



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas

---

# “Análisis de Series Temporales Univariadas”

## Modelos ARIMA(p,d,q)

*Trabajo Práctico Final*

---

GRUPO 16

LORENZO PERROTTA, MARIA VICTORIA ETCHEVERRY BONEO,  
GALO GARZON, EDUARDO ENZO BOBBONI Y JUAN RODRIGO  
VERA

REGISTROS: 882969, 888103, 888464, 890650 Y 887928

**Estadística Actuarial**

Landro, Alberto Héctor

Del Rosso, Rodrigo

12 de diciembre de 2019

## Índice

1. Introducción	2
2. Marco Teórico	3
3. Análisis de Resultados	4
4. Análisis de Viabilidad de Retornos del Activo	17
5. Conclusiones	18
6. Futuras Investigaciones y Limitaciones	19
7. Anexos	20

## 1. Introducción

En el presente trabajo se procederá a realizar un análisis, mediante la utilización del programa RStudio, acerca del comportamiento de dos series de tiempo de 100 valores cada una. La finalidad es encontrar los modelos que mejor se adecúen para así poder llevar a cabo predicciones.

Todo lo que conlleva la realización de dicho trabajo es respaldado por la metodología Box-Jenkins; la cual consta de cinco etapas. En primer lugar, se lleva a cabo un Análisis de Estacionariedad. Esta primera etapa consiste en someter la serie a distintas pruebas para evaluar si posee un carácter estacionario. En caso contrario, para poder continuar con el método, se le realiza algún tipo de transformación que la convierta en estacionaria. Luego, se prosigue por la Identificación del Modelo; etapa en la que se examinará la información provista por el gráfico de la serie, su función de autocorrelación y autocorrelación parcial con el objetivo de poder determinar el modelo. El siguiente paso consiste en la Estimación del Modelo, se estiman algunos modelos que puedan ajustarse mejor a la serie, para luego, seleccionar aquel que sea el más adecuado de acuerdo con los criterios de información AIC o BIC. Se proseguirá por realizar un Análisis de Diagnóstico, en donde se evalúa el modelo seleccionado para así determinar con una mayor precisión si efectivamente cumple con los supuestos y condiciones que garantizan que sea el óptimo (significatividad individual, normalidad de los residuos, entre otros). Por último, la etapa de Predicción, en la que se realizan pronósticos de la serie y a partir de estos se observará la calidad del modelo.

Cabe resaltar que en cada una de las etapas previamente descritas se obtendrán resultados, los cuales se deberán analizar para determinar si son los adecuados. En caso contrario corresponde retroceder a las etapas previas y, de ser necesario, cambiar el curso de acción.

## 2. Marco Teórico

Una serie de tiempo es una secuencia de observaciones realizadas sobre intervalos de tiempo regulares. Su importancia radica en que su análisis y tratamiento sirven de herramienta para el trabajo diario en el ámbito profesional. Es así como es de utilidad para el pronóstico de escenarios futuros, la determinación de funciones de transferencia dentro del sistema, la interrelación de factores vinculados a la serie en cuestión, el diseño de esquemas de control para el análisis de desvíos de las variables. En particular, dentro del ámbito de las ciencias económicas, el análisis de series es el instrumento más adecuado para el trabajo de previsión necesario a la hora de elegir entre diferentes alternativas posibles.

Un proceso estocástico es una familia de variables aleatorias que corresponden a momentos sucesivos en el tiempo. Está perfectamente caracterizado cuando es posible determinar las funciones de distribución conjunta para cada conjunto finito de variables. Sin embargo, es posible caracterizar un proceso mediante sus momentos de primer y segundo orden que resulta efectivo dada la complejidad de reconocer las funciones de distribución. Lo que se quiere obtener es que los procesos cumplan con las condiciones de estacionariedad y ergodicidad. Por último, hay diferentes modelos bajo los cuales estos procesos pueden representarse.

Por un lado, se encuentra el modelo AR(p) el cual es una representación puramente autorregresiva que cumple con la condición de invertibilidad y se busca que sea estacionaria. En esta representación el valor presente de la variable se proyecta en base a su propio pasado y a una innovación contemporánea. Es de la forma:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-3} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Por otro lado, se puede considerar una representación puramente de medias móviles MA (q) donde el valor de la variable se compone en función de todas las innovaciones de su presente y su pasado. Cumple con la condición de estacionariedad y se busca que sea invertible. Su forma es:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Por último, como tercera representación se encuentra el ARMA (p;q) donde el valor presente depende de su pasado (parte autorregresiva) y de la innovación tanto contemporánea como pasada (parte de medias móviles). Es de la forma:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-3} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

En este caso, si el modelo no llegara a ser estacionario, se realiza algún tipo de transformación que permite que el mismo cumpla con la condición de estacionariedad.

### 3. Análisis de Resultados

#### Análisis de Datos

A continuación, se proseguirá por realizar un análisis detallado de cada una de las series temporales asignadas.

