

Análisis de una serie de tiempo utilizando diseño de experimentos como herramienta de calibración

Analysis of a time series using design of experiments as a tool calibration

Raúl Prada-Núñez¹, Cesar Augusto Hernández-Suárez²

Forma de citar: R. Prada, C. A. Hernández, Análisis de una serie de tiempo utilizando diseño de experimentos como herramienta de calibración, *Eco.Mat.* 2015; 6(1): 50-61.

Recibido:
Diciembre 20 de 2014

Aceptado:
Abril 25 de 2015

Resumen

Las series temporales se usan para estudiar la relación de una variable consigo misma a lo largo del tiempo en intervalos regulares; se consideró el consumo energético de España durante una muestra de 5 días, recurriendo a diversos modelos deterministas se buscaba modelar su comportamiento de la forma más ajustada. Se utiliza el diseño de experimentos para calibrar los parámetros del modelo de Holt-Winters validando aquellos efectos que resultan significativos en la minimización del MAPE, con el fin de identificar las Condiciones Operativas Óptimas del modelo. Por último, se evalúan diversos modelos ARIMA aplicados a los residuos obtenidos del modelo de Holt-Winters para convertirlo en ruido blanco, utilizando la metodología Box-Jenkins.

Palabras claves: Series de tiempo, modelo Holt-Winters, modelos ARIMA.

Abstract

Time series are used to study the relationship of a variable with itself over time at regular intervals. Energy consumption in Spain was considered for a sample of five days, using various deterministic models sought to model their behavior in the most accurate way. The design of experiments is used to calibrate the model parameters Holt-Winters validating those effects that are significant in minimizing MAPE, in order to identify the optimum operating conditions of the model. Finally, various ARIMA models applied to residues obtained from Holt-Winters model to make it white noise, using the Box-Jenkins methodology are evaluated.

Keywords: Time series, Holt-Winters model, ARIMA models.

¹Licenciado en Matemáticas y Computación, especialista en Estadística Aplicada, magíster en Educación Matemática, doctorando en Optimización. Docente de la Universidad Francisco de Paula Santander. Cúcuta, Colombia. Contacto: raulprada@ufps.edu.co

²Licenciado en Matemáticas y Computación, especialista en Computación para la Docencia, especialista en Práctica Pedagógica Universitaria, magíster en Enseñanza de las Ciencias Básicas – Matemáticas, Docente de la Universidad Francisco de Paula Santander. Cúcuta, Colombia. Contacto: cesaraugusto@ufps.edu.co

INTRODUCCIÓN Y REFERENTES CONCEPTUALES

Según García Abad (2012, p. 36) el análisis más clásico de las series temporales se basa en la suposición de que los valores que toma la variable de observación es la consecuencia de cuatro componentes, cuya actuación conjunta da como resultado los valores medidos.

Estas componentes son:

Tendencia Regular. Indica la marcha general y persistente del fenómeno observado, es una componente de la serie que refleja la evolución a largo plazo. Por ejemplo, la tendencia creciente del índice de reciclado de basuras en los países desarrollados, o el uso creciente de Internet en la sociedad, independientemente de que en un mes concreto en un país, por determinadas causas, haya una baja en la utilización de Internet.

Variación Estacional. Es el movimiento periódico de corto plazo. Se trata de una componente causal debida a la influencia de ciertos fenómenos que se repiten de manera periódica en un año (**las estaciones**), una semana (**los fines de semana**) o un día (**las horas pico**) o cualquier otro periodo. Recoge las oscilaciones que se producen en esos periodos de repetición.

Variación Cíclica. Es el componente de la serie que recoge las oscilaciones periódicas de amplitud superior a un año movimientos normalmente irregulares alrededor de la tendencia, en las que a diferencia de las variaciones estacionales, tiene un período y amplitud variables, pudiendo clasificarse como cíclicos, cuasi-cíclicos o recurrentes.

Variación Aleatoria o ruido, accidental, de carácter errático, también denominada **residuo**, no muestran ninguna regularidad (**salvo las regularidades estadísticas**), debidos a fenómenos de carácter ocasional como pueden ser tormentas, terremotos, inundaciones, huelgas, guerras, avances tecnológicos, entre otros.

Variación Trasciende, accidental, de carácter errático debido a fenómenos aislados que son capaces de modificar el comportamiento de la serie (**tendencia, estacionalidad variaciones cíclicas y aleatorias**).

Con la realización del presente trabajo de aplicación se buscaba dar respuesta a los siguientes objetivos:

Identificar qué modelo(s) determinista(s)

ajusta(n) con mayor precisión la serie del Consumo Eléctrico en España en una pequeña muestra temporal de cinco días.

Aplicar conceptos de Diseño de Experimentos en el proceso de calibración de los parámetros del modelo de Holt-Winters para validar aquellos efectos que resultan significativos en la minimización del MAPE, con el fin de identificar las Condiciones Operativas Óptimas del modelo.

Evaluar diversos modelos ARIMA que se aplicarán a los residuos obtenidos del modelo de Holt-Winters para convertirlo en ruido blanco, utilizando la metodología Box-Jenkins.

ANÁLISIS DE LA SERIE

Con el fin de realizar un completo estudio de la serie de tiempo se procedió a agrupar los análisis en tres etapas, cada una con una intensionalidad definida y de cuyos resultados se deriva la comprensión matemática y analítica de la serie. A continuación se presentan los procesos considerados en cada una de las etapas de estudio.

