

APLICACIÓN DE UN MODELO HÍBRIDO DE PREDICCIÓN A LA DEMANDA DESAGREGADA DE AGUA EN UNA ZONA URBANA

Francisca Daza Sánchez, um1dasaf@uco.es, Universidad de Córdoba

José M^a Caridad y Ocerin, ccjm@uco.es, Universidad de Córdoba

Nuria Ceular Villamandos, Nuria.Ceular@uco.es, Universidad de Córdoba

Resumen

El estudio de la demanda de agua y su predicción a corto plazo constituye una componente vital de la estrategia de gestión “de demanda” y sostenibilidad de cualquier país o región, en coherencia con la Directiva Marco de Aguas de la Unión Europea a la que debemos adaptarnos progresivamente, hasta culminar el proceso en el año 2015. La Directiva Marco propugna cambiar del tradicional enfoque de la oferta a nuevas estrategias de gestión de la demanda basadas en la asignación más eficiente del agua y la introducción de mecanismos que incentiven el ahorro y el cambio de hábitos de consumo. El problema del agua supone un elemento central de la actual situación de emergencia planetaria y su solución puede concebirse como parte de una reorientación global del desarrollo tecnocientífico, de la educación ciudadana y de las medidas políticas para la construcción de un futuro sostenible. Para el estudio del consumo de agua, se ha tomado como base los modelos ARIMA y las Redes Neuronales Artificiales con los que se ha construido un modelo Híbrido que se ha aplicado a las series temporales de consumo mensual de agua desagregada en Córdoba, correspondiente a los años 1984 a 2007. El análisis comparativo de las predicciones a corto plazo obtenidas para las series temporales objeto de estudio, bajo los tres enfoques, con el fin de verificar cuál es estadísticamente más satisfactorio, constata que las Redes Neuronales Artificiales son más precisas que el modelo ARIMA y, a su vez, el modelo híbrido presenta mayor poder de predicción que las Redes Neuronales Artificiales, minimizando la Raíz del Error Cuadrático Medio. Por tanto, el modelo Híbrido ha evidenciado ser más adecuado para la modelización y predicción de las series temporales estudiadas. Se realizan predicciones con el modelo híbrido para las distintas series de consumo de agua desagregado, según el tipo de consumidores: Domésticos, Industriales, Benéfico, Municipal y Administraciones, con la finalidad de comprobar la capacidad generalizadora del nuevo modelo desarrollado y se corrobora el mayor poder de predicción de este nuevo modelo híbrido frente a las otras técnicas estudiadas, para todas y cada una de las series desagregadas de consumo.

Palabras clave:

Predicción, ARIMA, Redes Neuronales Artificiales, Demanda, Agua.

USING THE HYBRID MODEL AS A FORECAST OF THE WATER DEMAND ACCORDING TO THE TYPE OF CONSUMERS IN THE URBAN ZONE

ABSTRACT

The water demand survey and its short term forecast, constitutes a vital component of the demand managing strategies and support from every country or region, according to the European Unión “Water Mark Directive” which we must progressively adapt to, until we active our goal in 2015. The Mark Directive proposes the change of the traditional offer approach to news managing demand strategies, based upon a more effective water allocation and the introduction of new mechanisms which are going to stimulate saving and to change consumption habits. The water problem supposes a central element in the present situation of this planet emergency and its solution may be conceived as part of a global new goal in the technical and scientific development, of civil education and of political measures to be taken for the construction of a sustainable future. As far the water consumption, is concerned the Box-Jenkins and the Artificial Neural Systems models were taken up and with them it has been built a hybrid model, which has been submitted to the temporaries series of monthly consumption according to the type of consumers in Córdoba, corresponding to the years from 1984 to 2007. Through the comparative analysis of the short-term forecasts obtained for the temporaries series which were the purpose of this survey, under the three focus, with the aim of checking which are statistically more accurate, it is noticed that the Artificial Neural Systems are more accurate than the Box-Jenkins’s models and, in turn, the hybrid model presents a bigger prediction power than the Artificial Neural Systems minimizing the Root Mean Square Error. Therefore, the hybrid model has proved to be more suitable for the modelling and prediction of the studied temporaries series. They were made predictions with the hybrid model for the different series of each type water consumption according to the type of consumers: domestic, industries, beneficence, public and civil administrations, with the aim of checking the generalizing ability of the developed model and it is corroborated the gocator prediction power of this new hybrid model compared with the other studied techniques, for every of type of consumption series.

KEY WORDS

Forecast, ARIMA, Artificial Neural Systems, Demand, Water.

1. INTRODUCCIÓN.

En la medida en que el agua se va convirtiendo en un recurso cada vez más escaso y deteriorado por la intervención humana, los poderes públicos han ido estableciendo nuevas medidas para mejorar su gestión. En este contexto, la Directiva Marco del Agua (DMA)¹ establece el objetivo claro de que en el año 2015 se consiga un *buen estado ecológico y un uso sostenible* para todas las aguas europeas. Además, recoge que los Estados miembros garantizarán, a más tardar en 2010, que la política de tarifas del agua proporcione incentivos para el uso eficiente y la recuperación de los costes de los servicios relacionados con el agua.