#### Serie A

#### Análisis descriptivo

En función del análisis realizado se obtuvieron una serie de datos de los cuales se pueden observar distintos indicadores de la Serie A:

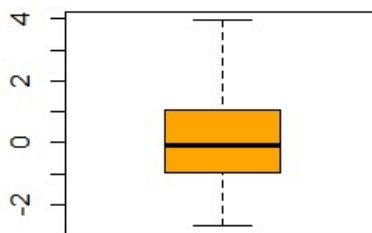
	Mínimo	1° Cuartil	Mediana	Media	3° Cuartil	Máximo
Serie A	-2.70	-0.95	-0.06	0.04	1.02	3.95

	Varianza	Desvio	Curtosis	Asimetría
Serie A	1.93	1.39	2.86	0.39

De las tablas previas se puede apreciar que la media, valor que se obtiene de dividir la suma de la totalidad de los valores observados de la variable por la cantidad total de valores observados, es igual a 0.04. Por otro lado, su valor mínimo es -2.70 y su valor máximo es 3.95. La mediana, el valor de la variable de posición central, es -0.06.

El siguiente grafico corresponde al Box Plot, el cual resume los datos anteriores y proporciona una visión general de la asimetría de la distribución de los mismos.

Figura 1: Gráfico Box-Plot Serie A



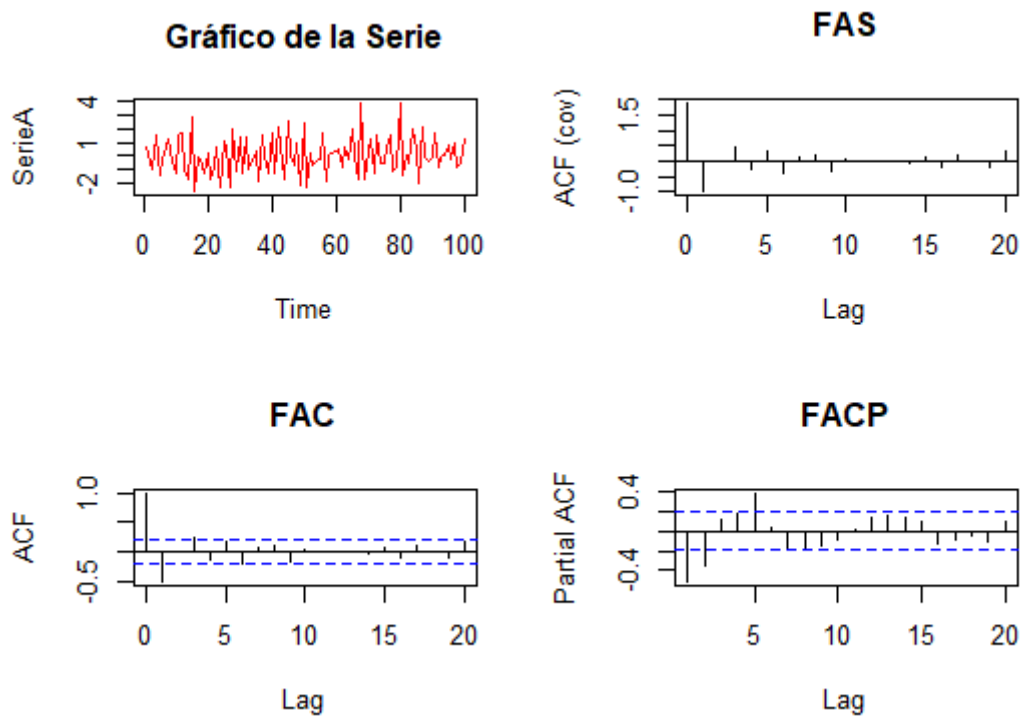
Fuente: Elaboración propia.

La serie, por presentar curtosis igual a 2.86 y coeficiente de asimetría igual a 0.39, se define como leptocúrtica y asimétrica positiva, respectivamente.

### Análisis Gráfico y Estacionariedad

Se expone a continuación la representación gráfica de la evolución de la serie temporal, su función de autocovarianza, su función de autocorrelación, su función de autocorrelación parcial, en el orden mencionado.

Figura 2: Análisis Gráfico Serie A



Fuente: Elaboración propia.

Se puede observar que el proceso oscila en torno a una media constante, es decir, que no posee tendencia y aparenta ser estacionario. Se observa que la FAS es significativa hasta el orden del modelo. La función de autocorrelaciones parcial tiende a 0 cuando  $t$  tiende a infinito.

Para mayor especificación, se procede a analizar la estacionariedad en la serie mediante el test de Dickey-Fuller aumentado, que evalúa la presencia de raíces unitarias a partir de las siguientes hipótesis:

$$\begin{cases} H_0 : \phi - 1 = 0 \\ H_1 : \phi - 1 < 0 \end{cases}$$

Al realizar el test, se obtiene que el estadístico empírico de Dickey-Fuller es menor que el valor teórico en cualquiera de los casos posibles (serie con trend, serie con drift, serie sin ninguna de ellas), por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula que plantea la presencia de raíces unitarias, y así se confirma la estacionariedad de la serie.

	Tau 90 %	Tau 95 %	Tau 99 %	Valor Empírico
None	-1.61	-1.95	-2.60	-6.75
Drift	-2.58	-2.89	-3.51	-6.75
Trend	-3.15	-3.45	-4.04	-7.20

### Elección del Modelo

Se realizaron 36 estimaciones de modelos correspondientes a la serie. Según los criterios de información AIC y BIC el mejor modelo es el ARMA(0,3), es decir, un MA(3), ya que presenta el menor valor en sendos criterios, indicando una menor penalización que el resto.