Primera etapa: Descripción de la serie. La siguiente figura es la representación de la serie de *Consumo de Energía Eléctrica en España* correspondiente a 120 horas (5 días de la *semana* de lunes a viernes) en algún mes del año 2014 (CEEsem).

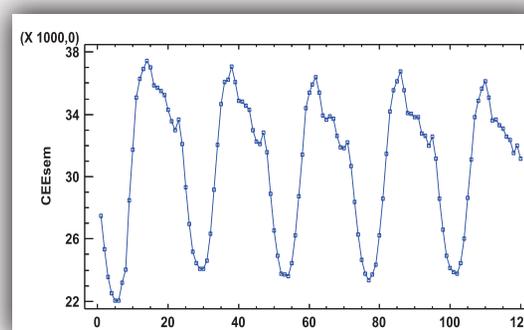


Figura 1. Serie de tiempo para CEEsem

La serie arriba presentada, muestra claramente la existencia de una componente estacional. El comportamiento repetitivo se evidencia

cada 24 horas, así que se puede afirmar que la serie tiene componente estacional de periodo 24 horas.

A continuación se presenta el periodograma de la serie que confirma lo que hemos comentado anteriormente. El periodograma muestra que la frecuencia más importante es:

$$0.4166 \quad (T = 1/0.4166 = 24h) \quad (1)$$

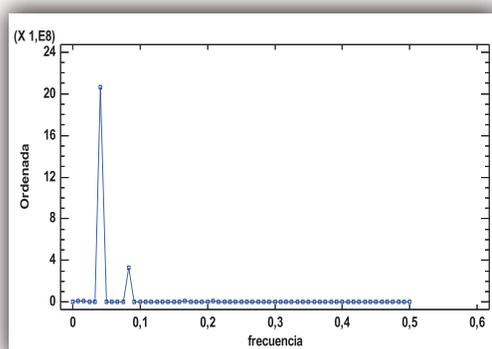


Figura 2. Periodograma para CEEsem

El gráfico que se presenta a continuación, permite observar que a partir del segundo día (esto es, de la observación 25) la tendencia del consumo es decreciente.

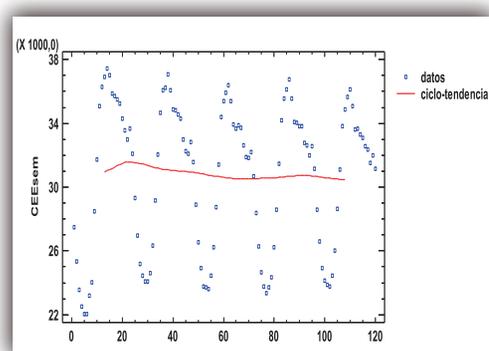


Figura 3. Componentes de Ciclo-Tendencia para CEEsem

Segunda etapa: Comparación de Modelos a través de MAPE. En este apartado, se presentan varios modelos ajustados con los datos de Consumo de Energía Eléctrica en España como se mencionó anteriormente. Dicha comparación se realiza considerando algunos modelos de series temporales deterministas (**Medias Móviles, Suavizado Exponencial Simple, Suavizado Exponencial de Holt y de Holt-Winters**) y los modelos ARIMA (p, d, q) (P, D, Q), como se presentan a continuación:

Modelos

(A) ARIMA (1, 0, 0) con constante

(B) Promedio Móvil Simple de 3 términos

Ajuste estacional: Multiplicativo

(C) Suavización Exponencial Simple con $\alpha = 0,8533$

Ajuste estacional: Multiplicativo

(D) Suavización Exp. De Holt con $\alpha = 0,8554$ y $\beta = 0,0221$

Ajuste estacional: Multiplicativo

(E) Suavización Exp. de Winter con $\alpha = 0,1511$, $\beta = 0,5028$, $\gamma = 0,8001$

Comparando los cinco modelos arriba presentados y apoyados en el criterio de **MAPE**, se evidencia que el modelo (C) *Suavizado Exponencial Simple con $\alpha = 0,8533$* es el que mejor se ajusta a los datos.

Pero considerando las características de la serie, la cual presenta un comportamiento

TABLA I. PERÍODO DE ESTIMACIÓN

Modelo	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	1462,69	1129,88	3,81522	14,9367	-0,196797
(B)	392,436	216,624	0,710566	23,4093	0,055806
(C)	319,694	184,215	0,613298	12,669	0,0307256
(D)	322,97	195,057	0,650724	-23,4339	-0,0857907
(E)	252263,	101435,	326,649	-48722,2	-155,782

estacional de periodo 24 y con tendencia lineal, es recomendable en la práctica que se le ajuste con un modelo de Holt-Winters apesar de que en esta exploración inicial, este modelo (de Holt-Winters) ofrezca el mayor MAPE (presentando un MAPE = 326,649) y por ende pueda ser considerado el peor modelo de los considerados hasta ahora.

Es posible que la obtención de un MAPE tan alto en el modelo de Holt-Winters sea debido a la falta de calibración de sus parámetros . Con el fin de validar esta hipótesis se

aplicó un diseño factorial completo con tres niveles para cada uno de estos parámetros (Nivel 1 = 0,15; Nivel 2 = 0,5; Nivel 3 = 0,8), determinando en cada caso el valor del MAPE sin aplicar optimización (software utilizado STATGRAPHIC Centurion XVI) y evaluando tanto los efectos simples como las interacciones de segundo nivel entre ellos.

A los resultados obtenidos se les aplicó una Análisis de Varianza y la información se muestran a continuación.

