



UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

INGENIERÍA INDUSTRIAL

**ANÁLISIS Y PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL
PETRÓLEO. UNA APROXIMACIÓN BASADA EN
MODELOS ARIMA.**

Madrid

Octubre 2015

M^a Paloma Simancas Cuevas

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Contenido

1. INTRODUCCIÓN	5
1.1 Resumen.....	5
1.2 Estructuración del trabajo.....	6
1.3 Motivación	6
2. EL MERCADO DEL PETROLEO	7
2.1 Características generales e importancia económica.....	7
2.2 Combustibles derivados del petróleo	8
2.3 Crudos de referencia	10
2.3 Historia analítica del precio del petróleo	11
2.4 Métodos de extracción del petróleo.....	15
3. LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL PETROLEO POR ORGANISMOS INTERNACIONALES.....	17
3.1 Agencia Internacional de la Energía.....	17
3.2 OPEP	17
3.3 Fondo Monetario Internacional.....	18
3.4 Banco Mundial	21
4. MODELOS ARIMA.....	21
4.1 Introducción a los modelos ARIMA.....	22
4.2 Modelo autorregresivo (AR).....	22
4.3 Modelo de media móvil (MA)	23
4.4 Modelos autorregresivos de medias móviles (ARMA).....	24
4.5 Modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles (ARIMA).....	24
4.6 Metodología Box Jenkins en Modelos ARIMA	24
4.7 Test de Dickey-Fuller aumentado.....	26
4.8 Método ingenuo y la U de Theil	27
5. LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL PETROLEO BASADA EN MODELOS ARIMA.....	29
5.1 Recogida de datos	29
5.2 Representación gráfica de la serie	30
5.3 Transformación previa de la serie.....	36
5.4 Eliminación de la tendencia	36
5.5 Identificación efectiva del modelo.....	41
5.6 Estimación de los coeficientes del modelo	47

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

5.7 Análisis detallado de los residuos	52
5.8 Selección del modelo	68
5.9 Predicciones	76
6. CONCLUSIONES	80
7. REFERENCIAS	¡Error! Marcador no definido.
8. IMÁGENES	83

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

1. INTRODUCCIÓN

A partir de un amplio estudio del mercado del petróleo, se analizará el comportamiento de su precio y se realizarán tres casos de estudio, la serie diaria de precios de cierre, las series de máximos y mínimos diarios y la serie de máximos y mínimos mensuales.

1.1 Resumen

El tema principal de este proyecto es el petróleo, realizándose inicialmente un estudio de sus características, utilidades, formas de extracción e historia, y posteriormente un análisis basado en series temporales, más concretamente en los modelos ARIMA, con los que se tratará de ajustar un modelo que permita realizar predicciones a futuro de su precio.

El petróleo es una sustancia compuesta por una mezcla de hidrocarburos que se produce en el interior de la tierra por la transformación de la materia orgánica acumulada en sedimentos del pasado geológico y que se extrae mediante la perforación de pozos.

Su principal utilidad es como materia prima para la obtención de carburantes, pero también se usa para muchas otras aplicaciones como por ejemplo la fabricación de plásticos.

Hasta hace un par de años los principales productores de petróleo eran los países miembros de la OPEP, Organización de Países Exportadores de Petróleo, pero desde hace unos años y debido a los altos precios que había alcanzado esta materia prima se empezaron a utilizar nuevas técnicas de extracción de petróleo que convirtieron a Estados Unidos en un importante competidor para la OPEP.

De todos los tipos de petróleo este proyecto se centrará en el Brent, ya que esta variedad es la que cotiza en la bolsa de Londres y la referencia para Europa. Para la realización de los análisis y predicciones no se ha utilizado una única serie si no que se analizarán tres tipos de serie:

-Precios de cierre diarios: Esta serie contiene la información del precio con el que se negocia el Brent al cierre del mercado cada día.

-Precios máximos y mínimos diarios: Esta serie contendrá el máximo/mínimo al que se negocie el crudo cada día.

-Precios máximos y mínimos mensuales: Esta serie es similar a la anterior pero con la diferencia de que solo se cogerá un dato al mes que corresponderá con el máximo/mínimo al que se haya negociado en todo ese mes.

Estas series se caracterizan por ser muy erráticas ya que existen numerosos factores externos que influyen en el precio de este commodity como puede ser:

- Demanda.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

- Oferta, capacidad de extracción y refino.
- Cotización del dólar.
- Situación y conflictos geopolíticos.
- Especulación.

Para la realización de estos análisis aplicare los modelos de series temporales ARIMA, que son modelos estadísticos autoregresivos que permiten predecir los valores de una variable en función de sus valores pasados sin necesidad de ninguna otra información de variables auxiliares o relacionadas. Una vez realizado el análisis y obtenido los posibles modelos válidos me basaré en el estadístico U de Theil (1966) para decidir cual realiza mejores predicciones y la calidad de estas.

1.2 Estructuración del trabajo

Este proyecto está estructurado en dos partes muy claramente diferenciables, una introducción acerca del petróleo y sus características principales y posteriormente un análisis econométrico basado en los modelos ARIMA.

La primera parte a su vez se puede subdividir en dos, una parte de descripción del crudo, en la que se describe sus principales características, utilidades, formas de extracción y una breve descripción de los ciclos por los que ha pasado el precio del petróleo a lo largo de su historia, y otra en la que se ha realizado una investigación sobre las predicciones que realizan los principales organismos internacionales y cuál es su visión del mercado de este commodity en los próximos meses o incluso años.

Para la parte econométrica se ha realizado primero una introducción teórica de los conceptos que se van a aplicar y tras esta introducción se ha sido la metodología Box Jenkins para realizar el análisis.

1.3 Motivación

La elección de este proyecto se debe a dos motivos: el primero la importancia económica de esta materia prima y lo presente que esta últimamente el tema del precio del petróleo en la sociedad tras la fuerte caída de su cotización a finales de 2014.

La segunda es que este proyecto aunaba dos de mis grandes intereses, por una parte la ingeniería, ya que el petróleo, su extracción, comercialización y utilidades están muy relacionados con este sector, y por otra parte la economía y los mercados, con el carácter econométrico de este trabajo.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

2. EL MERCADO DEL PETROLEO

En este punto debido a la creciente importancia y relevancia que esta el petróleo durante los últimos años se ha querido analizar este producto y los derivados que provienen de él así como la evolución histórica que ha tenido su precio y sus causas.

2.1 Características generales e importancia económica

El petróleo es una de las materias primas (también llamadas commodities) más importantes a nivel mundial, no solo por su uso extendido en la sociedad, sino también por su influencia en la economía, puede influir en el PIB de países, cotizaciones de bolsa, etc. Por ello el objeto de este proyecto es la predicción del precio del petróleo.

El petróleo es una sustancia que se formó partir de grandes cantidades de pequeños animales, protozoos y algas, acumulados hace millones de años en los fondos de los océanos, lagos y ríos. A gran profundidad, bajo capas de sedimentos y a lo largo de mucho tiempo, las altas temperaturas, presiones, y los microorganismos los transformaron en lo que conocemos hoy.

El petróleo está formado principalmente por hidrocarburos, que son compuestos de hidrógeno y carbono, en su mayoría parafinas, naftenos y aromáticos. Junto con cantidades variables de derivados saturados homólogos del metano (CH_4). Su fórmula general es C_nH_{2n+2} . Además de hidrocarburos, el petróleo contiene otros compuestos que se encuentran dentro del grupo de orgánicos, entre los que destacan sulfuros orgánicos, compuestos de nitrógeno y de oxígeno. Las proporciones de estos elementos en su composición dependen de donde se encuentre el petróleo.

Normalmente, el petróleo se encuentra en estratos subterráneos, mezclado con agua y con gas (muchas veces se les llama yacimientos o reservorios). Cuando se extrae, se separa y al petróleo que queda se le llama crudo.



Figura 1. Torres para la extracción de petróleo. (Fuente: <http://www.aprendenergia.fundacionrepsol.com>)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En muy raras ocasiones el petróleo como tal se utiliza como combustible, si no que es la fuente de energía primaria con la que se fabrican la gasolina, el gasóleo y muchos otros combustibles fósiles. Además de cómo materia prima para la fabricación de combustibles el petróleo tiene muchas otras aplicaciones como la fabricación de plásticos o de algunos tipos de aceite. Hay tantas sustancias que se fabrican a partir del petróleo y que usamos constantemente, que sin él nuestro mundo, tal como lo conocemos ahora, no podría existir, por eso, el precio del petróleo es muy importante para la economía mundial.

En el año 2000, los combustibles fósiles (petróleo, gas natural y carbón) representaron alrededor del 75% del total de la energía primaria consumida en el mundo, teniendo una ponderación más elevada el petróleo.

Actualmente, según los cálculos hechos hasta ahora, las reservas mundiales conocidas se agotarían en menos de 40 años, si el ritmo de consumo no varía.

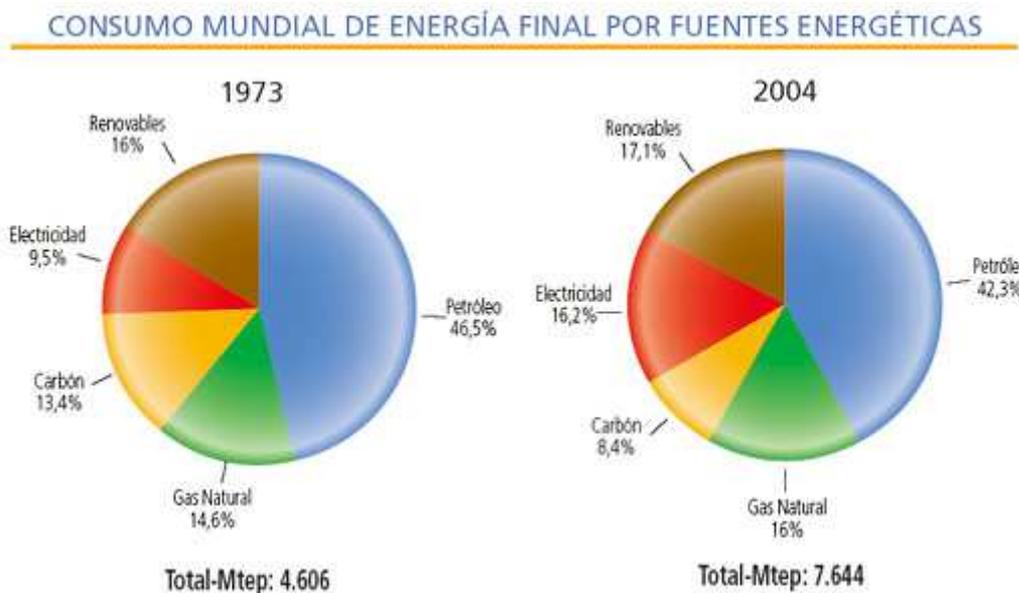


Figura 2. Consumo de energía por fuente primaria (Fuente: "www.foronuclear.org")

2.2 Combustibles derivados del petróleo

Los combustibles derivados del petróleo son una fuente de energía secundaria, se fabrican a partir del petróleo. Algunos de los derivados más comunes son:

- Gasolina y gasóleo: Se utilizan como combustible en los coches, autobuses y motos.
- Queroseno: Se suele usar para los motores de reacción de los aviones.
- Butano y propano: Útil en muchas industrias y para calefacciones o cocinas de algunas casas.
- Fuelóleo: También para industrias, calefacciones y para el agua caliente de grandes edificios.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Las fábricas de estos combustibles se llaman refinerías. Estas fábricas, mediante muchos procesos basados en temperatura y en química, consiguen transformar el petróleo crudo, en toda esta variedad de productos. A grandes rasgos, las refinerías hacen cuatro tipos de proceso.



Figura 3. Refinería de Puertollano. (Fuente: "<http://www.aprendenergia.fundacionrepsol.com>")

Primero, el petróleo crudo, o sea, tal como se extrae del yacimiento, se separa en una serie de fracciones de hidrocarburos, de las más densas a las más ligeras. Esto se hace en una torre de destilación. La parte inferior de la torre está caliente y llena de petróleo. El calor hace que las sustancias más ligeras se evaporen y vayan ascendiendo. Cuanto más arriba, más fría está la torre. Esto hace que los vapores se vayan condensando en unos recipientes colocados cada cierta altura.

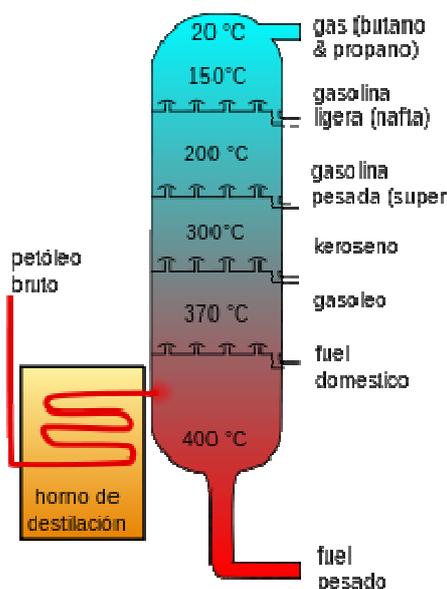


Figura 4. Torre de destilación de petróleo. (Fuente: Wikipedia)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Después, algunas de estas fracciones se purifican. A continuación, parte de las fracciones más pesadas se someten a procesos que las convierten en ligeras.

Con estos tres procesos habremos conseguido una variedad de sustancias, algunas más densas que otras. Las sustancias más ligeras serán propano y butano, y ya podrán usarse como combustible directamente. Las otras nos servirán de ingredientes para fabricar las sustancias que todos conocemos: gasolina, gasóleo, etc. Esto se consigue mezclándolas en las condiciones y proporciones adecuadas. A este último proceso se le llama blending.

2.3 Crudos de referencia

Existen varios tipos de crudo en todo el mundo, pero los cuatro que principalmente sirven de precio de referencia son el Brent, el West Texas Intermediate o WTI, el Dubái y la cesta OPEC. A pesar de que el proyecto se centrará sobre todo en el primer tipo citado a continuación trataré de explicar las diferencias entre esta variedad y el WTI, las dos más sonadas en los últimos meses.

Empezaré por aclarar qué es el Brent. Es la mezcla de quince tipos de crudo procedentes de una región del mar del Norte situada entre Noruega y Reino Unido, pero que pertenece al último. Este campo petrolífero fue descubierto por Shell-Esso en 1971. Se trata de un petróleo de alta calidad que se dice que es dulce y ligero, lo que significa que tiene bajo contenido en azufre y baja densidad haciéndolo muy apropiado para producir gasolina, queroseno y gasóleo, que son los derivados del petróleo más demandados.

He elegido este tipo de petróleo para basar mi proyecto ya que es el que cotiza en la bolsa de Londres y es sobre el que se referencian los precios del crudo en los mercados europeos.

El WTI es el petróleo extraído en Texas y Oklahoma, en Estados Unidos. La calidad de este crudo es superior a la del Brent, en cuanto a que es más dulce y ligero, por lo que su refinado para obtener combustible es todavía más fácil. A pesar de ello, el precio del barril de WTI no tiene por qué ser superior al de Brent y, de hecho, suele ser al contrario. El motivo es que el precio viene determinado por otros factores más allá de su calidad como crudo, como el tipo de cambio euro-dólar o la situación de los países de la OPEP.

Si el Brent marca el precio de referencia para Europa, en Estados Unidos, los precios del crudo se establecen en base al WTI.

El precio del crudo se mide en barriles y se expresa siempre en dólares, esta medida es una medida simbólica y no quiere decir que actualmente el petróleo se traslade en barriles. La palabra barril ha quedado como unidad de medida y equivale a 42 galones americanos o 159 litros.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

2.3 Historia analítica del precio del petróleo

En el precio del petróleo influyen numerosos factores, de ahí la dificultad para predecir su precio. Algunos de los más importantes son:

- Demanda, suele ir bastante ligada a la situación económica.
- Oferta, capacidad de extracción y refino.
- Situación geopolítica y las posibles incidencias que puedan surgir.
- Cotización del dólar
- Especulación de los mercados.

A continuación se realizará un análisis de cómo estos factores ha ido influenciando a lo largo de la historia en la cotización de esta materia prima:

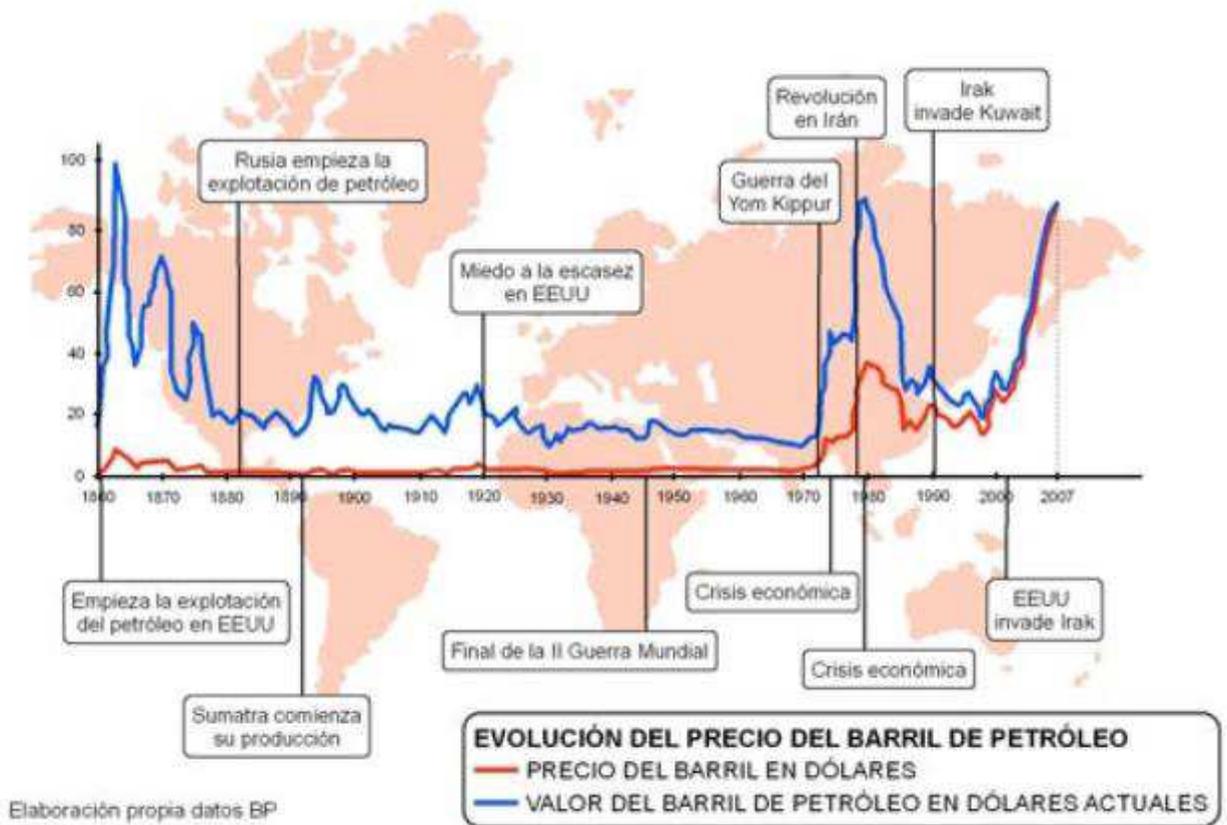


Figura 5. Evolución del precio del barril de petróleo (Fuente: BP)

La industria del petróleo no es de origen reciente, pero el estatus actual del petróleo como componente integral de la política, sociedad y tecnología tiene sus raíces en los primeros años del siglo XX. La invención del motor de combustión interna fue la principal influencia en el auge de la importancia del petróleo.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

CRISIS DEL PETROLEO DE 1979

La Crisis del petróleo de 1979 se produjo debido a dos motivos, la revolución iraní, en la que números trabajadores de las refinerías de este país se declaran en huelga reduciendo la producción de 6 millones de barriles diarios a 1,5, y la Guerra de Irán-Irak. El precio del petróleo se multiplicó por 2,7 desde mediados de 1978 hasta 1981. La crisis del 79 vuelve a ser una crisis de reducción de la oferta.

En la segunda mitad de los 80 el transporte hizo modificar la demanda de fuel, creando una reestimulación de la misma en los países de la OCDE. Este fue un aumento importante por la relevancia doméstica, la cual no había mostrado pesos significativos hasta el momento. Esto hizo aumentar la dependencia de la OCDE a pesar de los elevados precios y la baja eficiencia, lo que hizo que se mejoraran tanto la diversidad de productos ofrecidos como la eficiencia energética. Del total de la demanda de petróleo, en 1980, el 40% era por parte del transporte y en 2005 representó el 55%.

La producción de petróleo proviene de un pequeño grupo de países (principalmente de los países de la OPEP del Medio Oriente y Rusia) con enormes reservas de éste. Dado que la demanda de petróleo en esta época aumentó y el proceso de extracción no se podía acelerar, el mercado de petróleo se convirtió en un Monopolio u Oligopolio, ya que los países poseedores de éste podrían a partir de entonces imponer altos precios gracias a su fuerte poder de mercado.

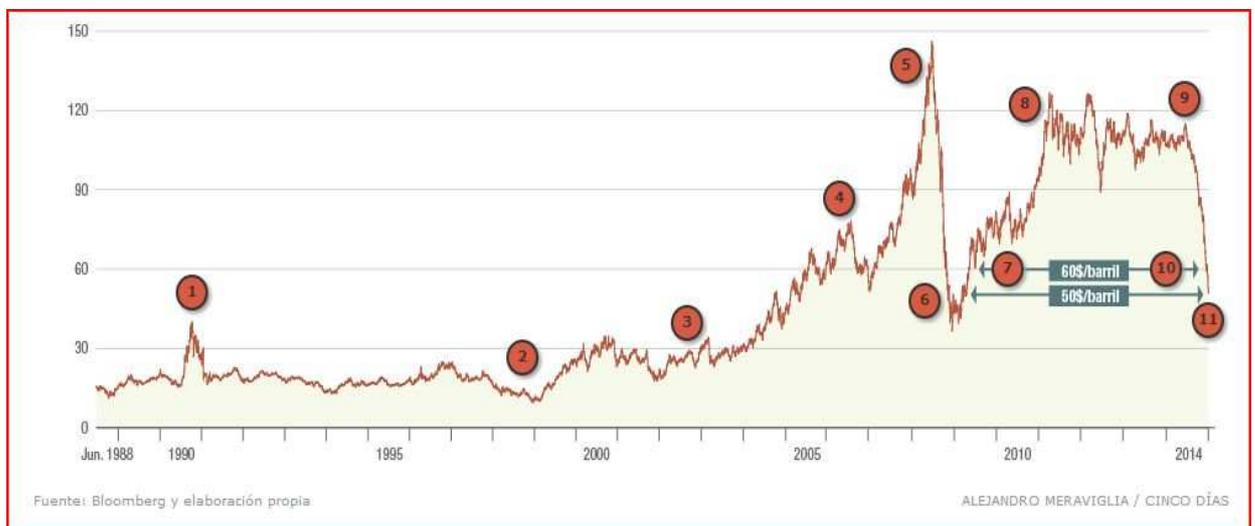


Figura 7. Evolución de petróleo reciente. (Fuente: Cinco Días)

En la imagen se puede observar cual ha sido la evolución del petróleo más reciente, los principales acontecimientos que han influenciado en el precio de esta materia prima son en los últimos años son:

1. 9 de octubre de 1990: El barril de Brent se dispara hasta los 40 dólares motivado por la guerra del golfo.
2. 1997-98: La crisis financiera en Asia oriental hunde los precios del crudo.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Burbuja de precios 2004-2008

La burbuja del precio del petróleo comienza a finales de 2003 (punto 3) debido a la inestabilidad política en varios países productores, este año tiene lugar la invasión de Irak. En 2006 (punto 4) se produce un incremento de la demanda, tiene lugar la crisis de los misiles con Corea del Norte y la guerra de Irak y Líbano. Esta burbuja llega a superar los 100\$ por primera vez en 2008, y alcanza un máximo histórico de 146\$ el 3 de julio de dicho año, muchos analistas achacan esta gran subida a la especulación en el mercado de futuros.

Ruptura de la burbuja en 2008

En julio de 2008 estalla la burbuja del petróleo con el comienzo de la crisis mundial que se inicia en Estados Unidos y rápidamente se expande al resto de países industrializados. Se produce una brusca caída del precio del petróleo debido a una reducción en la demanda motivada por la entrada en recesión de múltiples países y la crisis crediticia. En septiembre de 2008 (punto 6) el petróleo cae por debajo de los 40 dólares en medio de la crisis de Lehman Brothers.

Periodo 2008-2014

7. Mayo de 2009: Última vez que el petróleo había perdido los 60 dólares hasta la caída actual.
8. 2011: Primavera Árabe: turbulencias en Egipto, Yemen y Bahrein. Guerra en Libia. Incremento de la demanda, sobre todo en países como China e India.
9. 19 de junio de 2014: Máximo precio del año, 115\$, por el auge del Estado Islámico en Irak.

Desplome del precio del petróleo finales 2014-2015

La evolución a la baja del precio del petróleo recientemente observada tiene como principal explicación una reducción de la demanda y un incremento de la oferta. En el último año, la demanda ha disminuido por la ralentización económica advertida en numerosos países emergentes (especialmente en China y Brasil) y en la UME. Por otro lado, la oferta ha aumentado de forma considerable como consecuencia del incremento de la producción de Estados Unidos debido principalmente a la técnica del fracking y a la de algunos países de la OPEP.

A diferencia de lo que sucedía en el pasado, Arabia Saudita y el resto de países de la OPEP, han decidido mantener su nivel de producción, siendo esta forma de proceder una auténtica novedad. En décadas anteriores cuando el precio bajaba estos países reducían su oferta con la finalidad de compensar la disminución de la demanda o el aumento de la producción con el fin de evitar que el precio se desplomara. El objetivo final de esta decisión sería no perder cuota de mercado respecto a su actual competido, Estados Unidos.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

10. 16 de diciembre de 2014: El barril de Brent vuelve a costar menos de 60 dólares.