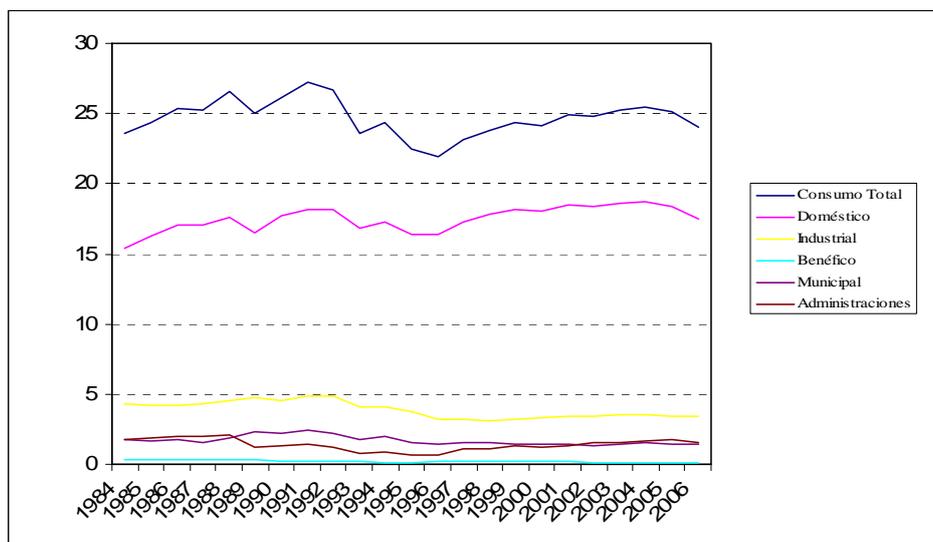
Este nuevo marco institucional pone de relieve la necesidad de caracterizar y analizar en profundidad la demanda de agua, lo que motiva el interés por utilizar instrumentos económicos para mejorar la eficiencia en el uso del agua. En este trabajo se realiza un análisis de la demanda de agua urbana, partiendo de los datos de consumo de agua desagregados en la ciudad de Córdoba, correspondientes al periodo 1984-2007. Así mismo se desarrolla una nueva metodología que resulta fundamental para obtener predicciones de demanda con mayor precisión.

2. CONSUMO DE AGUA DESAGREGADO

El sistema de tarifas de las compañías suministradoras suelen distinguir entre cinco tipos de consumidores: Domésticos, Industriales, Benéfico, Municipal y Administraciones. Este sistema de tarifas establece, para los dos primeros tipos de usuarios, precios progresivos asociados a bloques de consumo, lo que influye en el comportamiento de los consumidores incentivando el autoabastecimiento, en empresas o consumidores particulares con necesidades elevadas.

El consumo anual para cada uno de los tipos de consumidores se muestra en el Gráfico 10.1. Los usuarios domésticos son los de mayor consumo, seguidos de los Industriales, Benéficos, Municipales y Administraciones.

Gráfico 10.1. CONSUMO DE AGUA ANUAL DESAGREGADO (MILLONES M³)

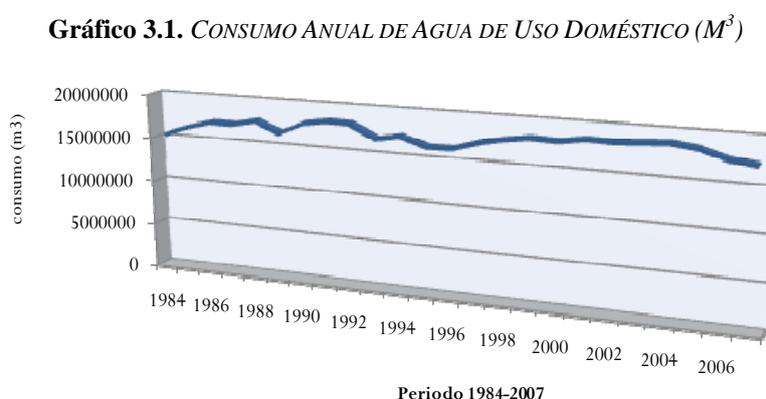


¹ DIRECTIVA 2000/60/CE, del 23 de octubre del 2000

Es necesario analizar el consumo de agua en cada tipo de consumidores, que presenta claras diferenciaciones entre ellos, y obtener la predicción a corto plazo, aplicando el modelo híbrido, y así comprobar los mejores resultados y posibilidades de aplicación de este método.

3. PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE AGUA DOMÉSTICO

La evolución del consumo anual de agua (en millones de m³), por parte de los usuarios domésticos en el periodo comprendido entre 1984 y 2007 (Gráfico 3.1), es muy similar a la evolución del consumo total, disminuye coincidiendo con el periodo de sequía comprendido entre 1993 y 1997, y a partir de esta fecha aumenta, aunque en menor grado. La concienciación en la necesidad de uso racional del agua ha propiciado un cambio en el comportamiento de los consumidores, así como la no instalación de nuevos contadores colectivos.



Es evidente, que el comportamiento de los abonados depende del tipo de contador utilizado, en el caso de un contador comunitario, que representan el 65 por ciento de los hogares, no hay conciencia sobre el consumo del agua y por tanto, tienen una menor capacidad de disminución del consumo. En cambio, el abonado individual sí percibe la incidencia del coste del agua en la renta familiar, y esto hace que pueda disminuir su consumo más fácilmente en periodos de escasez de lluvias o de concienciación del uso racional del agua.

Las predicciones se realizan con el modelo ARIMA² $(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$, por ser el que mejor se ajusta a la serie temporal, que se recoge en la ecuación 3.1, para posteriormente compararlas con el modelo Híbrido que completa dicha predicción con la del error obtenido con una Red Neuronal Artificial³.