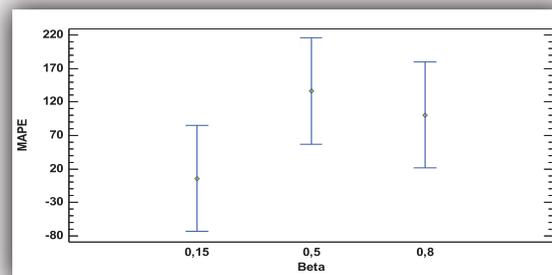
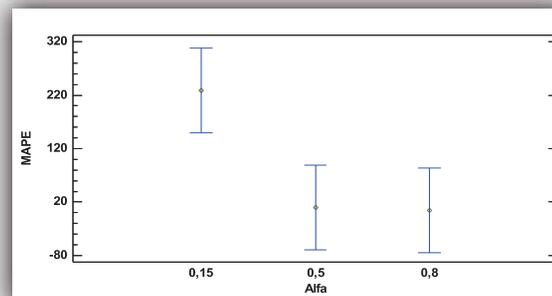
TABLA II. ANÁLISIS DE VARIANZA PARA MAPE - SUMA DE CUADRADOS TIPO III
TODAS LAS RAZONES-F SE BASAN EN EL CUADRADO MEDIO DEL ERROR RESIDUAL

Fuente	Suma de Cuadrados	gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
A:Alfa	296578,	2	148289,	6,98	0,0176
B:Beta	82093,5	2	41046,7	1,93	0,2069
C:Gamma	67803,4	2	33901,7	1,60	0,2612
INTERACCIONES					
AB	161628,	4	40407,1	1,90	0,2037
AC	129451,	4	32362,7	1,52	0,2836
BC	85559,8	4	21389,9	1,01	0,4581
RESIDUOS	170036,	8	21254,5		
TOTAL (CORREGIDO)	993150,	26			

Puesto que un valor-P es menor que 0,05 se convierte en evidencia suficiente de que este factor tiene un efecto estadísticamente significativo sobre MAPE con un nivel de confianza del 95%. De la tabla ANOVA se observa que solo el parametro *alfa* tiene un efecto estadísticamente significativo sobre el MAPE; o lo que es equivalente a decir, que existen diferencias significativas con respecto al MAPE obtenido en al menos uno de los niveles evaluados para este parámetro.

Siguiendo la misma metodología, se podría afirmar que no existen diferencias significativas entre los diversos niveles evaluados en los parámetros *beta* y *gamma* ni en sus interacciones de orden dos.

A continuación se presentan los intervalos LSD (Least Significant Difference) los cuales permiten corroborar de forma gráfica las observaciones derivadas de la tabla ANOVA.



Análisis de una serie de tiempo utilizando diseño de experimentos como herramienta de calibración

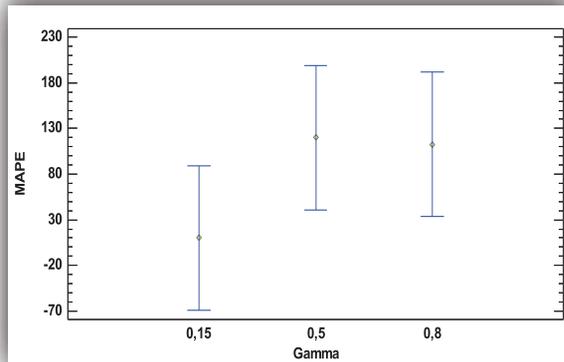


Figura 4. Medias y 95.0% de Fiseher LSD Alfa, Beta y Gamma

A través de los gráficos anteriores se puede observar el solapamiento de los intervalos LSD para los niveles 0,5 y 0,8 en el parámetro *alfa* lo que evidencia que entre estos dos niveles no existen diferencias significativas en cuanto al valor que se puede obtener de **MAPE**, pero al compararlos con el nivel de 0,15 se observan diferencias entre ellos; lo que corrobora lo interpretado en la tabla ANOVA de la existencia de diferencias significativas entre al menos dos niveles de éste parámetro.

De forma similar se puede observar el solapamiento de los intervalos LSD en los tres niveles para los parámetros *beta* y *gamma*, confirmando la inexistencia de diferencias significativas entre ellos para ambos parámetros. Cabe destacar que en estos dos parámetros se observa un menor valor de **MAPE** en el nivel de 0,15, que podría ser un indicio del posible valor a asignar a estos dos parámetros, es por ello que a continuación se analizará el comportamiento de las interacciones dos a dos entre los tres parámetros.

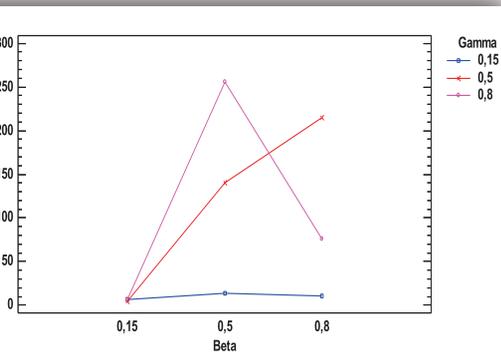
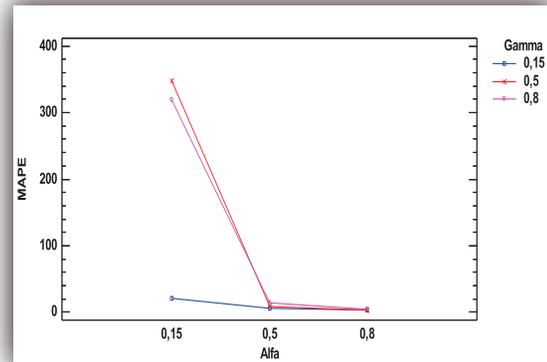


Figura 5. Gráfico de Interacciones Alfa, Beta y Gamma

De las gráficas anteriores se observa que para el nivel de 0,15 en los parámetros *Beta* y *Gamma* interactuando con *Alfa* se obtiene el menor valor de **MAPE**, siendo esto una evidencia útil en el proceso de calibración de los parámetros del modelo de Holt-Winters. Adicionalmente, la gráfica siguiente permite confirmar que cuando *Beta* y *Gamma* se ubican en el nivel de 0,15 el **MAPE** obtenido es el menor posible y muy cercano a cero.