11. 7 de enero de 2015: El precio del barril baja a los 50 dólares por primera vez desde 2009

2.4 Métodos de extracción del petróleo

MÉTODOS CONVENCIONALES

Una vez formado el petróleo, como es un compuesto líquido, su presencia no se localiza en el lugar donde se generó, sino que sufre un movimiento lateral o vertical, filtrándose a través de rocas porosas hasta encontrar una salida al exterior. Normalmente, éste fluye hacia arriba a través de la corteza terrestre porque su densidad es menor que la del agua salada que satura las fisuras de los esquistos (roca metamórfica de aspecto pizarroso y homogéneo, y estructura laminar), arenas y rocas de carbonato que constituyen dicha corteza. El petróleo y el gas natural ascienden a través de los poros microscópicos de los sedimentos situados por encima. Con frecuencia acaban encontrando una roca no porosa o una capa de roca densa que impide la salida; es aquí cuando el petróleo queda atrapado formando un depósito, es decir, un yacimiento. Sin embargo, una parte significativa del petróleo no se topa con rocas impermeables, sino que consigue salir a la superficie terrestre (evaporándose o oxidándose al contacto con el aire) o en el fondo del océano.

El petróleo es extraído a través de la perforación de un pozo sobre el yacimiento. Los cálculos realizados históricamente han determinado que una bolsa de petróleo es aprovechada entre un 25% y un 50% de la capacidad total. Si la presión de los fluidos es suficiente, el petróleo saldrá de forma natural y seguidamente será transportado, mediante oleoductos, para ser deshidratado y para eliminar los compuestos más volátiles (proceso de rotación, utilizado a partir del siglo XX), más adelante, es transportado a refinerías. Se ha determinado que la mayor parte del petróleo del mundo se encuentra entre unos 900 y 500 metros de profundidad, aunque hay algunos que llegan hasta los 7000 u 8000 metros.

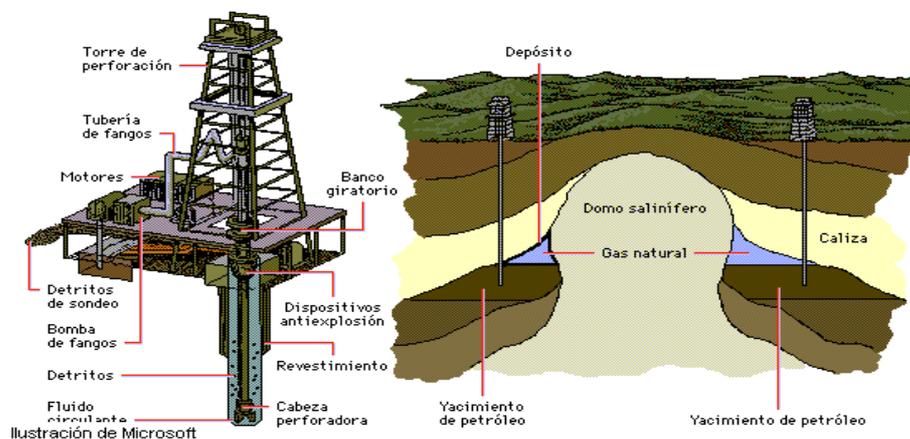


Figura 8. Método convencional de extracción del petróleo. (Fuente: Biotaerscientia)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En la Figura se puede observar una torre de perforación a la izquierda y sus componentes, se utiliza para perforar las capas de tierra hasta llegar al yacimiento de petróleo, el esquema de cómo quedaría la torre sobre el terreno se puede apreciar a la derecha de la misma Figura. A medida que el petróleo es extraído, la presión de los fluidos en el yacimiento desciende y será necesario usar otras técnicas de extracción (bombas, inyección de agua o de gas).

FRACKING O FRACTURACIÓN HIDRÁULICA

El fracking o fracturación hidráulica es una técnica para posibilitar o aumentar la extracción de gas y petróleo del subsuelo. El procedimiento no es nuevo, surgió en 1947, y en los años 50 comenzó a utilizarse de forma comercial en pozos convencionales. Desde sus inicios se han realizado 2,5 millones de fracturas en pozos, de las que un millón han sido en Estados Unidos.

La fracturación hidráulica consiste en la fracturación de la roca madre para extraer el petróleo o gas atrapado en ella. Para extraer estos hidrocarburos se utiliza una técnica de perforación mixta, primero se construye un pozo primero vertical y al final horizontal, por el que se inyecta agua a alta presión, lo que genera uno o varios canales de elevada permeabilidad de modo que supere la resistencia de la roca y abra una fractura controlada en el fondo del pozo, en la sección deseada de la formación contenedora de hidrocarburo. Con el fin de que no se cierre la fractura una vez cese la presión hidráulica se bombea junto con el agua un agente de sostenimiento, normalmente arena, que mantiene la fractura abierta de modo permanente.

Aunque esta técnica ya existía anteriormente, desde 2010 debido a que el precio de los combustibles fósiles ha hecho económicamente rentables estos métodos su empleo se ha propagado muy rápidamente incrementando la producción de petróleo en un 45% y convirtiendo a Estados Unidos en el segundo productor de petróleo del mundo.

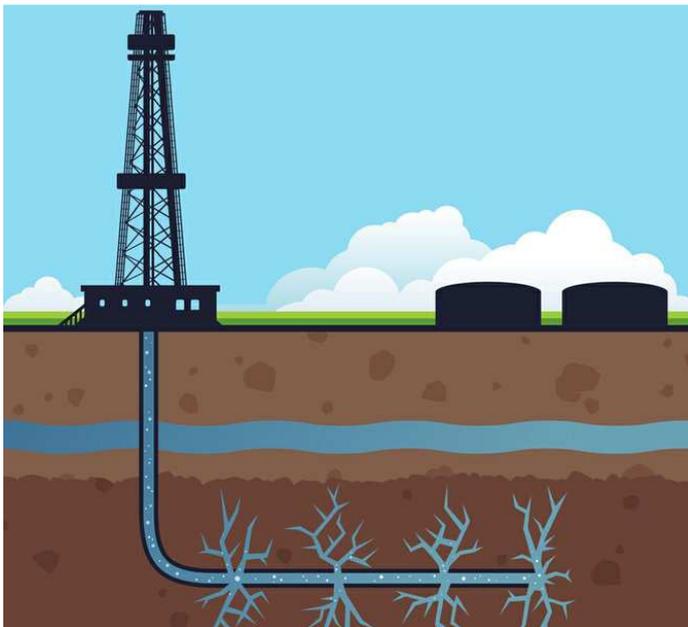


Figura 9. Esquema de una instalación de fracking. (Fuente: "nofrackingmexico.org")

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

3. LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL PETRÓLEO POR ORGANISMOS INTERNACIONALES

En este capítulo se presentarán algunos de los organismos internacionales más importantes y se realizará un pequeño resumen de las predicciones que estos realizan respecto a la materia prima en la que se basa este proyecto, el petróleo.

3.1 Agencia Internacional de la Energía

La AIE (Agencia Internacional de la Energía) es una organización internacional autónoma creada por la OCDE en 1973, que busca coordinar las políticas energéticas de sus estados asociados.

La Agencia Internacional de la Energía (AIE) tiene 26 estados asociados: Alemania, Australia, Austria, Bélgica, Canadá, Corea del Sur, Dinamarca, España, EEUU, Finlandia, Francia, Grecia, Hungría, Irlanda, Italia, Japón, Luxemburgo, Nueva Zelanda, Noruega, Países Bajos, Portugal, Reino Unido, República Checa, Suecia, Suiza, y Turquía.

Web oficial de la Agencia Internacional de la Energía (AIE): www.iea.org

Este organismo en su último informe mensual publicado a principios del mes de septiembre prevé que en lo que queda de 2015 y el próximo 2016 se incremente la demanda de petróleo debido a los bajos precios de este, produciéndose un proceso de ajuste entre la oferta y la demanda de crudo que se prolongará durante cierto tiempo, ya que durante 2016 existirá todavía una sobreproducción de petróleo.

Los ganadores en este proceso de ajuste serán los principales productores de petróleo, englobados en la OPEP, mientras que Rusia y EE UU no podrán competir y perderán cuota de mercado. Prevé por tanto un proceso de ajuste entre la oferta y la demanda en un medio plazo.

3.2 OPEP

La Organización de Países Exportadores de Petróleo (OPEP) es una organización intergubernamental, con sede en Viena.

En la última edición de su boletín mensual publicado a principios de septiembre, la Organización estima que la oferta de los países que no forman parte de la OPEP se incrementará en 880.000 barriles diarios en 2015, desde los 56,55 millones de barriles hasta los 57,43 millones de barriles.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

De cara a 2016, prevé que la producción de crudo en los países que no forman parte de la OPEP se incremente en 16.000 barriles diarios, cifra inferior a la subida de 27.000 barriles que preveía hasta ahora.

En agosto, la producción de la OPEP alcanzó 31,54 millones de barriles diarios tras registrar un incremento de 13.000 barriles diarios, según otras fuentes.

Por el contrario, ha elevado su previsión de crecimiento de la demanda mundial de petróleo en 2015, que prevé aumente en 1,45 millones de barriles al día, 84.000 barriles al día más que en su anterior previsión, debido a unos mejores datos en los países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE).

De esta manera, la OPEP calcula que la demanda de crudo alcanzará los 92,79 millones de barriles diarios, frente a los 91,33 millones de barriles al día de 2014.

Para 2016, la Organización prevé que la demanda de crudo crezca en 1,29 millones de barriles al día respecto a 2015, lo que supone alrededor de 50.000 barriles diarios menos de lo que esperaba hasta ahora.

Los países exportadores de petróleo han rebajado en una décima su previsión de crecimiento de la economía mundial tanto en 2015 como en 2016, hasta el 3,1% y el 3,4%, respectivamente. Sin embargo, mantiene que el conjunto de la OCDE crecerá este año un 2% y el próximo un 2,1%.

En concreto, apunta que los países emergentes son los que se enfrentan a mayores desafíos, por lo que ha recortado en una décima su previsión de crecimiento para China (6,8%) e India (7,4%) en 2015.

Por otro lado, destaca la caída del precio del barril de referencia de la OPEP en agosto por debajo de los 50 dólares, hasta una media de 45,46 dólares por barril, debido al exceso de oferta y a las turbulencias económicas en China.

En su discurso del lunes 14 de septiembre por la celebración del aniversario del grupo, Maduro dijo que propondrá a sus socios la introducción de recortes en la producción de crudo y la aplicación de bandas de precios para el crudo con un piso cercano a 70 dólares.

3.3 Fondo Monetario Internacional

El Fondo Monetario Internacional o FMI es una institución internacional que en la actualidad reúne a 188 países, y cuyo papel, según sus estatutos, es fomentar la cooperación monetaria y el comercio internacional. Su sede se encuentra en Washington, Estados Unidos.

Su página oficial es www.imf.org y la sección en la que trata el tema del petróleo y otras materias primas es www.imf.org/commodities.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En esta sección el FMI publica mensualmente un informe sobre las principales materias primas, o commodities, de interés. En el informe del mes de septiembre, publicado el día 16 de septiembre de 2015, los principales comentarios sobre el petróleo que realiza se pueden resumir en los siguientes puntos:

- Después de haber alcanzado un nuevo mínimo de 40\$ el barril el 24 de octubre el precio del petróleo rebota y queda revoloteando alrededor de los 45\$ el barril. El mercado de los futuros sigue apuntando hacia un modesto incremento del precio en el próximo año.
- Mantiene su perspectiva de que continúe la situación de exceso de oferta y que la un tenue crecimiento de la demanda.
- La posibilidad de que los precios del WTI caigan por debajo de los 30\$ en los próximos 12 meses es un 11%, tres puntos porcentuales mayor que en agosto, mientras que las posibilidades de que suba por encima de los 60\$ caen al 7% desde el 9% que pronosticaba en agosto.
- En cuanto al Brent las posibilidades de que baje de los 30\$ las sitúa en 7% frente al 9% de agosto y aumenta las posibilidades de que supere los 60\$ del 11% de agosto al 17%.

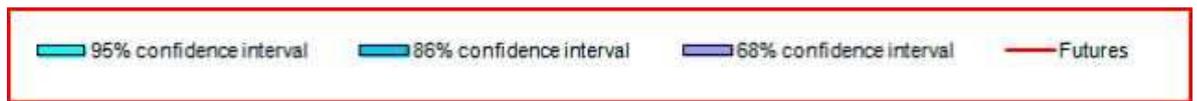


Figura 10. Leyenda utilizada en los próximos gráficos por el FMI. (Fuente: FMI)

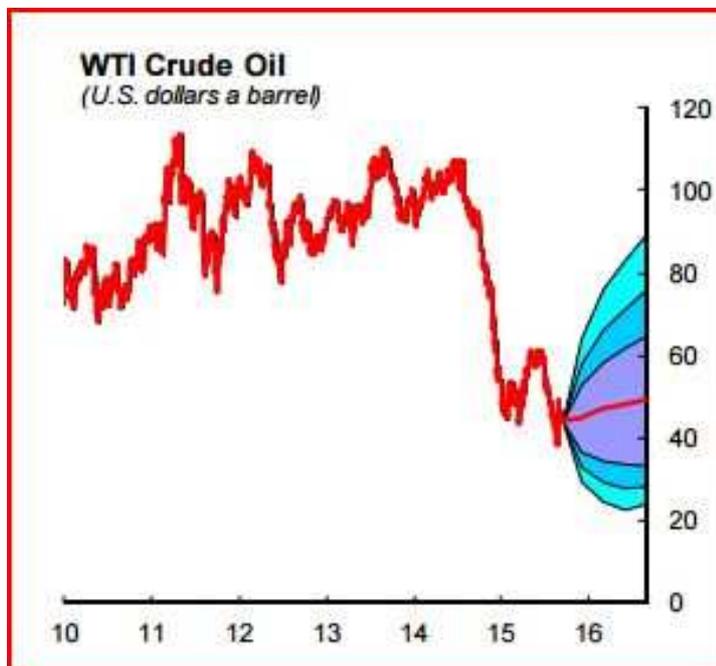


Figura 11. Predicciones para el precio del WTI realizadas por el FMI. (Fuente: FMI)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

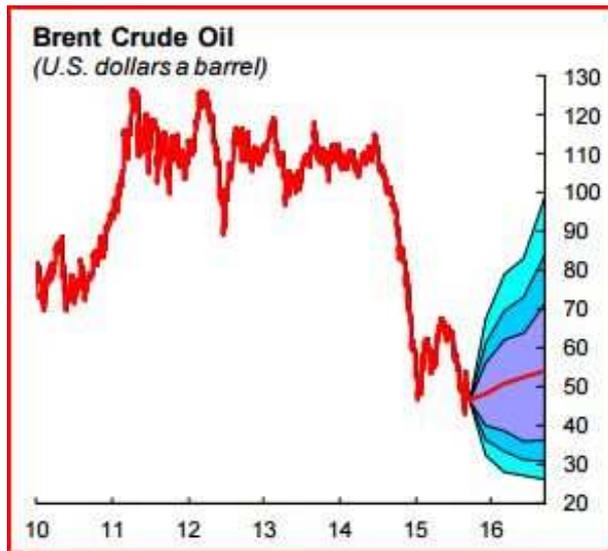


Figura 12. Predicciones para el precio del Brent realizadas por el FMI. (Fuente: FMI)

WTI Crude Oil				
<i>(probabilities in percent; prices in U.S. dollars a barrel)</i>				
Threshold Prices	Months Forward			
	3	6	9	12
< 20	0.0	0.3	0.7	0.4
< 30	3.2	8.3	10.4	10.8
< 40	34.2	38.2	38.5	42.0
< 50	81.6	75.0	71.7	72.5
> 60	2.6	6.8	9.4	10.5
> 70	0.3	1.6	2.6	3.5
> 80	0.0	0.4	0.7	1.1
> 90	0.0	0.1	0.2	0.3
> 100	0.0	0.0	0.1	0.1
> 110	0.0	0.0	0.0	0.0
> 120	0.0	0.0	0.0	0.0

Figura 13. Probabilidades en porcentaje para distintos precios del WTI. (Fuente: FMI)

Brent Crude Oil				
<i>(probabilities in percent; prices in U.S. dollars a barrel)</i>				
Threshold Prices	Months Forward			
	3	6	9	12
< 20	0.0	0.1	0.1	0.2
< 30	1.2	3.7	5.4	6.5
< 40	18.1	23.3	32.2	31.1
< 50	68.2	61.4	66.4	61.9
> 60	5.2	12.0	12.5	17.1
> 70	0.7	2.8	3.9	6.7
> 80	0.1	0.6	1.1	2.4
> 90	0.0	0.2	0.3	0.8
> 100	0.0	0.0	0.1	0.3
> 110	0.0	0.0	0.0	0.1
> 120	0.0	0.0	0.0	0.0

Figura 14. Probabilidades en porcentaje para distintos precios del Brent. (Fuente: FMI)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

3.4 Banco Mundial

El Banco Mundial, abreviado como BM (en inglés: WB World Bank), es uno de los organismos especializados del sistema de las Naciones Unidas, que se define como una fuente de asistencia financiera y técnica para los llamados países en desarrollo.

Su página oficial en internet es <http://www.worldbank.org>.

Este organismo publica trimestralmente el “Commodity markets Outlook”, un estudio sobre las materias primas de mayor interés. En su última publicación de Julio de 2015 los principales puntos que trata sobre el petróleo se pueden resumir en lo siguiente:

- El precio del crudo en el segundo trimestre del año alcanzó un precio medio de 60,5\$/barril, un 17% mayor respecto al primer trimestre. Los precios comenzaron a subir desde sus mínimos de enero en un ajuste esperado, impulsado por la fuerte demanda y la desaceleración de la producción de crudo por parte de los países exportadores no miembros de la OPEP, particularmente Estados Unidos.
- Sin embargo los precios bajaron a finales de junio y en julio debido a que continuaba existiendo un exceso de oferta, Estados Unidos continúa manteniéndose resistente y los países de la OPEP aumentando su producción. Un acuerdo Naciones Unidas con Irán sobre su programa nuclear también ha contribuido a esta bajada de precios.
- Se espera que esta tendencia de precios bajos se mantenga en lo que queda de año con una modesta recuperación en 2016.

Las predicciones que realiza para el precio del crudo en los próximos años se muestran en la siguiente tabla en dólares por barril:

2015	2016	2017	2018	2019	2020	2025
58.0	59.5	61.1	62.6	64.2	66.0	75.0

Tabla 1. Predicciones próximos años BM

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

4. MODELOS ARIMA

En este punto se explicaran los principales conceptos teóricos que posteriormente se aplicaran en los análisis.

4.1 Introducción a los modelos ARIMA

Un modelo ARIMA (*AutoRegresive Integrated Moving Average*) es un modelo estadístico autorregresivo que permite predecir los valores de una variable en función de sus valores pasados sin necesidad de ninguna otra información de variables auxiliares o relacionadas. Cada observación en un momento dado es modelada en función de sus valores anteriores en el tiempo.

El nombre genérico ARIMA se deriva de tres componentes: Autorregresivo (AR), Integrado (I) de Medias Móviles.

4.2 Modelo autorregresivo (AR)

Definimos un modelo como autorregresivo si la variable endógena de un período t es explicada por las observaciones de ella misma correspondientes a períodos anteriores añadiéndose, como en los modelos estructurales, un término de error. En el caso de procesos estacionarios con distribución normal, la teoría estadística de los procesos estocásticos dice que, bajo determinadas condiciones previas, toda Y_t puede expresarse como una combinación lineal de sus valores pasados (parte sistemática) más un término de error (innovación).

Los modelos autor regresivos se abrevian con la palabra AR tras la que se indica el Orden del modelo: AR(1), AR(2),...etc. El orden del modelo expresa el número de observaciones retasadas de la serie temporal analizada que intervienen en la ecuación. En un modelo AR (p), p es el parámetro del modelo que se define de la siguiente manera:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \epsilon_t$$

Ecuación 1. Modelo AR(p)

Donde los ϕ son los parámetros autorregresivos y ϕ_0 es una constante. Así, por ejemplo, un modelo AR(1), también llamado ARIMA(1,0,0) tendría la siguiente expresión:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \epsilon_t$$

Ecuación 2. Modelo AR(1)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Hay una serie de restricciones que hay que tener en cuenta en función del parámetro p del AR(p).

Si $p=1$ $-1 < \phi_1 < 1$

Si $p=2$ $-1 < \phi_2 < 1$ $\phi_1 + \phi_2 < 1$ $\phi_2 - \phi_1 < 1$

El término de error de los modelos de este tipo se denomina generalmente ruido blanco cuando cumple las tres hipótesis básicas tradicionales mencionadas al principio del texto:

-media nula

-varianza constante

-covarianza nula entre errores correspondientes a observaciones diferentes.

4.3 Modelo de media móvil (MA)

Un modelo de los denominados de medias móviles es aquel que explica el valor de una determinada variable en un período t en función de un término independiente y una sucesión de errores correspondientes a períodos precedentes, ponderados convenientemente. Estos modelos se denotan normalmente con las siglas MA, seguidos, como en el caso de los modelos autorregresivos, del orden entre paréntesis. Así, un modelo con q términos de error MA(q) respondería a la siguiente expresión:

$$Y_t = \mu + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q}$$

Ecuación 3. Modelo MA(p)

Por ejemplo un proceso MA(1) presentaría la siguiente forma:

$$Y_t = \mu + a_t + \theta_1 a_{t-1}$$

Ecuación 4. Modelo MA(1)

En los modelos de media móvil, la observación Y_t depende del error e_t y de los errores anteriores. El coeficiente θ_1 (parámetro de la media móvil) se encuentra en un intervalo entre -1 y 1. El error e_t se distribuye según una distribución normal con media cero y varianza 1. La siguiente expresión presenta un modelo MA(1).

Las restricciones de las que se han estado hablando en los modelos AR, también son importante en los modelos MA.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

4.4 Modelos autorregresivos de medias móviles (ARMA)

Los modelos ARMA son una combinación de los modelos AR y MA. En estos modelos, Y_t depende de los valores anteriores de la variable de predicción y también de los errores pasados. Para poder utilizar estos modelos, la serie debe estacionaria en media y en varianza.

La expresión general del modelo ARMA de orden p y q es la siguiente:

$$Y_t = \phi_0 + \sum_{p=1}^p \phi_p y_{t-p} + \sum_{q=1}^q \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t$$

Ecuación 5. Modelo ARMA(p)

En la que ϕ es el parámetro autorregresivo, θ es el parámetro de la media móvil, y ϵ es el error. Estos parámetros tienen las mismas restricciones que en los apartados anteriores.

4.5 Modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles (ARIMA)

Normalmente los datos que se suelen utilizar para trabajar son de series de tiempo no estacionarias, por tanto no se pueden estudiar con modelos ARMA. Cuando esto sucede, para combatir la no estacionariedad se utilizan los modelos ARIMA, con un grado de diferenciación d , es decir, se diferencia de los modelos ARMA en que el grado de diferenciación toma un valor distinto a cero, positivo.

La notación de este modelo es la siguiente:

ARIMA (p,d,q)

Donde 'p' es el orden de la parte autorregresiva, 'd' es el grado de primera diferenciación que participan en el modelo (integrada) y 'q' es el orden de la parte media móvil. Un modelo ARIMA(0,0,0) se consideraría ruido blanco y un paseo aleatorio sería un ARIMA(0,1,0).

4.6 Metodología Box Jenkins en Modelos ARIMA

Box y Jenkins en su desarrollo de modelos estadísticos para series temporales fijaron distintas fases para su modelado. Estas fases siguen el siguiente esquema:

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

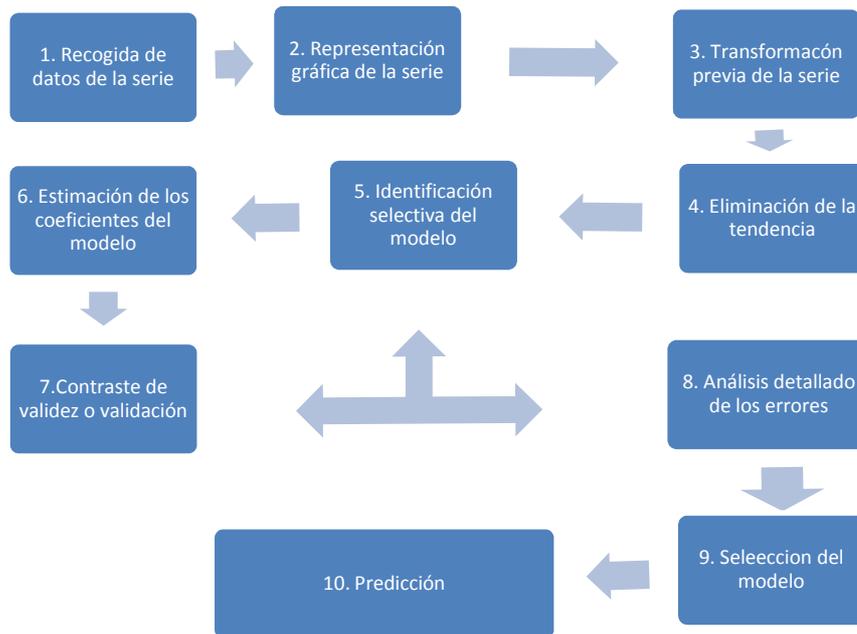


Figura 15. Gráfico pasos metodología Box Jenkins en modelos ARIMA (Elaboración propia)

1. **RECOGIDA DE DATOS:** Es conveniente trabajar con cincuenta o más datos, y en el caso de serie mensuales, se debería disponer de entre seis y diez años de información completa.
2. **REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA SERIE:** Como primera tarea del proceso de identificación es de gran utilidad partir de un gráfico de la serie para decidir sobre estacionariedad y estacionalidad.
3. **TRANSFORMACIÓN PREVIA DE LA SERIE:** Una transformación muy frecuente es la transformación logarítmica.
4. **ELIMINACIÓN DE LA TENDENCIA:** La observación del gráfico de la serie indicará la existencia o no de tendencia, otra prueba que se utiliza para la detección es el análisis de Dickey-Fuller aumentado. La tendencia lineal será corregida tomando primeras diferencias. Estacionarizada la serie, se habrá identificado el parámetro d .
5. **IDENTIFICACIÓN EFECTIVA DEL MODELO:** Consiste en determinar el tipo de modelo más adecuado para la serie objeto de estudio, es decir, el orden de los procesos autorregresivos p y de medias móviles q . Técnicamente esta decisión se tomará en base a las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial. En caso de duda pueden seleccionarse varios modelos alternativos que serán estimados y contrastados posteriormente, para definir el modelo definitivamente adoptado.
6. **ESTIMACIÓN DE LOS COEFICIENTES DEL MODELO:** Decidido el modelo, se procede a la estimación de sus parámetros.
7. **CONTRASTE DE VALIDEZ DEL MODELO O VALIDACIÓN:** Para poder considerar que se ha elegido un modelo válido los parámetros deben resultar significativos. En caso de que no saliesen significativos se debería volver al paso 5.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

8. ANÁLISIS DETALLADO DE LOS ERRORES: La diferencias históricas entre valores reales y estimados por el modelo constituyen una fuente de especial interés para una valoración final del modelo. Deberá comprobarse un comportamiento no sistemático de los mismos.
9. SELECCIÓN DEL MODELO: En base a los resultados de las etapas anteriores y a un análisis de la capacidad predictiva de los posibles modelos, debe estarse en condiciones de decidir sobre el modelo adoptado.
10. PREDICCIONES: El modelo adoptado servirá como fórmula inicial de predicción.

