

# Pronóstico del comportamiento de los precios del petróleo empleando los modelos ARIMA

*Petroleum price forecast using an ARIMA model*

MSc. Moisés dos Santos<sup>I</sup>, [moisesfatima@yahoo.es](mailto:moisesfatima@yahoo.es); Dr.C. Ulises Pacheco-Feria<sup>II</sup>,  
[upacheco@uo.edu.cu](mailto:upacheco@uo.edu.cu)

<sup>I</sup>Universidad Agostino Neto, Angola; <sup>II</sup>Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba

## Resumen

En la actualidad, los precios del petróleo exhiben una tendencia a la baja con efectos negativos para la economía de los países exportadores de crudo. Anticipar el comportamiento de variables económicas permite mejorar la toma de decisiones al mitigar la incertidumbre. Los modelos Autoregresivos Integrados y de Medias Móviles (ARIMA) describen el comportamiento de una serie de tiempo como una función de las observaciones precedentes y de las perturbaciones de carácter estocástico. El presente artículo tiene como objetivo realizar un pronóstico del comportamiento de los precios del petróleo para el año 2017, utilizando la modelación ARIMA. Para el desarrollo del trabajo se empleó una serie de los precios diarios del petróleo Brent (al cierre del mercado), que comprende el período entre 29/3/2016 hasta el 6/4/2017.

**Palabras clave:** precios del petróleo, ARIMA, pronóstico.

## Abstract

Today the prices of the petroleum exhibit a tendency to drop with negative effects for the economy of the countries exporters of raw. Anticipating the economic variables behavior improve the taking of decisions since it mitigate the uncertainty. The model Autorregresive Integrated and Moving Average (ARIMA) describes the behavior of a series of time like a function of the precedent observations and the stochastic interferences. The present article has as objective to carry out a forecast of the behavior of the prices of the petroleum for the year 2017, using an ARIMA model. The work use a daily prices time series of the Brent petroleum (to the closing of the market) that concerns to the period between 29/3/2016 up to 6/4/2017.

**Keywords:** prices of the petroleum, ARIMA, forecast.

## **Introducción**

La modelación de series univariante tiene en la metodología Box-Jenkins un importante asidero para realizar pronósticos, que contribuyan a orientar la toma de decisiones en contextos de alta complejidad, donde las variables objeto de estudio están sometidas a los efectos de múltiples factores exógenos. La metodología de Box-Jenkins se popularizó por la alta capacidad predictiva de los modelos Autoregresivos Integrados y de Medias Móviles (ARIMA).

Los modelos ARIMA describen el comportamiento de una serie de tiempo como una función de las observaciones precedentes (rezagos) y de las perturbaciones de carácter estocástico. El presente artículo tiene como objetivo realizar un pronóstico del comportamiento de los precios del petróleo para el año 2017, utilizando la modelación ARIMA. Para el desarrollo se empleó una serie de los precios diarios del petróleo Brent (al cierre del mercado), que comprende el período entre 29/3/2016 hasta el 6/4/2017.

Los precios del petróleo han tenido una tendencia descendente en los últimos años debido a la conjunción de diferentes factores como el desarrollo de nuevas tecnologías, la ralentización del crecimiento de la economía mundial y la nueva posición de Estados Unidos entre los grandes productores de crudo. En la actualidad, la acumulación de inventarios ha comenzado a ceder ante la nueva estrategia de la Organización de Países Exportadores de Petróleo (OPEP) de reducir la producción y la paulatina reanimación de la economía mundial. Sin embargo, los efectos de la lucha por nuevos espacios geopolíticos, la confrontación y las guerras en el Oriente próximo y en otras regiones del mundo, son factores que pueden relativizar cualquier vaticinio y acentuar la volatilidad de los precios, reforzando la inestabilidad y afectando, en primera instancia, a los países cuyos ingresos dependen de las exportaciones de crudo.

## **Fundamentación teórica**

Para el desarrollo del siguiente trabajo se revisaron un conjunto de fuentes bibliográfica entre las que destacan las obras de importantes autores como Gujarati y Porter (2010), González Casimiro (2011) y Kikut Valverde *et al.* (2008). También se consultaron artículos y papeles de trabajo de diversos autores, que evidenciaron la extendida y diversa aplicación de las técnicas econométricas en la actualidad.

El presente trabajo muestra cómo determinados eventos, de carácter externo al mercado, influyen sobre los precios del petróleo, acentuando la volatilidad de los mismos. Esto se refleja en la aparición de valores atípicos en la serie, que tienen que ser transformados, para que el modelo tenga una mejor capacidad predictiva.

La actual coyuntura económica, caracterizada por la permanencia de conflictos en el Oriente próximo, la desaceleración de la economía mundial y la ampliación de la oferta de hidrocarburos, acentúa la volatilidad de los precios del petróleo. Esta situación influye sobre la economía de los países petroleros, en particular en los países en vías de desarrollo, que exhiben una gran dependencia de las exportaciones de petróleo, acentuando la inestabilidad vía deterioro de los términos de intercambio.

