se ha dejado fuera del modelo.

Para determinar los volúmenes demandados se ha seguido el trabajo de Sopeña (2002), así como el *Documento Técnico de Referencia: Metodología y resultados de la estimación de demandas* (CHJ 2009), que es la fuente más reciente. A continuación se presentan estos volúmenes de acuerdo a Sopeña (2002):

Mes	Tradicional	M ^a Cristina	CC100	CC220
octubre	12.10	0.23	0.50	0.33
noviembre	4.27	0.16	0.33	0.20
diciembre	0.09	0.10	0.20	0.12
enero	0.00	0.00	0.00	0.00
febrero	0.24	0.00	0.00	0.00
marzo	9.97	0.19	0.41	0.25
abril	5.70	0.62	1.34	0.81
mayo	13.08	1.43	3.09	1.87
junio	12.68	1.66	3.57	2.17
julio	14.38	2.11	4.53	2.74
agosto	10.38	1.689	3.63	2.20
septiembre	10.12	0.42	0.90	0.54
TOTAL ANUAL	93.01	8.61	18.50	11.22

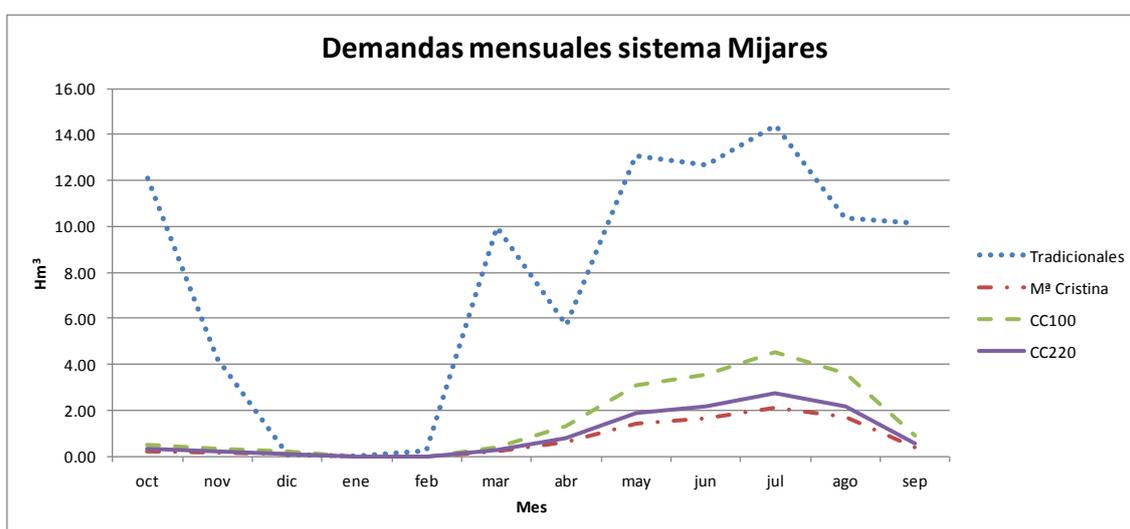
Tabla 26.- Volumen mensual demandado (Hm³) en el sistema Mijares según Sopeña (2002)

Figura 62.- Distribución mensual de demandas en el Mijares según Sopeña (2002)

Se aprecia cómo la demanda correspondiente a los Riegos Tradicionales es la predominante en el sistema, debido a su mayor superficie y al hecho de ser la única demanda abastecida enteramente empleando agua superficial. Las restantes demandas se abastecen de forma mixta al 50% entre recursos superficiales y subterráneos.

En CHJ (2009) figuran las demandas anteriores en valor anual (Hm³), pudiendo ser éstos comparados con los obtenidos por Sopeña (2002) en la siguiente tabla:

Mes	Tradicional	M ^a Cristina	CC100	CC220
CHJ (2009)	70.65	8.55	18.50	11.20
Sopeña (2002)	93.01	8.61	18.50	11.22

Tabla 27.- Comparación entre volúmenes demandados en el sistema Mijares según fuentes disponibles

Se observa cómo salvo los Riegos Tradicionales las demandas permanecen aproximadamente constantes. El descenso observado en éstos es provocado por el aumento de las zonas urbanizadas entre 2002 y 2009, periodo que comprende el denominado como “boom de la construcción”, durante el cual parte de las tierras cultivadas de la zona fueron urbanizadas o adquiridas por agentes que dejaron de cultivarlas. Los Riegos Tradicionales han sido los principales afectados ya que sus áreas de cultivo se sitúan en términos municipales con alto potencial urbanístico (Castellón, Vila-real, Burriana y Nules).

Ante esta disyuntiva en las demandas de agua de los Riegos Tradicionales, se ha optado en el modelo por determinar qué demanda se ajusta con mayor fidelidad a los datos históricos registrados. Es decir, se ha convertido la demanda de los Riegos Tradicionales en el parámetro de calibración del modelo de determinístico. Para ello va a adoptarse, como distribución mensual, la facilitada en Sopeña (2002), ya que el tipo de cultivo (cítricos) no ha sufrido apenas cambios en la zona, variándose la demanda anual para determinar qué valor se ajusta mejor a los datos registrados, como se expone en el siguiente apartado.

Para las otras demandas, dada la concordancia entre ambas fuentes bibliográficas, se aceptan los valores facilitados por Sopeña (2002).

Otras infraestructuras

Como otras infraestructuras el modelo tiene en cuenta el Canal del Tramo Común, cuya capacidad y régimen de utilización ya se han indicado anteriormente.

Tras describir todos los datos y elementos del modelo, se ha procedido a la construcción de éste. Para ello se ha implementado, en primer lugar, el algoritmo de gestión, que a partir de las curvas de volúmenes mínimos y de reserva determina qué demandas van a ser satisfechas. Una vez realizada esta implementación es necesario introducir el algoritmo de reparto que, a partir de los resultados del de gestión, calcula los flujos y almacenamientos en el sistema, teniendo en cuenta la regla de reparto del Tramo Común anteriormente indicada. Para este último paso se ha recurrido a balances de agua en embalses y entre los nudos del modelo, teniendo en cuenta las filtraciones del cauce en su cuenca baja.

La calibración del modelo y los resultados obtenidos a partir de la misma se describen en el apartado siguiente.

6.1.2.2. CALIBRACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Una vez descrito, formulado e implementado el modelo es necesario proceder a su calibración. Como se ha comentado anteriormente, ésta se ha planteado en base al volumen anual demandado por los Riegos Tradicionales, es decir, un único parámetro. En este caso, dada la escasa longitud de la serie considerada y a la estabilidad de la gestión del Mijares, se ha optado por calibrar y validar de forma simultánea, por lo que no se va a dividir la serie de datos en calibración y validación.

La referencia de Sopeña (2002) para la demanda de los Riegos Tradicionales, con un valor anual de 93.01 Hm³, puede ser considerada como un límite superior de la demanda del modelo, ya que se corresponde temporalmente con el periodo de análisis de esta aplicación (1990-2000). A su vez, el valor de demanda facilitado por CHJ (2009), igual a 70.65 Hm³/año, se ha tomado como un límite inferior. Ello es debido al hecho de que la fecha de determinación de la misma (2008-2009) se sitúa al final del boom de la construcción, en el cual se ha perdido, desde la fecha en la que Sopeña (2002) parte de la superficie cultivada, lo que sin duda lleva aparejado una disminución de la demanda.

Una vez definidos los valores extremos y determinado, por tanto, el rango de variación del parámetro de calibración, se han definido valores intermedios para la demanda, con los cuales se va a simular el modelo para poder comparar los resultados obtenidos entre sí y con los registros, eligiendo entre los valores definidos el que proporcione óptimos resultados.

En este caso se han tomado como valores empleados para la calibración los correspondientes a 70.65, 76.27, 81.85, 87.43 y 93.01 Hm³ anuales, dividiendo el rango en el cual se sitúa la demanda real en 4 subintervalos. Se van a realizar por tanto 5 simulaciones, eligiendo como valor de la demanda el que proporcione unos resultados más acordes con los datos observados.

Para poder contrastar los resultados del modelo es necesario utilizar registros históricos. En este caso se dispone de los datos de explotación de los embalses de Arenós y Sichar, obtenidos del anuario de aforos del CEDEX, así como los datos de diversas estaciones de aforo situadas en el cauce. A continuación se indican los datos que van a ser empleados para contrastar los resultados del modelo:

- Volumen almacenado en Arenós (anuario de aforos de embalses, embalse 8005).
- Volumen almacenado en Sichar (anuario de aforos de embalses, embalse 8021).
- Volumen almacenado en el conjunto de ambos embalses (calculado a partir de los datos anteriores).
- Caudal de salida del embalse de Arenós (anuario de aforos de embalses).
- Caudal circulante en Vila-real (anuario de aforos de cauce, estación 08005).
- Caudal suministrado a los Riegos Tradicionales (anuario de aforos de canales, suma de las estaciones 8416, 8417 y 8418).

No se pueden definir otros puntos para proceder al contraste debido a no disponer de datos en el periodo de interés (estaciones antiguas), no existir estaciones del anuario de aforos (Tramo Común, C M^a Cristina, CC100 y CC220) o no corresponderse los aforos del anuario con flujos medidos por el modelo (salidas de Sichar, cuyos aforos no incluyen el caudal turbinado en Colmenar, mientras que el modelo une ambos flujos en un único valor).

El contraste entre simulado y observado se ha realizado, para cada simulación, mediante el cálculo del coeficiente de correlación, el coeficiente R^2 , el error medio y el índice de Nash - Sutcliffe. Para el valor definitivo se van a presentar también los correlogramas y los estadísticos y correlogramas de las series de residuos. Se ha procedido a simular en primer lugar el valor de demanda de 93.01 Hm³ anuales, para posteriormente continuar en orden descendente. El periodo de análisis ha sido el 1990-2000.

En la primera simulación se ha constatado un cambio en la gestión del sistema, ya que el ajuste previo a 1995 no es adecuado, en particular en los embalses, como se muestra en la siguiente figura, correspondiente al volumen conjunto entre ambos reservorios:

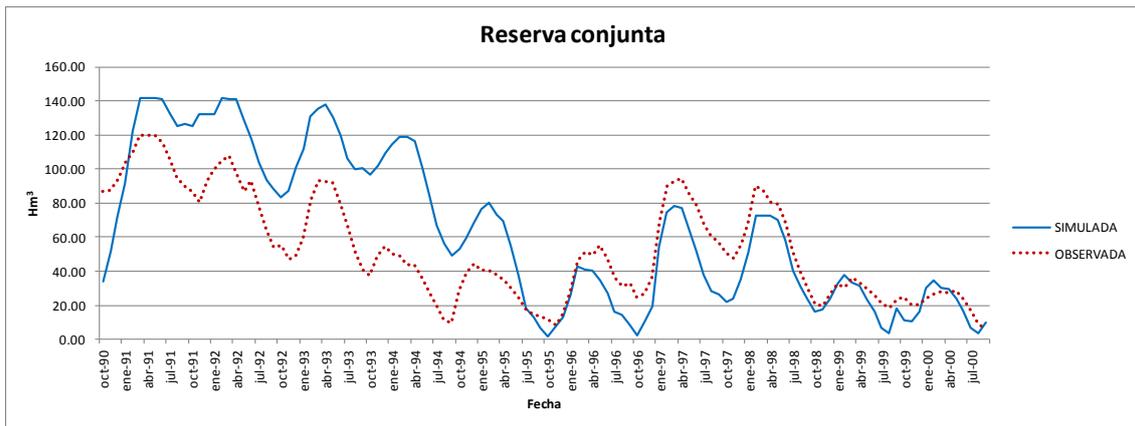


Figura 63.- Volúmenes conjuntos en el sistema Mijares. Simulación con periodo original

Como se observa en la gráfica, el modelo proporciona invariablemente una reserva conjunta superior a la real hasta el año hidrológico 1995. Ello puede ser debido a la existencia, para dichos años, de demandas aún mayores a las estimadas por Sopenña (2002), o a circunstancias excepcionales en los embalses (el embalse de Arenós en particular ha sufrido problemas en su vaso y estribo izquierdo debido a deslizamientos de ladera). En todo caso estos años, como se observa en la figura, no son representativos de la gestión más reciente del sistema, por lo que se ha optado por descartar el principio de la serie, reduciendo el periodo de análisis a los años hidrológicos 1995-2000.

A continuación se muestran, como ejemplo, los resultados obtenidos para una demanda de 93.01 Hm³. Los resultados obtenidos por el modelo en los puntos de contraste, así como los registrados, se pueden observar en las siguientes gráficas.