Ecuación 3.1. MODELO ARIMA CONSUMO DOMÉSTICO

$$\nabla \nabla_{12} y_t = (1 - 0,860049 B)(1 - 0,751791 B^{12}) a_t$$

Con este modelo, que resultó valido tras efectuar los pertinentes contrastes de validación, se realizan las previsiones de consumo doméstico correspondientes al año 2000 (tabla 3.1). La serie temporal objeto de estudio, corresponde a los datos mensuales de consumo de agua en Córdoba referente al periodo 1984-1999, con el fin de comparar las predicciones de valores futuros con los datos reales.

² Zhang, G.P. (2003)

³ Martín de Brio, B.: Sanz Molina, A. (2006)

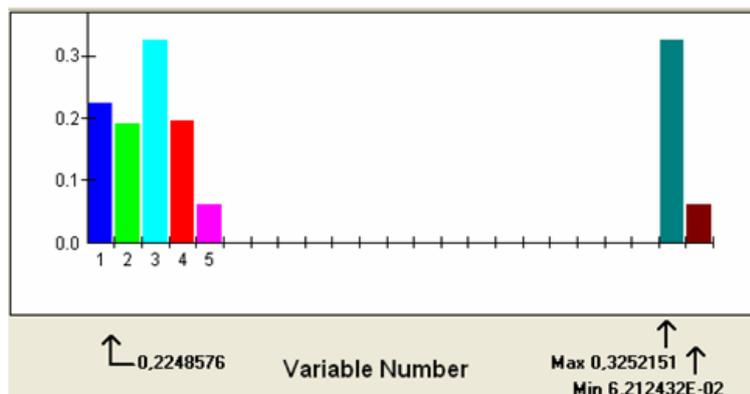
Tabla 3.1. VALORES REALES Y PREDICCIONES CON MODELO ARIMA. CONSUMO DOMÉSTICO (M³)

Año 2000	y_t	\hat{y}_t
Enero	1597351	1525610
Febrero	1170543	1332412
Marzo	1563066	1445478
Abril	1307744	1331217
Mayo	1596976	1601849
Junio	1318163	1422405
Julio	1922328	1838777
Agosto	1440569	1512713
Septiembre	1817395	1816392
Octubre	1338299	1425838
Noviembre	1742458	1676272
Diciembre	1226174	1339871

A continuación se calcula el *RECM* cometido en la predicción con el modelo ARIMA y se obtiene un resultado de 88.399,4 m³, que será comparado, posteriormente, con el error que se consiga con el modelo Híbrido. Para ello, es necesario diseñar una RNA robusta, por lo que se diseñan numerosas redes combinando arquitecturas, funciones de aprendizaje y algoritmos de entrenamiento, de las que se selecciona una red multicapa (5x7x1) de propagación hacia atrás (backpropagation), con funciones de activación: lineal (0,1), para la primera capa, y sigmoideal o logística, para la única capa oculta y la capa de salida. Las variables de entrada son los residuos del modelo ARIMA con los siguientes retardos: $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-3}, a_{t-12}, a_{t-13}$. El tiempo de entrenamiento o aprendizaje de la red seleccionada fue de 7 horas y 10 minutos.

En la contribución de los factores (Gráfico 3.2), el error retardado que mayor influencia tiene en el consumo de agua es a_{t-12} , que contribuye en un 32,52%, y los restantes errores retardados, $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-3}, a_{t-13}$, determinan un 22,48%, 19,19%, 19,58% y 6,21% respectivamente.

Gráfico 3.2. CONTRIBUCIÓN RELATIVA DE LOS FACTORES. CONSUMO DOMÉSTICO



Las predicciones obtenidas a corto plazo, para el año 2000, de valores futuros del ruido a_t con la RNA, con el objeto de complementar la predicción final de consumo proporcionada por el modelo ARIMA, se muestran en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2. PREDICCIONES DEL RUIDO CON RED NEURONAL (M^3). CONSUMO DOMÉSTICO

AÑO 2000	PREDICCIONES RUIDO RED
Enero	97623,13259
Febrero	-85478,37169
Marzo	85585,06352
Abril	-26476,32038
Mayo	83745,10867
Junio	-86994,28787
Julio	124039,0382
Agosto	-48575,94714
Septiembre	79776,25667
Octubre	-42292,42141
Noviembre	78666,67124
Diciembre	-23130,77244

Por último, se obtienen los valores previstos de consumo para el año 2000 (Tabla 3.3), mediante el modelo Híbrido, que incorpora las predicciones de los errores, calculadas anteriormente, a la ecuación de predicción proporcionada por el modelo ARIMA⁴.

Tabla 3.3. CONSUMO REAL Y PREDICCIONES CON MODELO HÍBRIDO (M^3). CONSUMO DOMÉSTICO

Año 2000	RED+ARIMA	CONSUMO REAL
Enero	1623233,55	1597351
Febrero	1260596,26	1170543
Marzo	1532763,12	1563066
Abril	1318417,86	1307744
Mayo	1695566,38	1596976
Junio	1357103,02	1318163
Julio	1972333,76	1922328
Agosto	1491014,17	1440569
Septiembre	1916246,82	1817395
Octubre	1414788,84	1338299
Noviembre	1780263,21	1742458
Diciembre	1353073,91	1226174
Total	18715400,9	18041066

La predicción final obtenida con el modelo híbrido para el consumo doméstico en el año 2000 asciende a 18.715.400,9 m^3 .