### **Métodos utilizados**

Para este artículo se empleó la metodología Box-Jenkins. A mediados de los años setenta, Box y Jenkins diseñaron una metodología para el tratamiento de la modelación de series temporales univariante. La metodología consiste en:

Obtener predicciones para el futuro de la serie mediante la descripción adecuada de la naturaleza del proceso estocástico que genera la serie temporal. Esta descripción no se plantea en términos causa –efecto, sino en función de la incorporación de la aleatoriedad en el proceso, de manera que se logra a partir de la serie original un proceso estocástico estacionario, a partir del cual puede estimarse la media poblacional de forma consistente, haciendo uso de la media muestral temporal (Martín, Labeaga y Mochón, 1997).

La metodología Box-Jenkins suele conocerse a través de los modelos ARIMA, que definieron una nueva etapa en la creación de herramientas de pronósticos (Gujarati y Porter, 2010). Los modelos ARIMA son

[...] modelos paramétricos que tratan de obtener la representación de la serie en términos de la interrelación temporal de sus elementos. El instrumento fundamental a la hora de analizar las propiedades de una serie temporal en términos de la interrelación temporal de sus observaciones es el denominado coeficiente de autocorrelación que mide la correlación, es decir, el grado de asociación lineal que existe entre observaciones separadas  $k$  periodos (González, 2011).

Algunos autores reconocen que las “[...] técnicas más rigurosas para la predicción univariante son las denominadas técnicas o modelos Box-Jenkins, o más concretamente modelos ARIMA” (Kikut Valverde *et al.*, 2008). El procedimiento que sigue esta metodología permite diferenciar la serie, para que cumpla las condiciones de estacionariedad

sin grandes complicaciones. Debe tomarse en cuenta que las series económicas, por regla, no cumplen esta condición; se pueden citar tres “motivos” por los cuales no suele producirse estacionariedad en las series económicas: la serie presenta tendencia (que se puede asociar con estacionariedad en media), la varianza no es constante y por último la serie presenta estacionalidad (Martín, Labeaga y Mochón, 1997).

La metodología tiene sus limitaciones. El inconveniente principal radica en que “al ahorrarnos la identificación y especificación del modelo en el sentido de la econometría tradicional” (Arce, 2005), propone una explicación dinámica de la variable dependiente a partir, solamente, de sus propios valores rezagados en el tiempo. Por tanto, la metodología no se apoya en fundamento teórico alguno (Gujarati y Porter, 2010).

Las series con tendencia secular y variaciones cíclicas pueden representarse mediante modelos ARIMA ( $p, d, q$ ) ( $P, D, Q$ ). El primer paréntesis se refiere a la parte regular de la serie y el segundo a las variaciones estacionales, donde  $p$  es el número de parámetros autorregresivos,  $d$  es el número de diferenciaciones para que la serie sea estacionaria, y  $q$  es el número de parámetros de medias móviles, en la parte regular de la serie; mientras  $P, D, Q$  representan estos mismos parámetros en la parte cíclica o estacional de la serie. Como metodología para el pronóstico de series de tiempo, los modelos ARIMA cumplen con en las siguientes fases o etapas: a) Identificación del modelo; b) Estimación; c) Verificación o validación; y d) Pronóstico.

### ***Etapas I. Identificación del modelo***

Se comprueba que la serie sea estacionaria. La serie debe cumplir que esta sea estacionaria en media, varianza, y autocovarianza; si esto se cumple el modelo es ergódico. En caso contrario, se comienza a estacionarizar la varianza, realizándole transformaciones necesarias a la serie. Regularmente las series no se modelan a nivel, sino que se llevan a logaritmos y a diferencias. Esto permite alcanzar la estacionariedad en media y varianza. En esta etapa, hay que determinar los parámetros  $q$  y  $p$ ; primero los de la parte regular y luego los parámetros de la parte estacional. Para la determinación de los parámetros se observan los patrones de los gráficos de la función de autocorrelación simple (FAS) y parcial (FAP).

### ***Etapa II. Estimación***

En esta etapa se calculan los valores de los parámetros del modelo ARIMA identificado, teniendo en cuenta el correlograma de la FAP y FAS de la serie y los patrones teóricos. Se recomienda que se escoja el modelo comenzando por los de menor orden es decir AR (1) o MA (1). Luego, si se observa estacionalidad en la serie, se eliminan diferenciando la misma. Box-Jenkins recomiendan que para la tendencia se utilice la diferencia finita y para estimar P y Q se tome en consideración exclusivamente, los retardos estacionales. Es importante señalar que, al analizar el correlograma de la FAS y FAP, si todos los coeficientes están dentro o muy próximos a los límites de confianza para el cero, no hay entonces evidencia de ninguna estructura estacional. Si el coeficiente de correlación es distinto de cero, significa que los palotes observados superan las bandas de confianza, esto es necesario para poder identificar cualquier estructura y luego estimar los diferentes parámetros.

### ***Etapa III. Verificación o validación***

Esta etapa de la metodología de Box y Jenkins consiste en comprobar que los residuos no tengan estructura y sigan un proceso de ruido blanco. Si los residuos no contienen estructura, se aceptará el modelo como válido y se utilizarán para la predicción. Si los residuos muestran estructura, se incorpora esta al modelo y se repiten las tres etapas hasta obtener el modelo adecuado.