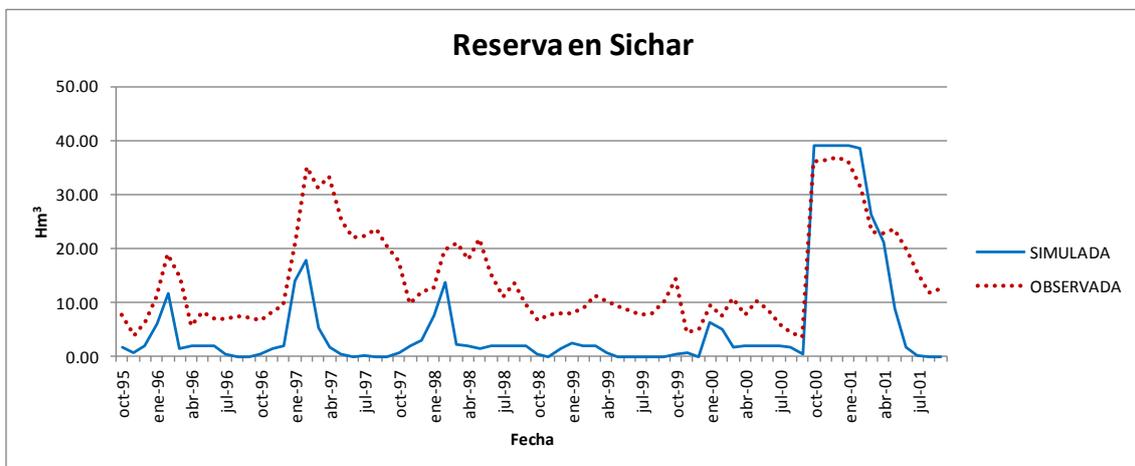


Figura 64.- Volúmenes almacenados en Sichar observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm³



Figura 65.- Volúmenes almacenados en Arenós observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm³

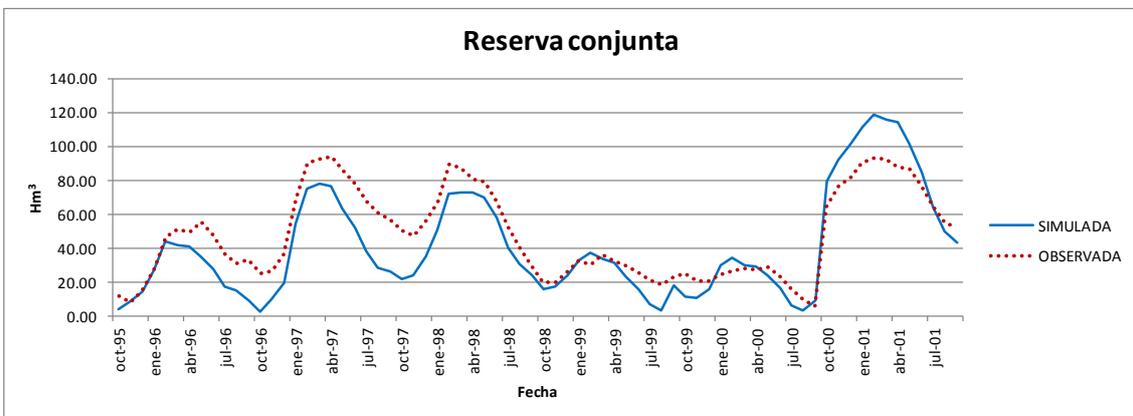


Figura 66.- Volúmenes almacenados conjuntamente observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm³

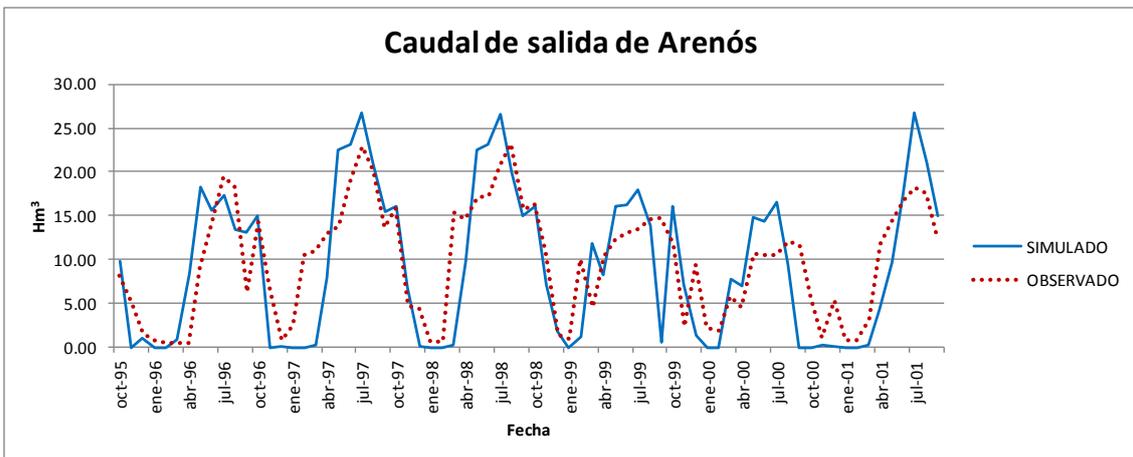


Figura 67.- Caudales de salida de Arenós observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm³

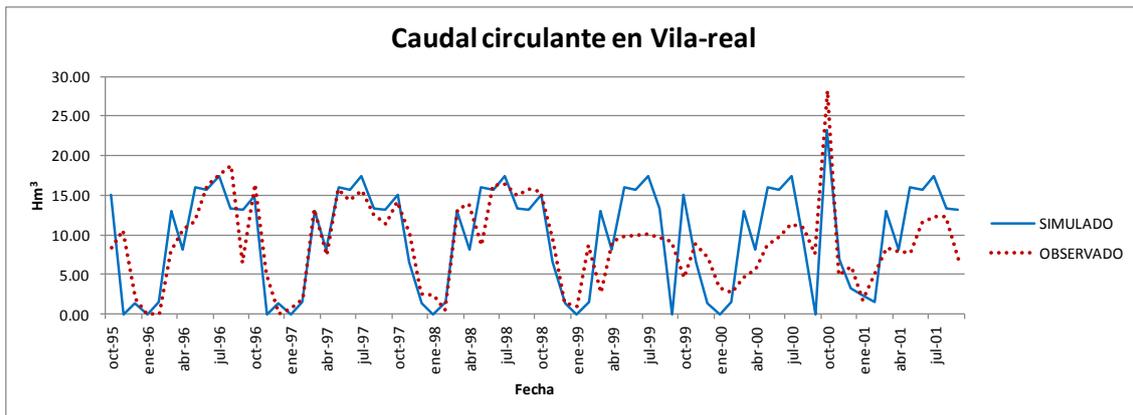


Figura 68.- Caudales en Vila-real observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm³

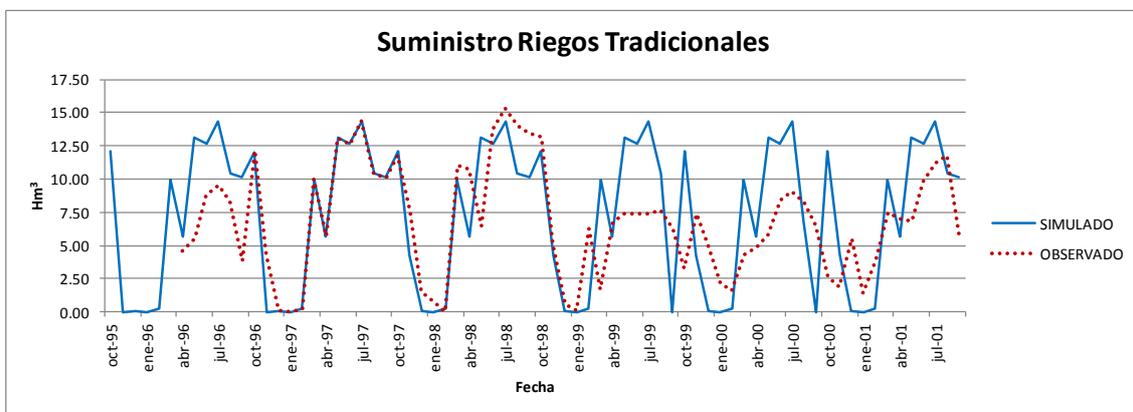


Figura 69.- Suministros a Riegos Tradicionales observados y simulados. Simulación con 93.01 Hm³

En la figura correspondiente al volumen de Sichar se aprecia como éste es invariablemente inferior en el modelo respecto a los datos históricos registrados. Esta circunstancia se observa de forma idéntica en el resto de simulaciones, independientemente del valor asumido para los Riegos Tradicionales. Ello es consecuencia de la propia regla de gestión del sistema implementada en el algoritmo, que al realizar las sueltas en primer lugar desde Sichar provoca que el volumen embalsado en el mismo se mantenga en valores reducidos a lo largo de toda la serie. En la realidad, aunque la gestión sea semejante a lo descrito en el algoritmo, parte del volumen que va a ser utilizado en la satisfacción de demandas se almacena en Sichar con antelación, debido a que su mayor cercanía a las zonas de regadío permite gestionar el recurso más fácilmente. Es decir, no se trata de un volumen mínimo que deba ser mantenido, por explotación, en Sichar, sino de una transferencia realizada con antelación. Por ello el día 1 de cada mes el embalse de Sichar presenta en realidad un volumen mayor a lo indicado por el modelo, ya que éste supone un transporte

de agua inmediato entre cualquier punto del sistema, cuando en la realidad es necesario realizar este transporte con antelación para facilitar su gestión.

Dado que la gestión no se realiza de acuerdo al volumen almacenado en Schar, sino al volumen conjunto entre ambos embalses, es indiferente el porcentaje de dicho volumen que permanezca en Schar o en Arenós, por lo que la calibración debe ir encaminada a lograr una mayor adecuación entre los volúmenes conjuntos simulados y observados. Por ello no es necesario que sean ajustados los volúmenes de Schar y Arenós por separado, sino únicamente en conjunto, que es el determinante de la gestión. Debido a esto no se van a tener en cuenta en la calibración las gráficas e índices correspondientes a los volúmenes por separado de Schar y Arenós.

El hecho de almacenar un mayor volumen en Schar sí provoca un incremento en las pérdidas por filtración de dicho embalse, calculadas por el modelo, ya que éstas son proporcionales al volumen embalsado en Schar. Sin embargo éstas no suponen un cambio apreciable en el funcionamiento del mismo, ya que su magnitud no es significativa respecto al volumen conjunto y al volumen demandado por el sistema. Por ello el hecho de considerarlas o no únicamente puede producir, en el sistema, una sobreestimación de la demanda calibrada, ya que cualquier inexactitud que supongan las filtraciones en el funcionamiento del modelo queda absorbida en la calibración de éste.

En cuanto a las gráficas de caudales, su ajuste a partir de 1999 es peor que en los años anteriores, en particular los caudales circulantes en Vila-real y en las Acequias Mayores. Para el final de la serie el modelo obtiene caudales superiores a los observados, circunstancia provocada por el hecho de que, para esos años, la demanda real es inferior a la simulada (93.01 Hm^3), como se aprecia en particular en las series de las acequias. Es de destacar el buen ajuste de la serie en el año hidrológico 1996-97, casi exacto debido a que en la cuantificación de la demanda realizada por Sopeña (2002) se cita dicho año como muy representativo del valor medido demandado en las últimas décadas del siglo XX.

El sistema presenta, en definitiva, una demanda cambiante, por lo que la propuesta por Sopeña (2002), de $93.01 \text{ Hm}^3/\text{año}$, aunque adecuada hasta 1998, es superior a la cantidad demandada en los años finales.

Los índices de bondad de ajuste se presentan en la siguiente tabla:

	Reserva Sichar	Reserva Arenos	Reserva conjunta	Salida Arenos	Vila-real	Tradicionales
Correlación	0.72	0.91	0.90	0.78	0.74	0.68
R²	0.53	0.82	0.81	0.61	0.54	0.47
Error medio	11.60	10.84	15.03	5.32	4.52	4.00
Nash	-0.64	0.68	0.67	0.32	0.31	0.06

Tabla 28.- Índices de bondad de ajuste para el sistema Mijares. Situación con 93.01 Hm³

Como se esperaba, los parámetros de ajuste en el embalse de Sichar no son buenos, por las circunstancias descritas, así como tampoco los caudales circulantes y los suministros a las acequias principales. La demanda de 93.01 Hm³/año para los Riegos Tradicionales resulta excesiva.

Tras mostrar como ejemplo los resultados obtenidos bajo una demanda de 93.01 Hm³, se exponen a continuación las gráficas y tabla de comparación entre las posibles demandas tomadas, con el fin de elegir la que mejores ajustes presente y, por tanto, la que proporcione una mejor calibración para el sistema.

Las gráficas correspondientes a volúmenes conjuntos, caudales circulantes en Arenós y Vila-real, y suministros a los Riegos Tradicionales, se muestran a continuación. No se incluyen las reservas por separado de Arenós y Sichar debido a que, como se ha indicado previamente, es el volumen conjunto lo que condiciona la gestión y la variable que, por tanto, debe ser ajustada correctamente.

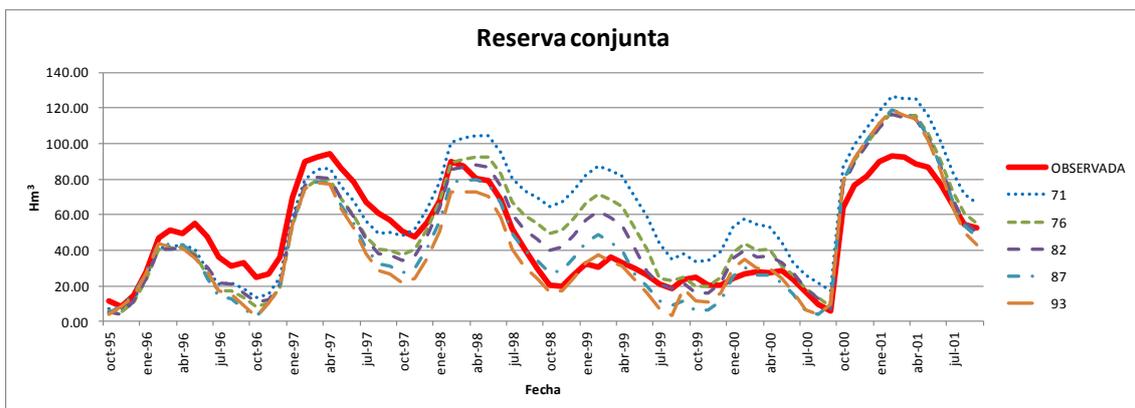


Figura 70.- Volúmenes conjuntos observados y simulados. Comparación entre demandas

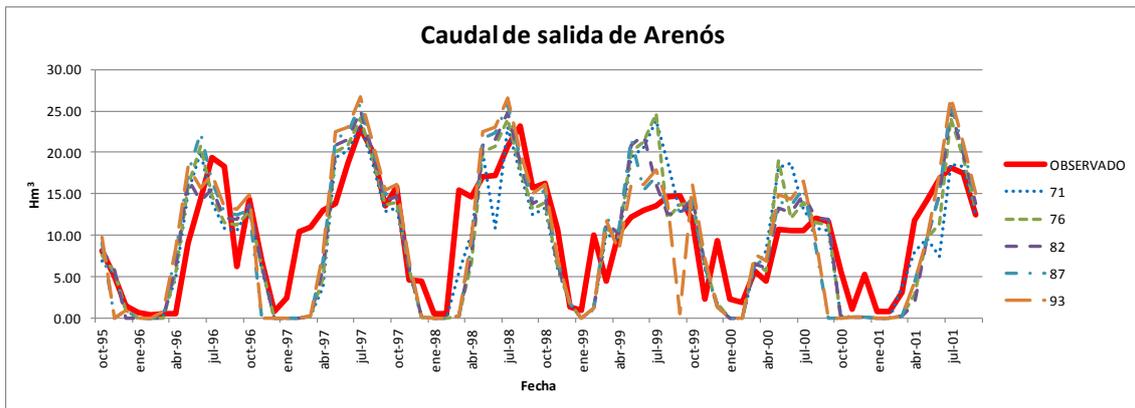


Figura 71.- Caudales de salida de Arenós observados y simulados. Comparación entre demandas