Figura 3: Criterios de Información Serie A

	(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)	(0,4)	(0,5)
AIC	352,2961	321,0352	285,5947	276,312	277,7969	278,3932
BIC	357,5065	328,8507	296,0154	289,3378	293,4279	296,6294
	(1,0)	(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)	(1,5)
AIC	322,3232	317,2983	278,1541	277,0369	278,4466	280,1964
BIC	330,1388	327,719	291,1799	292,6679	296,6828	301,0378
	(2,0)	(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)	(2,5)
AIC	310,6646	311,7911	281,5565	278,2595	279,9574	278,4421
BIC	321,0853	324,817	297,1875	296,4957	300,7988	301,8886
	(3,0)	(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)	(3,5)
AIC	311,266	307,5435	279,5487	280,0899	281,9523	280,837
BIC	324,2918	323,1745	297,7848	300,9312	305,3988	306,8887
	(4,0)	(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)	(4,5)
AIC	309,9566	305,9729	281,5354	282,051	283,7995	283,8391
BIC	325,5876	324,2091	302,3768	305,4975	309,8512	312,496
	(5,0)	(5,1)	(5,2)	(5,3)	(5,4)	(5,5)
AIC	295,2548	297,2175	283,0539	283,158	284,4834	285,0927
BIC	313,491	318,0588	306,5005	309,2097	313,1402	316,3547

Fuente: Elaboración propia.

### Significatividad Individual

Figura 4: Significatividad Individual ARMA (0,3)

```
> matres<-arima(SerieA,order=c(0,0,3))
> summary(matres)

Call:
arima(x = SerieA, order = c(0, 0, 3))

Coefficients:
      ma1      ma2      ma3  intercept
 -0.9531  0.5017  0.3752   0.0268
s.e.    0.1233  0.1598  0.1120   0.0805

sigma^2 estimated as 0.7781:  log likelihood = -133.16,  aic = 276.31

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.007279411 0.8820847 0.7140024 113.1087 226.4643 0.3617606 -0.02947557
> #los coeficientes de la parte ma son todos significativos, el intercepto no
```

Fuente: Elaboración propia.

### Predicción e Intervalos de Confianza

Con el modelo seleccionado se realiza la predicción para horizontes de 1,2,3 y 20 períodos. Se estimaron intervalos de confianza para cada una de las predicciones con niveles de significación de 94 %,95 % y 99 % resumidos en:

Figura 5: Intervalos de Confianza para las Predicciones. Serie A

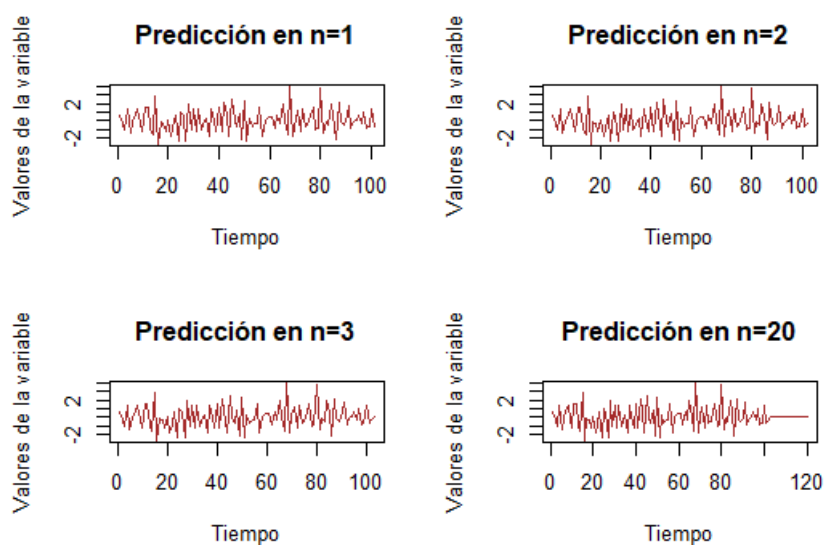
Período	94%	95%	99%	Predicción	94%	95%	99%
1	-2,32646	-2,39702	-2,9459	-0,65022	1,026019	1,096579	1,645463
2	-2,52408	-2,6209	-3,37403	-0,2241	2,075879	2,172695	2,925823
3	-2,36163	-2,46435	-3,26338	0,078553	2,518735	2,621452	3,420489
20	-2,51715	-2,62311	-3,44734	0	2,517148	2,623105	3,447344

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los datos expuestos previamente se construyeron predicciones gráficas de los horizontes establecidos. Es importante mencionar que, a mayor horizonte de predicción la precisión de la misma disminuye notable, particularmente en el gráfico de horizonte de 20 períodos.



Figura 6: Predicciones para distintos horizontes. Serie A

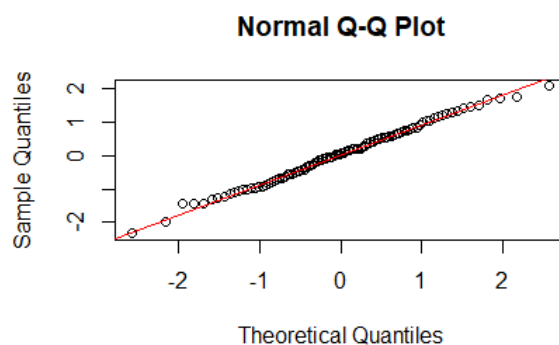


Fuente: Elaboración propia.