En el análisis de los residuos puede presentarse la situación que, en algún momento de la serie, aparezca un valor atípico superior al triplo de la desviación estándar del modelo. La presencia de un atípico puede limitar la capacidad del modelo de captar la estructura estocástica de la serie y, por tanto, su capacidad predictiva. Para resolver esta dificultad se procede a un análisis de intervención. Los modelos ARIMA pueden incorporar variables de intervención, cuando las series económicas son afectadas por fenómenos externos, tales como cambios en la tecnología, en la política económica, en la legislación, en la geopolítica (guerras), catástrofes naturales o simplemente cambios metodológicos en la medición de las estadísticas, entre otras. Estos fenómenos son llamados intervenciones, pues interfieren en el comportamiento original de la serie; por lo tanto, se debe evaluar su efecto e incorporarlo al modelo ARIMA a través de variables artificiales binarias.

El análisis de intervención recurre a variables que explican la presencia de fenómenos exógenos en la serie de tiempo. Se incorporan como variables *dummy* en la forma de impulsos

y/o escalones que se utilizan para representar cambios temporales o permanentes en el nivel de las series debidos a eventos especiales. La no incorporación de variables artificiales conduce a sesgos en las estimaciones de los parámetros, eleva el error estándar residual y en ocasiones provoca errores en la especificación del modelo ARIMA.

#### ***Etapa IV. Pronóstico***

El pronóstico se realiza ampliando convenientemente el rango de la serie. La modelación ARIMA es muy efectiva en el pronóstico de corto plazo. En el caso de series con alta volatilidad puede considerarse el comportamiento promedio de la variable, observando las posibles fluctuaciones de la variable dentro de una banda cuyos límites, inferior y superior, lo determina el error estándar de la regresión.

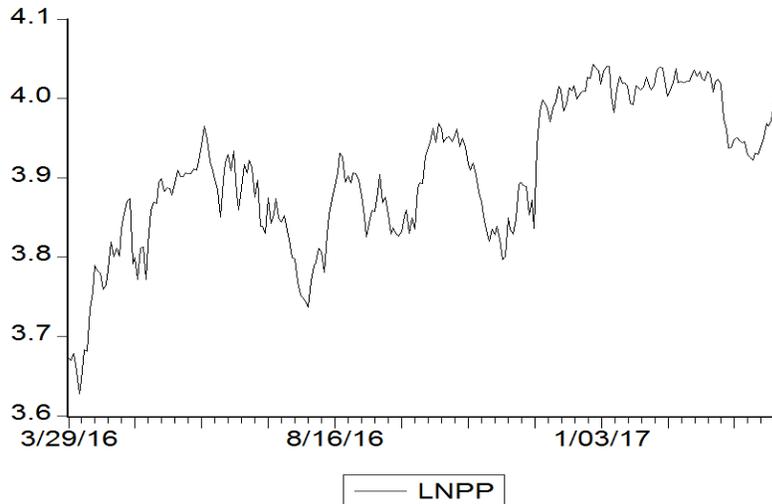
Para pronosticar es ventajoso dividir la serie original en un período de estimación y un período de validación. Reducir las observaciones de la serie original, e incorporar a la predicción valores conocidos de la variable independiente; esto permite evaluar la capacidad predictiva del modelo. Si las predicciones se ajustan a las observaciones reales el modelo es fiable y puede realizarse el pronóstico para un rango más amplio, que comprenda los valores no conocidos de la variable independiente.

### **Resultados y discusión**

El trabajo toma una serie de los precios diarios del petróleo Brent al cierre del mercado, en el período comprendido entre 29/3/2016 y el 6/4/2017 (268 observaciones)<sup>1</sup>. El pronóstico se realiza a partir del 7/4/2017 el 29/12/2017. Luego se calcula el precio promedio para todo el año 2017 y el segundo semestre de ese mismo año. Los resultados se obtuvieron utilizando el programa estadístico Eviews 3.1. Para desarrollar la metodología se parte de la observación de los supuestos que tipifican a la modelación ARIMA; a saber: transformar la serie para alcanzar la estacionaridad en media, varianza y covarianza. LNPP representa la serie de los precios del petróleo llevada a logaritmo natural (figura 1).

---

<sup>1</sup> Los datos fueron captados en el sitio [http://cincodias.com/mercados/materias\\_primas/petroleo\\_brent/1/historico/53](http://cincodias.com/mercados/materias_primas/petroleo_brent/1/historico/53)



**Figura 1: Serie del comportamiento de los precios del petróleo (Brent)**

Para comenzar se comprobó, a través del contraste de Dickey – Fuller Aumentado de Raíz Unitaria (ADF), si la serie es efectivamente estacionaria. El resultado obtenido (tabla 1), muestra que el estadístico ADF calculado (-3,172 498) es mayor en valor absoluto que el valor crítico al del cinco por ciento (-2,872 6), por lo que no se puede rechazar la hipótesis de que la serie es estacionaria.