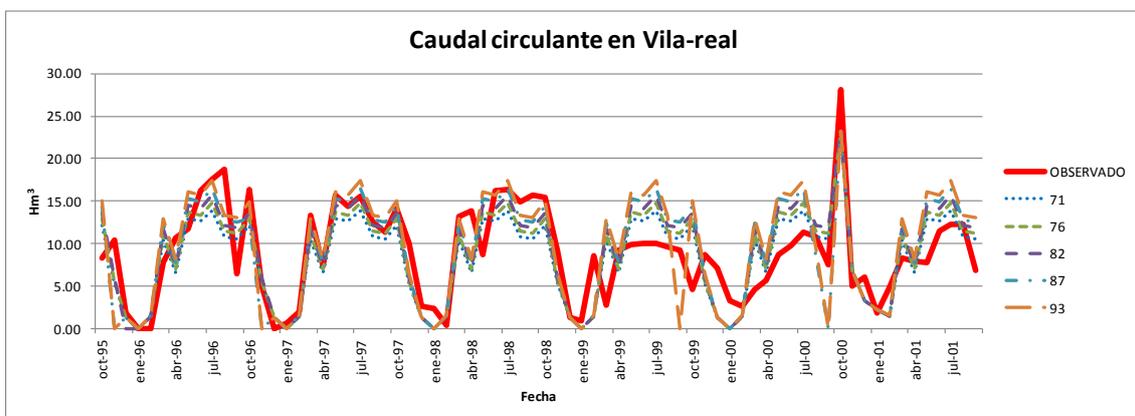


Figura 72.- Caudales en Vila-real observados y simulados. Comparación entre demandas

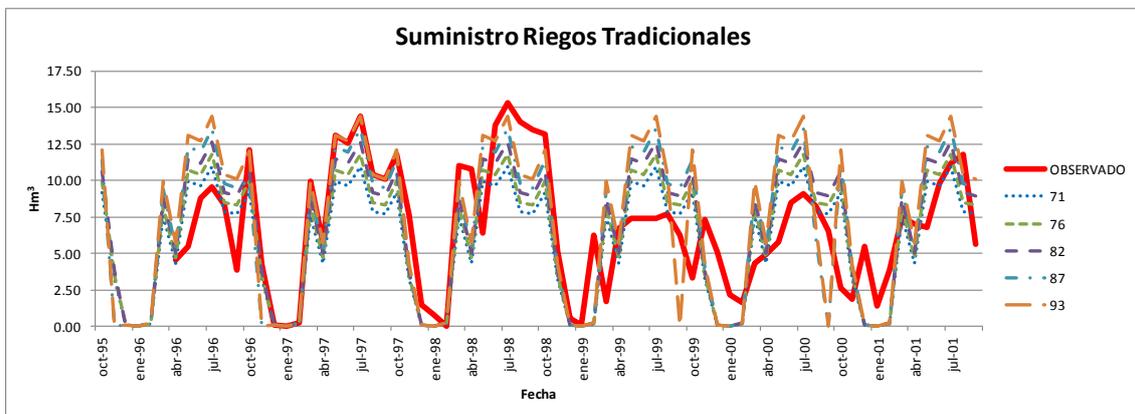


Figura 73.- Suministros a Riegos Tradicionales observados y simulados. Comparación entre demandas

En lo que respecta a los volúmenes se observa cómo, lógicamente, a mayor demanda menor volumen conjunto almacenado en Arenós y Schar. Se aprecia también como para las demandas más bajas (70.69 y 76.27) los volúmenes simulados a partir de 1998 se alejan en mayor medida de los observados. En ambos extremos de la serie se constata, asimismo, volúmenes muy semejantes independientemente de las hipótesis. En cuanto a los caudales circulantes, en la salida de Arenós la serie arroja resultados semejantes para todos los

modelos salvo en los años hidrológicos 1998-99 y 1999-00, en los cuales las simulaciones con las demandas de 87.43 y 93.01 Hm³ se desmarcan ligeramente del resto. Semejantes conclusiones pueden realizarse del caudal circulante en Vila-real, que presenta idéntico funcionamiento y ajuste con la serie histórica. En lo que se refiere a suministros a los Riegos Tradicionales, la situación es semejante a los caudales, pero observándose cómo se mantienen, en el modelo, idénticos año tras año, mientras que en la serie observada hay cambios en los suministros. No hay una única simulación que presente el mejor ajuste para todos los años.

A continuación se muestra una tabla con los parámetros de bondad de ajuste obtenidos para cada simulación.

	Demanda	Reserva Sichar	Reserva Arenos	Reserva conjunta	Salida Arenos	Vila-real	Tradicionales
CORRELACIÓN	71	0.75	0.70	0.78	0.79	0.79	0.70
	76	0.73	0.80	0.84	0.79	0.78	0.70
	82	0.73	0.86	0.88	0.81	0.78	0.70
	87	0.73	0.90	0.90	0.80	0.75	0.69
	93	0.72	0.91	0.90	0.78	0.74	0.68
R ²	71	0.56	0.49	0.60	0.62	0.62	0.50
	76	0.54	0.64	0.70	0.62	0.61	0.50
	82	0.53	0.74	0.78	0.65	0.61	0.50
	87	0.53	0.81	0.81	0.63	0.56	0.47
	93	0.53	0.82	0.81	0.61	0.54	0.47
ERROR MEDIO	71	10.86	28.41	24.15	4.69	3.49	3.17
	76	11.45	19.74	16.85	4.94	3.54	3.21
	82	11.51	15.74	13.79	4.72	3.69	3.34
	87	11.55	12.35	14.41	5.08	4.18	3.69
	93	11.60	10.84	15.03	5.32	4.52	4.00
NASH	71	-0.43	-1.21	0.15	0.47	0.59	0.41
	76	-0.59	-0.07	0.59	0.42	0.58	0.39
	82	-0.61	0.32	0.72	0.47	0.54	0.34
	87	-0.62	0.58	0.70	0.38	0.41	0.20
	93	-0.64	0.68	0.67	0.32	0.31	0.06

Tabla 29.- Índices de bondad de ajuste para el sistema Mijares. Comparación entre demandas

La tabla recoge los parámetros para las reservas de Arenós y Sichar, aunque no van a ser de observación para la determinación de la demanda elegida en el modelo. Se aprecia cómo para la reserva conjunta entre Arenós y Sichar los parámetros mejoran en proporción directa con la demanda, salvo el error medio y el índice de Nash, que toman mejores valores para demandas medias. En cuanto a los caudales de salida de Arenós el ajuste es mejor, para todos los parámetros, en demandas medias, mientras que para los caudales circulantes en

Vila-real y en las Acequias Mayores los ajustes tienden a ser mejores para demandas bajas, aunque en todos ellos los valores de las demandas medias se sitúan cerca.

En general los índices obtenidos para el volumen embalsado pueden ser considerados buenos, salvo para la demanda de 70.69 Hm^3 . En cuanto al caudal circulante en Arenós y en Vila-real, los parámetros no alcanzan los valores de los volúmenes, pese a ser aceptables, con reservas en el caso del índice de Nash, salvo para una demanda de 93.01 Hm^3 , que presenta valores del índice de Nash no adecuado. Idéntica conclusión puede realizarse observando los parámetros de los caudales circulantes por las acequias, aunque los parámetros de ajuste descienden respecto al punto de contraste anterior, en especial el índice de Nash.

Dados los cambios sufridos por la demanda de los Riegos Tradicionales, observables a través de los aforos, difícilmente puede obtenerse un valor del índice de Nash adecuado, ya que el modelo simula con una única demanda mientras que en la realidad el requerimiento de agua para los Riegos Tradicionales presenta variaciones de no poca entidad de un año a otro. Estos cambios en la demanda provocan que el ajuste del modelo empeore en los puntos más cercanos a las tomas (el caudal circulante en Vila-real y los aforos de las propias acequias), mientras que las zonas más alejadas (embalses) el efecto de dichas variaciones no es tan evidente. Con un único año hidrológico de datos el ajuste del modelo podría ser, seguramente, mucho mejor en estas zonas, pero dicho modelo carecería de cualquier aplicación fuera del rango, por lo que se ha preferido adoptar, teniendo en cuenta la escasa longitud de la serie de datos, una solución de compromiso, que presente el ajuste más adecuado posible a toda la serie histórica.

A la vista de toda la información presentada se ha elegido una demanda igual a $81.85 \text{ Hm}^3/\text{año}$, por presentar el mejor conjunto posible de parámetros de bondad de ajuste y presentar un ajuste adecuado visualmente. Se corresponde con una solución de compromiso entre los primeros años de la serie histórica (con demandas elevadas) y los últimos (con volúmenes requeridos para los Riegos Tradicionales de menor envergadura).

Una vez elegido el valor de la demanda de los Riegos Tradicionales, y calibrado por tanto el modelo, se presentan los correlogramas, y los estadísticos y correlogramas de residuos, con el fin de comprobar la adecuada reproducción del comportamiento estadístico-temporal de la serie histórica.

Los correlogramas se exponen en las siguientes gráficas. En este caso no se han estandarizado las series debido a la escasa longitud de las mismas (6 años de datos). Los correlogramas no expresan, por tanto, la autocorrelación temporal real de las series, por lo que únicamente tienen validez a efectos comparativos. Es decir, no podrían ser empleados en análisis posteriores pero sí permiten comparar los resultados obtenidos mediante el modelo con los datos registrados.

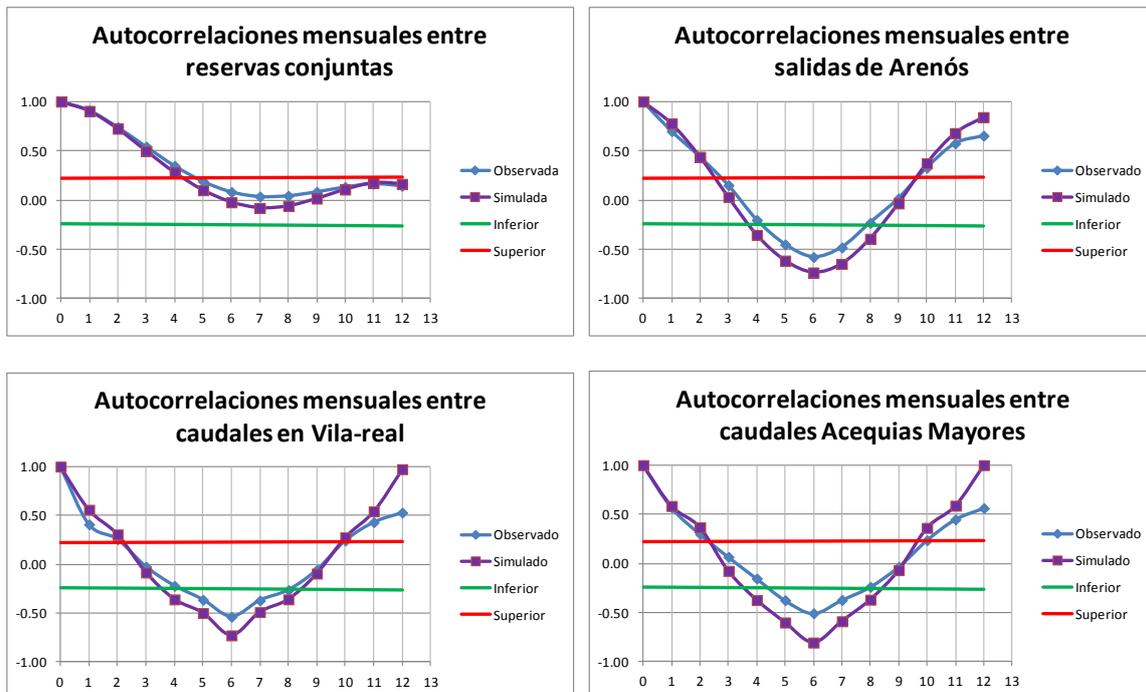


Figura 74.- Correlogramas de almacenamientos y flujos en el sistema Mijares. Modelo calibrado

En los correlogramas se aprecia cómo el modelo logra reproducir las propiedades estadístico-temporales de los datos observados en todos los puntos de contraste, en particular para aquellos situados más lejos de la ubicación física del parámetro de calibración (volúmenes conjuntos y caudales de salida de Arenós).