⁴ Caridad y Ocerin, J.M, et al.. (2001)

En la tabla 3.4 se recogen los resultados obtenidos en la predicción del año 2000 mediante el modelo ARIMA y el modelo híbrido.

Tabla 3.4. RESULTADOS PREDICCIÓN: ARIMA Y MODELO HÍBRIDO. CONSUMO DOMÉSTICO

	MODELO ARIMA	MODELO HÍBRIDO
Raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM)	88.399,41	70.266,5

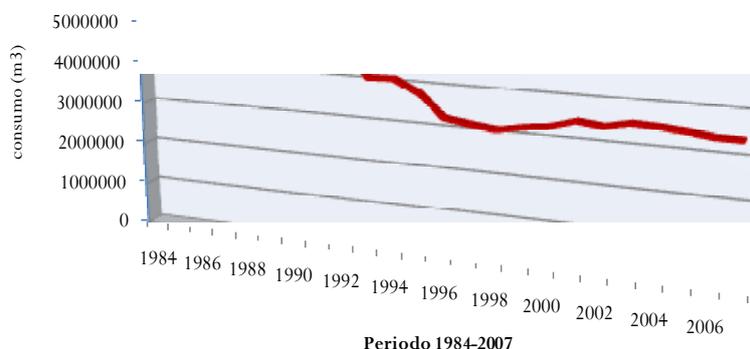
Se verifica que el modelo que minimiza el RECM (70.266,5) y que, por tanto, proporciona una predicción más precisa es el modelo Híbrido propuesto en este estudio.

4. PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE AGUA INDUSTRIAL

El sistema de tarifas con precios progresivos asociados a bloques de consumo también está generalizado para los usuarios industriales, así se incentiva el autoabastecimiento de las empresas. La evolución del consumo industrial ha seguido las pautas del consumo global, aunque con variaciones más pronunciadas que las registradas en el consumo doméstico, debido al efecto que produce el uso de contadores individuales y el bloque de tarifas, aunque el consumo doméstico es más estacional para el caso del uso de contadores individuales.

En el Gráfico 4.1 se aprecia una fase de crecimiento sostenido (1984-1989), seguida de una fase de estabilización (1990-1992), a continuación disminuye el consumo en la época de sequía (1993-1998), y, en los últimos años se aprecia un repunte de aumento de consumo seguido de un periodo de evolución decreciente. Los abonados domésticos han ido incrementando su participación en el consumo global, frente a los de tipo industrial, debido a la disminución del número de industrias.

Gráfico 4.1. CONSUMO ANUAL DE AGUA DE USO INDUSTRIAL (M³)



Se estima el modelo ARIMA que mejor se ajusta a la serie temporal y se expresa en la Ecuación 4.1.

Ecuación 4.1. MODELO ARIMA CONSUMO INDUSTRIAL

$$\nabla \nabla_{12} y_t = (1 - 0,808357 B)(1 - 0,679505 B^{12})a_t$$

A partir de las predicciones del ruido, se calculan las predicciones de consumo industrial para el año 2000, según el proceso ya explicado en el consumo doméstico, mediante el modelo híbrido, que son comparadas con los datos de consumo reales en la tabla 4.2.

Tabla 4.2. CONSUMO REAL Y PREDICCIONES CON MODELO HÍBRIDO (M^3). CONSUMO INDUSTRIAL

Año 2000	RED+ARIMA	CONSUMO REAL
Enero	129800,19	233169
Febrero	209641,32	205060
Marzo	115221,01	223358
Abril	159447,56	271089
Mayo	150798,98	241358
Junio	234288,11	279767
Julio	222192,41	342522
Agosto	310881,82	328999
Septiembre	278712,01	345986
Octubre	255008,66	287631
Noviembre	157147,61	290075
Diciembre	181427,80	233848
Total	2404567,54	3282862

La predicción obtenida con el modelo híbrido, en metros cúbicos, para el consumo industrial en el año 2000 asciende a 2.404.567,54.

Por último en la tabla 4.3 se comparan los resultados obtenidos en la predicción del año 2000 mediante el modelo ARIMA y el modelo híbrido, comprobándose que es este último el que incurre en un menor *RECM*.

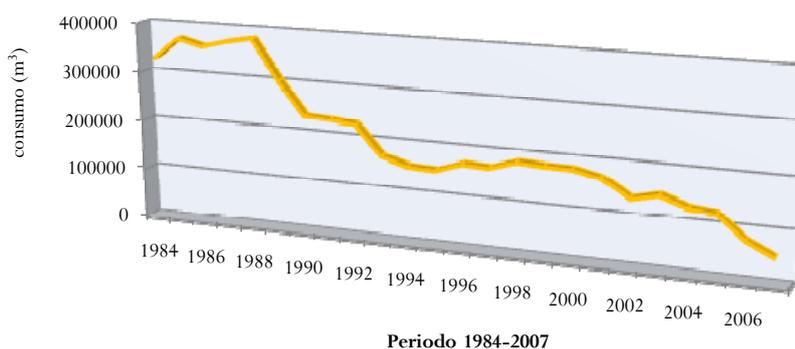
Tabla 4.3. RESULTADOS PREDICCIÓN: ARIMA Y MODELO HÍBRIDO. CONSUMO INDUSTRIAL

	MODELO ARIMA	MODELO HÍBRIDO
Raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM)	95.981,9	84.630,46

5. PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE AGUA DE USO BENÉFICO

En el consumo de agua de uso benéfico (Gráfico 5.1), si bien su evolución reciente ha sido decreciente, desde 1996 hasta el año 2000 tuvo una tendencia creciente, debido, principalmente, a la inexistencia de un incentivo para el control del gasto del agua.