4.7 Test de Dickey-Fuller aumentado

En estadística y econometría la prueba de Dickey-Fuller se utiliza para comprobar la existencia o no de raíces unitarias, y por tanto, para comprobar si una serie es estacionaria (no presenta raíces unitarias) o no.

De acuerdo con el libro Enders (2014) “Applied Econometric Time Series” el modelo en el que se basa este test tiene tres variantes:

Sin constante ni tendencia	$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$ <p style="color: #4F81BD; font-size: small;">Ecuación 6. Test D-F sin constante ni tendencia</p>
Con constant	$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$ <p style="color: #4F81BD; font-size: small;">Ecuación 7. Test D-F con constante</p>
Con constante y tendencia	$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$ <p style="color: #4F81BD; font-size: small;">Ecuación 8. Test D-F con constante y tendencia</p>

Tabla 2. Ecuaciones Test D-F

La prueba de raíz unitaria se lleva acabo entonces bajo la hipótesis $\gamma = 0$ (existe raíz unitaria) contra la hipótesis $\gamma < 0$.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

4.8 Método ingenuo y la U de Theil

El método ingenuo es el método más sencillo utilizado para la predicción en series temporales. Este método será el que utilizare posteriormente para evaluar la efectividad predictiva de los diferentes modelos que calcularé.

Al método ingenuo también se le conoce como random walk o paseo aleatorio. Se basa en que la predicción del periodo t+1 es igual al valor de la serie en el periodo t, por tanto es un método valido únicamente para la predicción de 1 periodo (ya que el resto de periodos pronosticados serían igual a éste). La expresión del método es la siguiente:

$$Y_{t+1} = Y_t$$

Ecuación 9. Método ingenuo

Como se ha mencionado antes, este método se utilizará para comprobar la validez en la predicción del precio del petróleo de los otros métodos, por medio de la U-Theil.

La medida U-Theil, desarrollada por Theil en 1966 en su libro “Applied Econometric Forecasting”, permite una comparación relativa entre de los métodos de predicción formales con las aproximaciones ingenuas, asignando más peso a los errores grandes frente a los pequeños.

Dada una serie temporal $\{y_t\}$, con y_t como valor de la magnitud del periodo t, e \hat{y}_t el pronosticado para la magnitud en dicho periodo t, siendo:

$$CRP_{t+1} = \frac{\hat{y}_{t+1} - y_t}{y_t} \text{ (Cambio relativo según predicción)}$$

Ecuación 10. CRP

$$CRR_{t+1} = \frac{y_{t+1} - y_t}{y_t} \text{ (Cambio relativo real)}$$

Ecuación 11. CRR

El estadístico U de Theil tiene la siguiente expresión:

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T-1} (CRP_{t+1} - CRR_{t+1})^2}{\sum_{t=1}^{T-1} (CRR_{t+1})^2}}$$

Ecuación 12. U-Theil (1)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Que operando quedaría como:

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T-1} \left(\frac{\widehat{y}_{t+1} - y_{t+1}}{y_t} \right)^2}{\sum_{t=1}^{T-1} \left(\frac{y_{t+1} - y_t}{y_t} \right)^2}}$$

Ecuación 13. U-Theil (2)

Como consecuencia si ésta es mayor que uno, el método escogido es peor que el ingenuo para este caso, y si por el contrario es menor que la unidad, el método escogido mejora al método ingenuo.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

5. LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL PETROLEO BASADA EN MODELOS ARIMA

En este punto voy a aplicar la metodología anteriormente explicada de Box Jenkins para tratar de analizar tres tipos de series:

-SERIE DE PRECIO DE CIERRE DIARIO: En esta primera serie se va a analizar el precio del Brent tomando como referencia el último precio de cada día. Con el modelo que se obtenga de este análisis se va a tratar de hacer predicciones a corto plazo. Esta serie se va a caracterizar por ser una serie muy errática debido a la cantidad de factores externos que pueden influir en el precio de esta materia prima.

- SERIES DE PRECIOS MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS: En este punto se va a analizar el precio del petróleo Brent basándome en los extremos que alcanza cada día, es decir, el máximo y mínimo diario. Al tratarse nuevamente de datos diarios el modelo que se obtenga de este estudio también servirá para realizar predicciones a corto plazo, unos diez días a partir del último dato real. Analizaré si esta serie quita algo de erraticidad con respecto a la anterior por ser serie de los extremos y por tanto no depende de un solo momento del día como es el cierre en el que se han podido producir operaciones por diversos motivos, como un cierre de posiciones, que produzcan un movimiento puntual en un sentido o en otro, o si por el contrario añade más erraticidad ya que por cualquier motivo, como pueda ser una noticia o que se saquen datos sobre inventarios, puede producirse una fluctuación rápida del precio que posteriormente sea suavizada pero que marque un extremo diario.

- SERIES DE PRECIOS MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS: Una vez estudiados los datos diarios lo que haré es tratar de estudiar los extremos mensuales, el máximo y mínimo precio que se registra en cada mes, esto me va a permitir realizar predicciones a más largo plazo, cuatro meses en adelante, a la vez que elimina algo de erraticidad de la serie.

5.1 Recogida de datos

La obtención de los datos diarios para este estudio se hará mediante la herramienta Bloomberg y su add-in para Excel, la función que se utilizará para la obtención de datos de cierre será "px_last", para los máximos "px_high", y para los mínimos "px_low". Para los datos mensuales utilizaré los mismos datos pero seleccionando en los datos máximos diarios el precio máximo que se ha alcanzado cada mes y el mínimo en la serie de mínimos.

Debido a que los estudios de las diferentes series no los he realizado todos a la vez si no que primero hice el de la serie de precios de cierre, posteriormente el de máximos y mínimos diarios y finalmente el de los mensuales, el rango de datos varía, siendo para cada serie los que se muestran en la tabla que se muestra a continuación:

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Serie precios de cierre	Del primer lunes de 2005 (03/01/2005) al 23 de julio de 2015.
Serie máximos y mínimos diarios	Del primer lunes de 2005 (03/01/2005) al 17 de agosto de 2015.
Serie máximos y mínimos diarios	Del primer lunes de 2005 (03/01/2005) al 31 de julio de 2015 (A pesar de que se poseían datos del mes de agosto preferí tomar como fecha fin el último mes completo).

Tabla 3. Periodos de tiempo recogidos por cada tipo de series

Como la herramienta que se va a utilizar para el análisis econométrico, Gretl, no permite tener datos ausentes para las series diarias los datos de días festivos que caigan entre semana y el mercado permanezca cerrado se estimaran tomando el punto medio del dato del día anterior y del posterior, esto no afectará a la calidad del análisis ya que el número de datos totales es muy grande respecto a la cantidad de datos ausentes (aproximadamente 1% de datos ausentes), además de no estar modificando la curva.

5.2 Representación gráfica de la serie

El primer paso en este análisis consistirá en representar la serie mediante Gretl para tratar de observar si existe tendencia o ciclos que se vean a primera vista, es decir, si la media es constante y si existe algún patrón que se repita en el tiempo.

SERIE DE PRECIO DE CIERRE DIARIO:

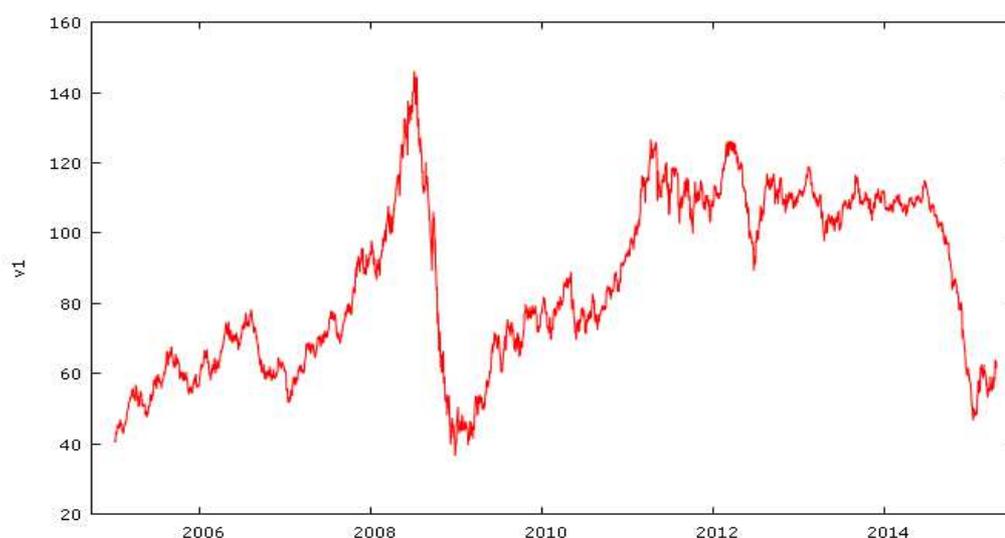


Figura 16. Representación gráfica serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIE DE PRECIOS MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS:

Serie máximos diarios:

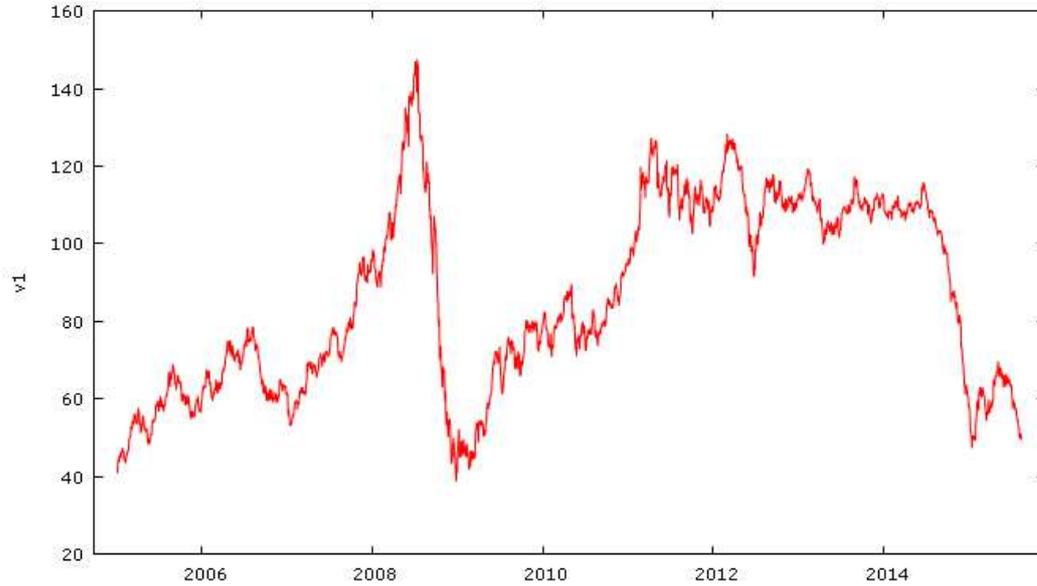


Figura 17. Representación gráfica serie de máximos. (Elaboración propia mediante Gretl)

Serie de mínimos diarios:

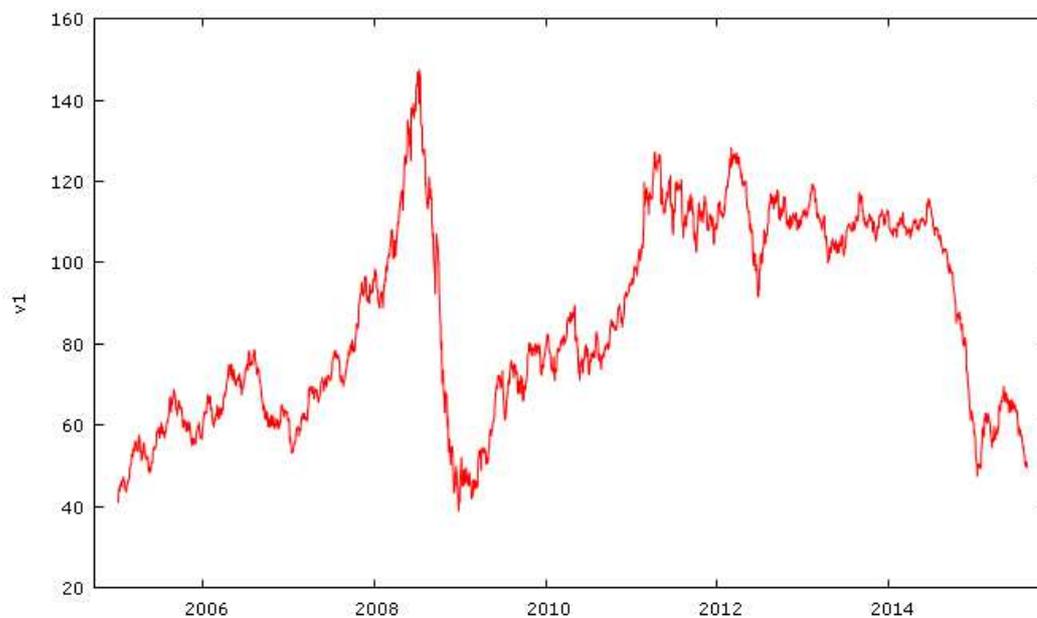


Figura 18. Representación gráfica serie de mínimos. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIES DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES:

Serie de máximos mensuales:

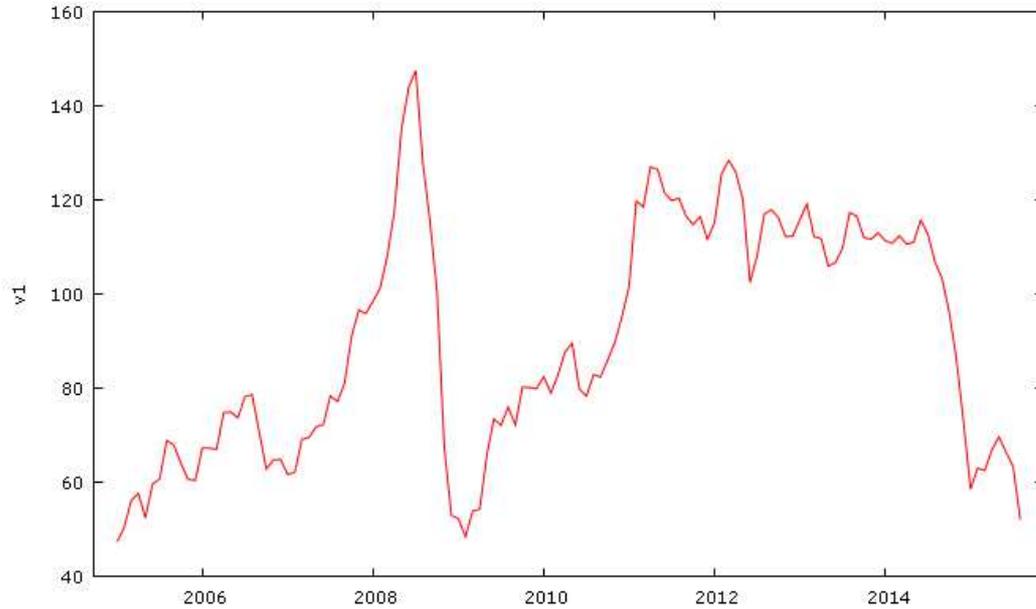


Figura 19. Representación gráfica serie de máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Serie de mínimos diarios:

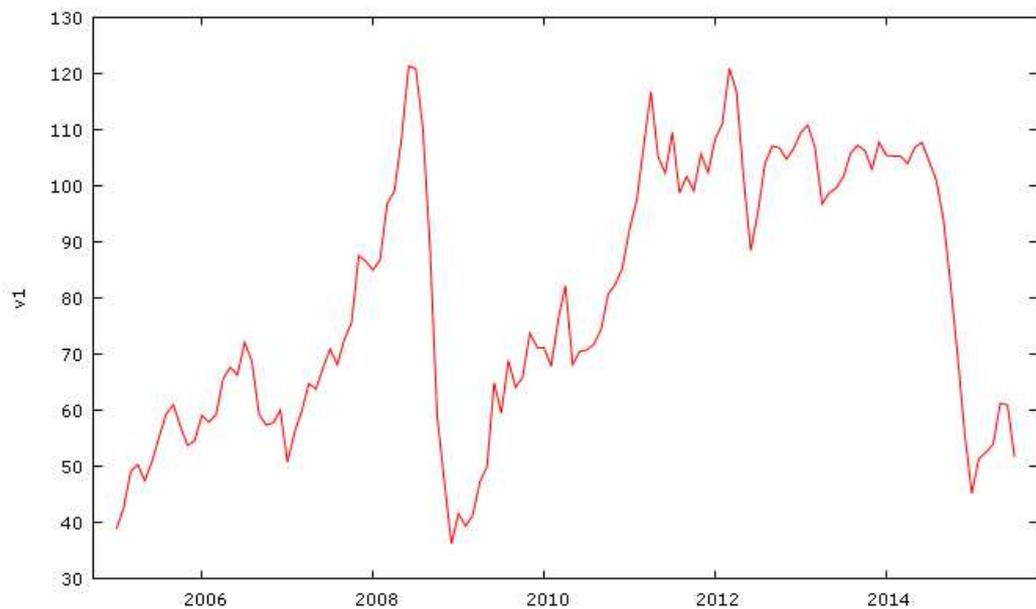


Figura 20. Representación gráfica serie de mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Para todas las representaciones se observa que no tienen una media constante en el tiempo si no que se ven claramente ciclos de subidas y bajadas.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

También se puede observar la gran errática de las series diarias ya que aún dentro de un ciclo de subida o de bajada el precio presentan multitud de variaciones, es decir, estos movimientos no los realiza de manera lineal si no dibujando “picos” de subidas y bajadas. En el caso de las series mensuales se ve que aunque también presenten algunas variaciones el número de estas ha bajado considerablemente, dibujando estas series una línea más clara.

Esta tendencia que presentan las serie, o falta de estacionariedad, también se puede observar viendo el correlograma observado los retardos de la fas.

La función de autocorrelación simple, da información de la correlación entre las observaciones separadas un determinado número de periodos. Esta función presenta sin embargo un problema, que si el primer retardo es distinto de cero los siguientes se verán influenciados por este, es decir, se creará una cadena de influencias. Para resolver este problema se construye la fap o función de autocorrelación parcial que proporciona la relación directa entre observaciones separadas un número de periodos.

Para este punto me centraré en la observación de la fas, para que existiese estacionariedad los retardos, representados por líneas rojas, deberían presentar un decrecimiento rápido, exponencial, por el contrario si presentan un decrecimiento lento esto serie un signo bastante claro de que probablemente la serie no sea estacionaria y por lo tanto como para las series ARIMA es necesario partir de una serie estacionaria se deberá convertir en estacionaria tomando primeras diferencias.

SERIE PRECIOS CIERRE DIARIOS:

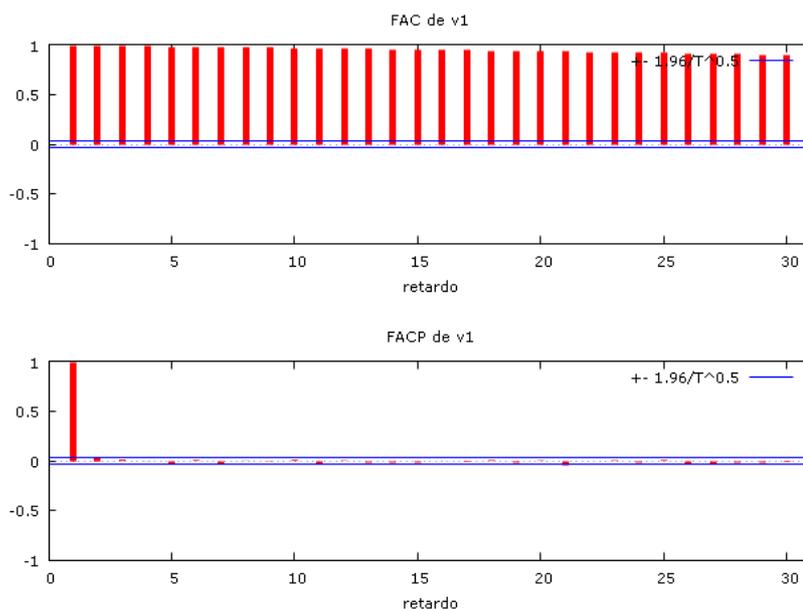


Figura 21. Correlograma serie precios de cierre sin diferenciar

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En este correlograma se ve claramente que los retardos tardan mucho en decrecer, es decir, tienen un decrecimiento muy lento por lo que probablemente con la información que proporcionaba el gráfico de la serie y la observación de este correlograma sea necesario diferenciar para conseguir estacionariedad.

SERIES DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS:

Serie de máximos diarios:

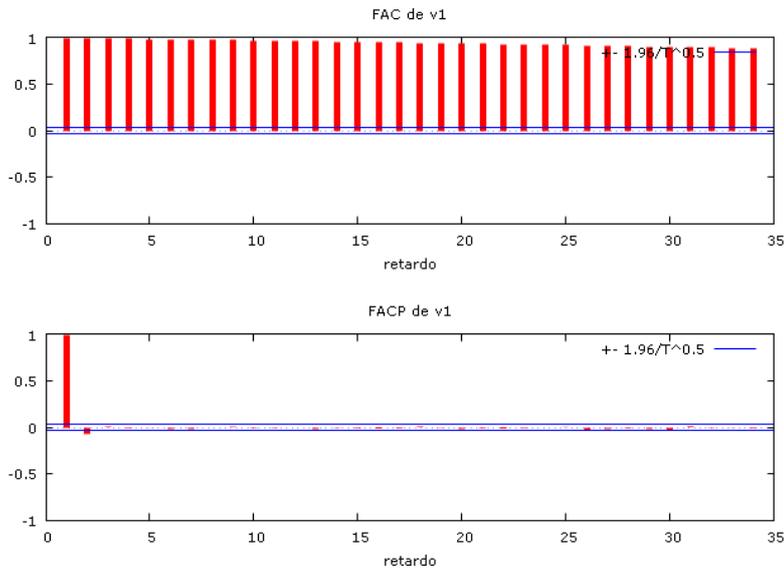


Ilustración 22. Correlograma serie precios máximos diarios sin diferenciar

Serie mínimos diarios:

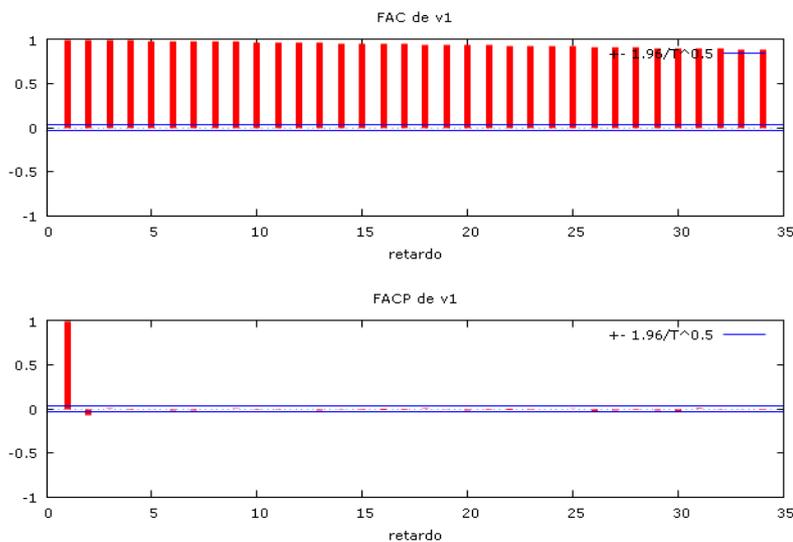


Ilustración 23. Correlograma serie precios mínimos diarios sin diferenciar

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Tanto para la serie de máximos como de mínimos diarios vuelvo a estar ante un caso de decrecimiento muy lento y por tanto muy probablemente falta de estacionariedad.