A continuación, se presenta la tabla de medias de **MAPE** para cada uno de los niveles de los parámetros y sus respectivas interacciones de orden dos:

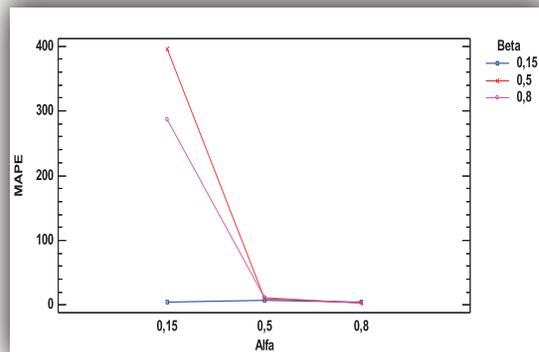


TABLA III. MEDIAS POR MÍNIMOS CUADRADOS PARA MAPE CON INTERVALOS DE CONFIANZA DEL 95,0%

Nivel	Casos	Media	Error Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
MEDIA GLOBAL	27	80,9011			
Alfa					
0,15	9	229,083	48,5964	117,019	341,147
0,5	9	9,64778	48,5964	-102,416	121,712
0,8	9	3,97222	48,5964	-108,092	116,036
Beta					
0,15	9	5,76333	48,5964	-106,301	117,827
0,5	9	136,539	48,5964	24,475	248,603
0,8	9	100,401	48,5964	-11,6628	212,465
Gamma					
0,15	9	10,1644	48,5964	-101,899	122,228
0,5	9	120,024	48,5964	7,96057	232,088
0,8	9	112,514	48,5964	0,45057	224,578
Alfa * Beta					
0,15x0,15	3	5,15333	84,1715	-188,947	199,254
0,15x0,5	3	395,883	84,1715	201,783	589,984
0,15x0,8	3	286,213	84,1715	92,113	480,314
0,5x0,15	3	7,47	84,1715	-186,63	201,57
0,5x0,5	3	9,78	84,1715	-184,32	203,88
0,5x0,8	3	11,6933	84,1715	-182,407	205,794
0,8x0,15	3	4,66667	84,1715	-189,434	198,767
0,8x0,5	3	3,95333	84,1715	-190,147	198,054
0,8x0,8	3	3,29667	84,1715	-190,804	197,397
Alfa * Gamma					
0,15x0,15	3	20,38	84,1715	-173,72	214,48
0,15x0,5	3	347,33	84,1715	153,23	541,43
0,15x0,8	3	319,54	84,1715	125,44	513,64
0,5x0,15	3	6,27	84,1715	-187,83	200,37
0,5x0,5	3	8,83667	84,1715	-185,264	202,937
0,5x0,8	3	13,8367	84,1715	-180,264	207,937
0,8x0,15	3	3,84333	84,1715	-190,257	197,944
0,8x0,5	3	3,90667	84,1715	-190,194	198,007
0,8x0,8	3	4,16667	84,1715	-189,934	198,267
Beta * Gamma					
0,15x0,15	3	6,58	84,1715	-187,52	200,68
0,15x0,5	3	4,51	84,1715	-189,59	198,61
0,15x0,8	3	6,2	84,1715	-187,9	200,3
0,5x0,15	3	13,48	84,1715	-180,62	207,58
0,5x0,5	3	140,65	84,1715	-53,4503	334,75
0,5x0,8	3	255,487	84,1715	61,3863	449,587
0,8x0,15	3	10,4333	84,1715	-183,667	204,534
0,8x0,5	3	214,913	84,1715	20,813	409,014
0,8x0,8	3	75,8567	84,1715	-118,244	269,957

Condiciones Operativas Óptimas C.O.O.:

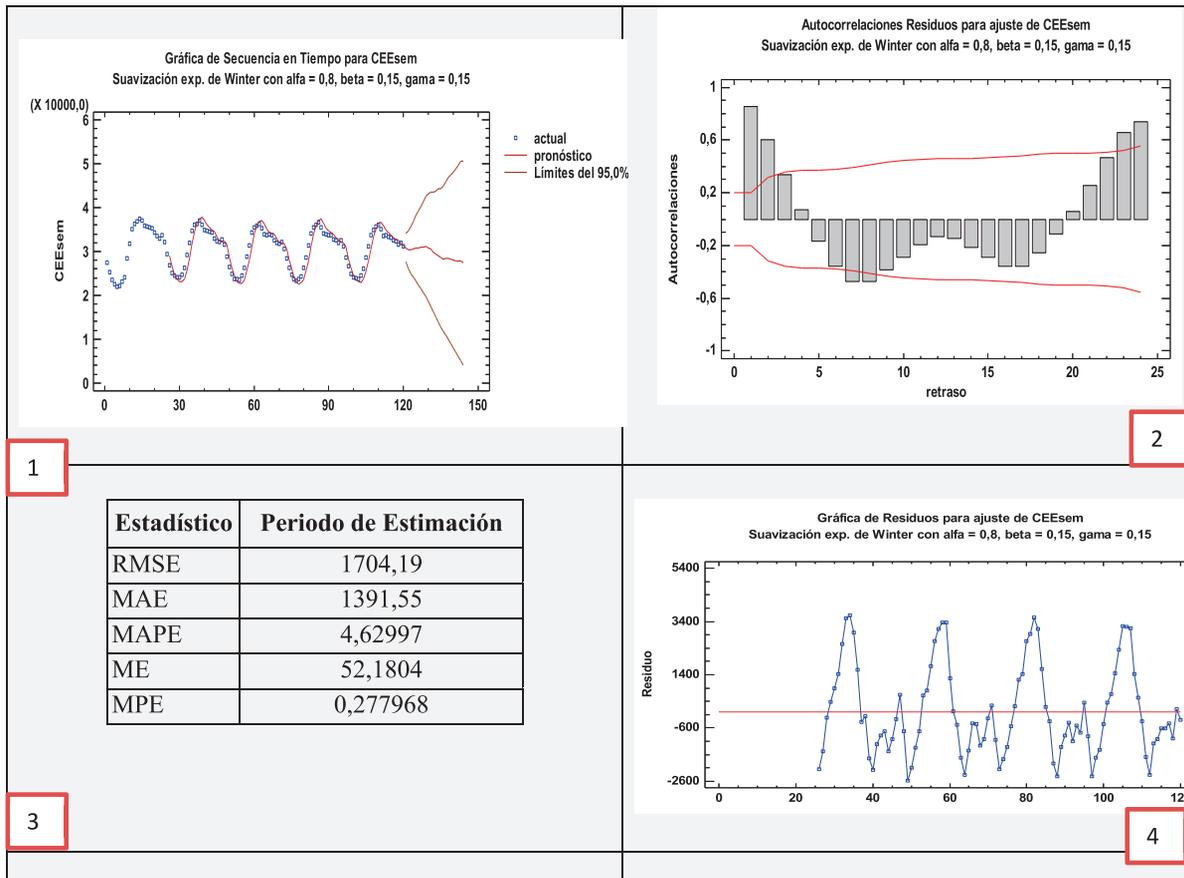
como el objetivo del diseño factorial era encontrar los niveles en cada uno de los parámetros del modelo de Holt-Winters que minimizan el MAPE, nos apoyamos en la información de la tabla anterior para concluir que las Condiciones Operativas Óptimas para los parámetros del modelo de Holt-Winters que minimizan el MAPE son:

$$\min MAPE = \begin{cases} \alpha = 0,8 \\ \beta = 0,15 \\ \gamma = 0,15 \end{cases} \quad (2)$$

A continuación se presenta un resumen de los elementos generados al ejecutar el modelo de Holt-Winters con los parámetros definidos en las C.O.O.:

Análisis de una serie de tiempo utilizando diseño de experimentos como herramienta de calibración

TABLA IV. RESUMEN DE LOS ELEMENTOS GENERADOS AL EJERCITAR EL MODELO DE HOLT-WINTERS CON LOS PARÁMETROS DEFINIDOS EN LAS C.O.O



En la tabla anterior, la figura 1 representa el pronóstico de la serie de Consumo de Energía Eléctrica en España en una semana mediante un modelo Holt-Winter con parámetros ($\alpha = 0,8$; $\beta = 0,15$; $\gamma = 0,15$) y se obtiene un valor de MAPE de 4,62997 (figura 3).

Las figuras 2 y 4 que representan Autocorrelaciones y Residuos respectivamente, dejan ver claramente que los residuos obtenidos de la aplicación del modelo no son ruido blanco, ya que en la figura 2 se presentan algunos coeficientes de correlación significativamente diferentes de cero y la figura 4 muestra que los residuos, presentan una componente estacional.

Tercera etapa: Modelado de los Residuos. Por los argumentos mencionados anteriormente, se intentarán modelizar los residuos, proponiendo como herramienta los

modelos ARIMA, analizando el modelo que mejor se ajuste al comportamiento de los mismos.

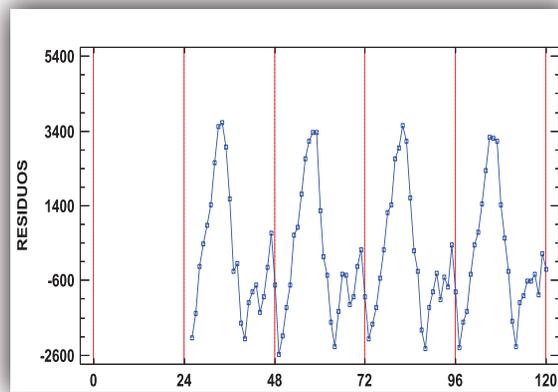


Figura 6. Modelo ARIMA (p, d, q)(P, D, Q), para los residuos del obtenidos en el modelo anterior (modelo de Holt-Winter), Series de Tiempo para Residuos

Raúl Prada-Núñez, Cesar Augusto Hernández-Suárez

El comportamiento de dicha serie no difiere mucho con respecto a la serie original (**pues se evidencia un leve decaimiento de la tendencia después de las primeras 24 horas acompañado de estacionalidad**).