**TABLA 1: CONTRASTE DE RAÍZ UNITARIA DE LA VARIABLE LNPP**

ADF Test Statistic	-3.172498	1% Critical Value*	-3.4568
		5% Critical Value	-2.8726
		10% Critical Value	-2.5726

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(LNPP)  
 Method: Least Squares  
 Date: 04/09/17 Time: 10:59  
 Sample(adjusted): 4/05/2016 4/06/2017  
 Included observations: 263 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LNPP(-1)	-0.047558	0.014991	-3.172498	0.0017
D(LNPP(-1))	0.012023	0.061107	0.196747	0.8442
D(LNPP(-2))	0.026357	0.060934	0.432551	0.6657
D(LNPP(-3))	-0.042046	0.061011	-0.689159	0.4913
D(LNPP(-4))	-0.011396	0.061073	-0.186601	0.8521
C	0.187314	0.058583	3.197432	0.0016
R-squared	0.041350	Mean dependent var		0.001428
Adjusted R-squared	0.022699	S.D. dependent var		0.020916
S.E. of regression	0.020677	Akaike info criterion		-4.897012
Sum squared resid	0.109880	Schwarz criterion		-4.815518
Log likelihood	649.9570	F-statistic		2.217038
Durbin-Watson stat	1.996279	Prob(F-statistic)		0.053076

Sin embargo, el contraste de Levene evidenció que no hay homogeneidad de la varianza en la serie (tabla 2). Como puede apreciarse, el contraste de Levene (14,695 22) tiene una probabilidad menor al cinco por ciento. Por lo que se procede a diferenciar la serie con la finalidad de lograr estabilizar la varianza. El resultado obtenido se muestra en la tabla 3, donde D(LNPP) cumple, para el contraste de Levene, la hipótesis nula de que existe homogeneidad de la varianza en la serie. El estadístico de Levene (1,483 143) tiene una probabilidad (0,207 7) mayor al cinco por ciento.

**TABLA 2: CONTRASTE DE LEVENE  
PARA LA SERIE LNPP**

Test for Equality of Variances of LNPP  
Categorized by values of LNPP  
Date: 04/08/17 Time: 22:49  
Sample: 3/29/2016 4/06/2017  
Included observations: 268

Method	df	Value	Probability
Bartlett	4	55.44644	0.0000
Levene	(4, 263)	14.69522	0.0000
Brown-Forsythe	(4, 263)	13.61504	0.0000

Category Statistics

LNPP	Count	Std. Dev.	Mean Abs. Mean Diff.	Mean Abs. Median Diff.
[3.6, 3.7)	8	0.019654	0.015890	0.014537
[3.7, 3.8)	25	0.020369	0.017083	0.016885
[3.8, 3.9)	94	0.027453	0.023570	0.023473
[3.9, 4)	84	0.029204	0.024236	0.024121
[4, 4.1)	57	0.010866	0.008962	0.008879
All	268	0.090241	0.019837	0.019691

Bartlett weighted standard deviation: 0.024677

Para pasar a la identificación del modelo se observan los correlograma de las FAP y FAS de la serie DLNPP (tabla 4). En el correlograma se aprecia, por la forma que sigue la FAP, posibles procesos autorregresivos de orden 5, 14 y 21. Obsérvese que la FAP cae bruscamente después de estos retardos, al igual que la FAS y el coeficiente de correlación (AC).

**TABLA 3: CONTRASTE DE LEVENE  
PARA LA SERIE DLNPP**

Test for Equality of Variances of DLNPP  
Categorized by values of DLNPP  
Date: 04/08/17 Time: 22:52  
Sample: 3/29/2016 4/06/2017  
Included observations: 268

Method	df	Value	Probability
Bartlett	4	5.101861	0.2770
Levene	(4, 262)	1.476984	0.2095
Brown-Forsythe	(4, 262)	1.023536	0.3956

Category Statistics

DLNPP	Count	Std. Dev.	Mean Abs. Mean Diff.	Mean Abs. Median Diff.
[-0.1, -0.05)	3	0.015243	0.011632	0.009392
[-0.05, 0)	130	0.010764	0.009110	0.008940
[0, 0.05)	131	0.011637	0.009085	0.008992
[0.05, 0.1)	2	0.000722	0.000511	0.000511
[0.1, 0.15)	1	NA	0.000000	0.000000
All	267	0.020896	0.009028	0.008874

Bartlett weighted standard deviation: 0.011226

**TABLA 4: CORRELOGRAMA DE LA SERIE DLNPP**

Date: 04/08/17 Time: 19:58  
Sample: 3/29/2016 4/06/2017  
Included observations: 267

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	1	0.005	0.005	0.0061	0.938
2	0.010	0.010	0.0321	0.984	
3	-0.054	-0.055	0.8388	0.840	
4	-0.023	-0.023	0.9890	0.911	
5	-0.089	-0.088	3.1421	0.678	
6	0.021	0.020	3.2668	0.775	
7	0.087	0.086	5.3444	0.618	
8	0.016	0.006	5.4192	0.712	
9	0.027	0.023	5.6158	0.778	
10	0.021	0.023	5.7349	0.837	
11	0.001	0.009	5.7353	0.890	
12	-0.032	-0.015	6.0281	0.915	
13	-0.019	-0.018	6.1302	0.941	
14	-0.083	-0.086	8.0681	0.886	
15	-0.007	-0.009	8.0841	0.920	
16	-0.046	-0.053	8.6864	0.926	
17	0.066	0.050	9.9469	0.906	
18	-0.080	-0.089	11.777	0.859	
19	0.015	-0.001	11.842	0.892	
20	-0.016	-0.006	11.918	0.919	
21	-0.110	-0.113	15.477	0.798	
22	-0.060	-0.047	16.538	0.788	
23	-0.038	-0.043	16.959	0.811	
24	0.026	0.014	17.165	0.842	
25	0.038	0.044	17.591	0.859	
26	-0.011	-0.042	17.627	0.889	
27	-0.109	-0.120	21.185	0.778	
28	-0.024	-0.012	21.354	0.810	
29	-0.017	-0.003	21.443	0.842	
30	-0.003	-0.007	21.446	0.873	
31	0.032	0.028	21.751	0.891	
32	0.083	0.046	23.833	0.850	
33	0.006	0.013	23.845	0.879	
34	0.045	0.047	24.459	0.886	
35	-0.017	-0.018	24.543	0.907	
36	-0.056	-0.068	25.513	0.903	