### Análisis de Residuos

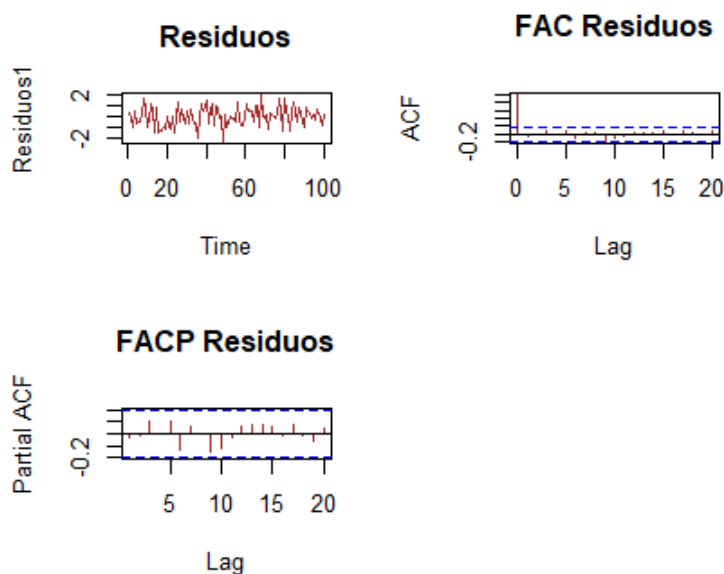
Se incluyen en esta sección los tests relacionados a normalidad, incorrelación y homocedasticidad. Dentro del análisis de normalidad, y a partir de los tests de Shapiro-Wilks, Jarque-Bera y Anderson-Darling se concluyó que los residuos respetan una distribución normal. A partir del test de Ljung-Box se permite visualizar la incorrelación de los residuos. Por último, mediante el test de White, se expone que los residuos son homocedásticos.

Figura 7: Análisis de Normalidad de Residuos Serie A



Fuente: Elaboración propia.

Figura 8: Análisis de Residuos Serie A



Fuente: Elaboración propia.

### Serie B

#### Análisis descriptivo

En función del análisis realizado se obtuvieron los siguientes datos:

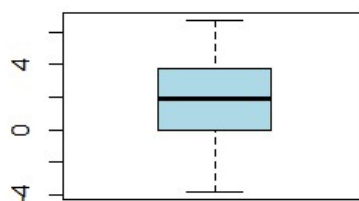
	Mínimo	1° Cuartil	Mediana	Media	3° Cuartil	Máximo
Serie B	-3.83	-0.00	1.90	1.79	3.74	6.74

	Varianza	Desvio	Curtosis	Asimetría
Serie B	6.75	2.60	2.23	-0.28

De las tablas previas se puede apreciar que la media, valor que se obtiene de dividir la suma de la totalidad de los valores observados de la variable por la cantidad total de valores observados, es igual a 1.79. Por otro lado, su valor mínimo es -3.83 y su valor máximo es 6.74. La mediana, el valor de la variable de posición central, es 1.90.

El siguiente grafico corresponde al Box Plot, el cual resume los datos anteriores y proporciona una visión general de la asimetría de la distribución de los mismos.

Figura 9: Gráfico Box-Plot Serie B



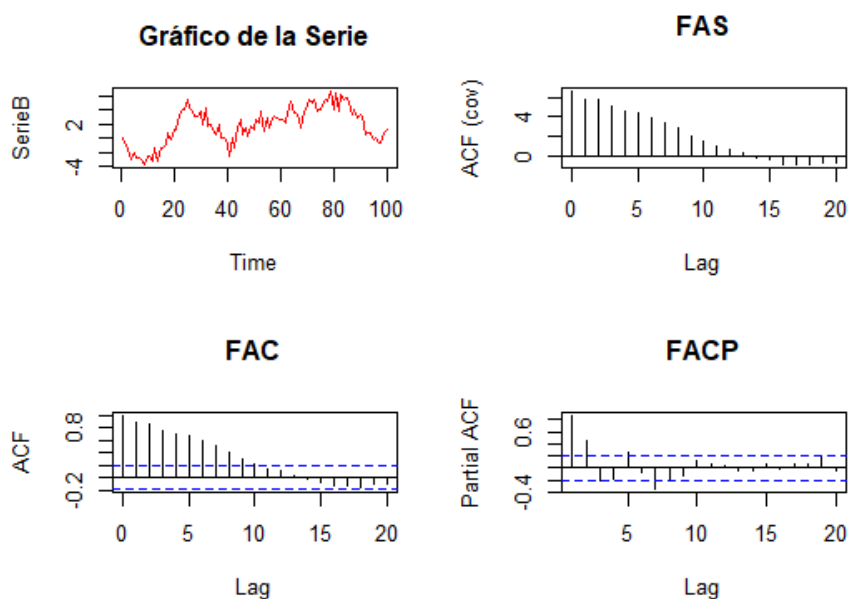
Fuente: Elaboración propia.

La serie, por presentar curtosis igual a 2.23 y coeficiente de asimetría igual a -0.28, se define como leptocúrtica y asimétrica negativa, respectivamente.

#### Análisis Gráfico y Estacionariedad

Se expone a continuación la representación gráfica de la evolución de la serie temporal, su función de autocovarianza, de autocorrelación y de autocorrelación parcial, en el orden mencionado.

Figura 10: Análisis Gráfico Serie B



Fuente: Elaboración propia.