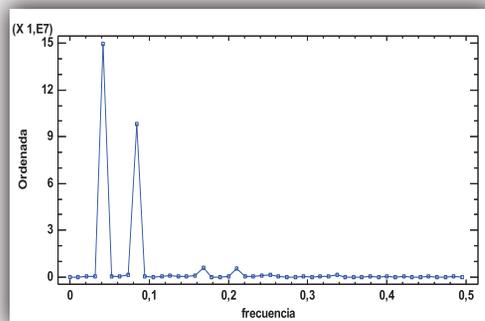


Figura 7. Periodograma para Residuos

El periodograma muestra que la serie de los residuos obtenida, posee 2 (**todavía el segundo nos parece ser no significativo**) períodos importantes (**Periodo = 1/frecuencia**) así que se espera tener como máximo dos diferencias estacionales.

Para empezar a modelar este caso, se sugiere inicialmente el modelo más simple que viene por defecto en Statgraphics **ARIMA(1, 0, 0) (0, 0, 0)** para analizar si el comportamiento de sus residuos es o no ruido blanco.

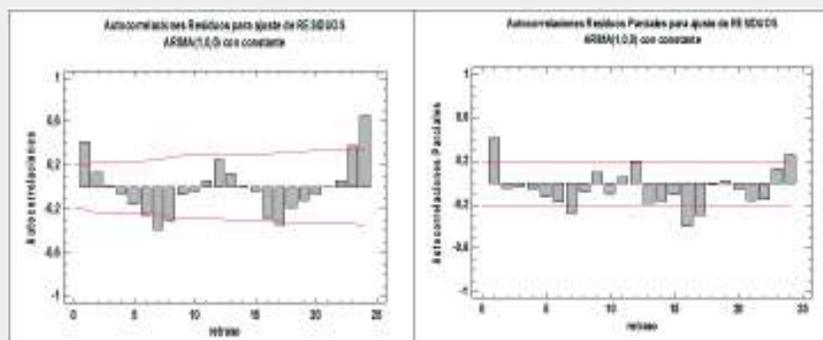


Figura 8. Presentación de los gráficos de f.a.s. y f.a.p. para el modelo ARIMA propuesto:

Los coeficientes de correlaciones presentados en los correlogramas de las f.a.s y f.a.p evidencian varios coeficientes de correlaciones significativamente distintos de cero. Pero, se evidencia con cierta facilidad el comportamiento estacional en la serie (**presencia de correlaciones importantes en los retrasos 7, 17 y 24**) sin presentar con

claridad la apariencia teórica de los modelos ARIMA ya conocidos.

Por lo mencionado anteriormente a continuación se presentan dos propuestas diferentes de cómo modelar el comportamiento de los residuos de forma que se obtenga ruido blanco.

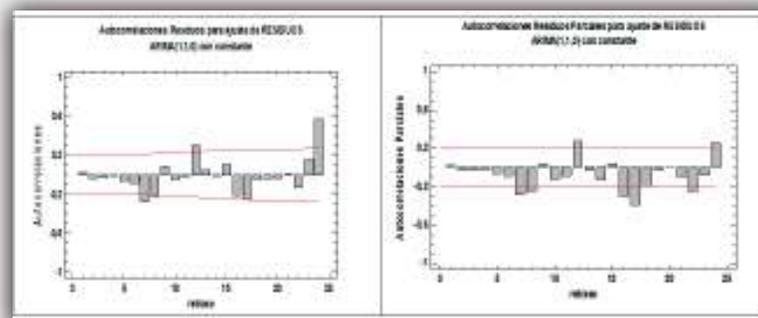


Figura 9. Gráficos para la opción 1: El procedimiento a aplicar en este caso es una *diferenciación regular* con el fin de evaluar su efecto en los residuos:

Análisis de una serie de tiempo utilizando diseño de experimentos como herramienta de calibración

Tras la aplicación de una diferencia regular, se observa que algunos registros se ubican fuera de intervalo de confianza, lo que se convierte en un indicio de que los residuos

de este modelo aún no son ruido blanco, por ello se propone una diferencia estacional, y se obtiene el siguiente ajuste al modelo:

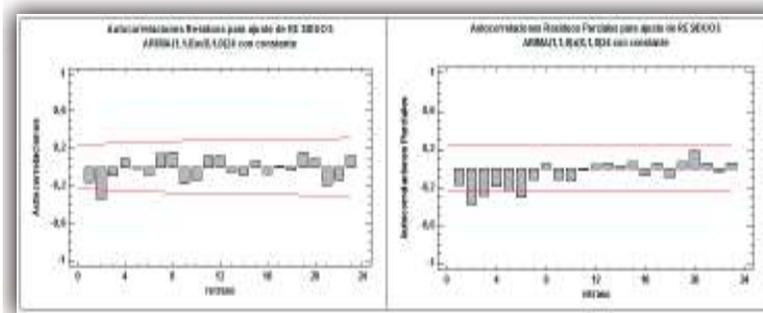


Figura 10. En la f.a.s. existe sólo un residuo (de menor retardo)

Ahora se puede verificar que en la f.a.s. existe sólo un residuo (de menor retardo) significativamente distinto de cero y en la f.a.p. aunque sin mucha claridad, se evidencia un decaimiento de las correlaciones de forma

importante. Dicho comportamiento caracteriza una $MA(1)$, así que el modelo nos sugiere que $q = 1$. Realizando dicho ajuste se producen los siguientes resultados en los correlogramas:

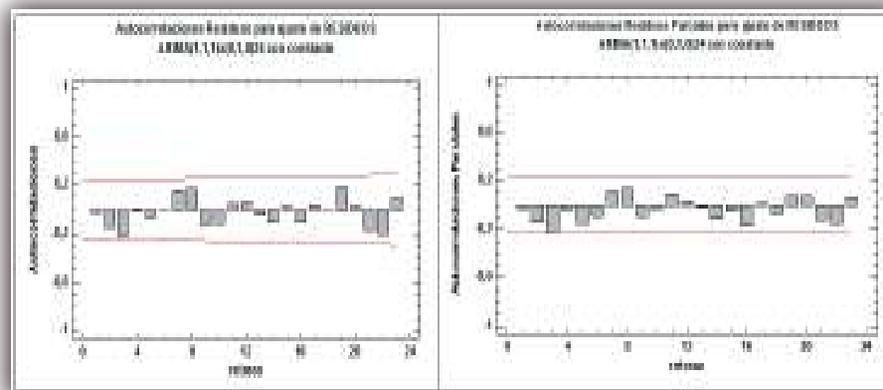


Figura 11. Correlogramas de ajustes de residuos

Con la aplicación del ajuste anterior, todos los residuos están dentro del intervalo de confianza, lo que indica que todos los residuos son significativamente iguales a cero, o lo que

es lo mismo a afirmar que los residuos son *ruido blanco*, luego el modelo sugerido es: $ARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0)_{24}$. Con los siguientes coeficientes:

TABLA V. RESUMEN DE MODELO ARIMA

Parámetro	Estimado	Error Estándar	t-valor	Valor-P
AR(1)	-0,325735	0,120913	-2,69397	0,008915
MA(1)	0,956892	0,0135177	70,7883	0,000000
Media	-0,178749	1,53009	-0,116822	0,907350
Constante	-0,236973			

Raúl Prada-Núñez, Cesar Augusto Hernández-Suárez

De la tabla se puede verificar que a un nivel de significancia del 5%, los coeficientes de AR(1) y de MA(1) son significativos, pero la media no los es. Por lo tanto, la expresión de dicha serie viene dada por:

$$(1 + 0,325735B)(1 - B)(1 - B^{24})Z_t = (1 - 0,956892B)a_t \quad (3)$$

Donde, Z_t es la serie de los residuos obtenidos a partir de modelo de Holt-Winters y a_t es un ruido blanco y B es el operador de retardo.

Opción 2: El proceso a realizar es la aplicación de una *diferencia estacional* a los residuos y los resultados se mostrarán a continuación:

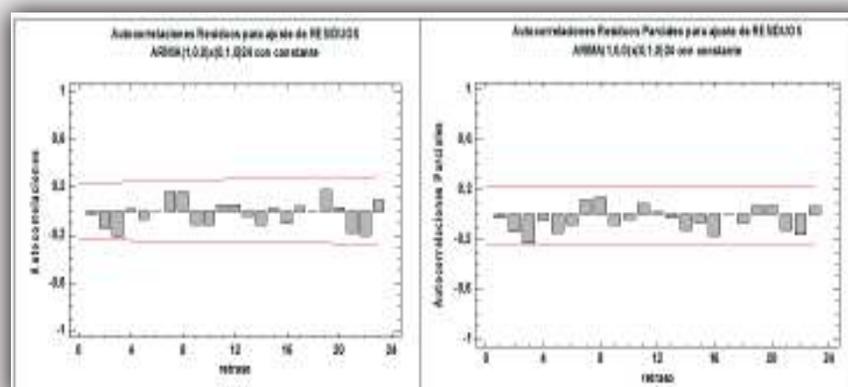


Figura 12. Opción 2: Graficos para el proceso a realizar la aplicación de una *diferencia estacional* a los residuos

Tras la aplicación de una diferencia estacional a los residuos obtenidos, se puede verificar en los gráficos f.a.s. y f.a.p. que todos los residuos se presentan dentro del intervalo de confianza lo que permite concluir que son *ruido blanco*.

El residuo obtenido del modelo Holt-Winters puede ser modelizado como $ARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0)_{24}$ o $ARIMA(1, 0, 0)(0, 1, 0)_{24}$, con los siguientes coeficientes:

TABLA VI. RESUMEN DE MODELO ARIMA

Parámetro	Estimado	Error Estándar	t-valor	Valor-P
AR(1)	-0,3126	0,118392	-2,64038	0,010233
Media	6,17285	22,5094	0,274234	0,784724
Constante	8,10248			

De la tabla se puede verificar que a un nivel de significancia del 5%, el coeficiente de AR(1) es significativo, pero la media no los es. Por lo tanto, la expresión de dicha serie viene dada por:

$$(1 + 0,3126B)(1 - B^{24})Z_t = a_t \quad (4)$$

Donde, Z_t es la serie de los residuos obtenidos a partir de modelo de Hol-Winter y a_t es un ruido blanco y B es el operador de retardo.

VALIDACIÓN DEL MODELO

Las Prueba Box-Pierce resulta un Estadístico (de prueba para muestras grandes) = **15,9099** con un Valor-P = **0,820335** que confirma la incorrelación de los residuos.