Siguiendo la propuesta de la metodología y conociendo que la serie es homogénea en varianza, después de la primera diferenciación, se procede a comparar los siguientes modelos ARIMA (tabla 5).

TABLA 5: MODELOS ARIMA IDENTIFICADOS

CARACTERÍSTICAS	MODELOS ARIMA (p, d, q)		
	(5,1,5)	(14,1,14)	(21,1,21)
Significación de C	0,298 5	0,402 2	0,581 1
Significación AR	0 000 1	0,000 0	0,000 0
Significación MA	0,000 3	0,000 0	0,000 0
R-squared	0,034 801	0,111 410	0,091 676
Adjusted R-squared	0,027 348	0,104 301	0,084 201
S.E. of regression	0,020 644	0,019 617	0,019 783
Durbin-Watson stat	2 015 179	2 025 002	2 058 646
Akaike info criterion	-4 911 356	-5 013 058	-4 995 850
Schwarz criterion	-4 870 498	-4 971 160	-4 953 102

Por presentar el mayor  $R^2$ , el menor error estándar de la regresión y los menores valores del Criterio de Información de Akaike y el Criterio de Schwarz, el modelo ARIMA (14, 1,14) resulta el que mejor se ajusta a la serie de datos LNPP.

En la tabla 6 se observa que los coeficientes AR y MA son significativos al cinco por ciento, no así la constante (C); como se cumple, además, que para C el estadístico asociado (0,839 080) es menor que dos, este parámetro puede ser excluido del modelo. Para valorar si el modelo ajusta aceptablemente, se procede a observar la el correlograma de los residuos. Si la identificación es correcta, el correlograma del residuo de la regresión debe presentar ruido blanco; el ruido blanco se puede visualizar de forma gráfica, o a través del estadístico de Box Pierce o el de L-JUNG BOX, representado en la penúltima columna del correlograma de los residuos (Q-Star).

Obsérvese (tabla 7), que todos los residuos están dentro de las bandas de confianza y la probabilidad para el estadístico Box Pierce es, en todos los casos, mayor al cinco por ciento. En la última fila se verifica la no correlación de los residuos con una significación (0,543) mayor al cinco por ciento.

**TABLA 6: MODELO ARIMA (14, 1, 14)**

Dependent Variable: D(LNPP)  
 Method: Least Squares  
 Date: 04/08/17 Time: 21:48  
 Sample(adjusted): 4/19/2016 4/06/2017  
 Included observations: 253 after adjusting endpoints  
 Convergence achieved after 13 iterations  
 Backcast: 3/30/2016 4/18/2016

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001078	0.001285	0.839080	0.4022
AR(14)	-0.778849	0.035194	-22.12987	0.0000
MA(14)	0.867941	0.000136	6404.652	0.0000
R-squared	0.111410	Mean dependent var		0.000939
Adjusted R-squared	0.104301	S.D. dependent var		0.020728
S.E. of regression	0.019617	Akaike info criterion		-5.013058
Sum squared resid	0.096206	Schwarz criterion		-4.971160
Log likelihood	637.1519	F-statistic		15.67231
Durbin-Watson stat	2.025002	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.96+ .22i .43 - .89i -.43+ .89i -.96+ .22i	.96 - .22i .43+ .89i -.43 - .89i -.96 - .22i	.77+ .61i -.00+ .98i -.77+ .61i	.77 - .61i -.00 - .98i -.77 - .61i
Inverted MA Roots	.97 - .22i .43+ .89i -.43+ .89i -.97+ .22i	.97+ .22i .43 - .89i -.43 - .89i -.97 - .22i	.77 - .62i .00+ .99i -.77+ .62i	.77+ .62i -.00 - .99i -.77 - .62i