Gráfico 5.1. CONSUMO ANUAL DE AGUA DE USO BENÉFICO (M³)



Se estima el modelo ARIMA para obtener las predicciones del consumo benéfico en el año 2000, y se representa en la ecuación 5.1.

Ecuación 5.1. MODELO ARIMA CONSUMO BENÉFICO

$$\nabla \nabla_{12} y_t = (1 - 0,724732 B)(1 - 0,865212 B^{12})a_t$$

La serie residual, al igual que en los consumos anteriores, se comprueba que es generada por un proceso de tipo ruido blanco. La predicción obtenida con este modelo para el año 2000, en metros cúbicos, aparece en la tabla 5.1.

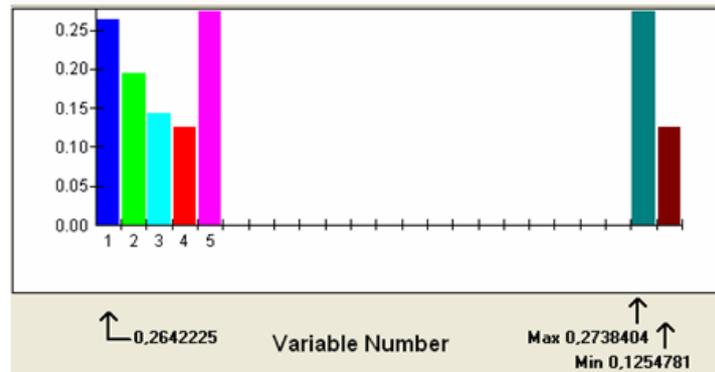
Tabla 5.1. VALORES Y PREDICCIONES CON MODELO ARIMA (M³). CONSUMO DE AGUA BENÉFICO

Año 2000	y_t	\hat{y}_t
Enero	11621	14803,01
Febrero	14511	11218,58
Marzo	11816	12548,66
Abril	15848	12774,47
Mayo	11500	14524,36
Junio	14191	14618,42
Julio	13773	188745,65
Agosto	22693	17530,13
Septiembre	12601	19221,53
Octubre	21651	13838,38
Noviembre	12901	13105,86
Diciembre	18397	11308,09

Se calcula el *RECM* de la predicción, obteniéndose un valor de 4.535,26 metros cúbicos. A continuación, se aplican RNA, comenzando con el diseño de numerosas redes neuronales combinando arquitecturas, funciones de aprendizaje y algoritmos de entrenamiento, de ellas se selecciona una red multicapa (5x6x1) de propagación hacia atrás (backpropagation), con funciones de activación: lineal (0,1), para la primera capa, y sigmooidal o logística, para la única capa oculta y la capa de salida. Seguidamente, se seleccionan los mismos retardos que para anteriores consumos: $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-3}, a_{t-12}, a_{t-13}$, como variables de entrada, siendo el tiempo de entrenamiento o aprendizaje de la red seleccionada de 6 horas y 55 minutos.

El factor que más contribuye al consumo de agua es a_{t-13} , que contribuye en un 27,38%, y el resto de errores retardados, a_{t-1} , a_{t-2} , a_{t-3} , a_{t-12} , determinan un 26,42%, 19,42%, 14,22% y 12,54% respectivamente (gráfico 5.2)

Gráfico 5.2. CONTRIBUCIÓN RELATIVA DE LOS FACTORES. CONSUMO DE AGUA BENÉFICO



De acuerdo con el proceso descrito, con anterioridad, de aplicación del modelo Híbrido, se calculan las predicciones de consumo benéfico que se comparan con los datos de consumo reales (tabla 5.2)

Tabla 5.2. CONSUMO REAL Y PREDICIONES CON MODELO HÍBRIDO (m^3). CONSUMO DE AGUA BENÉFICO

Año 2000	RED+ARIMA	CONSUMO REAL
Enero	12763,47	11621
Febrero	11770,48	14511
Marzo	11501,29	11816
Abril	12685,38	15848
Mayo	13007,15	11500
Junio	16094,80	14191
Julio	17374,52	13773
Agosto	20717,07	22693
Septiembre	17528,81	12601
Octubre	17688,23	21651
Noviembre	12361,99	12901
Diciembre	13353,72	18397
Total	176846,964	181503

La predicción obtenida con el modelo Híbrido para el consumo benéfico en el año 2000 asciende a 176.846,96 m^3 . Por último en la tabla 5.3 se comparan los *RECM*, que es el criterio utilizado para elegir el mejor resultado de entre los distintos modelos, y como cabría esperar, es el modelo híbrido el que consigue mejores resultados.

