

UNIVERSIDAD DE COSTA RICA  
SISTEMA DE ESTUDIOS DE POSGRADO

PROYECCIÓN DE LA TASA BÁSICA PASIVA DE COSTA RICA

Trabajo final de investigación aplicada sometida a consideración de la Comisión del Programa de Estudios de Posgrado en Estadística para optar por el grado y título de Maestría Profesional en Estadística

ANA ESTEFANÍA VARGAS ULATE

Ciudad Universitaria Rodrigo Facio, Costa Rica

2019

## **Dedicatoria**

Quiero dedicar este trabajo primero a Dios por darme la oportunidad de llegar hasta aquí. Gracias a mis papás que me han dado tanto amor, guía y apoyo, permitiéndome triunfar y cumplir sueños.

Gracias a mis hermanos, por todo su amor y por ser la mejor compañía.

Y lo comparto con mi esposo, que ha caminado de mi mano en la construcción de esta meta, dándome su amor y apoyo incondicional.

## **Agradecimientos**

Doy gracias a Oscar Centeno, quien como mi tutor invirtió de su tiempo en las revisiones, guías, recomendaciones y apoyo durante el desarrollo del trabajo.

Gracias a los profesores lectores, Cathalina García y Gilbert Brenes por darme el privilegio de apoyarme en este trabajo, por su tiempo invertido y el conocimiento brindado.

“Este trabajo final de investigación aplicada I y II fue aceptada por la Comisión del Programa de Estudios de Posgrado en Estadística de la Universidad de Costa Rica, como requisito parcial para optar al grado y título de Maestría Profesional en Estadística”



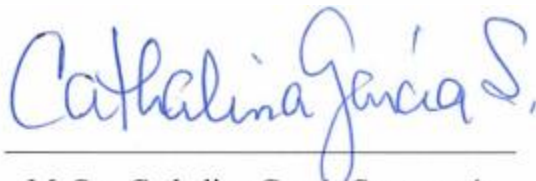
M. Sc. Oscar Centeno Mora

Tutor



Ph.D. Gilbert Brenes Camacho

Lector



M. Sc. Cathalina García Santamaría

Lectora



Ana Estefanía Vargas Ulate

Sustentante

## Tabla de Contenidos

Portada .....	i
Dedicatoria.....	ii
Agradecimientos .....	ii
Hoja de aprobación .....	iii
Resumen Práctica Profesional I .....	vii
Resumen Práctica Profesional II.....	viii
Lista de tablas .....	ix
Lista de figuras.....	x
Lista de anexos.....	xii
Licencia de publicación .....	xiii
<b>CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Contexto.....	1
1.2 Importancia de la Tasa Básica Pasiva.....	2
1.3 Objetivos.....	3
1.4 Utilidad en el presente trabajo .....	4
<b>CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL.....</b>	<b>5</b>
2.1 Definición y uso.....	5
2.2 Uso en contextos financieros .....	8
<b>CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA .....</b>	<b>10</b>
3.1 Materiales.....	10
3.2 Métodos.....	12
3.2.1 Box Jenkins.....	12
3.2.1.1 Modelos.....	14
<b>3.2.1.1.1 Modelos AR.....</b>	<b>14</b>
<b>3.2.1.1.2 Modelos MA.....</b>	<b>14</b>
<b>3.2.1.1.3 Modelos ARMA .....</b>	<b>15</b>
<b>3.2.1.1.4 Modelos ARIMA .....</b>	<b>15</b>
3.2.1.2 Autocorrelaciones totales y parciales.....	15
<b>3.2.1.2.1 Autocorrelación total .....</b>	<b>16</b>
<b>3.2.1.2.2 Autocorrelación parcial .....</b>	<b>16</b>
3.2.1.3 Identificación .....	17
<b>3.2.1.3.1 AR(1) .....</b>	<b>18</b>
<b>3.2.1.3.2 MA(1).....</b>	<b>18</b>
<b>3.2.1.3.3 ARMA(1,1).....</b>	<b>19</b>
3.2.1.4 Dickey-Fuller .....	21
3.2.2 Redes Neuronales.....	21
3.2.3 Pruebas de Bondad de Ajuste .....	23
3.2.3.1 Error Medio.....	23
3.2.3.2 Error Medio Absoluto.....	24
3.2.3.3 Error Porcentual Absoluto Medio.....	24

3.2.3.4 Raíz Cuadrática Media del Error .....	24
3.2.3.5 Criterio de información de Akaike (AIC) .....	25
3.2.3.6 Criterio de información Bayesiana (BIC) .....	25
3.2.4 Pruebas de los residuos .....	26
3.2.4.1 Ljung-Box .....	26
3.2.4.2 McLeod-Li .....	26
3.3 Análisis .....	27
CAPÍTULO 4: RESULTADOS .....	29
4.1 Descripción de la serie .....	29
4.2 Transformación de la serie .....	31
4.3 Estimación paramétrica .....	34
4.4 Estimación no paramétrica .....	37
4.5 Estadísticos de Bondad de Ajuste .....	38
4.6 Análisis de residuos .....	39
4.7 Proyecciones .....	40
CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES .....	43
CAPITULO 6: DISCUSIÓN .....	46
REFERENCIAS .....	48
ANEXOS .....	50
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN .....	60
1.1 Contexto .....	60
1.2 Importancia de la Tasa Básica Pasiva .....	61
1.3 Objetivos .....	62
1.4 Justificación .....	62
CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL .....	65
2.1 Definición y uso .....	65
2.2 Ciclo Económico .....	69
2.3 Uso en contextos financieros .....	71
2.4 Sistemas financieros (Bancos) .....	72
2.5 Créditos Bancarios .....	73
CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA .....	75
3.4 Materiales .....	75
3.5 Métodos .....	77
3.5.1 Metodología de Box Jenkins: Modelos ARIMA .....	78
3.5.1.1 Modelos .....	79
<b>3.5.1.1.1 Modelos ARIMA .....</b>	<b>79</b>
3.5.2 Redes Neuronales .....	80
3.5.3 Hodrick-Prescott .....	81
3.5.4 Vectores Autorregresivos .....	82
3.2.4.1 Prueba Granger .....	83
3.2.4.2 Función de Impulso Respuesta .....	84
3.2.4.3 Función de regresión en series de tiempo (tslm) .....	85

3.5.5 Pruebas de Bondad de Ajuste .....	86
3.2.5.1 Error Medio.....	86
3.2.5.2 Error Medio Absoluto .....	86
3.2.5.3 Error Porcentual Absoluto Medio.....	87
3.2.5.4 Raíz Cuadrática Media del Error .....	87
3.2.3.5 Criterio de información de Akaike (AIC).....	87
3.2.3.6 Criterio de información Bayesiana (BIC).....	88
3.6 Análisis .....	88
CAPÍTULO 4: RESULTADOS.....	90
4.1 Descripción de la serie .....	90
4.2 Filtro Hodrick-Prescott .....	92
4.3 Vectores Autorregresivos.....	99
4.4 Estadísticos de Bondad de Ajuste .....	106
4.5 Proyecciones .....	106
4.6 Comparación con datos observados.....	108
CAPITULO 5: CONCLUSIONES .....	111
CAPITULO 6: DISCUSIÓN .....	114
REFERENCIAS.....	116

## **Resumen Práctica Profesional I**

La Tasa Básica Pasiva (TBP) es un elemento fundamental del mercado financiero que permite tanto a las entidades financieras como a los agentes demandantes saber las condiciones propias del mercado en determinado periodo. El presente trabajo pretende proyectar la TBP para conocer el movimiento de esta en el mercado financiero. A partir del periodo de la serie al cierre mensual de enero 2009 a febrero 2018, se aplican tanto técnicas paramétricas (Box-Jenkins) como no paramétricas (Redes Neuronales) con el fin de encontrar el mejor modelo de predicción para los 24 meses posteriores. En los resultados, al analizar la serie a partir de identificación y técnicas de bondad de ajuste para varios modelos ARIMA, se encuentra que, con una transformación logística con diferenciación de segundo orden, el mejor modelo es un ARIMA (0,1, 0)(1,0,0)[12], donde además se cumplen todos los supuestos del modelo. Al comparar los dos métodos de estimación, para las Redes Neuronales las medidas de desempeño predictivas son muy cercanas a las obtenidas por el modelo ARIMA, sin embargo, gráficamente se observa la deficiencia en la conducta predictiva del modelo no-paramétrico; de igual manera comparando los datos obtenidos y sus intervalos de confianza, se le atribuye una mejor adecuación de proyección al enfoque paramétrico para la TBP. La proyección de la TBP deja ver que en los próximos dos años el mercado financiero presentará un decrecimiento en las tasas de interés de inversión (ahorro) y crédito en colones que tengan la Tasa Básica Pasiva como referencia.

## **Resumen Práctica Profesional II**

El presente trabajo pretende proyectar la Tasa Básica Pasiva para conocer el comportamiento de esta en el mercado financiero. A partir del periodo de la serie al cierre mensual de enero 2009 a febrero 2018 se aplican análisis de series de tiempo, desde un enfoque econométrico con técnicas como el filtro de Hodrick-Prescott junto ARIMA, Redes Neuronales y la función de regresión con series de tiempo, además de la aplicación de Vectores Autorregresivos que incluye otras variables económicas como la Inflación, el Ahorro, los Ingresos, el Indicador de Actividad Económica, la tasa Libor, la tasa promedio de los Bonos del Tesoro de Estados Unidos y la tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos para este estudio en particular, con el fin de encontrar el mejor modelo de predicción para los 24 meses posteriores. En los resultados, se comparan las proyecciones obtenidas con cada uno de los métodos de estimación y los observados hasta junio 2019, así como las técnicas de bondad de ajuste, donde ARIMA presenta los valores más cercanos a los observados con una proyección con una leve alza para los meses posteriores, seguido de Vectores Autorregresivos y Redes Neuronales que inician con valores cercanos a los observados, sin embargo la primera se mantiene constante en el tiempo, mientras que las Redes Neuronales decrecen significativamente para luego mantenerse constante. Por otra parte, la regresión con series de tiempo genera un resultado que dista de los observados con una tendencia decreciente en todo el periodo. Los intervalos de confianza son constantes con todas las estimaciones, excepto el ARIMA que tiende a ampliarse con el avance del tiempo desde el inicio. Los estadísticos de Bondad de Ajuste indican un ajuste más favorable para Redes Neuronales seguido por el ARIMA al considerar el error porcentual absoluto medio, mientras que la regresión es la más deficiente. Al comparar los resultados obtenidos con todos los métodos de estimación, la proyección obtenida del ARIMA con el filtro de Hodrick-Prescott parece ser la más efectiva, ya que detecta las fluctuaciones de la serie que contempla los efectos de una Reforma Fiscal activa, lo que implica que se pronostica un crecimiento de la TBP en los próximos meses.



## Lista de tablas

Tabla 1. Estadísticos descriptivos TBP.....	30
Tabla 2. Prueba Dickey-Fuller de estacionariedad. ....	32
Tabla 3. Prueba Dickey-Fuller de estacionariedad. ....	33
Tabla 4. Comparación de modelos para la TBP. ....	35
Tabla 5. Prueba Ljung-Box.....	36
Tabla 6. Comparación de medidas de ajuste.....	38
Tabla 7. Pronósticos con ARIMA y Redes Neuronales.....	41
Tabla 8. Estadísticos descriptivos TBP.....	91
Tabla 9. Resultados prueba Granger.....	100
Tabla 10. Matriz resultados prueba de impulso.....	100
Tabla 11. Comparación de medidas de bondad de ajuste.....	106
Tabla 12. Pronósticos de ARIMA, Redes Neuronales, tslm con filtro HP y de Vectores Autorregresivos.....	107

## Lista de figuras

Figura 1. Modelos teóricos según autocorrelaciones parciales y autocorrelaciones totales.	17
Figura 2. Autocorrelación parcial y total para AR(1).	18
Figura 3. Autocorrelación parcial y total para MA(1).	18
Figura 4. Autocorrelación parcial y total para ARIMA(1,1).	19
Figura 5. Diagrama de capas de las Redes Neuronales.	22
Figura 6. Comportamiento de la Tasa Básica Pasiva.	29
Figura 7. Tasa Básica Pasiva según división de subseries de comportamiento y prueba.	30
Figura 8. Tasa Básica Pasiva: Descomposición.	31
Figura 9. Tasa Básica Pasiva diferenciación de primer orden.	32
Figura 10. Tasa Básica Pasiva logaritmo con diferenciación de Segundo orden.	33
Figura 11. Función de autocorrelación total y parcial de la segunda diferencia del logaritmo de la Tasa Básica Pasiva.	34
Figura 12. Prueba McLeod-Li modelo ARIMA (0,1,0)(1,0,0)[12].	36
Figura 13. Pronóstico del modelo ARIMA (0,1,0)(1,0,0)[12].	37
Figura 14. Pronóstico con Redes Neuronales.	38
Figura 15. Análisis de residuos para modelo ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[12].	39
Figura 16. Análisis de residuos para modelo de Redes Neuronales.	40
Figura 17. Pronóstico con ARIMA (0,1,0)(1,0,0)[12].	42
Figura 18. Pronóstico con Redes Neuronales.	42
Figura 19. Ciclo Económico	71
Figura 20. Diagrama de capas de las Redes Neuronales.	80
Figura 21. Comportamiento de la Tasa Básica Pasiva.	90
Figura 22. Tasa Básica Pasiva: Descomposición.	91
Figura 23. División serie de la TBP en subseries de aprendizaje y prueba.	92
Figura 24. Filtro Hodrick-Prescott de la TBP: Tendencia con lambda de 14400.	93
Figura 25. Filtro Hodrick-Prescott de la TBP: Ciclo con lambda de 14400.	94
Figura 26. Pronóstico de ARIMA (1,1,0) (1,1,0) [12] con filtro de Hodrick-Prescott	95
Figura 27. Proyección TBP con ARIMA (1,1,0) (1,1,0)[12] con filtro de Hodrick-Prescott	95
Figura 28. Pronóstico de Redes Neuronales con filtro de Hodrick-Prescott	96
Figura 29. Proyección TBP con Redes Neuronales con filtro de Hodrick-Prescott	97
Figura 30. Pronóstico de función tslm con filtro de Hodrick-Prescott	97
Figura 31. Proyección TBP con función tslm con filtro de Hodrick-Prescott	98
Figura 32. Comportamiento de la Inflación, Indicador de Actividad Económica, Ingresos, Ahorro, Tasa Labor, Tasa promedio de Bonos del Tesoro de EE.UU y Tasa de Fondos Federales de EE.UU	99
Figura 33. Impulso respuesta del Inflación	101
Figura 34. Impulso respuesta de la Ahorro	101
Figura 35. Impulso respuesta de Tasa Labor	102

Figura 36. Impulso respuesta del Indicador de Actividad Económica .....	103
Figura 37. Impulso respuesta de los Ingresos .....	103
Figura 38. Impulso respuesta de tasa promedio de Bonos del Tesoro de EE.UU .....	104
Figura 39. Impulso respuesta de la tasa de Fondos Federales de EE.UU .....	104
Figura 40. Proyección TBP con Vectores Autorregresivos .....	105
Figura 41. Comparación de pronósticos con ARIMA, Redes Neuronales, tslm con filtro HP y Vectores Autorregresivos .....	108
Figura 42. Comparación datos observados con la proyección de cada técnica. ....	109
Figura 43. Proyección de la TBP con todas las técnicas del estudio. ....	110

## Lista de anexos

Anexo 1. Análisis de residuos modelo ARIMA(1,2,0)(1,0,0)[12]. .....	50
Anexo 2. Análisis de residuos modelo ARIMA(1,2,1)(1,0,0)[12]. .....	50
Anexo 3. Análisis de residuos modelo ARIMA(1,2,2)(1,0,0)[12]. .....	51
Anexo 4. Análisis de residuos modelo ARIMA(2,2,1)(1,0,0)[12]. .....	51
Anexo 5. Análisis de residuos modelo ARIMA(2,2,2)(1,0,0)[12]. .....	52
Anexo 6. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(1,2,0)(1,0,0)[12]. .....	52
Anexo 7. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(1,2,1)(1,0,0)[12]. .....	53
Anexo 8. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(1,2,2)(1,0,0)[12]. .....	53
Anexo 9. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(2,2,1)(1,0,0)[12]. .....	54
Anexo 10. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(2,2,2)(1,0,0)[12]. .....	54
Anexo 11. Proyección modelo ARIMA(1,2,0)(1,0,0)[12]. .....	55
Anexo 12. Proyección modelo ARIMA(1,2,1)(1,0,0)[12]. .....	55
Anexo 13. Proyección modelo ARIMA(1,2,2)(1,0,0)[12]. .....	56
Anexo 14. Proyección modelo ARIMA(2,2,1)(1,0,0)[12]. .....	56
Anexo 15. Proyección modelo ARIMA(2,2,2)(1,0,0)[12]. .....	57
Anexo 16. Autocorrelación parcial y total para AR(2). .....	58
Anexo 17. Autocorrelación parcial y total para MA(2). .....	59



UNIVERSIDAD DE  
COSTA RICA

SEP Sistema de  
Estudios de Posgrado

**Autorización para digitalización y comunicación pública de Trabajos Finales de Graduación del Sistema de Estudios de Posgrado en el Repositorio Institucional de la Universidad de Costa Rica.**

Yo, Ana Vargas Ulate, con cédula de identidad 114400738, en mi condición de autor del TFG titulado Proyección de la Tasa Básica Pasiva en Costa Rica

Autorizo a la Universidad de Costa Rica para digitalizar y hacer divulgación pública de forma gratuita de dicho TFG a través del Repositorio Institucional u otro medio electrónico, para ser puesto a disposición del público según lo que establezca el Sistema de Estudios de Posgrado. SI  NO

\*En caso de la negativa favor indicar el tiempo de restricción: \_\_\_\_\_ año (s).

Este Trabajo Final de Graduación será publicado en formato PDF, o en el formato que en el momento se establezca, de tal forma que el acceso al mismo sea libre, con el fin de permitir la consulta e impresión, pero no su modificación.

Manifiesto que mi Trabajo Final de Graduación fue debidamente subido al sistema digital Kerwá y su contenido corresponde al documento original que sirvió para la obtención de mi título, y que su información no infringe ni violenta ningún derecho a terceros. El TFG además cuenta con el visto bueno de mi Director (a) de Tesis o Tutor (a) y cumplió con lo establecido en la revisión del Formato por parte del Sistema de Estudios de Posgrado.

**INFORMACIÓN DEL ESTUDIANTE:**

Nombre Completo: Ana Estefanía Vargas Ulate

Número de Carné: A86780 Número de cédula: 114400738

Correo Electrónico: anaestvu\_90@hotmail.com

Fecha: 18/11/2019 Número de teléfono: 8340-6953

Nombre del Director (a) de Tesis o Tutor (a): Oscar Centeno Mora

**FIRMA ESTUDIANTE**

Nota: El presente documento constituye una declaración jurada, cuyos alcances aseguran a la Universidad, que su contenido sea tomado como cierto. Su importancia radica en que permite abreviar procedimientos administrativos, y al mismo tiempo genera una responsabilidad legal para que quien declare contrario a la verdad de lo que manifiesta, puede como consecuencia, enfrentar un proceso penal por delito de perjurio, tipificado en el artículo 318 de nuestro Código Penal. Lo anterior implica que el estudiante se vea forzado a realizar su mayor esfuerzo para que no sólo incluya información veraz en la Licencia de Publicación, sino que también realice diligentemente la gestión de subir el documento correcto en la plataforma digital Kerwá.

## **Práctica profesional 1**

### **CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN**

#### **1.1 Contexto**

El sector financiero en Costa Rica posee gran amplitud en posibilidades, condiciones, términos, modos de desempeño, así como otros elementos que dan variedad a aquellos quienes deseen invertir, o bien obtener algún tipo de préstamo. Las condiciones suelen presentar diferencias importantes entre la banca pública y privada, debido a diversos factores que forman parte de la política monetaria nacional, lo cual tiene un impacto importante en las tasas y colocaciones de los créditos según el tipo de moneda. (Kraus, 2017)

Las reducciones en las tasas de política monetaria que ha venido realizando el Banco Central de Costa Rica (BCCR) no son proporcionalmente observados en los cambios en las tasas activas, puede ser a causa de la forma en que opera la banca en Costa Rica y la relativa inflexibilidad de las tasas cobradas a los créditos. Los bancos estatales, por un lado, tienen gastos operativos elevados que aumentan el nivel del margen de intermediación financiera, mientras que, los bancos privados se ajustan al comportamiento de los bancos estatales al determinar las tasas de créditos. Por ello, la ineficiencia operacional y la falta de competencia en el sector bancario constituyen los principales obstáculos que enfrenta el BCCR en aras de mantener un buen funcionamiento y efectividad del mecanismo de transmisión monetario (Corrales, 2016).

Por estas condiciones es que la tasa y por ende la colocación en las diversas monedas presenta una posición distinta en cada sector bancario, donde los bancos públicos tienen una tendencia mucho mayor a colocar créditos en colones, cerca de un 65%, y ha sido constante en los últimos diez años, mientras que los bancos privados la colocación en moneda nacional corresponde a un porcentaje menor al 30%, aunque su valor ha ido en aumento. (Kraus, 2017)

El impacto de la Tasa Básica Pasiva en todos los créditos en colones es directo, debido a que esta es la que define el monto que cada entidad financiera irá a cobrar, por lo cual la misma ha sido observada con atención y ha sufrido cambios específicos en su cálculo. (INS, 2012)

La TBP presenta una tendencia irregular, sin embargo, ha sido notablemente a la baja durante la mayor parte del 2016, estabilizándose en los primeros meses de 2017. Parte del cambio en dicha tasa promedio, equivalente a 1,27%, es resultado de la nueva forma de medición (Programa Macroeconómico 2017-2018 del BCCR).

Los valores de la TBP para inicios del 2018 tuvieron un leve aumento con respecto al cierre del año anterior, y una disminución en el segundo mes. (BCCR, 2018).

## **1.2 Importancia de la Tasa Básica Pasiva**

Debido a que todos pertenecemos a un mundo regido por un sistema monetario, que, si bien no necesariamente se encuentra en las mejores condiciones o se comporta de la manera más favorable, todos vivimos con la necesidad de trabajar y obtener un ingreso que nos permita subsistir, por lo que los recursos se convierten en un bien que es necesario cuidar y optimizar con el fin de adquirir los mejores y mayores beneficios de estos.

Para poder adquirir bienes mayores como una casa, un carro, lote, entre otros, no todas las personas cuentan con la totalidad del dinero para hacer el pago inmediato de cada uno, por lo que se recurre desde hace muchos años a la posibilidad de hacerlo a partir de un préstamo en alguna entidad financiera.

El crédito es un componente fundamental del crecimiento económico, ya que permite la movilización de recursos entre ahorrantes e inversionistas. En los hogares, el acceso al crédito permite incrementar el consumo y distribuir el pago en el tiempo, al disponer de recursos extraordinarios en el momento actual que serán pagados en el futuro. El desempeño del sistema financiero es determinante para lograr que los capitales fluyan entre ahorrantes e inversionistas correctamente. (García, Jiménez & Durán, 2015).

Las entidades financieras en el país presentan gran variedad de condiciones para sus posibles deudores, lo cual hace que las personas busquen aquella que les ofrezca las que mejor se acoplen a su estilo de vida, ingresos y demás.

Dentro de los elementos más importantes que una persona o empresa considera para elegir se encuentra la tasa que se ofrece, así como las condiciones en las que se va a encontrar la Tasa Básica Pasiva, ya que la misma afecta tanto aquellos que deseen adquirir un préstamo como a las instituciones que los brindan y la TBP es parte de los elementos que definen la cuota de su crédito y las tasas de inversión. De igual manera la Tasa Básica Pasiva tiene un impacto directo en las inversiones de esta índole, donde se toman en consideración las condiciones propias del mercado, de manera que el cambio en la tasa significa un impacto directo en las ganancias o pérdidas a las que se puede ver expuesta cualquier inversionista pasivo. (Abissi, 2017).

Sin embargo, la ventaja de este enfoque es que distribuye el riesgo ampliamente dentro de un mercado, evitando las pérdidas que pueden producirse después de una disminución drástica en una empresa o sector industrial específico, sin embargo, el riesgo se propaga en lugar de evitarse. El enfoque pasivo no puede proteger contra amplias caídas del mercado, ya que sigue al mercado o sector en su conjunto. (Vanguard, 2017).

Por lo que el conocer cuál será su posible conducta permite predecir los movimientos que podría tener el país en las tasas y condiciones de oferta de crédito y de inversión tanto individuales como hacia los órganos financieros en las diversas instituciones financieras.

### **1.3 Objetivos**

El presente trabajo aplica métodos de series de tiempo, desde un enfoque tanto paramétrico como no paramétrico, en la proyección de la Tasa Básica Pasiva de Costa Rica.

Para poder lograr el objetivo principal se plantea estudiar el comportamiento de la Tasa Básica Pasiva desde el 2009 y 2018, mediante técnicas de series de tiempo, seguidamente aplicar las técnicas estadísticas de proyección paramétricas y no paramétricas con el fin de encontrar el mejor modelo para la predicción de la Tasa en los 24 meses posteriores.



Finalmente se pretende comparar las predicciones obtenidas con los modelos seleccionados con el fin de definir cuál es el mejor de estos.

#### **1.4 Utilidad en el presente trabajo**

Con el fin de poder conocer cuáles son las posibles condiciones que pueden presentar las tasas en las diversas entidades, específicamente aquellas que dependen de la Tasa Básica Pasiva, es importante detectar cuál podría ser la conducta de esta, y así dar una previsión de las variantes que haya en el mercado en el año próximo, tanto para las entidades financieras como para aquellas personas que estén considerando la opción de adquirir algún bien que esté vinculado a dicho indicador.

## **CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL**

### **2.1 Definición y uso**

La Tasa Básica Pasiva, según como lo indica la Cámara de Bancos e Instituciones Financieras de Costa Rica, está a cargo del Banco Central, caso particular de Costa Rica, ya que en otros países este valor lo establece el mercado. El Banco Central de Costa Rica se encarga de realizar la recopilación de la información y el cálculo de la Tasa Básica Pasiva todas las semanas, la cual se publica, los miércoles y rige a partir de los días jueves. (BCCR, 2017).

Así como se confirma en los documentos oficiales del Banco Central de Costa Rica referentes al Programa Macroeconómico en el 2017, la Tasa Básica Pasiva está definida como un promedio ponderado de las tasas de interés brutas de captación a plazo en colones, de los distintos grupos de intermediarios financieros, que conforman las Otras Sociedades de Depósito (OSD) a los plazos entre 150 y 210 días. (Abissi, 2017).

Dentro de las otras sociedades de depósito se consideran los Bancos Públicos (considera el Banco Popular), Bancos Privados, Cooperativas de Ahorro y Crédito (incorpora la Caja de Ande), Empresas Financieras no Bancarias y Mutuales de Ahorro y Préstamo.

La definición y cálculo actual de la Tasa Básica Pasiva se encuentra vigente desde el 2012, momento en que se realizaron modificaciones a este. Entre los principales cambios, se encuentran pasar de un promedio ponderado, a un promedio simple, lo que hace que todas las captaciones tengan el mismo peso en el momento del cálculo. También, se excluyen aquellos valores que sean muy altos o bajos, y que puedan variar de manera atípica la medición; al mismo tiempo que se sacan del cálculo las captaciones del Ministerio de Hacienda y del BCCR, además el redondeo sufre una modificación, pasando este de los 0,25 puntos a los 0,05 puntos más cercanos. (INS, 2012)

Finalmente, la Tasa Básica Pasiva es calculada como un promedio ponderado de las tasas de interés de captación brutas en colones, negociadas por los intermediarios financieros

residentes en el país y de las tasas de interés de los instrumentos de captación del Banco Central y del Ministerio de Hacienda negociadas tanto en el mercado primario como en el secundario, todas ellas correspondientes a los plazos entre 150 y 210 días. Se calcula desde 1981 con el fin de tener una medición del monto que pagan los bancos y entidades financieras en general por ahorros o depósitos a diferentes plazos.

Según la Junta Directiva del Banco Central de Costa Rica, en su publicación del 13 de octubre del 2015, de acuerdo con las modificaciones mencionadas anteriormente, la Tasa Básica Pasiva en Costa Rica presenta la siguiente metodología de cálculo.

Primero: se conforma una muestra de intermediarios financieros supervisados por la Superintendencia General de Entidades Financieras (SUGEF) cuya captación a plazo total en moneda nacional, sume en conjunto el 95% del saldo promedio de la captación a plazo total en moneda nacional de los últimos seis meses, información con la que se definirían cuatro grupos de intermediarios financieros: bancos públicos, bancos privados, cooperativas y mutuales.

Segundo: con la información de las tasas de interés efectivas brutas de cada una de las operaciones de captación a plazo en colones, negociadas durante la semana anterior al cálculo (de miércoles a martes), se calcula un promedio simple para cada grupo de intermediarios financieros.

Tercero: se trunca la anterior distribución mediante la exclusión de aquellas operaciones cuyas tasas de interés se desvíen en al menos dos desviaciones estándar del promedio del grupo.

Cuarto: se calcula nuevamente un promedio simple de la distribución de tasas de interés truncada, para cada grupo de intermediarios financieros. De esta manera, se obtienen cuatro tasas promedio  $T_j$ , para  $j = 1, 2, 3, 4$ .

Cinco: como ponderadores se utiliza el promedio móvil de la captación total a plazo en moneda nacional de los últimos seis meses (según disponibilidad de las cuentas monetarias a fin de cada mes) para cada grupo de intermediarios financieros.

Así, se calculan cuatro ponderadores  $w_j$ , para  $j = 1, 2, 3, 4$ .

Seis: con los promedios obtenidos y los ponderadores definidos, se calcula la siguiente tasa pasiva promedio ponderado, la cual se denomina  $T$ :

$$T = \sum_{j=1}^4 w_j T_j$$

Donde,  $T$  es una tasa promedio ponderado de las tasas de las captaciones a plazo en colones, de las entidades financieras que conforman la muestra.