**TABLA 7: CORRELOGRAMA DE LOS RESIDUOS**

Date: 04/08/17 Time: 22:40  
 Sample: 4/19/2016 4/06/2017  
 Included observations: 253  
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.013	-0.013	0.0449	
		2 0.018	0.018	0.1314	
		3 -0.071	-0.070	1.4178	0.234
		4 -0.007	-0.009	1.4305	0.489
		5 -0.073	-0.071	2.8041	0.423
		6 0.034	0.028	3.1012	0.541
		7 0.102	0.105	5.8428	0.322
		8 0.024	0.017	6.0005	0.423
		9 0.012	0.012	6.0372	0.535
		10 0.011	0.020	6.0679	0.640
		11 0.007	0.016	6.0809	0.732
		12 -0.068	-0.053	7.3009	0.697
		13 -0.044	-0.049	7.8280	0.729
		14 -0.067	-0.077	9.0390	0.700
		15 -0.013	-0.026	9.0825	0.767
		16 -0.038	-0.047	9.4797	0.799
		17 0.119	0.099	13.378	0.573
		18 -0.043	-0.047	13.875	0.608
		19 0.026	0.023	14.065	0.663
		20 -0.063	-0.034	15.163	0.651
		21 -0.122	-0.121	19.294	0.438
		22 -0.132	-0.113	24.187	0.234
		23 -0.011	-0.022	24.219	0.283
		24 0.009	-0.023	24.241	0.335
		25 0.005	-0.017	24.248	0.390
		26 -0.035	-0.067	24.602	0.428
		27 -0.095	-0.115	27.184	0.347
		28 -0.038	-0.030	27.603	0.378
		29 -0.018	0.008	27.699	0.427
		30 0.022	0.016	27.836	0.473
		31 0.007	0.013	27.851	0.526
		32 0.076	0.069	29.539	0.489
		33 -0.004	0.009	29.545	0.541
		34 0.084	0.070	31.646	0.484
		35 -0.043	-0.039	32.198	0.507
		36 -0.029	-0.069	32.454	0.543

La metodología considera como un paso necesario la detección de valores atípicos en el modelo. Los residuos atípicos serán determinados cuantitativamente, cómo aquellos que sobrepasan en valor absoluto tres veces el error estándar de la regresión. En este caso, el error estándar del modelo es igual a 0,019 617; por consiguiente, se consideran atípicos los residuos mayores en módulo a 0,058 851. En el gráfico 2 se aprecia la existencia de un atípico en la observación 11/30/2016.

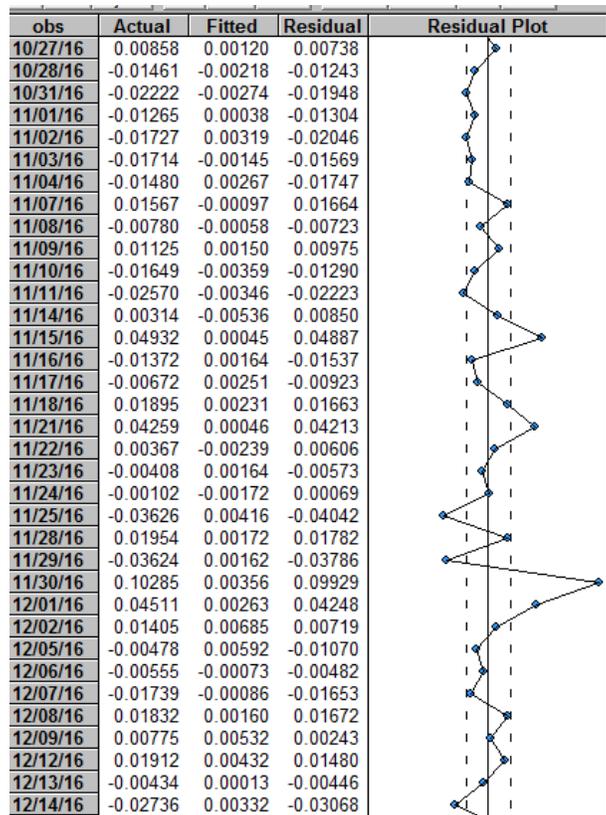


Figura 2: Gráfico de valores atípicos

Antes de pasar a la incorporación de una variable de intervención, es necesario explicar la naturaleza del impulso que se aprecia en la observación de los residuos, en términos de las causas que lo generaron. Como reseñó la prensa internacional el día 30 de noviembre de 2016, los precios del petróleo se elevaron inusitadamente, en respuesta al acuerdo de la Organización de Países Exportadores de Petróleo (OPEP), que decidió “recortar la producción de petróleo en 4,5 por ciento, o 1,2 millones de barriles de petróleo diarios” (Stanley y Krauss, 2016). En consecuencia, el análisis hace pertinente la creación de una variable dicotómica que se denominará GEND113016.

**TABLA 8: MODELO ARIMA (14, 1,14)  
CON VARIABLE DICOTÓMICA**

Dependent Variable: D(LNPP)  
Method: Least Squares  
Date: 04/08/17 Time: 23:59  
Sample(adjusted): 4/19/2016 4/06/2017  
Included observations: 253 after adjusting endpoints  
Convergence achieved after 19 iterations  
Backcast: 3/30/2016 4/18/2016

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
GEND113016	0.103829	0.018445	5.629093	0.0000
AR(14)	-0.781062	0.033923	-23.02480	0.0000
MA(14)	0.867747	0.000122	7093.115	0.0000
R-squared	0.209888	Mean dependent var		0.000939
Adjusted R-squared	0.203567	S.D. dependent var		0.020728
S.E. of regression	0.018498	Akaike info criterion		-5.130519
Sum squared resid	0.085544	Schwarz criterion		-5.088621
Log likelihood	652.0107	Durbin-Watson stat		2.043023
Inverted AR Roots	.96+ .22i .43 - .89i -.43+ .89i -.96 - .22i	.96 - .22i .43+ .89i -.43 - .89i -.96+ .22i	.77+ .61i -.00 - .98i -.77+ .61i	.77 - .61i -.00+ .98i -.77 - .61i
Inverted MA Roots	.97+ .22i .43 - .89i -.43+ .89i -.97+ .22i	.97 - .22i .43+ .89i -.43 - .89i -.97 - .22i	.77+ .62i -.00+ .99i -.77+ .62i	.77 - .62i -.00 - .99i -.77 - .62i