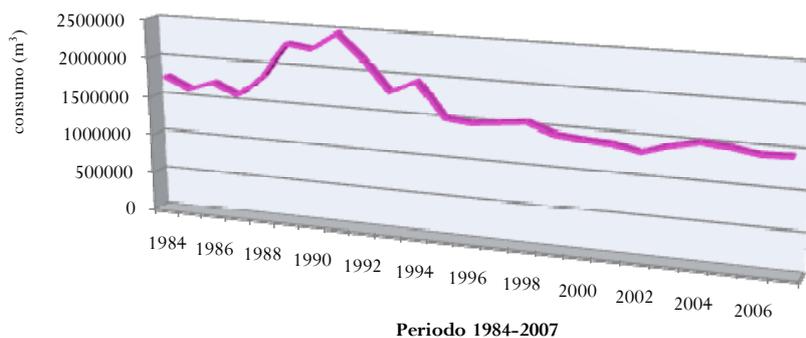
Tabla 5.3. RESULTADOS ARIMA Y MODELO HÍBRIDO. CONSUMO DE AGUA BENÉFICO

	MODELO ARIMA	MODELO HÍBRIDO
Raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM)	4535,26	2.991,65

6. PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE AGUA MUNICIPAL

Según la serie temporal del consumo de agua de uso municipal correspondiente al periodo 1984-2007, se ha venido manteniendo una evolución más o menos constante en los últimos años (gráfico 6.1). No ocurrió igual en el periodo comprendido entre 1987 y 1991, en el que se observa un crecimiento muy acusado, para dar paso a unos años de disminución en el consumo coincidentes con el periodo de sequía (1993-1997).

Gráfico 6.1. CONSUMO ANUAL DE AGUA DE USO MUNICIPAL (M^3)



A continuación, se estima el modelo ARIMA $(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ para obtener predicciones del consumo municipal en el año siguiente al periodo considerado. Se contempla en la ecuación 6.1.

Ecuación 6.1. MODELO ARIMA CONSUMO MUNICIPAL

$$\nabla \nabla_{12} y_t = (1 - 0,748074 B)(1 - 0,663404 B^{12}) a_t$$

La serie estimada de ruidos a_t supera los contrastes usuales de validación y se considera que no difiere significativamente de un ruido blanco. Se realizan predicciones de la serie para el año 2000, aplicando la ecuación de predicción, los valores futuros obtenidos se muestran en la tabla 6.1.

Tabla 6.1. VALORES REALES Y PREDICCIONES CON MODELO ARIMA (M^3). CONSUMO MUNICIPAL

Año 2000	y_t	\hat{y}_t
Enero	34557	81963,86
Febrero	140354	127956,7
Marzo	61170	84496,21
Abril	161556	130827,2
Mayo	61620	97565,41
Junio	164388	134812,8
Julio	79102	121208
Agosto	212975	172653,2
Septiembre	59969	133338,2
Octubre	195331	141421
Noviembre	81221	92739,95
Diciembre	162725	144617,5

Se calcula el *RECM* de la predicción, obteniéndose un valor de 38.949,63 metros cúbicos.

La red neuronal MLP (5x6x1) de propagación hacia atrás (backpropagation), es utilizada, con funciones de activación: lineal (0,1), para la primera capa, y sigmoïdal o logística, para la única capa oculta y la capa de salida. Las variables de entrada son los residuos con los siguientes retardos: $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-3}, a_{t-12}, a_{t-13}$. El tiempo de entrenamiento o aprendizaje de la red seleccionada fue de 7 horas y 45 minutos.

El factor que más contribuye al consumo de agua es a_{t-2} , que contribuye en un 37,96%, y el resto de errores retardados, $a_{t-1}, a_{t-3}, a_{t-12}, a_{t-13}$, determinan un 37,72%, 7,84%, 10,74% y 5,72% respectivamente. A continuación se necesitan realizar predicciones de valores futuros del ruido a_t con la red neuronal para complementar la predicción de valores proporcionada por la estimación del modelo ARIMA. Las predicciones de ruido obtenidas son utilizadas en la ecuación de predicción del modelo ARIMA, con el objetivo de mejorar la precisión en la predicción sobre este modelo. La incorporación de este modelo híbrido consigue unos resultados para el año 2000 que son comparados con los valores reales (tabla 6.2)

Tabla 6.2. CONSUMO REAL Y PREDICCIONES CON MODELO HÍBRIDO (m^3). CONSUMO MUNICIPAL

Año 2000	RED+ARIMA	CONSUMO REAL
Enero	79924,33	34557
Febrero	128556,18	140354
Marzo	83470,47	61170
Abril	130778,27	161556
Mayo	96079,36	61620
Junio	136347,195	164388
Julio	119844,43	79102
Agosto	175877,67	212975
Septiembre	131598,31	59969
Octubre	145276,18	195331
Noviembre	91910,06	81221
Diciembre	146618,10	162725
Total	1466280,61	1414968

La predicción final obtenida con el modelo híbrido para el consumo municipal en el año 2000 asciende a 1.466.280,61 m^3 . En la tabla 6.3 podemos comprobar la mejora en la precisión de la predicción a corto plazo mediante el modelo híbrido.

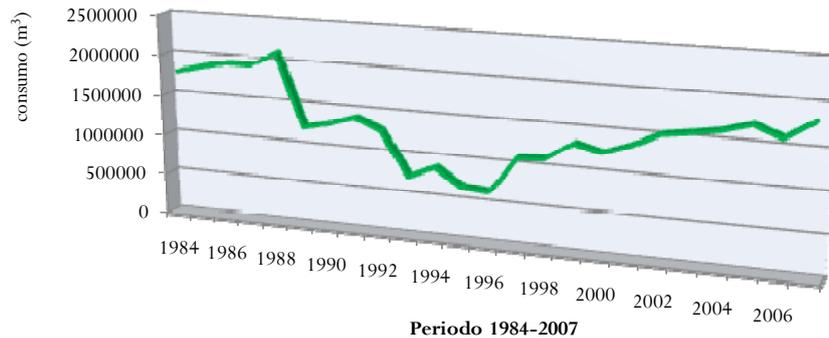
Tabla 6.3. RESULTADOS PREDICCIÓN: ARIMA Y MODELO HÍBRIDO. CONSUMO MUNICIPAL

	MODELO ARIMA	MODELO HÍBRIDO
Raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM)	19.184,45	19.143,62

7. PREDICCIONES DEL CONSUMO DE AGUA DE LAS ADMINISTRACIONES

El comportamiento de las Administraciones en su consumo de agua es diferente al resto de consumidores, el crecimiento que ha experimentado este sector, en los últimos años, es muy superior (gráfico 7.1). Al no existir incentivo para el control del gasto del agua, una vez superada la mayor sequía entre 1993 y 1997, no se percibe cambio en el comportamiento de estos consumidores, y recuperan, casi inmediatamente, el nivel de consumo anterior.