Los estadísticos de la serie de residuos son los expuestos en la siguiente tabla:

	Reserva Arenós	Reserva Schar	Reserva conjunta	Salida Arenós	Vila-real	Suministro Tradicionales
Media	-9.97	8.93	-1.03	0.60	-0.36	-0.24
Mediana	-9.15	7.56	-0.33	0.57	0.20	0.31
Desviación	12.27	7.31	13.85	4.72	3.70	3.36
Coef. Variación	-1.23	0.82	-13.38	7.91	-10.37	-13.86
Asimetría	-0.24	0.68	-0.21	0.46	-0.29	-0.36

Tabla 30.- Estadísticos de las series de residuos en el sistema Mijares. Modelo calibrado

En la tabla se adjuntan los estadísticos de la serie de residuos de los volúmenes de Arenós y Schar para completar la información, aunque no van a ser tenidos en cuenta. Sí se puede observar que los errores de Arenós y Schar se compensan en la reserva conjunta, lo que valida la hipótesis realizada anteriormente, en la que se asumía que las reservas registradas en el embalse de Schar son mayores a lo que correspondería, según la gestión habitual de embalses en serie, debido a sueltas que se realizan de forma anticipada para facilitar una distribución más rápida del recurso. Se aprecia cómo los promedios de los errores (salvo en los volúmenes de Arenós y Schar, no relevantes en la gestión) no son elevados, siendo dos órdenes de magnitud inferiores a las desviaciones típicas. Los coeficientes de asimetría no resultan ser excesivamente altos, por lo que se podría concluir que las series de residuos para el volumen conjunto, los caudales registrados en la salida de Arenós y en Vila-real, y los suministros a los Riegos Tradicionales; presentan un comportamiento no alejado del correspondiente a un ruido blanco. Los correlogramas de las series de residuos se presentan en la siguiente figura:

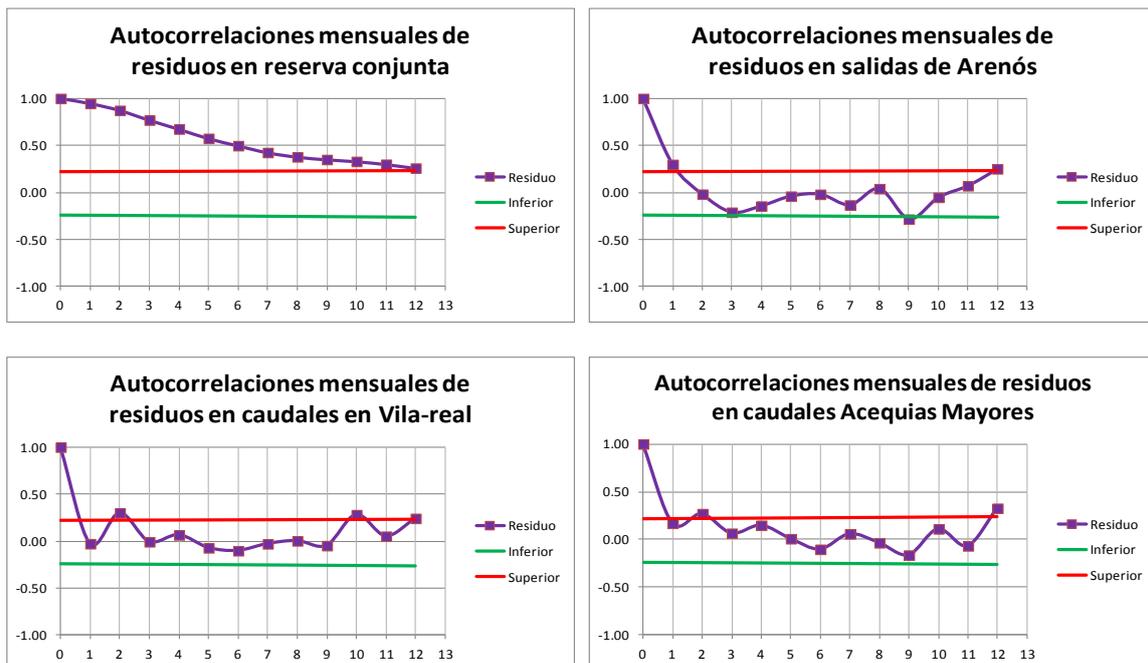


Figura 75.- Correlogramas de residuos en el sistema Mijares. Modelo calibrado

Se aprecia cómo la serie de residuos en los volúmenes conjuntos sí presenta autocorrelación temporal, pero no así las series restantes, en las que la autocorrelación no resulta significativa al quedar situada dentro de los límites de Anderson. Puede determinarse por tanto que las series de errores en los flujos (caudales) del modelo sí se comportan como un ruido blanco. Por contra la serie correspondiente al almacenamiento conjunto (volúmenes) no se comporta como un ruido blanco, sino que un error condiciona los correspondientes a los meses que le suceden.

En definitiva, a la vista de los resultados presentados, se decide aceptar la calibración realizada en el modelo, correspondiente a suponer una demanda anual en los Riegos Tradicionales de 81.85 Hm³. Los parámetros de bondad de ajuste obtenidos para el caso de los caudales no acaban de ser adecuados, pero ello es debido a la variabilidad de la demanda y no a un error del algoritmo del modelo, como prueban los registros obtenidos en las Acequias Mayores. Es probable que, si se dispusiera de una serie más larga temporalmente, en la que la gestión del sistema se mantuviera en los términos expresados por el modelo, los índices de bondad de ajuste de los caudales mejoraran.

Una vez se ha definido, implementado y calibrado el modelo determinístico para el río Mijares, es posible definir su equivalente difuso. Dicho equivalente va a combinar el algoritmo de reparto del modelo determinista con un sistema de inferencia difusa generado a partir de éste, en base a la parte del mismo que se ha denominado algoritmo de gestión. Para ilustrar este proceso es necesario iniciar un nuevo apartado dentro de este documento.

6.1.3. DATOS DE ENTRADA

El proceso habitual para elegir los datos de entrada del sistema lógico difuso, como se ha expuesto previamente, consiste en analizar la información disponible y el sistema de recursos hídricos objeto del estudio, tomando una decisión sobre los datos de entrada en consonancia con todas las variables disponibles.

En este caso el objetivo del sistema es reproducir el algoritmo de gestión determinístico para su mismo ámbito (embalses de Arenós y Schar) y objetivos. Por ello en aplicación de la "regla de oro" mencionada en el capítulo 4 los datos de entrada del sistema lógico difuso se

han tomado idénticos a los del algoritmo. El sistema de inferencia difusa cuenta por tanto con dos entradas: el mes del año y el volumen conjunto almacenado en Arenós y Sichar.

En cuanto a su división en categorías, el dato temporal debe tomarse en meses, de forma idéntica a la adoptada en el Esla al ser el mismo dato de entrada. El dato correspondiente al volumen embalsado conjunto debe dividirse de tal forma que el número de reglas resultante sea el mínimo posible sin comprometer el funcionamiento del sistema, tomando como criterios los seguidos en los casos anteriores, basados en Russell y Campbell (1996).

En este caso concreto el algoritmo viene condicionado por la capacidad conjunta de Arenós y Sichar (142 Hm^3), y por la curva de reserva. Ésta toma valores, entre febrero y abril, relativamente cercanos (1.8 Hm^3 de diferencia), descendiendo posteriormente unos $3\text{-}5 \text{ Hm}^3$ cada mes hasta el final del año hidrológico. Ante estas características no sería aconsejable tomar intervalos de más de 5 Hm^3 , ya que de lo contrario esa rama descendente no sería bien recogida por el sistema lógico difuso. Se ha adoptado finalmente un intervalo de 2 Hm^3 , ya que proporciona un número de clases entero (en este caso 72) sin tener que recurrir a límites entre intervalos de volumen con gran número de decimales. Una vez elegido el número de clases, la división se ha realizado de forma idéntica a los casos de estudio anteriores.

6.1.4. REGLAS Y EVALUACIÓN DEL SEGUIMIENTO

En este caso la definición de las reglas se ha realizado de forma análoga a los anteriores, tomando cualquier posible combinación entre los dos datos de entrada anteriormente definidos. El número de reglas resultante es por tanto de $12 \cdot 72 = 864$ reglas. En cuanto a la evaluación del grado de seguimiento de cada regla, se ha empleado el cuadrado del producto de pertenencias.

6.1.5. DATOS DE SALIDA

El proceso de elección de datos de salida se realiza, al igual que en los casos anteriores, a partir de la información disponible. En este caso dicha información se corresponde con los resultados que ofrece el modelo de gestión, pudiendo tomar cualquiera de ellos, así como

cualquier combinación o tratamiento que estos admitan. En este caso, aplicando la "regla de oro" definida en el capítulo 4, se han tomado como datos de salida del sistema de inferencia difusa los mismos que para el algoritmo de gestión que son, como se ha explicado previamente, los porcentajes de suministro a Riegos Tradicionales (T) y resto de demandas (M). El sistema lógico difuso se define, por tanto, con dichos resultados.

De acuerdo a la metodología expuesta en el capítulo 4 es necesario realizar un total de 864 simulaciones, una por regla difusa, de un único paso temporal (mes) cada una, tomando como datos de entrada para cada simulación los valores modales de los números difusos que caracterizan cada una de las reglas. Así pues, el resultado de dichas simulaciones ha sido una matriz 864x2 en la cual figuran en fila las reglas difusas y, en columna, los valores de T y M para cada una de ellas. Ya se conocen, por tanto, los datos de salida del sistema de inferencia difusa. Como se expone en el capítulo 4, estos datos de salida pueden considerarse calibrados, ya que se han obtenido a partir de un algoritmo determinístico calibrado.

6.1.6. OPERACIONES FINALES

La definición de operaciones finales es idéntica a los casos anteriores, salvo que en éste no es necesario efectuar balances en los embalses ni convertir los datos finales en los iniciales del mes siguiente, ya que dichas operaciones van a ser realizadas por el algoritmo de reparto en el que se debe integrar el sistema de inferencia difusa.

6.1.7. INTEGRACIÓN DEL SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSA EN EL ALGORITMO DE REPARTO

Una vez definido el sistema lógico difuso la operación final consiste en integrar el mismo dentro del algoritmo determinista de reparto, previamente formulado e implementado, de forma que puedan ser calculados los flujos y almacenamientos en el sistema de explotación a partir de los datos de salida del sistema de inferencia difusa, así como los caudales suministrados a las demandas. De esta manera el algoritmo resultante funciona de la misma forma que cualquier otro modelo de gestión de recursos hídricos, lo que permite demostrar

la posibilidad de integración de sistemas lógicos difusos en estos modelos, contando con las mismas funcionalidades que los modelos clásicos con las ventajas que ofrece la lógica difusa.

El hecho de integrar este sistema lógico difuso en un algoritmo de reparto supone que el sistema de inferencia realiza menos operaciones que aquellos definidos en los casos del Sorbe y el Esla, ya que es el algoritmo de reparto del sistema de gestión quien realiza los balances en los embalses, calcula filtraciones, etc. Es importante no perder de vista esta circunstancia, con el fin de evitar duplicidad de operaciones.

Para su integración únicamente ha sido necesario sustituir, en el modelo determinístico anteriormente descrito, el algoritmo de gestión por el sistema lógico difuso construido. No es necesario efectuar ajustes adicionales, en este caso, al haber adecuado los datos de entrada y salida del sistema de inferencia difusa a los del algoritmo de gestión, en aplicación de las "reglas de oro" citadas.

Una vez efectuada esta operación, el modelo resultante se halla en condiciones de ser operado en las mismas condiciones que uno clásico.

6.1.8. ANÁLISIS DE RESULTADOS

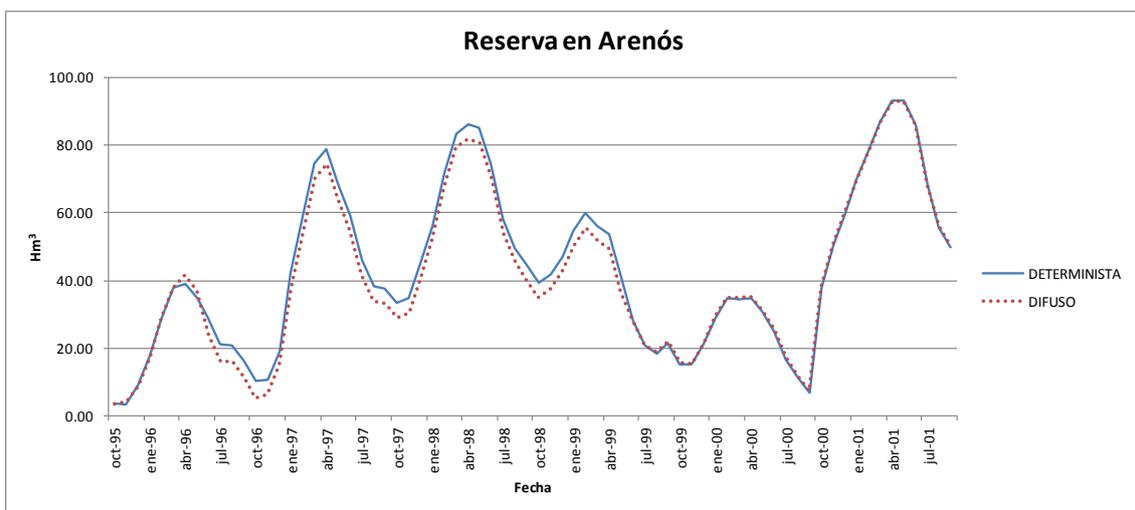
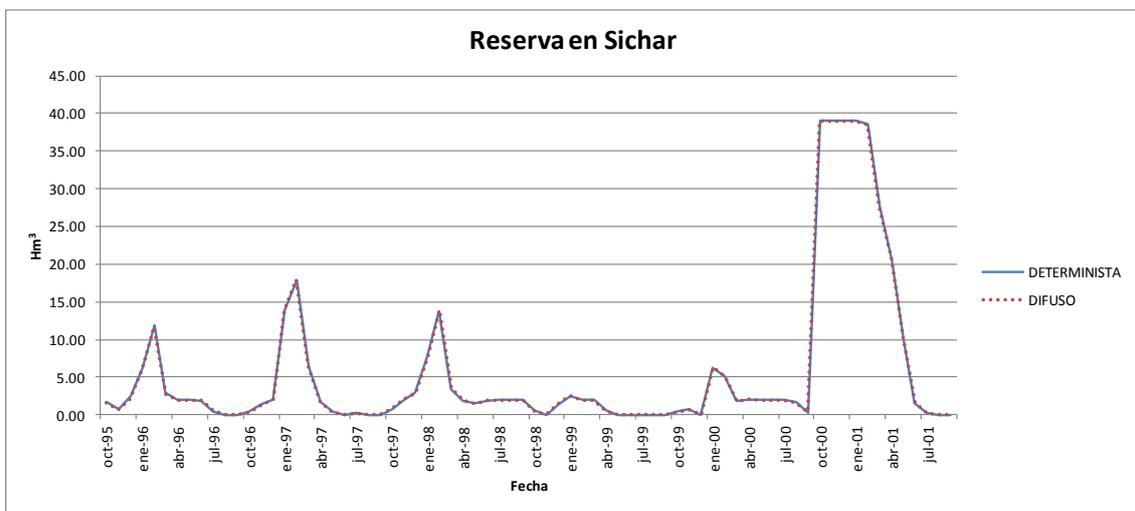
El modelo difuso previamente descrito ha sido simulado bajo las mismas condiciones que el determinista, para comprobar el grado de adecuación entre ambos. Dicha adecuación va a ser medida de acuerdo a las siguientes pruebas:

- Gráficas de comparación entre volúmenes embalsados (Sichar, Arenós y conjunto), caudales circulantes en la salida de Arenós y en Vila-real, y suministros y déficits en todas las demandas.
- Parámetros de ajuste: Correlación, R^2 , error medio e índice de Nash - Sutcliffe. En este último índice las series correspondientes al modelo determinista han sido tratadas como series observadas.

Esta comprobación se corresponde con una fase de validación, ya que en este caso no se puede hablar de calibración del modelo difuso, al haber sido ésta realizada en la definición del modelo determinista usado como base. A continuación se exponen las comparaciones realizadas, diferenciando entre volúmenes, caudales, suministros y déficits.