SERIE MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES:

Serie máximos mensuales:

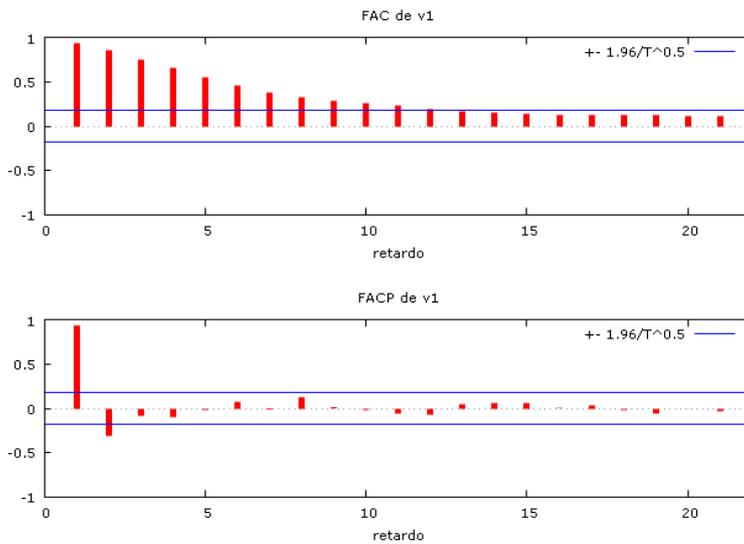


Ilustración 24. Correlograma serie precios máximos mensuales sin diferenciar

Serie mínimos mensuales:

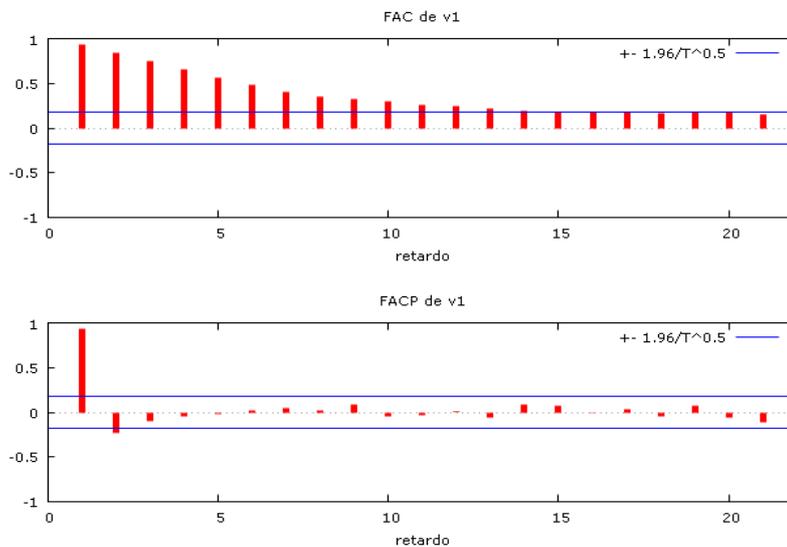


Ilustración 25. Correlograma serie precios mínimos mensuales sin diferenciar

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En el caso de las serie mensuales ya se empieza a ver un decrecimiento algo más rápido por lo que ya la falta de estacionariedad no es tan clara, de todas maneras parece que pudiese no ser lo suficientemente rápido por lo que no voy a considerar todavía estas series como estacionarias, más adelante se comprobará si realmente lo son o no con mayor precisión utilizando el contraste de Dickey- Fuller aumentado.

5.3 Transformación previa de la serie

Una vez representadas las series lo siguiente será decidir si se va a trabajar con las series originales o si por el contrario se realizará una transformación previa.

Yo voy a optar por una transformación logarítmica, el motivo es que con esta medida se eliminará la heterocedasticidad condicional y si posteriormente se decide añadir diferencias, que será lo más probable observando el gráfico, estas pueden ser interpretadas como tasas de crecimiento.

5.4 Eliminación de la tendencia

Al observar las serie se detectó que para las serie diarias existía una clara falta de estacionariedad y que por tanto se necesitaría diferenciar, para el caso de las serie mensuales esta falta de estacionariedad no estaba tan clara, en este punto utilizaré el test de Dickey-Fuller sobre las series de logaritmos para asegurarme que estaba en lo correcto en el caso de las diarias y es verdad lo que se dedujo observando los gráficos y correlogramas y en el caso de la serie de máximos salir de dudas sobre si es estacionaria o no. También este test me servirá para saber en el caso de que finalmente no sean estacionarias el número de diferencias que debo tomar para transformarlas en estacionarias:

Para la realización de este test se plantea las siguientes hipótesis:

Hipótesis nula, H_0 : El modelo presenta una raíz unitaria y por lo tanto no es estacionaria.

Hipótesis H_1 : La serie es estacionaria.

Gretl, el programa que utilizaré para realizar este test, modifica un poco las ecuaciones explicadas anteriormente en la parte de teoría, sustituyendo lo que en teoría sería γ por $(a-1)$, por lo tanto, la hipótesis nula sería $a=1$.

SERIE DE PRECIOS DE CIERRE DIARIOS:

Los resultados obtenidos para el caso de los máximos son los siguientes:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para l_v1
incluyendo 14 retardos de $(1-L)l_v1$
(el máximo fue 27, el criterio AIC)
tamaño muestral 2739

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.6861

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.146

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.66

En todos los casos el p-valor es mayor que 0.05 por lo que no podemos rechazar la H_0 ($a=1$) al 5% de significación, por lo tanto no podemos considerar que las medias sean estacionarias. Para conseguir estacionariedad voy a añadir una diferencia a cada serie y volveré a comprobar mediante D-F si ya lo he conseguido o necesitaré seguir añadiendo diferencias.

Una vez añadida la primera diferencia para máximos el resultado del test es el siguiente:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para d_{1_v1}
incluyendo 13 retardos de $(1-L)d_{1_v1}$
(el máximo fue 27, el criterio AIC)
tamaño muestral 2739
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico $1.167e-025$

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico $9.944e-027$

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico $3.052e-030$

Comprobamos que en todos los casos la serie se convierte en estacionaria, por lo que finalmente las transformaciones que realizaremos tanto a la serie de máximos con a la de mínimos serán una transformación logarítmica y una diferencia.

SERIE DE MAXIMOS Y MINIMOS DIARIOS:

Los resultados obtenidos para el caso de los máximos son los siguientes:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para d_{1_v1}
incluyendo 14 retardos de $(1-L)d_{1_v1}$
(el máximo fue 27, el criterio AIC)
tamaño muestral 2739
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.6425

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 4.126e-024

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 1.294e-026

Y para los mínimos:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para l_{v1}
incluyendo 15 retardos de $(1-L)l_{v1}$
(el máximo fue 27, el criterio AIC)
tamaño muestral 2755
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.6425

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.2464

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.8284

Se puede observar que para estas dos series el p-valor vuelve a ser mayor que 0.05 por lo que también estaba en lo correcto al afirmar que muy probablemente no serían estacionarias. Probaré por tanto con la primera diferencia a ver si se estacionarizan las serie.

Una vez añadida la primera diferencia para máximos el resultado del test es el siguiente:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para $d_{l_{v1}}$
incluyendo 14 retardos de $(1-L)d_{l_{v1}}$
(el máximo fue 27, el criterio AIC)
tamaño muestral 2739
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 2.063e-023

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 4.126e-024

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 1.294e-026

Y para la serie de mínimos:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para $d_{l_{v1}}$
incluyendo 14 retardos de $(1-L)d_{l_{v1}}$

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

(el máximo fue 27, el criterio AIC)
tamaño muestral 2755
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 2.063e-023

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 5.943e-024

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 1.726e-026

Se puede observar que los p-valor han descendido considerablemente quedando por debajo de 0.0, por lo que vuelve a ser necesaria únicamente una diferencia para convertir estas series en estacionarias.

SERIES DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES

Los resultados que obtenemos mediante Gretl para el caso de la serie de máximos mensuales son los siguientes:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para l_v1
incluyendo un retardo de $(1-L)l_v1$
(el máximo fue 12, el criterio AIC)
tamaño muestral 126
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.5986

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.1551

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.6769

Y para los mínimos:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para l_v1
incluyendo 7 retardos de $(1-L)l_v1$
(el máximo fue 12, el criterio AIC)
tamaño muestral 119
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.5685

contraste con constante

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.08075

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.2944

En ambos casos y en todas las opciones del test el p-valor es mayor que 0.05 por lo que no se puede rechazar la H_0 ($a=1$) al 5% de significación, por lo tanto se comprueba que efectivamente los decrecimientos de los retardos de los correlogramas de estas serie no eran lo suficientemente rápidos para estar ante series estacionarias y por lo tanto también se tendrán que diferenciar.

Añadiré una primera diferencia a ambas serie y comprobaré si se estacionarizado. Los resultados obtenidos con la primera diferencia son los siguientes:

Serie máximos mensuales:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para d_1_v1
incluyendo 0 retardos de $(1-L)d_1_v1$
(el máximo fue 12, el criterio AIC)
tamaño muestral 126
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + e$
Valor p 5.347e-014

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + e$
Valor p 5.791e-009

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + e$
Valor p 3e-008

Serie mínimos mensuales:

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para d_1_v1
incluyendo 6 retardos de $(1-L)d_1_v1$
(el máximo fue 12, el criterio AIC)
tamaño muestral 119
hipótesis nula de raíz unitaria: $a = 1$

contraste sin constante
modelo: $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 1.166e-005

contraste con constante
modelo: $(1-L)y = b_0 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 0.0003227

con constante y tendencia
modelo: $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$
valor p asintótico 4.583e-006

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En todos los casos para ambas series el p-valor ha descendido por debajo del 0.05 por lo que se ha conseguido estacionariedad con la primera diferencia.

Finalmente después de realizar estos test se puede concluir que para todos los casos las transformaciones que se harán será primero una transformación logarítmica seguida de la primera diferencia. Una vez se ha conseguido series estacionarias se puede empezar la identificación del modelo.

5.5 Identificación efectiva del modelo

Para identificar los modelos el punto de partida será siempre la observación del correlograma.

SERIE DE PRECIOS DE CIERRE DIARIOS:

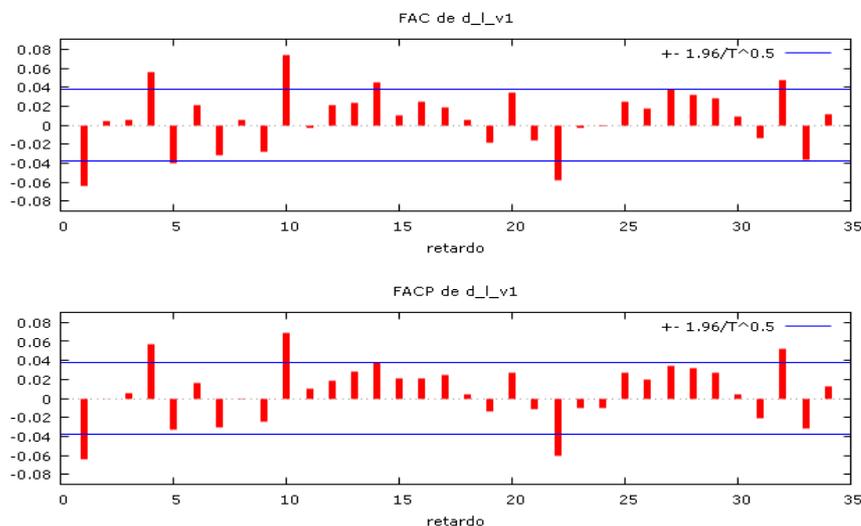


Figura 26. . Correlograma de la diferencia del logaritmo. Serie de precios de cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

Observando el correlograma se ve que el día de la semana puede afectar al precio, por lo que voy a realizar un estudio previo para saber si el modelo que se va a calcular debería tener en cuenta esto metiendo unas variables ficticias estacionales, de aquí en adelante dummies, que tomaran el valor uno para el día de la semana que les corresponda y cero para el resto. Este estudio se realizará mediante una regresión de mínimos cuadrados y se aprovechará para estudiar también la inclusión de una contante o no.

Modelo 10: MCO, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-23 (T = 2742)
Variable dependiente: d_l_v1

	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	-0.00227339	0.000867003	-2.6221	0.0088	***
dummy_2	0.00178891	0.00122557	1.4597	0.1445	
dummy_3	0.00326676	0.00122557	2.6655	0.0077	***
dummy_4	0.00334226	0.00122613	2.7259	0.0065	***
dummy_5	0.00358208	0.00122613	2.9215	0.0035	***

Tabla 4. Regresión mínimos cuadrados serie precios de cierre diarios

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Esta regresión indica que tanto constante como dummies son significativas y por tanto deben ser incluidas en el modelo, con la única que podría surgir la duda es la segunda pero debido al sentido que tiene, una para cada día de la semana, incluiré todas las dummies.

Lo siguiente será decir el tipo de modelo para ello me basaré tanto en los apuntes sobre series temporales de Teresa Villagarcía, como en el libro “Econometría básica. Técnicas y herramientas” de César Pérez.

Siguiendo estos apuntes de series temporales para que la serie se ajustase claramente a un proceso AR(1) con ϕ positivo la FAS tendría que ser positiva y decreciente y la FAP tener un único retardo significativo, o autocorrelación significativa, positivo y para tratarse claramente de un proceso MA, en este caso sería MA(1) sería similar a lo explicado anteriormente pero cambiando FAS por FAP, es decir, la FAS debería presentar un único palo positivo y la FAP ser positiva y decrecer.

La serie en estudio no se ajusta a ninguno de los dos patrones ya que ni la FAS ni la FAP presentan un decrecimiento exponencial si no que crecen bruscamente, sin embargo, si que presentan un único palo tanto en la FAS como la FAP. Esto me lleva a considerar dos opciones, un proceso ARIMA(1,1,0) o un proceso ARIMA(0,1,1). La erraticidad de la serie podría ser el motivo por el que no se ajustase a las definiciones de fas y fap propias de cada modelo.

SERIE DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS:

Serie de máximos diarios:

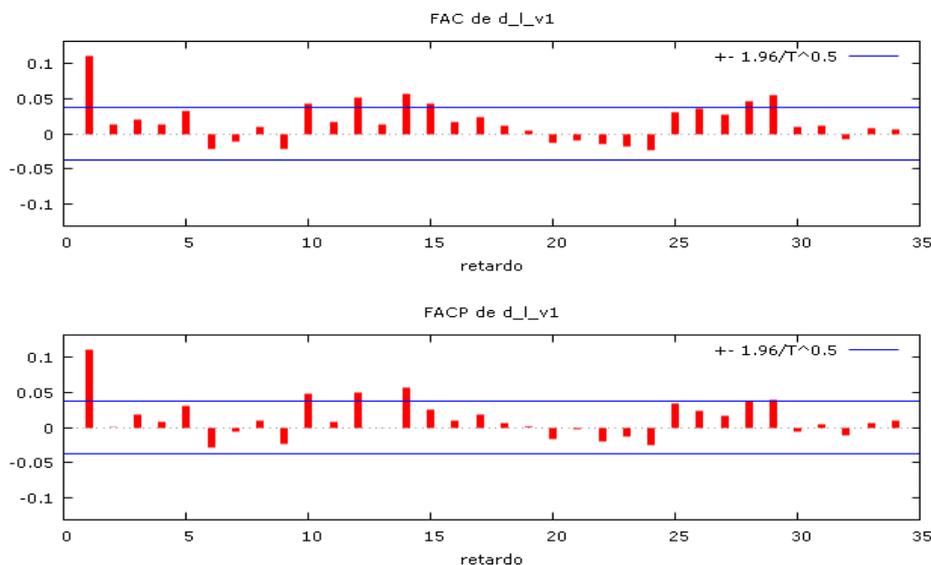


Figura 27. Correlograma de la diferencia del logaritmo. Serie de máximos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

A pesar de que el quinto retardo no sea significativo, como el decimo sí se considera significativo, voy a realizar una regresión de mínimos cuadrados con variables estacionales diarias, es decir, como en la serie anterior, una para cada día de la semana, para ver si influyen o no en la serie.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Modelo 3: MCO, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-24 (T = 2754)
 Variable dependiente: d_l_v1

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p
Const	-5.69328e-05	0.000714994	-0.0796	0.9365
dummy_2	-0.0011364	0.0010107	-1.1244	0.2610
dummy_3	0.000879088	0.0010107	0.8698	0.3845
dummy_4	0.00128927	0.0010107	1.2756	0.2022
dummy_5	-0.000191014	0.0010107	-0.1890	0.8501

Tabla 5. Regresión mínimos cuadrados serie precios de máximos diarios

El resultado que se obtiene de esta regresión me lleva a la conclusión de que en el caso de esta serie no debo tener en cuenta ni la constante ni las variables dummies.

Una vez rechazada la opción de incluir variables ficticias estacionales o constante trataré de identificar el modelo observando el correlograma.

Siguiendo los apuntes de series temporales de las mismas fuentes anteriormente citadas el correlograma que presenta esta serie no coincide con exactitud con ningún proceso, ya que si fuese claramente un proceso AR(1) con ϕ positivo la FAS tendría que ser positiva y decreciente y la FAP tener un único palo positivo (esta condición si la cumple) y descartó la posibilidad de que sea un AR(1) con ϕ negativo por ser el palo de la FAP positivo. Por otra parte para tratarse claramente de un proceso MA, en este caso sería MA(1) sería similar a lo explicado anteriormente pero cambiando FAS por FAP, es decir, la FAS debería presentar un único palo positivo y la FAP ser positiva y decrecer.

No se ajusta a ninguno de los dos patrones ya que ni la FAS ni la FAP presentan un decrecimiento exponencial si no que crecen bruscamente, esto se puede deber a la erraticidad de la serie. Como no está claro cuál de los dos procesos se ajusta más al comportamiento de esta serie estudiaré ambos, ARIMA(1,1,0) y ARIMA(0,1,1), y de ser los dos valido elegiré el que realice mejores predicciones.

Serie de mínimos diarios:

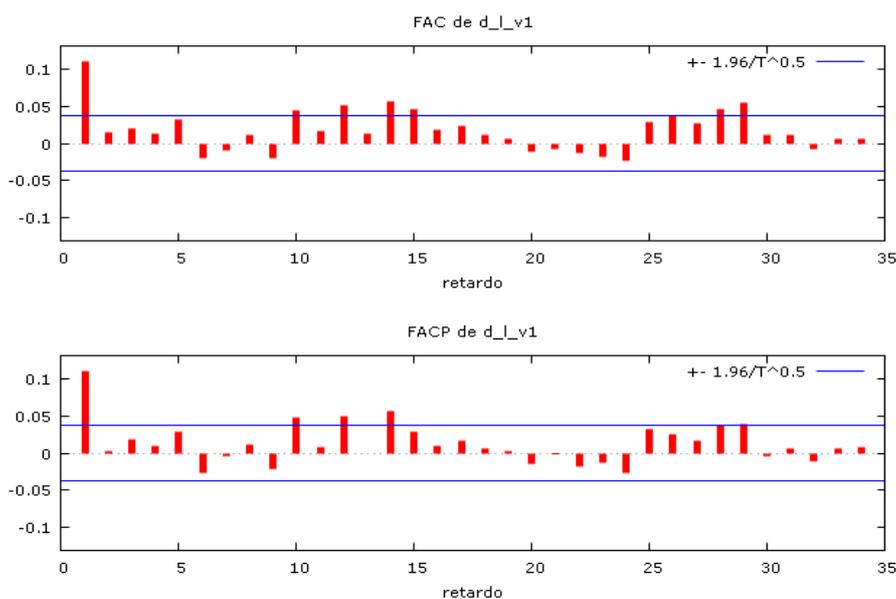


Figura 28. Correlograma de la diferencia del logaritmo. Serie de mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

La estructura de esta serie presenta una forma muy similar a la de la anterior por lo que volveré a comenzar por realizar una regresión de mínimos cuadrados para averiguar si se necesitan meter variables ficticias estacionales o no:

Modelo 1: MCO, usando las observaciones 2005-01-04:2015-08-17 (T = 2770)

Variable dependiente: d_l_v1

	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p
const	-0.000117173	0.000712203	-0.1645	0.8693
dummy_2	-0.00112983	0.00100721	-1.1217	0.2621
dummy_3	0.000923499	0.00100721	0.9169	0.3593
dummy_4	0.00131662	0.00100721	1.3072	0.1913
dummy_5	-0.000183018	0.00100721	-0.1817	0.8558

Tabla 6. Regresión mínimos cuadrados serie precios de mínimos diarios

El resultado que obtenemos de esta regresión me lleva a la conclusión de que en el caso de los mínimos tampoco debemos tener en cuenta ni la constante ni las variables dummies.

Volviendo al correlograma de nuevo se observa que tiene el mismo problema que presentaba el de la serie anterior por lo que procederá de la misma manera, estudiando los procesos ARIMA(1,1,0) y ARIMA(0,1,1).

SERIE DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES:

Serie de máximos mensuales:

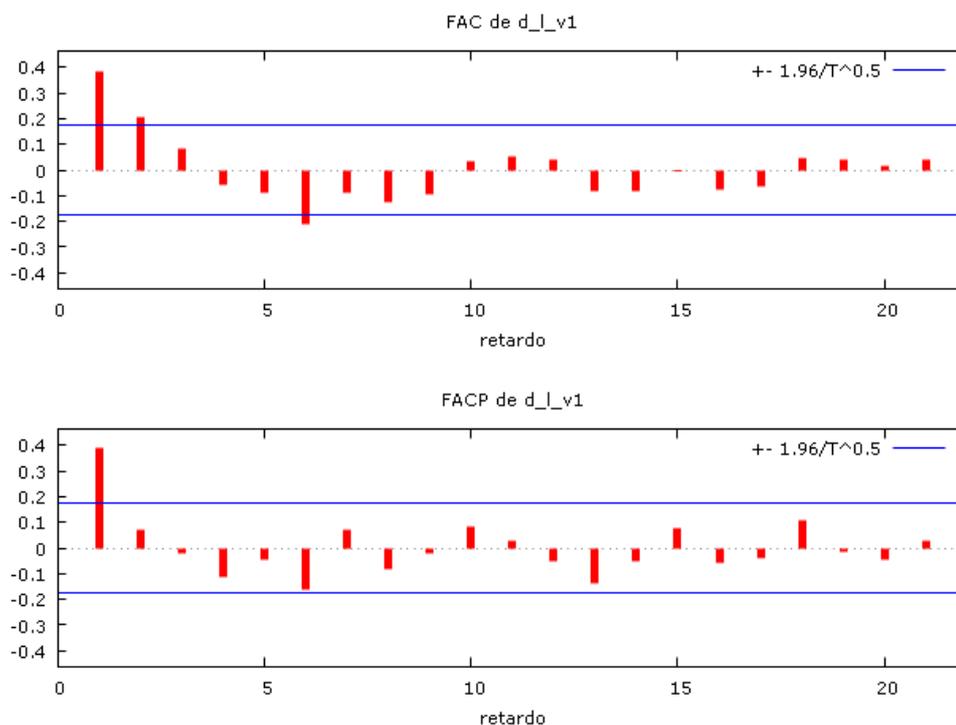


Figura 29. Correlograma de la primera diferencia del logaritmo de la serie de máximos mensuales.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Observando el correlograma veo que el sexto retardo se podría considerar significativo, teniendo en cuenta que se está representando una serie mensual, este retardo representa la mitad del año. Esto me lleva a pensar que el mes podría influir en esta serie por lo que lo primero que voy a comprobar entonces es si debería o no añadir al modelo que voy a proponer posteriormente unas variables dummies binarias representativas de cada mes, es decir, a diferencia de los casos anteriores que teníamos una variable para cada día en este caso se insertaran una variable para cada mes que tome el valor uno para su mes y cero para el resto. Para ello realizaré de nuevo una regresión de mínimos cuadrados, aprovecharé también para comprobar si el futuro modelo debe incluir una constante o no.

Modelo 1: MCO, usando las observaciones 2005:02-2015:08 (T = 127)
Variable dependiente: d_l_v1

	Coefficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	-0.000879105	0.0254682	-0.0345	0.9725	
dm2	0.0305076	0.0351894	0.8670	0.3878	
dm3	0.0362202	0.0351894	1.0293	0.3055	
dm4	0.0365288	0.0351894	1.0381	0.3014	
dm5	0.0215897	0.0351894	0.6135	0.5407	
dm6	-0.00125643	0.0351894	-0.0357	0.9716	
dm7	0.0138891	0.0351894	0.3947	0.6938	
dm8	-0.000793815	0.0351894	-0.0226	0.9820	
dm9	-0.0287124	0.0360175	-0.7972	0.4270	
dm10	-0.0184537	0.0360175	-0.5124	0.6094	
dm11	-0.0438712	0.0360175	-1.2181	0.2257	
dm12	-0.0387647	0.0360175	-1.0763	0.2841	

Tabla 7. Regresión mínimos cuadrados serie precios máximos mensuales

El resultado de esta regresión me lleva a descartar la idea de incluir tanto variables estacionales como constante ya que no resultan significativas.

Una vez he descartado la opción de incluir variables ficticias estacionales y la de incluir constante, toca identificar el modelo observando el correlograma anterior.

El correlograma que presenta esta serie podría coincidir con los siguientes modelos:

- AR(1) con ϕ positivo, pues se produce un decrecimiento exponencial de la FAS y la FAP tiene un único retardo significativo positivo.
- MA(2) ya que la FAS tiene dos retardos significativos y la FAP decrece rápidamente
- Incluso podría encajar con un MA(1) ya que el segundo retardo de la FAS no es demasiado significativo.

Estudiaré las tres posibilidades y finalmente propondré la que en mi juicio me parezca que se ajusta mejor a la serie y realiza mejores predicciones.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Serie mínimos mensuales:

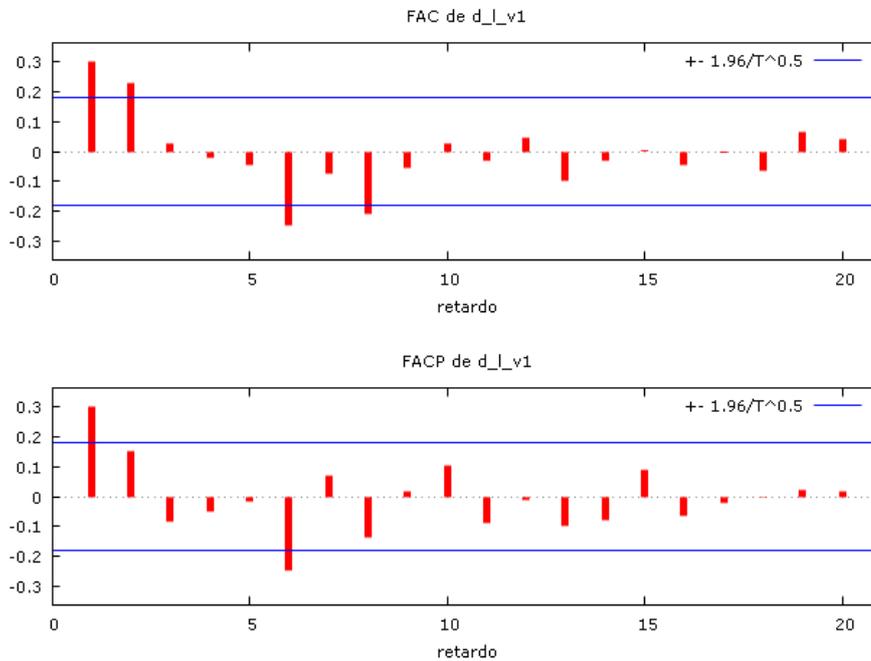


Figura 30. Correlograma de la primera diferencia del logaritmo de la serie de mínimos mensuales.

A simple vista parece muy similar al de la serie de máximos, a excepción de un segundo retardo algo más marcado que en el caso anterior y apareciendo un nuevo retardo significativo, el octavo.

Seguiré por lo tanto los mismos pasos que seguí para la serie de máximos, empezando por realizar una regresión de mínimos cuadrados para comprobar si se debería incluir en el modelo variables ficticias estacionales, dummies, o constante.