Gráfico 7.1 CONSUMO ANUAL DE AGUA DE LA ADMINISTRACIONES (M^3)



Aplicando el modelo ARIMA $(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ para estimar las predicciones del consumo benéfico en el año 2000 se obtiene la ecuación 7.1.

Ecuación 7.1. MODELO ARIMA CONSUMO ADMINISTRACIONES

$$\nabla \nabla_{12} y_t = (1 - 0,632592B)(1 - 0,754250B^{12})a_t$$

Siguiendo el proceso descrito con anterioridad se obtienen las predicciones de consumo con el modelo ARIMA y se calcula el *RECM* de la predicción, obteniéndose un valor de 19.184,45 metros cúbicos.

Utilizando la red neuronal MLP (5x6x1) con funciones de activación: lineal (0,1), para la primera capa, y sigmooidal o logística, para la única capa oculta y la capa de salida. Se toma, de nuevo, como variables de entrada los residuos con los siguientes retardos: $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-3}, a_{t-12}, a_{t-13}$. El tiempo de entrenamiento o aprendizaje de la red seleccionada fue de 6 horas y 30 minutos.

El factor que más contribuye al consumo de agua es a_{t-2} , que contribuye en un 31,51%, y el resto de errores retardados, $a_{t-1}, a_{t-3}, a_{t-12}, a_{t-13}$, determinan un 18,63%, 20,67%, 14,52% y 14,65% respectivamente. Finalmente, se calculan las predicciones de consumo de las Administraciones para el año 2000, siguiendo el proceso ya citado para el modelo híbrido, que son comparadas con los datos de consumo real para ese mismo año (tabla 7.1).

Tabla 7.1 CONSUMO REAL Y PREDICCIONES CON MODELO HÍBRIDO (M³). CONSUMO ADMINISTRACIONES

Año 2000	RED+ARIMA	CONSUMO REAL
Enero	95995,652	74068
Febrero	129412,064	117138
Marzo	94191,1002	78768
Abril	130615,988	132125
Mayo	98967,417	71773
Junio	139689,361	131295
Julio	108285,492	83129
Agosto	159274,961	173111
Septiembre	117806,78	90040
Octubre	157890,23	182972
Noviembre	100213,09	78089
Diciembre	123274,612	12176
Total	1455616,75	1334277

Al igual que en el caso de los otros tipos de consumidores (doméstico, industrial, benéfico y municipal) y en el consumo global, y dado que la optimización del criterio *RECM* ha sido el utilizado para elegir el mejor modelo, es el modelo híbrido el que consigue mejores resultados (tabla 7.2)

Tabla 7.2. RESULTADOS PREDICCIÓN ARIMA Y MODELO. CONSUMO ADMINISTRACIONES

	MODELO ARIMA	MODELO HÍBRIDO
Raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM)	19.184,45	19.143,62

8. CONCLUSIONES

El *análisis comparativo* de las predicciones a corto plazo obtenidas para las series temporales objeto de estudio, con el fin de verificar cuál es estadísticamente más satisfactorio, constata que las Redes Neuronales Artificiales son más precisas que el modelo ARIMA y, a su vez, el modelo híbrido presenta mayor poder de predicción que las Redes Neuronales Artificiales, minimizando la Raíz del Error Cuadrático Medio. Por tanto, el modelo híbrido ha evidenciado ser más adecuado para la modelización y predicción de la serie temporal estudiada.

Se realizan predicciones con el modelo híbrido para las distintas series de consumo de agua desagregado, según el tipo de consumidores: Domésticos, Industriales, Benéfico, Municipal y Administraciones, con la finalidad de comprobar la capacidad generalizadora del nuevo modelo desarrollado.

El consumo de agua en cada tipo de consumidores presenta claras diferenciaciones entre ellos. En el consumo doméstico, el comportamiento de los abonados depende del tipo de contador utilizado, en el caso de un contador comunitario, no hay conciencia sobre el consumo del agua, en cambio, el abonado individual sí percibe la incidencia del coste del agua en la renta familiar, y esto hace que pueda disminuir su consumo más fácilmente en periodos de escasez de lluvias o de concienciación del uso racional del agua. Recientemente se ha aprobado un plan de individualización de contadores, que, mediante incentivos económicos, trata de promover la sustitución de contadores colectivos del agua por unos individuales para que el consumo se modere.

Los usuarios domésticos son los de mayor consumo, seguidos de los Industriales, Benéficos, Municipales y Administraciones. Además, los abonados domésticos han ido incrementando su participación en el consumo global, frente a los de tipo industrial, debido a la disminución del número de industrias. El sistema de tarifas con precios progresivos asociados a bloques de consumo también está generalizado para los usuarios industriales, así se incentiva el autoabastecimiento de las empresas.