Siete: se adiciona al cálculo semanal realizado en el ordinal ( $T$ ), un término de ajuste ( $A$ ) con el propósito de suavizar la transición entre la metodología de cálculo de la Tasa básica pasiva y la metodología adoptada en esta oportunidad. Este factor de ajuste se obtiene de la última información disponible enviada por las entidades financieras al momento de entrada en vigencia de este acuerdo.

Ocho: el cálculo de la tasa básica pasiva, a partir de la vigencia de esta metodología, comprende los siguientes dos componentes:  $TBP = T + A$ , donde  $TBP$ : Tasa básica pasiva.  $T$ : Tasa promedio ponderado de las tasas de las captaciones a plazo en colones, de acuerdo con lo señalado.

$A$ : Término de ajuste semanal que se calcula de la siguiente forma:

$$A = D * \left(1 - \frac{s}{50}\right)$$

Dónde:  $D$  es la diferencia existente al último miércoles de enero del 2016 entre la  $TBP$  y  $T$ . ( $D = TBP - T$  al último miércoles de enero 2016).

$s$ : denota la cantidad de semanas transcurridas a partir del cambio en la metodología; de esta manera, la primera semana toma el valor 0, la siguiente el valor 1, y así sucesivamente cada semana se incrementa en una unidad hasta completar el valor 50, lo cual permite que la transición se realice en un período de 51 semanas. Por tanto, el término de ajuste  $A$  se comportará de la siguiente forma:

$$A = \begin{cases} D * \left(1 - \frac{s}{50}\right), & s = 0,1,2, \dots, 49 \\ 0, & s \geq 50 \end{cases}$$

Todas las tasas incluidas en los cálculos se expresan en términos brutos (sin excluir el impuesto sobre la renta), sobre un factor de 360 días y corresponden a instrumentos de captación a plazo en colones. (BCCR, 2015)

La tasa resultante se redondea al veinteavo del punto porcentual más cercano, se divulga el día en que el Banco Central de Costa Rica realiza el cálculo y rige a partir del día jueves de esa semana.

Para calcular la Tasa básica pasiva bajo la metodología anteriormente establecida, las entidades financieras incluidas en la muestra deberán enviar al Banco Central de Costa Rica, a partir del 6 de enero 2016 la siguiente información:

- i. El detalle diario de las captaciones en colones para cada uno de los plazos de captación, con las respectivas tasas de interés negociadas, para la semana que concluye el día hábil previo al cálculo. Por tanto, se debe enviar el detalle de todas y cada una de las operaciones de captación a plazo (operación por operación y la fecha en que se negoció) y no un resumen de éstas, aun cuando tengan la misma tasa de interés.
- ii. El archivo con esta información deberá ser enviado al Banco Central de Costa Rica según lo indicado en el estándar electrónico de tasas de interés activas y pasivas semanales.
- iii. La información debe enviarse el miércoles de cada semana o el día hábil inmediato anterior en caso de que el miércoles sea no hábil, a más tardar a las 12 mediodía. Se deben detallar las captaciones por día, para la semana que concluye el día hábil previo al cálculo.

## **2.2 Uso en contextos financieros**

El cálculo de la TBP se crea principalmente para aquellos que desean ahorrar o invertir en certificados en alguna institución ya que, con los promedios de tasas de interés de las diferentes entidades financieras del país, se calcula un nuevo promedio ponderado de

dichos rendimientos y eso arroja la TBP de la semana, hasta el miércoles siguiente, lo cual resulta útil para aquellos que desean tener una referencia de cómo se está posicionando la tasa en el mercado.

Posteriormente es utilizada por diversas entidades financieras en el país para fijar las tasas que se cobrarán en los préstamos en colones, lo cual se utiliza principalmente en los de vivienda, que se aplica como la TBP más un porcentaje adicional que es fijado por la institución, por lo tanto, si la misma sube o baja de esto dependerá la ganancia de la entidad, por ende, el monto que debe pagar el deudor.

La TBP se usa de referencia para el pago de la gran mayoría de los créditos en colones, y se considera que alrededor de 400 mil operaciones de crédito dependen de ella actualmente en Costa Rica. En este sentido, entre mayor sea la TBP, mayor será el pago que deben realizar los deudores, lo que encarece los créditos, y esto, a su vez, podría provocar un aumento en la morosidad y tendría efectos perjudiciales tanto para los deudores, como para las entidades bancarias y el mercado financiero en general. (INS, 2012).

## **CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA**

### **3.1 Materiales**

La población meta a la que se dirige el estudio implica las dos partes que siempre están involucradas en la solicitud y entrega de préstamos e inversiones, como lo son las entidades financieras, que en este caso ofrezcan créditos en colones, los cuales posean tasas dependientes de la Tasa Básica Pasiva, así como todas aquellas personas a nivel nacional que estén considerando adquirir un préstamo o inversión en dichas condiciones, de igual manera a todas aquellas personas que ya cuentan con alguno de los mismos en alguna de estas instituciones y están vinculados a la TBP.

Por lo que la unidad de estudio será la Tasa Básica Pasiva a cierre mensual, que publica el Banco Central de Costa Rica a partir de la Tasa obtenida cada semana de los meses de enero 2009 hasta febrero 2018, la cual presenta el siguiente cálculo.

La Tasa Básica Pasiva, que se calcula desde 1981, actualmente se calcula y se define por la última modificación que según el Banco Central de Costa Rica fue el 26 de diciembre del 2012.

Se calcula el miércoles de cada semana o el día hábil inmediato anterior en caso de ser éste un día no hábil, a partir de la información de las tasas de interés brutas negociadas para cada una de las operaciones de captación, durante la semana anterior al cálculo (de miércoles a martes), por los intermediarios financieros incluidos en una muestra determinada por la División Económica del Banco Central.

Para el cálculo del promedio por entidad, se calcula el promedio simple de las tasas de interés para cada entidad financiera, se excluyen aquellos valores que muestren diferencias de al menos dos desviaciones estándar con respecto a ese promedio. El promedio por grupo de intermediarios financieros corresponde al promedio simple de las tasas de interés de las entidades que constituyen cada grupo de intermediarios financieros.

Las tasas incluidas en el cálculo son las correspondientes a las captaciones a plazos entre 150 y 210 días durante la semana de referencia definida en el ordinal anterior.

Todas las tasas incluidas en los cálculos se expresan en términos brutos (sin excluir el impuesto sobre la renta), sobre un factor de 360 días y corresponden a instrumentos de captación a plazo en colones.

Se emplea como ponderador de la tasa de interés resultante de cada grupo captador, el promedio móvil de los últimos seis meses del saldo de la captación en colones a plazo del respectivo grupo, a partir de la información de las cuentas monetarias.

Para el cálculo se toma una muestra de intermediarios financieros supervisados por la Superintendencia General de Entidades Financieras (SUGEF), cuyas captaciones en conjunto sumen al menos el 95% del saldo promedio de los últimos 6 meses, de la captación en colones al plazo (definido en las cuentas monetarias) de las OSD (Otras Sociedades de Depósito). Esta muestra debe ser revisada, como mínimo, en febrero de cada año.

En caso de que algún intermediario incluido en la muestra deje de operar, el cálculo de la Tasa Básica Pasiva se realiza con la información de los intermediarios financieros autorizados a funcionar, hasta que se sustituya por otro intermediario que permita cumplir con lo estipulado en el ordinal anterior.

La tasa resultante se redondea al veinteavo del punto porcentual más cercano, se divulga el día en que el Banco Central realiza el cálculo y rige a partir del jueves de esa semana. Finalmente, el Banco Central realiza un cierre mensual de la información obtenida semanalmente a nivel nacional la cual es publicada en su página y es la que será utilizada en el presente análisis.

El análisis, en el presente estudio, se realizará en R-Studio, a partir de los paquetes de “TTR”, “tseries”, “normtest”, “stats”, “TSA”, “lmtest”, “ggplot2”, “forecast”, a los cuales pertenecen las funciones con las cuales se realiza todo el proceso de estructura y análisis de los datos.



## 3.2 Métodos

Para el análisis se hará uso de técnicas paramétricas, en este caso Box-Jenkins, y no paramétricas, específicamente Redes Neuronales, en series temporales para la obtención de una predicción de la Tasa Básica Básico de los 24 meses posteriores a la última fecha de la base de datos del presente estudio.

Se inicia realizando una descripción de la serie de tiempo gráficamente con el fin de conocer su conducta en el tiempo, y de igual manera se obtienen los estadísticos descriptivos de la misma.

Posteriormente se realiza una partición de la serie en dos partes: la primera corresponde a la subserie de aprendizaje, que posee el 80% aproximadamente de los datos observados, con el fin de servir para ajustar los modelos, a esta se le aplican todos los análisis de identificación de los datos, con el fin de obtener las características en función de tendencia, aleatorio, estacionalidad y volatilidad de la serie para la estimación.

El 20% restante de la base corresponde a la subserie de prueba, la cual es utilizada para la estimación de los modelos con el fin de evaluar los ajustes y definir el mejor modelo, y con esta parte se realizan las pruebas de los residuos y de homocedasticidad.

Se adiciona una tercera parte que es la proyección que se obtiene a partir de las dos partes anteriores, ya que, a partir de los resultados obtenidos con los análisis en las subseries anteriores, se decide cual es el modelo o los modelos a utilizar y con este se genera el pronóstico, lo cual construye una serie de tiempo final que se conforma por tres partes correspondientes a la subserie de aprendizaje, la subserie de prueba y la subserie de pronóstico.

### 3.2.1 Box Jenkins

Este método proviene de la ecuación de Wold, el cual corresponde al teorema fundamental del análisis de series de tiempo que se define de la siguiente manera:

Todo proceso estacionario de orden dos ( $x_t$ ) que puede ser representado según la forma:

$$x_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \varepsilon_{t-j} + k_t$$

Donde:

$\psi_j$  Satisface que  $\psi_0 = 1$ .

$\psi_j \in \mathbb{R}$

$$\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty$$

$\varepsilon_t$  Es un ruido blanco i.i.d.  $(0, \sigma^2)$ .

La suma de los choques pasados corresponde al componente estocástico lineal de  $x_t$ .

El término  $k_t$  corresponde al componente lineal determinístico tal que  $cov(k_t, \varepsilon_{t-j}) = 0$ .

(Sargent, 1982)

Para realizar el análisis en términos de Box-Jenkins se realizan los siguientes pasos específicos.

Paso 1: Identificación

Paso 2: Estimación (y selección)

Paso 3: comprobación de diagnóstico

Paso 4: uso del modelo

El paso 1 (identificación) implica determinar el orden del modelo requerido (p, d y q) para capturar las características dinámicas salientes de los datos. Esto lleva principalmente a utilizar procedimientos Figuras (trazar la serie, el ACF y PACF, etc.).

El paso 2 (estimación y selección) implica la estimación de los parámetros de los diferentes modelos (utilizando el paso 1) y procede a una primera selección de modelos (utilizando los criterios de información).

El paso 3 (verificar) implica determinar si los modelos especificados y estimados son adecuados. (Pelgrin, 2011)

### 3.2.1.1 Modelos

En la sección de análisis con Box-Jenkins, se aplican modelos ARIMA(p,d,q) que son capaces de operar tanto en series de tiempo estacionarias como no estacionarias, debido a que cuenta con el proceso de estabilización de la serie a través del parámetro d, que corresponde el grado de diferenciación aplicado a la serie de tiempo. (Arnau, 2001)

#### 3.2.1.1.1 Modelos AR

Es un modelo en el que una determinada observación es predecible a partir de la observación inmediatamente anterior, que corresponde a un modelo autorregresivo de primer orden o segundo orden, o el orden que se amerite.

Un modelo autorregresivo de primer orden AR(1) se expresa matemáticamente de la siguiente manera (Arnau, 2001):

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + a_t$$

La variable dependiente corresponde a  $Y_t$ , mientras las  $Y_{t-1}$  son las independientes con sus  $a_t$  que corresponden a sus respectivos errores.

$\varphi_1$  Corresponde al grado de influencia del valor 1 sobre el valor de la variable.

#### 3.2.1.1.2 Modelos MA

En un proceso de media móvil de orden 1, MA(1), viene dado por:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1},$$

Con  $\varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2)$ . El proceso se dice que es invertible si se cumple la condición que las raíces del polinomio característico están dentro del círculo de radio unidad,  $|\theta| < 1$  en este caso.

La variable dependiente  $Y_t$  depende de los valores previos del término residual más que de la variable misma.

### 3.2.1.1.3 Modelos ARMA

Por su parte si es un modelo de medias móviles de orden  $p, q$  – ARMA (1,1) es un modelo con la combinación de las estructuras anteriores: modelo autoregresivo y modelo medias móviles.

La forma general del modelo autoregresivo de medias móviles es:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t + a_t - \theta a_{t-1}$$

Se observa que es una combinación del modelo autoregresivo y de medias móviles.

### 3.2.1.1.4 Modelos ARIMA

Un modelo ARIMA, al igual que el modelo ARMA es una combinación de los modelos autoregresivos y de medias móviles, con la particularidad de que incluye un proceso de restablecimiento de inestabilidad original presente en la serie de tiempo.

La forma general de un modelo ARIMA es semejante al de un modelo ARMA:

$$Y'_t = \varphi_1 Y'_{t-1} + \varphi_2 Y'_{t-2} + \varphi_3 Y'_{t-3} + \dots + \varphi_p Y'_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Donde:

$Y'_t$ : Es la serie inducida a la estabilidad.

$p$ : Los valores tomados por la variable durante los  $p$  periodos anteriores ( $t - 1, t - 2, t - 3, \dots, t - p$ ).

$(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p)$ : parámetro que brinda el grado de influencia de cada valor  $p$  sobre el valor considerado de la variable.

$q$ : Los errores o residuos de la variable durante los  $q$  momentos anteriores ( $t - 1, t - 2, t - 3, \dots, t - p$ ).

$(\varphi_p, \varphi_p, \dots, \varphi_p)$ : Parámetro que pondera el grado de influencia de cada valor de  $q$ . (Arnau, 2001)

### 3.2.1.2 Autocorrelaciones totales y parciales

La escogencia de cualquiera de los términos anteriores se realiza a partir de las autocorrelaciones parciales y totales que se definen a continuación.

### 3.2.1.2.1 Autocorrelación total

La autocorrelación total mide la correlación entre dos variables separadas por  $k$  periodos.

$$\rho_j = \text{corr}(X_j, X_{j-k}) = \frac{\text{cov}(X_j, X_{j-k})}{\sqrt{V(X_j)}\sqrt{V(X_{j-k})}}$$

Donde:

$X_j$ : serie de tiempo donde  $k$  es el periodo y  $j = 1, 2, \dots, n$ .

$$\rho_0 = 1$$

$$-1 \leq \rho_j \leq 1$$

Simetría  $\rho_j = \rho_{-j}$  (Villavicencio, 2012)

### 3.2.1.2.2 Autocorrelación parcial

La autocorrelación parcial mide la correlación entre dos variables separadas por  $k$  periodos cuando no se considera la dependencia creada por los retardos intermedios existentes entre ambas.

$$\pi_j = \text{corr}\left(\frac{X_j, X_{j-k}}{X_{j-1}X_{j-2} \dots X_{j-k+1}}\right)$$

$$\pi_j = \frac{\text{cov}(X_j - \widehat{X}_j, X_{j-k} - \widehat{X}_{j-k})}{\sqrt{V(X_j - \widehat{X}_j)}\sqrt{V(X_{j-k} - \widehat{X}_{j-k})}}$$

Donde:

$X_j$ : serie de tiempo donde  $k$  es el periodo y  $j = 1, 2, \dots, n$ . (Villavicencio, 2012)

Las funciones de autocorrelaciones parciales y totales teóricas se derivan de una familia de modelos ARMA, para lo cual Box y Jenkins sugieren una familia completa de modelos teóricos de los cuales se puede escoger a partir de los diagramas de las correlaciones como se observa en la Figura 1. (Pankratz, 1983)

*Figura 1. Modelos teóricos según autocorrelaciones parciales y autocorrelaciones totales.<sup>1</sup>*

Modelo	FAS	FAP
AR	Decae de cero	Se trunca o se corta (después del retraso p)
MA	Se trunca o se corta (después del retraso q)	Decae de cero
ARMA	Decae de cero	Decae de cero

Fuente: Pankratz, A. (1986). Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models: Concepts and Cases.

### 3.2.1.3 Identificación

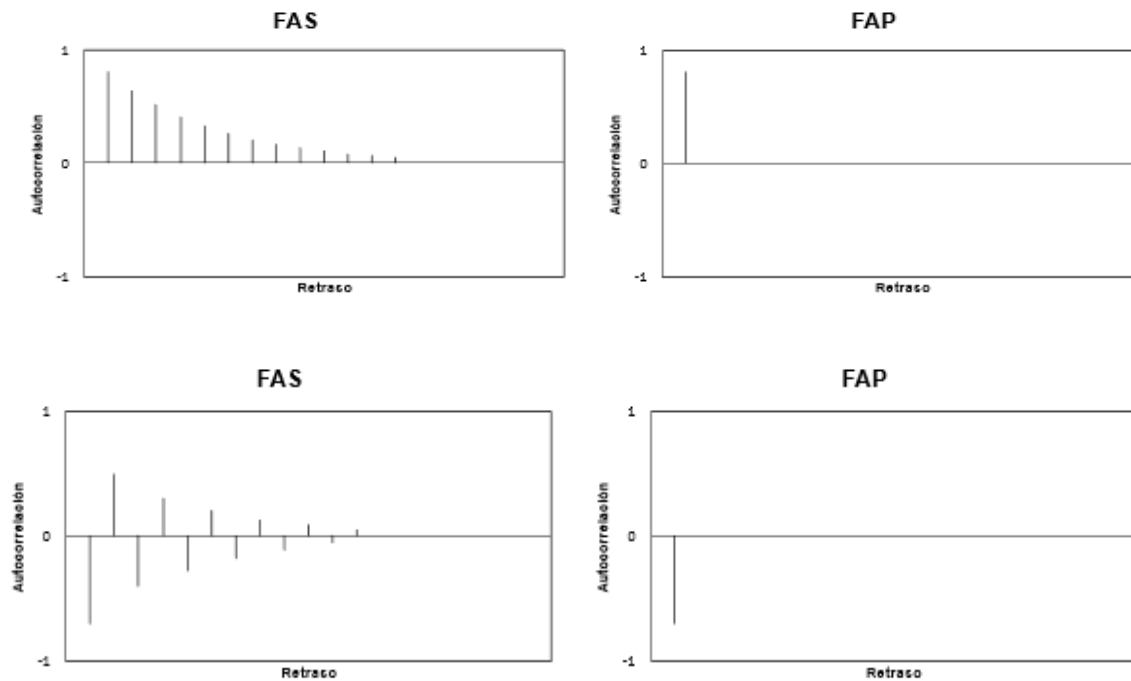
Se presentan ejemplos de las autocorrelaciones parciales y totales para los casos de AR(1), MA(1) y ARMA (1,1), a partir de los cuales se deriva la identificación según los casos posibles en las series de tiempo.(Aguirre, 1994).

---

<sup>1</sup> FAS: autocorrelación total con siglas en inglés.  
FAP: autocorrelación parcial con siglas en inglés.

### 3.2.1.3.1 AR(1)

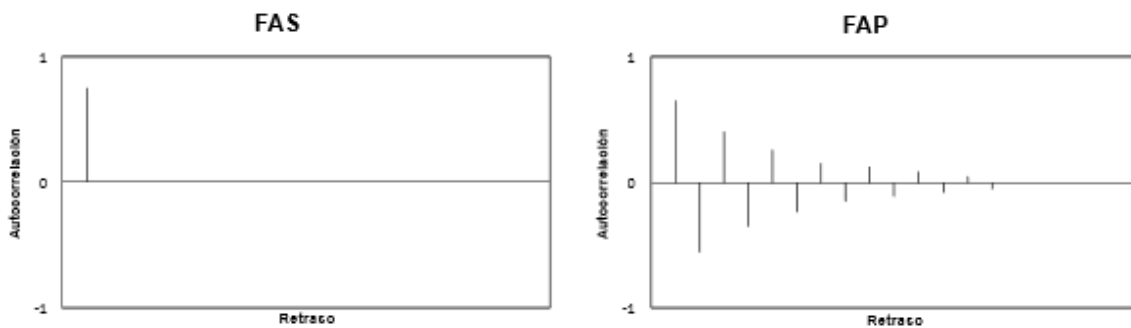
Figura 2. Autocorrelación parcial y total para AR(1).

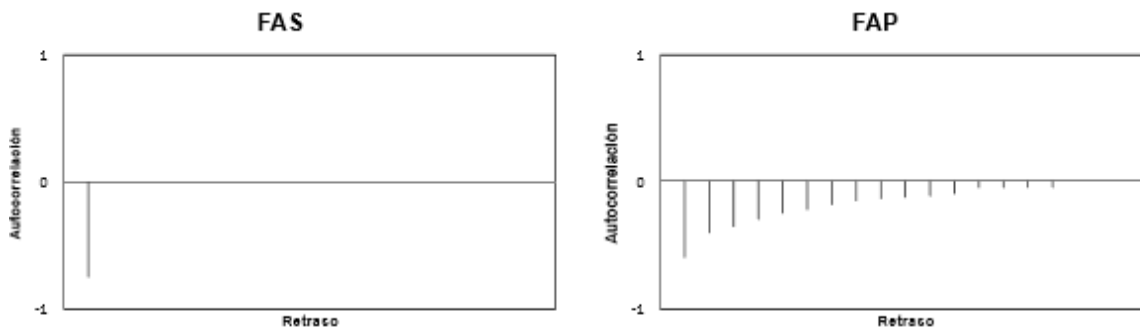


Fuente: Aguirre, A. (1994). Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud.

### 3.2.1.3.2 MA(1)

Figura 3. Autocorrelación parcial y total para MA(1).

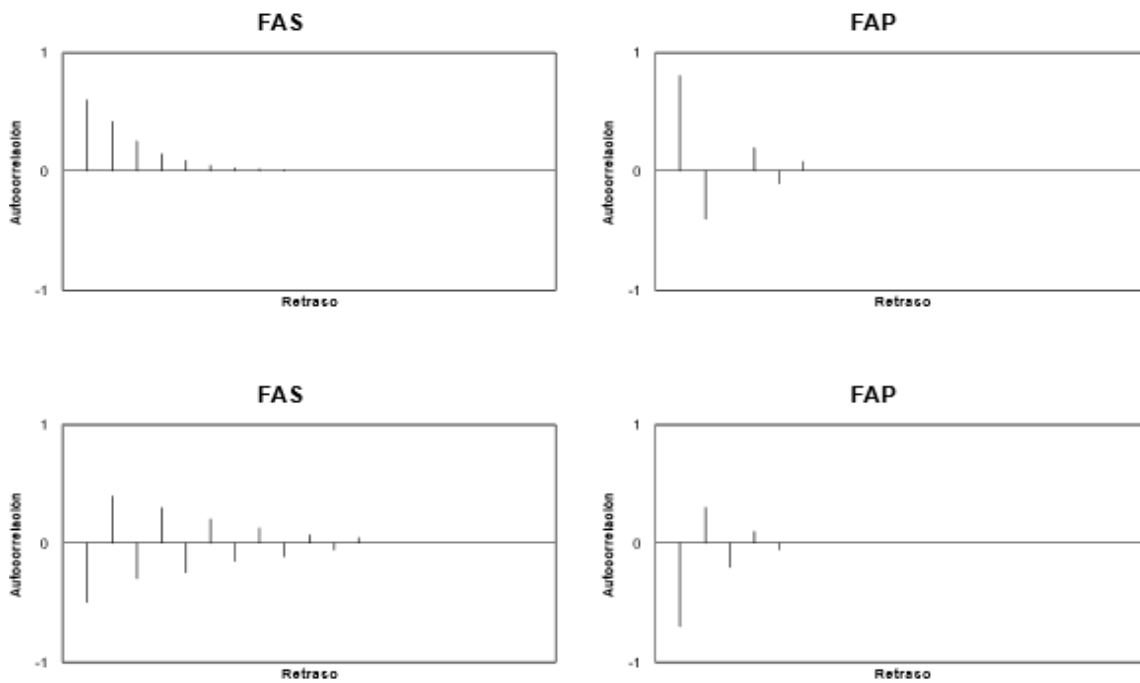




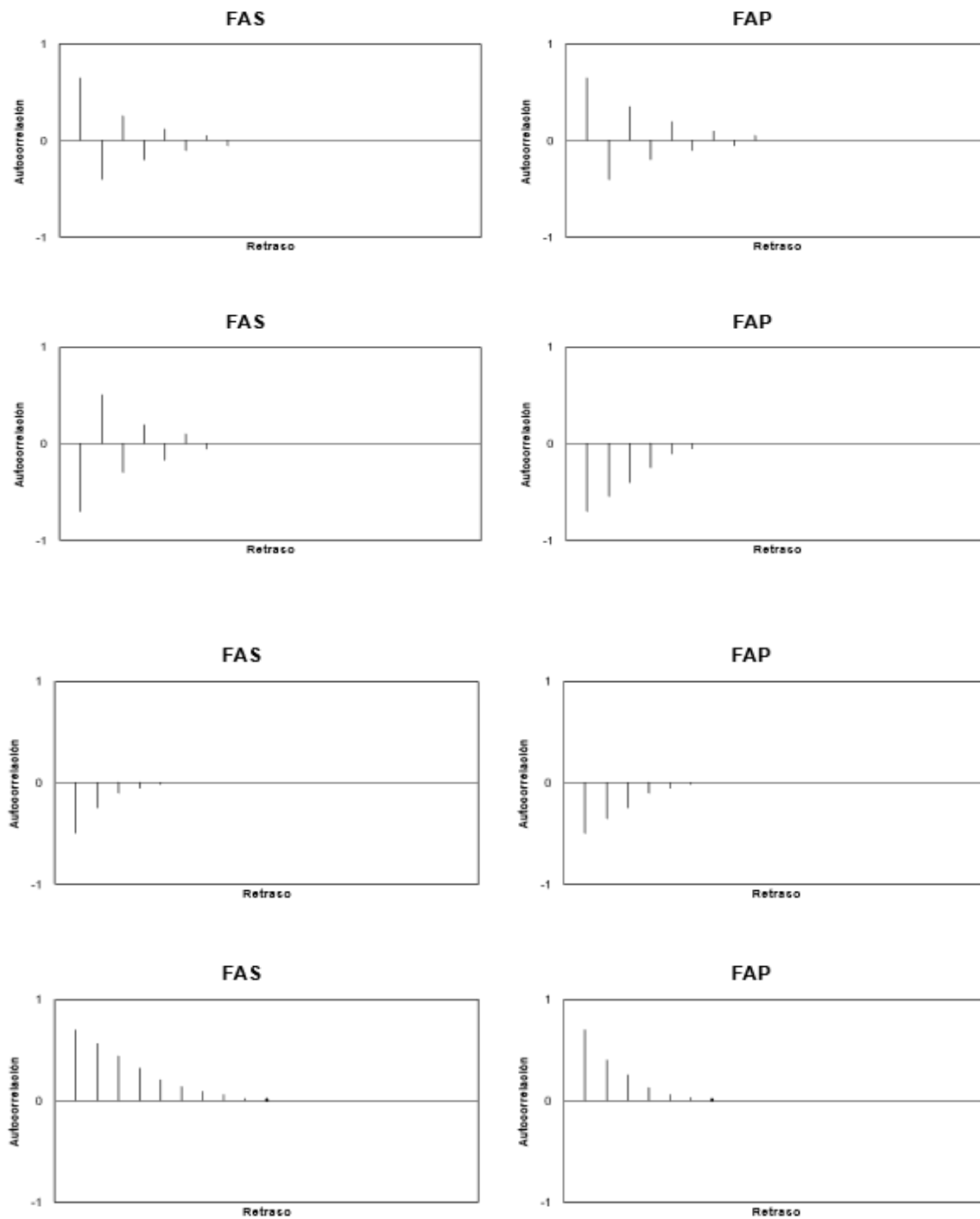
Fuente: Aguirre, A. (1994). Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud.

### 3.2.1.3.3 ARMA(1,1)

*Figura 4. Autocorrelación parcial y total para ARIMA(1,1).*







Fuente: Aguirre, A. (1994). Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud.

Finalmente, a partir de los patrones que se observen en las autocorrelaciones parciales y autocorrelaciones totales se determina el modelo ARIMA. Cualquier modelo que se escoja es considerado tentativo: un candidato a ser el modelo ideal por la ambigüedad que pueda existir.

Se toma en cuenta el modelo que el software, en este caso R-Studio, a partir del análisis a la serie de tiempo, sugiere como con el mejor ajuste a los datos.

### 3.2.1.4 Dickey-Fuller

Parte del proceso de identificación se hace uso de la prueba de Dickey-Fuller, con el fin de evaluar estacionariedad en la serie. (Pankratz, 1983)

La idea de estacionariedad está relacionada con estabilidad de la serie. Un proceso estacionario se describe como una secuencia de datos que no presentan cambios sistemáticos en la media o varianza, lo cual la hace una serie estable. Una serie de tiempo es estacionaria si sus propiedades estadísticas son esencialmente constantes a través del tiempo. (Bowerman & O'Connell, 2007)

La prueba Dickey-Fuller inicialmente asume que si  $Y_t$  sigue un modelo AR (1) y se procede a transformar el modelo de la siguiente manera.

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$Y_t - Y_{t-1} = (\varphi_1 - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_{t-1}$$

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Donde  $\rho = \varphi_1 - 1$ , la existencia de la raíz unitaria equivale a  $\varphi_1 = 1$ , es decir a  $\rho = 0$ .

La hipótesis nula es  $H_0: \rho = 0$  y la hipótesis alternativa es  $H_a: \rho < 0$ . (Antunez, 2011).