Volúmenes

Las gráficas de comparación entre ambos modelos, para los volúmenes almacenados en Sichar, Arenós y en el conjunto de ambos se exponen en las siguientes gráficas:



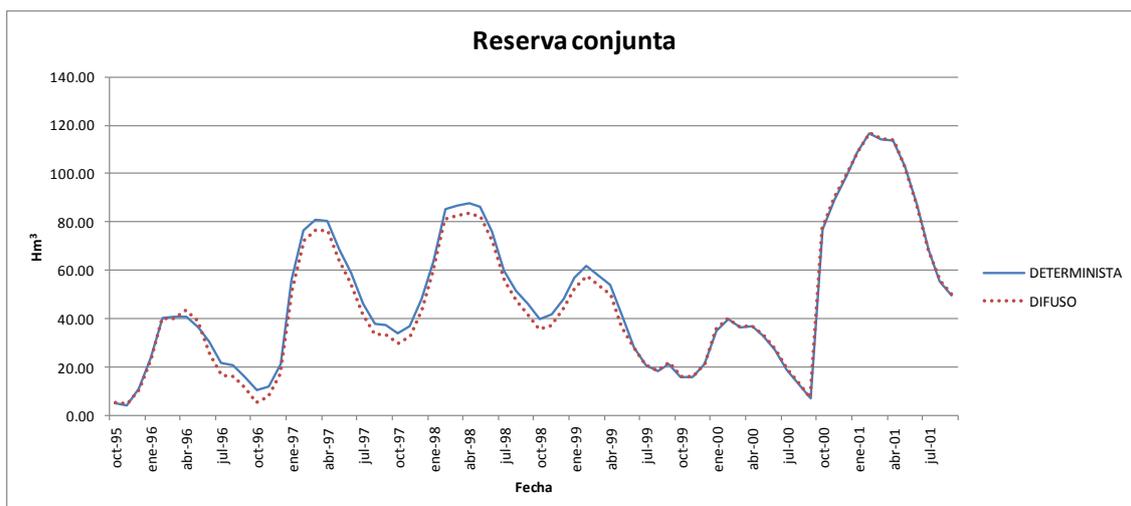


Figura 76.- Comparación de volúmenes almacenados entre modelos determinista y difuso. Río Mijares

En las gráficas mostradas se observa cómo el modelo difuso reproduce de forma fidedigna los resultados del determinístico. Únicamente es necesario hacer notar que las diferencias observadas en la reserva conjunta, aunque pequeñas en comparación al volumen total, pueden suponer distintas decisiones de gestión si las mismas se producen en el entorno de la curva de reserva. Estas posibles diferencias en las decisiones van a quedar patentes en los suministros a las demandas.

Los parámetros de bondad de ajuste obtenidos han sido los siguientes:

	Reserva Schar	Reserva Arenos	Reserva conjunta
Correlación	1.00	0.99	1.00
R²	1.00	0.99	0.99
Error medio	0.09	3.14	3.14
Nash	1.00	0.98	0.99

Tabla 31.- Parámetros de bondad de ajuste en los volúmenes del Mijares. Comparación entre determinista y difuso

Como se puede apreciar, y como ya podía deducirse a la vista de las gráficas, el ajuste del modelo difuso al determinista es muy bueno. Por tanto puede concluirse que el modelo difuso reproduce con exactitud los volúmenes del determinístico.

Caudales

Las figuras en las que se aprecia la comparación entre los dos modelos formulados se muestran a continuación:

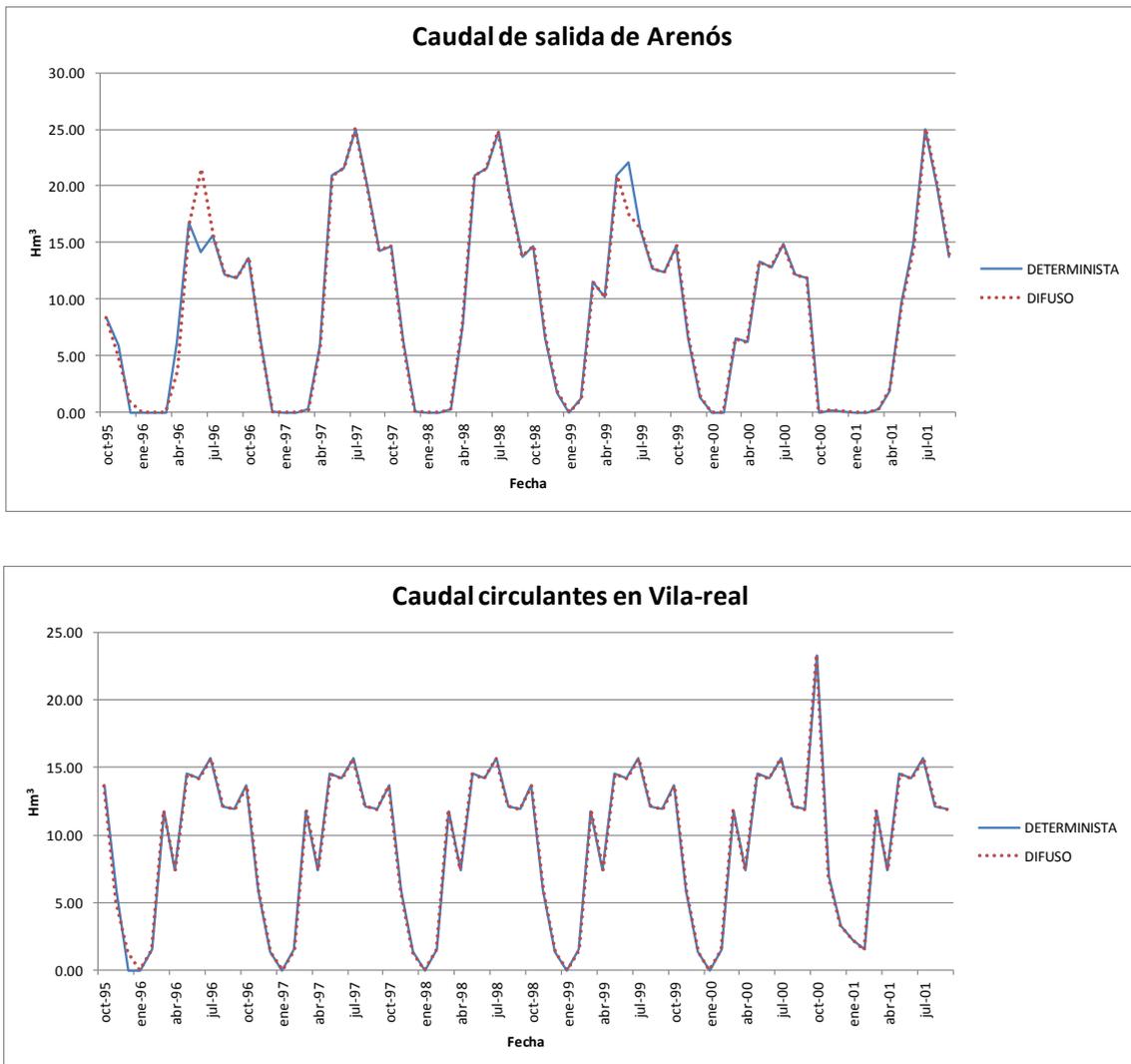


Figura 77.- Comparación de caudales circulantes entre modelos determinista y difuso. Río Mijares

Tal y como se puede observar en las gráficas, los caudales circulantes a la salida de Arenós y en Vila-real son idénticos en prácticamente toda la serie. Las diferencias observadas son debidas a la toma de diferentes decisiones de gestión, cuando el volumen conjunto se sitúa en las cercanías de la curva de reserva, producto de la distinta metodología de decisión.

Los parámetros de bondad de ajuste se resumen en la siguiente tabla:

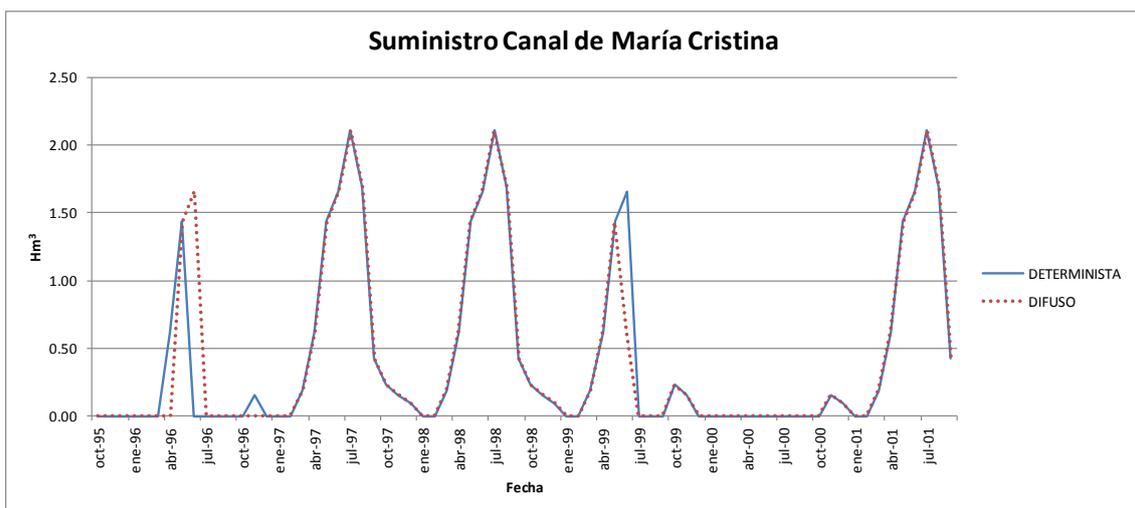
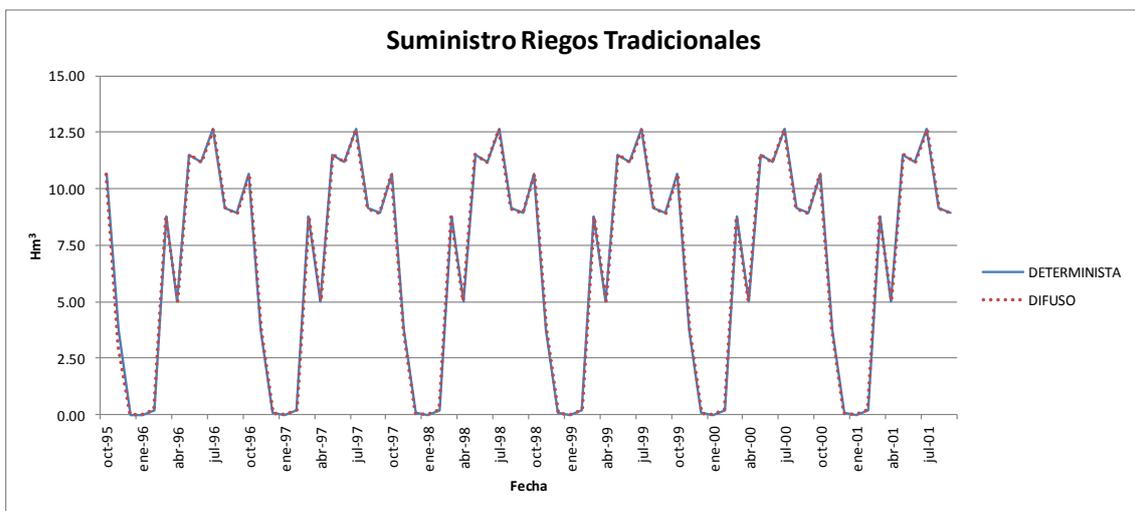
	Salida Arenos	Vila-real
Correlación	0.99	1.00
R²	0.98	1.00
Error medio	1.08	0.18
Nash	0.98	1.00

Tabla 32.- Parámetros de bondad de ajuste en los caudales del Mijares. Comparación entre determinista y difuso

Al igual que en el caso de los volúmenes, los parámetros resultan adecuados. Por tanto se puede concluir que el modelo difuso y el determinístico arrojan resultados idénticos en cuanto a caudales, salvo los momentos en los que la diferencia metodológica entre ambos se hace patente (cuando los volúmenes se acercan a la curva de reserva).

Suministros y déficits

La evolución temporal de los caudales suministrados a las diferentes demandas del sistema de explotación, para ambos modelos, se presentan en las siguientes figuras:



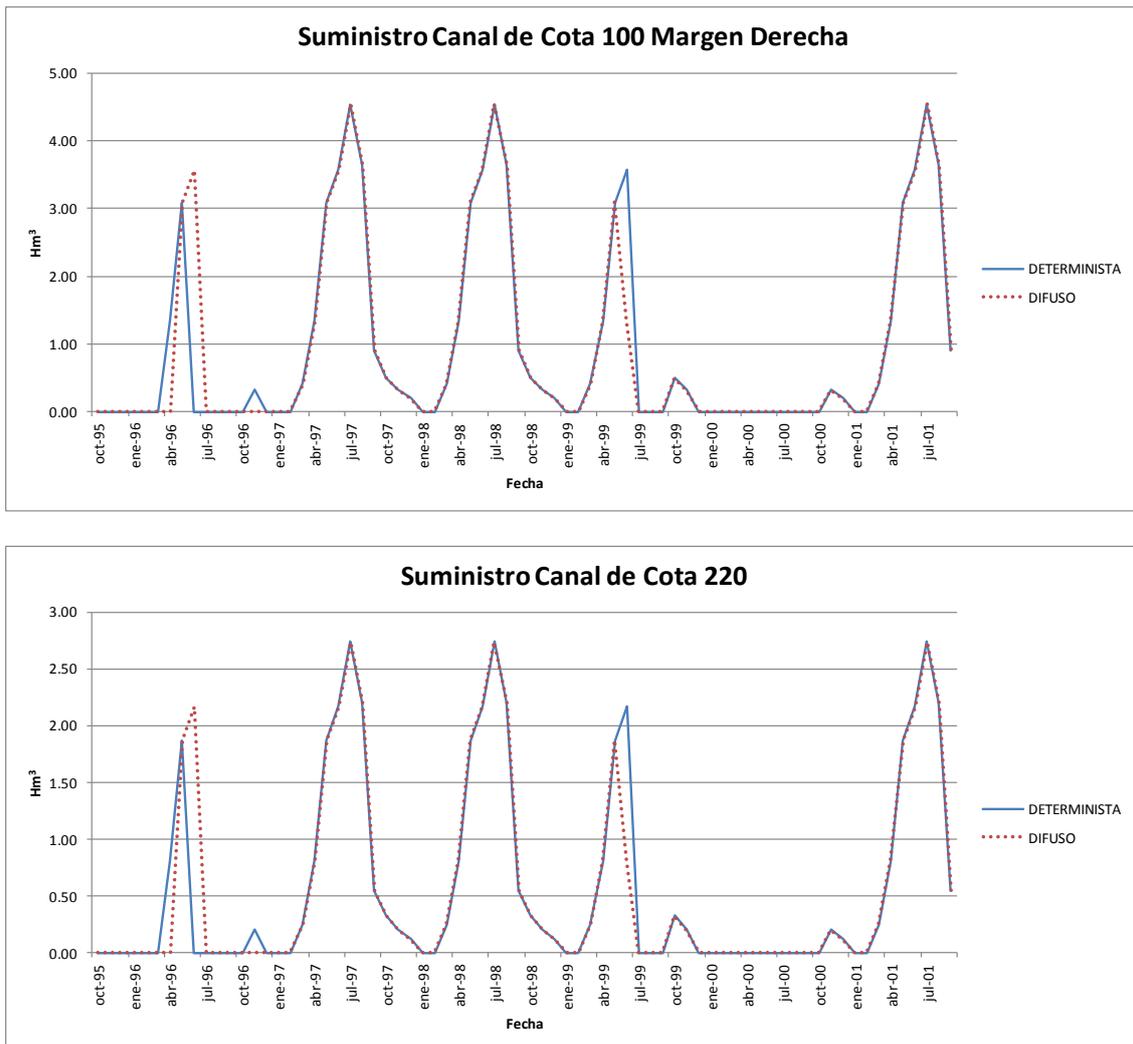


Figura 78.- Comparación de suministros entre modelos determinista y difuso. Río Mijares