El gráfico probabilístico normal que se presenta a continuación, muestra que los residuos obtenidos de dicho modelo ($ARIMA(1, 0, 0)(0, 1, 0)$) se ajustan aproximadamente a una recta, por lo tanto, se puede afirmar que sigue un modelo normal:

Análisis de una serie de tiempo utilizando diseño de experimentos como herramienta de calibración

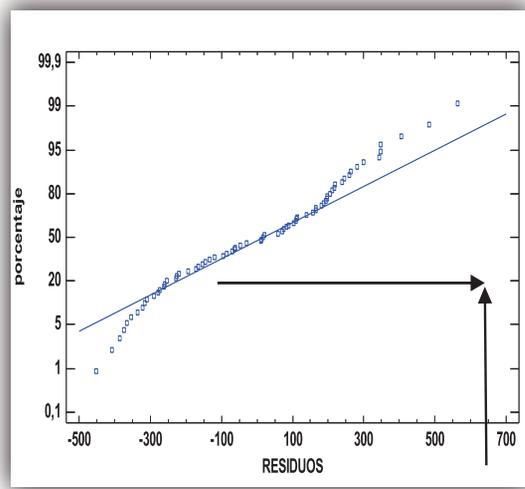


Figura 8. Probabilidad Normal

Se observa que para el percentil 50 el valor que nos da se aproxima a cero, con lo cual se podría suponer que la *media es nula*

El gráfico que se presenta a continuación, muestra que los datos están dispersos de forma similar, es decir, no hay indicios de dispersión diferentes con el tiempo, así que, se podría afirmar que los *resíduos son homocedásticos*.

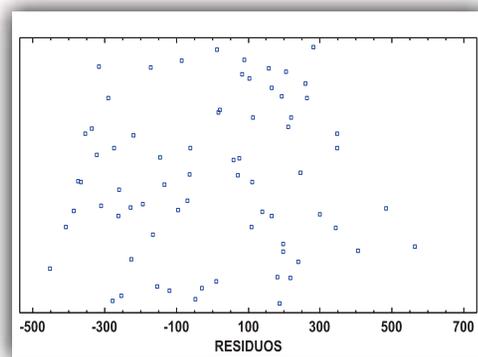


Figura 9. Grafico de Dispersión

A través del papel probabilístico normal, del gráfico de dispersión y de la prueba de Box-Pirce, se evidencia que los residuos obtenidos del modelo $ARIMA(1, 0, 0)(0, 1, 0)_{24}$ tiene media cero, varianza constante y son independientes (por ser incorrelacionados y normales). Así que, se confirma que a_t (residuo de $ARIMA(1, 0, 0)(0, 1, 0)_{24}$) es un *ruido blanco*. Y, por el hecho de dicho modelo ser más simple que el anterior (**Opción #1**), parece conveniente validarlo.

Por lo tanto el modelo final que ajusta los datos puede ser modelado a través de la siguiente estructura:

Tabla VII. MODELO FINAL

	Modelo	Residuo
Serie Original	Holt-Winters con $\alpha = 0,8$; $\beta = 0,15$ y $\gamma = 0,15$	Opción 1: $ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{24}$
		Opción 2: $ARIMA(1,0,0)(0,1,0)_{24}$

CONCLUSIONES

Al evaluar inicialmente los diversos modelos en la serie de Consumo Eléctrico en España durante una semana, se evidencia que los modelos deterministas aplicados presentan un **MAPE** inferior a uno (**excepto el modelo de Holt-Winters**). El mejor de todos se presenta con el *Suavizado Exponencial Simple*. Pero, dadas las características de la serie (**presenta componente estacional y tendencia lineal**) es recomendable utilizar el modelo de Holt-Winters a pesar de que presenta el peor valor de **MAPE**.

Al calibrar los valores de los parámetros del modelo de Holt-Winters a través de un análisis

factorial completo se encontraron diferencias significativas en los niveles evaluados para el parámetro alfa y diferencias no significativas en los parámetros beta y gamma. Con el fin de evaluar la Condición Operativa Óptima se recurrió a los gráficos de intervalos LSD, determinando así la combinación de niveles para cada parámetros tendientes a minimizar el **MAPE** el cual se obtiene bajo las siguientes características: *alfa* = 0,8; *beta* = 0,15 y *gamma* = 0,15.

Los residuos obtenidos tras la aplicación del modelo de Holt-Winters ya calibrado, permitió evidenciar la presencia de estacionalidad y una dudosa tendencia, por lo tanto, los residuos obtenidos no eran ruido blanco.

Después de la aplicación de varios modelos ARIMA a los residuos, se obtuvo ruido blanco en las siguientes dos situaciones: $ARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0)_{24}$ y $ARIMA(1, 0, 0)(0, 1, 0)_{24}$ del cual validamos el segundo.

Finalmente, se concluye que los datos de la serie de Consumo Eléctrico en España en una semana dada, se modela como la combinación del modelo de Holt-Winters sumado a un modelo ARIMA.

BIBLIOGRAFÍA

Bowerman, B., O'Connell, R. & Koehler, A. (2007). *Pronósticos, Series de Tiempo y Regresión, un enfoque aplicado*. 4, 402-406.

Devore, J. (2008). *Probabilidad y Estadística para Ingenierías y Ciencias*. Cengage Learning. 7, 259.

García Díaz, J. C. (2011). *Series temporales, análisis y predicción*. Editorial Universidad Politécnica de Valencia. ISBN: 978-84-8363-697-8.

García Abad, J. (2012). *Calibración local de predicciones numéricas de viento con técnicas estadísticas no lineales*. Tesis disponible en <http://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/1006/Jesus%20Garcia%20Abad.pdf>

Gutierrez Pulido, H. & Salazar, R de la V. *Análisis y diseño de experimentos*. Mc Graw Hill Iberoamericana. 2, ISBN-10: 970-10-6526-3.

Jaramillo, A. y Restrepo, J. (2010). *Diseño de experimentos aplicado al análisis de datos obtenidos en un laboratorio de metrología*. Scientia et Technica. 45.