### 3.2.2 Redes Neuronales

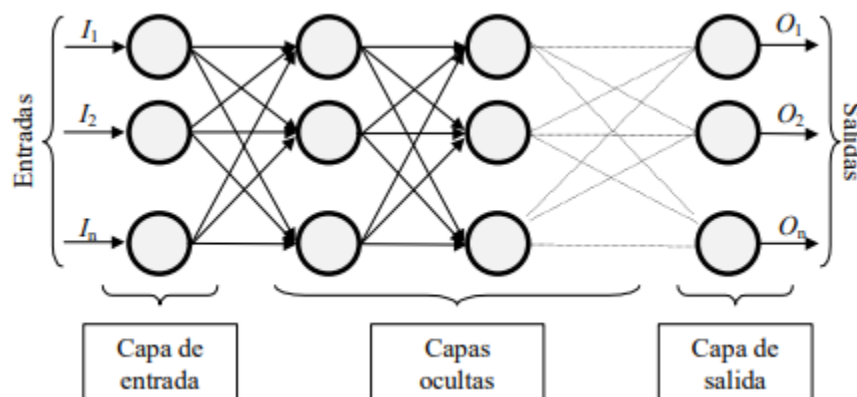
Las Redes Neuronales son un marco de referencia que consiste en un marco computacional donde se desarrolla un procesamiento simple de unidades conectadas masivamente, las

cuales son una representación de las neuronas en el cerebro humano por su estructura en las conexiones. (Tang & Fishwick, 1993).

Las Redes Neuronales tienen la ventaja de poderse utilizar independientemente del cumplimiento de los supuestos técnicos, de ahí que se considere una técnica no paramétrica, es decir se encuentra libre del cumplimiento de los supuestos teóricos de la estadística paramétrica. (Pitarque, 1998)

En la Figura 5 se observa la estructura de las Redes Neuronales, donde está constituida por neuronas interconectadas en tres capas. Los datos ingresan por medio de la “capa de entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”. (Ruiz & Basualdo, 2001).

Figura 5. Diagrama de capas de las Redes Neuronales.



Fuente: Ruiz & Basualdo. (2001). Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones.

Por su parte el modelo de las Redes Neuronales se compone de la siguiente manera:

$$Y_t = \beta_* + \sum_{i=1}^I \varphi_i x_t^{(i)} + \sum_{h=1}^H \beta_h G \left( (2\sigma_y)^{-1} \alpha_{*,h} + \sum_{i=1}^I \alpha_{i,h} x_t^{(i)} \right) + e_t$$

Donde:

$x_t^{(i)}$ : el conjunto de regresores para  $i = 1, \dots, I$ .

$e_t$ :  $\sigma \varepsilon_y$ , que se obtiene al asumir que los residuos siguen una distribución con media 0 y

varianza desconocida.

$G$ : corresponde a la función de activación de las neuronas de la capa oculta.

$$G(u) = \frac{1 - \exp(-u)}{1 + \exp(-u)} + ku, \text{ donde } k \text{ es una constante pequeña.}$$

$\sigma_y$ : a la desviación estandar de  $y_t$ .

Los parámetros del modelo ( $\Omega = [\beta_*, \beta_h, \varphi_i, \alpha_{*,h}, \alpha_{i,h}]$  para  $h = 1, \dots, H; i = 1, \dots, I$ ) se obtienen maximizando el logaritmo de la función de verosimilitud de los errores. (Martínez & Velázquez, 2011).

### 3.2.3 Pruebas de Bondad de Ajuste

Al realizar una comparación de los modelos seleccionados, se analizan las medidas de desempeño predictivo, y una vez que se obtiene el modelo adecuado para la predicción, se procede a realizar la misma, a la cual se realiza el estudio de los residuos.

Para las medidas de desempeño predictivo se toman en cuenta las medidas de Error Medio (ME), Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), Error Medio Absoluto (MAE), Raíz Cuadrática Media del Error (RMSE), las cuales según (De la Horra, 2010), se calculan de acuerdo con los siguientes términos.

#### 3.2.3.1 Error Medio

El Error Medio (ME), considerando un estimador  $T$ , para estimar  $\theta$  se define de la siguiente manera:

$$ME(T) = E[(T - \theta)] = E[(T(X_1, \dots, X_n) - \theta)]$$

Donde:

$T(X_1, \dots, X_n) - \theta$  Mide el error que se comete al estimar  $\theta$  mediante  $T(X_1, \dots, X_n)$ .

Se calcula el promedio del valor de este error.

### 3.2.3.2 Error Medio Absoluto

El Error Medio Absoluto (MAE), considerando un estimador  $T$ , para estimar  $\theta$  se define de la siguiente manera:

$$MAE(T) = E [(T - \theta)] = E[(T(X_1, \dots, X_n) - \theta)]$$

Donde:

$T(X_1, \dots, X_n) - \theta$  Mide el error que se comete al estimar  $\theta$  mediante  $T(X_1, \dots, X_n)$ .

Se calcula el promedio del valor absoluto de este error.

### 3.2.3.3 Error Porcentual Absoluto Medio

El Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), se obtiene al dividir el error absoluto en cada periodo entre el valor real observado para ese periodo, luego se promedian estos errores absolutos de porcentaje como se observa a continuación:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{|A_t|}}{n}$$

### 3.2.3.4 Raíz Cuadrática Media del Error

La Raíz Cuadrática Media del Error (RMSE), es la raíz cuadrada del error cuadrático medio que se representa de la siguiente manera:

$$RMSE(T) = E [(T - \theta)^2] = E[((T(X_1, \dots, X_n) - \theta)^2]$$

Donde:

$(T(X_1, \dots, X_n) - \theta)^2$  mide el error que se comete al estimar  $\theta$  mediante

$T(X_1, \dots, X_n)$ .

Se calcula el promedio del valor de este error al cual se le calcula la raíz cuadrada.

Para realizar los análisis de bondad de ajuste entre los modelos ARIMA, se usan las pruebas del criterio de información de Akaike (AIC) y el criterio de información Bayesiana (BIC).

### 3.2.3.5 Criterio de información de Akaike (AIC)

En cuanto al AIC, según como lo establece (Caballero, 2011), busca penalizar un exceso de parámetros ajustados, por lo que mientras menor sea su valor, mejor ajuste presenta el modelo a los datos.

Se compone de la siguiente manera:

$$AIC(m) = n \ln(2\pi) + n \ln|\hat{L}\hat{L} + \hat{\psi}| + np + 2[(mp + p) - \frac{1}{2}m(m - 1)]$$

Donde:

$n$ : Tamaño de muestra total.

$p$ : Número de variables originales.

$\hat{L}$ : Matriz de cargas factoriales estimada mediante máxima verosimilitud.

$\hat{\psi}$ : Matriz de factores específicos estimada mediante máxima verosimilitud.

$m$ : Número de factores,  $m = 1, 2, \dots, M$ .

$\ln|\hat{L}\hat{L} + \hat{\psi}|$ : Logaritmo neperiano del determinante de la matriz  $\hat{L}\hat{L} + \hat{\psi}$ .

### 3.2.3.6 Criterio de información Bayesiana (BIC)

Por su parte del BIC, considera el número  $n$  de observaciones en el término de penalización y es además menos favorable en la inclusión de factores. El valor óptimo de  $k$  es calculado minimizando BIC ( $k$ ), se busca que el valor sea pequeño en comparación con los demás modelos, para seleccionar el que presenta mejor ajuste.

Se compone de la siguiente manera (Caballero, 2011):

$$BIC(m) = n \ln(2\pi) + n \ln|\hat{L}\hat{L}^T + \hat{\psi}| + np + (\ln n) [(mp + p) - \frac{1}{2}m(m - 1)]$$

Donde:

$n$ : Tamaño de muestra total.

$p$ : Número de variables originales.

$\hat{L}$ : Matriz de cargas factoriales estimada mediante máxima verosimilitud.

$\hat{\psi}$ : Matriz de factores específicos estimada mediante máxima verosimilitud.

$m$ : Número de factores,  $m = 1, 2, \dots, M$ .

$\ln|\hat{L}\hat{L}^T + \hat{\psi}|$ : Logaritmo neperiano del determinante de la matriz  $\hat{L}\hat{L}^T + \hat{\psi}$ .

### 3.2.4 Pruebas de los residuos

Al contar con el modelo que presenta mejor ajuste a los datos, se aplican las pruebas de Ljung-Box y McLeod-Li.

#### 3.2.4.1 Ljung-Box

La prueba de Ljung-Box, indica si existe dependencia entre los residuos estimados en la hipótesis nula, es decir, si estos presentan correlación no nula y se define de la siguiente manera (Quesada, 2011):

$$Q = T(T + 2) \sum_{h=1}^m \frac{\hat{\rho}_h}{T - r}$$

Donde:

$\rho_h$ : es el coeficiente de autocorrelación de los residuos estimados.

$T$ : es el número de valores de la serie.

$r$ : es el número de parámetros estimados.

$Q$  se distribuye como una Chi-Cuadrado con un número de grados de libertad igual al número de coeficientes utilizados en la suma.

#### 3.2.4.2 McLeod-Li

La prueba de McLeod-Li, se basa en el mismo estadístico que la prueba de Ljung-Box, sin embargo, en esta las correlaciones muestrales de los datos son sustituidas por la autocorrelación muestral de los datos al cuadrado, con la hipótesis nula de independencia de los errores, siendo representada con la siguiente ecuación (Yarot, 2013):

$$Q = T(T + 2) \sum_{h=1}^m \frac{\hat{\rho}_h^2}{T - r}$$

Donde:

$\rho_h$ : es el coeficiente de autocorrelación de los residuos estimados.

$T$ : es el número de valores de la serie.

$r$ : es el número de parámetros estimados.

$Q$  se distribuye como una Chi-Cuadrado con un número de grados de libertad igual al número de coeficientes utilizados en la suma.

### 3.3 Análisis

Para el análisis se inicia con la partición de la base de datos con el fin de obtener una subserie de aprendizaje y una de prueba para cada uno de los modelos que se aplican, la primera corresponde a un 80% de los datos y la siguiente al 20% restante.

Se procede a realizar la identificación y análisis a la base de datos, para lo cual se grafica la misma y se obtiene la descomposición con el fin de observar gráficamente los datos generales, la tendencia, la estacionalidad y la aleatoriedad.

Seguidamente se aplica el primer enfoque paramétrico de Box-Jenkins para lo cual se obtiene la autocorrelación y la autocorrelación parcial para la serie sin ninguna transformación.

Según los resultados observados se aplica una transformación que mejore la volatilidad de la serie buscando que la misma sea constante en el tiempo, para lo cual se aplica un logaritmo y diferenciaciones de orden 1 y orden 2.

Una vez que se obtiene la identificación de la serie de tiempo se realiza la definición de los parámetros del modelo ARIMA(p,d,q), se prueban diferentes modelos y se comparan con el fin de encontrar el que cuenta con el mejor ajuste.

Al modelo se le realiza un estudio de residuos con las pruebas de Ljung-Box, seguidamente se aplica a prueba de McLeod-Li para evaluar la homocedasticidad.

Por otra parte, se aplica el enfoque no paramétrico de Redes Neuronales.



Para ambos modelos se calculan las medidas de ajuste en relación con el periodo de prueba y se comparan con el fin de evidenciar el que cuenta con el mejor ajuste para la Tasa Básica Pasiva.

Finalmente, según los estadísticos de Bondad de ajuste se observa cual es el mejor modelo y se procede a realizar el pronóstico con una ventana de 24 meses.

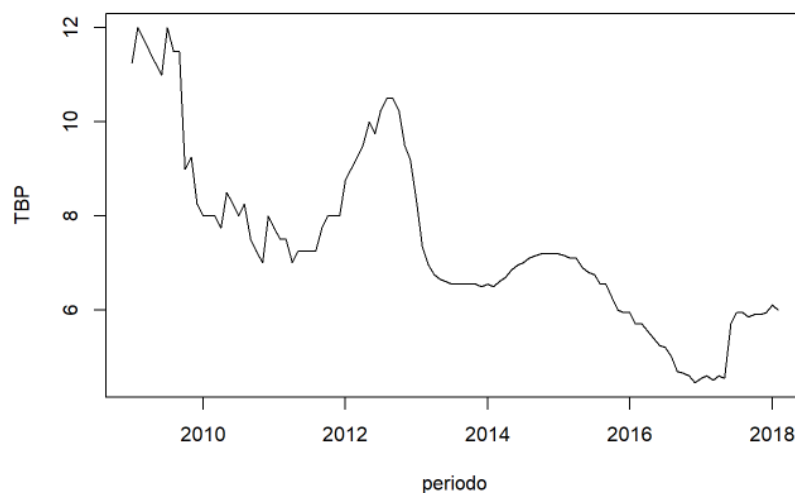
## CAPÍTULO 4: RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados de todos los análisis realizados a la serie de tiempo aplicando las técnicas paramétrica y la no paramétrica, donde se expone la descripción de la serie, los pasos de transformación de esta, la aplicación de la técnica paramétrica con sus pasos respectivos (identificación, estimación, comprobación del diagnóstico y uso del modelo), la aplicación de la técnica no paramétrica, las pruebas de bondad de ajuste y las respectivas predicciones.

### 4.1 Descripción de la serie

Primeramente, en la Figura 6 se muestra el comportamiento de la serie desde enero 2009 hasta febrero 2018.

*Figura 6. Comportamiento de la Tasa Básica Pasiva.*

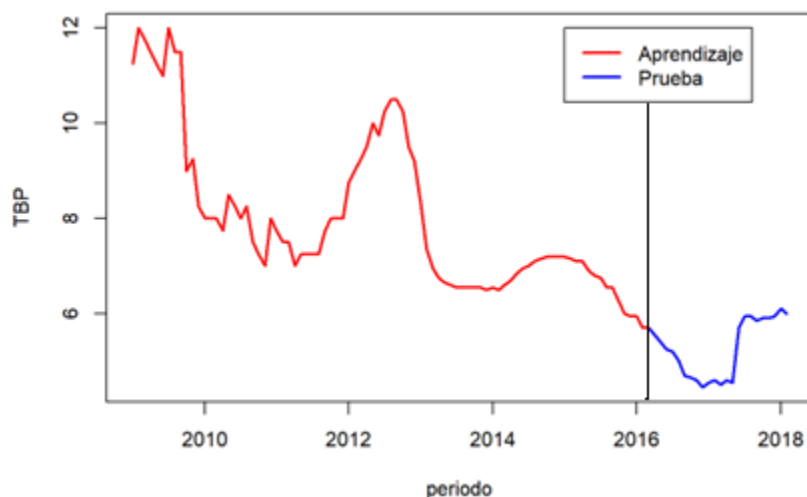


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

De igual manera en el Figura 7 se presenta gráficamente la partición de la serie en la cual el primer 80% es destinado como la subserie de aprendizaje y el último 20% como subserie de prueba.

El propósito de la primera es ser utilizada para el ajuste de los modelos, mientras la segunda es servir de comparación con el pronóstico de cada uno de los datos con los observados.

*Figura 7. Tasa Básica Pasiva según división de subseries de comportamiento y prueba.*



*Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).*

Para una revisión de la serie se obtienen las estadísticas descriptivas más importantes, que son expuestas en el Tabla 1.

*Tabla 1. Estadísticos descriptivos TBP.*

Estadístico	Valor
Mínimo	4.45
Cuartil 1	6.14
Mediana	7.10
Promedio	7.41
Cuartil 3	8.19
Máximo	12.00

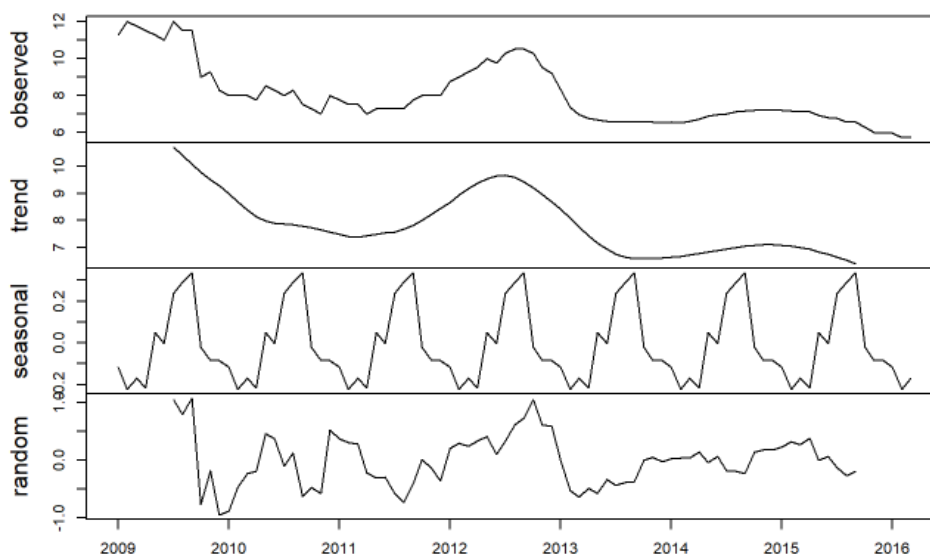
*Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).*

Por otra parte, en el Figura 8 se presenta la descomposición de la serie de aprendizaje en sus componentes donde se observa la tendencia a la baja de la misma, así como un patrón de estacionalidad que se debe tomar en consideración para las futuras estimaciones.

La serie presenta una única alza alrededor del 2013, una estacionalidad que se expresa en cada segundo semestre con un alza paulatina y una reducción marcada.

En cuanto a los ciclos, para las técnicas de análisis en el presente estudio se toman en cuenta correlaciones pasadas y son considerados estos brincos en el ajuste y proyección, además al tener una ventana de predicción de un año, ya son contemplados estos elementos que se presentan cada 28 meses aproximadamente.

*Figura 8. Tasa Básica Pasiva: Descomposición.*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

## 4.2 Transformación de la serie

Seguidamente se estudia y compara la estacionariedad de la serie de aprendizaje de la TBP, se le aplican transformaciones y diferenciaciones de orden 1 y 2 con el fin de mejorar la volatilidad de esta.

En el Tabla 2 se presentan los resultados de la prueba de Dickey-Fuller para la serie en niveles y en su primera diferencia, para los cuales no se presenta un resultado favorable, lo

cual es muestra de necesidad de aplicar una diferenciación de segundo orden y/o una transformación a la serie.

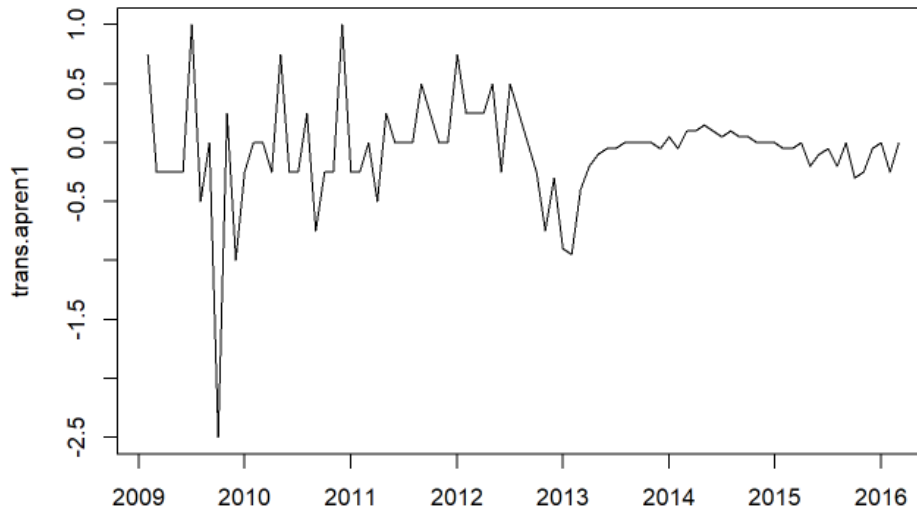
*Tabla 2. Prueba Dickey-Fuller de estacionariedad.*

Serie	Estadístico	Valor p
Nivel	-2.9094	0.20
Diferenciación 1	-3.2568	0.08

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

En el Figura 9 se observa la volatilidad de la serie diferenciada en el primer orden, que aún no cuenta con volatilidad constante, lo cual implica inestabilidad aún presente en la serie. Gráficamente se ven puntos que muestran la falta de constancia en la serie, como en el periodo final al 2010 e inicio del 2013.

*Figura 9. Tasa Básica Pasiva diferenciación de primer orden.*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

En el Tabla 3 se encuentran los resultados de la prueba de Dickey-Fuller para la serie en logaritmos y con diferenciación en orden 1 y dos, para los cuales solo la última presenta un resultado favorable.

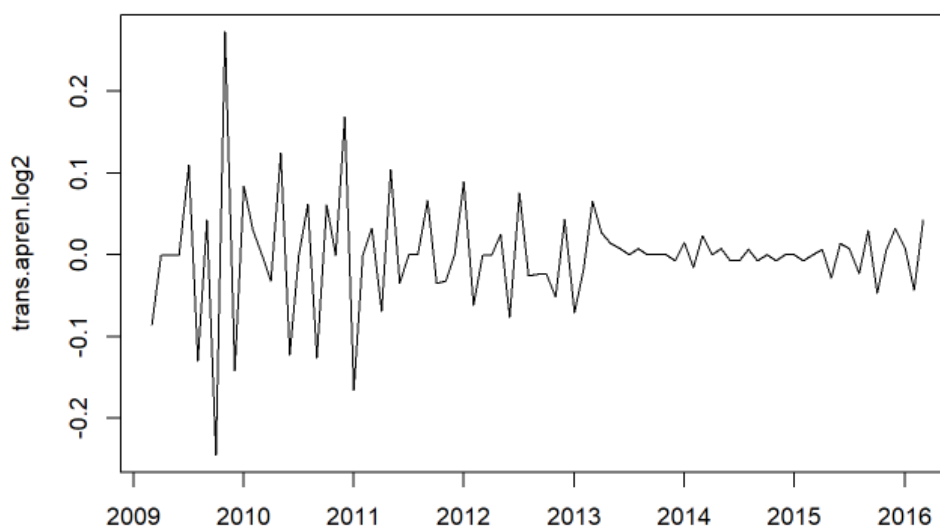
*Tabla 3. Prueba Dickey-Fuller de estacionariedad.*

Serie	Estadístico	Valor p
Logaritmo	-2.953	0.184
Diferenciación 1	-3.270	0.082
Diferenciación 2	-5.726	0.010

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

En el Figura 10 se observa la serie con logaritmo y diferenciación en orden dos que presenta una mejora en la volatilidad constante de la serie, lo cual indica que la serie con una diferenciación de orden 2 en el logaritmo cuenta con las condiciones propicias, es decir que su media y varianza son esencialmente constantes a través del tiempo.

*Figura 10. Tasa Básica Pasiva logaritmo con diferenciación de Segundo orden.*



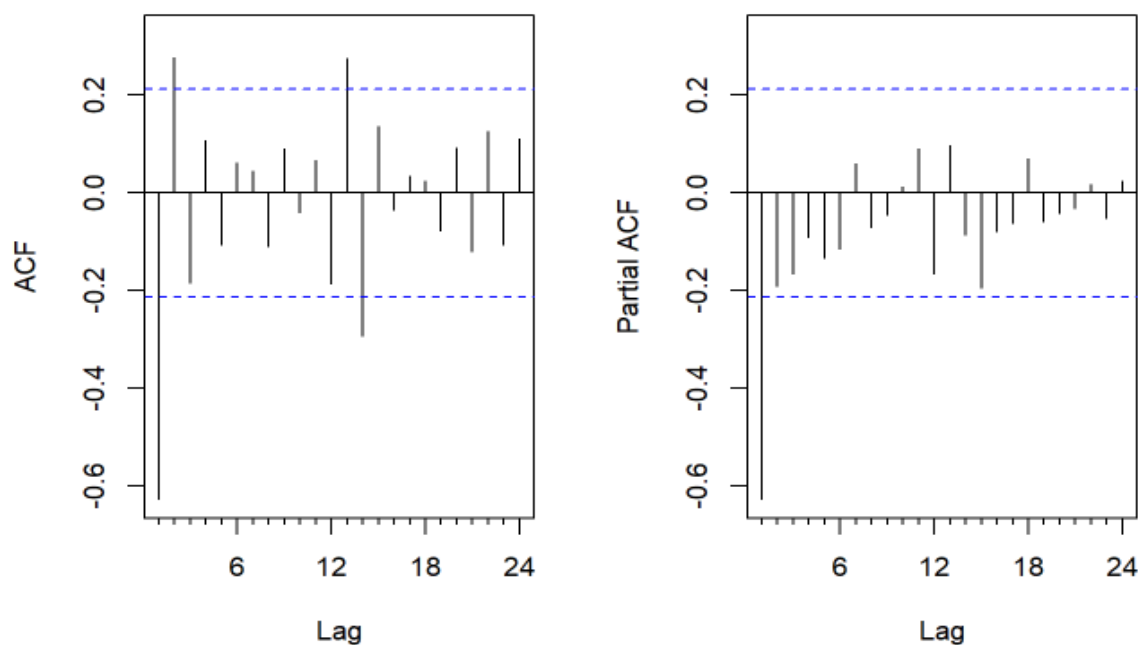
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

### 4.3 Estimación paramétrica

Finalizado el proceso de transformación de la serie y obtener que la mejora de la misma se obtiene con la aplicación del logaritmo y la diferenciación de orden dos, para la cual se cumple la estacionariedad, se procede a identificar los parámetros para el mejor modelo ARIMA (p,d,q).

En la Figura 11 se muestran los resultados obtenidos para la función de autocorrelación total y autocorrelación parcial correspondiente a la serie con logaritmo y orden dos, los cuales intentan definir los parámetros de un modelo ARIMA (p,d,q).

*Figura 11. Función de autocorrelación total y parcial de la segunda diferencia del logaritmo de la Tasa Básica Pasiva.*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

De acuerdo con lo anterior, debería ser posible identificar la especificación del modelo ARIMA adecuado, donde se observa un posible AR(1) o AR(2), MA(1) o MA(2), debido a los truncamientos en el resago 1 y 2 en la autocorrelación.

Como primera opción teórica sobre el componente no estacional, es posible pensar en una especificación AR(1) debido a que la función ACF tiende a permanecer mientras que la función PACF presenta solo un bastón altamente significativo y luego decae. Por su parte, para el componente estacional, se observa que en el rezago 12 aparece un bastón significativo en la función ACF y tiende a mantenerse en el rezago 13, en la función PACF no aparece ningún bastón significativo.

En el Tabla 4, se presentan algunas medidas de ajuste para cada uno de los modelos estudiados, incluyendo la especificación automática que brinda el programa R.

*Tabla 4. Comparación de modelos para la TBP.*

Especificación						Bondad de ajuste	
p	d	q	P	D	Q	AIC	BIC
1	2	0	1	0	0	119.27	137.10
1	2	1	1	0	0	112.27	136.05
1	2	2	1	0	0	112.65	142.38
2	2	1	1	0	0	107.16	136.89
2	2	2	1	0	0	108.98	144.65
Ajuste automático							
0	1	0	1	0	0	105.90	112.97

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Al seleccionar los modelos que se van a probar, se obtienen las medidas de bondad de ajuste para cada uno y se comparan con el fin de encontrar el que presenta mejor ajuste a los datos y que será seleccionado para los pasos posteriores del análisis.

Las pruebas de bondad de ajuste presentan los mejores resultados en el modelo sugerido por el software (R-Studio), el cual corresponde a un ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[12], ya que cuenta con los valores más bajos de AIC y BIC.

En este caso, el mismo software nos sugiere que debido a la naturaleza de la serie de tiempo (una serie macroeconómica), en función de ser analizada a partir de un ARIMA, hay elementos externos propios del cálculo de esta, que implica no necesitar considerar rezagos adicionales, influye a que su condición es más simple usando los métodos actuales.



Al modelo seleccionado se le aplica la prueba de Ljung-Box, como se observa en el Tabla 5 para ninguno de los rezagos considerados por el modelo se encuentran correlacionados los residuos.

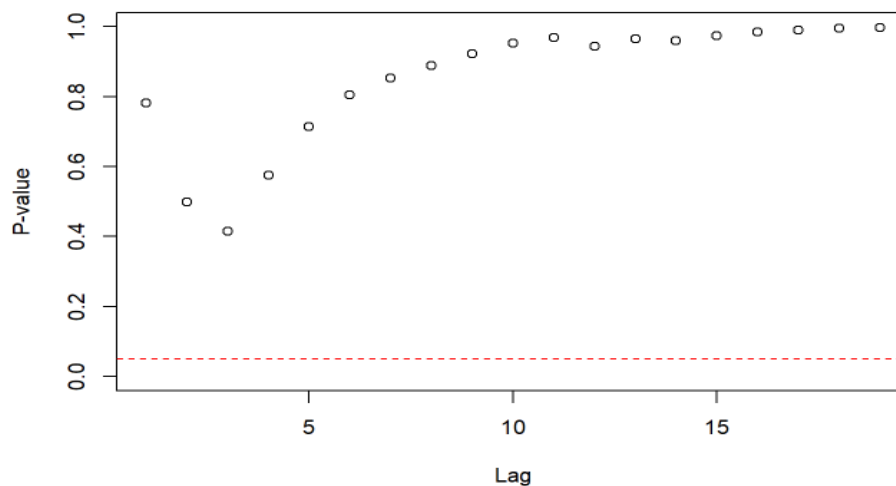
*Tabla 5. Prueba Ljung-Box.*

Rezago	Estadístico	gl	Valor p
1	0.005	1	0.946
12	9.241	12	0.682

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Finalmente se presenta en el Figura 12 el resultado obtenido al aplicar la prueba de McLeod-Li, en el cual se indica que se muestra evidencia a favor de la homoscedasticidad, ya que como se observa todos los puntos se encuentran alejados de la línea, lo que indica varianza constante.