En el análisis gráfico se observan los primeros indicios de no estacionariedad: la media de la serie va variando en el tiempo, y la función de autocorrelación decrece en forma lineal, indicando la presencia de al menos una raíz unitaria. De todas formas, es necesario comprobar esta sospecha mediante el test de Dickey-Fuller aumentado, que evalúa la presencia de raíces unitarias a partir de las siguiente hipótesis:

$$\begin{cases} H_0 : \phi - 1 = 0 \\ H_1 : \phi - 1 < 0 \end{cases}$$

Al realizar el test, se obtiene que el valor empírico es mayor que el valor teórico en cualquiera de los casos posibles, por lo tanto, no es posible rechazar la hipótesis nula de que la serie presenta una raíz unitaria, con lo cual, se confirma la no estacionariedad de la misma.

De esta forma, se pasa a trabajar con la primera diferencia de la serie. El primer paso será evaluar si esta transformación logró su cometido de obtener una serie estacionaria.

	Tau 90 %	Tau 95 %	Tau 99 %	Valor Empírico
None	-1.61	-1.95	-2.60	-1.41
Drift	-2.58	-2.89	-3.51	-2.01
Trend	-3.15	-3.45	-4.04	-1.88

### Serie B Diferenciada

#### Análisis descriptivo

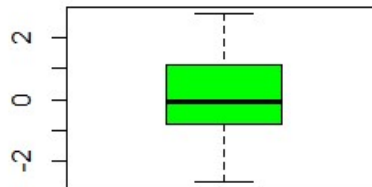
En función del análisis realizado se obtuvieron los siguientes datos:

	Mínimo	1° Cuartil	Mediana	Media	3° Cuartil	Máximo
Serie B Dif.	-2.67	-0.80	-0.07	0.01	1.10	2.76

	Varianza	Desvio	Curtosis	Asimetría
Serie B Dif.	1.73	1.32	2.42	-0.05

A continuación, se expone el grafico Box-Plot

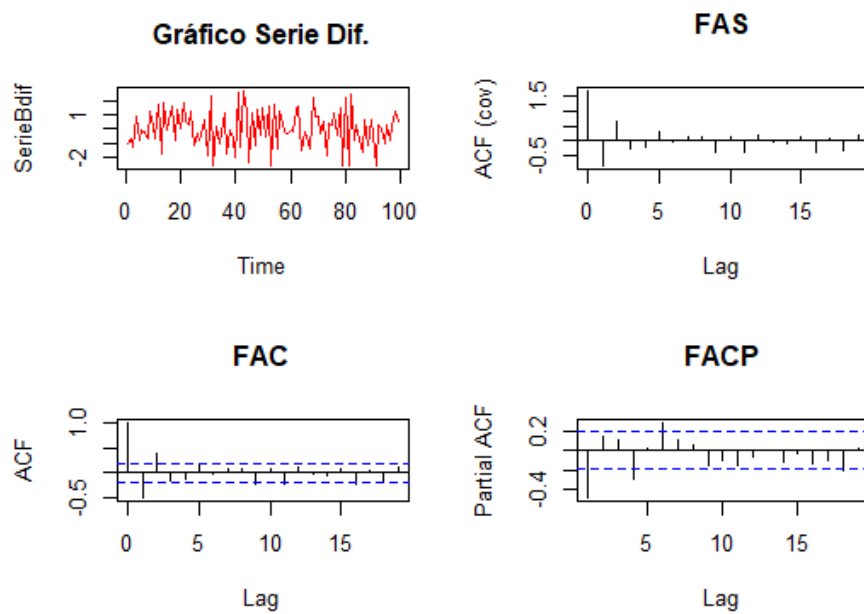
Figura 11: Gráfico Box-Plot Serie B Diferenciada



Fuente: Elaboración propia.

### Análisis Gráfico y Estacionariedad

Figura 12: Análisis Gráfico Serie B Diferenciada



Fuente: Elaboración propia.

En base a esta información, se podría afirmar que la serie obtenida mediante la primera diferencia sí es estacionaria, dado que su media ronda en torno al cero a lo

largo de todo el lapso temporal y, su función de autocorrelación decrece en forma sinusoidal amortiguada.

De todas formas, es menester asegurarse de que la serie sea estacionaria mediante el test de Dickey-Fuller aumentado, , cuyos lineamientos fueron desarrollados previamente.

	Tau 90 %	Tau 95 %	Tau 99 %	Valor Empírico
None	-1.61	-1.95	-2.60	-5.20
Drift	-2.58	-2.89	-3.51	-5.18
Trend	-3.15	-3.45	-4.04	-5.27

A partir de los valores tabulados anteriormente, se concluye que, cualquiera sea el modelo, se rechaza la hipótesis nula, es decir, la serie no posee raíces unitarias y por lo tanto la serie es estacionaria. Además, dado que la primera diferencia de la serie es estacionaria, la serie original solo posee una única raíz unitaria.

Elección del Modelo Nuevamente, fueron simulados 36 modelos ARMA, con todas las combinaciones posibles desde un ARMA(0,0) hasta un ARMA(5,5). Se compararon entre sí los valores de los criterios de información AIC y BIC de cada modelo, y se seleccionaron dos modelos como candidatos a ser la representación elegida. Ambos presentan el menor valor en sendos criterios, indicando una menor penalización que el resto.

