



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

TRABAJO FIN DE GRADO

GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS

ANÁLISIS MERCADO ELECTRICO ESPAÑOL

Lander Garrido Olóndriz

DIRECTOR

José Antonio Moler Cuiral

Pamplona-Iruña

9 de junio de 2016

RESUMEN EJECUTIVO

The electricity sector is a very important part of the gross domestic product of a country, besides this, it is a very good indicator of the economic health of any state, and Spain it is not an exception. For this reason and by learning different techniques and statistical methodologies, we try to analyze and understand his functioning.

Afterwards, I want to explain theoretically the statistical methodologies used to analyze time series that appear in the electrical sector. I make predictions about electrical production to see which method works better and study structural changes after the introduction of the new electric consumption bill. Finally, I carry out a study about the relationship between the industrial production index and the production of electricity and, also, between the consumer price index and the production of electricity.

Keywords: Electricity sector, statistical methodologies, time series, predictions, electric consumption bill.

INDICE

1. INTRODUCCION.....	5
1.1 OBJETIVOS.....	5
1.1.1. Objetivo 1.....	5
1.1.2 Objetivo 2.....	5
1.2. Métodos cuantitativos para el tratamiento estadístico de datos de corte longitudinal.....	6
1.2.1 Técnicas cualitativas.....	7
1.2.2. Técnicas cuantitativas.....	7
1.2.3. Definición formal de serie temporal.....	8
1.3. El mercado eléctrico.....	8
1.3.1. ¿Cómo funciona el mercado eléctrico?.....	10
1.4. Apuntes históricos.....	13
2. DESARROLLO.....	14
2.1. Descripción de los datos y software utilizado.....	14
2.1.1. Datos mensuales.....	14
• Tendencia.....	16
• Estacionalidad.....	16
• Estacionariedad en media.....	16
• Comportamiento cíclico.....	16
2.1.2. Datos horarios.....	17
2.1.3. Software utilizado.....	19
2.2. Metodología estadística.....	20
2.2.1. Análisis clásico o métodos de descomposición.....	20
2.2.2. Algoritmos de predicción.....	23
2.2.3. ARIMA.....	25
2.3. Competición.....	26
2.4. Comparación.....	30
2.4.1 Contraste de hipótesis.....	31
2.4.2. Intervención.....	32
2.4.3. Test de CHOW.....	33
2.5. Cointegración.....	34
3. Conclusiones.....	36

4. Referencias bibliográficas.....37

1. PRESENTACIÓN O INTRODUCCIÓN

1.1. Objetivos

En este trabajo nos hemos marcado dos objetivos principales, el aprendizaje de técnicas cuantitativas para el análisis de datos que evolucionan en el tiempo y el conocimiento del funcionamiento del mercado eléctrico a través del análisis de series temporales.

1.1.1. *Objetivo 1:*

A lo largo del grado en dirección y administración de empresas (GADE), nos hemos encontrado con varias asignaturas de corte cuantitativo en las que se manejaban datos de corte transversal, es decir, datos tomados en un momento determinado del tiempo. Algunas de las asignaturas en las que hemos trabajado con este tipo de datos son las siguientes: estadística I, economía aplicada, estadística II, microeconomía, macroeconomía, y, así, prácticamente en la totalidad de las asignaturas de tipo práctico que hemos tenido a lo largo de la carrera.

Sin embargo, a diferencia de los datos de corte transversal, no han sido tantas las asignaturas en las que se haya trabajado con datos de corte temporal, que son los datos obtenidos en diferentes periodos de tiempo. No ha habido una asignatura específica para el tratamiento estadístico de este tipo de información. Por ello, uno de los objetivos de este trabajo es obtener una visión global de los procedimientos estadísticos que existen para el tratamiento de datos de corte temporal o longitudinal, tanto para fines explicativos como para fines predictivos. Podemos observar el grado de importancia del tratamiento de series temporales en el ámbito económico y empresarial debido a que los datos que evolucionan en el tiempo son muy habituales. Algunos de los ejemplos más claros los encontramos en los ámbitos macroeconómicos y microeconómicos como pueden ser el IPC, PIB, desempleo, volumen de ventas, clientes, gastos, etc.

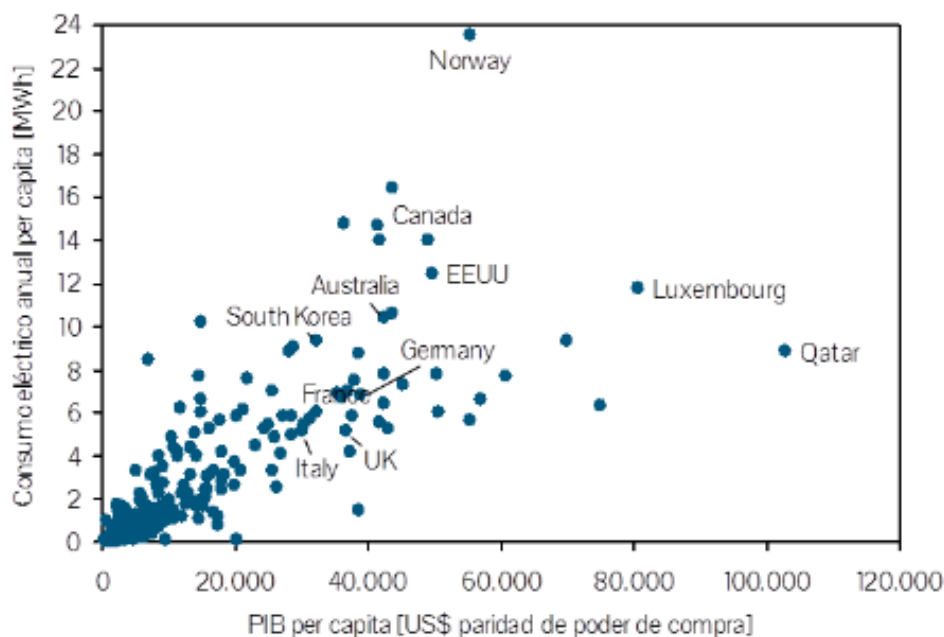
1.1.2. *Objetivo 2:*

Este trabajo de fin de grado plantea como objetivo entender y comprender el funcionamiento del mercado eléctrico en España mediante la utilización de una serie de herramientas. Las herramientas que nos permitirán conocer el funcionamiento de este sector serán técnicas cuantitativas, y con ellas, trataremos de analizar datos que evolucionan en el tiempo o dicho de otra manera, series temporales.

Intentaremos conocer en el funcionamiento del mercado eléctrico en España, como se organiza, que elementos influyen en él,... y, trataremos de llegar a este fin mediante el análisis de series temporales. La energía o el mercado eléctrico es un elemento estratégico en el funcionamiento de un país, desde el punto de vista económico, por ejemplo, las

implicaciones que tiene este mercado en el devenir del país son muy importantes. En la mayoría de los países, el sector eléctrico constituye un porcentaje significativo del total de la economía, y en España no es una excepción. En [4] se dice que el sector eléctrico no solo tiene influencia directa en la economía mediante su aportación al PIB, a la inversión y al empleo, sino que además, ejerce un efecto multiplicador sobre el resto de los sectores que constituyen la economía de España, puesto que sin energía no podrían funcionar. La importancia del sector eléctrico y de su producto que es la energía, no solo se ve reflejada en el ámbito económico-empresarial, también entendemos su indispensabilidad desde el punto de vista de los hogares y las familias.

En el siguiente grafico podemos observar como es la evolución del PIB conforme al consumo de energía en diferentes países. Se observa claramente que ante un mayor consumo de energía el PIB es más alto. Vemos que en esta gráfica aparecen muchos de los países más desarrollados del mundo y en todos ellos se observa cómo influye el consumo de electricidad en el PIB.



Fuente: energía y sociedad [4]

1.2. Métodos cuantitativos para el tratamiento estadístico de datos de corte longitudinal:

Los datos de corte longitudinal tienen una gran importancia en el mundo económico y empresarial. Los datos de series temporales son observaciones del valor de la variable sobre un mismo individuo en intervalos regulares de tiempo. Una vez obtenido el método de evaluación de la variable se utilizara para predecir, lo que a su vez nos ayudara en la toma

de decisiones. En otras palabras, los datos temporales tienen como finalidad en mundo económico-empresarial la predicción y, en menor medida, se utiliza con fines explicativos.

La necesidad de predecir en los ámbitos de la economía y de la empresa es esencial para una correcta planificación y una eficiente utilización de los recursos, pero es importante señalar que no existe ningún modelo estadístico capaz de pronosticar exactamente el valor que tomara una variable en el futuro.

Las técnicas de predicción constituyen el instrumento para llevar a cabo el proceso de predicción. Existe un gran número de técnicas de predicción, pero no podemos afirmar que haya alguna que garantice los mejores resultados, dependerá del comportamiento de la variable en el pasado y de la información que se disponga de ella, del conocimiento de otras variables que influyan el comportamiento de la variable en estudio, del horizonte de predicción, los medios y cualificación del personal encargado del estudio, etc.

En cuanto a las técnicas de predicción, podemos diferenciar dos grandes bloques, las cualitativas y las cuantitativas.

1.2.1. Técnicas cualitativas:

Se utilizan cuando no se dispone de información numérica del pasado de las variables. Estas técnicas se basan en la opinión, juicio y experiencia acumulada de las personas que forman el panel de expertos. Las técnicas de predicción cualitativas más comunes son las encuestas de intenciones, los consensos grupales entre los que se encuentra el brainstorming, paneles de expertos,... pero en este trabajo no utilizaremos este grupo de técnicas de predicción.

1.2.2. Técnicas cuantitativas:

Para el uso de estas técnicas es indispensable disponer de los datos numéricos históricos de las variables a estudio. Estos datos son estudiados para captar un patrón de conducta que a la postre nos servirá para proyectar la serie hacia el futuro y obtener predicciones. En las técnicas que forman este grupo, es indispensable cuantificar en forma de datos numéricos la información del pasado y tener en cuenta qué aspectos del comportamiento del pasado se mantendrán en el futuro, a esta última idea se le denomina hipótesis de continuidad.

Las técnicas cuantitativas se dividen a su vez en dos bloques, de series de tiempo o univariantes, que son las técnicas de predicción que utilizaremos fundamentalmente en este trabajo fin de grado, y, causales explicativas.

Las técnicas cuantitativas univariantes utilizan únicamente los valores del pasado de la variable y a partir de ahí se obtienen los pronósticos. Las herramientas más importantes

que utilizan las técnicas univariantes son la descomposición, los algoritmos de predicción, los ajustes de funciones, el análisis ARIMA, etc.

En cambio, en las técnicas cuantitativas causales se considera que hay otras variables que afectan a la variable de estudio y se incorporan al modelo. Entre ellos encontramos el modelo de regresión lineal, el análisis de impactos, el modelo de transferencia, la ecuación espacio-temporal y muchas otras.

1.2.3. Definición formal de serie temporal:

Una serie temporal, es una sucesión de valores que adopta una variable en distintos instantes del tiempo. Consideramos que es constante el espacio de tiempo comprendido entre dos observaciones consecutivas, es decir, son instantes tomados regularmente.

Matemáticamente se expresa de la siguiente manera:

$$Y_t = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$$

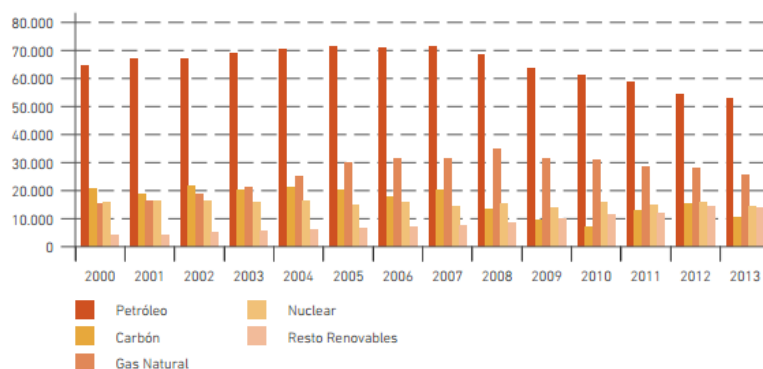
1.3 El mercado eléctrico:

El mercado eléctrico forma parte de un sector más amplio que es el energético ya que la electricidad es un producto energético. El sector energético de un país, está formado por actividades primarias y secundarias destinadas a la producción, transporte, manejo y venta de los productos energéticos del país.