En el consumo de agua de uso Benéfico, Municipal y Administraciones, al no existir incentivo para el control del gasto del agua, una vez superada la mayor sequía entre 1993 y 1997, no se percibe cambio en el comportamiento de estos consumidores, y recuperan, casi inmediatamente, el nivel de consumo anterior.

La predicción a corto plazo del consumo de agua desagregado, con el modelo híbrido, será la proporcionada por la estimación del modelo ARIMA seleccionado $(0,1,1)_x(0,1,1)_{12}$, completada con la predicción del error obtenido con una red neuronal, que ha de diseñarse y seleccionarse para cada tipo de consumo. Se corrobora el mayor poder de predicción de este nuevo modelo híbrido frente a las otras técnicas estudiadas, para todas y cada una de las series desagregadas de consumo.

Se puede concluir que el principal objetivo de este estudio se ha cumplido, consiguiéndose resultados más satisfactorios para el modelo híbrido construido, siendo susceptible de utilización como instrumento de predicción del consumo de agua, con todos los beneficios que este avance implica para el desarrollo de políticas de aguas integradas sobre la base de la sostenibilidad de los usos presentes y futuros y la garantía de abastecimiento a la población.

6. BIBLIOGRAFÍA.

- *Aguilera Flink, F.* (1996): "Instrumentos útiles para mejorar la gestión del agua". Cuadernos Aragoneses de Economía, 6, no. 1, pp.15-39.
- *Babovic, V.; Drécourt, J.P.; Keijzer, M.; Hansen, P.F.* (2002): "A data mining approach to modelling of water supply assets". Urban Water, no. 4, pp.401-414.
- *Bishop, C.M.* (1994): "Neural networks and their applications, Review Science Instrument", no. 65 (6), pp.1803-1832
- *Caridad y Ocerin, J.M.; Millán Vázquez de la Torre, G.; Dios Palomares, R.* (2001): "Predicción del Consumo de agua en Córdoba", vol. 8, no.3, Septiembre, pp. 305-318.

- *Caridad y Ocerin, J.M.* (1998): *Econometría: Modelos Econométricos y Series Temporales*, (2 tomos), Ed. Reverté, Barcelona.
- *Castro, F.; Da-Rocha, J.M.; Delicado, P.* (2002): "Desperately seeking: estimating the distribution of consumers under increasing block rates", *Journal of Regulatory Economics*, no.22, pp.
- *Curry, B.; Morgan, P. and Silver, M.* (2002): "Neural network and non-linear statistical methods: an application to the modelling of price-quality relationships". *Computer & Operations Research*, no. 29, pp.951-969.
- *Fernández Martínez, P.* (2001): "Economía del agua. Algunos aspectos económicos de la Directiva Marco de Aguas de la Unión Europea", *Rev. Del Instituto de Estudios Económicos*, no. 20, 2001, pp.3-37.
- *Fluxá Ceva, J.M.; Gistau Gistau R.; Herreras Espino, J.A.; López Camacho, B.* (1997): "El mercado del agua". *Revista de Estudios Económicos*, 1-2, pp.173-188.
- *Garrido Colmenero, A.* (1999): "La economía del agua en España. Entre lo público y lo privado, la difícil búsqueda del interés general", *Arbor CLXIV*, no.646, pp.203-216.
- *Hilera, J.R. y Martínez, V.J.* (1995): *Redes neuronales artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones*. Ed. Ra-Ma. Madrid.
- *Iranzo, J.E.* (1997): "La gestión del agua. *Revista de Estudios Económicos*", 1-2, pp. 147-150.
- *Jaén, M. y López Ruiz, E.* (2001): *Modelos econométricos de series temporales: teoría y práctica*. Septem Ediciones. Oviedo.
- *Jain, A.; Varshney, A.K.; Joshi, U.C.* (2001): Short-term water demand forecast modelling at IIT Kanpur using artificial neural network. *Water resources Management*, no.15, pp 299-321.
- *Martín del Brio B. y Sanz Molina A.* (2006): *Redes Neuronales y Sistemas Borrosos*. 3ª edición. Ed. Ra-Ma. Madrid. pp. 3-241.
- *Martínez López, L.; Martín Barajas, S.* (1995): "Por un enfoque de demanda en la gestión del agua", *Ciudad y Territorio*, 3, no. 105, pp. 509-513.
- *Montañes, E.; Quevedo, J.R.; Prieto, M.M.; Menéndez, C.O.* (2002): "Forecasting time series combining machine learning and Box-Jenkins time series. *Advances in artificial intelligence*", *Iberamia 202*, no. 2527, pp. 491-499.
- *Nansen, J.V.; Nelson, R.D.* (2002): "Data mining of time series using staked generalizers", *Neurocomputing*, no. 43, pp.173-184.
- *Pedregal Mateos, B.* (2004): "Sostenibilidad y equidad en el uso de agua urbana: Los mitos de la gestión del agua urbana", *Andalucía Geográfica*, no. 10. pp.50-54.
- *Sfetsos, A.; Siriopulos, C.* (2004): "Combinational time series forecasting based on clustering algorithms and neural networks", *Neural computation and Applications*, no. 13.
- *Trujillo, L.* (1994): "Fijación de precios óptimos en el suministro urbano de agua". *Revista de Economía Aplicada*, no. 5, vol.II, pp. 111ª 135.
- *Uriel, E.; Peiró, A.* (2000): *Introducción al análisis de series temporales*, Ed. AC. Madrid. pp. 63-176.
- *Zhang, G.P.* (2003): "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model". *Neurocomputing*, no.50, pp.159-175.