*Figura 12. Prueba McLeod-Li modelo ARIMA (0,1,0)(1,0,0)[12].*

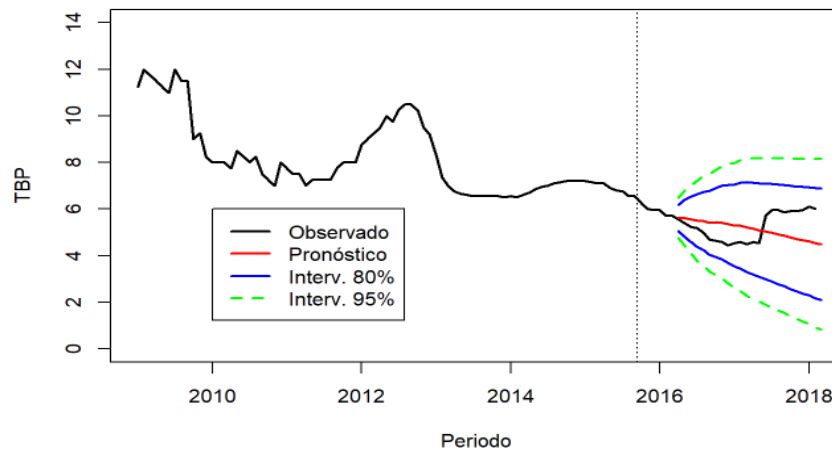


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Al lograr cumplir los supuestos, se procede a realizar el pronóstico con el modelo paramétrico que resultó presentar el mejor ajuste, y con el modelo no paramétrico.

Por su parte, se muestra en el Figura 13 el comportamiento de los pronósticos correspondientes. Se observa que el pronóstico generado por parte del modelo es similar a los valores de la serie, aunque se mantiene constante, a pesar del leve incremento de la serie original a finales del 2017.

Figura 13. Pronóstico del modelo ARIMA (0,1,0)(1,0,0)[12].



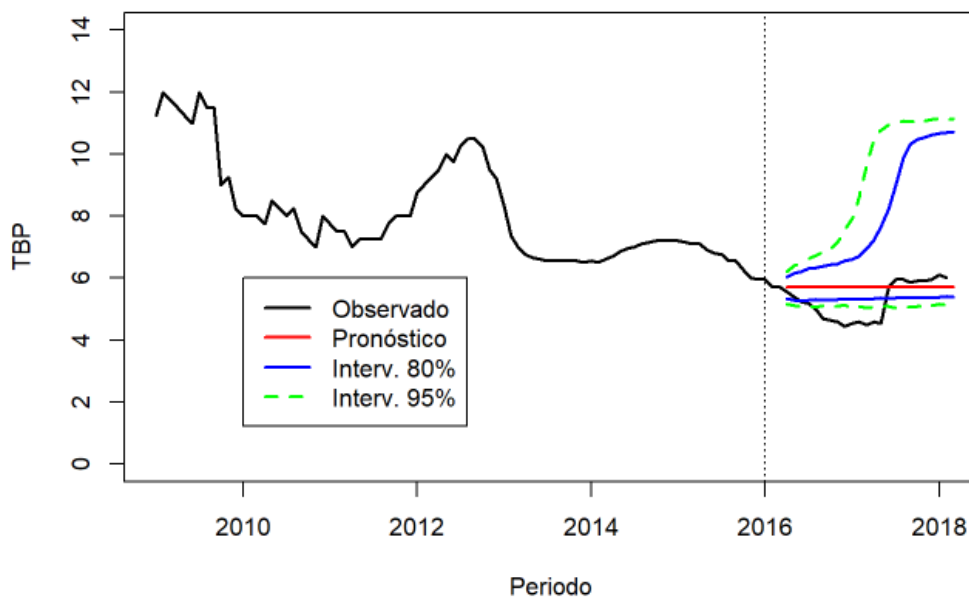
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

#### 4.4 Estimación no paramétrica

Por otra parte, se realiza el ajuste con redes neuronales utilizando la función nnetar que permite obtener una red neuronal sobre la serie de tiempo de la TBP.

En el Figura 14 se muestra el ajuste del modelo y el pronóstico sobre la base de aprendizaje, el cual presenta una predicción constante con intervalos de confianza amplios que dejan por fuera el valor de la serie original durante varios meses.

Figura 14. Pronóstico con Redes Neuronales.



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

#### 4.5 Estadísticos de Bondad de Ajuste

Una vez que se cuenta con los modelos de las dos técnicas propuestas (paramétrica y no paramétrica), se procede a realizar una comparación de los modelos a partir de las medidas de ajuste de cada uno de ellos en relación con el periodo de prueba.

Se obtienen las medidas del Error Medio (ME), Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), Error Medio Absoluto (MAE), Raíz Cuadrática Media del Error (RMSE) para cada modelo y se analiza en busca del que presenta los menores valores en dichas medidas.

En el Tabla 6 se presentan las comparaciones de las medidas de ajuste donde se observa que el modelo más realista corresponde a Redes Neuronales.

Tabla 6. Comparación de medidas de ajuste.

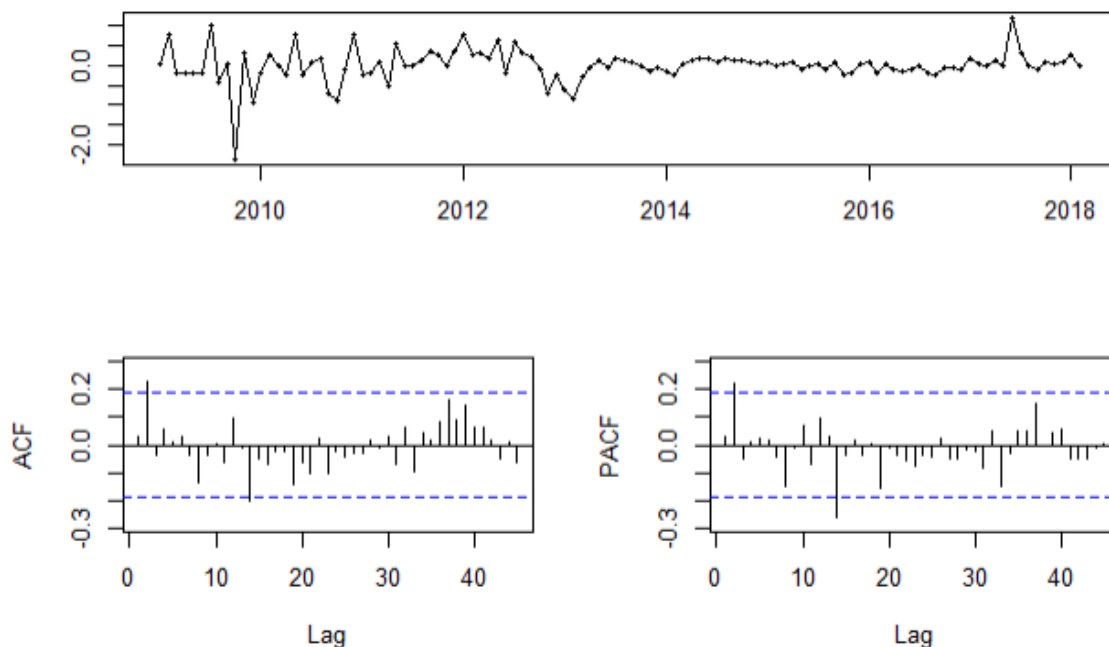
Modelo	ME	RMSE	MAE	MPE
ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[12]	-0.007	0.427	0.269	-0.178
Redes Neuronales	0.000	0.268	0.183	-0.121

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

#### 4.6 Análisis de residuos

A los dos modelos seleccionados se les realiza el análisis de residuos. En el Figura 15 se observa el análisis de los residuos para el modelo ARIMA y en el Figura 16 para el modelo de Redes Neuronales.

Figura 15. Análisis de residuos para modelo ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[12].

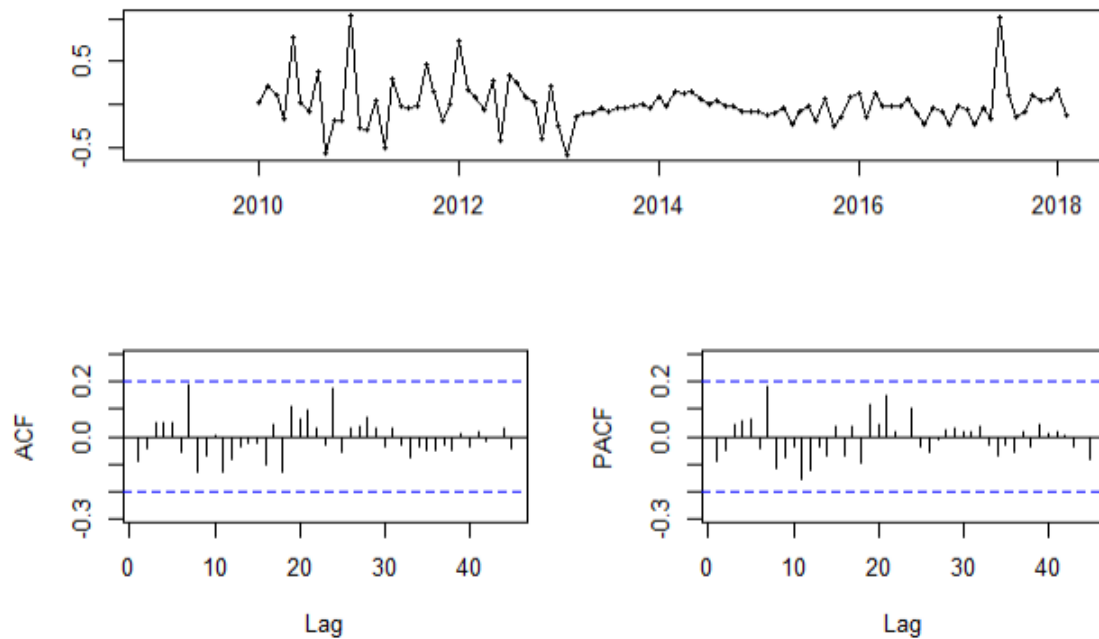


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Se observa que los errores del modelo ARIMA no presentan problema de volatilidad, presentan una tendencia constante a través del tiempo. Al observar las autocorrelaciones parciales y las autocorrelaciones totales se encuentran entre los rangos con excepción de los rezagos en 2 y 12.

En cuanto al modelo de Redes Neuronales presenta un rango un poco más amplio para los valores de los errores, sin embargo, presentan un comportamiento constante a través del tiempo. Las autocorrelaciones parciales y las autocorrelaciones totales se encuentran dentro de los límites.

*Figura 16. Análisis de residuos para modelo de Redes Neuronales.*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

#### 4.7 Proyecciones

Finalmente, una vez observado que se cumple con todos los supuestos establecidos se realiza el pronóstico para los 24 meses posteriores que se observan en la Tabla 7 para cada uno de los modelos con sus respectivos intervalos de confianza a un 95%, donde los valores para cada uno resultan ser muy similar, sin embargo, los intervalos de confianza para el modelo de Redes Neuronales suelen ampliarse en gran medida a partir del octavo mes predicho.

Ambos modelos generan predicciones con la misma tendencia, a la baja, un poco menos pronunciada para el modelo de Redes Neuronales.

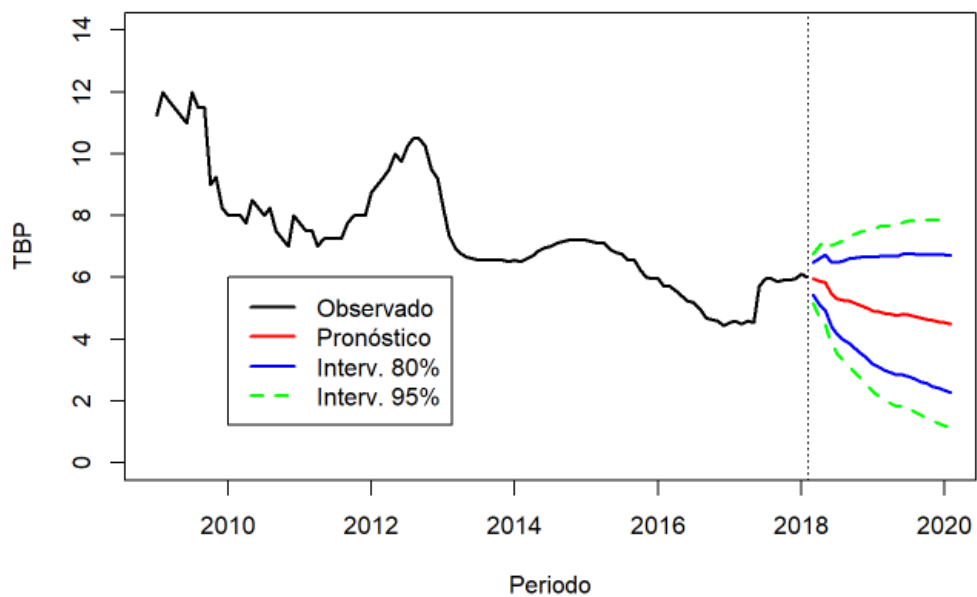
*Tabla 7. Pronósticos con ARIMA y Redes Neuronales.*

Meses	ARIMA			Redes Neuronales		
	Límite inf	Pronóstico	Límite sup	Límite inf	Pronóstico	Límite sup
Mar2018	5.17	5.97	6.76	5.51	6.03	6.57
Apr2018	4.76	5.88	7.00	5.27	6.03	6.96
May2018	4.46	5.83	7.21	5.09	6.05	7.51
Jun2018	3.86	5.45	7.04	4.88	5.99	8.00
Jul2018	3.55	5.32	7.10	4.80	5.90	8.54
Aug2018	3.32	5.27	7.21	4.65	5.81	9.17
Sep2018	3.13	5.23	7.34	4.53	5.71	9.75
Oct2018	2.91	5.16	7.41	4.47	5.60	10.39
Nov2018	2.71	5.10	7.49	4.47	5.50	10.76
Dec2018	2.51	5.03	7.54	4.41	5.40	10.82
Jan2019	2.29	4.92	7.56	4.46	5.29	10.98
Feb2019	2.14	4.89	7.65	4.49	5.21	11.02
Mar2019	2.03	4.84	7.66	4.41	5.13	11.04
Apr2019	1.94	4.81	7.68	4.36	5.07	11.03
May2019	1.83	4.76	7.69	4.36	5.01	10.91
Jun2019	1.82	4.81	7.79	4.39	4.98	10.82
Jul2019	1.74	4.78	7.82	4.39	4.95	10.78
Aug2019	1.65	4.74	7.83	4.39	4.94	10.70
Sep2019	1.54	4.69	7.83	4.34	4.93	10.66
Oct2019	1.45	4.65	7.85	4.37	4.93	10.63
Nov2019	1.36	4.61	7.85	4.40	4.94	10.64
Dec2019	1.27	4.57	7.86	4.37	4.94	10.60
Jan2020	1.19	4.54	7.88	4.42	4.95	10.59
Feb2020	1.09	4.48	7.88	4.39	4.96	10.53

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

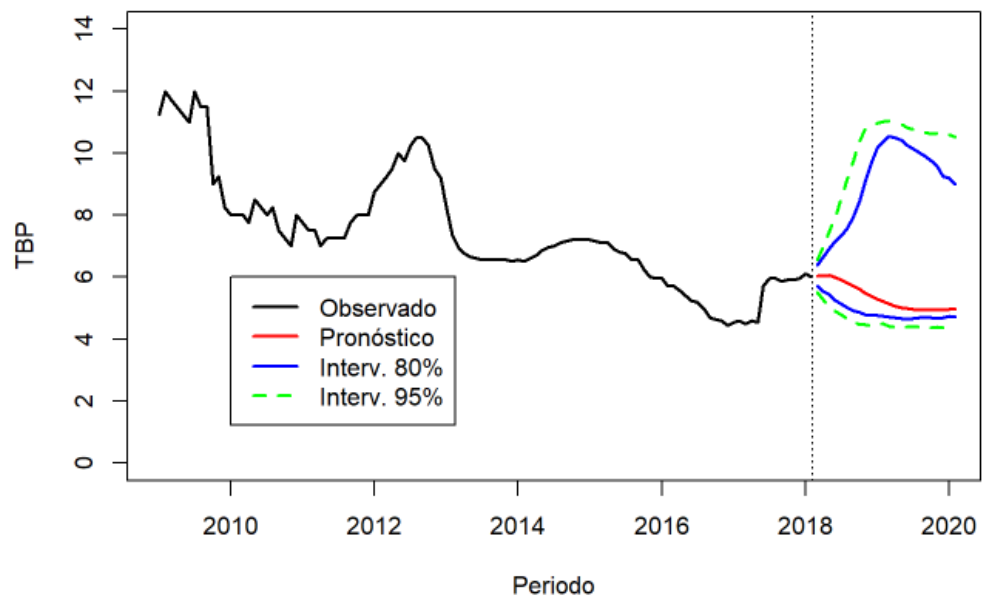
Posteriormente se muestra en el Figura 17 y el Figura 18 las predicciones para ambos modelos con los valores de la predicción para los siguientes 24 meses, así como los intervalos de confianza al 80% y al 95%.

Figura 17. Pronóstico con ARIMA (0,1,0)(1,0,0)[12].



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Figura 18. Pronóstico con Redes Neuronales.



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

## **CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES**

En el presente trabajo se busca comparar dos técnicas estadísticas, una paramétrica y una no paramétrica, con el fin de conocer cual brinda el mejor modelo para lograr una predicción de los 24 meses posteriores de la serie de tiempo utilizada en el análisis.

La serie de tiempo corresponde al cierre mensual de la Tasa Básica Pasiva desde enero 2009 hasta febrero 2018, obtenida del Banco Central de Costa Rica.

La técnica paramétrica utilizada corresponde a Box-Jenkins, mientras en la técnica no paramétrica se hizo uso de las Redes Neuronales, para lograr los modelos, la serie fue estudiada mediante técnicas descriptivas, se le aplicaron las transformaciones pertinentes hasta lograr que cumpliera con los parámetros idóneos para la aplicación de las técnicas mencionadas.

Se prueban varios modelos, los cuales son evaluados y se seleccionan los mejores para generar la predicción para cada uno de ellos, que finalmente será comparada entre sí, con el fin de identificar el mejor modelo final.

Los resultados exponen que la serie presenta una tendencia a la baja con tres elevaciones, la más importante en 2013, otra menos pronunciada en 2015 y una finalizando el 2017.

A partir del análisis descriptivo de la TBP, se observa que no existe un patrón claro que haga sospechar respecto a una volatilidad no constante sobre el tiempo, lo que podría ser evidencia de una composición aditiva de sus componentes. Además, a simple vista no se observa una estacionalidad importante. Durante el periodo la serie se mantuvo acotada entre 4.45 y 12, con un promedio de 7.41.

Al observar la descomposición de la serie correspondiente al aprendizaje se evidencia un patrón de estacionalidad y mayor claridad en la tendencia a la baja de la serie.

Al probar la serie inicial se comprueba no cumplir con los supuestos de estacionariedad por lo que se realiza una transformación de la serie con logaritmo, sin embargo, el supuesto se cumple hasta que a la misma se le hace una diferenciación de segundo orden.

Con las autocorrelaciones totales y autocorrelaciones parciales, donde los patrones no son claros, se establece como primera opción teórica sobre el componente no estacional, que



es posible pensar en una especificación AR (1) debido a que la función ACF tiende a permanecer mientras que la función PACF presenta solo un bastón altamente significativo y luego decae. Por su parte, para el componente estacional, se observa que en el rezago 12 aparece un bastón significativo en la función ACF y tiende a mantenerse en el rezago 13, en la función PACF no aparece ningún bastón significativo. Aun así, si se supone que hubiese al menos un bastón significativo en la función PACF en el rezago 12, lo anterior correspondería a un componente AR (1) en la parte estacional.

De la generación de modelos con varias combinaciones según los elementos expuestos anteriormente, el modelo que cuenta con el mejor ajuste corresponde al modelo ARIMA (0,1,0) (1,0,0) [12], para el cual se realiza el estudio de los residuos que confirma la no normalidad de estos con la prueba de Jarque-Bera.

De igual manera se comprueba la no correlación de los residuos en los casos donde parece haber un rezago, que en este caso es 1 y 12 a partir de la prueba de Ljung-Box.

Finalmente se aplica la prueba de McLeod-Li, se confirma la no homoscedasticidad de los residuos.

Al comparar los ajustes del mejor ARIMA contra el de Redes Neuronales se observa que las medidas son muy similares entre ellas, sin embargo, el ARIMA presenta gráficamente mejores condiciones en relación con la serie de prueba, ya que, si bien no coincide exactamente con la misma, el valor predicho es más cercano que el obtenido con Redes Neuronales, la cual incluso se sale de los intervalos de confianza, sin embargo, presenta los resultados en las pruebas de bondad de ajuste más favorables.

Se realiza de igual manera el pronóstico para los siguientes 24 meses, donde el modelo ARIMA presenta los valores más pequeños de ambos modelos, sin embargo, la diferencia con los obtenidos con Redes Neuronales para todos los meses es bastante pequeña.

Los intervalos de confianza de Redes Neuronales son mucho más anchos, especialmente después de los primeros 8 meses de pronóstico.

Con ambos modelos se cumple que la predicción genera valores de la Tasa Básica Pasiva que van en disminución, iniciando con valores cercanos a 6 y finalizando con valores menores a 5.

A través de los resultados obtenidos con ambos modelos, los cuales son persistentes en la disminución de la tasa, se puede decir que los próximos meses estaremos expuestos a un decrecimiento en las tasas de interés de inversión (ahorro) y crédito en colones que tengan la Tasa Básica Pasiva como referencia.

El conocer la posible conducta de la Tasa Básica Pasiva permite que tanto las personas que deseen adquirir alguno de los productos, como las entidades emisoras, pueden tener una visión de las posibles condiciones en las que se presentarán estos, lo cual brindaría una posibilidad de toma de decisión informada. De esta manera las personas que deseen invertir conocerán si el periodo es el idóneo para realizar dicho tipo de transacción, y de igual manera para aquellos que deseen o requieran adquirir un crédito en colones. Por su parte las entidades financieras podrán estar al tanto de las posibles condiciones del mercado y realizar las mejoras o cambios pertinentes para permanecer competentes en el mismo.

## CAPITULO 6: DISCUSIÓN

Al realizar la aplicación de diversos análisis para definir el mejor modelo para la predicción de la Tasa Básica Pasiva, se obtiene la identificación de las características que permiten definir el mejor ARIMA, para el cual el que presenta el mejor ajuste a los datos, además del AIC y BIC menores es el ARIMA (0,1,0) (1,0,0) [12], el cual cumple con los supuestos necesarios para ser considerado un buen modelo de predicción.

Este modelo ARIMA seleccionado, indica por sí mismo, que la serie tiene elementos propios por ser una serie macroeconómica, que son importantes considerar, pero que, en términos de realizar un análisis a partir de este método, la identificación es menos compleja de lo propuesta para lograr resultados más favorables, la cual se cumple conforme a los resultados mostrados en los diagramas de autocorrelaciones.

Por su parte el modelo con Redes Neuronales presenta un ajuste más deficiente que el ARIMA, ya que el mismo tiende a ser más distante gráficamente de los valores observados. Finalmente, la predicción con ambos modelos obtiene resultados muy similares, donde los del ARIMA resultan ser menores con intervalos de confianza más pequeños, mientras que con Redes Neuronales los valores son relativamente más grandes y en este caso los intervalos de confianza se amplían más del doble del valor predicho.

Al comparar los valores del error cuadrático medio, el error medio, el error absoluto medio y el porcentaje de error medio, el modelo de Redes Neuronales presenta los valores más bajos, por lo que se podría considerar este último como el mejor para la predicción de datos como los expuestos en el presente estudio.

Sin embargo para este caso particular la diferencia entre los modelos al observar las medidas de bondad de ajuste es difícil determinar cuál es el mejor, aunque gráficamente y al observar los valores predichos, y los errores, se considera que el ARIMA brinda un mejor resultado, ya que este parece tomar en cuenta elementos que generan un mejor ajuste, que se obtiene de las autocorrelaciones evaluadas y una proyección medida en función de la lectura realizada de la serie de aprendizaje, de la cual logra una mejor lectura que es proyectada en los datos posteriores.

Estos resultados generales dan premisa a la posibilidad de predecir la Tasa Básica Pasiva para futuros periodos, lo cual no ha sido realizado en Costa Rica hasta el momento mediante técnicas de series de tiempo. Sin embargo es importante considerar que al ser esta una serie macro económica se debería considerar, para próximos análisis, otro tipo de métodos para series de tiempo multivariadas, como los modelos vectoriales autoregresivos (VAR), que según lo explica (Domínguez & Ullibari, 2010), se aplican a series de tiempo con el fin de mejorar el análisis empírico de las relaciones económicas, para los cuales los efectos de shock en las distintas perturbaciones aleatorias, se obtienen a través de la construcción de funciones impulso-respuesta. Además, consiste en la descomposición de la varianza del error de predicción para detectar los factores asociados a cada perturbación. Debido a la naturaleza de la variable, como serie macroeconómica, existen mejores técnicas de análisis, que pueden lograr un mejor ajuste y consideración de los elementos de la serie, como la tendencia, los ciclos y la estacionalidad, de una manera más precisa y detallada, que logre mejorar la predicción de esta y es ahí donde entran en cuenta técnicas financieras y/o modelos autoregresivos para casos como el expuesto en este estudio. Por lo que es importante considerar su aplicación para una ampliación del presente tema.

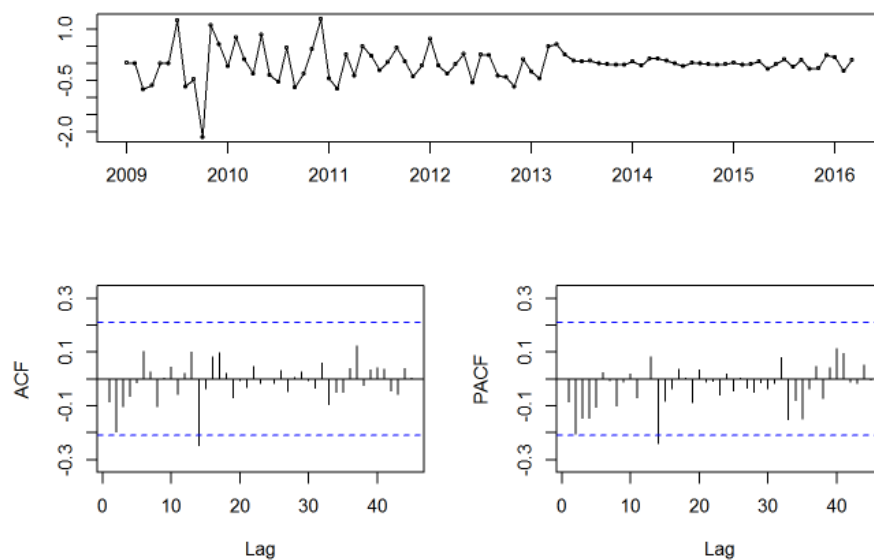
## REFERENCIAS

- Abissi, M. (2017). *¿Qué es la Tasa Básica Pasiva y para qué sirve?* .El Financiero.
- Aguirre, A. (1994). *Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud*.
- Antunez, C. (2011). *Análisis de Series de Tiempo*. Universidad Nacional de Colombia.
- Arnau, J. (2001). *Diseños de series temporales: técnicas de análisis*.
- Banco Central de Costa Rica. 2017. *Programa Macroeconómico 2017-2018*. San José, Costa Rica.
- Barquero, R. & Mora, G. (2014). *El efecto traspaso de la tasa de interés de los instrumentos del Banco Central en Costa Rica hacia las tasas de interés del sistema financiero*.
- Barquero, R. & Orane, H. (2015). *El orden de propagación de cambios en la tasa de política del Banco Central sobre las tasas de interés del sistema financiero en Costa Rica*.
- Barquero, R., Segura, R., Slon, M. & Vázquez, C. (2012). *Determinantes del margen de Intermediación Financiera en Costa Rica*.
- Bowerman, B. & O'Connell, R. (2007). *Pronósticos, Series de tiempo y Regresión: Un enfoque aplicado*.
- Caballero, F. (2011). *Selección de modelos mediante criterios de información de análisis factorial. Aspectos teóricos y computacionales*. Universidad de Granada, departamento de estadística.
- Castro, A. & Chaverri, M. (2013). *Indicador de Tasa de Política Monetaria del Banco Central de Costa Rica*.
- Corrales, Gerardo. 2016. *La eficiencia operativa de la banca costarricense y su impacto sobre la rigidez en las tasas de interés. Ponencia preparada para el XXII Informe Estado de la Nación 2015*. Programa Estado de la Nación, San José, Costa Rica.
- De la Horra, J. (2010). *Estimación Puntual*. Universidad Autónoma de Madrid.
- Dominguez, E. & Ullibari, M. (2010). *Un Modelo VAR aplicado al empleo y las horas de trabajo*. Universidad de Navarra. Departamento de Economía.
- García, C., Jiménez, P. & Durán, E. (2015). *Estilos de endeudamiento de los hogares costarricenses. Informe Estado de la Nación en desarrollo humano sostenible*. Programa Estado de la Nación, San José, Costa Rica.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Instituto Nacional de Seguros. (2012). *Boletín financiero del Instituto Nacional de Seguros • Año 1 • N° 21 • 17 de diciembre de 2012*.
- Krause, S. (2017). *Situación monetaria de Costa Rica. Informe Estado de la Nación en desarrollo humano sostenible 2017*. Programa Estado de la Nación, San José, Costa Rica.

- Martínez, C. & Velásquez, J. (2011). *Análisis de dependencias no lineales utilizando redes neuronales artificiales*. Facultad de Minas. Universidad Nacional de Colombia.
- Pankratz, A. (1986). *Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models: Concepts and Cases*.
- Pitarque, A. (1998). *Redes Neuronales vs modelos estadísticos: Simulaciones sobre tareas de predicción y clasificación*.
- Pelgrin, F. (2011). *Box-Jenkins methodology*. University of Lausanne, Ecole des HEC Department of mathematics (IMEA-Nice).
- Quesada, M. (2011). *Análisis de series. Modelos heteroscedásticos*. Universidad de Granada.
- Ruiz, C. & Basualdo, M. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*.
- Sancho, A., Serrano, G. & Cabrer, B. (2010). *Econometría*. Universidad de Valencia.
- Sargent, T. (1982). *Teoría macroeconómica*. Boston Academic Press, pp 286-290
- Tang, Z. & Fishwick, P. (1993). *Feedforward neural nets as models for time series forecasting*. Universidad de Florida.
- Vanguard Asset Management. (2017). *Active and passive investing What you need to know*.
- Villavicencio, J. (2012). *Introducción a series de tiempo*. Estadísticas de gobierno de Puerto Rico.
- Yarot, O. (2011). *Test de Portmanteau para procesos de ARIMA con varianza infinita*. Universidad Central de Venezuela.