En las gráficas se aprecian, al igual que en las correspondientes a caudales, escasas diferencias. En los Riegos Tradicionales las diferencias son apenas visibles, y en las restantes demandas, aunque se aprecian con mayor facilidad, se limitan a unos pocos meses. Las diferencias en los Riegos Tradicionales son debidas a que los volúmenes embalsados se sitúan en torno a la curva de volúmenes mínimos, mientras que en el resto de demandas las discrepancias entre modelos son provocadas por la cercanía del volumen conjunto a la curva de reserva. En ambos casos se deben a la diferente metodología de decisión, y no a un mal funcionamiento de ninguno de los dos modelos, que hubiera arrojado diferencias más significativas.

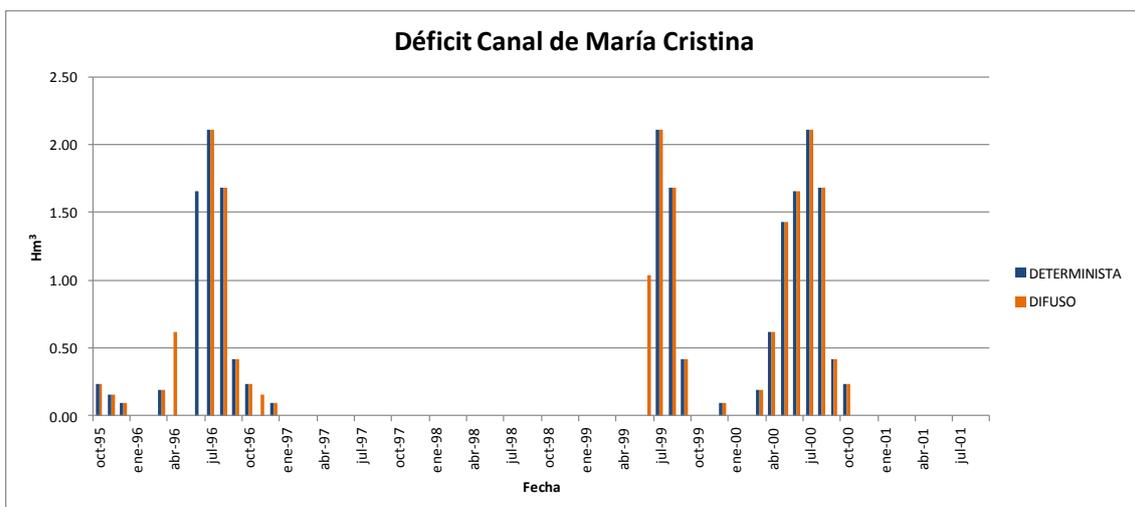
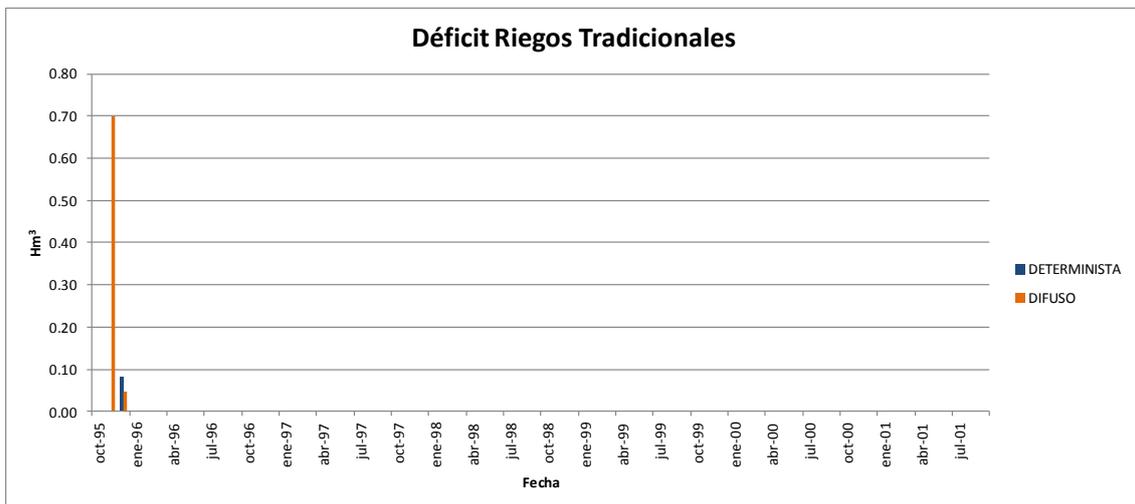
Los parámetros de bondad de ajuste pueden observarse en la siguiente tabla:

	Tradicionales	M ^a Cristina	CC100	CC220
Correlación	1.00	0.93	0.93	0.93
R²	1.00	0.87	0.87	0.87
Error medio	0.08	0.24	0.52	0.32
Nash	1.00	0.87	0.87	0.87

Tabla 33.- Parámetros de bondad de ajuste en los suministros del Mijares. Comparación entre determinista y difuso

Al igual que en los casos anteriores los parámetros de ajuste son adecuados, por lo que puede asumirse que el modelo difuso funciona, respecto a los suministros, de forma idéntica al determinístico.

Los déficits, en Hm³/mes, para todas las demandas, se presentan en las siguientes figuras:



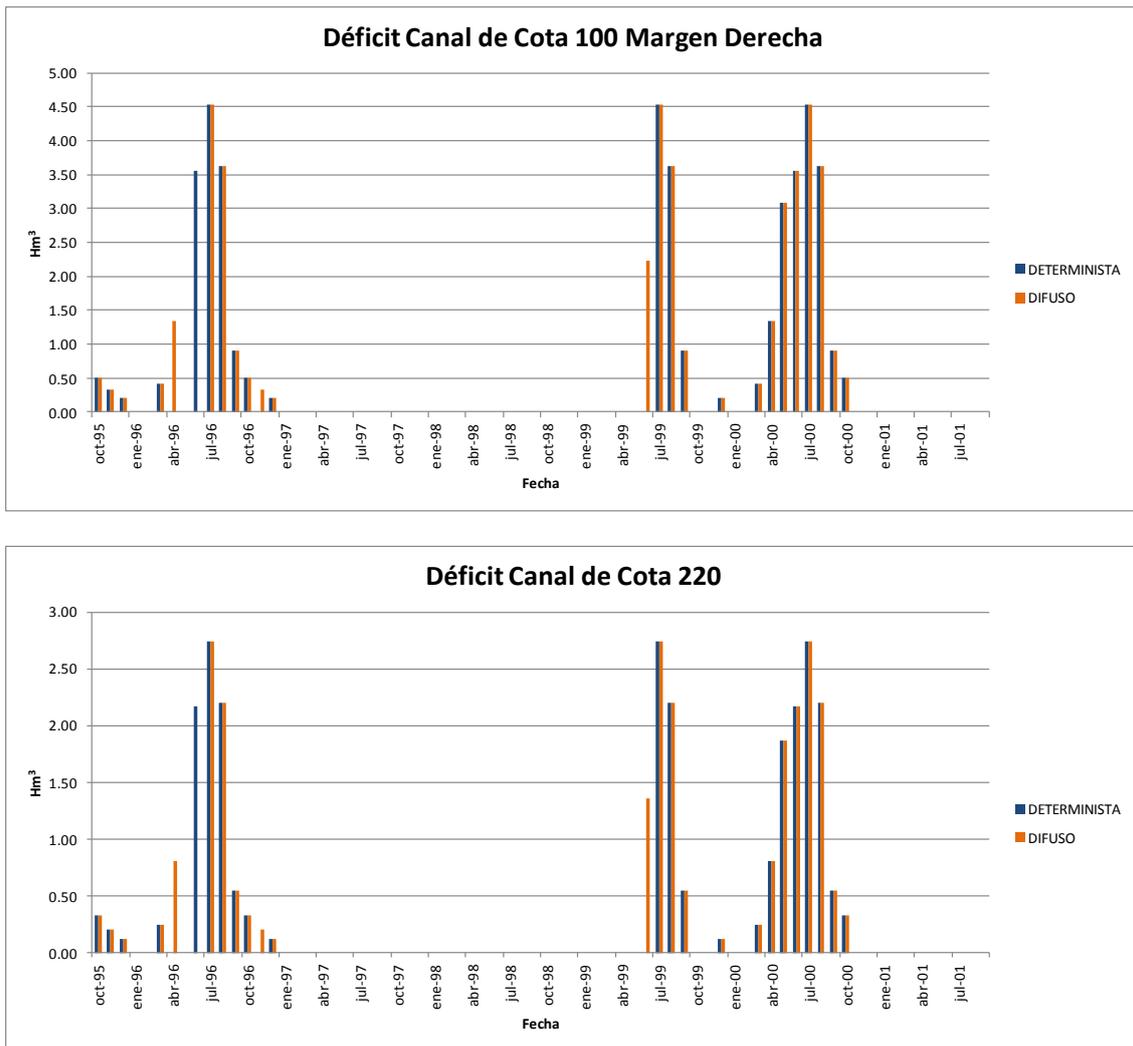


Figura 79.- Comparación de déficits entre modelos determinista y difuso. Río Mijares

En las figuras se observa cómo, aunque la mayor parte de los déficits se producen de forma idéntica en ambos modelos, existen diferencias entre ellos.

En los Riegos Tradicionales, las diferencias son debidas sobre todo a un único mes, noviembre de 1995, en el cual el modelo difuso arroja un déficit de 0.70 Hm³ sobre una demanda de 3.76 Hm³, es decir, un 19%, mientras el modelo determinista suministra la totalidad de la misma. En el otro mes con déficits es el determinista el que presenta una falta de suministro mayor, ya que no suministra una demanda de 0.08 Hm³ mientras que el modelo difuso suministra el 42%. En el resto de meses el suministro es idéntico para ambas demandas. Estas diferencias no son producto de un mal ajuste de los modelos, sino de la diferente metodología que utilizan. En cuanto a los Riegos Mixtos, los déficits son superiores debido a tener menor preferencia respecto a los anteriores, observando diferencias más

pequeñas respecto al global de los mismos. En este caso la diferencia metodológica entre ambos algoritmos queda mejor ilustrada, ya que hay meses con diferencias en los cuales el suministro es mayor con el modelo difuso, existiendo otros en los cuales es al contrario.

Para ilustrar las diferencias metodológicas y los diferentes procesos, y exponer cómo el funcionamiento de la lógica difusa se acerca más al pensamiento humano, va a tomarse como ejemplo el mes de noviembre de 1995, donde se produce la diferencia en el suministro a los Riegos Tradicionales. En ambos modelos el volumen conjunto inicial es el mismo (5.35 Hm^3) ya que es el segundo paso temporal de la simulación y en el primero no ha habido discrepancia en los suministros. Dicho volumen se sitúa 0.35 Hm^3 por encima del mínimo. Según el modelo determinista, dado que el volumen se sitúa entre el mínimo y la curva de reserva, corresponde suministrar totalmente la demanda de los Riegos Tradicionales, por lo que el modelo trata de atender los 3.76 Hm^3 asociados a dicha demanda. Ello no sería posible únicamente con el recurso almacenado, ya que el modelo no permite que las demandas de riego sean abastecidas por debajo del volumen mínimo, pero en este caso las aportaciones mensuales, de 6.01 Hm^3 , permiten suministrar el total de la demanda de los Riegos Tradicionales.

El algoritmo difuso no realiza la operación de esta forma, sino que evalúa todas las 864 reglas y decide en base a ellas. Dado el mes y el volumen inicial las reglas seguidas son la número 75 (cuyos datos de salida son $T=M=0$) y 76 (que presenta unos datos de salida $T=1$ y $M=0$). Por ello el modelo calcula los datos de salida a partir de ambas reglas, obteniendo $T=0.81$ y $M=0$. No intenta, por tanto, suministrar el total de la demanda de los Riegos Tradicionales, sino únicamente el 81%. Al igual que en el caso anterior ello no sería posible con únicamente el volumen almacenado, pero sí puede suministrarse dicha cantidad gracias a las aportaciones. El resultado es un déficit en la demanda preferente para el modelo difuso y un suministro nulo para las restantes.

Ahora bien, en una situación real, la decisión de qué volumen suministrar o no se toma, habitualmente, mediante un proceso negociador. En este caso a finales de octubre se reunirían los agentes involucrados en la gestión del río Mijares para decidir las sueltas del siguiente mes. Ante dicho volumen conjunto, muy próximo al mínimo, es probable que en

dicha negociación se optara por no suministrar toda la demanda de los Riegos Tradicionales, sino únicamente una parte, ante la incertidumbre existente en cuanto a las aportaciones futuras. Es decir, independientemente de que según el volumen mínimo se pudiera suministrar toda la demanda asociada a los mismos, es muy probable que en previsión de una escasez futura se optara, ante dicho volumen, por limitar el suministro. Es decir, probablemente los gestores tomaran una decisión más cercana a la respuesta del sistema lógico difuso, antes que una basada en la aplicación estricta de la curva de reserva.