Los resultados de la regresión que obtengo mediante Gretl son los siguientes:

Modelo 2: MCO, usando las observaciones 2005:02-2015:02 (T = 121)
Variable dependiente: d_l_v1

	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	Valor p	
const	-0.00409334	0.0296824	-0.1379	0.8906	
dm2	0.0322958	0.0410122	0.7875	0.4327	
dm3	0.0690996	0.0419773	1.6461	0.1026	
dm4	0.0417632	0.0419773	0.9949	0.3220	
dm5	-0.0243926	0.0419773	-0.5811	0.5624	
dm6	0.0411479	0.0419773	0.9802	0.3291	
dm7	0.0298324	0.0419773	0.7107	0.4788	
dm8	0.00874058	0.0419773	0.2082	0.8354	
dm9	-0.0266103	0.0419773	-0.6339	0.5275	
dm10	-0.0488247	0.0419773	-1.1631	0.2473	
dm11	-0.0108466	0.0419773	-0.2584	0.7966	
dm12	-0.0377899	0.0419773	-0.9002	0.3700	

Tabla 8. Regresión mínimos cuadrados serie precios mínimos mensuales

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Nuevamente vuelven a no ser significativas ni las variables ficticias estacionales ni la constante, por lo que no las incluiré en los modelos que calcule de aquí en adelante.

Observando el correlograma se podría ajustar al igual que la serie anterior a las opciones de AR(1) y MA(2), sin embargo, en este caso voy a descartar en un principio la opción de un MA(1) ya que el segundo retardo es más significativo que el caso anterior.

5.6 Estimación de los coeficientes del modelo

SERIE PRECIOS DIARIOS DE CIERRE

Una vez seleccionados los dos posibles modelos voy a calcular los coeficientes de cada uno de ellos. Para poder posteriormente analizar que tal predice cada uno de los modelos que se proponga dejaré una parte de la muestra fuera de los datos que se usarán para el cálculo del modelo. En este caso como se trata de modelos que utilizaremos para predecir a muy corto plazo dejaré fuera siete días.

Los resultados son los siguientes:

ARIMA(1,1,0)

Modelo 2: ARMAX, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-13 (T = 2745)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	0.000127742	0.000363061	0.3518	0.7250	
phi_1	-0.0636879	0.0190007	-3.3519	0.0008	***
dummy_2	-0.000610806	0.000785399	-0.7777	0.4367	
dummy_3	0.000254782	0.000935292	0.2724	0.7853	
dummy_4	0.00124302	0.000935292	1.3290	0.1838	
dummy_5	0.00242538	0.000785399	3.0881	0.0020	***

		Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
AR	Raíz 1	-15.7016	0.0000	15.7016	0.5000

Tabla 9. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios de cierre diarios

ARIMA(0,1,1)

Modelo 3: ARMAX, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-13 (T = 2745)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	0.000127782	0.00036169	0.3533	0.7239	
theta_1	-0.0634324	0.0189373	-3.3496	0.0008	***

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

dummy_2	-0.000610801	0.000786016	-0.7771	0.4371	
dummy_3	0.000254792	0.000937782	0.2717	0.7859	
dummy_4	0.00124307	0.000937782	1.3255	0.1850	
dummy_5	0.00242533	0.000786016	3.0856	0.0020	***

		Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
MA	Raíz 1	15.7648	0.0000	15.7648	0.0000

Tabla 10. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios de cierre diarios

SERIES MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS:

Una vez más los coeficientes se calcularán a partir de una submuestra dejando un pequeño intervalo de valores fuera para posteriormente utilizarlos para validar el modelo. En ambos casos los datos que se dejarán fueran serán los correspondientes al mes de agosto, es decir, del 1 al 17 de agosto.

Serie de máximos:

ARIMA(1,1,0)

Modelo 3: ARIMA, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-31 (T = 2759)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
phi_1	0.110678	0.0188998	5.8560	<0.0001	***

		Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
AR	Raíz 1	9.0352	0.0000	9.0352	0.0000

Tabla 11. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios máximos diarios

ARIMA(0,1,1)

Modelo 2: ARIMA, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-31 (T = 2759)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
theta_1	0.109864	0.0187978	5.8445	<0.0001	***

		Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
MA	Raíz 1	-9.1022	0.0000	9.1022	0.5000

Tabla 12. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios máximos diarios

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Serie de mínimos:

ARIMA(1,1,0)

Modelo 4: ARIMA, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-31 (T = 2759)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
phi_1	0.110678	0.0188998	5.8560	<0.0001	***

AR	Raíz 1	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
		9.0352	0.0000	9.0352	0.0000

Tabla 13. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios mínimos diarios

ARIMA(0,1,1)

Modelo 1: ARIMA, usando las observaciones 2005-01-04:2015-07-31 (T = 2759)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
theta_1	0.109864	0.0187978	5.8445	<0.0001	***

MA	Raíz 1	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
		-9.1022	0.0000	9.1022	0.5000

Tabla 14. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios mínimos diarios

SERIES MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES:

Para estimar los coeficientes del modelo cogere en ambos caso una submuestra que deje fuera cinco meses, es decir, la submuestra irá desde enero de 2005 hasta febrero de 2015.

Como en ambos casos dudo entre varios modelos calculare los coeficientes de todas las opciones y posteriormente decidiré con el modelo que me quedo para cada una de las series.

Serie de máximos:

ARIMA(1,1,0)

Modelo 3: ARMA, usando las observaciones 2005:02-2015:02 (T = 121)

Variable dependiente: d_l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
phi_1	0.39811	0.0833652	4.7755	<0.0001	***

AR	Raíz 1	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
		2.5119	0.0000	2.5119	0.0000

Tabla 15. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios máximos mensuales

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

ARIMA(0,1,2)

Modelo 2: ARIMA, usando las observaciones 2005:02-2015:02 (T = 121)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Z</i>	<i>Valor p</i>	
theta_1	0.362554	0.0910614	3.9814	<0.0001	***
theta_2	0.14791	0.0923583	1.6015	0.1093	

		<i>Real</i>	<i>Imaginaria</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frecuencia</i>
MA					
	Raíz 1	-1.2256	-2.2932	2.6002	-0.3281
	Raíz 2	-1.2256	2.2932	2.6002	0.3281

Tabla 16. Modelo ARIMA(0,1,2) Serie de precios máximos mensuales

ARIMA(0,1,1)

Modelo 3: ARIMA, usando las observaciones 2005:02-2015:02 (T = 121)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Z</i>	<i>Valor p</i>	
theta_1	0.351421	0.080619	4.3590	<0.0001	***

		<i>Real</i>	<i>Imaginaria</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frecuencia</i>
MA					
	Raíz 1	-2.8456	0.0000	2.8456	0.5000

Tabla 17. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios máximos mensuales

Serie de mínimos:

ARIMA(1,1,0)

Modelo 1: ARIMA, usando las observaciones 2005:02-2015:02 (T = 121)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>z</i>	<i>Valor p</i>	
phi_1	0.30519	0.0871311	3.5027	0.0005	***

		<i>Real</i>	<i>Imaginaria</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frecuencia</i>
AR					
	Raíz 1	3.2767	0.0000	3.2767	0.0000

Tabla 18. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios mínimos mensuales

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

ARIMA(0,1,2)

Modelo 4: ARIMA, usando las observaciones 2005:02-2015:02 (T = 121)

Variable dependiente: (1-L) l_v1

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
theta_1	0.276609	0.0929114	2.9771	0.0029	***
theta_2	0.248346	0.0859292	2.8901	0.0039	***

		Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
MA	Raíz 1	-0.5569	-1.9278	2.0066	-0.2948
	Raíz 2	-0.5569	1.9278	2.0066	0.2948

Tabla 19. Modelo ARIMA(0,1,2) Serie de precios máximos mensuales

5.7 Contraste de validez del modelo o validación

De acuerdo con el libro “Econometría básica. Técnicas y herramientas” de César Pérez en la validación del modelo se pueden distinguir dos fases:

- Análisis de los coeficientes estimados. Los coeficientes estimados deben ser significativos.
- Análisis de los residuos. Los residuos deben tener media cero, estar incorrelados y distribuirse normalmente.

Empezaré por la primera fase, es decir, viendo si los coeficientes son significativos:

SERIE	MODELO	¿SON SIGNIFICATIVOS LOS PARAMETROS?
Serie precios de cierre diarios	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente phi es significativo. De las dummies y constante solo sale significativa la quinta dummie, aun así las mantendré por haber salido significativas en la regresión de mínimos cuadrados.
	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente theta es significativo. Respecto a las dummies y constante se repite lo mismo que el caso anterior.
Serie precios máximos diarios	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente phi es significativo.
	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente theta es significativo.
Serie precios mínimos diarios	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente phi es significativo.
	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente theta es significativo.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Serie precios máximos mensuales	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente phi es significativo.
	ARIMA(0,1,2)	El coeficiente theta 1 es significativo, el coeficiente theta 2 no es significativo. SE RECHAZARA ESTE MODELO.
	ARIMA(0,1,1)	El coeficiente theta es significativo.
Serie precios mínimos mensuales	ARIMA(1,1,0)	El coeficiente phi es significativo.
	ARIMA(0,1,2)	El coeficiente theta 1 es significativo, el coeficiente theta 2 también.
	ARIMA(0,1,1)	El coeficiente theta es significativo.

Tabla 20. Resumen de validez de los modelos propuestos

Resumiendo, todos los modelos propuestos son validos a excepción del modelo ARIMA(0,1,2) para la serie de máximos mensuales.

5.7 Análisis detallado de los residuos

El siguiente paso es un análisis de los residuos. Estos deben tener un comportamiento que ha de acercarse al de un ruido blanco, media cero, estar incorrelados y distribuirse normalmente. Para analizar los residuos volveré a basarme en las indicaciones del libro citado anteriormente. Empezaré por comprobar si existe autocorrelación, para comprobarlo utilizaré dos herramientas, el correlograma de los residuos, que según indica la fuente consultada si los residuos provienen de ruido blanco, deben ser incorrelados entre sí, lo que les hará alternar en signo sin ningún criterio obvio, es decir, el correlograma debería presentar cambios de signo sin seguir una estructura determinada. Posteriormente lo comprobaré también mediante el test de Ljung-Box, desarrollado por primera vez en el libro "Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models" de Box, G. E. P. and Pierce, D. A. (1970) y mejorado posteriormente por G. M. Ljung; G. E. P. Box (1978) en "On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models".

Esta prueba se basa en el siguiente estadístico:

$$Q' = n(n + 2) \sum_{k=1}^m r_k^2 / (n - k)$$

Ecuación 14. Q de Ljung-Box

La hipótesis nula de que los residuos son ruido blanco se rechaza para valores de Q muy altos. Lo que se suele hacer en la realidad es hallar la región crítica a nivel, calculando un valor de I que cumpla $P(Q > I)$ si el valor del estadístico Q cae dentro de la región crítica, que es $\{Q' > I\}$ se rechaza la hipótesis nula de que los residuos son ruido blanco.

Esta prueba también se puede realizar mediante Gretl, considerando un nivel de significación del 95% $(1-\alpha)$, para rechazar la hipótesis nula el p-valor debe ser menor de 0.05.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIE PRECIO DE CIERRE DIARIO:

ARIMA(1,1,0)

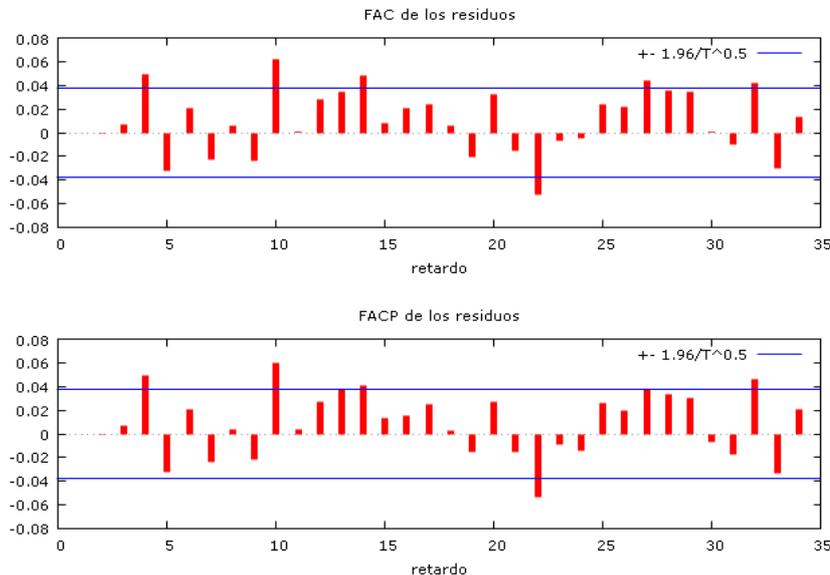


Figura 31. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de precios de cierre. (Elaboración propia mediante Gretl)

El correlograma cumple con lo esperado para poder considerar que no existe correlación, los residuos se alternan de signo sin seguir un orden determinado.

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 5

Ljung-Box $Q' = 9.70588$,
con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(4) > 9.70588) = 0.04568$

Como el p-valor es $0.04568 < 0.05$ se rechazaría la hipótesis nula y por lo tanto los datos salen que están autocorrelados.

Con este resultado debería rechazar el modelo, sin embargo y dado que el correlograma cumplía con lo esperado, consideraré que como es por una cantidad muy pequeña esto se podría deber a la erraticidad que caracteriza esta serie.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

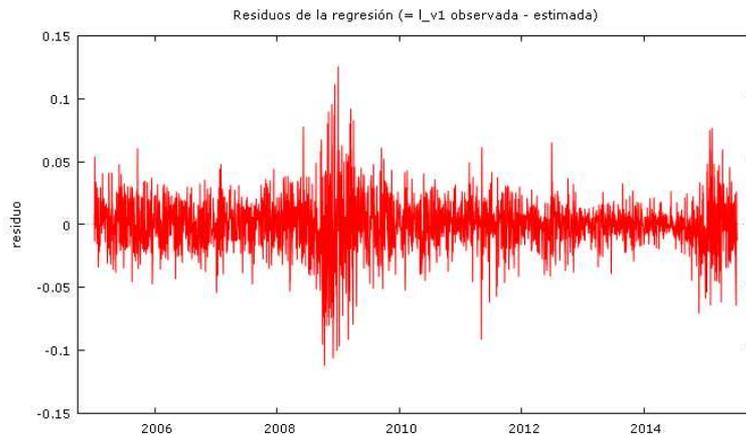


Figura 32. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) Serie precios cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

En el gráfico se observa que los residuos tienen una media constante e igual a cero.

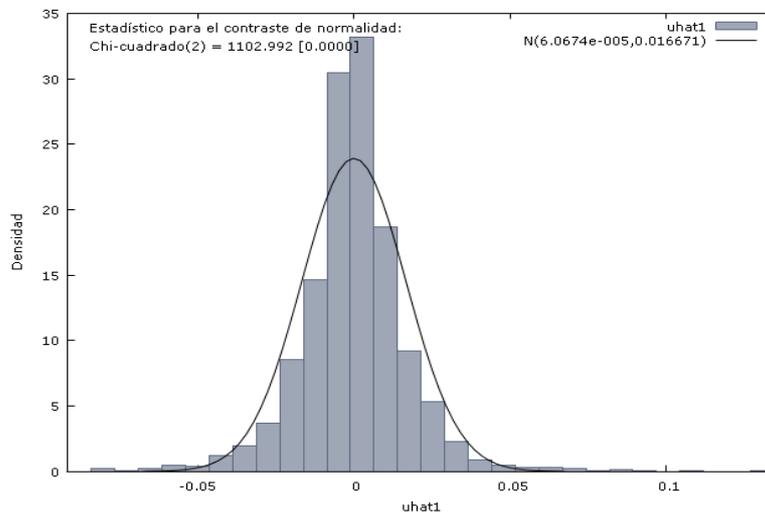


Figura 33. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

La condición de normalidad de los residuos también la cumple, ya que se ve claramente en la figura que los residuos se ajustan a una normal centrada en cero.

Este modelo cumple por tanto todas las condiciones para ser considerado válido, ahora comprobaré la siguiente opción, en el caso de que para alguna serie hubiese más de una opción válida la decisión de qué modelo quedarme para finalmente tratar de hacer predicciones la tomaré basándome en la capacidad predictiva de cada una, es decir, elegiré el que mejor predicciones realice, considerando que realiza mejores predicciones el que se ajusta más a los datos reales.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

ARIMA(0,1,1)

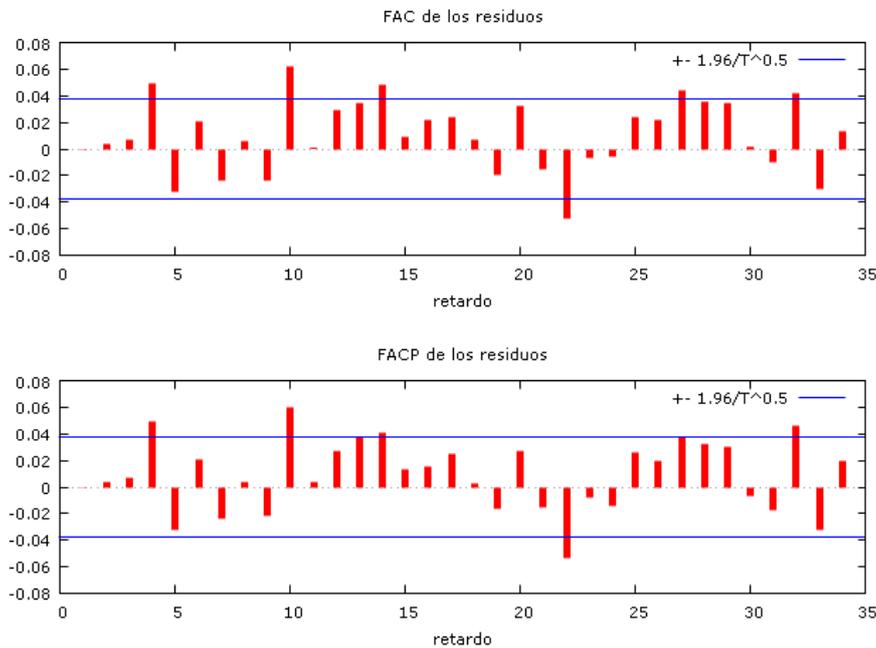


Figura 34. Correlograma Residuos ARIMA(0,1,1) serie de precios de cierre. (Elaboración propia mediante Gretl)

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 5

Ljung-Box $Q' = 9.78204$,
con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(4) > 9.78204) = 0.04426$

Vuelve a salir un resultado similar al anterior, correlograma que cumple con los requisitos pero un test de Ljung-Box con un p-valor menos que 0.05. Por tanto, por las mismas razones antes explicadas no voy a rechazar todavía el modelo.

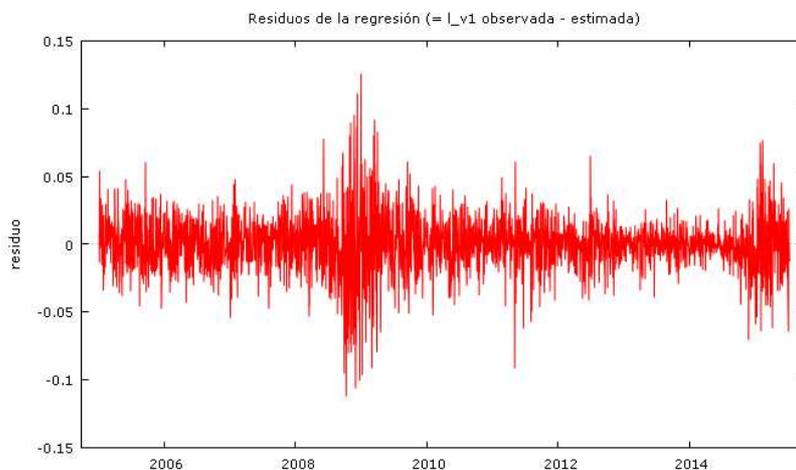


Figura 35. Residuos vs. Tiempo ARIMA(0,1,1) Serie precios cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

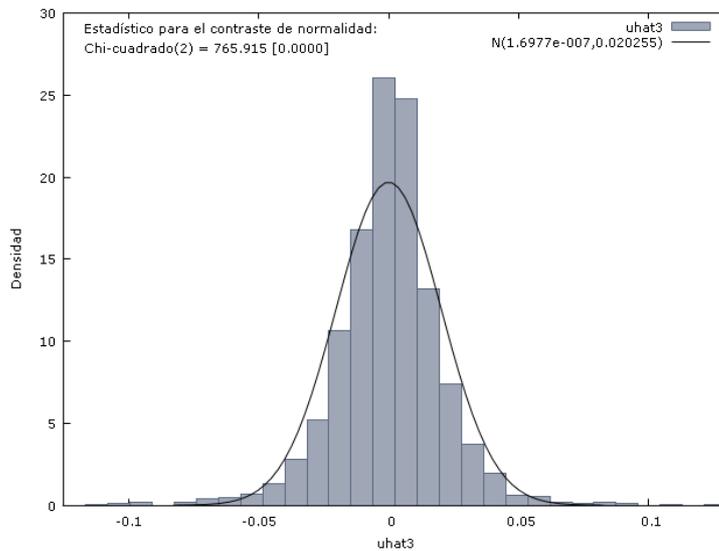


Figura 36. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(0,1,1) Serie precios cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

Efectivamente estoy ante un caso de una serie con dos opciones válidas ya que los puntos que me quedaban por comprobar, media constante e igual a cero y normalidad de los residuos parece que se cumple, por tanto, para elegir qué modelo de ajusta más a esta serie precederé de la manera indicada anteriormente.

SERIES DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS:

Máximos:

ARIMA(1,1,0)

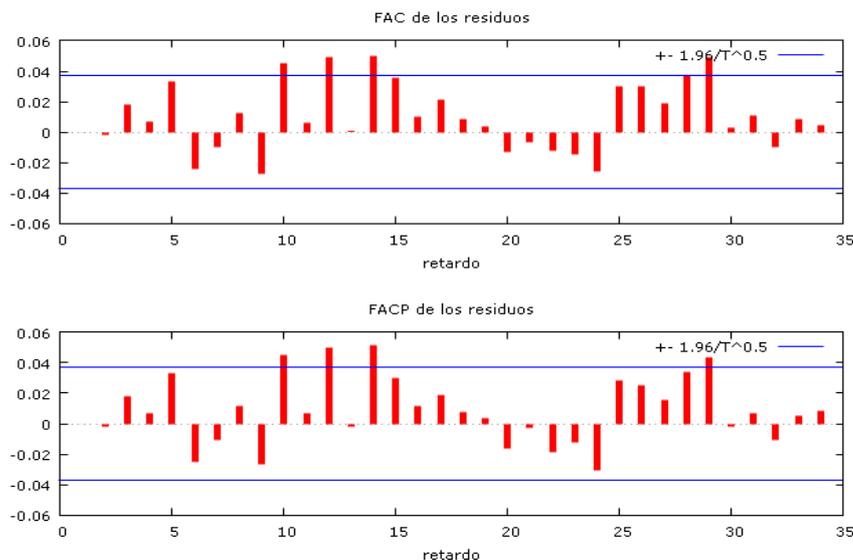


Figura 37. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de máximos. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 5

Ljung-Box $Q' = 4.06811$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(4) > 4.06811) = 0.3969$

Como el p-valor es $0.3969 > 0.05$ no podemos rechazar la hipótesis nula, es decir, no podemos rechazar que los datos estén incorrelados.

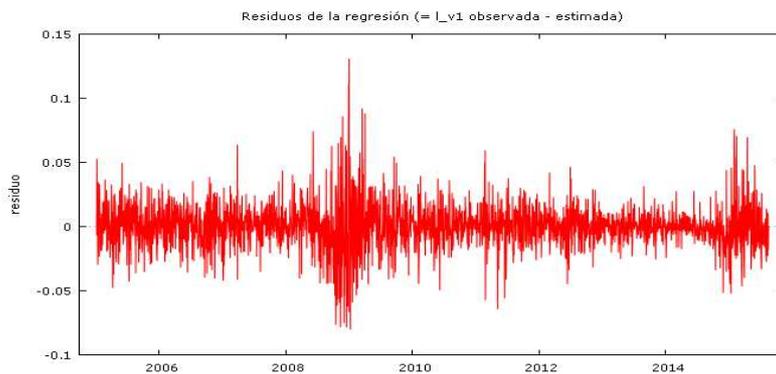


Figura 38. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) Serie máximos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

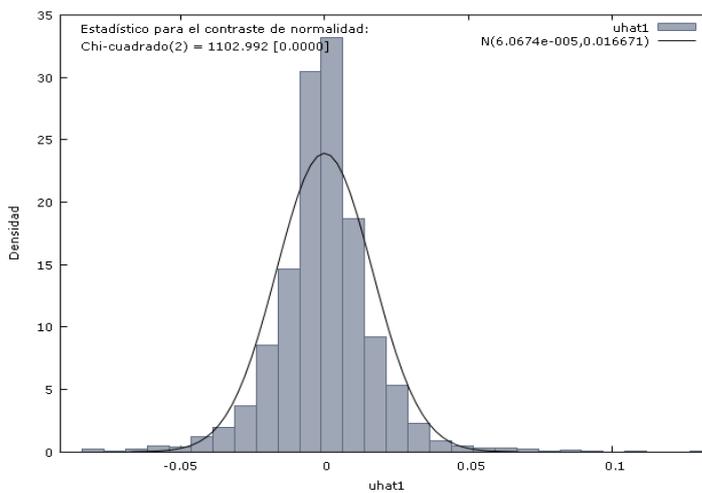


Figura 39. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie máximos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

ARIMA(0,1,1)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

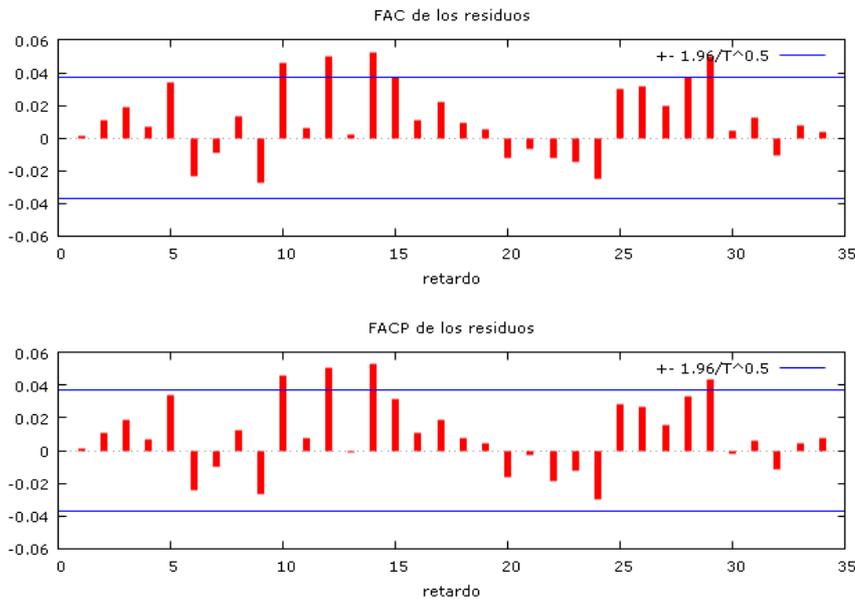


Figura 40. Correlograma Residuos ARIMA(0,1,1) serie de máximos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 5

Ljung-Box $Q' = 4.62138$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(4) > 4.62138) = 0.3284$

Como el p-valor es $0.3284 > 0.05$ no podemos rechazar la hipótesis nula, es decir, no podemos rechazar que los datos estén incorrelados.