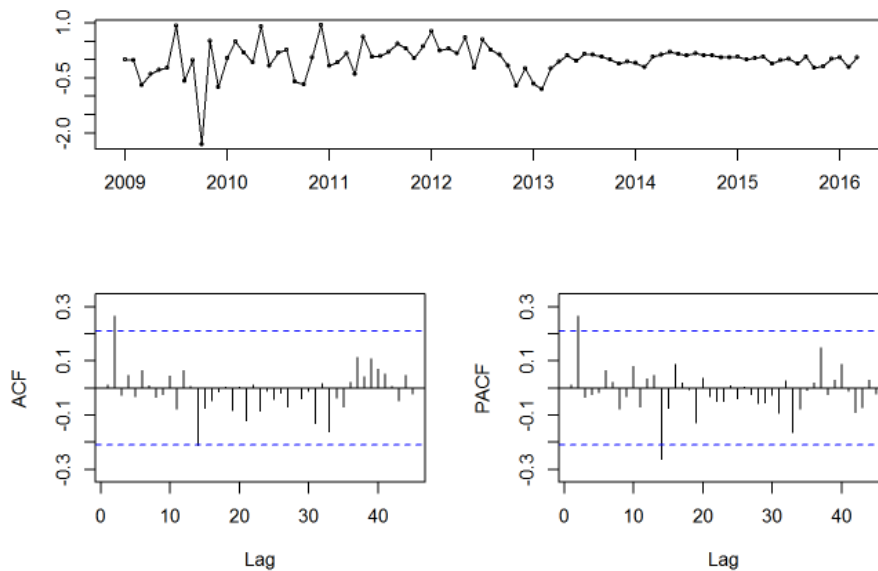
## ANEXOS

*Anexo 1. Análisis de residuos modelo ARIMA(1,2,0)(1,0,0)[12].*



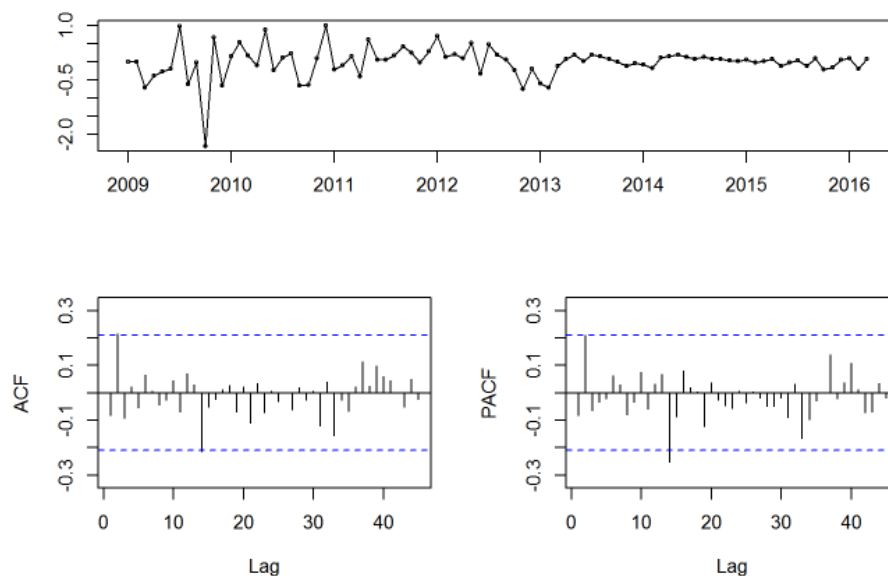
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

*Anexo 2. Análisis de residuos modelo ARIMA(1,2,1)(1,0,0)[12].*



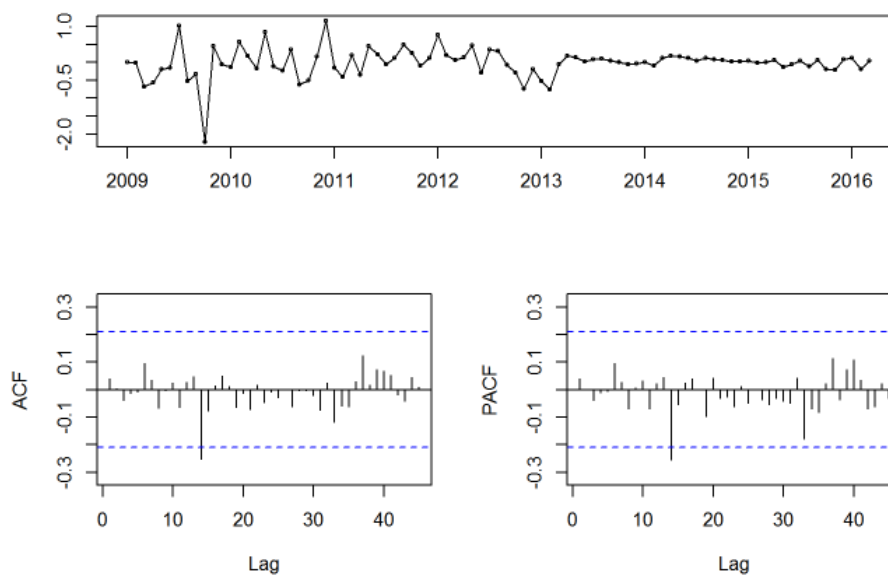
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

*Anexo 3. Análisis de residuos modelo ARIMA(1,2,2)(1,0,0)[12].*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

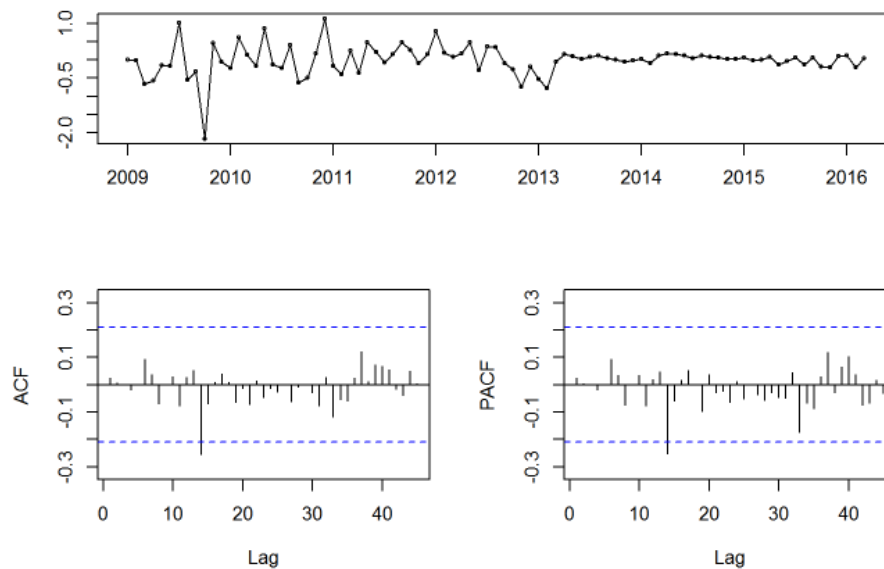
*Anexo 4. Análisis de residuos modelo ARIMA(2,2,1)(1,0,0)[12].*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

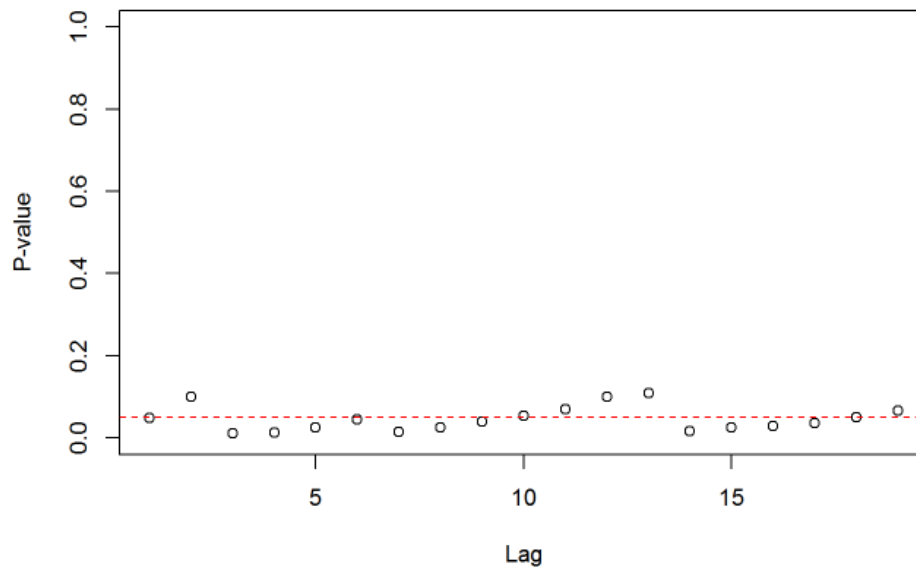


Anexo 5. Análisis de residuos modelo  $ARIMA(2,2,2)(1,0,0)[12]$ .



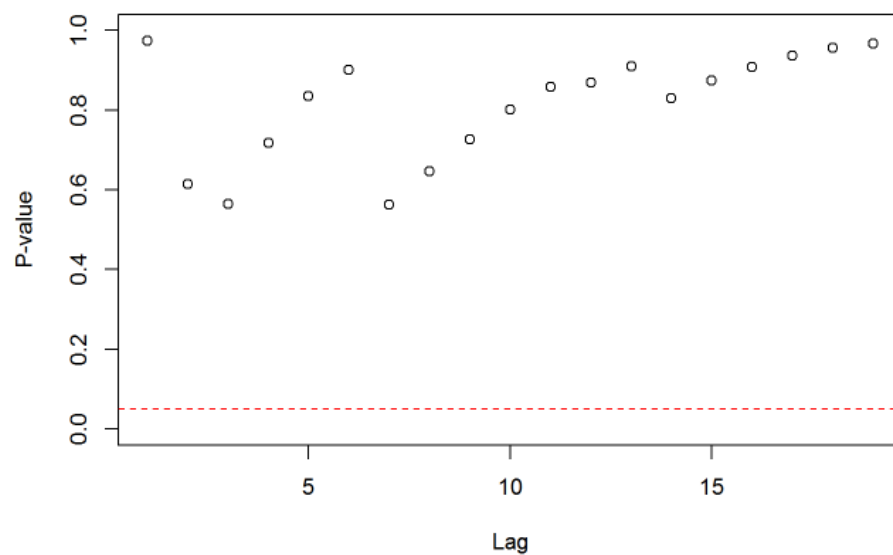
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 6. Análisis de McLeod-Li modelo  $ARIMA(1,2,0)(1,0,0)[12]$ .



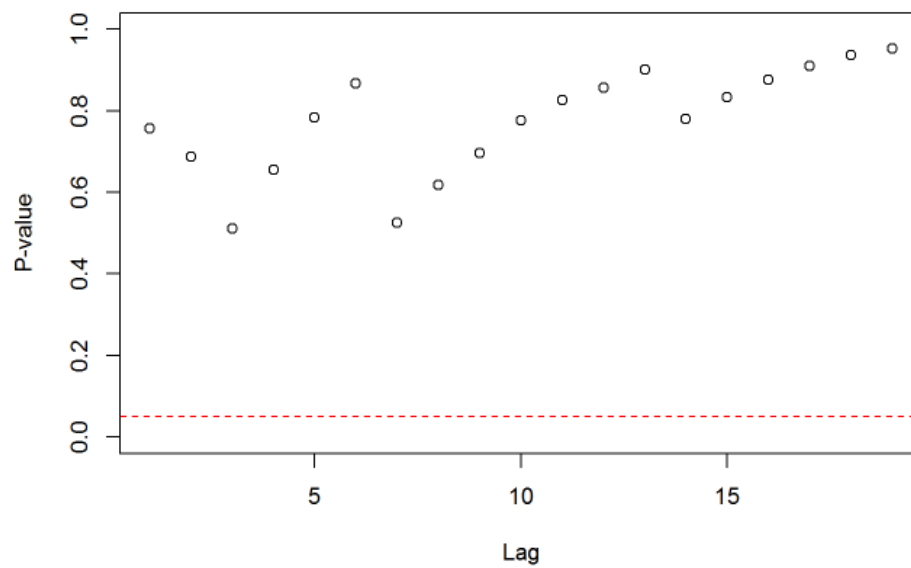
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 7. Análisis de McLeod-Li modelo  $ARIMA(1,2,1)(1,0,0)[12]$ .



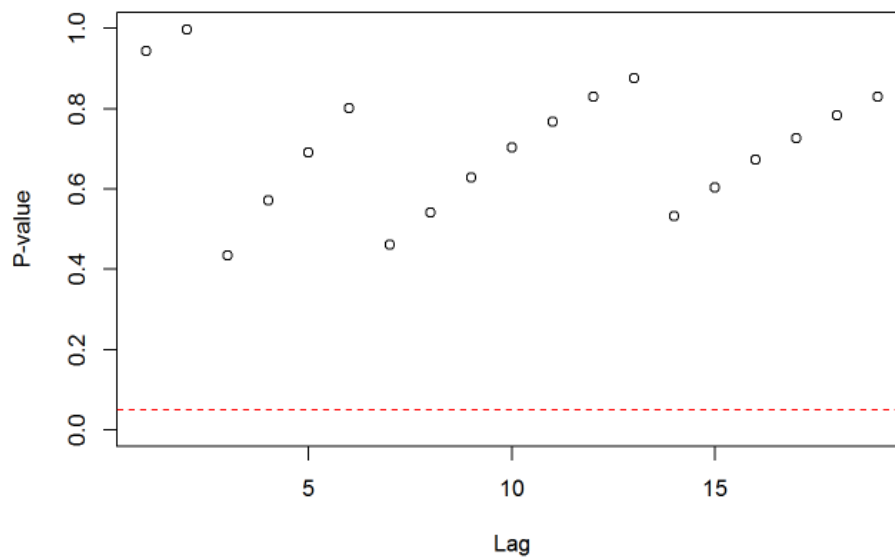
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 8. Análisis de McLeod-Li modelo  $ARIMA(1,2,2)(1,0,0)[12]$ .



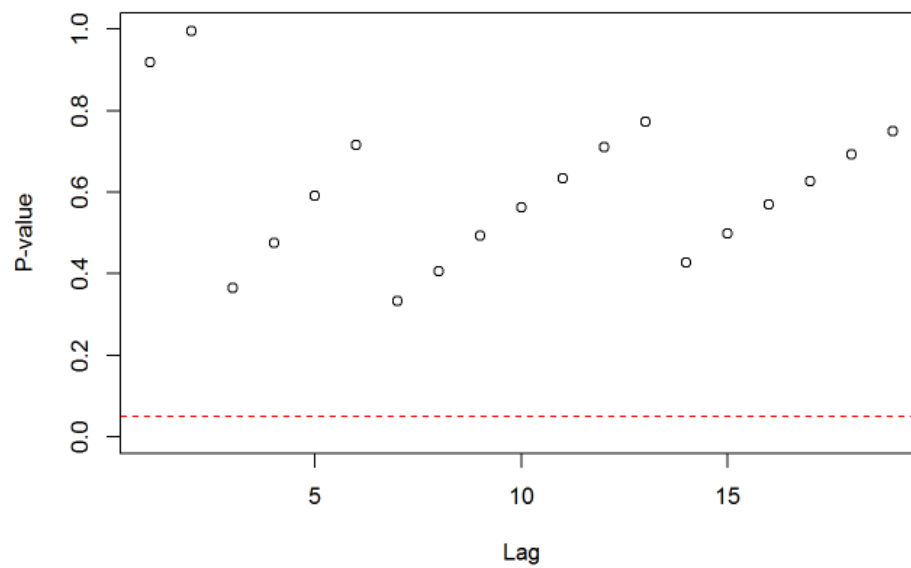
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

*Anexo 9. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(2,2,1)(1,0,0)[12].*



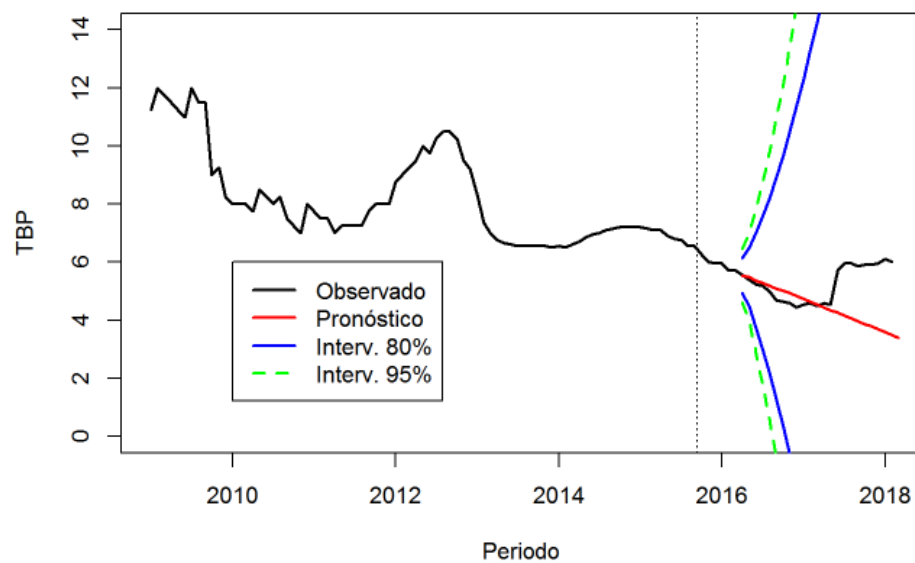
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

*Anexo 10. Análisis de McLeod-Li modelo ARIMA(2,2,2)(1,0,0)[12].*



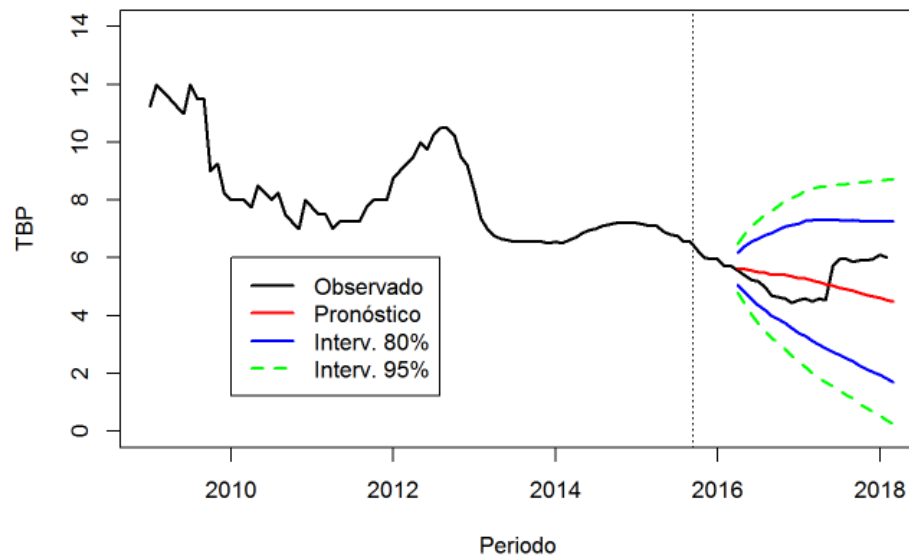
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 11. Proyección modelo ARIMA(1,2,0)(1,0,0)[12].



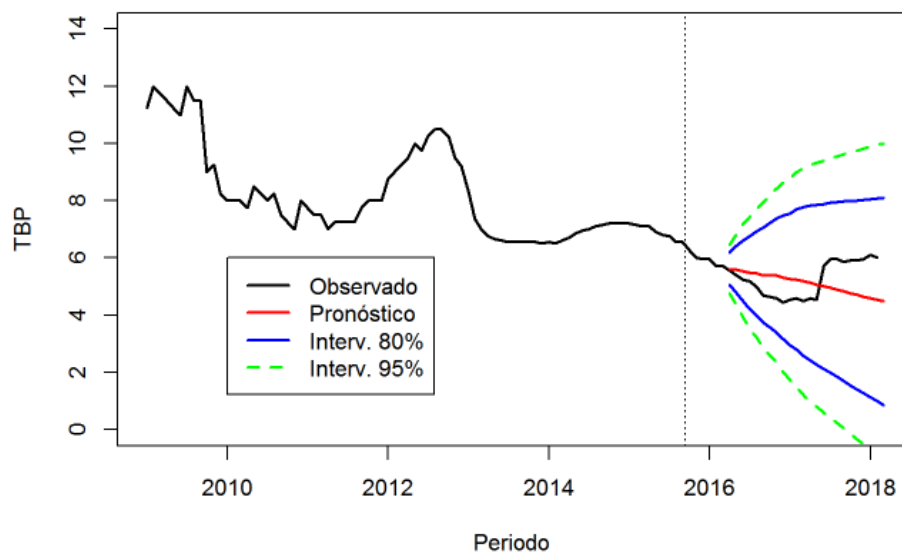
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 12. Proyección modelo ARIMA(1,2,1)(1,0,0)[12].



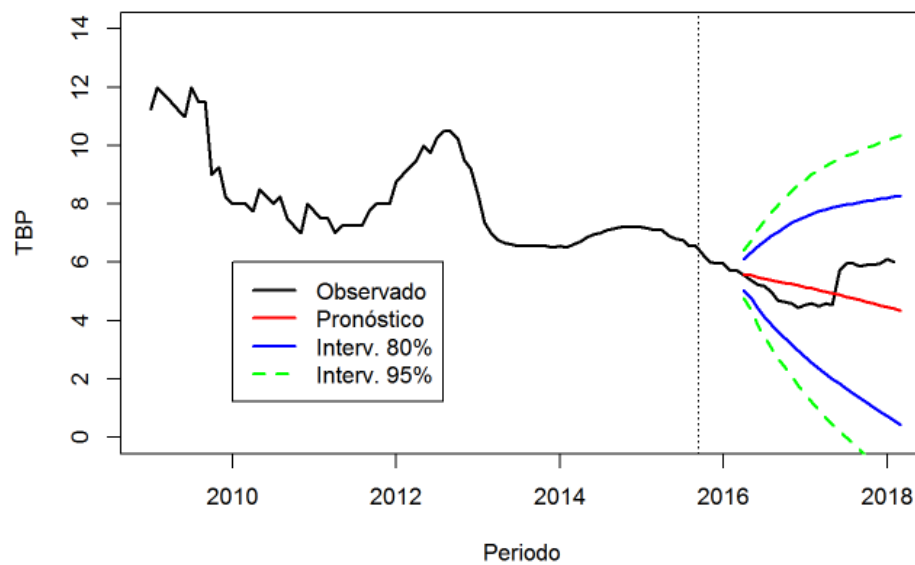
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 13. Proyección modelo  $ARIMA(1,2,2)(1,0,0)[12]$ .



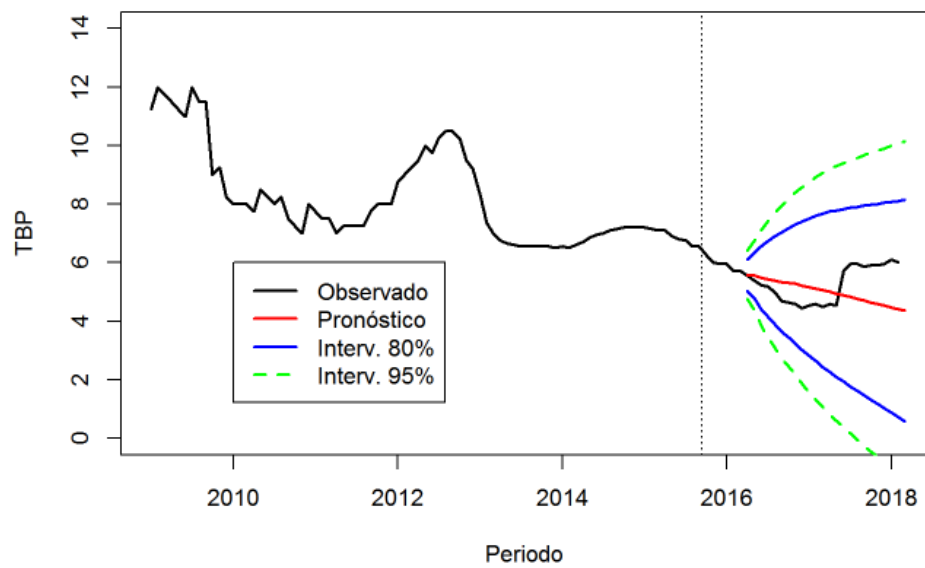
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 14. Proyección modelo  $ARIMA(2,2,1)(1,0,0)[12]$ .



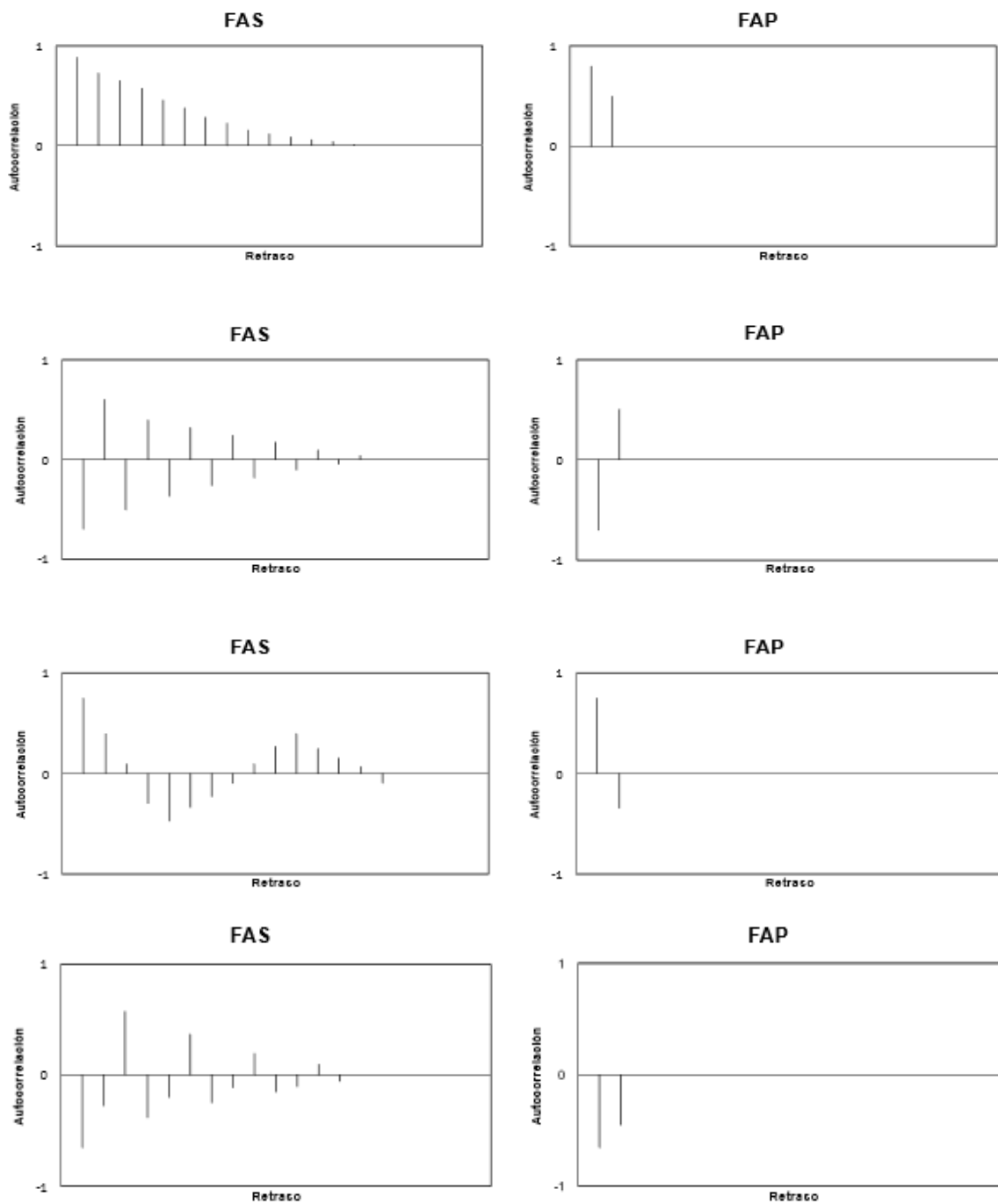
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 15. Proyección modelo ARIMA(2,2,2)(1,0,0)[12].