El modelo muestra que todos los coeficientes son significativos incluyendo la variable dicotómica GEND113016, por lo que esta debe incluirse en la realización del pronóstico. Los resultados obtenidos se presentan en la tabla 9. Del pronóstico se deriva que, en promedio, el precio del barril de crudo para el 2017 será de 51,72 dólares el barril, mientras que para el segundo semestre de 2017 el precio se situaría, en promedio, en torno a los 54,8 dólares el barril. Si se asume una banda de oscilación del precio igual a dos veces el error estándar de la regresión (+0,037; -0,037), se obtiene que el precio del barril, en el segundo semestre, podría fluctuar entre 56,83  $[54,8 + (0,037 * 54,8)]$  y 52,77  $[54,8 - (0,037 * 54,8)]$  dólares el barril.

Este pronóstico se acerca a lo planteado por el Banco Mundial en octubre de 2016, cuando anticipó que el barril de petróleo alcanzaría los 55 dólares el barril (Reuters, 2016); y a las declaraciones realizadas por el Banco de Walt Street Goldman Sachs en febrero de 2017, que pronosticó un comportamiento de los precios del barril de Brent, en el segundo semestre de 2017, entre 57,50 y 55 dólares (Reuters, 2017). Por otra parte, algunos países exportadores de petróleo esperan que los “precios del petróleo permanezca cerca de los 55 dólares el barril en 2017” (Reuters, 2017). Sin embargo, la alta volatilidad de los precios y la multiplicidad

de factores que influyen coyunturalmente sobre el mercado, aconsejan una actitud cautelosa y un constante examen crítico de la modelación con fines predictivos del comportamiento de los precios del petróleo.

**TABLA 9: PRONÓSTICO DE LOS PRECIOS DEL PETRÓLEO BRENT**

04/07/17	4.003.115	5/15/17	4.002.866	6/21/17	4.003.620
04/10/17	4.000.813	5/16/17	4.003.434	6/22/17	4.003.377
04/11/17	4.004.657	5/17/17	4.003.529	6/23/17	4.003.723
04/12/17	4.000.512	5/18/17	4.002.125	6/26/17	4.003.781
4/13/17	4.000.805	5/19/17	4.004.470	6/27/17	4.002.924
4/14/17	3.998.911	5/22/17	4.001.940	6/28/17	4.004.355
4/17/17	4.001.201	5/23/17	4.002.120	6/29/17	4.002.812
4/18/17	4.004.194	5/24/17	4.000.964	6/30/17	4.002.921
4/19/17	4.007.135	5/25/17	4.002.361	07/03/17	4.002.216
4/20/17	4.004.882	5/26/17	4.004.187	07/04/17	4.003.068
4/21/17	4.003.933	5/29/17	4.005.981	07/05/17	4.004.182
4/24/17	4.005.342	5/30/17	4.004.607	07/06/17	4.005.277
4/25/17	4.005.852	5/31/17	4.004.028	07/07/17	4.004.439
4/26/17	4.005.125	06/01/17	4.004.887	07/10/17	4.004.085
4/27/17	4.005.004	06/02/17	4.005.199	07/11/17	4.004.610
4/28/17	4.006.802	06/05/17	4.004.755	07/12/17	4.004.800
05/01/17	4.003.800	06/06/17	4.004.681	7/13/17	4.004.529
05/02/17	4.007.038	06/07/17	4.005.778	7/14/17	4.004.484
05/03/17	4.006.808	06/08/17	4.003.946	7/17/17	4.005.153
05/04/17	4.008.288	06/09/17	4.005.922	7/18/17	4.004.036
05/05/17	4.006.499	06/12/17	4.005.782	7/19/17	4.005.241
05/08/17	4.004.162	6/13/17	4.006.684	7/20/17	4.005.155
7/28/17	4.004.246	09/05/17	4.004.050	10/12/2017	4.003.856
7/31/17	4.003.837	09/06/17	4.004.219	10/13/17	4.004.099
08/01/17	4.003.688	09/07/17	4.003.969	10/16/17	4.004.202
08/02/17	4.003.900	09/08/17	4.003.878	10/17/17	4.004.049
08/03/17	4.003.935	09/11/17	4.004.007	10/18/17	4.003.994
08/04/17	4.003.412	09/12/17	4.004.029	10/19/17	4.004.073
08/07/17	4.004.285	9/13/17	4.003.710	10/20/17	4.004.086
08/08/17	4.003.344	9/14/17	4.004.242	10/23/17	4.003.892
08/09/17	4.003.410	9/15/17	4.003.668	10/24/17	4.004.216
08/10/17	4.002.980	9/18/17	4.003.709	10/25/17	4.003.866
08/11/17	4.003.500	9/19/17	4.003.447	10/26/17	4.003.891
8/14/17	4.004.180	9/20/17	4.003.764	10/27/17	4.003.731
8/15/17	4.004.847	9/21/17	4.004.178	10/30/17	4.003.924
8/16/17	4.004.336	9/22/17	4.004.586	10/31/17	4.004.177
8/17/17	4.004.121	9/25/17	4.004.274	11/01/2017	4.004.426