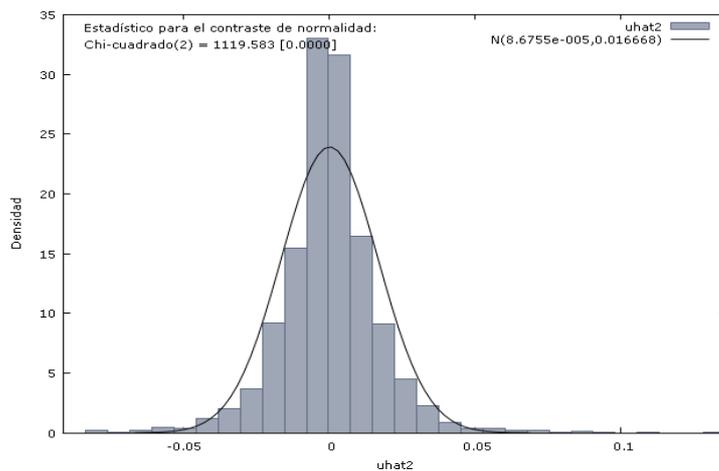


Figura 41. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Resumiendo:

SERIE MÁXIMOS DIARIOS		
MODELO	REQUISITO	¿SE CUMPLE?
ARIMA(1,1,0)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	SI
	Normalidad de los residuos	SI
ARIMA(0,1,1)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	SI
	Normalidad de los residuos	SI

Tabla 21. Resumen del análisis de los residuos serie máximos diarios

Ambas series cumplen todos los requisitos por lo que esta serie vuelve a tener dos opciones válidas.

Mínimos:

ARIMA(1,1,0)

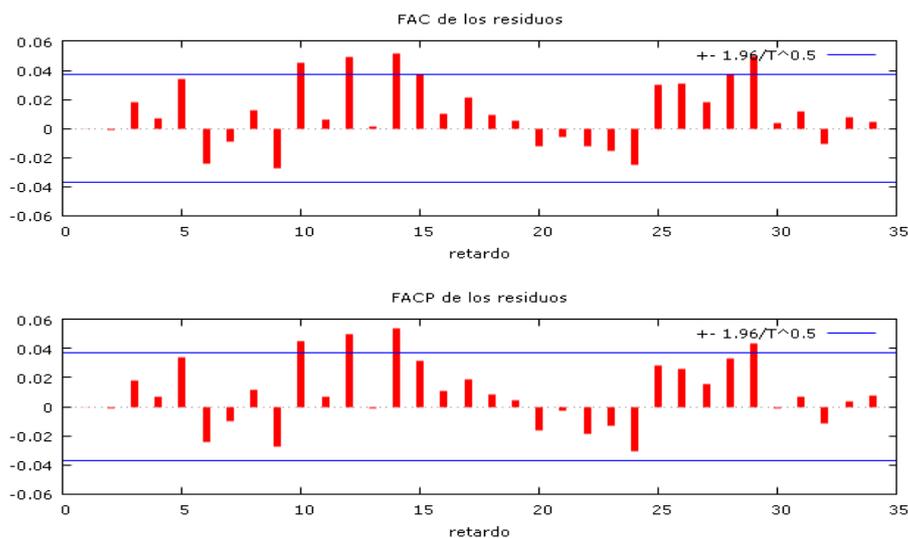


Figura 42. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

El test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 5

Ljung-Box $Q' = 4.24298$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(4) > 4.24298) = 0.3741$

Como el p-valor es $0.3741 > 0.05$ se vuelve a no poder rechazar la hipótesis nula, es decir, que los datos estén incorrelados.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

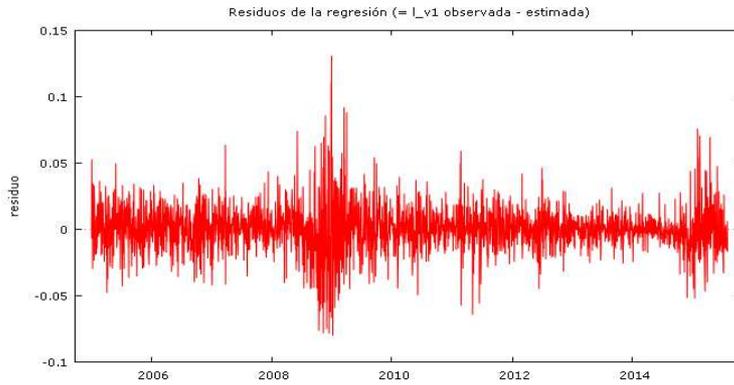


Figura 43. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)

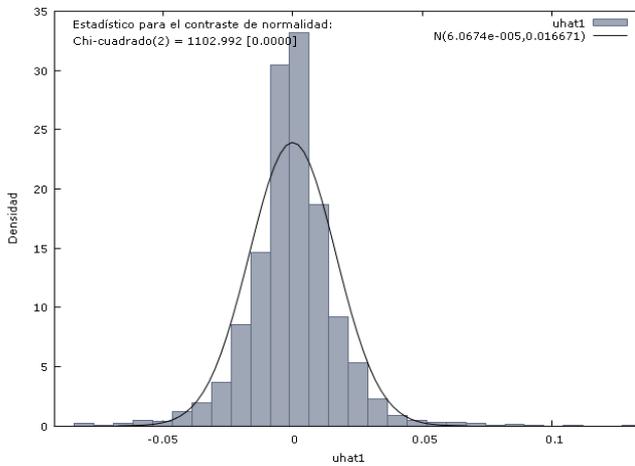


Figura 44. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

ARIMA(1,1,0)

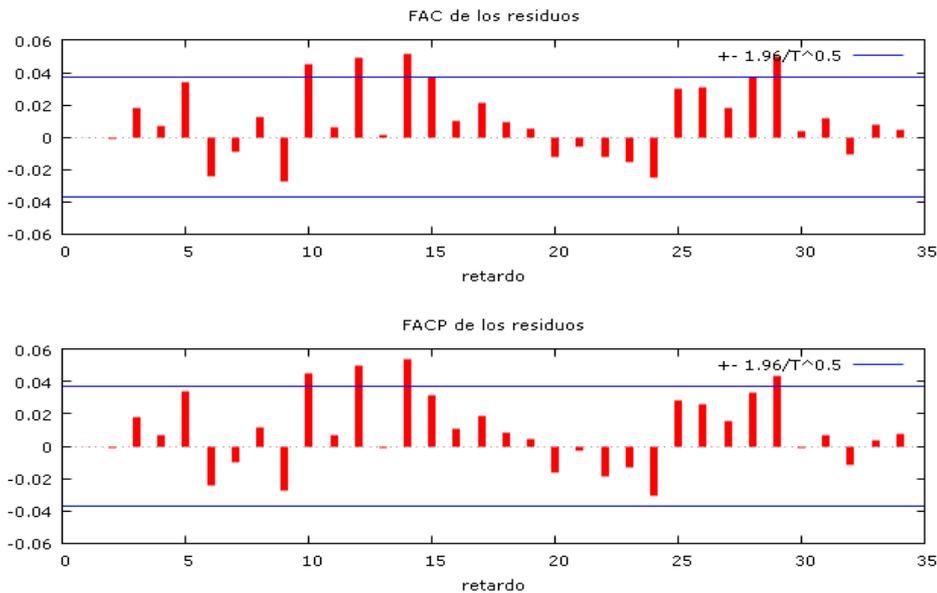


Figura 45. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de mínimos. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

El test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 5

Ljung-Box $Q' = 4.24298$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(4) > 4.24298) = 0.3741$

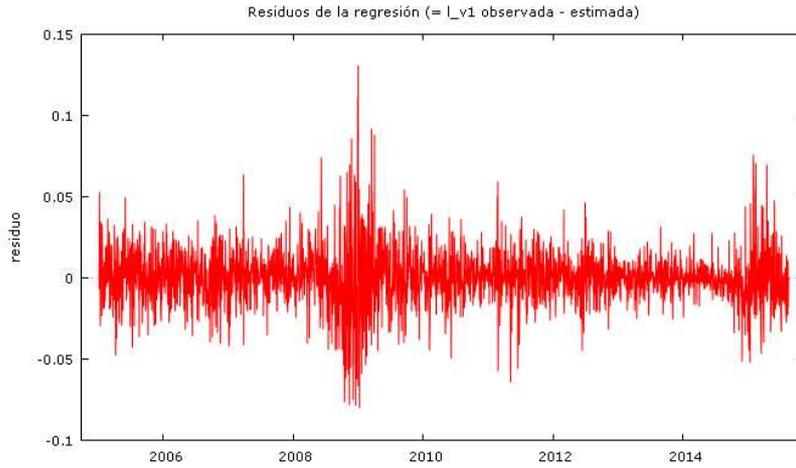


Figura 46. Residuos vs. tiempo ARIMA(0,1,1) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl).

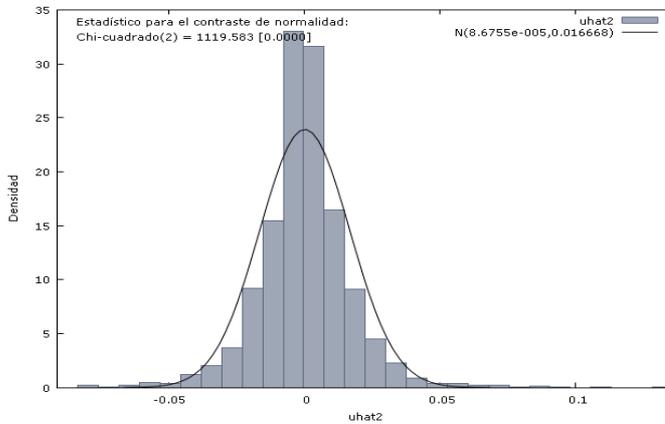


Figura 47. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(0,1,1) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

SERIE MÍNIMOS DIARIOS		
MODELO	REQUISITO	¿SE CUMPLE?
ARIMA(1,1,0)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	SI
	Normalidad de los residuos	SI
ARIMA(0,1,1)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	SI
	Normalidad de los residuos	SI

Tabla 22. Resumen del análisis de los residuos serie mínimos diarios

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Para el caso de la serie de mínimos diarios los modelos ARIMA(1,1,0) y ARIMA(0,1,1), vuelven a ser ambos válidos.

SERIES DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES:

Máximos:

ARIMA(1,1,0)

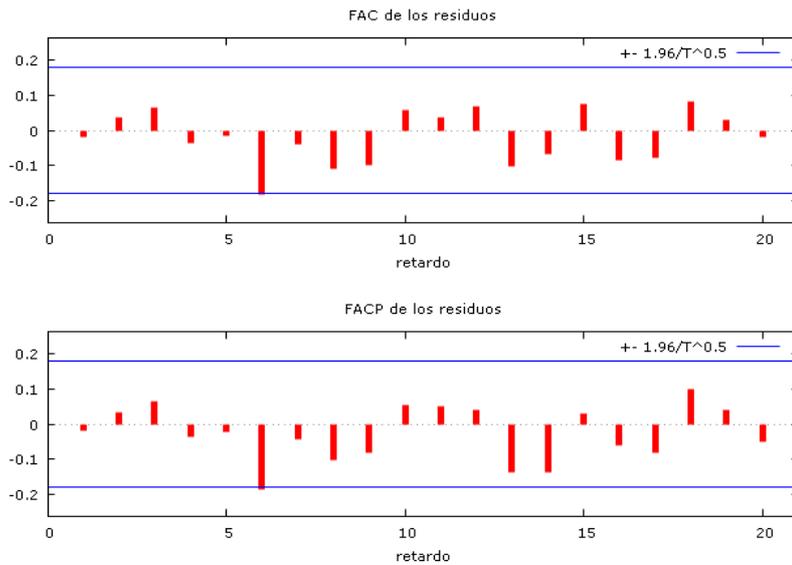


Figura 48. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 12

Ljung-Box $Q' = 9.3506$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(11) > 9.3506) = 0.5896$

Como el p-valor es $0.5896 > 0.05$ no podemos rechazar la hipótesis nula, es decir, no podemos rechazar que los datos estén incorrelados.

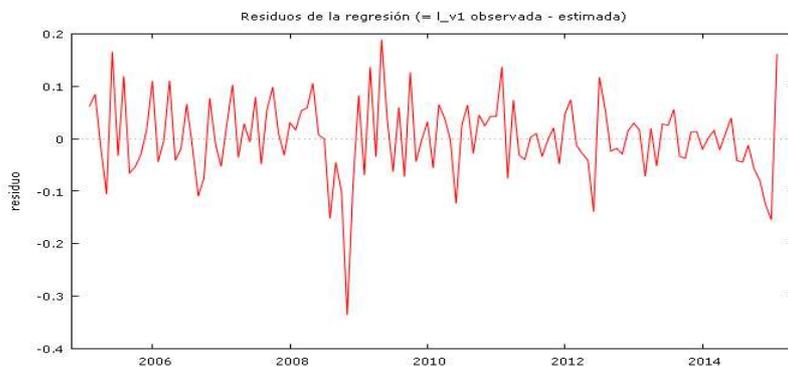


Figura 49. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

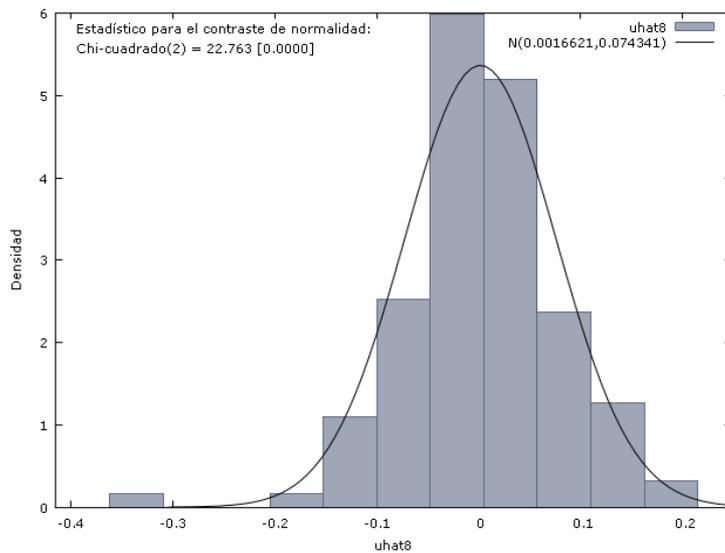


Figura 50. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) serie máximos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)

Se puede afirmar que esta serie cumple con todas las condiciones anteriormente citadas. La única condición que podría entrar en duda es la normalidad de los residuos debido a que presenta pequeño palo fuera de lo que sería la curva de la distribución normal, sin embargo a esto no le daré mucha importancia ya que se debe a la erraticidad de la serie, que presenta una muy fuerte subida en torno al año 2008 que el modelo tarda en absorber, este efecto también se puede observar en el gráfico de residuos frente al tiempo.

ARIMA(0,1,1)

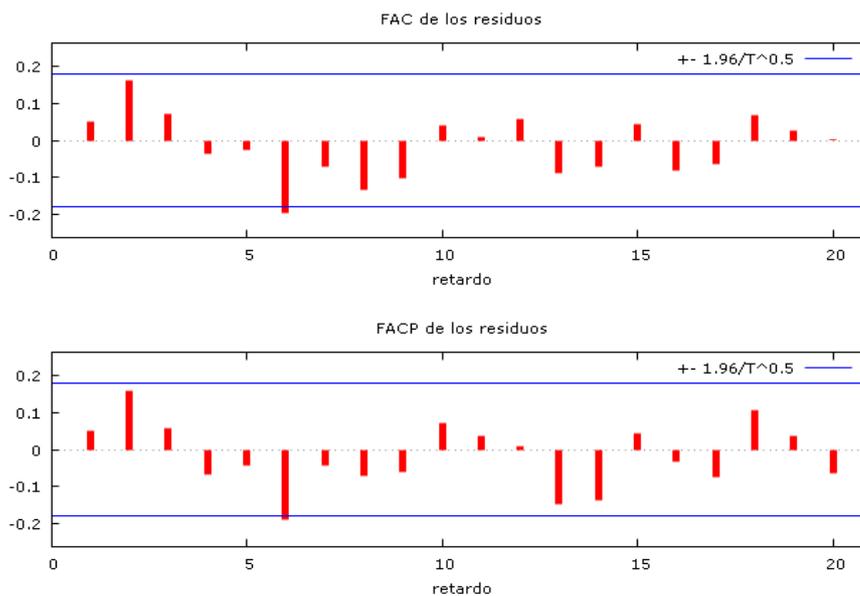


Figura 51. Correlograma residuos ARIMA(0,1,1) serie máximos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 12

Ljung-Box $Q' = 14.4053$,
con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(11) > 14.4053) = 0.2114$

Como el p-valor es $0.2114 > 0.05$ no podemos rechazar la hipótesis nula, es decir, no podemos rechazar que los datos estén incorrelados.

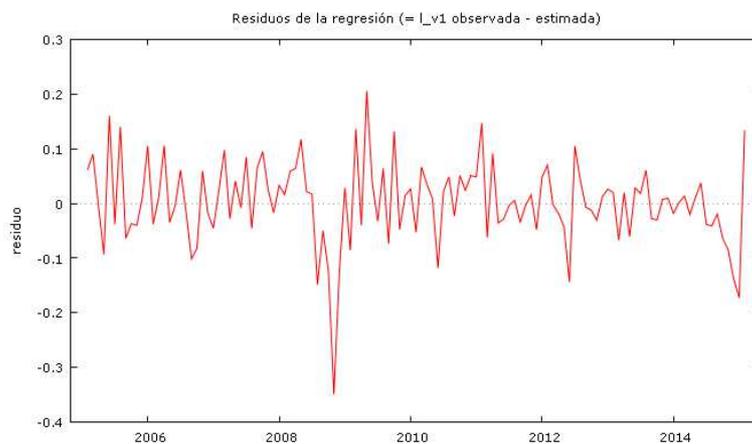


Figura 52. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

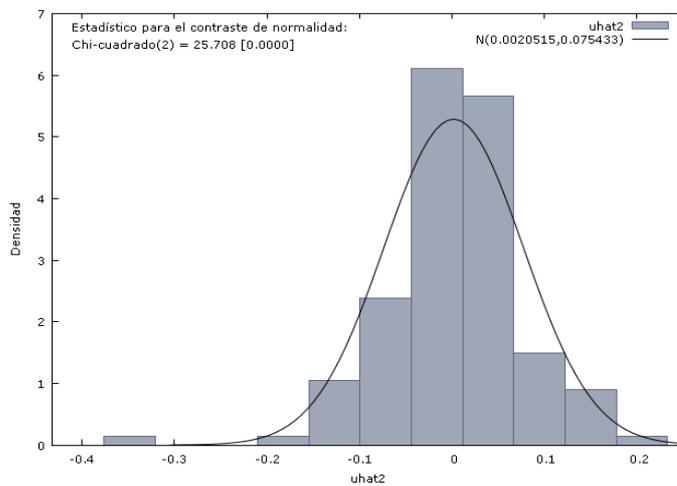


Figura 53. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(0,1,1) serie máximos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)

Se puede considerar que este modelo también es válido, ya que presenta los mismos pequeños errores que el anterior pero en general cumple con las condiciones.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIE MÁXIMOS MENSUALES		
MODELO	REQUISITO	¿SE CUMPLE?
ARIMA(1,1,0)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	Presenta un punto muy marcado por abajo pero esto puede deberse a un dato atípico. Por lo general si se es constante e igual a cero.
	Normalidad de los residuos	Se ve que presenta una pequeña densidad de residuos fuera de la curva de la normal por la izquierda, esto se puede deber al dato atípico que se observaba en el grafico de residuos vs. Tiempo. Por lo general si se ajusta a una normal.
ARIMA(0,1,1)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	Se observa lo mismo que para el modelo anterior. Se considera por tanto que si cumple.
	Normalidad de los residuos	También se reproduce lo explicado en el modelo anterior para esta prueba. También consideraré que la cumple.

Tabla 23. Resumen del análisis de los residuos serie máximos mensuales

A pesar de lo arriba comentado como finalmente no di importancia a la existencia de una dato atípico, que puede ser debido a una cambio muy brusco que los modelos no son capaces de absorber con tanta rapidez, para esta serie también se presentan dos opciones válidas.

Mínimos:

ARIMA(1,1,0)

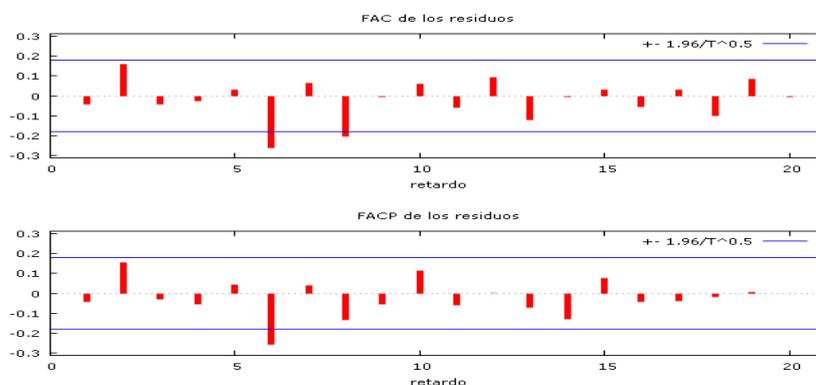


Figura 54. Correlograma residuos ARIMA(1,1,0) serie mínimos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 12

Ljung-Box $Q' = 20.9633$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(11) > 20.9633) = 0.03375$

Como el p-valor es $0.03375 < 0.05$ se rechazaría la hipótesis nula, es decir, existe autocorrelación.

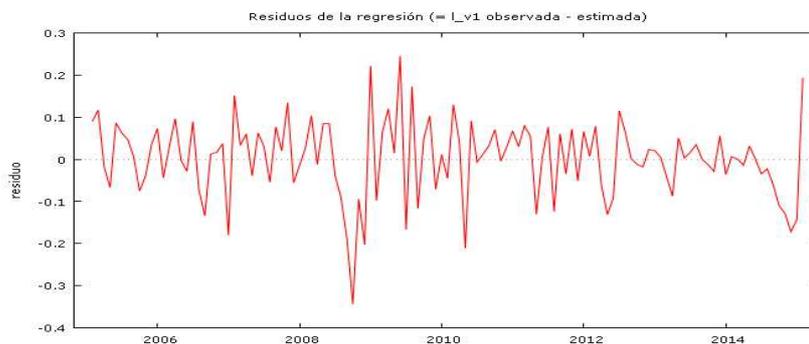


Figura 55. Residuos vs. tiempo ARIMA(1,1,0) (Elaboración propia mediante Gretl)

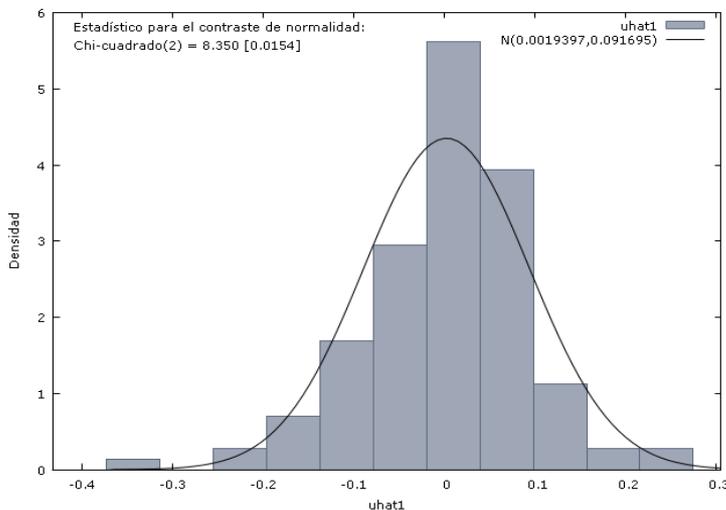


Figura 56. Normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Este modelo no cumpliría las condiciones para ser considerado válido ya que el test de Ljung-Box indica que existe autocorrelación en los residuos, sin embargo, debido a que los residuos no presentan una estructura clara y que puede deberse a la erraticidad de la serie no voy a rechazar esta opción de momento, en caso que la otra opción para esta serie cumpliera con todas las condiciones la rechazaré, de no cumplir ninguna estudiaré que tal predice cada una.