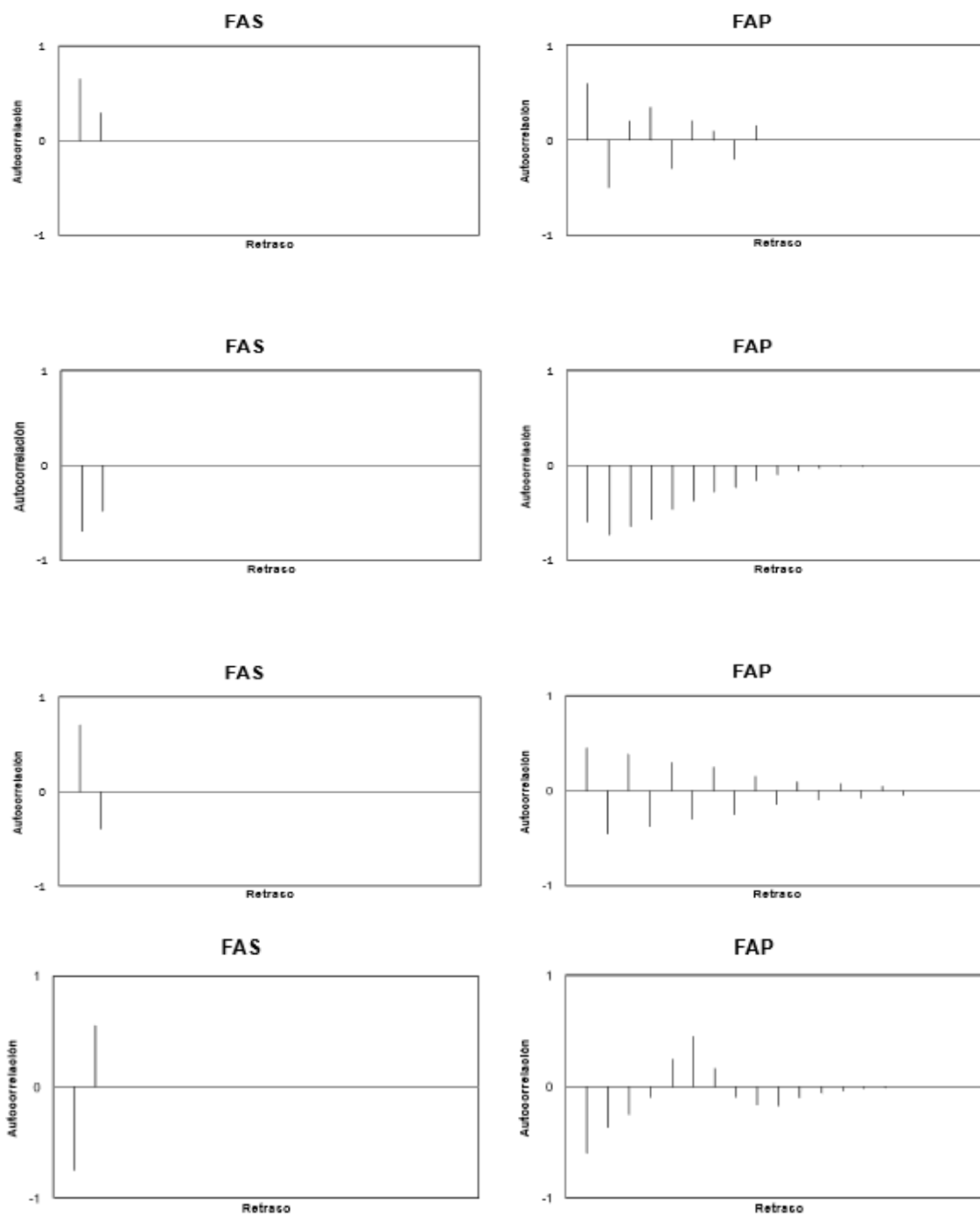
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Anexo 16. Autocorrelación parcial y total para AR(2).



Fuente: Aguirre, A. (1994). Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud.

*Anexo 17. Autocorrelación parcial y total para MA(2).*



Fuente: Aguirre, A. (1994). Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud.



## Práctica profesional 2

### CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

#### 1.1 Contexto

El sector financiero en Costa Rica posee gran amplitud en posibilidades, condiciones, términos, modos de desempeño, así como otros elementos que dan variedad a aquellos quienes deseen invertir, o bien obtener algún tipo de préstamo. Las condiciones suelen presentar diferencias importantes entre la banca pública y privada, debido a diversos factores que forman parte de la política monetaria nacional, lo cual tiene un impacto importante en las tasas y colocaciones de los créditos según el tipo de moneda. (Kraus, 2017)

La tasa y la colocación en las diversas monedas presenta una posición distinta en cada sector bancario, donde los bancos públicos tienen una tendencia mucho mayor a colocar créditos en colones, cerca de un 65%, y ha sido constante en los últimos diez años, mientras que los bancos privados la colocación en moneda nacional corresponde a un porcentaje menor al 30%, aunque su valor ha ido en aumento. (Kraus, 2017)

El impacto de la Tasa Básica Pasiva en todos los créditos en colones es directo, debido a que esta es la que define el monto que cada entidad financiera irá a cobrar, por lo cual la misma ha sido observada con atención y ha sufrido cambios específicos en su cálculo. (INS, 2012)

La TBP presenta una tendencia irregular, sin embargo, ha sido notablemente a la baja durante la mayor parte del 2016, estabilizándose en los primeros meses de 2017. Parte del cambio en dicha tasa promedio, equivalente a 1,27%, es resultado de la nueva forma de medición (Programa Macroeconómico 2017-2018 del BCCR).

Los valores de la TBP para inicios del 2018 tuvieron un leve aumento con respecto al cierre del año anterior, y una disminución en el segundo mes. (BCCR, 2018).

Actualmente, las presiones que tiene el déficit fiscal sobre las tasas de interés, si bien no se presentan en el corto plazo, tiene efectos en el mediano y largo plazo. La evidencia sugiere

que el déficit fiscal impacta la TBP en periodos mayores a un año, confirmando así que el Ministerio de Hacienda, al recurrir al mercado financiero por recursos para cubrir la brecha fiscal, está afectando las tasas de interés de mercado. (Krause, 2017)

## **1.2 Importancia de la Tasa Básica Pasiva**

Debido a que todos pertenecemos a un mundo regido por un sistema monetario que, si bien no necesariamente se encuentra en las mejores condiciones o se comporta de la manera más favorable, vivimos con la necesidad de trabajar y obtener un ingreso que nos permita subsistir, por lo que los recursos se convierten en un bien que es necesario cuidar y optimizar con el fin de adquirir los mejores y mayores beneficios de estos. Para poder adquirir bienes mayores como una casa, un carro, lote, entre otros, no todas las personas cuentan con la totalidad del dinero para hacer el pago inmediato de cada uno, por lo que se recurre desde hace muchos años a la posibilidad de hacerlo a partir de un préstamo en alguna entidad financiera. (García, Jiménez & Durán, 2015)

El crédito es un componente fundamental del crecimiento económico, ya que permite la movilización de recursos entre ahorrantes e inversionistas. En los hogares, el acceso al crédito permite incrementar el consumo y distribuir el pago en el tiempo, al disponer de recursos extraordinarios en el momento actual que serán pagados en el futuro. El desempeño del sistema financiero es determinante para lograr que los capitales fluyan entre ahorrantes e inversionistas correctamente. (García, Jiménez & Durán, 2015)

Las entidades financieras en el país presentan gran variedad de condiciones para sus posibles deudores, lo cual hace que las personas busquen aquella que les ofrezca las que mejor se acoplen a su estilo de vida, ingresos y demás.

Dentro de los elementos más importantes que una persona o empresa considera para elegir se encuentra la tasa que se ofrece, lo cual define el monto que deba pagar por el préstamo. De lo anterior la importancia de conocer cuáles son las posibles condiciones en las que se va a encontrar la Tasa Básica Pasiva, ya que la misma afecta tanto aquellos que deseen adquirir un préstamo como a las instituciones que los brindan y la TBP es parte de los

elementos que definen la cuota de su crédito y las tasas de inversión. De igual manera la Tasa Básica Pasiva tiene un impacto directo en las inversiones de esta índole, donde se toman en consideración las condiciones propias del mercado, de manera que el cambio en la tasa significa un impacto directo en las ganancias o pérdidas a las que se puede ver expuesta cualquier inversionista pasivo. (Abissi, 2017).

Sin embargo, la ventaja de este enfoque es que distribuye el riesgo ampliamente dentro de un mercado, evitando las pérdidas que pueden producirse después de una disminución drástica en una empresa o sector industrial específico, sin embargo, el riesgo se propaga en lugar de evitarse. El enfoque pasivo no puede proteger contra amplias caídas del mercado, ya que sigue al mercado o sector en su conjunto. (Vanguard, 2017).

Por lo que el conocer cuál será su posible conducta permite predecir los posibles movimientos que tendrá el país en las tasas y condiciones de oferta de crédito y de inversión en las diversas instituciones financieras.

### **1.3 Objetivos**

El presente trabajo aplica métodos de series de tiempo, desde un enfoque econométrico en la proyección de la Tasa Básica Pasiva de Costa Rica.

Para poder lograr el objetivo principal se plantea estudiar el comportamiento de la Tasa Básica Pasiva mediante técnicas descriptivas entre el 2009 y el 2018.

Se pretende aplicar las técnicas de series de tiempo con el apoyo de variables adicionales y técnicas econométricas con el fin de encontrar el modelo que mejor se ajuste a los datos.

Se busca obtener una proyección de la Tasa en los 24 meses posteriores con las técnicas aplicadas.

### **1.4 Justificación**

Con el fin de poder conocer cuáles son las posibles condiciones que pueden presentar las tasas, condiciones, indicadores y todos los elementos que forman parte de las diversas entidades que permitan identificar si es positivo o no el acogerse a algún tipo de crédito,

específicamente aquellas que dependen de la Tasa Básica Pasiva, es importante detectar cuál podría ser la conducta de esta, y así dar una previsión de las variantes que haya en el mercado en los próximos meses, tanto para las entidades financieras como para aquellas personas u organizaciones que estén considerando la opción de adquirir algún bien que esté vinculado a dicho indicador.

Siempre es importante el seguimiento de la conducta de los diversos indicadores económicos del país y del mundo como la Inflación, el Ahorro, el Ingreso, los indicadores de actividad económica, las tasas de interés, el Producto Interno Bruto, el Tipo de Cambio, entre otros, sin embargo, la relevancia dada la condición actual, con la implementación de un plan fiscal en medio de una crisis financiera y una deuda externa tan alta, viene a ser de aun más valor el conocer las posibles conductas que los diversos denominadores económicos puedan presentar, con el fin de entender su influencia en otros indicadores y su impacto en la economía del país, en las posibilidades de consumo tanto de los individuos como de las organizaciones y en las condiciones de vida económica de todos en general.

Para la selección de las variables económicas utilizadas, se considera el impacto que pueden tener en la Tasa Básica Pasiva, en cuanto a la inflación, muchos bancos centrales utilizan las tasas de interés como variable instrumento para lograr el objetivo en precios y lo realizan a través de su política monetaria. En este sentido, incrementos en las tasas de interés ocasionarían una reducción de la presión inflacionaria como consecuencia de la desaceleración de la actividad económica y de la demanda agregada asociada a una disminución de la inversión y del consumo. (Durán, 2003)

El considerar el ahorro y el gasto en el análisis se enfatiza en que estudios indican que la influencia de cambios en la tasa de interés sobre el monto que realmente se ahorra es de vital importancia, pero se ejerce en dirección opuesta a la que generalmente se supone; porque aun cuando la atracción de un ingreso futuro mayor debido a una tasa de interés más alta tenga por consecuencia el menguar la propensión a consumir, podemos estar seguros, no obstante, de que un alza de la misma dará por resultado una reducción de la suma realmente ahorrada. (Rivadeneira, 1997).

En cuanto a las variables internacionales, en la actualidad existe un alto grado de integración de los mercados financieros a nivel mundial y las tasas de interés internacionales son fácilmente observables, lo que genera muchas expectativas acerca de que las tasas internas sigan el comportamiento del costo del dinero en el exterior, cuando este se conduce a la baja. Las principales tasas externas que sirven de referencia a los mercados locales son la tasa Libor, la Tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos, Prime, la Tasa de los Bonos del Tesoro de los Estados Unidos. (Osorio, 2008)

Al considerar todos estos elementos, la proyección de la Tasa Básica Pasiva permite prever posibilidades que favorezcan las condiciones de todos los elementos financieros que estén vinculados a esta, entender cuáles pueden ser las posibilidades del mercado y los momentos en que se deben generar acciones.

## **CAPÍTULO 2: MARCO CONCEPTUAL**

En este capítulo se expone la definición de la Tasa Básica Pasiva, así como su cálculo y las figuras financieras que forman parte de su construcción actualmente junto con la definición de las variables económicas utilizadas en el presente análisis. Adicionalmente se explica cuál es su uso en el contexto financiero, con el fin de conocer la relevancia de la variable en elementos como créditos y ahorros. Posteriormente se define el ciclo económico y sus fases, además de contextualizar aquellos que han estado presentes en Costa Rica. Finalmente se expone la definición de los sistemas financieros y los créditos bancarios.

### **2.1 Definición y uso**

La Tasa Básica Pasiva, según lo indica la Cámara de Bancos e Instituciones Financieras de Costa Rica, está a cargo del Banco Central, caso particular de Costa Rica, ya que en otros países este valor lo establece el mercado. El Banco Central de Costa Rica se encarga de realizar la recopilación de la información y el cálculo de la Tasa Básica Pasiva todas las semanas, la cual se publica, los miércoles y rige a partir de los jueves. (BCCR, 2017).

Así como se confirma en los documentos oficiales del Banco Central de Costa Rica referentes al Programa Macroeconómico en el 2017, la Tasa Básica Pasiva está definida como un promedio ponderado de las tasas de interés brutas de captación a plazo en colones, de los distintos grupos de intermediarios financieros, que conforman las Otras Sociedades de Depósito (OSD) a los plazos entre 150 y 210 días. (Abissi, 2017).

Dentro de las otras sociedades de depósito se consideran los Bancos Públicos (considera el Banco Popular), Bancos Privados, Cooperativas de Ahorro y Crédito (incorpora la Caja de Ande), Empresas Financieras no Bancarias y Mutuales de Ahorro y Préstamo. (INS, 2012)

La Tasa Básica Pasiva existe desde 1981 con el fin de tener una medición del monto que pagan los bancos y entidades financieras en general por ahorros o depósitos a diferentes plazos. El cálculo y la definición actual se encuentra vigente desde el 2012, momento en que se realizaron modificaciones a este, entre los principales cambios, se encuentran pasar

de un promedio ponderado, a un promedio simple, lo que hace que todas las captaciones tengan el mismo peso en el momento del cálculo. También, se excluyen aquellos valores que sean muy altos o bajos, y que puedan variar de manera atípica la medición; al mismo tiempo que se sacan del cálculo las captaciones del Ministerio de Hacienda y del BCCR, además el redondeo sufre una modificación, pasando este de los 0,25 puntos a los 0,05 puntos más cercanos. (INS, 2012)

Finalmente, la Tasa Básica Pasiva es calculada como un promedio ponderado de las tasas de interés de captación brutas en colones, negociadas por los intermediarios financieros residentes en el país y de las tasas de interés de los instrumentos de captación del Banco Central y del Ministerio de Hacienda negociadas tanto en el mercado primario como en el secundario, todas ellas correspondientes a los plazos entre 150 y 210 días. (INS, 2012)

Según la Junta Directiva del Banco Central de Costa Rica, en su publicación del 13 de octubre del 2015, de acuerdo con las modificaciones mencionadas anteriormente, la Tasa Básica Pasiva en Costa Rica presenta la siguiente metodología de cálculo (BCCR, 2017):

Primero: se conforma una muestra de intermediarios financieros supervisados por la Superintendencia General de Entidades Financieras (SUGEF) cuya captación a plazo total en moneda nacional, sume en conjunto el 95% del saldo promedio de la captación a plazo total en moneda nacional de los últimos seis meses, información con la que se definirían cuatro grupos de intermediarios financieros: bancos públicos, bancos privados, cooperativas y mutuales.

Segundo: con la información de las tasas de interés efectivas brutas de cada una de las operaciones de captación a plazo en colones, negociadas durante la semana anterior al cálculo (de miércoles a martes), se calcula un promedio simple para cada grupo de intermediarios financieros.

Tercero: se trunca la anterior distribución mediante la exclusión de aquellas operaciones cuyas tasas de interés se desvíen en al menos dos desviaciones estándar del promedio del grupo.

Cuarto: se calcula nuevamente un promedio simple de la distribución de tasas de interés truncada, para cada grupo de intermediarios financieros. De esta manera, se obtienen cuatro tasas promedio  $T_j$ , para  $j = 1, 2, 3, 4$ .

Quinto: como ponderadores se utiliza el promedio móvil de la captación total a plazo en moneda nacional de los últimos seis meses (según disponibilidad de las cuentas monetarias a fin de cada mes) para cada grupo de intermediarios financieros.

Así, se calculan cuatro ponderadores  $w_j$ , para  $j = 1, 2, 3, 4$ .

Sexto: con los promedios obtenidos y los ponderadores definidos, se calcula la siguiente tasa pasiva promedio ponderado, la cual se denomina  $T$ :

$$T = \sum_{j=1}^4 w_j T_j$$

Donde,  $T$  es una tasa promedio ponderado de las tasas de las captaciones a plazo en colones, de las entidades financieras que conforman la muestra.

Sétimo: se adiciona al cálculo semanal realizado en el ordinal ( $T$ ), un término de ajuste ( $A$ ) con el propósito de suavizar la transición entre la metodología de cálculo de la Tasa básica pasiva y la metodología adoptada en esta oportunidad. Este factor de ajuste se obtiene de la última información disponible enviada por las entidades financieras al momento de entrada en vigor de este acuerdo.

Octavo: el cálculo de la tasa básica pasiva, a partir de la vigencia de esta metodología, comprende los siguientes dos componentes:  $TBP = T + A$ , donde  $TBP$ : Tasa básica pasiva.  $T$ : Tasa promedio ponderado de las tasas de las captaciones a plazo en colones, de acuerdo con lo señalado.

$A$ : Término de ajuste semanal que se calcula de la siguiente forma:

$$A = D * \left(1 - \frac{s}{50}\right)$$

Dónde:  $D$  es la diferencia existente al último miércoles de enero del 2016 entre la  $TBP$  y  $T$ . ( $D = TBP - T$  al último miércoles de enero 2016).

$s$ : denota la cantidad de semanas transcurridas a partir del cambio en la metodología; de esta manera, la primera semana toma el valor 0, la siguiente el valor 1, y así sucesivamente cada semana se incrementa en una unidad hasta completar el valor 50, lo cual permite que



la transición se realice en un período de 51 semanas. Por tanto, el término de ajuste  $A$  se comportará de la siguiente forma:

$$A = \begin{cases} D * \left(1 - \frac{s}{50}\right), & s = 0,1,2, \dots, 49 \\ 0, & s \geq 50 \end{cases}$$

Todas las tasas incluidas en los cálculos se expresan en términos brutos (sin excluir el impuesto sobre la renta), sobre un factor de 360 días y corresponden a instrumentos de captación a plazo en colones. La tasa resultante se redondea al veinteavo del punto porcentual más cercano, se divulga el día en que el Banco Central de Costa Rica realiza el cálculo y rige a partir del jueves de esa semana. (BCCR, 2015)

Para calcular la Tasa básica pasiva bajo la metodología anteriormente establecida, las entidades financieras incluidas en la muestra deberán enviar al Banco Central de Costa Rica, a partir del 6 de enero 2016 la siguiente información (BCCR, 2015):

- iv. El detalle diario de las captaciones en colones para cada uno de los plazos de captación, con las respectivas tasas de interés negociadas, para la semana que concluye el día hábil previo al cálculo. Por tanto, se debe enviar el detalle de todas y cada una de las operaciones de captación a plazo (operación por operación y la fecha en que se negoció) y no un resumen de éstas, aun cuando tengan la misma tasa de interés.
- v. El archivo con esta información deberá ser enviado al Banco Central de Costa Rica según lo indicado en el estándar electrónico de tasas de interés activas y pasivas semanales.
- vi. La información debe enviarse el miércoles de cada semana o el día hábil inmediato anterior en caso de que el miércoles sea no hábil, a más tardar a las 12 mediodía. Se deben detallar las captaciones por día, para la semana que concluye el día hábil previo al cálculo.

Por otra parte, la inflación se define como el aumento generalizado y sostenido en cada país de los precios de bienes y servicios, durante un periodo de tiempo. (Nieto, 2010)

El ahorro, según el Diccionario de la Lengua Española corresponde a la parte de los ingresos de un individuo o nación que no ha sido dedicada al consumo, mientras que el ingreso es el incremento de los recursos económicos que presenta una organización, una persona o un sistema contable, y que constituye un aumento del patrimonio neto de los mismos. (Banda, 2011)

El Indicador de Actividad Económica es un índice de corto plazo que tiene como finalidad aproximar la evolución del valor bruto de producción a un determinado mes para las diferentes industrias que conforman el Producto Interno Bruto (PIB) a precios básicos. (BCCR, 2012)

La Tasa Libor corresponde al tipo de interés interbancario medio al que un gran número de bancos desean otorgarse préstamos a corto plazo no cubiertos en el mercado monetario londinense en dólares de Estados Unidos. (Díaz, 2018)

La Tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos corresponde a la tasa de interés que los bancos se cobran entre sí para prestar dinero de sus saldos de reserva de la noche a la mañana. (Amadeo, 2019)

La tasa promedio de los Bonos del Tesoro de Estados Unidos corresponde a la tasa que pagan los Bonos del Tesoro que se definen como títulos de deuda del gobierno de EE. UU. con un vencimiento superior a 10 años, pero inferior a 30 años. (Mckinney, 2018)

## **2.2 Ciclo Económico**

El ciclo económico consiste en las fluctuaciones recurrentes, no periódicas, en la actividad empresarial, general y económica que tiene lugar en un período de años. (Hernández, 2006) Dentro de la definición se debe considerar que cuenta con diversas fases, definidas como: recesión, depresión, recuperación y auge, donde la depresión corresponde a periodos de estancamiento que constituye la verdadera caída de la economía, por su parte recuperación se caracteriza por la reanimación de las actividades económicas, aumenta el empleo, la producción, la inversión y las ventas. En cuanto al auge, corresponde a donde toda la actividad económica se encuentra en un periodo de prosperidad y apogeo. El auge

representa todo lo contrario de la depresión donde hay decadencia y puede durar de forma variable ya sea que dure muchos años como solo unos cuantos meses, según las condiciones económicas, y la recesión es la fase del retroceso relativo de toda la actividad económica en general. (Díaz, 2009)

Adicionalmente, para entender su tendencia en el tiempo, el ciclo económico cuenta con dos componentes que corresponden a la expansión y a la recesión. La primera corresponde a un periodo en que la economía crece a una tasa más alta de lo normal, mientras la segunda se refiere a un periodo en que la economía crece a una tasa significativamente inferior a la normal. (Chinchilla, 2008).

En la generación de ciclos económicos, durante el paso del corto al largo plazo se pueden distinguir dos tipos generales: los llamados ciclos de stock, cortos o pequeños con una duración promedio de 3 años, y los ciclos de inversión con una duración media de 7 años, distinguiéndose por la presencia tanto de auges como de crisis cíclicas. (Díaz, 2009).

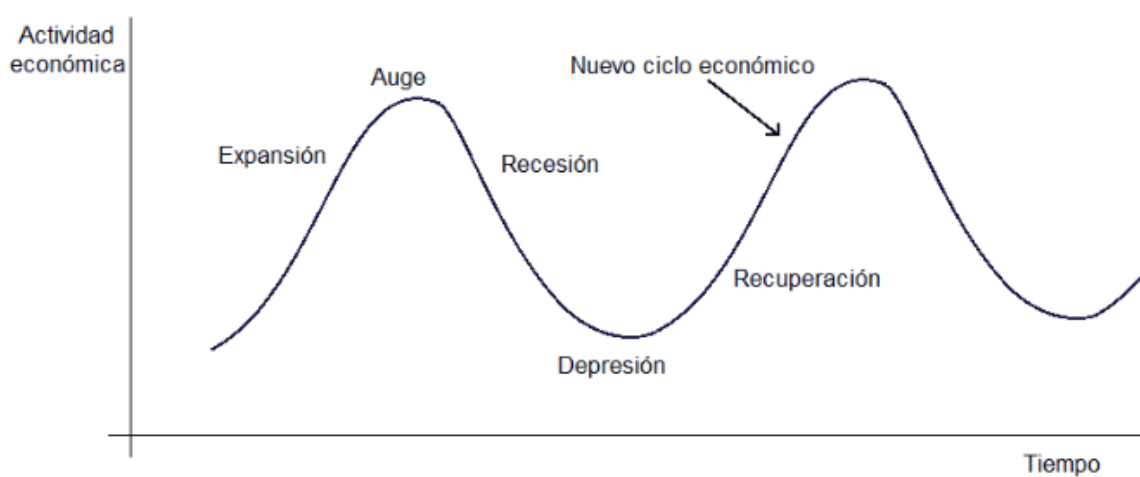
En el contexto internacional y nacional, las crisis financieras tienen un efecto altamente importante, ya que cada crisis financiera deja una marca única, la crisis financiera de 2008 y la subsiguiente Gran Recesión revelaron los motores clave de los ciclos económicos impulsados por el crédito, esta última demostró que podemos predecir una desaceleración de la actividad económica si analizamos la creciente deuda de los hogares. (Sufi & Mian, 2018)

Dentro de los elementos que forman parte del contexto histórico de los ciclos económicos, queda claro que no se trataba sólo de la información cuantitativa acerca del comportamiento de ciertas variables económicas, sino de fuentes de información cualitativa acerca del estado de los negocios. Tanto la una como la otra ayudarían a identificar los puntos de flexión en las condiciones de los negocios, es por esto que el interés de los macroeconomistas por el pasado se basa usualmente en dos razones. Una de ellas es la posibilidad de extender las series estadísticas de variables relevantes para el análisis. La otra razón consiste en que el pasado puede ser fuente de episodios cuyo estudio sirva de referencia para el presente. En el caso del ciclo económico, los estudiosos han

puesto a prueba diversos enfoques teóricos acudiendo a la investigación de las propiedades cíclicas de las series pertinentes como el producto, el cambio tecnológico y los salarios. (Avella & Fergusson, 2003).

En la Figura 19 se observa una representación del Ciclo Económico y como la actividad económica cambia a través del tiempo según la etapa en la que se encuentra.

*Figura 19. Ciclo Económico*



Fuente: Sevilla, A. *Ciclo económico*.2018

### **2.3 Uso en contextos financieros**

El cálculo de la TBP se crea principalmente para aquellos que desean ahorrar o invertir en certificados en alguna institución ya que, con los promedios de tasas de interés de las diferentes entidades financieras del país, se calcula un nuevo promedio ponderado de dichos rendimientos y eso arroja la TBP de la semana, hasta el miércoles siguiente, lo cual resulta útil para aquellos que desean tener una referencia de cómo se está posicionando la tasa en el mercado. (INS, 2012)

Posteriormente es utilizada por diversas entidades financieras en el país para fijar las tasas que se cobrarán en los préstamos en colones, lo cual se utiliza principalmente en los de

vivienda, que se aplica como la TBP más un porcentaje adicional que es fijado por la institución. Si la misma sube o baja de esto dependerá la ganancia de la entidad, por ende, el monto que debe pagar el deudor. (Abissi, 2017)

La TBP se usa de referencia para el pago de la gran mayoría de los créditos en colones, y se considera que alrededor de 400 mil operaciones de crédito dependen de ella actualmente en Costa Rica. En este sentido, entre mayor sea la TBP, mayor será el pago que deben realizar los deudores, lo que encarece los créditos, y esto, a su vez, podría provocar un aumento en la morosidad y tendría efectos perjudiciales tanto para los deudores, como para las entidades bancarias y el mercado financiero en general. (INS, 2012).

Adicionalmente la TBP, así como los diversos elementos de la economía se ven influenciados por el estado económico del país, por lo cual es importante entender los ciclos económicos, sus fases, y como Costa Rica ha pasado por estas, tema que se amplía en la siguiente sección.

#### **2.4 Sistemas financieros (Bancos)**

Según lo define Tafur, 2009, la bancarización es una herramienta clave para los países en vía de desarrollo, donde juega un papel significativo frente a la reducción de la pobreza, razón que la ha convertido en un tema de gran importancia para las economías de Latinoamérica, donde además indica que generalmente se entiende por el grado de profundidad financiera como el acceso a los servicios financieros formales: crédito, ahorro, seguros, transferencia de valores y pagos.

La bancarización, medida como la relación cartera a PIB, ha sido significativamente más baja en América Latina que en los países desarrollados, además las crisis económicas de finales de la década pasada afectaron la profundización financiera, lo cual se debe a que en las últimas décadas han sido un período de constante transformación del sector bancario. Durante los años setenta, gran parte del sistema financiero estaba reprimido y el gobierno desempeñaba un papel prominente en la actividad financiera. En la década de 1980, la mayor parte de los sistemas financieros enfrentó profundas crisis que obligaron a los gobiernos a intervenir e incrementar la propiedad pública. A fines de esa década, una gran

preocupación acerca de la regulación y la supervisión bancaria se había difundido en todo el mundo, con un fuerte impacto en América Latina. (Banco Interamericano de Desarrollo Washington, D.C., 2005)

Es importante tomar en consideración que en la región los bancos se han concentrado sobre todo en las operaciones bancarias comerciales tradicionales, a pesar de la importancia sistémica de los bancos, el volumen de crédito en relación con el producto interno bruto (PIB) era y continúa siendo muy pequeño y el estado ha desempeñado tradicionalmente un papel fundamental en el sector financiero, esto ha supuesto que una proporción importante de empresas y familias no puedan acceder al crédito o accedan en cantidades muy reducidas, y que el financiamiento privado se caracterice por márgenes amplios; de ahí las altas tasas de interés y plazos muy cortos de los préstamos. (Moguillansky, 2004)

A mediados de la década de 1990, las crisis bancarias se convirtieron en un nuevo rasgo característico de los sistemas financieros de América Latina, a fin de evitar crisis futuras, se introdujeron normas de regulación y supervisión bancarias; se exigió más información y transparencia y, en algunos casos, se recurrió a las garantías de depósitos. (Moguillansky, 2004)

## **2.5 Créditos Bancarios**

Debido a lo expreso anteriormente, las crisis financieras y las condiciones económicas de los diversos países, así como su desarrollo humano, en América Latina el crédito bancario es la principal fuente de financiamiento del aparato productivo. (Tafur, 2009).

Según lo indica Moguillansky, el clima macroeconómico del decenio de 1990 fue de crecimiento acelerado y propició una expansión rápida de los préstamos a corto plazo, tanto a los consumidores como a las empresas. La liberalización del mercado de capitales, en un momento de abundante liquidez en el mercado financiero internacional, atrajo la afluencia de capital extranjero y eliminó por lo tanto la restricción exterior tradicional que afectaba a la expansión de la demanda y las importaciones, en estas circunstancias, los bancos se encontraron con una fuerte demanda de créditos de corto plazo y pudieron expandir sus operaciones simplemente adaptándose a ella.