Por ello puede establecerse que un sistema lógico difuso es más flexible, y se acerca en mayor medida al pensamiento humano, que un algoritmo o modelo de gestión tradicional. El sistema lógico difuso no actúa ciegamente y con límites bruscos como un algoritmo, sino que es capaz de adaptarse a las diferentes circunstancias. Por ello el modelo difuso planteado en el Mijares se comporta “cubriéndose las espaldas” ante situaciones en las que detecta que el suministro puede verse amenazado, restringiendo las sueltas con anticipación, de una forma mucho más natural y cercana al comportamiento de un gestor humano.

6.1.9. CONCLUSIONES Y COMENTARIOS

En este caso de estudio se ha definido un sistema lógico difuso integrado en un modelo de gestión más amplio, de forma que el resultado permite, no únicamente reproducir la gestión de los embalses del mismo, sino calcular sus flujos y almacenamientos y, más importante, los suministros y déficits a sus demandas. Con ello queda probado que un sistema lógico difuso puede integrarse en un modelo de gestión de recursos hídricos. La metodología propuesta no es un proceso aparte en los modelos de gestión, restringida a la determinación de sueltas u otras variables de gestión de embalses, ni precisa de complicadas operaciones intermedias para integrarse en dichos modelos, sino que puede formar parte de los mismos en igualdad de condiciones respecto a otras metodologías.

En este caso la gestión reproducida mediante el sistema lógico difuso no ha sido la histórica, sino que se ha definido a partir de un algoritmo de gestión formulado y calibrado para el río Mijares, consistente en una curva de reserva. La adecuación observada entre los modelos determinista y difuso permite concluir que mediante un sistema de inferencia

difusa se puede reproducir con éxito cualquier algoritmo, expresión matemática o modelo que se emplee para la gestión. Para ello previamente debe hallarse definido dicho algoritmo.

Esta capacidad de la lógica difusa abre un interesante abanico de posibilidades, ya que una de las principales razones por las que muchos algoritmos matemáticos de gestión tienen una aplicación real limitada es la elevada complejidad que, para los gestores, supone su manejo. Ello es debido a que estos algoritmos presentan problemas para ser convertidos en reglas organizadas más sencillas y fáciles de interpretar, lo que provoca los recelos de los gestores a la hora de implementar dichos sistemas. Sin embargo, empleando la lógica difusa, dichos algoritmos son susceptibles de convertirse en un conjunto de reglas organizadas que pueden, con posterioridad, ser operadas por los gestores sin necesidad de ningún cálculo más allá de la lectura difusa de las mismas.

Es más, dichas reglas resultantes pueden ser modificadas por los propios gestores, ya que los conjuntos difusos de las mismas son fácilmente manipulables, con lo que se puede adaptar la gestión proporcionada por un algoritmo a los deseos del gestor, circunstancia prácticamente inabordable si el algoritmo se halla en su forma matemática primitiva, ya que sería necesario, en la práctica totalidad de las ocasiones, recurrir a técnicas matemáticas complicadas de las que muchos gestores recelarían.

También se podría emplear la lógica difusa para detallar el funcionamiento de partes de un modelo. En el caso del Mijares, un sistema lógico difuso podría ser planteado con el único fin de obtener unas reglas de gestión exclusivas para el embalse de Sichar, si bien las mismas deberían incluir entre sus datos de entrada el estado del embalse de Arenós. Las reglas de gestión así definidas contarían con la ventaja de no precisar una simulación del modelo global, sino únicamente la obtención de las variables de estado necesarias para aplicar el sistema de inferencia difusa.

En resumen, las conclusiones que, a la luz de este caso de estudio, pueden realizarse, son las siguientes:

- Los sistemas lógicos difusos pueden ser integrados en modelos de gestión de recursos hídricos, a escala de cauce, cuenca o sistema de explotación, de forma semejante a las metodologías tradicionales.
- Los sistemas lógicos difusos pueden ser utilizados para reproducir la gestión que se obtendría utilizando un algoritmo matemático, lo que posibilita la definición de reglas de gestión organizadas y sencillas de entender y operar con unas prestaciones semejantes a las de los algoritmos originales.

7. CONCLUSIONES

Una vez desarrollados los contenidos previstos en el presente trabajo se presentan las conclusiones y, dado que se trata de un trabajo de investigación, las líneas futuras por las cuales debería ser continuado.

7.1. SÍNTESIS Y CONCLUSIONES

En el presente trabajo se expone la aplicación de la lógica difusa, desarrollada durante las últimas décadas del siglo XX, a la gestión de embalses. Para ello se ha recopilado información sobre las aplicaciones que, para la misma, se han desarrollado en la gestión de recursos hídricos; condensándolas en una metodología única expuesta en el capítulo 4. La lógica difusa difiere de la clásica en el hecho de admitir, entre la pertenencia y la no pertenencia, la pertenencia parcial. Esta circunstancia permite expresar matemáticamente conceptos vagos como "poco", "mucho", "bastante", etc.

Al poder expresar conceptos imprecisos de forma matemática, supone una conceptualización más sencilla de la realidad, ya que permite expresar sentencias lógicas empleando términos lingüísticos vagos. Esta posibilidad permite una definición más intuitiva de las reglas lógicas y, en consecuencia, una mayor flexibilidad, simplicidad conceptual y capacidad de comprensión por parte de un mayor número de personas.

La lógica difusa es capaz de ser aplicada a la gestión de embalses de forma muy semejante a los usos para los que ha sido utilizada en el pasado. Esta aplicación consiste en la definición de reglas o sentencias lógicas difusas que relacionan las variables hidrológicas a partir de las cuales se gestiona un embalse (aportaciones, volumen almacenado, etc.) con las variables definitorias de la gestión (suecas, volumen objetivo, etc.), empleando números difusos en la caracterización de dichas variables. Como resultado se obtiene un conjunto de reglas lógicas difusas a partir de las cuales, mediante un proceso de inferencia, se determinan las variables de salida que definen la gestión del embalse.

Un sistema de estas características puede ser empleado para tres fines principales: reproducir la gestión histórica, tomando como base los registros históricos disponibles; reproducir la gestión definida por un algoritmo matemático, tomando como base la simulación del propio algoritmo; o reproducir la gestión definida según el criterio de expertos, tomando como base las opiniones de los mismos.

Con el fin de demostrar la aplicabilidad de la lógica difusa para los fines anteriores, se han desarrollado tres casos de estudio, correspondientes respectivamente a los ríos Sorbe, Esla y Mijares. Los resultados obtenidos han sido en todos los casos satisfactorios.

En el caso del Sorbe se ha definido un sistema de inferencia difusa con el objetivo de reproducir la gestión histórica del embalse de Beleña, utilizado para abastecimiento urbano. El sistema cuenta con el volumen almacenado y las aportaciones a Beleña como datos de entrada, con un total de 25 reglas difusas, y obtiene las sueltas del embalse para cada paso temporal. Una vez definido se ha calibrado y validado con los datos históricos del embalse de Beleña, para el periodo 1986-2009. Los resultados obtenidos mediante la aplicación del mismo han sido satisfactorios, por lo que se concluye que el sistema lógico difuso creado permite reproducir la gestión histórica del embalse de Beleña.

Para el Esla se han definido dos sistemas lógicos difusos, para los embalses de Porma y Riaño, ambos utilizados preferentemente para la satisfacción de demandas agrícolas, con el objetivo de reproducir la gestión histórica de ambos embalses a escala diaria y demostrar la aplicabilidad del método a casos en los que la gestión deba ser flexible. Ambos sistemas tienen como datos de entrada el mes del año y el volumen almacenado, con un total de 120 reglas cada uno, obteniendo las sueltas de los embalses respectivos a escala diaria. Ambos sistemas han sido calibrados y validados con datos del periodo 1980-2009 para Porma y 1988-2009 para Riaño. Los resultados obtenidos mediante ambos sistemas han sido buenos, por lo que se puede concluir que los sistemas lógicos difusos definidos permiten reproducir la gestión histórica de los embalses de Porma y Riaño a escala diaria.

En el caso de estudio correspondiente al río Mijares se ha definido un sistema lógico difuso para el volumen conjunto de Arenós y Sichar, destinados ambos sobre todo a satisfacer demandas de riego, con el objetivo de reproducir las reglas de gestión del Mijares

con un sistema de inferencia difusa, no a través de los datos históricos sino de las propias reglas de gestión; así como para comprobar las posibilidades de integración de un sistema lógico difuso en un modelo de gestión a escala mayor, que permita determinar los flujos y almacenamientos en cualquier punto del sistema. Para ello se ha creado previamente al sistema lógico difuso un algoritmo determinístico que aplique las reglas de gestión, calibrándose el mismo con los datos del periodo 1996-2001 de forma satisfactoria. El sistema lógico difuso definido a partir de este algoritmo determinístico tiene como datos de entrada el mes hidrológico y el volumen conjunto almacenado en los embalses del sistema, con un total de 864 reglas difusas, presentando como datos de salida los volúmenes suministrados a las diferentes demandas del sistema Mijares. La gestión del sistema ha sido comparada con la del algoritmo determinístico, obteniendo resultados satisfactorios, por lo que se puede concluir que un sistema lógico difuso puede ser definido a partir de reglas de gestión reproduciéndolas de forma satisfactoria, pero operando de un modo más flexible y cercana al razonamiento humano de lo que lo hace un algoritmo matemático.

La información obtenida y los análisis expuestos en este documento han permitido llegar a las siguientes conclusiones sobre el uso de la lógica difusa en la gestión de embalses.

- Permite reproducir la gestión histórica de un embalse y expresarla en forma de reglas ordenadas, sistemáticas, conceptualmente sencillas y cuya formulación se acerca más a la forma de toma de decisiones en condiciones de incertidumbre, lo que facilita el entendimiento de las mismas por parte de personas sin conocimientos técnicos.
- Es capaz de determinar cuándo se han producido cambios en la gestión histórica de un embalse y en qué han consistido dichas modificaciones, pudiendo realizar auditorías de la gestión histórica.
- Posibilita comparar la gestión histórica con la gestión óptima, determinando cuán lejos está la primera de la segunda y qué cambios deben implementarse para alcanzarla.
- Permite comparar la gestión histórica con aquella definida por criterios de experto, averiguando cuán lejos está la primera de la que los expertos desearían, y qué actuaciones se deben realizar para alcanzarla.

- Emplea como parámetros variables y magnitudes medibles directamente, lo que simplifica conceptualmente el sistema y permite un contraste sencillo entre el modelo y la realidad.
- Posibilita el acercamiento de la gestión a los implicados en la misma, dada su menor complejidad conceptual, facilitando los procesos de información y participación pública.
- Su puesta en funcionamiento es conceptualmente más sencilla respecto a otras metodologías, al igual que su operación.
- Permite reproducir la gestión histórica a escala diaria.
- No aumenta su complejidad conceptual conforme disminuye el paso temporal, por lo que el proceso es independiente de la escala temporal elegida.
- Es capaz de reproducir la gestión de un embalse independientemente de la complejidad de la misma.
- Permite operar con variables de entrada no difusas de forma idéntica a las difusas.
- Permanece conceptualmente inalterada independientemente del embalse o sistema de explotación cuya gestión se pretenda reproducir.
- Permite reproducir la gestión que se obtendría mediante la utilización de un algoritmo matemático, definiendo la misma en forma de reglas organizadas sistemáticamente, lo que supone una reducción en su complejidad respecto al algoritmo original.
- Es capaz de integrarse en modelos de gestión de recursos hídricos a mayor escala.
- Puede utilizarse para detallar la gestión de parte de un sistema de recursos hídricos, de forma que su operación pueda independizarse de la del resto de elementos.

En definitiva, puede concluirse que la lógica difusa es una herramienta conceptualmente sencilla, flexible y con un funcionamiento adecuado en la reproducción de reglas de gestión. Cuenta con un gran potencial en la investigación de la gestión histórica de un embalse, en la definición de reglas de operación a escala diaria y en la conversión de algoritmos de optimización en reglas de gestión organizadas; es decir, permitiría convertir la optimización en simulación, así como lograr una gestión óptima de un embalse de forma

conceptualmente sencilla, lo que facilitaría la implementación real de algoritmos de optimización o metodologías matemáticas más complejas, mediante su conversión a sistemas lógicos difusos.

7.2. LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN FUTURAS

El presente trabajo de investigación es susceptible de ser ampliado y desarrollado en un futuro, ya que el campo de aplicación de la metodología es amplio y cuenta con múltiples alternativas para su estudio y profundización. En concreto se proponen las siguientes líneas principales de investigación futura:

- Definir la metodología a seguir para, a partir de la construcción de un algoritmo de optimización avanzado, basado por ejemplo en programación dinámica o programación estocástica dinámica, definir un sistema lógico difuso que reproduzca su gestión; y posterior comparación entre los resultados obtenidos por ambas metodologías.
- Introducir la incertidumbre en la optimización de la gestión mediante la programación dinámica estocástica difusa (FSDP), definida en Tilmant (2001).
- Diseñar un proceso de construcción de sistemas lógicos difusos a partir de procesos de información pública, opiniones de expertos y reuniones entre gestores de sistemas de recursos hídricos.
- Construir un modelo conceptual para la gestión de sistemas de recursos hídricos a escala diaria empleando sistemas de inferencia difusa.
- Diseñar planes de auditorías de gestión de embalses empleando sistemas lógicos difusos.
- Obtener reglas de gestión individuales para embalses gestionados de forma conjunta (sistemas multiembalse) empleando sistemas de inferencia difusa.
- Definir sistemas de inferencia difusa que permitan trabajar con datos expresados de forma difusa para la gestión de embalses, teniendo en cuenta de forma integral las incertidumbres existentes en las variables hidrológicas, las demandas, la calidad, etc.

BIBLIOGRAFÍA

Andreu, J (1983). "Aplicación del Método de los Autovalores al Análisis de Sistemas con Uso Conjunto de Recursos Hidráulicos Superficiales y Subterráneos." Universidad Politécnica de Valencia.

Andreu, J; Sahuquillo, A; Solera, A; Pulido, M; Pulido, D; y Paredes, J (2010). "Ejemplo de Gestión Conjunta de Aguas Subterráneas y Superficiales: la cuenca del río Mijares." AEUAS: Garantías de la gestión de aguas subterráneas: diagnóstico de la situación. Instituto de Ingeniería del Agua y Medio Ambiente (IIAMA). Universidad Politécnica de Valencia.