Las fuentes de energía primarias son todas aquellas formas de energía que están disponibles en la naturaleza antes de ser transformadas, como pueden ser el carbón, los productos petrolíferos, el gas natural, las energías renovables o la energía nuclear.

Las fuentes de energía primarias han de ser modificadas para poder ser utilizadas, y una vez alteradas se les denomina fuentes de energía secundarias, que son la electricidad, el gas manufacturado y toda la gama de productos derivados del petróleo como el gasoil y la gasolina.

Estructura del consumo de energía primaria (ktep) según fuentes, 2000-2013

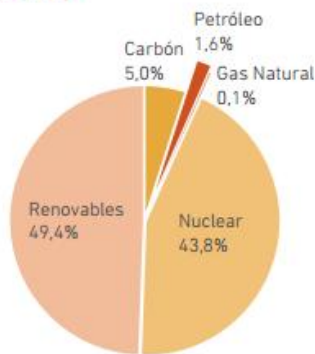


Fuente: MINETUR/IDAE. Nota: Residuos no renovables incluidos dentro del petróleo.

Fuente IDAE memoria anual año 2013 [8]

En este gráfico podemos observar el consumo de energía primaria en territorio español entre los años 2000-2013 en el que se aprecia claramente que la fuente de energía más utilizada es el petróleo seguido, a muy larga distancia, por las fuentes de energía comentadas anteriormente. También se aprecia cómo hasta el año 2007 la tendencia en el consumo era ascendente, pero a partir de ese año el consumo de energía comienza a disminuir paulatinamente debido principalmente a la crisis económica.

Producción interior de energía según fuentes, 2013

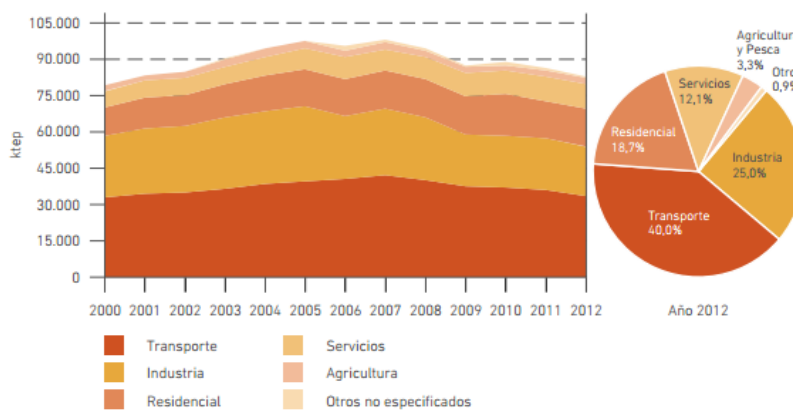


En cuanto a la producción de energía en territorio español, este gráfico sectorial del año 2013 nos muestra claramente que prácticamente solo se utiliza como fuente primaria para la obtención de energía secundaria, las energías renovables y la nuclear, ya que entre ambas copan más del 90% de energía primaria utilizada.

Fuente IDAE memoria anual año 2013 [8]

En cuanto a la demanda de energía, con estos gráficos podemos reforzar la idea comentada anteriormente respecto del consumo, ya que aquí también se puede ver perfectamente como hasta el año 2007 esa demanda era creciente, mientras que a partir de ese mismo instante la demanda comienza a decrecer. También es susceptible de comentar como se divide la demanda de energía entre los distintos sectores económicos, en la que el

Estructura sectorial de la demanda de energía final, 2000-2012



Fuente: MINETUR/IDAE. Nota: Usos no energéticos excluidos.

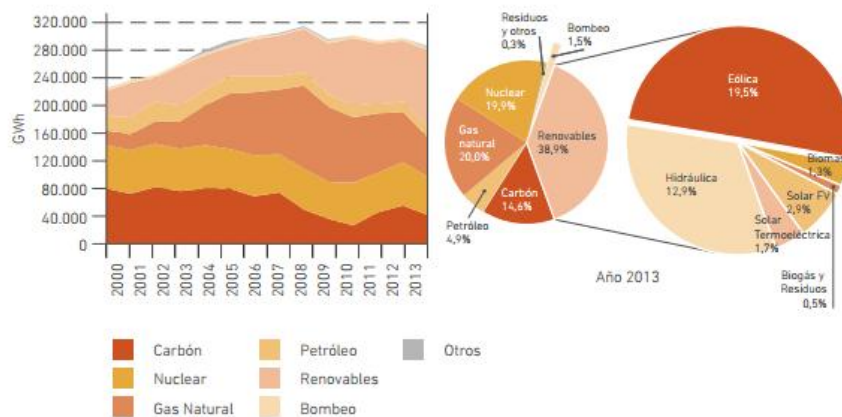
Fuente IDAE memoria anual año 2013 [8]

Tras estas pequeñas pinceladas, ya nos hacemos una idea de la estructura del sector energético. Sin embargo, en el sector o mercado eléctrico, sí que vamos a meternos más a fondo ya que debemos poner en contexto los resultados que obtendremos más adelante.

La electricidad es una fuente secundaria de energía que se obtiene al manipular las fuentes primarias, y en la siguiente grafica nos explica perfectamente de qué fuentes de energía se obtiene la electricidad en España.

Podemos ver que a lo largo de los años 2000 y 2013, han variado las fuentes de las que obtenemos la electricidad. Especialmente significativo es el aumento en la utilización de las renovables, que en el año 2013 supone el 38.9% del total de generación de electricidad. Es destacable que dentro de las renovables la más importante sea la energía eólica con cerca del 50% seguida de la hidráulica con alrededor del 30%, todo esto con datos del año 2013. De la misma manera, cabe destacar el aumento a lo largo de los años de la utilización del gas natural como creador de electricidad, aunque parece que en los últimos años su uso ha disminuido. Como era de esperar, el uso del carbón para generar electricidad ha disminuido

Evolución de la estructura de generación eléctrica por fuentes energéticas, 2000-2012



Fuente: MINETUR/IDAE. Nota: La biomasa incluye R.S.U., biogás y biocarburantes.

Fuente IDAE memoria anual año 2013 [8]

energía nuclear garantiza una cantidad controlada de energía sin depender de condiciones externas

1.3.1 ¿Cómo funciona el mercado eléctrico?

En [11] se dice que el mercado eléctrico se puede dividir en 4 fases, generación, transporte, distribución y comercialización. De ellas, las actividades de generación y comercialización están parcialmente liberadas, mientras que las actividades de transporte y distribución están muy reguladas.

En cuanto a la “generación”, se trata de la producción de energía eléctrica de alguna de las maneras mencionadas en el punto anterior.

La fase de “transporte” tiene por objeto la transmisión de energía eléctrica por la red de transporte a lo largo de todo el territorio nacional a través de líneas de alta tensión.

de manera notable mientras que la energía nuclear se ha mantenido muy constante en este intervalo de tiempo que estamos analizando. La razón es que la

En la “distribución” se transmite la energía eléctrica desde las redes de transporte de la fase anterior, a la propia red de distribución, que será la que hará llegar la electricidad hasta los hogares y las empresas. Estas dos fases, tanto la de transporte como la de distribución, se realizan bajo la dirección del grupo empresarial Red Eléctrica Española (REE) que se dedica exclusivamente a ello.

Por último, la fase de “comercialización” será desarrollada por las empresas que se dedican a la venta de energía eléctrica al consumidor final.

Como se dice en [11] durante muchos años, el sector eléctrico funcionó como un oligopolio ya que el precio de la luz dependía de muy pocas empresas. Además, estas empresas dividían el país en diferentes áreas geográficas y cada una de las empresas operaba en una área geográfica diferente sin que hubiera ningún tipo de competencia y pudiendo poner el precio que les convenía. Esto cambió con la ley del año 1997, que liberalizaba el mercado y que impedía que una misma empresa operase en más de una fase en las que se descompone el mercado eléctrico. Esa misma ley transfirió la gestión del transporte a la empresa Red Eléctrica Española (REE).

Con la liberalización del sector en el año 1998, la adquisición de energía se lleva a cabo en dos mercados, el mayorista y el minorista. En el mercado minorista, los hogares y las pequeñas empresas firman un contrato con alguna de las comercializadoras por el que les factura la electricidad consumida. Sin embargo en el mercado mayorista estas comercializadoras actúan como compradoras de electricidad a las empresas generadoras, por lo que podemos decir que actúan como intermediarios entre las empresas generadoras y el consumidor final. Tal y como se dice en [3], en el mercado español, hay cinco grandes distribuidoras de electricidad, Endesa, Iberdrola, HC Energía-EDP (energías de Portugal), Unión Fenosa y E-On. Entre estas 5 empresas, copan cerca del 90% de la venta de electricidad en nuestro país. Por si esto fuera poco, estos mismos grupos empresariales se dedican también a la generación de energía cuando es una de las cosas que impide la ley 54/199 de 27 de noviembre, copando el 80% del mercado de generación de electricidad. Por lo que como muchos expertos afirman y a la vista de los datos parece muy evidente, estamos ante un caso de oligopolio.

Los datos que utilizaremos para intentar alcanzar los objetivos marcados son del mercado mayorista, por lo que a continuación nos centraremos en entender más en profundidad cómo funciona el mercado mayorista dejando en minorista más de lado.

Como se dice en [10] el mercado mayorista es donde se negocian los intercambios de energía de la península Ibérica, se realizan subastas a corto plazo en donde los

consumidores, que en este caso son las comercializadoras de electricidad, adquieren a las centrales de generación la electricidad que posteriormente venderán a los hogares y a las empresas.

Existe un organismo que se encarga de la gestión del mercado eléctrico al por mayor, este organismo es la OMIE, Operador del Mercado Ibérico Español. La OMIE es un agente independiente que posibilita la compra-venta de electricidad entre los diferentes agentes del mercado eléctrico

Tal y como se comenta en [14] a cada hora de cada día los productores hacen una oferta al precio que estimen conveniente, de la misma manera que los consumidores demandarán electricidad a un precio determinado. De esta forma la ley de la oferta y la demanda será la que fije el precio de la electricidad en cada momento del día. Pero el precio de la electricidad no se fija de una manera tan sencilla, en la fijación del precio forman parte el mercado diario, el mercado intradiario, mercados de operaciones y la garantía de potencia o pagos por capacidad.

En el mercado diario, con un día de antelación los generadores de energía y los comercializadores acuerdan para cada hora del día siguiente la energía que van a intercambiar y a qué precio.

El mercado intradiario trata de corregir las desviaciones en el precio que se acuerdan en mercado diario, es decir, los participantes en el mercado pueden modificar el precio pactado en el mercado anterior.

Los mercados de operaciones están gestionados por la Red Eléctrica Española (REE) y tratan de mantener el equilibrio entre la generación de electricidad y el consumo. En él, se tiene en cuenta los servicios complementarios, la gestión de desvíos y los sobrecostes por restricciones técnicas.

La garantía de potencia también puede influir en el precio, ya que aquellas unidades que tengan instalada una potencia mayor a 50 MW obtienen un dinero para recuperar sus costes fijos e incentivar así la inversión.

En la siguiente gráfica podemos observar que peso tiene cada uno de los mercados comentados anteriormente respecto al precio final de la electricidad. Se aprecia de forma muy clara como la mayor parte del precio final lo forma el mercado diario, siendo los demás mercados prácticamente insignificantes a la hora de fijar el precio. Pero también cabe destacar que al estar dada la información en valores medios anuales, la influencia es mucho menor que si se analizan los datos horariamente, donde ahí sí se puede apreciar la mayor relevancia de estos tres mercados restantes.