Sin embargo, no todos han tenido acceso a los créditos, la exclusión financiera al crédito a personas es normalmente parte de una exclusión social más amplia, que involucra niveles de educación, tipo de empleo, entrenamiento, lo cual indica que el fortalecimiento de la demanda por servicios bancarios requiere la confianza de la población en el mantenimiento del valor real de sus depósitos. (Rojas, 2006)

Es ahí donde el gobierno y las regulaciones en cuanto a los créditos entran a jugar un papel importante, ya que la forma de abordar la volatilidad macroeconómica interna e internacional constituye una de las principales tareas para lograr una mayor profundidad y estabilidad en los préstamos, existen otros factores institucionales que también son cruciales. Uno de ellos es el diseño de una adecuada red de protección financiera que defina claramente las funciones del banco central, el agente de seguro de depósitos, el mercado y los organismos de regulación y supervisión del sistema bancario. (Banco Interamericano de Desarrollo Washington, D.C., 2005)

Visto los principales conceptos que involucran a la TBP, ahora se presenta la forma de analizar la serie de tiempo, así como los métodos de estimación utilizados.

### **CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA**

En el presente capítulo se exponen en una primera parte materiales que son utilizados para el análisis, seguido de los métodos aplicados en el análisis de la Tasa Básica Pasiva y finalmente la forma de proceder en el análisis de la TBP aplicada a series de tiempo.

#### **3.4 Materiales**

La unidad de estudio será la Tasa Básica Pasiva a cierre mensual, que publica el Banco Central de Costa Rica a partir de la Tasa obtenida cada semana de los meses de enero 2009 hasta febrero 2018, la cual presenta el siguiente cálculo.

La Tasa Básica Pasiva, que se calcula desde 1981, actualmente se calcula y se define por la última modificación que según el Banco Central de Costa Rica fue el 26 de diciembre del 2012.

Se calcula el miércoles de cada semana o el día hábil inmediato anterior en caso de ser éste un día no hábil, a partir de la información de las tasas de interés brutas negociadas para cada una de las operaciones de captación, durante la semana anterior al cálculo (de miércoles a martes), por los intermediarios financieros incluidos en una muestra determinada por la División Económica del Banco Central.

Para el cálculo del promedio por entidad, se calcula el promedio simple de las tasas de interés para cada entidad financiera, se excluyen aquellos valores que muestren diferencias de al menos dos desviaciones estándar con respecto a ese promedio. El promedio por grupo de intermediarios financieros corresponde al promedio simple de las tasas de interés de las entidades que constituyen cada grupo de intermediarios financieros.

Las tasas incluidas en el cálculo son las correspondientes a las captaciones a plazos entre 150 y 210 días durante la semana de referencia definida en el ordinal anterior.

Todas las tasas incluidas en los cálculos se expresan en términos brutos (sin excluir el impuesto sobre la renta), sobre un factor de 360 días y corresponden a instrumentos de captación a plazo en colones.



Se emplea como ponderador de la tasa de interés resultante de cada grupo captador, el promedio móvil de los últimos seis meses del saldo de la captación en colones a plazo del respectivo grupo, a partir de la información de las cuentas monetarias.

Para el cálculo se toma una muestra de intermediarios financieros supervisados por la Superintendencia General de Entidades Financieras (SUGEF), cuyas captaciones en conjunto sumen al menos el 95% del saldo promedio de los últimos 6 meses, de la captación en colones al plazo (definido en las cuentas monetarias) de las OSD (Otras Sociedades de Depósito). Esta muestra debe ser revisada, como mínimo, en febrero de cada año.

En caso de que algún intermediario incluido en la muestra deje de operar, el cálculo de la Tasa Básica Pasiva se realiza con la información de los intermediarios financieros autorizados a funcionar, hasta que se sustituya por otro intermediario que permita cumplir con lo estipulado en el ordinal anterior.

La tasa resultante se redondea al veinteavo del punto porcentual más cercano, se divulga el día en que el Banco Central realiza el cálculo y rige a partir del jueves de esa semana. Finalmente, el Banco Central realiza un cierre mensual de la información obtenida semanalmente a nivel nacional la cual es publicada en su página y es la que será utilizada en el presente análisis.

Adicionalmente se utilizan para el análisis con Vectores Autorregresivos las variables económicas de Inflación, Ahorro, Ingresos, el Indicador de Actividad Económica, la tasa Libor, la tasa promedio de los Bonos del Tesoro de Estados Unidos y la tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos.

El análisis, en el presente estudio, se realizará en R-Studio, a partir de los paquetes de “TTR”, “tseries”, “normtest”, “stats”, “TSA”, “lmtest”, “ggplot2”, “forecast”, “mFilter”, “vars”, a los cuales pertenecen las funciones con las cuales se realiza todo el proceso de estructura y análisis de los datos.

### 3.5 Métodos

Para el análisis del pronóstico de la Tasa Básica Pasiva se hará uso de varias técnicas como el filtro de Hodrick-Prescott que se aplica a la serie y posteriormente se le aplica a la serie las técnicas de Redes Neuronales, ARIMA y la función *tslm* para su proyección, esta última considera la tendencia y la estacionalidad en el modelo de predicción con el fin de poder contemplar el comportamiento y frecuencia de los altos y bajos de la serie en su análisis, adicionalmente se hace uso de la técnica de Vectores Autorregresivos, la cual permite la adición de variables que impulsen la proyección de la Tasa Básica Pasiva, en este caso se utilizan la Inflación, el Índice de Actividad Económica, los Ingresos, los Ahorros, la tasa Libor, la tasa promedio de los Bonos del Tesoro de los EEUU y la tasa de Fondos Federales de los EE.UU y posteriormente se proyecta con las que cumplan con los estadísticos correspondientes. Con cada una de las anteriores técnicas mencionadas, se proyecta la Tasa Básica Pasiva de los 24 meses posteriores a la última fecha de la base de datos.

Se inicia realizando una descripción de la serie de tiempo gráficamente con el fin de conocer su conducta en el tiempo, y de igual manera se obtienen los estadísticos descriptivos de la misma.

Seguidamente se procede a la aplicación de técnicas que puedan dar un aporte adicional a la serie como tal, ya que en el análisis anterior se identifica y recomienda la adición de elementos macroeconómicos para la proyección, por lo que se incluyen variables y funciones que consideren elementos adicionales en la predicción con el fin de mejorar las proyecciones logradas con Box Jenkins y Redes Neuronales que son recalculadas con estos nuevos elementos como el filtro de Hodrick-Prescott, adicionalmente se implementan los Vectores Autorregresivos.

### 3.5.1 Metodología de Box Jenkins: Modelos ARIMA

Este método proviene de la ecuación de Wald, el cual corresponde al teorema fundamental del análisis de series de tiempo que se define de la siguiente manera:

Todo proceso estacionario de orden dos ( $x_t$ ) que puede ser representado según la forma:

$$x_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \varepsilon_{t-j} + k_t$$

Donde:

$\psi_j$  Satisface que  $\psi_0 = 1$ .

$\psi_j \in \mathbb{R}$

$$\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty$$

$\varepsilon_t$  Es un ruido blanco i.i.d.  $(0, \sigma^2)$ .

La suma de los choques pasados corresponde al componente estocástico lineal de  $x_t$ .

El término  $k_t$  corresponde al componente lineal determinístico tal que  $cov(k_t, \varepsilon_{t-j}) = 0$ .

(Sargent, 1982)

Para realizar el análisis en términos de Box-Jenkins se realizan los siguientes pasos específicos.

Paso 1: Identificación

Paso 2: Estimación (y selección)

Paso 3: comprobación de diagnóstico

Paso 4: uso del modelo

El paso 1 (identificación) implica determinar el orden del modelo requerido (p, d y q) para capturar las características dinámicas salientes de los datos. Esto lleva principalmente a utilizar procedimientos Figuras (trazar la serie, el ACF y PACF, etc.).

El paso 2 (estimación y selección) implica la estimación de los parámetros de los diferentes modelos (utilizando el paso 1) y procede a una primera selección de modelos (utilizando los criterios de información).

El paso 3 (verificar) implica determinar si los modelos especificados y estimados son adecuados. (Pelgrin, 2011)

### 3.5.1.1 Modelos

En la sección de análisis con Box-Jenkins, se aplican modelos ARIMA(p,d,q), donde p y q corresponden a los valores asociados al modelo autorregresivo y modelo de medias móviles respectivamente, y que son capaces de operar tanto en series de tiempo estacionarias como no estacionarias, debido a que cuenta con el proceso de estabilización de la serie a través del parámetro d, que corresponde el grado de diferenciación aplicado a la serie de tiempo. (Arnau, 2001)

#### 3.5.1.1.1 Modelos ARIMA

Un modelo ARIMA, al igual que el modelo ARMA es una combinación de los modelos autoregresivos y de medias móviles, con la particularidad de que incluye un proceso de restablecimiento de inestabilidad original presente en la serie de tiempo.

La forma general de un modelo ARIMA es semejante al de un modelo ARMA:

$$Y'_t = \varphi_1 Y'_{t-1} + \varphi_2 Y'_{t-2} + \varphi_3 Y'_{t-3} + \dots + \varphi_p Y'_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Donde:

$Y'_t$ : Es la serie inducida a la estabilidad.

$p$ : Los valores tomados por la variable durante los  $p$  periodos anteriores ( $t - 1, t - 2, t - 3, \dots, t - p$ ).

$(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p)$ : parámetro que brinda el grado de influencia de cada valor  $p$  sobre el valor considerado de la variable.

$q$ : Los errores o residuos de la variable durante los  $q$  momentos anteriores ( $t - 1, t - 2, t - 3, \dots, t - p$ ).

$(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)$ : Parámetro que pondera el grado de influencia de cada valor de  $q$ . (Arnau, 2001)

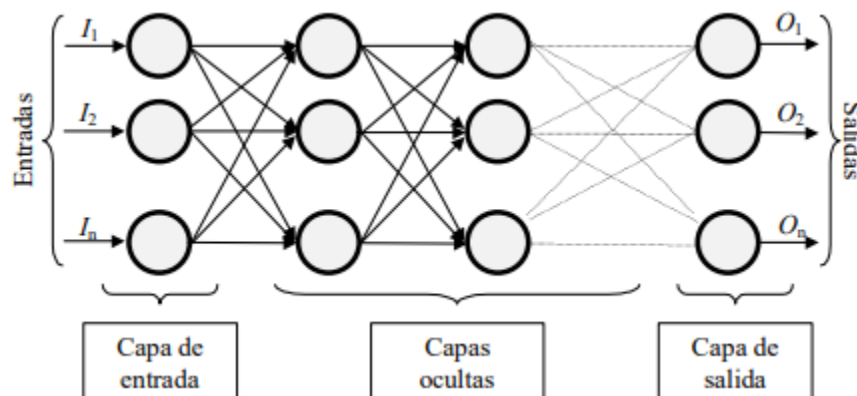
### 3.5.2 Redes Neuronales

Las Redes Neuronales son un marco de referencia que consiste en un marco computacional donde se desarrolla un procesamiento simple de unidades conectadas masivamente, las cuales son una representación de las neuronas en el cerebro humano por su estructura en las conexiones. (Tang & Fishwick, 1993).

Las Redes Neuronales tienen la ventaja de poderse utilizar independientemente del cumplimiento de los supuestos técnicos, de ahí que se considere una técnica no paramétrica, es decir se encuentra libre del cumplimiento de los supuestos teóricos de la estadística paramétrica. (Pitarque, 1998)

En la Figura 20 se observa la estructura de las Redes Neuronales, donde está constituida por neuronas interconectadas en tres capas. Los datos ingresan por medio de la “capa de entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”. (Ruiz & Basualdo, 2001).

Figura 20. Diagrama de capas de las Redes Neuronales.



Fuente: Ruiz & Basualdo. (2001). Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones.

Por su parte el modelo de las Redes Neuronales se compone de la siguiente manera:

$$Y_t = \beta_* + \sum_{i=1}^I \varphi_i x_t^{(i)} + \sum_{h=1}^H \beta_h G \left( (2\sigma_y)^{-1} \alpha_{*,h} + \sum_{i=1}^I \alpha_{i,h} x_t^{(i)} \right) + e_t$$

Donde:

$x_t^{(i)}$ : el conjunto de regresores para  $i = 1, \dots, I$ .

$e_t$ :  $\sigma_{\varepsilon_y}$ , que se obtiene al asumir que los residuos siguen una distribución con media 0 y varianza desconocida.

$G$ : corresponde a la función de activación de las neuronas de la capa oculta.

$$G(u) = \frac{1 - \exp(-u)}{1 + \exp(-u)} + ku, \text{ donde } k \text{ es una constante pequeña.}$$

$\sigma_y$ : a la desviación estandar de  $y_t$ .

Los parámetros del modelo ( $\Omega = [\beta_*, \beta_h, \varphi_i, \alpha_{*,h}, \alpha_{i,h}]$  para  $h = 1, \dots, H$ ;  $i$

$= 1, \dots, I$ ) se obtienen maximizando el logaritmo de la función de verosimilitud de los errores. (Martínez & Velázquez, 2011).

### 3.5.3 Hodrick-Prescott

Es un método comúnmente utilizado para suavizar las series de tiempo econométricas, fue definido por Hodrick y Prescott en 1981, donde proponen un método para extraer la tendencia en las series cronológicas econométricas, el cual publican en 1997 y se define como el Filtro Hodrick-Prescott que ahora se usa de forma rutinaria y, por lo tanto, se ha incorporado en diversos softwares estadísticos. (Trindade & Page, 2010)

El método propone la minimización de la siguiente ecuación:

$$\text{Min} \sum_{t=1}^n (Y_t - T_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^n (\Delta Y_t - \Delta T_t)^2$$

Donde  $Y_t$  es la serie bajo análisis,  $T_t$  es la tendencia,  $(Y_t - T_t)$  se conoce como el residuo del ciclo, el cual es la estimación de la combinación del componente cíclico y el componente irregular de la serie, y el segundo término es una aproximación de la segunda derivada de la tendencia en el periodo T. En esta expresión entonces se desea minimizar el

error cíclico y la diferencia tendencial. El parámetro  $\lambda$  es un parámetro de suavización que asume un valor superior a cero, el cual pondera a estas dos expresiones y permite que la tendencia se suavice cuando su valor es alto y que no lo haga cuando es bajo. Hodrick y Prescott recomiendan  $h= 14400$  para datos mensuales,  $h= 1600$  para datos trimestrales, y  $h=100$  para datos anuales. (Gómez, 2010)

### 3.5.4 Vectores Autorregresivos

Los Vectores Autorregresivos (VAR) son una herramienta de análisis de series de tiempo multivariadas que permite a los datos identificar una relación entre las diferentes variables para mejorar el proceso de pronóstico, sin que exista necesariamente una teoría económica que guíe o restrinja la estructura de un modelo. (Guerrero, 1987).

Se hace uso de un modelo VAR cuando se requiere caracterizar las interacciones simultáneas entre un grupo de variables, ya que es un modelo muy útil cuando existe evidencia de simultaneidad entre un grupo de variables, y que sus relaciones se transmiten a lo largo de un determinado número de períodos. Al no imponer ninguna restricción sobre la versión estructural del modelo, no se incurre en los errores de especificación que dichas restricciones pudieran causar al ejercicio empírico. (Novales, 2014).

En general, un modelo VAR se especifica,

$$Y_t = A_0 + \sum_{s=1}^n A_s Y_{t-s} + GZ_t + u_t$$

donde  $Y_t$  es un vector columna  $k \times 1$ ;  $n$  es el orden del modelo VAR, o número de retardos de cada variable en cada ecuación, y  $u_t$  es un vector  $k \times 1$  de innovaciones, es decir, procesos sin autocorrelación, con  $\text{Var}(u_t) = \Sigma$ , constante.

El elemento  $(i; j)$  en la matriz  $A_s$ ,  $1 < s < n$  mide el efecto directo o parcial de un cambio unitario en  $Y_j$  en el instante  $t$  sobre  $Y_i$  al cabo de  $s$  períodos,  $Y_{i,t+s}$ . La columna  $j$  de la matriz  $A_s$  mide el efecto que un cambio unitario en  $Y_j$  en el instante  $t$  tiene sobre el vector

$Y_{t+s}$ . El elemento  $i$ -ésimo en  $u_t$  es el componente de  $Y_{it}$  que no puede ser previsto utilizando el pasado de las variables que integran el vector  $Y_t$ . (Novales, 2014).

El modelo VAR es útil cuando existe evidencia de simultaneidad entre un grupo de variables, y que sus relaciones se transmiten a lo largo de un determinado número de períodos. Al no imponer ninguna restricción sobre la versión estructural del modelo, no se incurre en los errores de especificación que dichas restricciones pudieran causar al ejercicio empírico. De hecho, la principal motivación detrás de los modelos VAR es la dificultad en identificar variables como exógenas, como es preciso hacer para identificar un modelo de ecuaciones simultáneas. (Novales, 2014)

### 3.2.4.1 Prueba Granger

La prueba nace en 1969 donde Granger fue el primero en proponer un test de causalidad, bajo el criterio de que el futuro no puede afectar al pasado sino, en cualquier caso, podría ser al revés. De esta forma si una variable está correlacionada con valores futuros de otra variable se dice que una variable es causa de la otra “según Granger”. Las hipótesis de la prueba son:  $H_0$ : que no exista dicha causalidad o, alternativamente,  $H_a$ : que no sabemos si no existe dicha causalidad. (Montero, 2013)

La prueba se basa en la estimación de un vector autorregresivo que incluye dos o más variables y, generalmente, no impone restricciones sobre ellas. Para un sistema bivariado, la prueba de Granger se formula de la siguiente manera:

$$Y_t: a_0 + \sum_{i=1}^k a_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^k b_i X_{t-i} + \mu_t$$

$$X_t: c_0 + \sum_{i=1}^k c_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^k d_i Y_{t-i} + v_t$$

Donde  $X_t$  y  $Y_t$  son series de tiempo,  $\mu_t$  y  $v_t$  son errores no correlacionados. Una relación de causalidad entre una de las variables respecto a otra requiere que por lo menos algunos de los parámetros  $b_i$  y  $d_i$  sean estadísticamente distintos de cero. Por otro lado, para la causalidad bidireccional se requeriría que, para al menos un  $i$ ,  $b_i \neq 0$  y  $d_i \neq 0$ . Por último,



si las variables son independientes desde el punto de vista de la causalidad, todos los parámetros de X y todos los de Y deberían ser estadísticamente no significativos, y además  $COV(\mu_t, \nu_t) = 0$ . Una consecuencia importante es que la cointegración entre dos o más variables es suficiente para que haya causalidad en por lo menos una dirección. (Brida, Pereyra, Pulina & Such, 2013)

Para determinar en qué medida  $X_i$  contiene información relevante para predecir  $Y_i$ , se aplica la prueba, según el siguiente valor de la distribución F:

$$F = \frac{SCR_R}{SCR_N}$$

Donde  $SCR_R$  es la suma de cuadrados de residuales de la regresión restringida,  $SCR_N$  es la suma de cuadrados residuales de la regresión no restringida. (Delgado, 2013)

#### **3.2.4.2 Función de Impulso Respuesta**

Las funciones de impulso respuesta son un instrumento para evaluar la congruencia y la sensibilidad dinámica de las variables especificadas en el modelo. Las Funciones Generalizadas de Impulso-Respuesta (FGIR) nos permiten conocer la respuesta dinámica de una determinada variable del sistema ante choques o cambios no anticipados en alguna otra variable. Las FGIR se obtienen a través del método de Pesaran y Shin (1998), el cual permite obtener un conjunto de innovaciones ortogonalizadas, es decir, de innovaciones exentas de correlación contemporánea que son independientes de la ordenación de las ecuaciones del modelo VAR. Para que una FGIR sea considerada estadísticamente significativa, su intervalo debe excluir al cero en algún punto del horizonte de tiempo estimado. (Morán, 2014)

Para el cálculo, en la función se denota la historia de la variable económica hasta el instante  $t-1$  por la sucesión no decreciente de conjuntos de información  $\Omega_{t-1}$ ; tenemos la función generalizada de respuesta al impulse definida como:

$$GI_Y(h, \delta, \Omega_{t-1}) = E(Y_{t+h}|u_t = \delta, \Omega_{t-1}) - E(Y_{t+h}|u_t = \Omega_{t-1})$$

Donde:

$$E(Y_{t+h}|u_t = \delta, \Omega_{t-1}) = \varphi_h \delta + \varphi_{h-1} u_{t-1} + \varphi_{h-2} u_{t-2} + \dots$$

$$E(Y_{t+h}|u_t = \Omega_{t-1}) = \varphi_{h-1} u_{t-1} + \varphi_{h-2} u_{t-2} + \dots$$

Por lo que:

$$GI_Y(h, \delta, \Omega_{t-1}) = \varphi_h \delta$$

que es independiente de  $\Omega_{t-1}$ , pero depende de la composición de los shocks recogidos por  $\delta$ . La elección de este  $\delta$  condiciona las propiedades de las funciones de respuesta impulso. (Novales, 2017)

### 3.2.4.3 Función de regresión en series de tiempo (tslm)

La función tslm está diseñada para adaptarse a modelos lineales con datos de series de tiempo, busca imitar una regresión lineal, a la cual llama a la estimación, pero tomando en consideración los atributos de la serie de tiempo. También maneja algunas variables predictoras automáticamente junto con la tendencia y la estacionalidad. (Hyndman, 2016)

La función general está definida por como:

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t \quad (t = 1, 2, \dots, n)$$

Donde:

$Y_t$  es la variable predictiva en términos de serie de tiempo.

$T_t$  es la tendencia que capta los cambios persistentes en la media.

$S_t$  es la estacionalidad que capta las fluctuaciones periódicas en la media.

$\varepsilon_t$  corresponde al error. (Jerez, 2014)

### 3.5.5 Pruebas de Bondad de Ajuste

Al realizar una comparación de los modelos seleccionados, se analizan las medidas de desempeño predictivo, y una vez que se obtiene el modelo adecuado para la predicción, se procede a realizar la misma, a la cual se realiza el estudio de los residuos.

Para las medidas de desempeño predictivo se toman en cuenta las medidas de Error Medio (ME), Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), Error Medio Absoluto (MAE), Raíz Cuadrática Media del Error (RMSE), las cuales según (De la Horra, 2010), se calculan de acuerdo con los siguientes términos.

#### 3.2.5.1 Error Medio

El Error Medio (ME), considerando un estimador  $T$ , para estimar  $\theta$  se define de la siguiente manera:

$$ME(T) = E [(T - \theta)] = E [T(X_1, \dots, X_n) - \theta]$$

Donde:

$T(X_1, \dots, X_n) - \theta$  Mide el error que se comete al estimar  $\theta$  mediante  $T(X_1, \dots, X_n)$ .

Se calcula el promedio del valor de este error.

#### 3.2.5.2 Error Medio Absoluto

El Error Medio Absoluto (MAE), considerando un estimador  $T$ , para estimar  $\theta$  se define de la siguiente manera:

$$MAE(T) = E [|T - \theta|] = E [|T(X_1, \dots, X_n) - \theta|]$$

Donde:

$|T(X_1, \dots, X_n) - \theta|$  Mide el error que se comete al estimar  $\theta$  mediante  $T(X_1, \dots, X_n)$ .

Se calcula el promedio del valor absoluto de este error.

### 3.2.5.3 Error Porcentual Absoluto Medio

El Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), se obtiene al dividir el error absoluto en cada periodo entre el valor real observado para ese periodo, luego se promedian estos errores absolutos de porcentaje como se observa a continuación:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{|A_t|}}{n}$$

### 3.2.5.4 Raíz Cuadrática Media del Error

La Raíz Cuadrática Media del Error (RMSE), es la raíz cuadrada del error cuadrático medio que se representa de la siguiente manera:

$$RMSE(T) = E[(T - \theta)^2] = E[(T(X_1, \dots, X_n) - \theta)^2]$$

Donde:

$(T(X_1, \dots, X_n) - \theta)^2$  mide el error que se comete al estimar  $\theta$  mediante  $T(X_1, \dots, X_n)$ .

*Se calcula el promedio del valor de este error al cual se le calcula la raíz cuadrada.*

Para realizar los análisis de bondad de ajuste entre los modelos ARIMA, se usan las pruebas del criterio de información de Akaike (AIC) y el criterio de información Bayesiana (BIC).

### 3.2.3.5 Criterio de información de Akaike (AIC)

En cuanto al AIC, según como lo establece (Caballero, 2011), busca penalizar un exceso de parámetros ajustados, por lo que mientras menor sea su valor, mejor ajuste presenta el modelo a los datos.

Se compone de la siguiente manera:

$$AIC(m) = n \ln(2\pi) + n \ln|\hat{L}\hat{L} + \hat{\psi}| + np + 2[(mp + p) - \frac{1}{2}m(m - 1)]$$

Donde:

$n$ : Tamaño de muestra total.

$p$ : Número de variables originales.

$\hat{L}$ : Matriz de cargas factoriales estimada mediante máxima verosimilitud.

$\hat{\psi}$ : Matriz de factores específicos estimada mediante máxima verosimilitud.

$m$ : Número de factores,  $m = 1, 2, \dots, M$ .

$\ln|\hat{L}\hat{L} + \hat{\psi}|$ : Logaritmo neperiano del determinante de la matriz  $\hat{L}\hat{L} + \hat{\psi}$ .

### 3.2.3.6 Criterio de información Bayesiana (BIC)

Por su parte del BIC, considera el número  $n$  de observaciones en el término de penalización y es además menos favorable en la inclusión de factores. El valor óptimo de  $k$  es calculado minimizando BIC ( $k$ ), se busca que el valor sea pequeño en comparación con los demás modelos, para seleccionar el que presenta mejor ajuste.

Se compone de la siguiente manera (Caballero, 2011):

$$BIC(m) = np \ln(2\pi) + n \ln|\hat{L}\hat{L}^T + \hat{\psi}| + np + (\ln n) [(mp + p) - \frac{1}{2}m(m - 1)]$$

Donde:

$n$ : Tamaño de muestra total.

$p$ : Número de variables originales.

$\hat{L}$ : Matriz de cargas factoriales estimada mediante máxima verosimilitud.

$\hat{\psi}$ : Matriz de factores específicos estimada mediante máxima verosimilitud.

$m$ : Número de factores,  $m = 1, 2, \dots, M$ .

A partir de la aplicación de los métodos expuestos en la serie de tiempo y su revisión con las pruebas de bondad de ajuste se logra obtener el análisis que se expone en la siguiente sección.

## 3.6 Análisis

Se inicia el análisis a la base de datos, la cual se realiza en R-Studio, con la revisión descriptiva de las misma, para lo cual se gráfica y se obtiene la descomposición con el fin de observar gráficamente los datos generales, la tendencia, la estacionalidad y la aleatoriedad.

Seguidamente se realiza la partición de la base de datos con el fin de obtener una subserie de aprendizaje y una de prueba para cada uno de los modelos que se aplican, la primera corresponde a un 80% de los datos y la siguiente al 20% restante.

Posterior a eso se aplica el filtro de Hodrick-Prescott a la serie siguiendo la recomendación de los autores, que al ser una base mensual se le define un lambda de 14400, una vez que se obtiene el análisis de la serie definida bajo los términos del filtro se prosigue a proyectar utilizando las técnicas paramétricas y no paramétricas de Box-Jenkins y Redes Neuronales respectivamente. Adicionalmente se proyecta con una función que utiliza la información del filtro junto con la tendencia y la estacionalidad en una regresión de series de tiempo lineal. Para cada una de estas técnicas se revisa su precisión con el entrenamiento del modelo en la subserie de aprendizaje y su proyección en la subserie de prueba y finalmente se realiza una proyección final de la TBP.

Finalmente se aplica a la serie la técnica de vectores autorregresivos considerando las variables adicionales de inflación, índice de actividad económica, ingresos, ahorros, la tasa Libor, la tasa promedio de los Bonos del Tesoro de los EEUU y la tasa de Fondos Federales de los EE.UU, a las cuales se les revisan los estadísticos de prueba de Granger y función de respuesta impulso para determinar cuáles de ellas son significativas en el modelo y se proyecta la TBP para el periodo de marzo 2018 a febrero 2020.

Una vez que se cuenta con todas las proyecciones estas se comparan con los valores reales de la TBP de los meses posteriores a la información de la base de los cuales ya se cuenta con información, en este caso corresponden a los meses de marzo 2018 a junio 2019.

Para todos los modelos se calculan las medidas de bondad de ajuste y se comparan con el fin de evidenciar el que cuenta con el mejor ajuste para la Tasa Básica Pasiva.

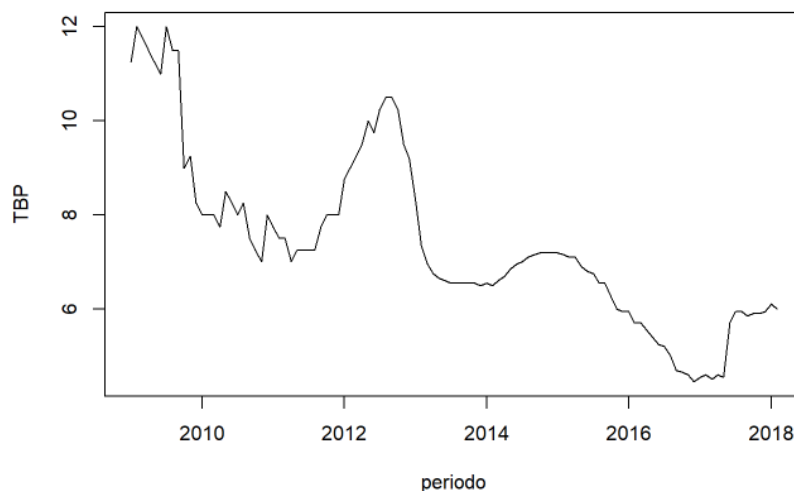
## CAPÍTULO 4: RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados de todos los análisis realizados a la serie de tiempo iniciando con estadísticas descriptivas, seguido los modelos de estimación de Box-Jenkins, Redes Neuronales y la función tsm con la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott y posteriormente se realiza el análisis con Vectores Autorregresivos. Para cada uno de los modelos se calculan los estadísticos de bondad de ajuste. Finalmente se realiza la proyección con cada uno, se comparan entre ellos y con los observados hasta junio 2019.