Figura 13: Criterios de Información Serie B Diferenciada

	(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)	(0,4)	(0,5)
AIC	338,3057	321,199	309,8142	301,7838	303,7809	304,9002
BIC	343,4959	328,9843	320,1946	314,7594	319,3516	323,0661
	(1,0)	(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)	(1,5)
AIC	311,7529	312,405	305,7651	303,7816	302,6469	301,3925
BIC	319,5383	322,7855	318,7407	319,3523	320,8128	322,1534
	(2,0)	(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)	(2,5)
AIC	311,4608	313,1628	304,1455	305,7393	298,0628	291,6862
BIC	321,8413	326,1384	319,7162	323,9051	318,8238	315,0423
	(3,0)	(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)	(3,5)
AIC	312,0585	311,2709	302,2511	303,4112	297,4951	302,1153
BIC	325,0341	326,8416	320,4169	324,1722	320,8511	328,0665
	(4,0)	(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)	(4,5)
AIC	305,0871	307,0824	302,1725	302,7999	300,0322	300,0464
BIC	320,6578	325,2482	322,9335	326,156	325,9834	328,5927
	(5,0)	(5,1)	(5,2)	(5,3)	(5,4)	(5,5)
AIC	307,0726	306,0957	296,5546	298,5195	299,6166	301,6149
BIC	325,2385	326,8567	319,9107	324,4707	328,1629	332,7563

Fuente: Elaboración propia.

En principio, lo más razonable sería quedarse con el ARMA(2,5), ya que si bien su valor de BIC es apenas superior al del otro modelo, su valor de AIC es notablemente menor.

Ahora bien, cuando se estimaron los valores de los coeficientes de este modelo ARMA(2,5), se vio que el primer coeficiente de la parte AR es mayor a uno en módulo, con lo cual, no se cumplen las condiciones de Liapunov, el modelo sería no estacionario.

Figura 14: Significatividad Individual ARMA (2,5)

```
> summary(armadoscinco)

Call:
arima(x = SerieBdif, order = c(2, 0, 5))

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      ma3      ma4      ma5  intercept
    1.8682 -0.9149 -2.5560  2.6588 -2.0020  1.5381 -0.6381    0.0457
s.e.  0.0500  0.0507  0.0993  0.2485  0.2849  0.2135  0.0815    0.0185

sigma^2 estimated as 0.8507:  log likelihood = -136.85,  aic = 291.7

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.01919364 0.9223334 0.7247143 129.0717 185.997 0.3907218 0.01765637
> summary(matres)
```

Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, el modelo ARMA(0,3), además de ser estacionario, todos sus coeficientes son significativos excepto el intercepto, con lo cual, se elige este modelo para trabajar a partir de ahora en los puntos siguientes.

Figura 15: Significatividad Individual ARMA (0,3)

```
sigma^2 estimated as 1.107:  log likelihood = -145.91,  aic = 299.82
> matres<-arima(SerieBdif,order=c(0,0,3))
> summary(matres)

Call:
arima(x = SerieBdif, order = c(0, 0, 3))

Coefficients:
      ma1      ma2      ma3  intercept
   -0.4037  0.5159 -0.3253    0.0148
s.e.   0.0957  0.0871  0.0874    0.0836

sigma^2 estimated as 1.107:  log likelihood = -145.89,  aic = 301.78

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.002108915 1.052093 0.8804662 89.63164 216.3361 0.4746937 -0.006497233
```

Fuente: Elaboración propia.

Predicción e Intervalos de Confianza

Con el modelo seleccionado se realiza la predicción para horizontes de 1,2,3 y 20 periodos. Se estimaron intervalos de confianza para cada una de las predicciones con niveles de significación de 94 %,95 % y 99 % resumidos en:

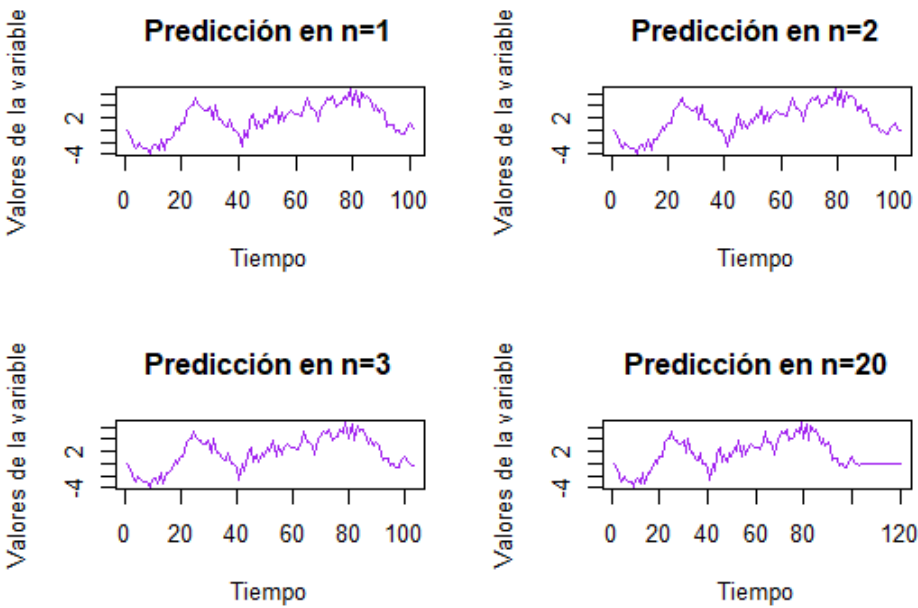
Figura 16: Intervalos de Confianza para las Predicciones. Serie B Diferenciada

Período	94%	95%	99%	Predicción	94%	95%	99%
1	-1,74235	-1,82566	-2,47371	0,23673	2,215815	2,299122	2,947173
2	-2,102	-2,19182	-2,89059	0,031984	2,165962	2,25579	2,954561
3	-2,63506	-2,73465	-3,50936	-0,26916	2,096735	2,196325	2,971038
20	-2,45164	-2,55484	-3,35762	0	2,451636	2,554836	3,357623

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los datos expuestos previamente se construyeron predicciones graficas de los horizontes establecidos. Es importante mencionar que, a mayor horizonte de predicción la precisión de la misma disminuye, notable particularmente en el gráfico de horizonte 20.