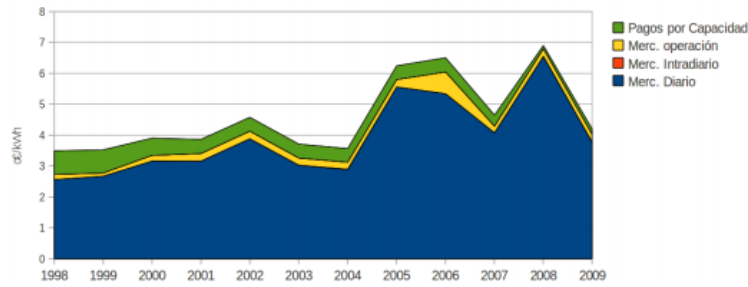


Figura 3.10: Valores medios anuales de las componentes del precio de mercado de la electricidad. Elaboración propia a partir de [3].

Fuente Energía y sociedad [4]

1.4. Apuntes históricos:

Nos basamos en [13] para realizar los apuntes históricos.

La primera empresa eléctrica española, la sociedad española de electricidad, fue fundada en el año 1881 en Barcelona.

En el año 1875 se construyó la primera central eléctrica en Barcelona, la que distribuía electricidad a distintos talleres y establecimientos de la ciudad. Este suceso se considera como el inicio de la industria eléctrica en nuestro país.

La expansión del alumbrado eléctrico tanto público como en industrias y locales favorece el desarrollo del sector eléctrico en España, y en los inicios del siglo XX ya se contabilizaban 859 centrales eléctricas en suelo español de las cuales 39% tenían la energía hidráulica como energía motriz.

En el año 1909 gracias a los avances tecnológicos, se construye la primera gran línea eléctrica para el transporte de electricidad con una extensión de 240km.

Durante la guerra civil y los años posteriores, el crecimiento del sector eléctrico se estancó debido a que la situación económica del país no permitía las grandes inversiones necesarias en este sector.

En el año 1944 las 17 principales compañías que representaban el 80% de la producción eléctrica crearon UNESA (asociación española de la industria eléctrica) para coordinar la explotación del sector eléctrico español.

En el año 1951 el gobierno aprobó un nuevo sistema de tarifas, Tarifas tope Unificadas, que establecía la unificación de precios de la electricidad para todo el territorio español. En estos años y hasta la década de 1970, se construyeron las primeras centrales nucleares y las grandes centrales hidroeléctricas aumentando la red eléctrica hasta los 40000km en el año 1973.

En el año 1985 se crea la Red Eléctrica Española S.A. que supone la nacionalización de la red de transporte que desde el momento de su creación se encargara de la gestión del servicio público de explotación unificada del sistema eléctrico nacional.

Como ya se ha indicado antes, el sector eléctrico español sufrió una intensa transformación a partir del año 1998, hasta ese momento, las empresas que formaban este sector tenían una estructura vertical, es decir, tenían el control desde la generación de la energía hasta la comercialización de la misma, pasando por el transporte y la distribución. En ese año se aprobó la ley 54/1997 de 27 de noviembre, con la que comienza la apertura de las redes eléctricas a terceros, lo que supone el principio de liberalización del sector eléctrico en España. Esta ley establece un mercado organizado de negociación de la energía, lo que supone una reducción de la intervención pública en la gestión de este sector.

Actualmente el sector eléctrico español se rige por la ley 24/2014 de 26 de diciembre, en la que se mantiene la distinción entre las actividades reguladas y no reguladas al mismo tiempo que se impulsa la competencia en el sector mediante la mayor competencia las comercializadoras de referencia, mejorando la posición del consumidor en cuanto a la información disponible, y facilitando los procesos de cambio de suministrador de energía.

La nueva tasa horaria entro en vigor de forma obligatoria el 1 de septiembre de 2015 aunque llevaba ya 3 meses de adaptación.

2. DESARROLLO:

2.1. Descripción de los datos y software utilizado

Para la consecución de los objetivos que nos habíamos marcado para este trabajo, hemos tenido que crear dos bases de datos diferentes, en la primera de ellas hemos recopilado datos de carácter mensual, y en la segunda datos de carácter horario, siendo ambas de corte temporal.

2.1.1. Datos mensuales.

Con esta base de datos, trataremos de analizar la evolución de la producción de electricidad y la evolución del precio medio final.

Las variables precio final medio y producción de electricidad serán las que formarán esta base de datos. Estas variables recogen datos desde enero del año 1998 hasta abril del año 2016. Hemos tenido que recurrir a dos fuentes de información diferentes para la obtención de esta información. Comenzamos la búsqueda en la página web de la OMIE (Operador del Mercado Ibérico de Energía), que como ya hemos explicado anteriormente es el operador del mercado, a quien se le encomienda la tarea de gestionar el sistema de compra-venta de energía eléctrica. Pero los datos proporcionados en dicha página web no nos eran

suficientes, por lo que tuvimos que incorporar datos adicionales de la CNMC (Comisión Nacional del Mercado y la Competencia), que es el organismo público encargado de preservar, garantizar y promover la existencia de una competencia efectiva en los mercados nacionales.

Para la composición de esta base de datos hemos realizado tres tareas diferentes que son la de búsqueda de los datos, trabajo de ensamblaje de los datos y trabajo de cambio de unidades. Nuestra primera fuente de información, la OMIE [15], nos proporciona datos de producción y de precio medio final desde enero del año 1998 hasta mayo de 2006. Estos datos se ofrecen en ficheros separados anualmente por lo que ha sido necesario un trabajo de ensamblaje. Los datos restantes que van desde la fecha de junio de 2006 hasta abril del año 2016 los hemos conseguido en la web de la CNMC [2]. Al obtener datos de dos fuentes de información diferentes, nos hemos encontrado con el problema de que los datos se ofrecían en unidades de medida diferentes. Mientras que en la OMIE la información del precio final medio se ofrece en cent/KWh y la producción de energía en GWh, en la CNMC el precio final medio se da en €/MWh y la producción en MWh, por lo que se ha realizado un trabajo de cambio de unidades. Además, en alguno de los meses que nos ofrece la CNMC la información solo viene dada en modo horario, es decir, los datos son del precio y producción a cada hora del día, por lo que hemos optado por realizar una media aritmética para obtener la información en modo mensual.

La visualización de los datos de series temporales se realiza a través del gráfico de secuencia, que consiste en representar en el eje OX el tiempo y en OY la variable a estudiar. En él, se detectan patrones de conducta en la serie y observaciones inusuales. El próximo gráfico de series temporales representa la electricidad en GWh producida en España desde enero de 1998 hasta abril de año 2016. Antes de entrar en un análisis más profundo de esta serie, es preciso comentar que los datos obtenidos de la CNMC del año 2006 no concordaban con los demás datos. Se observaba que había una gran diferencia entre los citados datos del año 2006 y el resto de años, por lo que ha sido necesario realizar una predicción de los datos de ese año con el método Holt-Winters para obtener una serie temporal coherente, y obtener así una salida de datos lógica.. Hasta el año 2006 se observa un comportamiento de crecimiento mantenido en la producción de energía. En el intervalo 2006-2008, ese crecimiento es mucho más agudo, alcanzando el punto máximo de la serie temporal a finales del año 2008. A partir de ese año y por consecuencia de la crisis económica, la producción de electricidad se estanca o incluso decrece hasta el año 2016.

En este primer análisis básico, se pueden observar diferentes patrones de comportamiento:

- Tendencia

Este patrón existe cuando el gráfico de secuencia presenta durante un tiempo prolongado una evolución creciente o decreciente. En este caso, se aprecia claramente que en la primera parte que conforman los años 1998 a 2008, tiene una tendencia lineal positiva y en la segunda parte la tendencia es nula o mínimamente decreciente.

- Estacionalidad

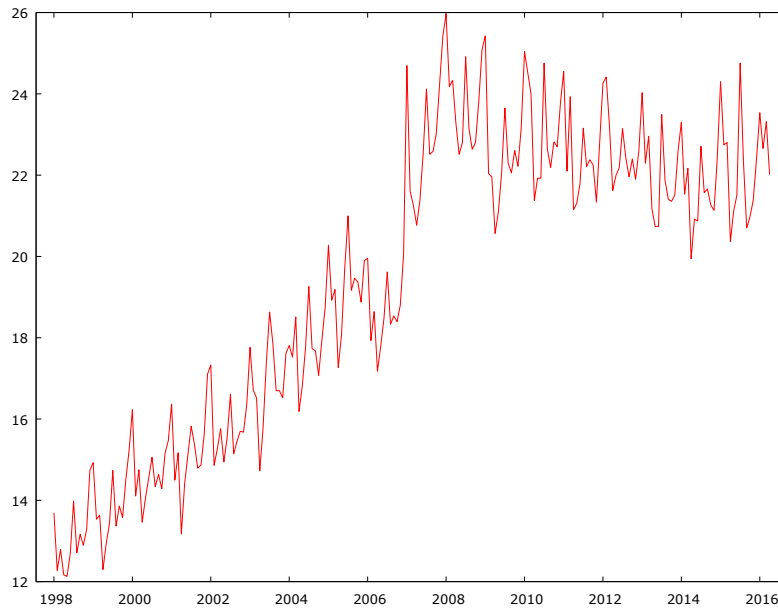
Hay estacionalidad cuando una serie se ve influenciada por factores estacionales dentro de un año, es decir, en el mismo periodo en sucesivos años el comportamiento de la serie se repite, pero no es así en distintos periodos del mismo año. En nuestro gráfico de secuencia, se aprecia claramente este fenómeno, ya que el pico de producción de electricidad está todos los años en el mes de enero, mientras que los picos negativos siempre se encuentran en el mes de abril.

- Estacionariedad en media

Decimos que hay estacionariedad en media cuando los datos fluctúan alrededor de un valor constante (media de la serie), es decir, el gráfico de secuencia tiene una apariencia horizontal. En nuestra serie temporal, y sin entrar a analizar más en profundidad de lo que nos permite el análisis visual de la serie, podríamos decir que hay algo de estacionariedad en el periodo comprendido entre los años 2008 y 2016, en ningún caso en la primera mitad de la gráfica.

- Comportamiento cíclico

Se da este patrón cuando el gráfico de series temporales presenta subidas y bajadas que no tiene un comportamiento fijado, es decir, no se repite, más o menos, el mismo dibujo cada año o cada lustro o cada siglo. Esta es su principal diferencia con el comportamiento estacional. Considero que el periodo temporal con el que estamos trabajando en nuestra serie no es lo suficientemente amplio como para apreciar comportamientos cíclicos, aun así, es apreciable el cambio de tendencia a partir del año 2008, por lo tanto y diciéndolo con mucha cautela podríamos decir que se aprecia un comportamiento cíclico causado por el inicio de la crisis económica.