8/18/17	4.004.441	9/26/17	4.004.142	11/02/2017	4.004.235
8/21/17	4.004.556	9/27/17	4.004.337	11/03/2017	4.004.155
8/22/17	4.004.391	9/28/17	4.004.408	11/06/2017	4.004.274
8/23/17	4.004.364	9/29/17	4.004.307	11/07/2017	4.004.317
8/24/17	4.004.772	10/02/17	4.004.290	11/08/2017	4.004.256
8/25/17	4.004.090	10/03/17	4.004.539	11/09/2017	4.004.246
8/28/17	4.004.826	10/04/17	4.004.124	11/10/2017	4.004.398
8/29/17	4.004.773	10/05/17	4.004.572	11/13/17	4.004.144
8/30/17	4.005.109	10/06/17	4.004.540	11/14/17	4.004.418
8/31/17	4.004.703	10/09/17	4.004.745	11/15/17	4.004.398
09/01/17	4.004.173	10/10/17	4.004.498	11/16/17	4.004.523
09/04/17	4.003.651	10/11/17	4.004.174	11/17/17	4.004.372
11/20/17	4.004.175	12/25/17	4.004.311		
11/21/17	4.003.980	12/26/17	4.004.388		
11/22/17	4.004.129	12/27/17	4.004.295		
11/23/17	4.004.192	12/28/17	4.004.175		
11/24/17	4.004.099	12/29/17	4.004.057		
11/27/17	4.004.065				
11/28/17	4.004.113				
11/29/17	4.004.121				
11/30/17	4.004.002				
12/01/17	4.004.201				
12/04/17	4.003.987				
12/05/17	4.004.002				
12/06/17	4.003.904				
12/07/17	4.004.022				
12/08/17	4.004.177				
12/11/17	4.004.328				
12/12/17	4.004.212				
12/13/17	4.004.163				
12/14/17	4.004.236				
12/15/17	4.004.262				
12/18/17	4.004.225				
12/19/17	4.004.218				
12/20/17	4.004.311				
12/21/17	4.004.156				
11/20/18	4.004.229				
11/21/18	4.004.236				
12/22/17	4.004.323				

## Conclusiones

1. *-La metodología Box-Jenkins permitió identificar un proceso ARIMA que cumple con los requerimientos de validación y permite modelar, en primeras diferencias, la serie LNPP con fines predictivos.*
2. *-La predicción de los precios del petróleo Brent empleando un modelo ARIMA (14, 1,14) arrojó un resultado que sitúa al precio promedio, para el segundo semestre de 2017, en los 54,8 dólares el barril, fluctuando en una banda cuyos límites son 56,83 y 52,77. Este pronóstico se acerca a las predicciones realizadas por instituciones como el Banco Mundial y el Banco Goldman Sachs.*
3. *-La actual coyuntura, caracterizada por la inestabilidad geopolítica en el Oriente próximo, el frágil consenso en el seno de la OPEP y la nueva posición de Estados Unidos entre los grandes productores del mundo, exigen de una observación sistemática del mercado, para identificar cualquier factor que pueda influir, en una u otra dirección, sobre el comportamiento de los precios del petróleo Brent, en el segundo semestre de 2017.*

## Referencias bibliográficas

1. Arce, R. (2005). Aplicación de modelización ARIMA a la serie de cotizaciones diarias de terra-lycos noviembre 1999 a junio 2001. Recuperado de <https://www.uam.es/ana.delsur/pdf/Box-Jenkins.PDF>
2. González Casimiro, M.P. (2011). *Técnicas de predicción económica*. España: Editorial Universidad del País Vasco.
3. Gujarati, N.D. y Porter, D.C. (2010). *Econometría*. (Quinta edición). México: McGraw-Hill/Interamericana Editores, S.A. de C.V.
4. Kikut Valverde, A.C., et al. (2008). *Aspectos conceptuales sobre las series de tiempo*. Banco Central de Costa Rica, Costa Rica.
5. Martín, G., Labeaga, J.M. y Mochón, F. (1997). *Econometría*. Madrid: Prentice Hall.
6. Reuters. (2016). Banco Mundial eleva pronóstico de precio del petróleo en 2017. 20 de octubre de 2017. Recuperado de [www.bancomundial.org/es/news/.../2016/10/.../world-bank-raises-2017-oil-price-fore](http://www.bancomundial.org/es/news/.../2016/10/.../world-bank-raises-2017-oil-price-fore)
7. Reuters. (2017). Irán contempla precios del petróleo en cerca de 55 dlr/brl en 2017. Lunes 30 de enero de 2017. Recuperado de <https://lta.reuters.com/article/businessNews/idLTAKBN15E0V8>
8. Reuters. (2017). Goldman dice inventarios globales de crudo probablemente seguirán bajando. 22 de febrero de 2017. Recuperado de: <https://www.preciopetroleo.net/precio-petroleo-2017.htm>
9. Stanley, R. y Clifford, K. (2016). Suben los precios del petróleo tras acuerdo de la OPEP para reducir la producción. Recuperado de: <https://www.nytimes.com/.../2016/.../30/suben-los-precios-del-petro>