Figura 17: Predicciones para distintos horizontes. Serie B Diferenciada



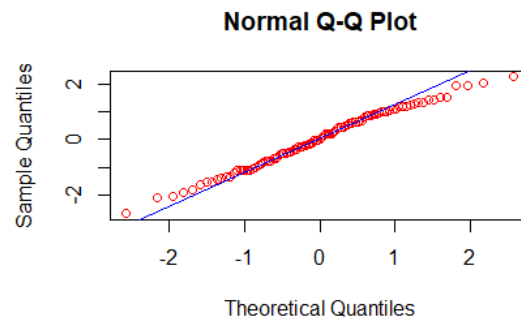
Fuente: Elaboración propia.



### Análisis de Residuos

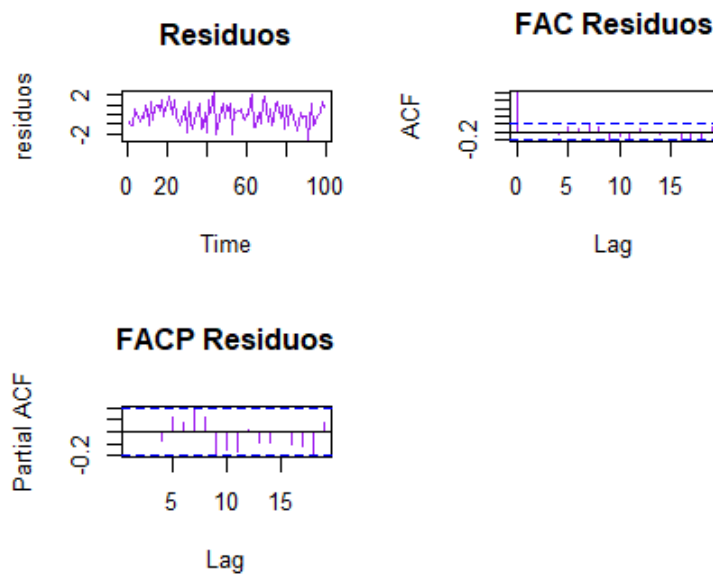
Se incluyen en esta sección los test relacionados a normalidad, incorrelación y homocedasticidad. Dentro del análisis de normalidad, y a partir de los test de Shapiro-Wilks, Jarque-Bera y Anderson-Darling se concluyó que los residuos respetan una distribución normal. A partir del test de Ljung-Box se permite visualizar la incorrelación de los residuos. Por último, mediante el test de White, se expone que los residuos son homocedásticos.

Figura 18: Análisis de Normalidad de Residuos Serie B Diferenciada



Fuente: Elaboración propia.

Figura 19: Análisis de Residuos Serie B Diferenciada



Fuente: Elaboración propia.

## 4. Análisis de Viabilidad de Retornos del Activo

### Serie A

Si se analiza la estadística descriptiva del activo, vemos que tanto la media como la mediana son muy cercanas a cero, y que los cuartiles se encuentran entre -1 y 1, con lo cual, se podría concluir que la rentabilidad del activo es en general baja, a veces por ganancias y a veces por pérdidas. Al ser leptocúrtica, es decir, con colas más pesadas, se refuerza la idea de no observar una tendencia clara por ganancias o pérdidas.

En cuanto al análisis de la viabilidad de los retornos del activo, como puede observarse en la figura 5, los rendimientos se tornan negativos para los horizontes de predicción de 1 y 2 días, para luego tornarse levemente positivos a 3 días y nulos para un horizonte de 20 días. Debemos recordar que la precisión de la predicción presenta una relación inversa con el horizonte de la misma, es por ello que para un precisión disminuye notablemente. Por estas razones, no sería conveniente invertir en el activo de la Serie A.

### Serie B y Serie B Diferenciada

En cuanto a la estadística descriptiva del segundo activo analizado, se observa que la media es positiva, que su mediana también lo es y se corresponde con la media. Además, posee asimetría negativa, es decir, que la mayor cantidad de valores se encuentran a la derecha de la media de la distribución. Todo parece indicar que la inversión en este activo es atractiva.

Por otra parte, en la serie diferenciada se ve un carácter bastante neutro en cuanto a la viabilidad del activo. Con una media muy cercana a 0, una distribución prácticamente simétrica y con cuartiles ubicados entre -1 y 1. no hay demasiada información valiosa que pueda usarse para obtener conclusiones.

Por último, en cuanto al activo de la Serie B, podemos observar en la figura 16 la proyección de sus rendimientos a 1, 2, 3 y 20 días. En este caso, los rendimientos se mantienen constantes al menos en el horizonte de 1 a 2 días, para luego tornarse negativos y nulos para el horizonte de 3 y 20 días respectivamente. Por este motivo, sería recomendable invertir en este activo en un horizonte de 1 a 2 días, si lo que se busca es obtener ganancias de corto plazo.

## 5. Conclusiones

Durante el presente trabajo se ha llevado a cabo un análisis integral de dos series temporales.