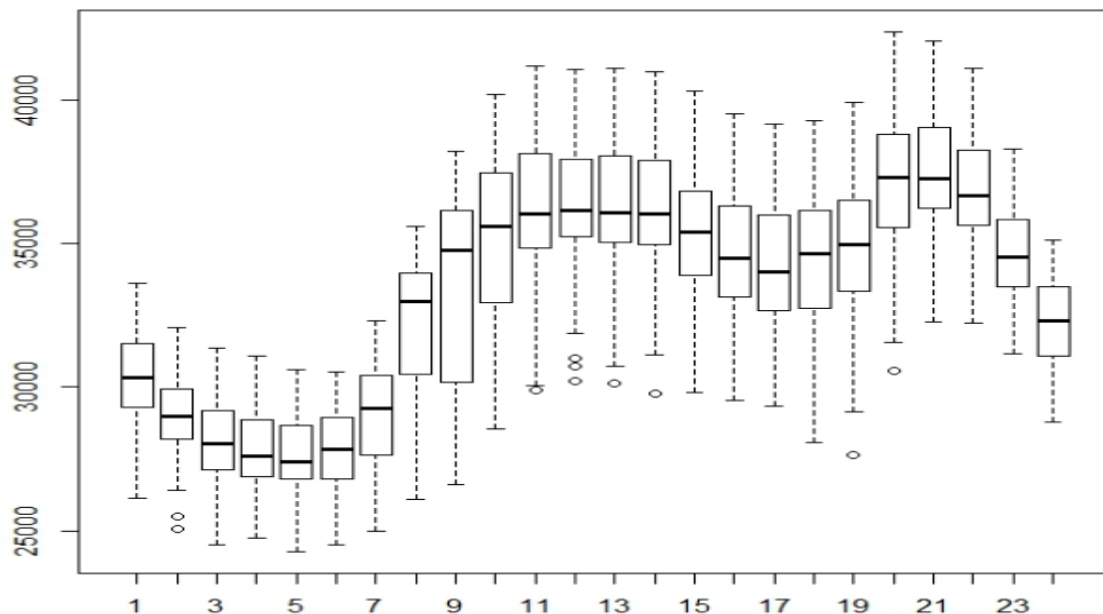


Fuente: Elaboración propia

2.1.2. Datos horarios

Con esta base de datos trataremos de analizar si la nueva tasa horaria impuesta en el año 2015 ha afectado al consumo total de electricidad o ha cambiado los hábitos de consumo de este producto energético.

A continuación podemos observar el gráfico de secuencia para cada periodo, en él se analiza la producción de electricidad a lo largo de las 24 horas de un día durante todos los días del año 2016. Podemos observar claramente como en las horas de la madrugada es cuando menos producción de electricidad hay, conforme avanza la mañana la producción



Fuente: elaboración propia

aumenta de manera importante hasta alcanzar el máximo sobre las dos de la tarde a la hora de la comida. A lo largo de la tarde la producción desciende algo, y a la noche a la hora de la cena es cuando alcanza el máximo diario sobre las 9 de la noche. A partir de ahí la producción desciende de manera muy importante hasta alcanzar el mínimo diario en la madrugada. El consumo de electricidad tiene un gráfico de secuencia prácticamente idéntico, por lo que podemos ver como consumo y producción van de la mano.

Al igual que con los datos mensuales, esta base de datos está compuesta por dos variables, la producción de la energía y el precio final. Ambas variables nos indican la cantidad de electricidad producida y el precio final medio de la electricidad a cada hora de cada día de un mes en concreto, en este caso los meses de febrero de los años 2015 y 2016. Para la creación de esta base de datos no hemos tenido los mismos problemas que con la anterior, ya que solo se necesitaba información de los años mencionados, que los hemos encontrado en la página web de la Comisión Nacional del Mercado y la Competencia (CNMC). Parte de la información que proporciona este organismo está dada en modo horario, por lo que se adecua perfectamente a nuestras necesidades y el trabajo de recopilación de los datos ha sido mucho menor. Aunque si se ha invertido algo de tiempo en dotarle a las páginas Excel donde teníamos la información un formato específico para luego poder trabajar cómodamente con nuestro software.

Como ya hemos comentado en el punto anterior, la primera tarea a realizar es la del análisis visual de los datos mediante el gráfico de secuencia. El siguiente gráfico de series temporales representa la electricidad en MWh producida en España a cada hora de cada día del mes de febrero del año 2016. Tras una primera observación, vemos como el comportamiento de cada día del mes en términos de producción de energía, es idéntico, siendo lo único destacable los descensos en producción de los días 6, 7, 13, 14, 20, 21, 27 y 28. Estos días son todos los sábados y domingos de febrero del 2016 lo que nos lleva a la sencilla conclusión de que la producción de energía los fines de semana disminuye considerablemente. Al igual que con los datos mensuales, observaremos el comportamiento de esta serie temporal mediante el análisis de la tendencia, estacionalidad, estacionariedad y comportamiento cíclico.

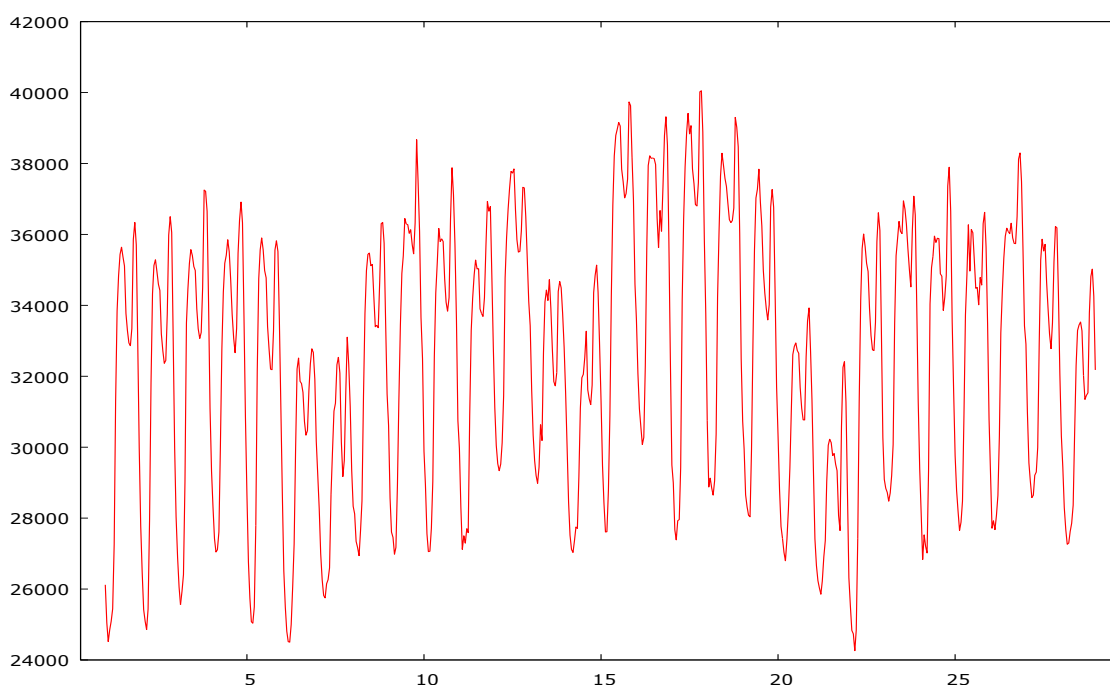
La tendencia, es horizontal ya que aunque haya mucha volatilidad en la producción diaria, no hay evoluciones crecientes o decrecientes considerables durante el periodo.

En esta gráfica de secuencia de los datos horarios, se observa perfectamente cómo se da el fenómeno de la estacionalidad, ya que en el mismo periodo en sucesivos días, el comportamiento de la serie se repite. Sin entrar todavía en un análisis más profundo

podemos suponer que los dos picos de producción que hay en cada uno de los días se da al mediodía y a la noche sobre la hora de la cena, puesto que es a esas horas cuando los hogares mas electricidad consumen.

Como ya sabemos por lo comentado en el análisis de la base de datos mensual, la estacionariedad en media se da cuando los datos fluctúan alrededor de la media de la serie, por lo que el grafico de series temporales tiene apariencia horizontal. En este caso es evidente que hay estacionariedad ya que aunque haya fuertes fluctuaciones, siempre se dan dentro de un mismo intervalo lo que le da apariencia horizontal a la gráfica.

Para poder observar si hay comportamiento cíclico o no, el intervalo temporal que debe cubrir la serie temporal debe de ser bastante amplio, en este caso es solamente de un mes, algo insuficiente como para observar si se da este patrón de comportamiento o no.



Fuente: elaboración propia

2.1.3. Software utilizado

Para el tratamiento de nuestros datos hemos utilizado tres software diferentes, y todos vistos y trabajados a lo largo del grado.

El primero y más básico de todos, es la hoja de cálculo de Excel, en el que hemos agrupado todos los datos obtenidos de nuestras fuentes de información y donde hemos realizado todos los cambios de unidades necesarios y todas aquellas tareas necesarias para poder trabajar cómodamente con los software más sofisticados.

Otro de los programas utilizados ha sido el software econométrico Gretl. Este programa ha sido utilizado en la asignatura de Econometría, cursada en el segundo cuatrimestre del

segundo año del grado de ADE. Gretl nos permite importar datos que se encuentran en la hoja de cálculo Excel, lo que nos facilita mucho el análisis y tratamiento de los datos. Además, este programa nos permite realizar infinidad de pruebas con nuestros datos de un modo muy sencillo, proporcionándonos respuestas muy validas para la consecución de nuestros objetivos. De este software hemos obtenido la mayoría de gráficos, y respuestas utilizadas en este trabajo.

Pero Gretl tiene algunas limitaciones que hemos tenido que suplir con R, que es otro software estadístico que ha sido utilizado en diferentes asignaturas. El programa R es uno de los más utilizados en materia de análisis de datos, investigación biomédica y matemáticas financieras. Además, tiene la posibilidad de cargar paquetes con funcionalidades de cálculo lo que le hace ser un software mucho más extenso y completo. Precisamente, uno de esos paquetes que se le pueden cargar ha sido el utilizado para llegar a donde Gretl no nos lo permitía. En concreto el paquete utilizado ha sido R commander, que ya lo habíamos visto en asignaturas del grado como Estadística I y Estadística II. R commander nos ha permitido obtener los componentes estacionales de las variables analizadas y los modelos ARIMA que mejor se ajustan a cada una de ellas. Más tarde explicaremos en profundidad lo que son los componentes estacionales y los ARIMA.

2.2. Metodología estadística

Para analizar nuestras bases de datos utilizaremos tres metodologías diferentes, análisis clásico, algoritmos de predicción y ARIMA apoyándonos para ello en [9]. A continuación, daremos pinceladas del fundamento teórico de cada una de las metodologías para entender el funcionamiento de cada una de ellas, dejando el procedimiento matemático que subyace a estos métodos a la labor automatizada del software.

2.2.1. Análisis clásico o métodos de descomposición

Como ya hemos visto en el punto anterior, en una serie temporal se distinguen distintos patrones de comportamiento. Los métodos de descomposición dicen que los valores de una serie temporal son el resultado de integrar dichos patrones de comportamiento. Según esta metodología, el valor de la serie temporal resulta de integrar los siguientes cuatro componentes:

- Tendencia (T_t): Representa la evolución a largo plazo de la serie.
- Factor cíclico (C_t): Son fluctuaciones a medio plazo en torno a la tendencia.
- Estacionalidad o componente estacional (E_t): Son oscilaciones a corto plazo de la serie alrededor de la tendencia.

- Movimiento irregular (I_t): Son variaciones de la serie no recogidas por las anteriores. Tienen carácter residual, y se le puede denominar como componente aleatorio ((\mathcal{E}_t) pequeños efectos accidentales).

En el análisis clásico se postula que \mathcal{E}_t es una sucesión de variables aleatorias incorreladas, con media cero y varianza constante que se distribuyen normalmente, a lo que se le denomina ruido blanco. El concepto de ruido blanco es indispensable a la hora de validar un modelo, ya que para aceptar un modelo las perturbaciones deben ser ruido blanco.

En definitiva, una serie temporal (Y_t) está compuesta por los patrones de comportamiento más el componente aleatorio, y el análisis clásico de series temporales trata de aislar esos componentes.