ARIMA(0,1,2)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

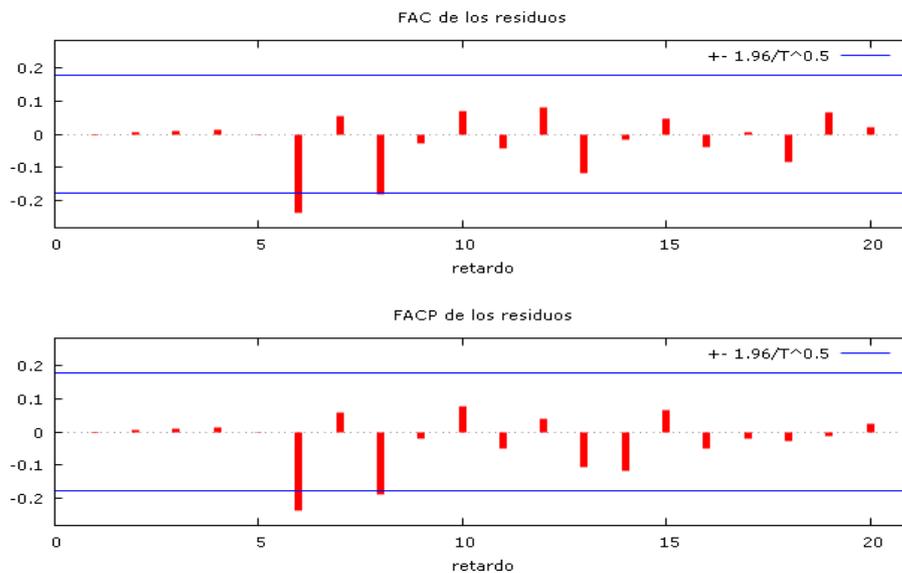


Figura 57. Correlograma residuos ARIMA(0,1,2) serie mínimos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)

Test de Ljung-Box con las hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación

H_1 : Hay autocorrelación

Contraste de autocorrelación hasta el orden 12

Ljung-Box $Q' = 13.7556$,

con valor $p = P(\text{Chi-cuadrado}(10) > 13.7556) = 0.1844$

Como el p-valor es $0.1844 > 0.05$ no podemos rechazar la hipótesis nula, es decir, no podemos rechazar que los datos estén incorrelados.

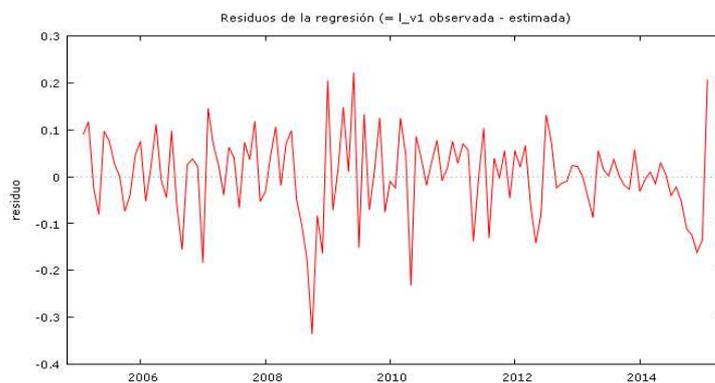


Figura 58. Residuos vs. tiempo ARIMA(0,1,2) serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

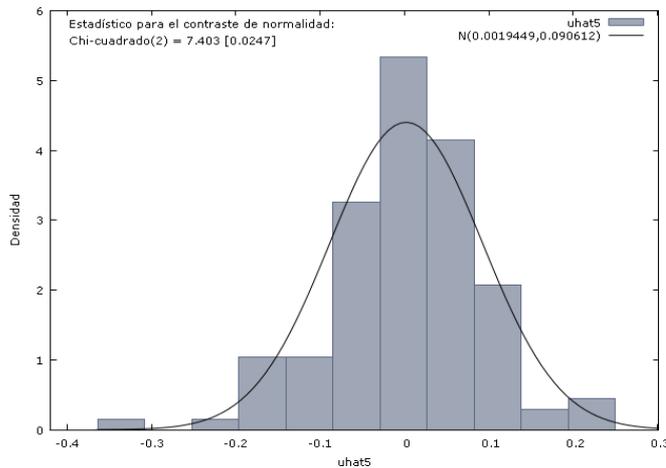


Figura 59. Normalidad de los residuos ARIMA(0,1,2) Serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

El modelo cumple con todas las condiciones, únicamente se puede observar el mismo error que en la serie de máximos, existencia de un palo fuera de la curva de la normal, esto se debe al mismo motivo ya explicado en la anterior serie.

SERIE MÍNIMOS DIARIOS		
MODELO	REQUISITO	¿SE CUMPLE?
ARIMA(1,1,0)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	NO
	Normalidad de los residuos	SI
ARIMA(0,1,2)	Residuos incorrelados	SI
	Media de los residuos cero	SI
	Normalidad de los residuos	SI

Tabla 24. Resumen del análisis de los residuos serie mínimos mensuales

En este caso me quedaré solo con el modelo ARIMA(0,1,2) y rechazaré el ARIMA(1,1,0) ya que este último no cumple la condición de ausencia de autocorrelación de los residuos.

5.8 Selección del modelo

Como he indicado anteriormente para la selección del modelo me basaré en la calidad de las predicciones que realice cada uno. Para comprobar esto el primer paso será comprobar que las predicciones se ajusten a la realidad, para ello utilizaré los datos que había dejado fuera al calcular el modelo, es decir, al calcular el modelo se había hecho a partir de una submuestra no contenía todos los datos considerando los que se encontraban fuera de esta desconocidos, por lo que a partir del último dato de esta submuestra se tratará de realizar predicciones a futuro para el rango que se dejó fuera como si no se poseyeran datos para este intervalo, posteriormente se contrastarán estas las predicciones que ha realizado el modelo con los

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

datos reales. Para poder considerar que un modelo realiza buenas predicciones estas se deben ajustar a la realidad, por lo que los datos reales deberían caer dentro de los intervalos de confianza, que serán representados por un área verde.

Para cada tipo de serie las predicciones de ajustaran a un horizonte temporal teniendo en cuenta las características de la misma, los horizontes temporales que yo he considerado adecuados son los siguientes:

TIPO DE SERIE	HORIZONTE TEMPORAL PARA LAS PREDICCIONES
Serie precios de cierre diarios	Muy corto plazo (de 7 a 10 días)
Serie de máximos y mínimos diarios	Muy corto plazo (de 7 a 10 días)
Serie de máximos y mínimos mensuales	Medio plazo (5 meses)

Tabla 25. Horizontes temporales para las predicciones por tipo de serie

Una vez comprobado que las predicciones de ajustan a la realidad el siguiente paso será contrastar cada modelo con el método ingenuo para evaluar su capacidad predictiva. Como ya se explico en la parte de teoría este contraste se realizará mediante la U de Theil, que proporcionará un valor que de ser menor que uno significa que el modelo seleccionado predice mejor que le método ingenuo, y por el contrario si el U-Theil es mayor que la unidad el modelo elegido no bate al método ingenuo.

Una vez realizadas estas dos pruebas se seleccionará el modelo que se considere más adecuado, en el caso de que hubiese más de una opción, para más adelante realizar predicciones a futuro.

SERIE DE PRECIOS DE CIERRE DIARIOS:

ARIMA(1,1,0)

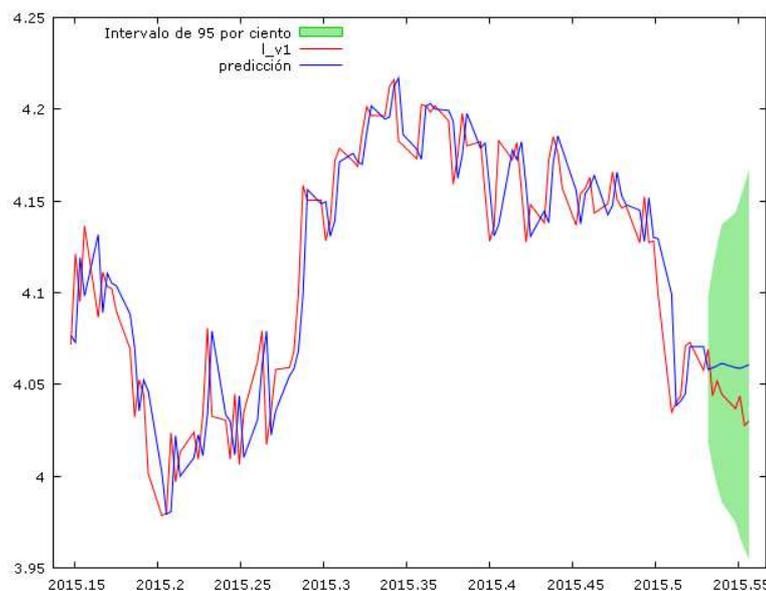


Figura 60. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

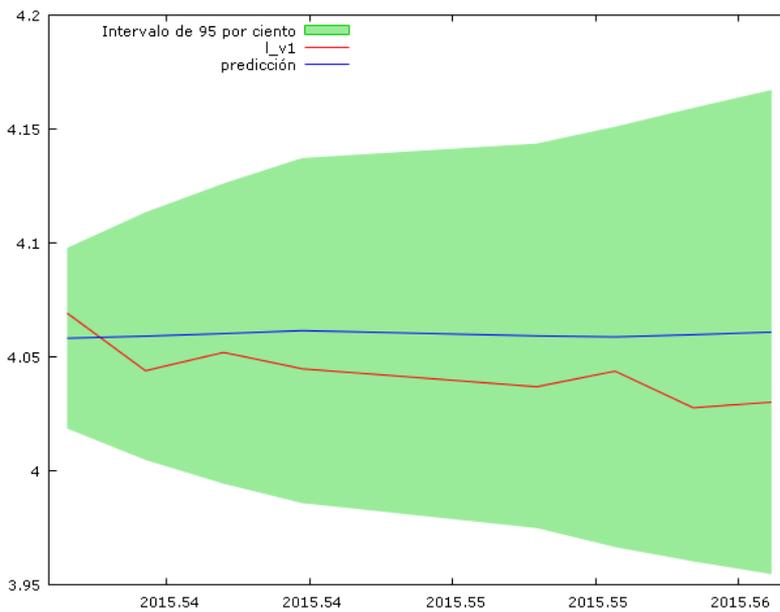


Figura 61. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) sin datos anteriores. Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

Para la primera de las dos opciones se ve que los datos reales, línea roja, caen dentro del intervalo de confianza representado por el área sombreada de color verde.

ARIMA(0,1,1)

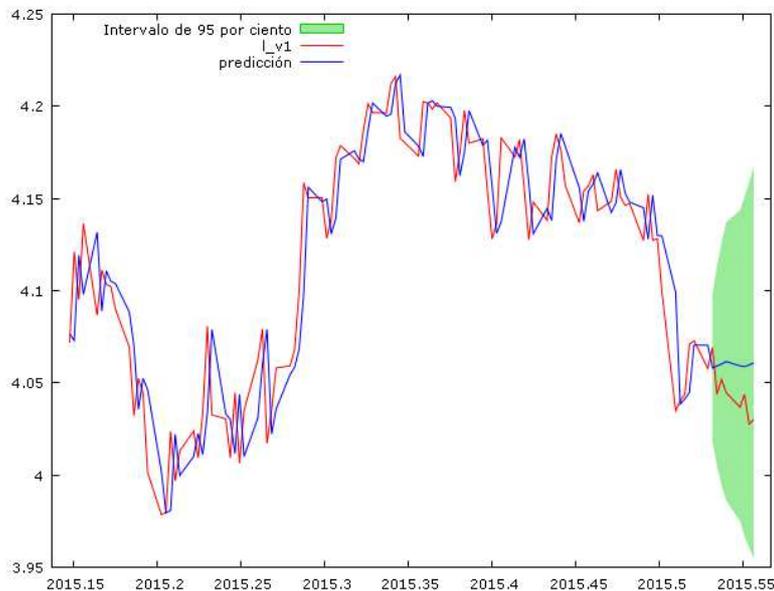


Figura 62. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

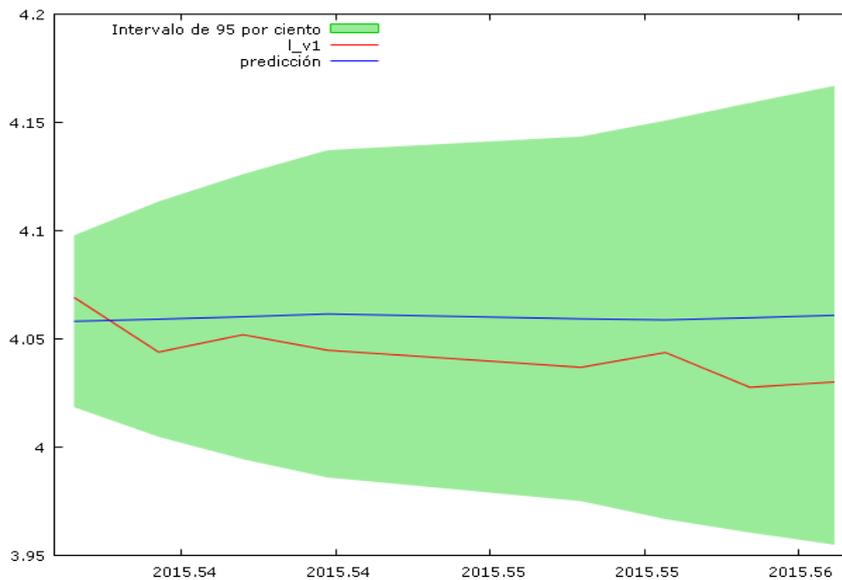


Figura 63. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(0,1,1) Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

Para el caso ARIMA(0,1,1) también los datos reales caen dentro del intervalo.

El último paso será comprobar que los modelos mejoren las predicciones que realizaré el método ingenuo, para esta comprobación haré uso del estadístico U-Theil, para que mejoren al método ingenuo la U de Theil debería salir menos a uno. Obtendré la U de Theil mediante Gretl y el resultado que me proporciona es el siguiente:

ARIMA(1,1,0)	0.99505
ARIMA(0,1,1)	0.99506

Tabla 26. U-Theil serie precios de cierre

Aunque ambos valores sean menores que uno lo son por muy poco, lo que me lleva a pensar que no mejoran mucho el método ingenuo. Aun así voy a seleccionar el modelo ARIMA(1,1,0) por ser el que menor U-theil tiene para tratar de hacer predicciones a pesar de saber que no serán unas predicciones de gran calidad. Esto se debe según mi opinión a la gran erraticidad de la serie y a la cantidad de factores externos que influyen en el precio diario del Brent.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIE DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS:

Máximos:

ARIMA(1,1,0)

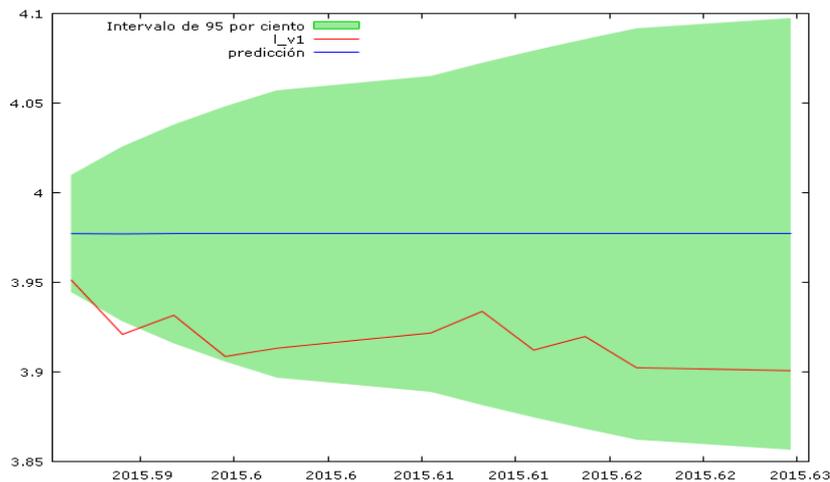


Figura 64. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) Serie máximos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

ARIMA(0,1,1)

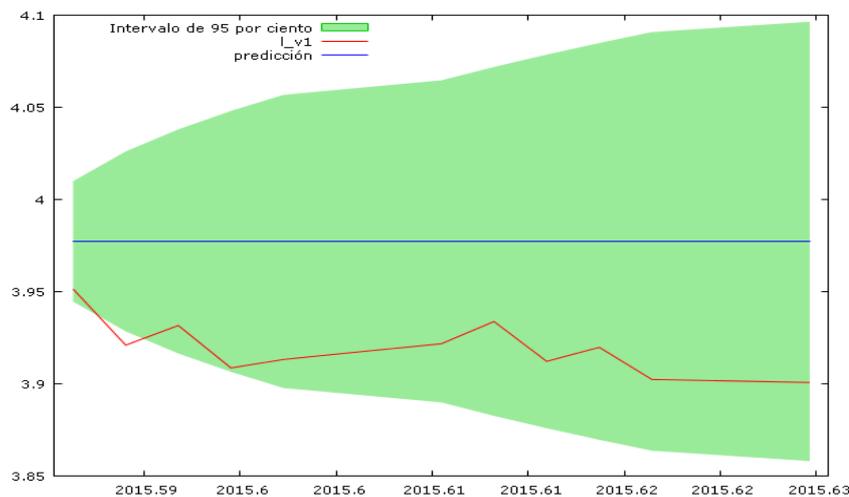


Figura 65. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(0,1,1) Serie máximos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)

En ambos casos casi todos los datos reales caen dentro del intervalo de confianza a excepción del dato de un día, esto se puede deber a un movimiento brusco de un día que posteriormente se corrigió. Ambos gráficos presentan unas predicciones muy similares, tal vez si nos fijamos en detalle el modelo ARIMA(1,1,0) proporciona un intervalo de confianza algo más estrecho aunque esta diferencia es casi inapreciable. Voy a esperar a comprobar mediante la U de Theil cuál de los dos realiza mejores predicciones.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

ARIMA(1,1,0)	0.98497
ARIMA(0,1,1)	0.99492

Tabla 27. U-Theil serie precios máximos diarios

Los valores del U-Theil vuelven a ser menores que la unidad pero cercanos a esta, es decir, mejoran por muy poco al método ingenuos. Para elegir entre ambos métodos me fijaré en el que menor U de Theil tiene, que aunque no sea por mucha diferencia es el modelo ARIMA(1,1,0), por lo que será con este con el modelo que me quede para realizar predicciones a futuro más adelante.

Mínimos:

ARIMA(1,1,0)

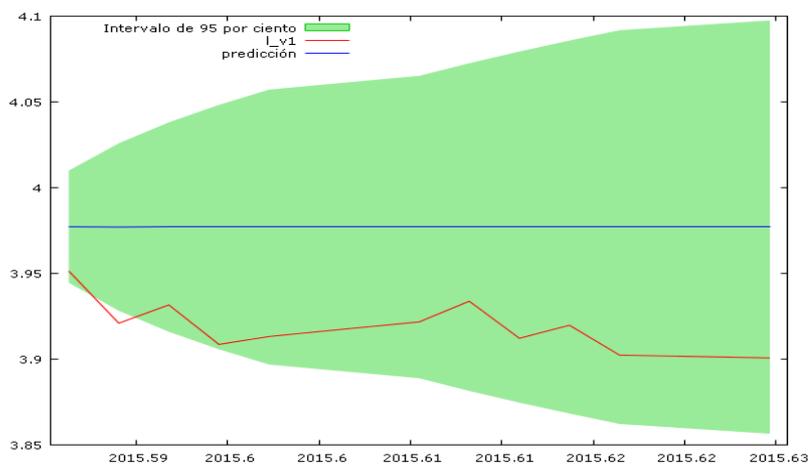


Figura 66. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales. (Elaboración propia a través de Gretl)

ARIMA(1,1,0)

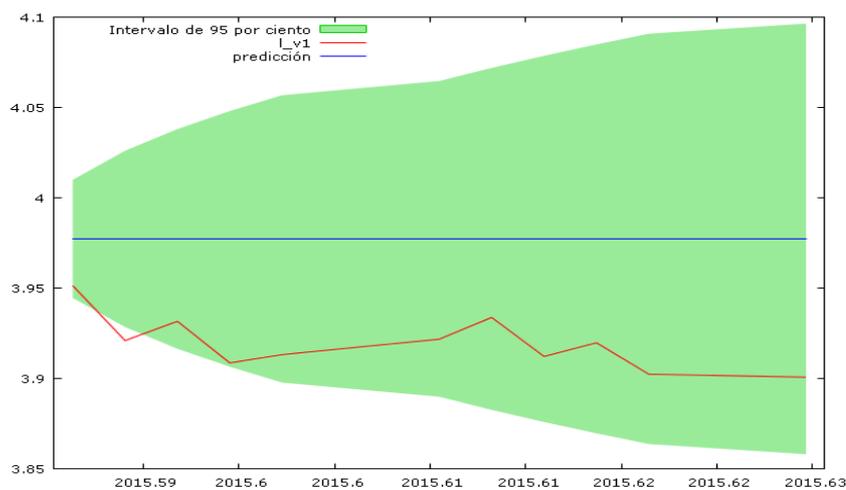


Figura 22. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales. (Elaboración propia a través de Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

En los dos modelos de mínimos se vuelve a ver el mismo dato que cae fuera de los intervalos de confianza, pero a excepción de ese dato el resto sí se ajustan a los intervalos de confianza. Vuelvo a estar ante dos predicciones muy similares por lo que volveré a esperar a ver qué me dice el U-Theil.

Para las dos opciones de mínimos el U-Theil presenta los siguientes valores:

ARIMA(1,1,0)	0.99492
ARIMA(0,1,1)	0.99494

Tabla 28. U-Theil serie precios mínimos diarios

Vuelven a salir dos datos menores que uno pero muy próximos y esta vez más cercanos el uno del otro, aun así el modelo ARIMA(1,1,0) vuelve a ser menor aunque sea por una cantidad muy pequeña así que como me tengo que decidir por un modelo para realizar predicciones volveré a elegir el modelo ARIMA(1,1,0) para la serie de mínimos diarios.

SERIES DE MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES:

Serie de máximos:

ARIMA(1,1,0)

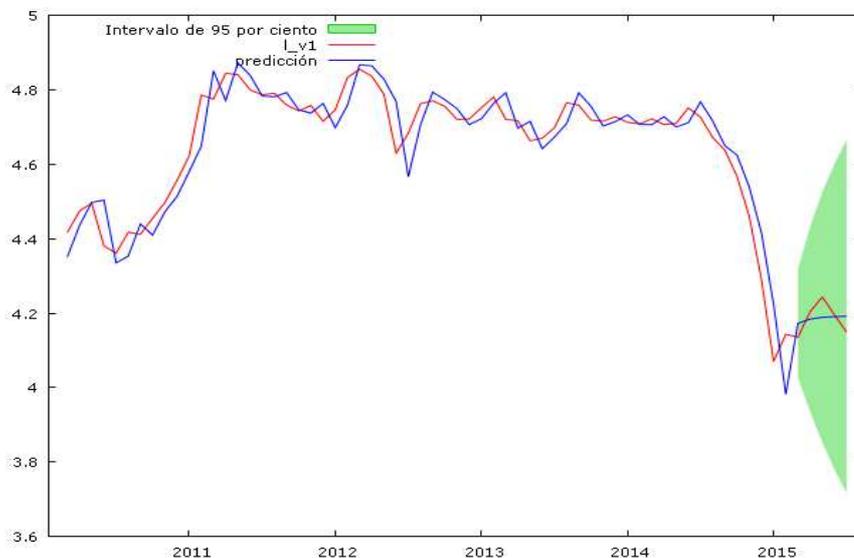


Figura 67. Predicciones dinámicas sobre datos conocidos ARIMA(1,1,0) Serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Se puede observar que ambos gráficos se ajustan a los datos reales, en el gráfico de predicciones todos los datos reales caen dentro del área sombreada.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

ARIMA(0,1,1)

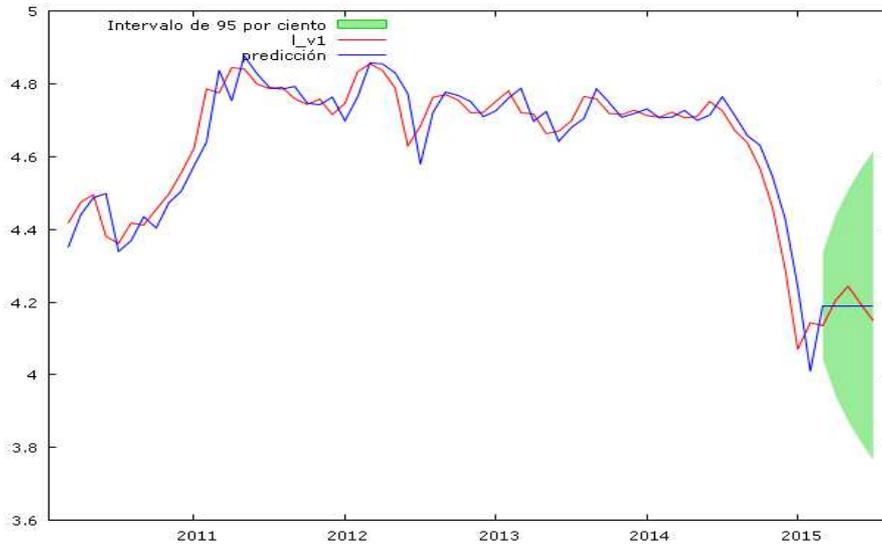


Figura 68. Predicciones dinámicas sobre datos conocidos ARIMA(0,1,1) Serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Los datos reales para este caso también se ajustan a los intervalos de confianza, aunque en este caso se puede observar que en el gráfico de las predicciones dinámicas que las predicciones podrían estar sesgadas, llevando a considerar el anterior modelo mejor para realizar predicciones. Sin embargo, esperará a contrastar las U de Theil antes de tomar esta decisión.

Los valores de las U de Theil son los siguientes:

ARIMA(1,1,0)	0.69335
ARIMA(0,1,1)	0.66161

Tabla 29. U-Theil serie precios máximos mensuales

Ambos modelos mejoran el método ingenuo, mucho más de lo que lo mejoraban los modelos propuestos para las series anteriores, esto probablemente se deba a que tomando datos mensuales se ha quitado algo de erradicidad a las series. Si tuviese en cuenta únicamente el U-Theil elegiría esta opción como mejor modelo para realizar predicciones, sin embargo, debido a que los valores de este indicador no difieren demasiado y teniendo en cuenta lo que comenté al realizar la observación del gráfico, elegiré como mejor modelo para realizar predicciones al modelo ARIMA(1,1,0) a pesar de tener una mayor U de Theil.

Mínimos:

Para esta serie solo quedaba una opción válida, por lo que simplemente se estudiará si sus predicciones se ajustan a la realidad y si bate al método ingenuo, de cumplirse esto se dará por válida.