Bárdossy, A; y Disse, M (1993). "Fuzzy rule based models for infiltration." Water Resources Research, 29(2) 373-382.

Bogardi, I; Duckstein, L; y Bárdossy, A (1983). "Regional management of an aquifer under fuzzy environmental objectives." Water Resources Research, 19(6) 1394-1403.

Brouwer, R (2005). "Uncertainties in the economic analysis of the European Water Framework Directive." Institute for Environmental Studies.

Brouwer, R; y De Blois, C (2008). "Integrated modelling of risk and uncertainty underlying the cost and effectiveness of water quality measures." Environmental Modelling & Software 23 (2008) 922-937.

Campbell, P (1993). "Applications of Fuzzy Set Theory in reservoir operations." University of British Columbia.

CEDEX. "Anuario de aforos 2008-2009." Ministerio de Fomento y Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino. Gobierno de España. Disponible vía web en: <http://hercules.cedex.es/hidrologia/pub/proyectos/AnuariosAforos.htm>

CHD (2010). "Plan Hidrológico de la parte española de la Demarcación Hidrográfica del Duero. Propuesta de Proyecto de Plan Hidrológico de Cuenca." Confederación Hidrográfica del Duero.

CHJ (2009). "Documento Técnico de Referencia: Metodología y Resultados de la Estimación de Demandas. Ámbito territorial de la Confederación Hidrográfica del Júcar." Confederación Hidrográfica del Júcar.

CHT (2007). "Plan Especial de actuación en situaciones de alerta y eventual Sequía de la Cuenca Hidrográfica del Tajo." Confederación Hidrográfica del Tajo.

CHT (2010). "Esquema de Temas Importantes." Confederación Hidrográfica del Tajo.

Dubrovin, T; Jolma, A; y Turunen, E (2002). "Fuzzy Model for real-time Reservoir Operation." *Journal of Water Resources Planning and Management*, 128(1), 66-73.

El Baroudy, I; y Simonovic, S (2004). "Fuzzy criteria for the evaluation of water resource systems performance." *Water Resources Research*, Vol 40.

Fontane, D.G; Gates, T.K; y Moncada, E (1997). "Planning Reservoir Operations with imprecise Objectives." *Journal of Water Resources Planning and Management*, 123(3), 154-162.

Francés, F; Vélez, J; y Vélez, J.J (2007). "Split-parameter structure for the automatic calibration of distributed hydrological models." *Journal of Hydrology* 332 (1-2), 226-240.

Hipel, K.W (1982). "Fuzzy sets methodologies in a multicriteria modeling." *Fuzzy information and decision processes*. North-Holland Publishing Co.

Keskin, M.E; Terzi, Ö; y Taylan, D (2004). "Fuzzy Logic model approaches to daily pan evaporation estimation in the western Turkey." *Hydrological Sciences Journal*, 49 (6), 10001-1010.

Kindler, J (1992). "Rationalizing water requirements with the aid of fuzzy allocation model." *Journal of Water Resources Planning and Management*, 118(3), 308-323.

Loucks, D.P; y van Beek, E (2005). "Water Resources Systems Planning and Management: An Introduction to Methods, Models and Applications." UNESCO Publishing.

MAAM (2012). "Sistema Integrado de Información del Agua (SIA)." Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente. Gobierno de España. Disponible vía web en: <http://servicios2.marm.es/sia/visualizacion/descargas/documentos.jsp>

Mamdani, E.H (1974). "Application of fuzzy algorithm for control of simple dynamic plant." Proc. IEEE 121(12), 1585-1588.

Mathworks (2012). "Fuzzy Logic Toolbox User's Guide." The Mathworks Inc. Disponible vía web en: http://www.mathworks.es/help/toolbox/fuzzy/fuzzy_product_page.html

Muster, H; Bárdossy, A y Duckstein, L (1994). "Adaptive neuro-fuzzy modeling of a non-stationary hydrologic variable." Symposium of Water Resources in a Changing World, II-221 - II-230.

Panigrahi, D.P; y Mujumdar, P.P (2000). "Reservoir Operation Modeling with Fuzzy Logic." Water Resources Management 14: 89-109, 2000.

Ramani, V; y Rom, M (2007). "Fuzzy Logic Model on Operation and Control of Hydro-Power Dams in Malaysia." International Conference on Computational & Experimental Engineering and Sciences, 4(1), 31-39.

Russell, S.O; y Campbell, P (1996). "Reservoir Operating Rules with Fuzzy Programming." Journal of Water Resources Planning and Management, may-june 1996, 165-170.

Şen, Z (2010). "Fuzzy Logic and Hydrological Modeling." CRC Press. Taylor – Francis Group

Shrestha, B; Duckstein, L; y Stakhiv, E.Z (1996). "Fuzzy Rule-Based Modeling of Reservoir Operation." Journal of Water Resources Planning and Management, july-august 1996, 262-269.

Shrestha, B; y Duckstein, L (1998). "A fuzzy reliability measure for engineering applications" Uncertainty Modelling and Analysis in Civil Engineering, 120-135, CRC Press.

Simonovic, S (2009). "Managing Water Resources: Methods and Tools for a System Approach." UNESCO Publishing.

Slowinski, R (1986). "A multicriteria fuzzy linear programming method for water supply system development." Fuzzy sets and system journal.

Sopeña, F (2002). "Análisis del sistema del río Mijares y diseño de un plan de gestión óptimo para la mitigación de sequías." Universidad Politécnica de Valencia.

Tilmant, A; Faouzi, E.H; y Vanclooster, M (2001). "Optimal operation of multipurpose reservoirs using flexible stochastic dynamic programming." Applied Soft Computing 2 (2002) 61-74.

Tilmant, A; Vanclooster, M; Duckstein, L; y Persoons, E (2002). "Comparison of Fuzzy and nonfuzzy Optimal Reservoir Operating Policies." Journal of Water Resources Planning and Management, 128, 390-398.

van der Kreur, P; Henriksen, H.J.; Refgaard, J.C.; Brugnach, M.; Pahl-Wostl, C.; Deweulf, A; y Buiteveld, H (2008). "Identification of Major Sources of Uncertainty in Current IWRM Practice. Illustrated for the Rhine Basin." Water Resources Management (2008) 22:1677-1708.

Zadeh, L.A (1965). "Fuzzy sets. Information and Control." 8(3), 38-53.

ANEXO 1: EJEMPLO DE RESULTADOS OBTENIDOS EN EL SISTEMA LÓGICO DIFUSO DEL EMBALSE DE BELEÑA

Fase 1: Introducción por fuzzificación de los datos de entrada en las diferentes categorías de cada variable de entrada.

FECHA	DATOS DE ENTRADA		FUZZIFICACIÓN									
	Volumen almacenado	Aportaciones	Volumen almacenado					Aportaciones				
	Hm3	Hm3	MUY BAJO	BAJO	MEDIO	ALTO	MUY ALTO	ÍNFIMAS	BAJAS	MEDIAS	ALTAS	MUY ALTAS
oct-86	8.80	1.90	0.31	0.69	0.00	0.00	0.00	0.92	0.00	0.00	0.00	0.00
nov-86	7.28	2.80	0.43	0.57	0.00	0.00	0.00	0.88	0.00	0.00	0.00	0.00
dic-86	6.69	2.50	0.48	0.52	0.00	0.00	0.00	0.89	0.00	0.00	0.00	0.00
ene-87	5.82	8.00	0.54	0.46	0.00	0.00	0.00	0.64	0.36	0.00	0.00	0.00
feb-87	10.44	14.20	0.00	0.82	0.00	0.00	0.00	0.37	0.63	0.00	0.00	0.00
mar-87	21.05	9.50	0.00	0.35	0.65	0.00	0.00	0.58	0.42	0.00	0.00	0.00
abr-87	25.44	15.60	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.31	0.69	0.00	0.00	0.00
may-87	35.40	3.60	0.00	0.00	0.00	0.78	0.00	0.84	0.00	0.00	0.00	0.00
jun-87	33.50	4.90	0.00	0.00	0.37	0.63	0.00	0.78	0.00	0.00	0.00	0.00
jul-87	32.90	3.70	0.00	0.00	0.42	0.58	0.00	0.84	0.00	0.00	0.00	0.00
ago-87	31.10	1.80	0.00	0.00	0.56	0.44	0.00	0.92	0.00	0.00	0.00	0.00
sep-87	27.40	2.40	0.00	0.00	0.85	0.00	0.00	0.89	0.00	0.00	0.00	0.00
oct-87	24.30	2.70	0.00	0.00	0.91	0.00	0.00	0.88	0.00	0.00	0.00	0.00
nov-87	21.51	7.50	0.00	0.31	0.69	0.00	0.00	0.67	0.33	0.00	0.00	0.00
dic-87	23.83	29.90	0.00	0.00	0.87	0.00	0.00	0.00	0.67	0.33	0.00	0.00
ene-88	43.56	36.80	0.00	0.00	0.00	0.58	0.42	0.00	0.36	0.64	0.00	0.00
feb-88	48.64	24.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.81	0.00	0.89	0.00	0.00	0.00
mar-88	50.13	1.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.93	0.94	0.00	0.00	0.00	0.00
abr-88	34.61	35.90	0.00	0.00	0.00	0.71	0.00	0.00	0.40	0.60	0.00	0.00
may-88	41.14	29.20	0.00	0.00	0.00	0.77	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00	0.00
jun-88	51.00	12.50	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.44	0.56	0.00	0.00	0.00
jul-88	42.62	12.80	0.00	0.00	0.00	0.66	0.34	0.43	0.57	0.00	0.00	0.00
ago-88	41.53	2.50	0.00	0.00	0.00	0.74	0.00	0.89	0.00	0.00	0.00	0.00
sep-88	38.53	3.30	0.00	0.00	0.00	0.98	0.00	0.85	0.00	0.00	0.00	0.00

Fase 2: Determinación del grado de seguimiento de cada regla difusa

GRADO DE SEGUIMIENTO DE CADA REGLA DIFUSA																										
FECHA	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	GRADO TOTAL
oct-86	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.48
nov-86	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.39
dic-86	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40
ene-87	0.12	0.04	0.00	0.00	0.00	0.09	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27
feb-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36
mar-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.02	0.00	0.00	0.00	0.14	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.28
abr-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.57
may-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43
jun-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.33
jul-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36
ago-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43
sep-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.58
oct-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.64	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.64
nov-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.21	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32
dic-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.34	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.42
ene-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.07	0.00	0.28
feb-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.53	0.00	0.00	0.53
mar-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.76	0.00	0.00	0.00	0.76
abr-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26
may-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30
jun-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.31	0.00	0.00	0.00	0.51
jul-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.14	0.00	0.00	0.00	0.02	0.04	0.00	0.00	0.00	0.28
ago-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44
sep-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70

Fase 3: Cálculo de la respuesta agregada al sistema lógico difuso

FECHA	TÉRMINOS DE LA RESPUESTA DEL SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSA																									SUELTA PREVA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	
oct-86	0.26	0.00	0.00	0.00	0.00	1.38	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.42
nov-86	0.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.86	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.39
dic-86	0.59	0.00	0.00	0.00	0.00	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.37
ene-87	0.40	0.13	0.00	0.00	0.00	0.30	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.38
feb-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.59
mar-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	0.08	0.00	0.00	0.00	0.78	0.43	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.10
abr-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	2.71	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.65
may-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.34	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
jun-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	1.32	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
jul-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.68	0.00	0.00	0.00	0.00	1.29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
ago-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
sep-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
oct-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
nov-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.04	0.00	0.00	0.00	1.15	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.18
dic-87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.93	2.35	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.16
ene-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.71	4.91	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	2.59	0.00	0.00	31.72
feb-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	12.41	0.00	0.00	0.00	23.41
mar-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	12.92	0.00	0.00	0.00	0.00	16.92
abr-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.31	6.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	29.37
may-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.62	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.65
jun-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.34	7.23	0.00	0.00	0.00	20.88
jul-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	2.19	0.00	0.00	0.00	0.37	0.89	0.00	0.00	0.00	13.90
ago-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50
sep-88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.83	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.50

Fase 4: Corrección de la respuesta y cálculo del estado final del embalse

	SUELTA PREVIA	CORREGIDA POR MÍNIMO	VOLUMEN FINAL	VERTIDOS	SUELTA DEFINITIVA	SUELTA OBSERVADA	VOLUMEN OBSERVADO
FECHA	Hm3	Hm3	Hm3	Hm3	Hm3	Hm3	Hm3
oct-86	3.42	3.42	7.28	0.00	3.42	2.90	8.80
nov-86	3.39	3.39	6.69	0.00	3.39	2.30	7.80
dic-86	3.37	3.37	5.82	0.00	3.37	2.60	8.30
ene-87	3.38	3.38	10.44	0.00	3.38	3.40	8.30
feb-87	3.59	3.59	21.05	0.00	3.59	3.10	12.90
mar-87	5.10	5.10	25.44	0.00	5.10	4.00	24.00
abr-87	5.65	5.65	35.40	0.00	5.65	11.80	29.60
may-87	5.50	5.50	33.50	0.00	5.50	3.60	33.30
jun-87	5.50	5.50	32.90	0.00	5.50	13.10	33.30
jul-87	5.50	5.50	31.10	0.00	5.50	8.40	25.10
ago-87	5.50	5.50	27.40	0.00	5.50	4.20	20.40
sep-87	5.50	5.50	24.30	0.00	5.50	5.60	18.10
oct-87	5.50	5.50	21.51	0.00	5.50	3.50	14.90
nov-87	5.18	5.18	23.83	0.00	5.18	8.50	14.10
dic-87	10.16	10.16	43.56	0.00	10.16	11.20	13.00
ene-88	31.72	31.72	48.64	0.00	31.72	29.30	31.70
feb-88	23.41	23.41	50.13	0.00	23.41	27.00	39.20
mar-88	16.92	16.92	34.61	0.00	16.92	3.10	37.10
abr-88	29.37	29.37	41.14	0.00	29.37	32.60	35.40
may-88	15.65	15.65	51.00	3.68	19.34	28.20	38.60
jun-88	20.88	20.88	42.62	0.00	20.88	11.80	39.60
jul-88	13.90	13.90	41.53	0.00	13.90	14.40	40.30
ago-88	5.50	5.50	38.53	0.00	5.50	5.60	38.80
sep-88	5.50	5.50	36.33	0.00	5.50	7.80	35.60