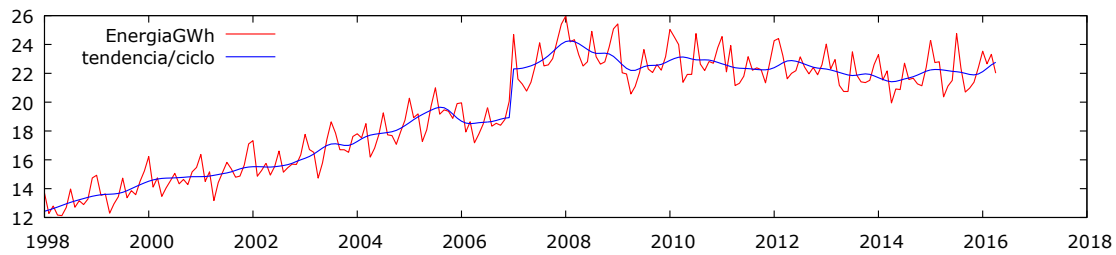
Los métodos de descomposición son utilizados en la actualidad por entidades de la talla de el Banco de España y el Census Bureau, que es el equivalente estadounidense al Instituto Nacional de Estadística (INE) español. En este trabajo hemos trabajado con programas diseñados por estas entidades como el TRAMO-SEATS y el X12-ARIMA. El método X12ARIMA equivale al método clásico, pero proyecta los datos hacia el pasado y el futuro con el objetivo de no perder datos, como ocurre en el método clásico. Esta proyección se realiza utilizando un método ARIMA, que posteriormente explicaremos de qué trata. Estos dos programas son muy sencillos de utilizar ya que al instalarlos aparecen directamente en GRETL y no hay más que pinchar en su pestaña para que haga un análisis X12 ARIMA o TRAMO-SEATS de la variable seleccionada.

Por lo tanto el análisis clásico se puede expresar de la siguiente manera:

$$Y_t = f(T_t, C_t, E_t, I_t)$$

El primer problema al que nos enfrentamos es el de determinar qué esquema se ajusta mejor a nuestra serie, el multiplicativo o el aditivo. Lo primero que debemos hacer es un análisis visual del gráfico de secuencia. En casos extremos es fácil identificar cuál es el esquema de integración. En el modelo aditivo los efectos cíclicos y estacionales se suman y por lo tanto las oscilaciones alrededor de la tendencia siempre son parecidas. En cambio, en el modelo multiplicativo, conforme cambia la tendencia, los efectos cíclicos van aumentando conforme avanza la serie.

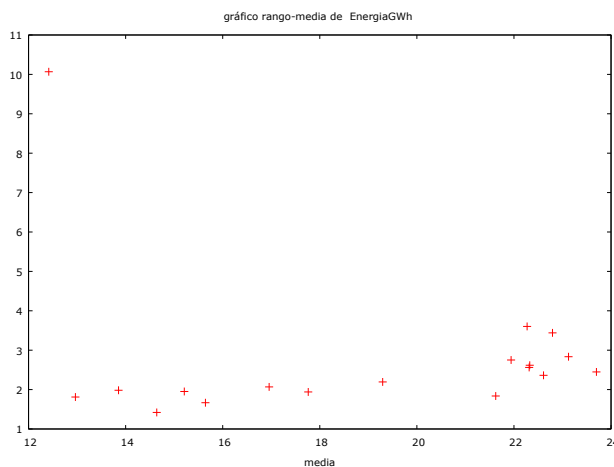
El análisis clásico de la variable producción de energía lo hemos realizado mediante el paquete descargado X12ARIMA y este es uno de los gráficos que hemos obtenido.



Fuente: elaboración propia

En este gráfico se marca la tendencia al mismo tiempo que la serie temporal y se puede apreciar como las oscilaciones a lo largo de todo el marco temporal son muy parecidas respecto de la tendencia. Por lo tanto podemos decir que nos encontramos ante un modelo aditivo.

Otro de los métodos para saber si el esquema de esta serie es multiplicativo o aditivo, es mediante el gráfico rango-media. En el caso de que el modelo sea aditivo, el gráfico debe mostrar un comportamiento semejante de la desviación típica conforme a la evolución de la

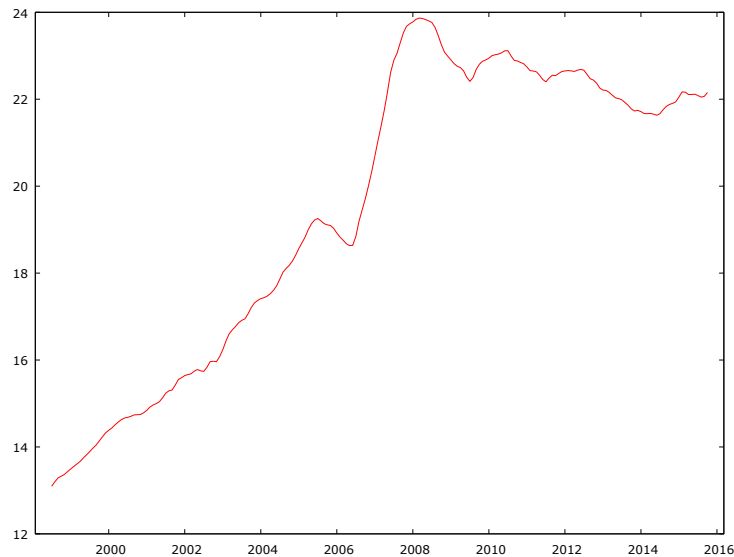


Fuente: elaboración propia

serie, pero si es multiplicativo, el aumento o descenso de la desviación debe de ser claro. En este caso podemos ver claramente como conforme evoluciona la serie, no se aprecia un aumento significativo en la desviación, por lo que con el método del gráfico rango-media también diríamos que se trata del método aditivo.

Una vez decidido que nuestro modelo es aditivo, hay que centrarse en la estimación de la tendencia. Para ello, trabajaremos con medias móviles, que son medias aritméticas que toman un valor para cada momento del tiempo, y no entran en su cálculo todas las observaciones.

Esta gráfica representa la serie mensual de datos de producción de electricidad, esta mas suavizada que la serie original y se considera como la tendencia local de la serie. Vemos claramente como hasta el año 2006 la tendencia en la producción es alcista pero a partir de ese año y hasta el 2016 la tendencia cambia estancándose o incluso siendo decreciente.



Fuente: elaboración propia

También es necesario estimar la estacionalidad mediante un sencillo proceso de desestacionalización. El primer paso es realizar las medias móviles o estimación de la demanda que ya lo hemos realizado en el punto anterior. Después hay que obtener los índices brutos de variación estacional restando la serie de medias móviles a la serie original. Posteriormente, se necesita obtener los índices de variación estacional sin normalizar que se consiguen mediante la media de los índices brutos de variación estacional para cada estación. A continuación es necesario normalizar los índices mediante un promedio de los índices anteriores de modo que su suma sea cero. Por último, hay que desestacionalizar la serie mediante la resta de los índices normalizados a la serie original. De este modo la serie ya está preparada para poder realizar predicciones. Cabe recordar que este proceso es para series de esquemas aditivos, en los multiplicativos este proceso sufre pequeñas variaciones. Todo este proceso de desestacionalización, como hemos comentado anteriormente, lo hacen automáticamente programas como el X12-ARIMA o el TRAMO-SEATS por lo que no es necesario realizar estas operaciones manualmente.

2.2.2. Algoritmos de predicción

Estos métodos proporcionan una serie temporal de pronósticos aplicando una fórmula. Esta fórmula proporciona un pronóstico para el instante t mediante un promedio ponderado entre todos los datos anteriores al instante t . Las ponderaciones generalmente decrecen hacia el pasado de forma exponencial y por esa razón también se denomina método de alisado exponencial.

La mayor ventaja que tienen estos métodos algorítmicos es que son muy sencillos de aplicar, y aunque haya métodos más sofisticados que éste, cuando se deben ajustar muchas series y realizar predicciones, entonces son cuando resultan más adecuados. Hay muchos

métodos de alisado y según los patrones de comportamiento de la serie, utilizaremos uno u otro.

En los algoritmos de predicción encontramos dos métodos diferentes, los de promedio (promedio simple y medias móviles asimétricas) y los de alisado exponencial, siendo estos últimos los más utilizados y en los que nos apoyaremos para el análisis de nuestras series. Los métodos de suavizado exponencial que consideramos en este trabajo son los siguientes:

- Alisado exponencial simple: El pronóstico para cualquier instante posterior a N+1 es el mismo valor. Este método es adecuado cuando los datos no presentan ni tendencia ni estacionalidad.

$$S_{t+1} = S_t + \alpha(Y_t - S_t) = \alpha Y_t + (1-\alpha)S_t, \quad 0 < \alpha < 1 \quad S_1 = Y_1$$

- Método lineal de Holt: Este método asume que la serie que interesa pronosticar tiene tendencia lineal.

$$0 < \alpha < 1, \quad 0 < \beta < 1$$

$$L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad L_1 = Y_1 - \frac{1}{2} b_{11}$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad b_{11} = \frac{Y_N - Y_1}{N-1}$$

Por tanto, la serie de pronósticos es $\{S_t\}$, con $S_t = L_t + b_{1t}$, $t = 2, 3, \dots, N, N+1$

El pronóstico para cualquier instante posterior a N es:

$$\hat{Y}_{N+m|N} = L_N + b_{1N}m$$

- Método de Holt-Winters: Este algoritmo es el más adecuado cuando tenemos datos con estacionalidad y se puede aplicar tanto esquemas de tipo aditivo como de multiplicativo. Este método lo forman tres ecuaciones, una que ajusta el nivel de la serie, otra que ajusta la pendiente de la tendencia y otra que ajusta el valor de los factores estacionales.

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{C_{t-k}} + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1}$$

$$C_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1-\gamma)C_{t-k}$$

A partir del instante N el pronóstico es:

$$: S_{N+m} = (S_N + b_{1N}m) C_{N,K+m}$$

Como hemos comentado antes, cada algoritmo es mejor para un cierto comportamiento de la serie teniendo en cuenta la tendencia y la estacionalidad. La clasificación de Pegel nos ayudara a seleccionar que algoritmo de predicción se ajusta mejor a nuestra serie temporal.

Tendencia/Estacionalidad	<i>NO hay efecto</i>	<i>Aditiva</i>	<i>Multiplicativa</i>
<i>NO hay (horizontal)</i>	Promedio -AES		
<i>Lineal</i>	Holt	Holt-Winters	Holt-Winters
<i>Exponencial</i>			

Nuestra serie al ser lineal aditiva, el método que deberemos usar será el de Holt-Winters.

2.2.3. ARIMA

Los modelos ARIMA (procesos autorregresivos integrados de medias móviles) son procesos estadísticos que relacionan el valor actual de una serie, Y_t , con valores y perturbaciones del pasado. Por tanto, no incorpora otras variables del entorno, supone que la historia de la serie es suficiente para explicar su comportamiento, por lo que se encuadra en los modelos univariantes de series temporales que actúan como “caja negra”.

Los ARIMA tienen una notación específica que consideramos que es necesario explicarla antes de entrar en el análisis.

- AR: La parte del AR, proceso autorregresivo, se refiere a los datos del pasado que influyen en el valor actual de la serie.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \text{AR}(1)$$

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t \rightarrow \text{AR}(2)$$

...

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \rightarrow \text{AR}(p)$$

- MA: La parte MA, proceso de medias móviles, se refiere a las perturbaciones del pasado que influyen en el valor actual de la serie.

$$Y_t = -\theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \text{MA}(1)$$

$$Y_t = -\theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t \rightarrow \text{MA}(2)$$

...

$$Y_t = -\theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \rightarrow \text{MA}(q)$$

- ARMA: Es el proceso en el que tanto las perturbaciones como los valores pasados de la serie influyen en el valor actual.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \text{ARMA}(1,1)$$

...

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \rightarrow \text{ARMA}(p,q)$$

- ARIMA: Finalmente, un proceso ARIMA es aquel en el que la serie en estudio no es la original, sino una transformación en diferencias de la original. Estas transformaciones en diferencias consisten en restar a cada valor el anterior. Se puede diferenciar más de una vez, por lo tanto diferenciar dos veces significa diferenciar la diferenciada y así sucesivamente.

$$W_t = Y_t - Y_{t-1} \quad W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \rightarrow \text{ARIMA}(p, 1, q)$$

$$W_t = Y_t \text{ diferenciada } d \text{ veces} \rightarrow \text{ARIMA}(p, d, q)$$

Los modelos ARIMA son una familia de modelos, y al igual que con los algoritmos de predicción, pretendemos encontrar aquel modelo que más se aproxime a nuestra serie temporal. Como primer paso debemos ver si nuestra serie temporal es estacionaria, si no lo es tendremos que manipular la serie mediante la diferenciación comentada anteriormente o tomando logaritmos ya que los modelos ARIMA son estacionarios. Posteriormente, mediante procedimiento gráfico, buscaremos los modelos ARIMA que más se aproximan a la serie en estudio, es decir, debemos determinar p y q.