ARIMA(0,1,2)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

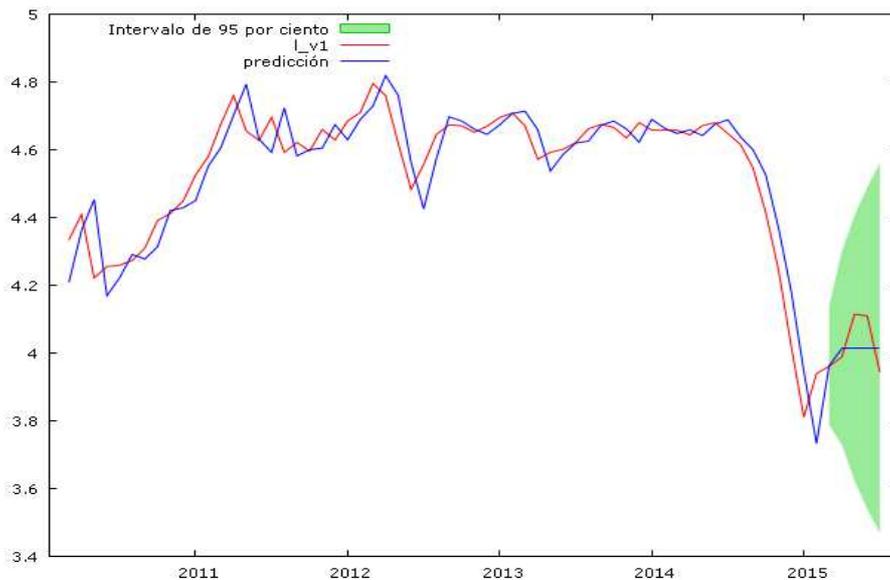


Figura 69. Predicciones dinámicas sobre datos conocidos ARIMA(0,1,2) Serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

En el gráfico de predicciones se puede observar que todos los datos reales caen dentro del intervalo de confianza.

Ahora solo quedaría comprobar que el modelo mejore al método ingenuo:

U de Theil	0.74987
------------	---------

Tabla 30. U-Theil serie precios mínimos mensuales

Como la U de Theil es menor que la unidad se puede decir que el modelo ARIMA(0,1,2) mejora al método ingenuo.

Por lo tanto consideraré este modelo bueno y será con el que posteriormente trataré de realizar predicciones.

5.9 Predicciones

Utilizando los modelos seleccionados anteriormente voy a tratar de predecir el comportamiento del Brent en el futuro ajustándome a los horizontes temporales anteriormente definidos para cada serie.

Hay que tener en cuenta que el modelo va proporcionar datos del logaritmo neperiano debido a la primera transformación que realice al crear el modelo.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIE DE PRECIOS DE CIERRE DIARIOS

Como ya dije anteriormente este modelo sirve únicamente para predecir el muy corto plazo por lo que se tratará de hacer predicciones siete días adelante a partir del último dato que se tiene:

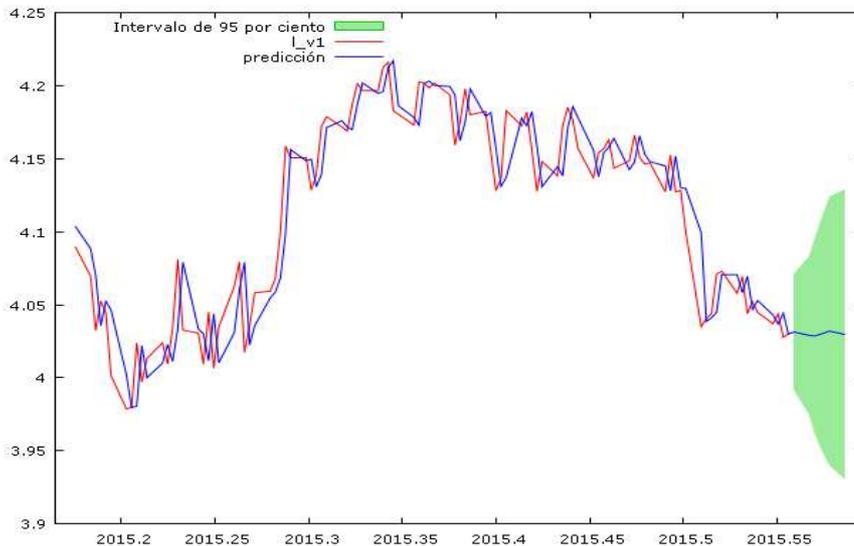
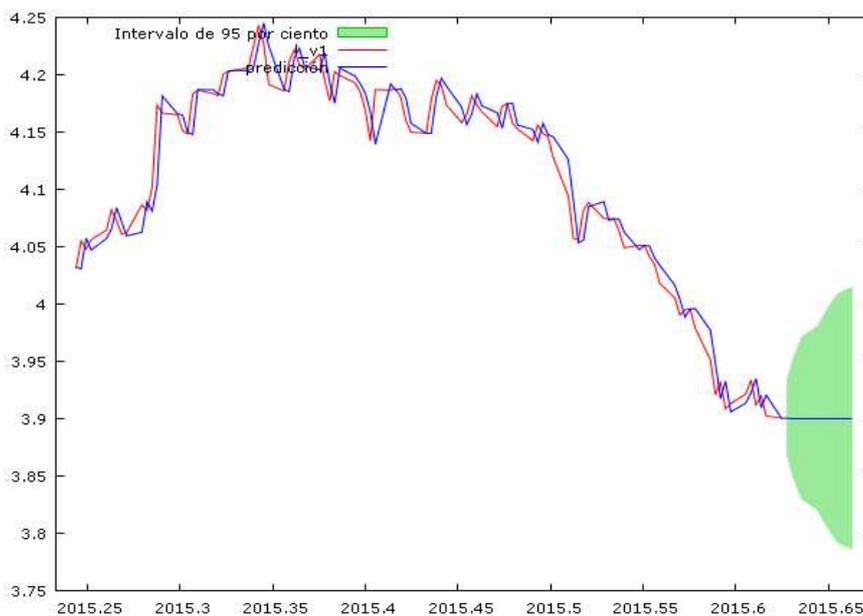


Figura 70. Predicciones a futuro serie precios de cierre diarios (Elaboración propia mediante Gretl)

El gráfico muestra que el crecimiento del Brent en los siguientes días se predecía estable con alguna variación diaria.

SERIE DE MÁXIMOS DIARIOS



El modelo indica que el crecimiento se va a mantener estable en torno a 3.9, con un margen de error de 0.1 aproximadamente.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

SERIE MÍNIMOS DIARIOS

Repitiendo el mismo paso para la serie de mínimos se obtienen las siguientes predicciones:

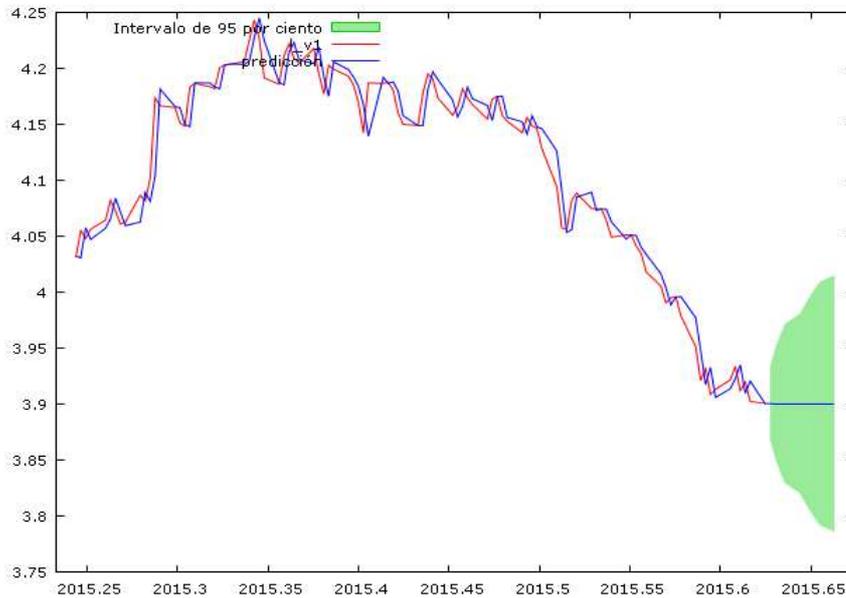


Figura 71. Predicciones a futuro mínimos diarios.

Esta serie muestra unas predicciones muy similares, una tasa de crecimiento constante y en torno al 3.9.

SERIE MÁXIMOS MENSUALES

El modelo seleccionado para los máximos predice que el comportamiento del Brent en los próximos meses será el siguiente:

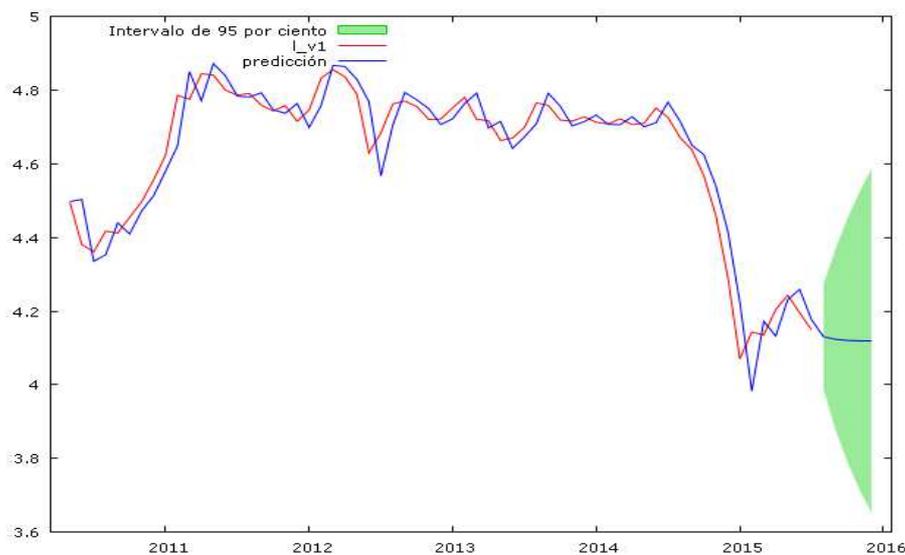


Figura 72. Predicciones a futuro máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

El modelo seleccionado nos indica que se va a producir una deceleración del ritmo de decrecimiento o caída respecto a la fuerte caída que se estaba volviendo a observar en el precio del Brent desde finales de Junio de 2015, principios de Julio 2015.

MÍNIMOS MENSUALES

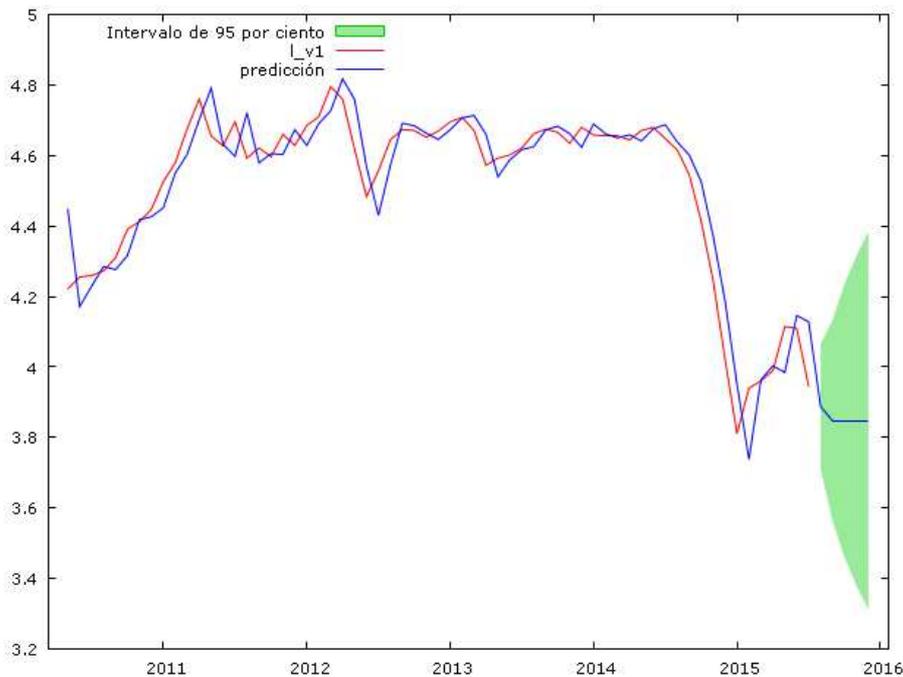


Figura 73. Predicciones a futuro mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)

En cuanto a las predicciones de mínimos mensuales se ve un patrón similar a lo observado con la serie de máximos a excepción de que en los primeros meses la caída sigue siendo un poco más fuerte antes de que se relaje el ritmo de caída. Es decir, se predice un decrecimiento en los meses más recientes, algo menor que el que se venía observando en los últimos meses y posteriormente el precio dejaría de decrecer para quedarse en un nivel más o menos estable.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

6. CONCLUSIONES

En este apartado se realizará una síntesis de las conclusiones obtenidas en este Proyecto, se presentarán los métodos con mejores resultados, en función del caso de estudio.

CASO DE ESTUDIO 1: SERIE DE PRECIOS DE CIERRE DIARIOS

Para esta serie los modelos ARIMA no se ajustan mucho y por lo tanto las predicciones que se realizan no se de gran calidad, superando por muy poco a las predicciones que se realizarían mediante el método ingenuo, por lo que en mi opinión no merece la pena utilizar estos métodos a la hora de tratar de predecir el precio del Brent en un futuro ya que el esfuerzo no compensa lo poco que se mejoran la predicciones.

U-Theil del modelo seleccionado:

Serie precios de cierre diarios	ARIMA(1,1,0)	0.99505
---------------------------------	--------------	---------

Tabla 31. U-Theil modelo elegido precios de cierre

La razón por la que probablemente no se ajuste bien esta serie a un modelo ARIMA es que al tratarse de precios diarios y además de un momento determinado del día como es el cierre el precio puede variar respecto al día anterior no solo por la tendencia del mercado sino además por órdenes puntuales por una necesidad específica o por cierre de posiciones.

A pesar de lo dicho anteriormente el modelo ARIMA que más se ajustaría es el ARIMA(1,1,0) insertándole cinco variables ficticias temporales que tomen el valor uno para un día de la semana y cero para el resto.

CASO DE ESTUDIO 2: SERIE DE PRECIOS MÁXIMOS Y MÍNIMOS DIARIOS

Esta serie al igual que la de arriba no se ajusta demasiado a los modelos ARIMA mejorando tan solo muy poco el método ingenuo. Tampoco utilizaría estos modelos en el futuro para la realización de predicciones para este tipo de serie.

U-Theils de los modelos seleccionados:

Máximos diarios	ARIMA(1,1,0)	0.98497
Mínimos diarios	ARIMA(1,1,0)	0.99492

Tabla 32. U-Theil modelos seleccionados serie máximos y mínimos diarios

La razón en este caso para no ajustarse volvería a ser la misma, se trata de extremos diarios a los que se pueden llegar por alguna orden puntual de gran volumen.

En cualquier caso las series que más se ajustan a las series son, para el caso tanto de los máximos como de los mínimos es ARIMA(1,1,0).

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

CASO DE ESTUDIO 3: SERIE DE PRECIOS MÁXIMOS Y MÍNIMOS MENSUALES

Esta serie se ajusta algo más y ya si mejora el método ingenuo por lo que sí que merece la pena utilizar los modelos ARIMA en el caso de las series mensuales.

U-Theil de los modelos seleccionados:

Máximos mensuales	ARIMA(1,1,0)	0.69335
Mínimos mensuales	ARIMA(0,1,2)	0.99492

Tabla 33. U-Theil modelos seleccionados serie máximos y mínimos mensuales

El motivo por el que esta serie se puede ajustar más a los modelo ARIMA que lo que lo hacían los dos anteriores tipos es que al coger datos mensuales estamos evitando algo de erraticidad ya que una orden puntual es más difícil que afecte.

Para estas series los modelos que más se ajustan son para el caso de máximos ARIMA(1,1,0) y para el caso de mínimos ARIMA(0,1,2).

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

BIBLIOGRAFÍA

EL MERCADO DEL PETROLEO

- <http://www.aprendenergia.fundacionrepsol.com>
- http://www.bp.com/content/dam/bp-country/es_es/downloads/PDF/Resumen%20ejecutivo%20SR%202015.pdf
- http://cincodias.com/mercados/materias_primas/
- nofrackingmexico.org
- Wikipedia
- <http://www.ieemadrid.es/>

PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL PETROLEO POR ORGANISMOS INTERNACIONALES

- (IEA) Oil Market Report.
- (OPEC) Monthly Oil Market Report
- (IMF Research Department, Commodity Team) Commodity Price Outlook & Risk.
- (World Bank Group) Commodity Market Outlook (Julio 2015).

MODELOS ARIMA Y LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DEL PETRÓLEO BASADA EN MODELOS ARIMA

- Cesar Pérez López (2007), "Econometría básica. Técnicas y herramientas"
- Walter Enders (2014), "Applied Econometric Time Series"
- Theil (1966), "Applied Econometric Forecasting"
- Teresa Villagarcía, Apuntes de serie temporales

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

IMÁGENES

Figura 1. Torres para la extracción de petróleo. (Fuente: http://www.aprendenergia.fundacionrepsol.com)	7
Figura 2. Consumo de energía por fuente primaria (Fuente: "www.foronuclear.org")	8
Figura 3. Refinería de Puertollano. (Fuente: "http://www.aprendenergia.fundacionrepsol.com")	9
Figura 4. Torre de destilación de petróleo. (Fuente: Wikipedia)	9
Figura 5. Evolución del precio del barril de petróleo (Fuente: BP)	11
Figura 6. Países miembros de la OPEP. (Fuente: Wikipedia)	12
Figura 7. Evolución de petróleo reciente. (Fuente: Cinco Días).....	13
Figura 8. Método convencional de extracción del petróleo. (Fuente: Biotaerscientia)	15
Figura 9. Esquema de una instalación de fracking. (Fuente: "nofrackingmexico.org"	16
Figura 10. Leyenda utilizada en los próximos gráficos por el FMI. (Fuente: FMI)	19
Figura 11. Predicciones para el precio del WTI realizadas por el FMI. (Fuente: FMI).....	19
Figura 12. Predicciones para el precio del Brent realizadas por el FMI. (Fuente: FMI)	20
Figura 13. Probabilidades en porcentaje para distintos precios del WTI. (Fuente: FMI).....	20
Figura 14. Probabilidades en porcentaje para distintos precios del Brent. (Fuente: FMI)	20
Figura 15. Gráfico pasos metodología Box Jenkins en modelos ARIMA (Elaboración propia) ...	25
Figura 16. Representación gráfica serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	30
Figura 17. Representación gráfica serie de máximos. (Elaboración propia mediante Gretl)	31
Figura 18. Representación gráfica serie de mínimos. (Elaboración propia mediante Gretl)	31
Figura 19. Representación gráfica serie de máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	32
Figura 20. Representación gráfica serie de mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	32
Figura 21. Correlograma serie precios de cierre sin diferenciar	33
Ilustración 22. Correlograma serie precios máximos diarios sin diferenciar	34
Ilustración 23. Correlograma serie precios mínimos diarios sin diferenciar.....	34
Ilustración 24. Correlograma serie precios máximos mensuales sin diferenciar.....	35
Ilustración 25. Correlograma serie precios mínimoa mensuales sin diferenciar	35
Figura 26. . Correlograma de la diferencia del logaritmo. Serie de precios de cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	41
Figura 27. Correlograma de la diferencia del logaritmo. Serie de máximos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl).....	42
Figura 28. Correlograma de la diferencia del logaritmo. Serie de mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl).....	43
Figura 29. Correlograma de la primera diferencia del logaritmo de la serie de máximos mensuales.	44
Figura 30. Correlograma de la primera diferencia del logaritmo de la serie de mínimos mensuales.	46

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Figura 31. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de precios de cierre. (Elaboración propia mediante Gretl)	53
Figura 32. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) Serie precios cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	54
Figura 33. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	54
Figura 34. Correlograma Residuos ARIMA(0,1,1) serie de precios de cierre. (Elaboración propia mediante Gretl)	55
Figura 35. Residuos vs. Tiempo ARIMA(0,1,1) Serie precios cierre diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	55
Figura 36. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(0,1,1) Serie precios cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	56
Figura 37. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de máximos. (Elaboración propia mediante Gretl)	56
Figura 38. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) Serie máximos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	57
Figura 39. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie máximos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	57
Figura 40. Correlograma Residuos ARIMA(0,1,1) serie de máximos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	58
Figura 41. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	58
Figura 42. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	59
Figura 43. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	60
Figura 44. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	60
Figura 45. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de mínimos. (Elaboración propia mediante Gretl)	60
Figura 46. Residuos vs. tiempo ARIMA(0,1,1) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia mediante Gretl)	61
Figura 47. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(0,1,1) Serie mínimos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	61
Figura 48. Correlograma Residuos ARIMA(1,1,0) serie de máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	62
Figura 49. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	62
Figura 50. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) serie máximos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)	63
Figura 51. Correlograma residuos ARIMA(0,1,1) serie máximos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)	63
Figura 52. Residuos vs. Tiempo ARIMA(1,1,0) serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	64

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Figura 53. Contraste de normalidad de los residuos ARIMA(0,1,1) serie máximos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl)	64
Figura 54. Correlograma residuos ARIMA(1,1,0) serie mínimos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl).....	65
Figura 55. Residuos vs. tiempo ARIMA(1,1,0) (Elaboración propia mediante Gretl).....	66
Figura 56. Normalidad de los residuos ARIMA(1,1,0) Serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl).....	66
Figura 57. Correlograma residuos ARIMA(0,1,2) serie mínimos mensuales. (Elaboración propia a través de Gretl).....	67
Figura 58. Residuos vs. tiempo ARIMA(0,1,2) serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	67
Figura 59. Normalidad de los residuos ARIMA(0,1,2) Serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl).....	68
Figura 60. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl).....	69
Figura 61. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) sin datos anteriores. Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	70
Figura 62. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl).....	70
Figura 63. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(0,1,1) Serie precios de cierre diarios. (Elaboración propia a través de Gretl).....	71
Figura 64. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(1,1,0) Serie máximos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	72
Figura 65. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales ARIMA(0,1,1) Serie máximos diarios. (Elaboración propia a través de Gretl)	72
Figura 66. Contraste intervalo de confianza predicciones dinámicas vs. Datos reales. (Elaboración propia a través de Gretl)	73
Figura 67. Predicciones dinámicas sobre datos conocidos ARIMA(1,1,0) Serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	74
Figura 68. Predicciones dinámicas sobre datos conocidos ARIMA(0,1,1) Serie máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	75
Figura 69. Predicciones dinámicas sobre datos conocidos ARIMA(0,1,2) Serie mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	76
Figura 70. Predicciones a futuro serie precios de cierre diarios (Elaboración propia mediante Gretl)	77
Figura 71. Predicciones a futuro mínimos diarios.....	78
Figura 72. Predicciones a futuro máximos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)....	78
Figura 73. Predicciones a futuro mínimos mensuales. (Elaboración propia mediante Gretl)	79

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

ECUACIONES

Ecuación 1. Modelo AR(p).....	22
Ecuación 2. Modelo AR(1).....	22
Ecuación 3. Modelo MA(1).....	23
Ecuación 4. Modelo AR(p).....	23
Ecuación 5. Modelo ARMA(p).....	23
Ecuación 6. Test D-F sin constante ni tendencia.....	26
Ecuación 7. Test D-F con constante.....	26
Ecuación 8. Test D-F con constante y tendencia.....	26
Ecuación 9. Método ingenuo.....	26
Ecuación 10. CRP.....	27
Ecuación 11. CRR.....	27
Ecuación 12. U-Theil (1).....	27
Ecuación 13. U-Theil (2).....	28
Ecuación 14. Q de Ljung-Box.....	52

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

TABLAS

Tabla 1. Predicciones próximos años según el BM.....	21
Tabla 2. Ecuaciones Test D-F.....	26
Tabla 3. Periodos de tiempo recogidos por cada serie.....	29
Tabla 4. Regresión mínimos cuadrados serie precios de cierre diarios.....	40
Tabla 5. Regresión mínimos cuadrados serie precios máximos diarios.....	42
Tabla 6. Regresión mínimos cuadrados serie precios máximos diarios.....	43
Tabla 7. Regresión mínimos cuadrados serie precios máximos mensuales.....	44
Tabla 8. Regresión mínimos cuadrados serie precios mínimos mensuales.....	45
Tabla 9. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios de cierre diarios.....	46
Tabla 10. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios de cierre diarios	47
Tabla 11. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios máximos diarios.....	47
Tabla 12. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios máximos diarios.....	47
Tabla 13. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios mínimos diarios.....	48
Tabla 14. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios mínimos diarios.....	48
Tabla 15. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios máximos mensuales.....	48
Tabla 16. Modelo ARIMA(0,1,2) Serie de precios máximos mensuales.....	49
Tabla 17. Modelo ARIMA(0,1,1) Serie de precios máximos mensuales.....	49
Tabla 18. Modelo ARIMA(1,1,0) Serie de precios mínimos mensuales	49
Tabla 19. Modelo ARIMA(0,1,2) Serie de precios mínimos mensuales.....	50
Tabla 20. Resumen de validez de los modelos propuestos.....	50
Tabla 21. Resumen del análisis de los residuos serie máximos diarios.....	58
Tabla 22. Resumen del análisis de los residuos serie mínimo diarios.....	58
Tabla 23. Resumen del análisis de los residuos serie máximos mensuales.....	64
Tabla 24. Resumen del análisis de los residuos serie mínimo mensuales.....	67
Tabla 25. Horizontes temporales para las predicciones por tipo de serie.....	68
Tabla 26. U-Theil series precios de cierre.....	70
Tabla 27. U-Theil series precios máximos diarios.....	72
Tabla 28. U-Theil series precios mínimos diarios.....	73
Tabla 29. U-Theil series precios máximos mensuales.....	73
Tabla 30. U-Theil series precios mínimos mensuales.....	75
Tabla 31. U-Theil modelo elegido precios de cierre.....	79
Tabla 32. U-Theil modelos seleccionados serie máximos y mínimos diarios.....	79
Tabla 33. U-Theil modelos seleccionados serie máximos y mínimos mensuales.....	80

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.

Análisis y predicciones del precio del petróleo. Una aproximación basada en modelos ARIMA.