A partir de las adecuadas evaluaciones descriptivas (media, varianza, desvío, etc.) y gráficas (evolución de la serie, FAS, FAC, FACP) pudo determinarse que la Serie A es estacionaria, y por ende, no tiene ni tendencia estocástica ni determinística. Supuestos que fueron confirmados a partir de la realización del test de Dickey-Fuller aumentado, el cual arroja como resultado, con un nivel de confianza del 99 %, la inexistencia de raíces unitarias. Luego, fueron estimados distintos modelos de dicha serie, terminándose por elegir el modelo MA(3) por considerarse el más adecuado de acuerdo con los criterios de información AIC y BIC y, teniendo en cuenta la significatividad individual de sus parámetros. De este modo y en función de dicho modelo más apto, se realizaron predicciones e intervalos de confianza para cuatro horizontes distintos (1, 2, 3 y 20) con niveles de confianza del 94 %, 95 % y 99 %; y se llevo a cabo un análisis acabado acerca de la normalidad, incorrelación y homocedasticidad de los residuos del modelo.

Por su parte, el análisis descriptivo y grafico de la Serie B, indica la presencia de raíces unitarias (al menos una) y, en consecuencia, la no estacionariedad del proceso. Se procede a la realización del test de Dickey-Fuller aumentado, el cual confirmó las suposiciones previas. A modo resolver la presencia de raíces unitarias y de tendencia se optó por diferenciar la serie una vez y, luego, llevar acabo la correspondiente evaluación de estacionariedad. Los valores proporcionados por el diagnóstico descriptivo y gráfico de la serie diferenciada indican la estacionariedad; la cual queda confirmada mediante la consecuente realización del test de Dickey-Fuller aumentado. Como la serie diferenciada no presenta raíces unitarias, se supone que la serie original posee una única raíz unitaria. Luego, se estimaron y analizaron una serie de modelos a partir de los correspondientes criterios de información AIC y BIC y, de la significatividad individual de sus parámetros. Se terminó por elegir como modelo más adecuado el MA(3). Con base en el modelo seleccionado, se elabora la predicción e intervalos de confianza correspondientes a cuatro horizontes diferentes (1, 2, 3 y 20) con niveles de confianza del 94 %, 95 % y 99 %; y se analiza acabadamente la normalidad, incorrelación y homocedasticidad de los residuos del modelo.

## 6. Futuras Investigaciones y Limitaciones

En cuanto a las limitaciones de los modelos y metodologías utilizadas en el presente análisis, resulta sumamente importante remarcar el hecho de la pérdida de precisión en las predicciones a medida que aumenta el horizonte temporal. Una alternativa que puede paliar en parte dicho inconveniente, sería recalibrar el modelo a medida que transcurre el tiempo y se conocen los nuevos rendimientos de los activos. La idea sería incorporar dichos valores a la serie para mejorar la precisión de las predicciones.

Otra alternativa a considerar en un futuro, sería modelar la serie utilizando modelos ARFIMA <sup>1</sup> que permiten índices de diferenciación fraccionarios. Estos modelos se caracterizan por tener memoria larga y son de gran aplicabilidad en el campo de la Economía y Finanzas, donde interesa la persistencia del efecto de un shock sobre los valores futuros de la serie.

---

<sup>1</sup>[http://estadistica.itam.mx/sites/default/files/u450/castano\\_feb1315.pdf](http://estadistica.itam.mx/sites/default/files/u450/castano_feb1315.pdf)

## 7. Anexos

### Glosario de funciones en RStudio

```
#Carga de las series
read.csv2(file.choose())

#Definicion de Serie
Serie1=Serie$Serie_A

#Analisis descriptivo
summary()
var()
sd()
kurtosis()
skewness()

#Analisis grafico
par(mfrow=c())
pacf()
plot()
acf(x,type=c("covariance"))
acf(x,type="correlation")
boxplot()

#Test Dickey-Fuller
install.packages(urca)
ur.df(x,type="trend")
ur.df(x,type="drift")
ur.df(x,type="none")
adf.test()
ur.pp(x,type="Z-tau")

#Generacion de modelos y analisis
auto.arima()
arima()
AIC()
BIC()
for()
if()
abs()
else()

#Prediccion
predict()$pred
predict()$se

#Intervalos de confianza
forecast()
data.frame()
as.data.frame()
colnames()
view()

#Analisis de residuos
residuals()
qqnorm()
qqline()
shapiro.test()
jarque.bera.test()
ad.test()
Box.test(x,type="Ljung-Box")
Serie2=Serie$Serie_B
diff()
```

## Referencias

- Box, G., Jenkins, G., y Reinsel, G. (s.f.). *Gc 2008. time series analysis: Forecasting and control*. New Jersey: John Wiley and Sons, Inc.
- Landro, A. H., y González, M. L. (2009). *Elementos de econometría de los fenómenos dinámicos*. Ediciones Cooperativas.
- Peña, D. (2005). *Análisis de series temporales*. Alianza.
- Stock, J. H., Watson, M. W., y cols. (2003). *Introduction to econometrics* (Vol. 104). Addison Wesley Boston.
- Urbisaia, H. L., y Brufman, J. Z. (2001). *Análisis de series de tiempo: univariadas y multivariadas*. Cooperativas Buenos Aires.
- Uriel, E. (1985). *Análisis de series temporales modelos arima* (Inf. Téc.).
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics: A modern approach*. Nelson Education.