2.3. Competición:

Uno de los apartados más atractivos del trabajo es el que vamos a presentar a continuación. En el punto anterior hemos analizado algunas de las metodologías estadísticas más utilizadas a la hora de hacer predicciones. La idea de este punto del trabajo es hacer una especie de competición entre los tres métodos de predicción estudiados, el método clásico, el algorítmico y el ARIMA. Esta competición la realizaremos para las dos bases de datos disponibles, la mensual y la horaria, y en ambas con la variable de producción de electricidad. Para ello abriremos dos nuevos archivos Excel, uno para cada base de datos, y en ellos tendremos los mismos datos mensuales y horarios que en las originales pero con 10 y 24 datos menos respectivamente, es decir, haremos las predicciones sin los últimos 10 meses en el caso de la primera base de datos y sin las últimas 24 horas de la segunda. Nuestra intención es hacer las predicciones de producción de electricidad de los meses de julio 2015 a abril 2016 (10 meses) y de las 24 horas del día 29 de febrero de 2016 y compararlos con los datos reales que hemos retirado del análisis para ver cuál de las técnicas de predicción se acerca más a los datos reales que disponemos.

Las competiciones son habituales en el campo de la predicción, en concreto en [9] se hace una descripción de la misma.

La Primera competición la realizaremos con la base de datos mensual. En ella intentaremos predecir la cantidad de electricidad en GWh producida en España en los meses que van de julio del año 2015 (incluido) a abril del año 2016. Para ello retiramos esos datos reales de la

hoja Excel y los compararemos con las predicciones que obtendremos de los 3 métodos de predicción utilizados en este trabajo para ver cuál de ellas hace una mejor predicción. La competición comenzara con la predicción de estos diez meses mediante el análisis clásico, para ello utilizaremos los programas estadísticos R y GRETL. En el programa R, mediante la carga del paquete R-commander, y la posterior descomposición de la serie, hacemos la predicción para los próximos 10 periodos y obtenemos los resultados que se muestran en la tabla que encontraremos unas líneas más abajo. Más tarde, realizamos la predicción mediante el método algorítmico también en R y mediante el paquete R-commander. La serie mensual con la que estamos trabajando es lineal y aditiva, por lo que fijándonos en la tabla de Pegel, concluimos que el algoritmo de predicción que mejor se ajusta a nuestra serie temporal es el de Holt-Winters, y con ese método es con el que realizamos la predicción. Para finalizar con esta primera competición, necesitamos las proyecciones al futuro con el método ARIMA. Escribimos en la ventana de R-commander la función “auto.arima” y en la ventana de resultados nos aparece el ARIMA que más se ajusta a nuestro modelo, que en el caso de esta serie es el de (1, 1, 0) (2, 0, 0). A continuación hacemos la predicción de 10 periodos para nuestra serie con el ARIMA que acabamos de obtener recibiendo las proyecciones que aparecen en la posterior tabla.

Mes	Datos reales	Predicciones analisis clasico		Predicciones metodo logaritmico		Predicciones ARIMA	
	Energía (GWh)	Predicción GWh	Diferencia	Predicción GWh	Diferencia	Predicción GWh	Diferencia
jul-15	24,756	24,666	0,090	23,129	-1,627	22,787	-1,969
ago-15	22,349	24,623	-2,274	21,642	-0,707	22,027	-0,322
sep-15	20,702	24,65	-3,948	21,753	1,051	21,935	1,233
oct-15	20,972	24,617	-3,645	21,793	0,821	21,827	0,855
nov-15	21,381	24,69	-3,309	22,017	0,636	21,853	0,472
dic-15	22,393	24,788	-2,395	23,289	0,896	22,55	0,157
ene-16	23,536	24,924	-1,388	24,46	0,924	23,308	-0,228
feb-16	22,658	24,903	-2,245	22,562	-0,096	22,375	-0,283
mar-16	23,315	24,956	-1,641	22,344	-0,971	22,592	-0,723
abr-16	22,011	25,003	-2,992	20,849	-1,162	21,276	-0,735
	224,073		23,927		8,891		6,977
			10,68%		3,97%		3,11%

Fuente: elaboración propia

Para medir la capacidad predictiva de las diferentes técnicas, compararemos las predicciones obtenidas con los datos originales. Con cada una de las técnicas añadimos una columna en la que se aprecian la diferencia entre la predicción y la original y sumaremos esas diferencias en valor absoluto. Posteriormente, calcularemos cuanto supone la suma de las diferencias en valor absoluto respecto del total de los datos reales, obteniendo así las desviaciones de las predicciones.

Tras analizar y comparar la predicciones de los métodos clásico, algorítmico y ARIMA con los datos reales que nos habíamos guardado anteriormente, podemos concluir que en este caso el modelo que mejores predicciones nos ha ofrecido es el ARIMA ya que la desviación media de las proyecciones sobre los datos reales a sido solo del 3.11%. De igual manera, creo conveniente comentar que la desviación en las predicciones del método algorítmico ha sido del 3.97%, ligeramente superior a las del ARIMA por lo que podemos calificar esta proyección como muy buena. En cambio, las proyecciones realizadas con el método clásico nos han sido de tanta calidad como las dos anteriores ya que la desviación media sobre los datos reales ha sido del 10.68%.

Así pues damos por ganador de esta primera competición al método de predicción ARIMA aunque seguida muy de cerca por el método algorítmico.

La segunda competición por ver cuál de los métodos es más fino en su predicción la haremos con la base de datos horaria. Como en la anterior hemos retirado datos de la hoja Excel, en este caso los últimos 24 referidos a las producciones de electricidad en las 24 horas del día 29 de febrero del año 2016. Intentaremos predecir la cantidad en MWh producida en España en cada hora del citado día y lo compararemos con los datos reales para ver que método nos hace mejores proyecciones al futuro con este nuevo conjunto de datos.

Como en la primera competición comenzaremos por el análisis clásico, el procedimiento es el mismo y tras la descomposición de la serie obtenemos los resultados que se muestran en la posterior tabla. Posteriormente realizamos las predicciones con los métodos logarítmicos.

En este caso también nos encontramos con una serie temporal aditiva y lineal por lo que siguiendo las indicaciones de la tabla de Pegel, es necesario que hagamos un análisis Holt-Winters en el que obtenemos las proyecciones hacia futuro que aparecen en la tabla.

Para finalizar con esta segunda competición de predicciones, necesitamos las proyecciones con el método ARIMA. Al igual que en la competición anterior, con la función “auto.arima” obtenemos el ARIMA que mejor se ajusta a nuestra serie temporal, que en este caso en el $(1, 1, 0)$ $(1, 0, 0)$, y con el realizamos la proyecciones para obtener las predicciones de los próximos 24 momentos.

Día-hora	Datos reales	Predicciones analisis clasico		Predicciones metodo logaritmico		Predicciones ARIMA	
	E. final MWh	Predicción MWh	Diferencia	Predicción MWh	Diferencia	Predcción MWh	Diferencia
29/02/2016	29.450,150	32043,83	-2593,68	30456,2	-1.006,050	30745,773	-1.295,623
29/02/2016	28.576,245	32042,10	-3465,86	28981,44	-405,195	30054,957	-1.478,712
29/02/2016	27.834,290	32040,39	-4206,10	27904,13	-69,840	29184,388	-1.350,098
29/02/2016	27.923,043	32038,69	-4115,65	27334,82	588,223	28713,293	-790,250
29/02/2016	28.277,561	32036,99	-3759,43	27000,38	1.277,181	28404,492	-126,931
29/02/2016	28.460,330	32035,31	-3574,98	27094,88	1.365,450	28433,465	26,865
29/02/2016	30.027,384	32033,67	-2006,29	28295,17	1.732,214	28683,107	1.344,277
29/02/2016	32.453,958	32032,06	421,90	30632,45	1.821,508	28860,511	3.593,447
29/02/2016	34.823,208	32030,43	2792,78	32282,5	2.540,708	29251,233	5.571,975
29/02/2016	36.571,374	32028,78	4542,59	34079,86	2.491,514	30764,225	5.807,149
29/02/2016	37.236,090	32027,12	5208,97	35195,94	2.040,150	32236,842	4.999,248
29/02/2016	37.208,283	32025,44	5182,84	35934,14	1.274,143	32985,237	4.223,046
29/02/2016	37.547,576	32023,75	5523,83	36257,5	1.290,076	33104,813	4.442,763
29/02/2016	37.255,169	32022,07	5233,10	36649,27	605,899	33174,457	4.080,712
29/02/2016	36.628,723	32020,35	4608,37	36294,95	333,773	32987,594	3.641,129
29/02/2016	36.313,753	32018,65	4295,10	35636,36	677,393	32036,395	4.277,358
29/02/2016	35.489,588	32016,95	3472,64	34994,31	495,278	31530,686	3.958,902
29/02/2016	35.831,281	32016,26	3815,02	34724,82	1.106,461	31620,805	4.210,476
29/02/2016	34.557,691	32013,59	2544,10	34972,1	-414,409	31677,226	2.880,465
29/02/2016	37.281,989	32011,96	5270,03	37054,6	227,389	33382,527	3.899,462
29/02/2016	37.159,907	32010,28	5149,63	37586,26	-426,353	34167,399	2.992,508
29/02/2016	36.892,871	32008,58	4884,29	36838,98	53,891	34326,199	2.566,672
29/02/2016	35.620,563	32006,83	3613,73	34693,11	927,453	33749,115	1.871,448
29/02/2016	32.356,235	32005,07	351,17	32236,23	120,005	32182,113	174,122
	811.777,262		90632,07		23.290,556		69603,64
			11,16%		2,87%		8,57%

Fuente: elaboración propia

La medición de la capacidad predictiva de las técnicas es la misma a la utilizada en el caso anterior.

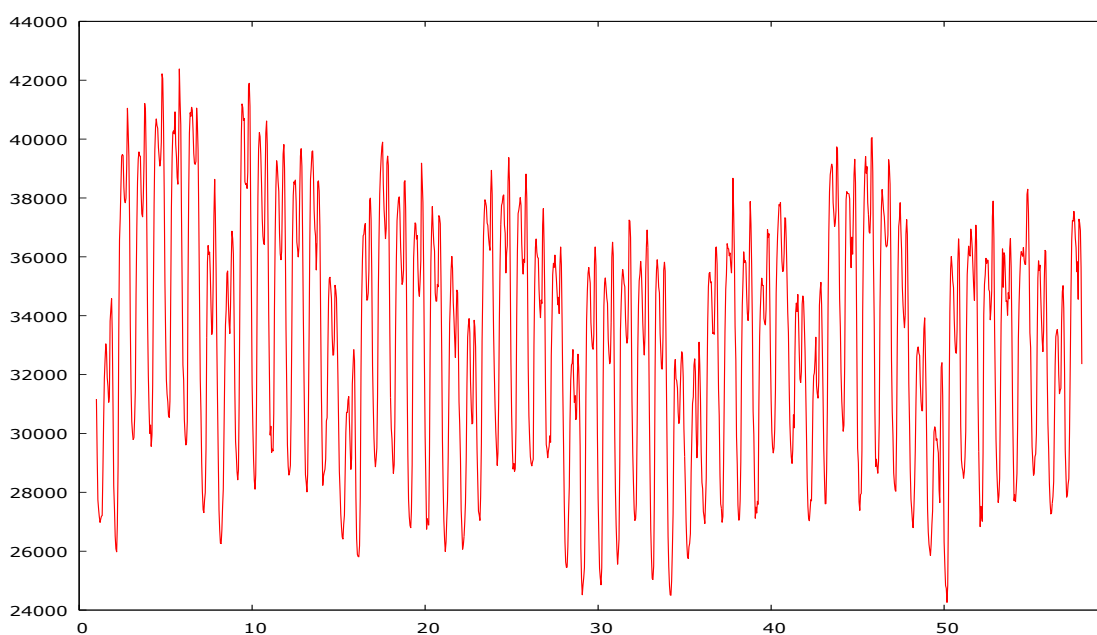
Tras analizar en profundidad la información obtenida y tras comparar las predicciones de los métodos clásicos algorítmicos y ARIMA con los datos reales, vemos que en este caso el modelo que mejor se ajusta y, por lo tanto, el que mejores predicciones nos ha entregado, ha sido el algorítmico. Con este método, la variación media de las predicciones respecto de los datos reales en la producción de electricidad por hora ha sido del 2.87%, un porcentaje muy bajo por lo que podemos decir que la aproximación a la realidad ha sido muy buena. Las otras dos proyecciones hacia el futuro no han sido de la misma calidad ya que con el método ARIMA, la variación respecto de la realidad ha sido del 8.57% y en el clásico del 11.16%.

Por lo tanto, una de las conclusiones más obvias es que no hay un método de predicción mejor que otro, sino que depende de las predicciones que haya que hacer hay unos que se ajustan mejor que otros. En nuestros dos ejemplos hemos podido comprobar que para cada uno de ellos era mejor un método que otro.

Otra de las conclusiones que podemos sacar de esta competición es la de que parece que el análisis clásico no da tan buenos resultados como el ARIMA y el algorítmico, ya que en ninguno de los ejemplos a podido bajar del 10% de desviación respecto de los datos reales.

2.4 Comparación:

Otro de los objetivos que nos habíamos marcado en este trabajo es el analizar si la tasa horaria que se impuso en el recibo de la luz ha hecho cambiar el comportamiento de los consumidores en cuanto al consumo de electricidad. Para ello compararemos datos de los meses de febrero de los años 2015 y 2016 ya que la tasa entro en vigor de forma obligatoria en septiembre del 2015. Consideramos que para febrero del 2016 ya ha pasado suficiente tiempo desde su implantación como para observar si ha causado cambios en los hábitos de consumo. Suponemos que este cambio no ha influido tanto en el consumo total de energía, pero si puede que haya afectado a los momentos en los que se consume esa electricidad, y esos es lo que vamos a intentar averiguar mediante tres análisis diferentes. Antes de entrar en estos tres análisis, crearemos un grafico de secuencia en el que estarán los datos de producción de electricidad de los meses de febrero de ambos años, para ver si así se observa algún cambio claro en el comportamiento de los consumidores.



Fuente: elaboración propia

Hemos realizado un grafico de secuencia con los datos de los dos febreros para ver si podíamos observar algún cambio en el comportamiento, pero a tenor de lo que se ve en la gráfico no parece que haya algún cambio significativo en el comportamiento de los consumidores, ya que la evolución en el consumo no muestra grandes cambios de un febrero a otro. Para saber a ciencia cierta si ha habido un cambio estructural en el comportamiento de los consumidores en cuanto al consumo de electricidad, realizaremos tres análisis diferentes.

2.4.1 Análisis 1

En este primer análisis utilizaremos el test de Wilcoxon. Este test entra dentro de la estadística no paramétrica, que estudia los modelos estadísticos que pueden definir su distribución. Al ser un test no paramétrico, usa la mediana para establecer la hipótesis, y se resta a cada valor el de la mediana. Posteriormente se calculan los rangos de las diferencias en valor absoluto y mediante la suma de los rangos de diferencias positivas se calcula el estadístico de Wilcoxon.

El primero de los análisis que realizaremos, será un contraste de hipótesis entre los componentes estacionales de los dos febreros para determinar si son significativamente diferentes o no. Si detectamos diferencias en los componentes estacionales obtenidos de los febreros de 2015 y 2016, estaremos ante cambios en los hábitos de consumo. Para ello, en el programa estadístico R obtenemos los componentes estacionales de cada uno de los dos meses mediante la fórmula “decompose”. A continuación creamos una nueva hoja Excel con la información que acabamos de obtener y la cargamos en el programa R-commander. En él, realizamos un test no paramétrico como es el de Wilcox para muestras pareadas. Tras realizar el contraste de hipótesis y al obtener un p-valor de 0.8115, no rechazamos la hipótesis nula ya que el p-valor obtenido es mayor a 0.05. Por lo tanto concluimos que al 95% de confianza no hay cambios en el comportamiento estacional entre los dos meses analizados causados por la implantación de la tasa horaria.

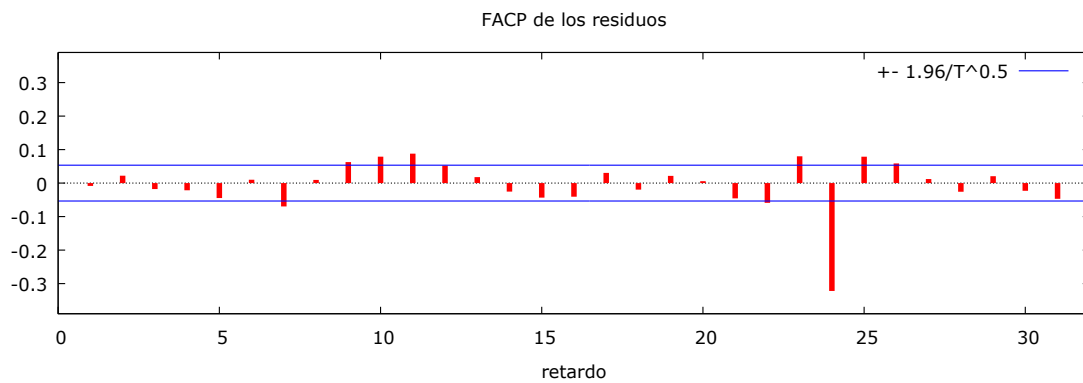
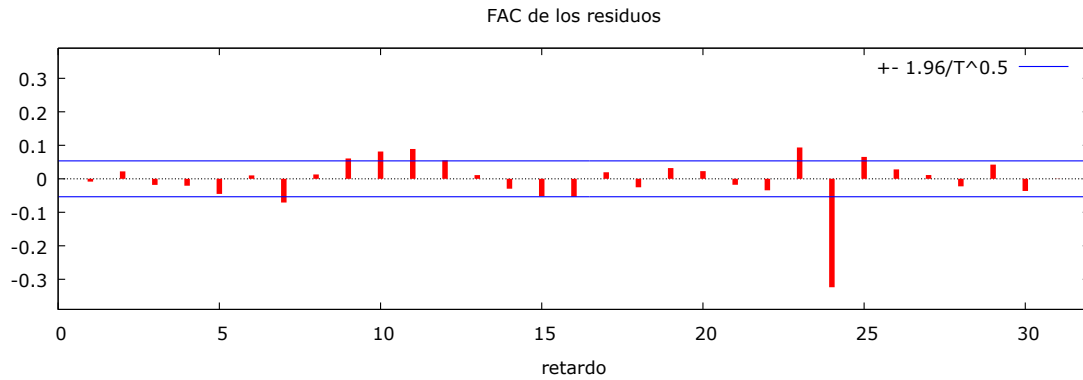
Dentro de este primer análisis consideramos oportuno realizar la misma prueba que la efectuada pocas líneas más arriba, pero en vez de realizar el contraste de hipótesis entre los componentes estacionales, lo realizaremos entre las medias de consumo en cada hora. Para ello hemos tenido que calcular la media de consumo de cada hora de todo el mes de febrero de 2015 y lo mismo para 2016, es decir, obtener la media en el consumo en la hora 1 con los datos de consumo de las horas 1 de los 28 días que tiene febrero de 2015 y realizar la misma operación para cada hora de ambos meses. Tras obtener las medias realizaremos el contraste de hipótesis de la misma manera que con los componentes estacionales, aunque esta vez lo que queremos determinar es si ha habido un cambio en el nivel de consumo total. Tras realizar el test no pareado de Wilcox, hemos obtenido un P-valor de prácticamente 0, por lo que al ser menor que 0.05 rechazamos la hipótesis nula al 95% de confianza y se concluye que sí ha habido un cambio en el consumo total entre los dos meses analizados ya que las medias son significativamente diferentes.

2.4.2. Análisis 2

En este segundo análisis, utilizaremos la intervención para ver si ha habido un cambio de comportamiento entre los dos meses que estamos analizando. Para ello, juntaremos en una misma hoja Excel los datos horarios sobre producción de electricidad de los febreros de 2015 y 2016. Una vez incorporada esta base de datos a GRETL, crearemos una variable ficticia de rango observación a la que denominaremos “intervención”. Esta nueva variable diferenciará los datos de febrero de 2015 con el valor 0 y los de 2016 con el valor 1. Una vez creada esta variable realizaremos un modelo de mínimos cuadrados ordinarios con la variable “intervención” y con la variable de producción de energía. En los resultados obtenidos cabe destacar que el coeficiente de la variable “intervención” es de -1293.29 MWh lo que quiere decir que el modelo ha detectado una diferencia de esta cantidad entre los dos meses con los que estamos trabajando, siendo la de febrero de 2016 menor que la de 2015.

Con los residuos obtenidos, ajustamos un ARIMA de manera automática. De este modo obtenemos un modelo con un ARIMA de $(2, 0, 0)$ $(2, 0, 2)$. Pero este modelo está muy poco simplificado ya que hemos obtenido demasiado parámetros, por lo que intentaremos reducir estos parámetros afectando lo menos posible al modelo. El modelo simplificado es bueno al principio, pero sus residuos no son ruido blanco debido a la estacionalidad semanal que no se captura y complica el análisis. Como ya hemos explicado anteriormente, analizar el ruido blanco es muy importante a la hora de validar un modelo, por lo que en este caso no podemos validar el modelo del todo.

Para ver si el modelo es ruido blanco o no, es necesario analizar el correlograma de los residuos. Las variables que constituyen un ruido blanco deben ser incorreladas entre sí, por lo que al analizar el gráfico de residuos del modelo, las barras tienen que estar dentro del intervalo para poder decir que el modelo es un ruido blanco. El posterior gráfico es el correlograma de nuestro modelo simplificado, y en él se puede apreciar claramente como esas barras de las que hablábamos antes se salen del intervalo marcado, por lo que no podemos aceptar el ruido blanco de nuestro modelo.



Fuente: elaboración propia

Hemos intentado crear modelos simplificados en los que se aceptase el ruido blanco y en todos ellos el coeficiente de intervención nos salía negativo, queriendo decir que el consumo en febrero de 2016 era menor que en el mismo mes de 2015. Pero no hemos conseguido obtener el ruido blanco, siendo este es el modelo que más se ha acercado. Por lo tanto, al no cumplirse esta condición, no podemos afirmar los resultados obtenidos de que ha habido un cambio de estructura respecto al consumo de electricidad entre los dos meses analizados.

2.4.3. Análisis 3

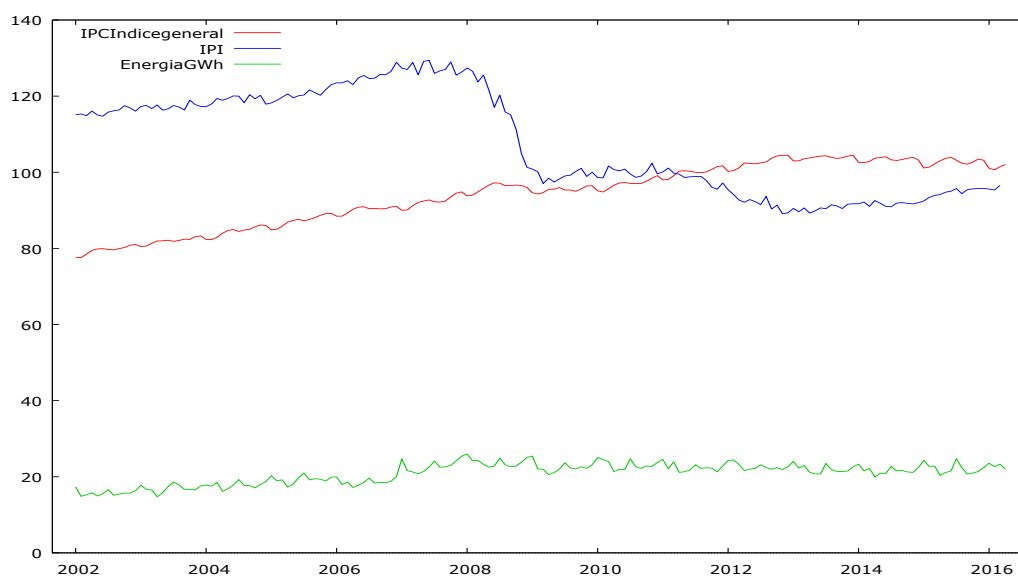
El último de los análisis que realizaremos para ver si la tasa horario a provocado un cambio en el comportamiento de los consumidores es el test de CHOW. En primer lugar hay que dividir la muestra en dos submuestras, que en nuestro caso se dividirá al finalizar febrero de 2015. Además de la estimación inicial, hay que hacer dos nuevos modelos, uno de cada una de las submuestras, obteniendo así tres errores diferentes de los tres modelos realizados. Utilizando estos errores, se realiza un contraste de hipótesis, para el que el estadístico se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$F_{(k, n_1+n_2-2k)} = \frac{(e'e - (e_1'e_1 + e_2'e_2))/k}{(e_1'e_1 + e_2'e_2)/(n_1 + n_2 - 2k)}$$

En nuestro caso, construimos un modelo básico con la variable “energía final en MWh” con datos de los dos meses de febrero. GRETL, al montar un modelo, te da la opción realizar varios contrastes de hipótesis, y uno de ellos es el CHOW, y con él, intentaremos ver si ha habido un cambio estructural entre febrero de 2015 y febrero de 2016. En este contraste la hipótesis nula refleja que no ha habido un cambio estructural mientras que la hipótesis alternativa reflejaría que si lo hay. El p-valor es prácticamente cero, por lo que al ser menos que el nivel de significación que es 0.05 se rechaza la hipótesis nula a un nivel de confianza del 95%. Esto quiere decir que el modelo ha detectado un cambio de estructura y por lo tanto un cambio en el comportamiento de los consumidores en febrero del 2016 respecto al mismo mes del año anterior. Este resultado nos sirve para ratificar el resultado obtenido con el test de wilcoxon sobre medias ya que ambos intentan determinar si ha habido un cambio en el consumo de total de electricidad y ambos la respuesta ha sido idéntica.

2.5. Cointegración:

Otra de las conclusiones a la que queremos llegar es si variables como el PIB, IPI, IPC,... pueden afectar a la producción de electricidad. Para ello Compararemos los datos mensuales que tenemos sobre producción de electricidad con información obtenida de la pagina del Instituto Nacional de Estadística (INE) como el índice de producción industrial y el índice de precios al consumo. En esta fuente de información solo nos ofrecen datos del IPC a partir del año 2002 por lo que el análisis será entre enero de 2002 y marzo de 2016.



Fuente: elaboración propia

Observando el gráfico de series temporales entre el IPI el IPC y la producción de energía no parece que haya cointegración entre el índice de producción industrial o el índice de precios al consumo con la producción de electricidad. Pero hay que hacer un estudio más en profundidad para poder llegar a conclusiones.

Dos series se encuentran cointegradas cuando no necesitan ser diferenciadas para obtener la estacionariedad, para ello es necesario encontrar un valor de β de manera que $Y_t - \beta X_t$ resulte ser una serie estacionaria. Cuando dos series se encuentran cointegradas, la regresión realizada entre ellas tiene sentido y no da lugar a relaciones vacías entre las series.

El contraste más sencillo de cointegración es el de Durbin-Watson en él se plantea el siguiente modelo: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$,

Se calcula el estimador Durbin-Watson y el valor de R^2 . Si este valor es alto, indicando un alto grado de relación lineal entre los datos de la muestra, y DW es próximo a cero indicando un alto grado de autocorrelación entre los residuos, significa que las series no se encuentran cointegradas. El valor crítico de DW para que haya o no cointegración es 0.386 a un nivel de significación del 5%, si el valor DW es mayor a su valor crítico, aceptamos la cointegración y si es menor la rechazamos. Para ver si hay cointegración entre la serie índice de precios al consumo y producción de electricidad, realizamos un modelo de mínimos cuadrados ordinarios entre ellas dos. En este modelo obtenemos un valor DW de 0.43773 por lo que al ser mayor que el valor crítico, (0.386) aceptamos la cointegración entre estas dos series. Sin embargo, al hacer el mismo procedimiento pero con la serie índice de producción industrial, obtenemos un DW de 0.035573 por lo que no aceptaremos la cointegración entre el IPI y la producción de electricidad.

Pero a veces el contraste de Durbin-Watson no es todo lo preciso que nos gustaría que fuera, por lo que para estos casos sería necesario realizar el contraste de Dicky-Fuller aumentado.

$$\hat{Y}_t - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{1t} = \hat{u}_t.$$

Donde \hat{u} representan los residuos del modelo original estimado por mínimos cuadrados ordinarios.

$$\Delta \hat{u}_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \theta_i \Delta \hat{u}_{t-i} + \varepsilon_t$$

En el contraste Dicky-Fuller hay evidencias de una relación cointegrante si la hipótesis de raíz unitaria no se rechaza por las variables individuales y si la hipótesis de raíz unitaria se rechaza para los residuos de la regresión cointegrante. En el caso de la relación entre las variables IPC y producción de electricidad podemos decir con un nivel de significación del 95% que se acepta la raíz unitaria y que por lo tanto no hay cointegración entre estas dos

variables ya que el p-valor asintótico toma un valor de 0.6605 en el contraste de Dicky-Fuller sobre los residuos.

En cuanto a la relación entre las variables IPI y producción de electricidad, la conclusión sería la misma que con el IPC ya que el valor p asintótico que obtenemos tras realizar el contraste de Dicky-Fuller sobre los residuos del modelo es de 0.4643 mayor que 0.05 por lo que se acepta raíz unitaria y por lo tanto las variables analizadas no están cointegradas.

3. CONCLUSIONES

- a) El sector energético es muy importante en el PIB de un país y, en particular, el consumo eléctrico ya que no es solo el efecto directo que tiene en la economía, sino que realiza una labor de multiplicación con los demás sectores.
- b) Las energías renovables van ocupando un papel cada vez más importante en la generación de energía eléctrica en detrimento del carbón que hasta hace poco era la fuente de energía primaria más utilizada
- c) El mercado eléctrica predice con un día de antelación los precios del kw según la hora del día del consumo.
- d) Hay gran cantidad de datos cuantitativos tanto de producción como de precio en el mercado eléctrico, lo que da pie al análisis con técnicas de series temporales.
- e) Producción y consumo presentan gráficos de secuencia similares porque van de la mano, eso se debe a que es un bien no almacenable y se cuenta con mucho histórico para adecuar ambas variables.
- f) Los datos diarios son muy estacionales en horas y en días de la semana (laborales frente a festivos), no lo son los datos mensuales de producción (o consumo).
- g) La tendencia en la producción fue creciente hasta el comienzo de la crisis, a partir del año 2007 esa tendencia al alza desaparece llegando incluso a ser negativa.
- h) Capacidad predictiva del modelo ARIMA y del modelo algorítmico. Claramente han sido las dos mejores técnicas de predicción. Es cierto que no podemos decir que una técnica de predicción sea para todos los casos mejor que otra, pero analizando los datos obtenidos en este trabajo queda claro que tanto el ARIMA como los métodos algorítmicos han hecho unas predicciones de bastante mejor calidad que las realizadas mediante el análisis clásico.
- i) El cambio a facturación por tramos horarios no ha producido un cambio de hábitos (de componentes estacionales) pero sí un cambio en el consumo que se ha trasladado en horas: se ve tanto en el test de Chow como el contraste Wilcoxon de medias. En el análisis de intervención los resultados obtenidos son idénticos a lo contrastado por Chow y Wilcoxon

en el caso de las medias, pero al no conseguir un modelo con residuos ruido blanco, no podemos validar los resultados obtenidos mediante el análisis de intervención.

j) Podría aceptarse en un análisis básico que hay cointegración entre el IPI y la producción de energía. La regresión realizada entre ellas tiene sentido y no da lugar a relaciones bacías entre las series estas dos series. Pero al realizar el contraste de Dicky-Fuller, que es un análisis más completo que el de Durbin-Watson con el que hemos obtenido cointegración entre las dos variables, vemos que no podemos aceptar la cointegración. Lo mismo ocurre entre las variables IPC y producción de energía, por lo que concluimos que ni el IPI ni el IPC afectan de forma significativa a la variable producción de electricidad.

4. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Asociación Española de la Industria Eléctrica. Sector eléctrico. Recuperado el 22 de marzo de 2016. Sitio web: <http://www.unesa.es/sector-electrico>
2. Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia. Precios del mercado de producción de energía eléctrica. Recuperado el 4 de abril de 2016. Sitio web: <https://www.cnmc.es/es-es/energ%C3%ADa/energ%C3%ADael%C3%A9ctrica/mercadomayorista.aspx>
3. El oligopolio de los mercados energéticos y petrolero en España. En *mundodelaempresa.blogspot*. Disponible en <http://mundodelaempresa.blogspot.com.es/2012/12/entorno-el-oligopolio-del-mercado.html>
4. Energía y sociedad. Las claves del sector energético. Recuperado el 24 de abril de 2016 de <http://www.energiaysociedad.es/ficha/5-3-contribucion-del-sector-electrico-y-gasista-a-la-sociedad>
5. Gallego, Cristóbal y Victoria, Marta. (2012). Entiende el Mercado Eléctrico. En *El observatorio crítico de la energía*. Recuperado el 10 de abril de 2016 de http://observatoriocriticodelaenergia.org/files_download/Entiende_el_mercado_electrico.pdf
6. Instituto Nacional de Estadística. Índice de precios al consumo. Recuperado el 3 de mayo de 2016 de <http://www.ine.es/jaxiT3/Tabla.htm?t=10013&L=0>
7. Instituto Nacional de Estadística. Índice de producción industrial. Recuperado el 3 de mayo de 2016 de <http://www.ine.es/jaxiT3/Tabla.htm?t=3442&L=0>
8. Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía. Memoria anual año 2013. Recuperado el 27 de abril de 2016 de

http://www.idae.es/uploads/documentos/documentos_Memoria_IDAE_2013_4c4855ac.pdf

9. Makridakis, S. Wheelwright, S. Hyndman, R. (1998) *Forecasting. Methods and Applications (3rd edition)*.
10. Maugard, J. (2015) ¿Sabes cómo funciona el mercado eléctrico mayorista en España? En *Energía info*. Recuperado el 3 de abril de 2016 de <http://www.energia-info.es/2015/10/08/mercado-electrico-mayorista-espana/>
11. Ministerio de Industria Energía y Turismo. Energía eléctrica, estructura del sector. Recuperado el 24 de marzo de 2016. Sitio web: <http://www.minetur.gob.es/energia/electricidad/Paginas/sectorElectrico.aspx>
12. Ministerio de Industria Energía y Turismo. Energía eléctrica, estructura del sector. Recuperado el 24 de marzo de 2016. Sitio web: <http://www.minetur.gob.es/energia/electricidad/Paginas/Index.aspx>
13. Ministerio de Industria Turismo y Comercio. El sector eléctrico. Recuperado el 22 de marzo de 2016. Sitio web: <http://www6.mityc.es/aplicaciones/energia/electricidad/sector/sector.htm>
14. Operador del Mercado Ibérico Español. Reglas de funcionamiento. Recuperado el 24 de marzo de 2016. Sitio web: <http://www.omie.es/inicio/normativa-de-mercado/reglas-omie>
15. Operador del Mercado Ibérico Español. Histórico de ficheros. Recuperado el 4 de abril de 2016. Sitio web: <http://www.omie.es/aplicaciones/datoshist/datoshist.jsp>