### 4.1 Descripción de la serie

Primeramente, en la Figura 21 se muestra el comportamiento de la serie desde enero 2009 hasta febrero 2018, la cual presenta una tendencia a la baja con elevaciones importantes en el 2009 y 2013.

*Figura 21. Comportamiento de la Tasa Básica Pasiva.*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Para una revisión de la serie se obtienen las estadísticas descriptivas más importantes, que son expuestas en el Tabla 8, donde se observa que el valor promedio es de 7.41 con mínimos que llegan hasta los 4.45 y máximos de 12.

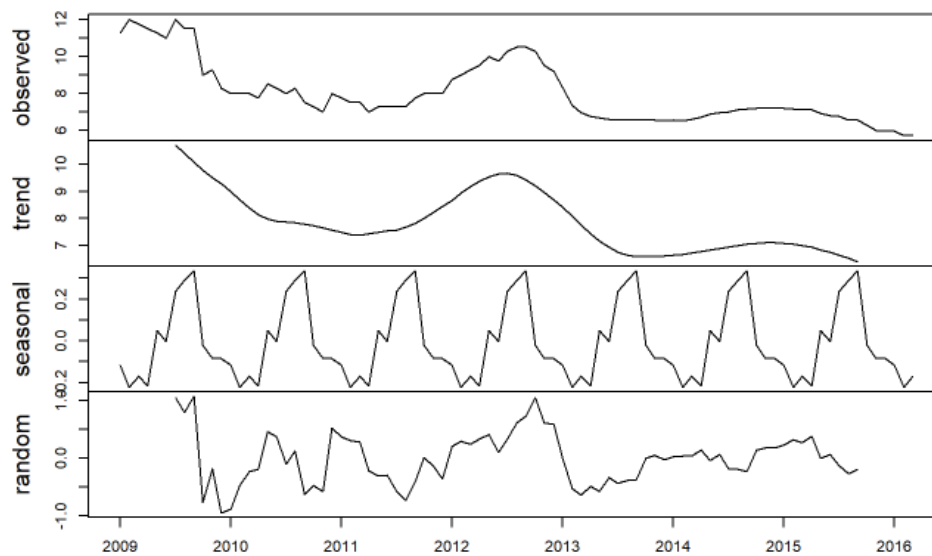
*Tabla 8. Estadísticos descriptivos TBP.*

Estadístico	Valor
Mínimo	4.45
Cuartil 1	6.14
Mediana	7.10
Promedio	7.41
Cuartil 3	8.19
Máximo	12.00

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Por otra parte, en el Figura 22 se presenta la descomposición de la serie de aprendizaje en sus componentes donde se observa la tendencia a la baja de esta, así como la estacionalidad. La serie presenta una única alza alrededor del 2013, una estacionalidad que se expresa en cada segundo semestre con un alza paulatina y una reducción marcada.

*Figura 22. Tasa Básica Pasiva: Descomposición.*

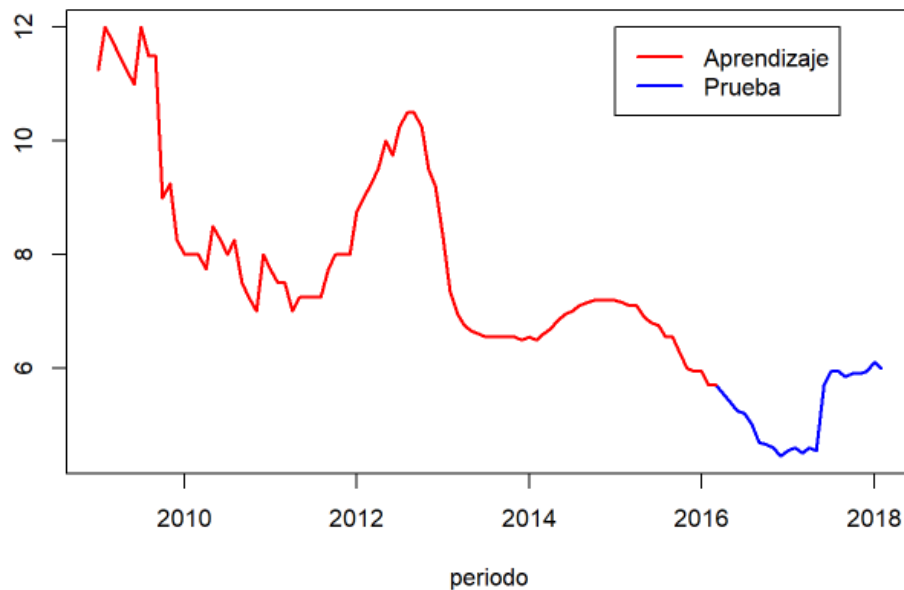


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).



Por otra parte, la Figura 23 presenta gráficamente la partición de la serie en la cual el primer 80% es destinado como la subserie de aprendizaje y el último 20% como subserie de prueba.

*Figura 23. División serie de la TBP en subseries de aprendizaje y prueba.*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

En las siguientes secciones se aplican los modelos de estimación según los elementos identificados en la descripción de la serie.

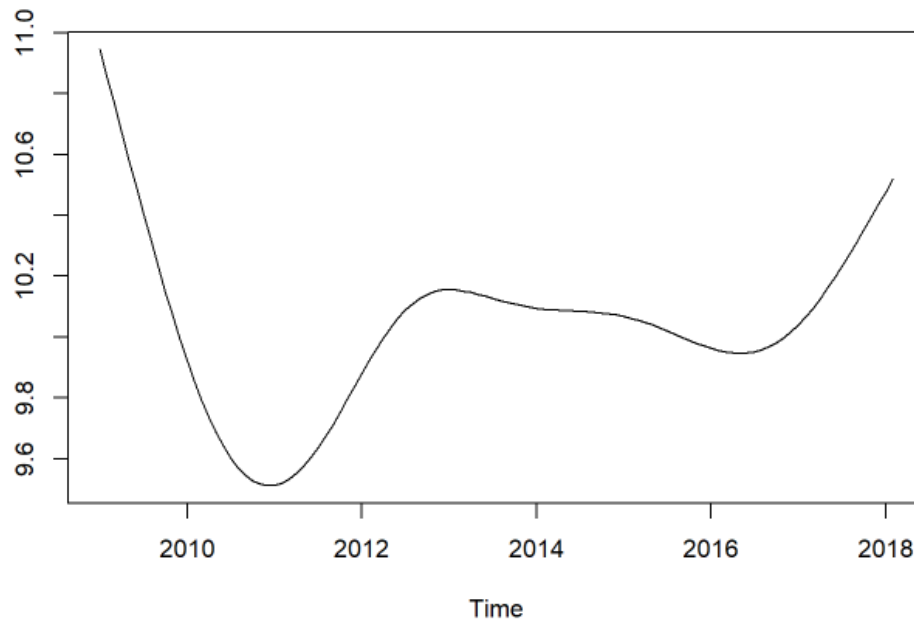
#### **4.2 Filtro Hodrick-Prescott**

Se inicia con la aplicación del filtro en la serie de tiempo considerando un  $\lambda$  de 14400 al ser una serie mensual, y el resultado es utilizado como insumo en las estimaciones con los modelos de Redes Neuronales, ARIMA y la función de regresión lineal con series de tiempo.

En la Figura 24 se observa el resultado de la tendencia al aplicar el filtro de Hodrick-Prescott en la serie de la Tasa Básica Pasiva con un  $\lambda$  de 14400.

La tendencia de la serie al aplicar el filtro presenta una disminución marcada cerca del 2011 con un incremento que se estabiliza del 2012 hasta el 2017, a finales de este año inicia un aumento que continua en el 2018.

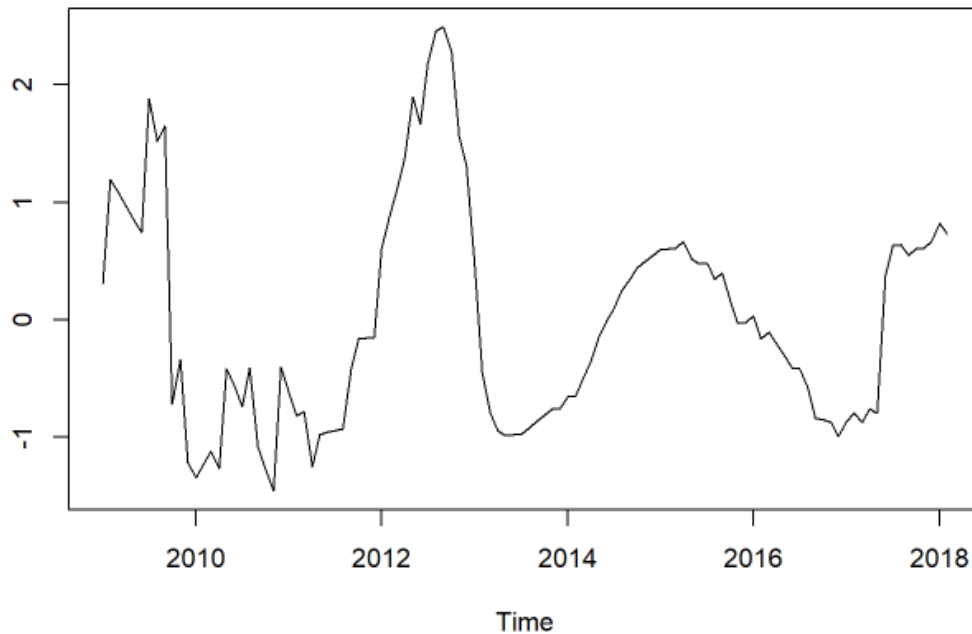
*Figura 24. Filtro Hodrick-Prescott de la TBP: Tendencia con lambda de 14400*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

La Figura 25 muestra el ciclo de la serie al aplicar el filtro, el cual presenta alzas aproximadamente cada dos años, la más alta en el 2013, sin embargo, se vuelven a presentar, de manera más conservadora, en el 2015 y 2017.

Figura 25. Filtro Hodrick-Prescott de la TBP: Ciclo con lambda de 14400

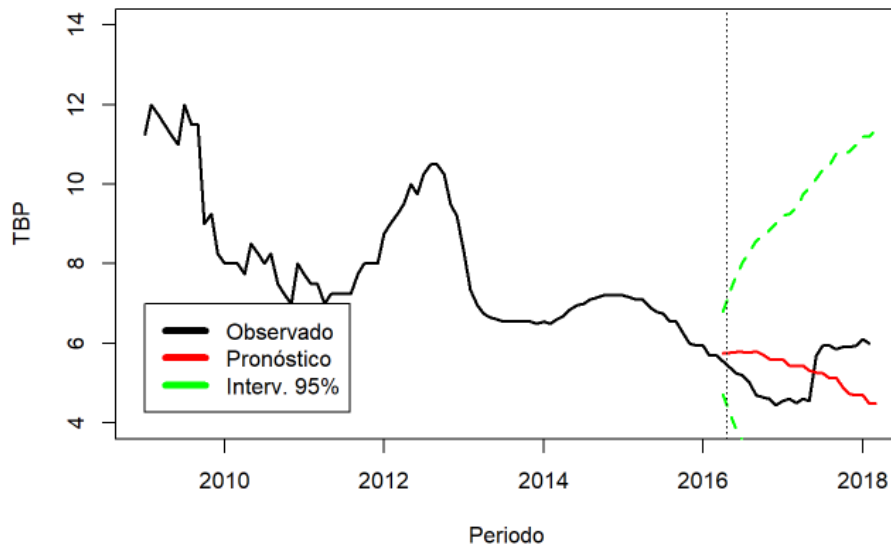


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Una vez que se cuenta con los resultados de la aplicación del filtro, se genera el análisis de la serie con ARIMA, que se observa en la Figura 26, donde se compara el pronóstico para el 20% con los datos de la serie. El pronóstico presenta una tendencia a disminución de la serie.

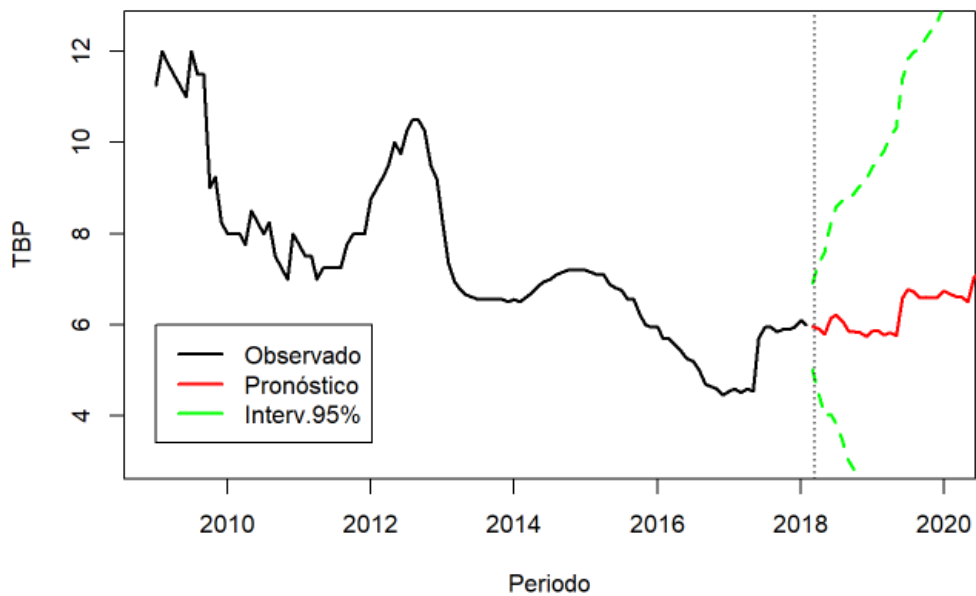
En la Figura 27 se presenta la proyección final obtenida a partir de los resultados de la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott con ARIMA, la cual inicia de manera constante con una leve alza que se estabiliza, con una amplitud de intervalos de confianza y cambio en tendencia.

Figura 26. Pronóstico de ARIMA (1,1,0) (1,1,0) [12] con filtro de Hodrick-Prescott



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Figura 27. Proyección TBP con ARIMA (1,1,0) (1,1,0)[12] con filtro de Hodrick-Prescott

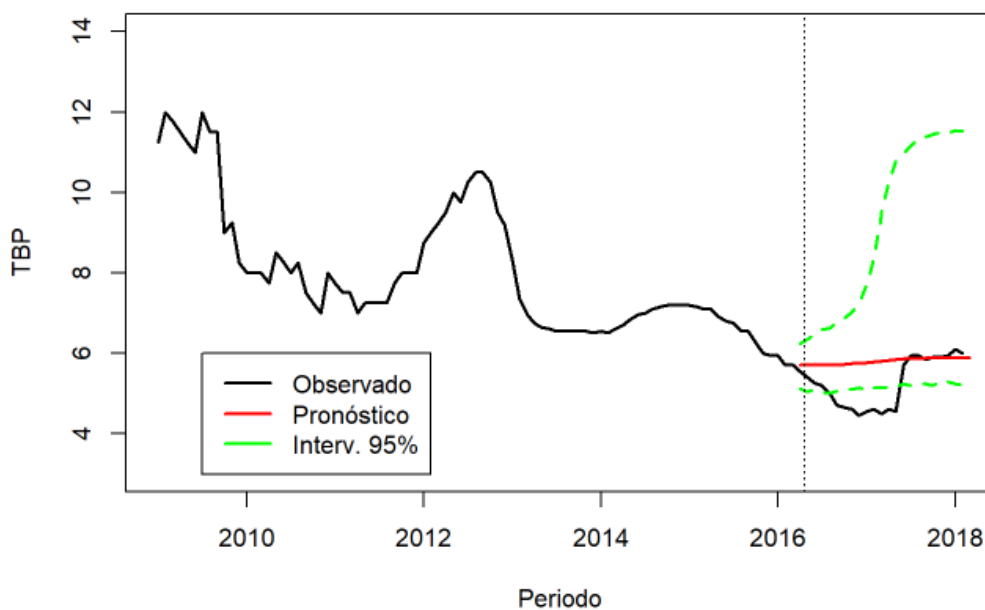


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Seguidamente, en la Figura 28 se observa el pronóstico realizado con la técnica no paramétrica, específicamente Redes Neuronales, al aplicar el filtro de Hodrick-Prescott para el 20% y su comparación con los datos de la serie, donde la misma presenta una tendencia constante.

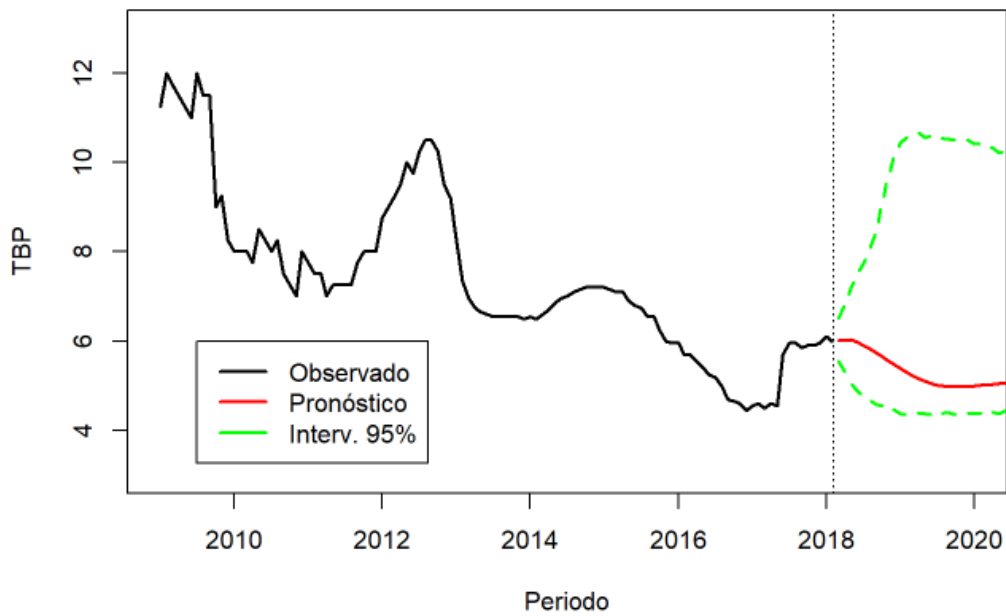
Posteriormente la Figura 29 presenta la proyección de la Tasa Básica Pasiva con Redes Neuronales, a partir de los resultados obtenidos de la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott, la cual presenta una leve disminución al inicio para mantenerse constante en el resto del periodo.

*Figura 28. Pronóstico de Redes Neuronales con filtro de Hodrick-Prescott*



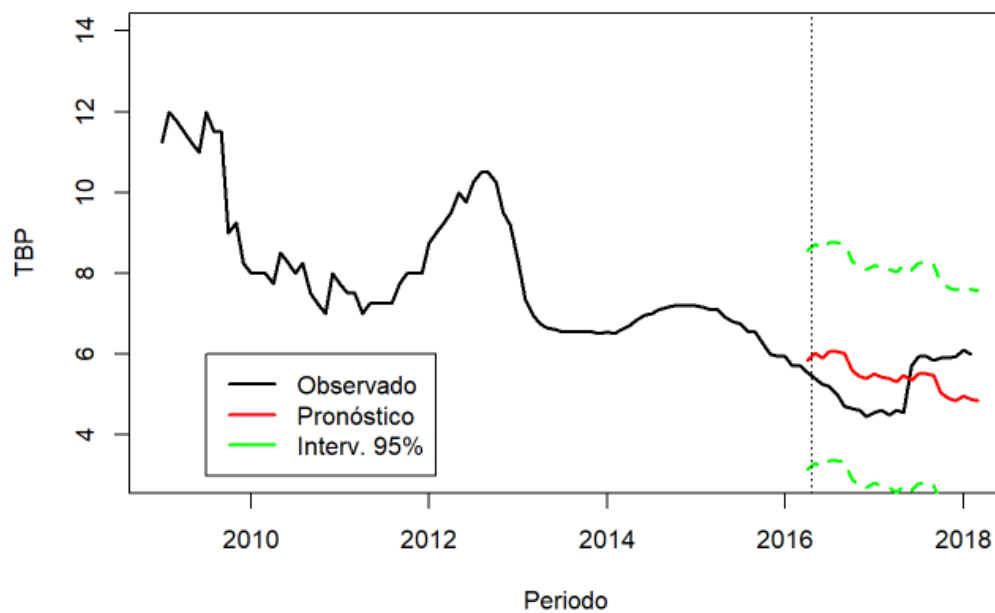
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Figura 29. Proyección TBP con Redes Neuronales con filtro de Hodrick-Prescott



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Figura 30. Pronóstico de función tslm con filtro de Hodrick-Prescott

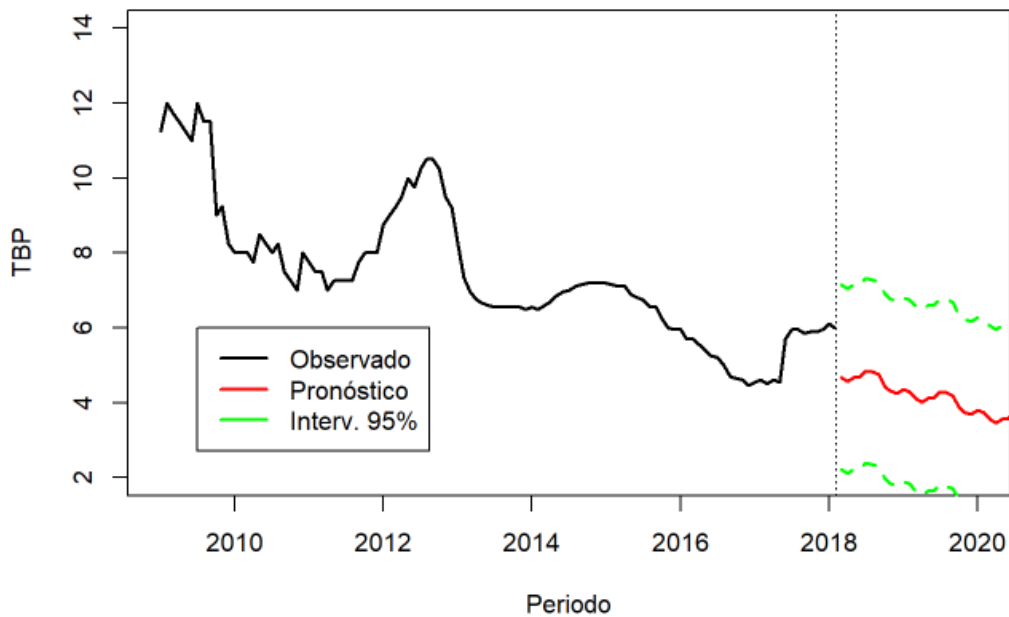


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Finalmente se aplica el insumo del filtro de Hodrick-Prescott en la función de regresión en series de tiempo y se obtiene una proyección que se compara con los observados, la cual presenta una tendencia a la baja. Los resultados se muestran en la Figura 30.

En la Figura 31 se presenta la proyección de la Tasa Básica Pasiva con los resultados obtenidos de la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott con el uso de la función de regresión en series de tiempo que realiza la proyección con un modelo de regresión lineal con la tendencia y la estacionalidad como variables predictoras y la serie de tiempo como variable respuesta.

*Figura 31. Proyección TBP con función tslm con filtro de Hodrick-Prescott*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

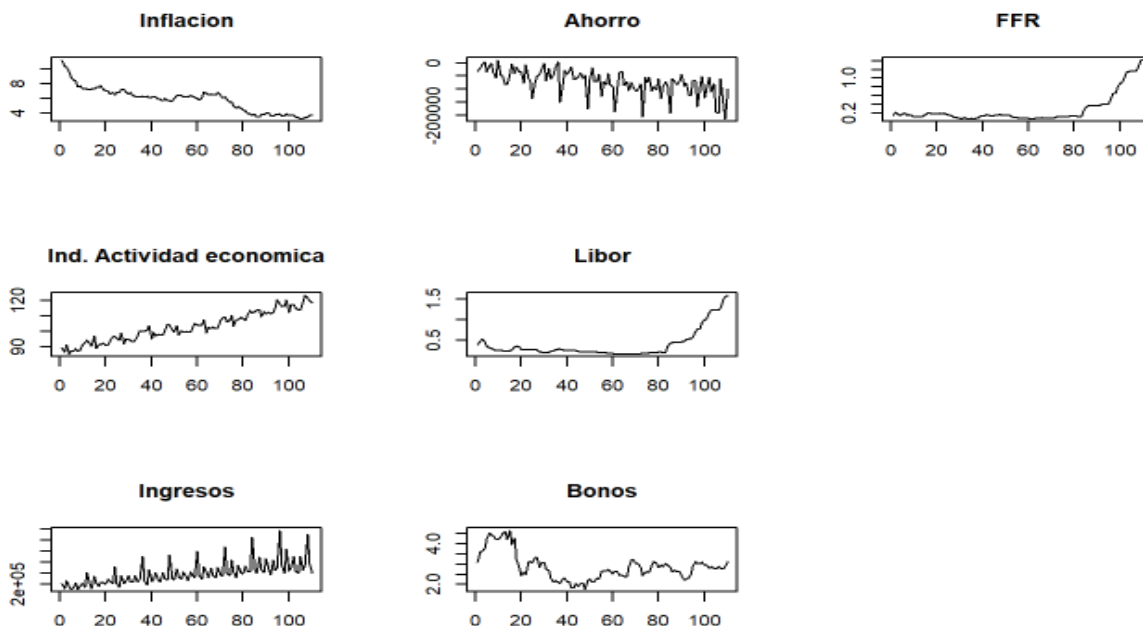
Una vez aplicadas las técnicas de análisis con el insumo del filtro de Hodrick-Prescott se procede al uso del método que adiciona variables económicas con el fin de definir su aporte a la proyección de la Tasa Básica Pasiva.

### 4.3 Vectores Autorregresivos

Por otra parte, se realiza un análisis a la serie de la Tasa Básica Pasiva a partir de Vectores Autorregresivos para el cual se incluyen las variables de Inflación, Indicador de Actividad, Ingresos, Ahorro, la tasa Libor, la tasa promedio de los Bonos del Tesoro de los EEUU y la tasa de Fondos Federales de los EE.UU durante el periodo de estudio que corresponde de enero 2018 a febrero 2019.

En la Figura 32 se presenta el comportamiento de las variables donde la Inflación y el Ahorro presentan una conducta decreciente, mientras que el Indicador de Actividad, los Ingresos, la tasa Libor y la tasa de Fondos Federales de los EE.UU cuentan con una tendencia creciente, por su parte la tasa promedio de los Bonos del Tesoro de los EE. UU. inicia con un decrecimiento que luego cambia de tendencia siendo más constante en los meses finales.

*Figura 32. Comportamiento de la Inflación, Indicador de Actividad Económica, Ingresos, Ahorro, Tasa Libor, Tasa promedio de Bonos del Tesoro de EE.UU y Tasa de Fondos Federales de EE.UU*



Fuente: Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica y Banco central de EE.UU (2009-2018)



En la Tabla 9 se observan los resultados de la prueba Granger para cada una de las variables que serán utilizadas como predictoras, con el fin de conocer la causalidad asociada de las variables, donde con una significancia del 5% únicamente la Inflación rechaza la hipótesis nula de no existencia de causalidad.

*Tabla 9. Resultados prueba Granger*

Estadístico	p. value
Inflación	0.04
Indicador Actividad Económica	0.31
Ingresos	0.86
Ahorros	0.05
Libor	0.63
Bonos	0.59
FFR	0.85

Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica y Banco Central de EE.UU (2009-2018).

En la siguiente tabla se presentan los resultados de la prueba de impulso para cada una de las variables del análisis, que corresponde a una matriz donde los valores positivos corresponden al efecto acumulativo de las desviaciones estándar sobre la Tasa Básica Pasiva, en este caso la inflación presenta el mayor valor.

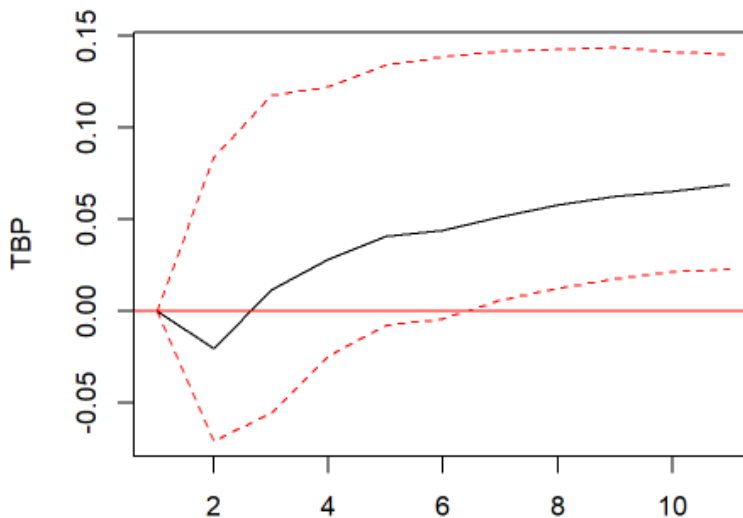
*Tabla 10. Matriz resultados prueba de impulso*

	TBP	Inflación	Ind. Actividad Económica	Ingresos	Ahorros	Libor	Bonos	FED
TBP	5.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Inflación	7.33	6.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Ind. Actividad Económica	-49.26	-37.94	9.89	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Ingresos	-375600.00	-275300.00	86987.08	21920.40	0.00	0.00	0.00	0.00
Ahorros	-156600.00	102800.00	-53846.01	448.60	27423.00	0.00	0.00	0.00
Libor	1.26	0.45	-0.01	-1.19	-0.02	0.53	0.00	0.00
Bonos	0.75	2.39	-0.21	-1.07	-0.49	-0.12	1.15	0.00
FFR	1.13	0.36	0.03	-1.12	-0.05	0.48	-0.01	0.06

Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica y Banco Central de EE.UU (2009-2018).

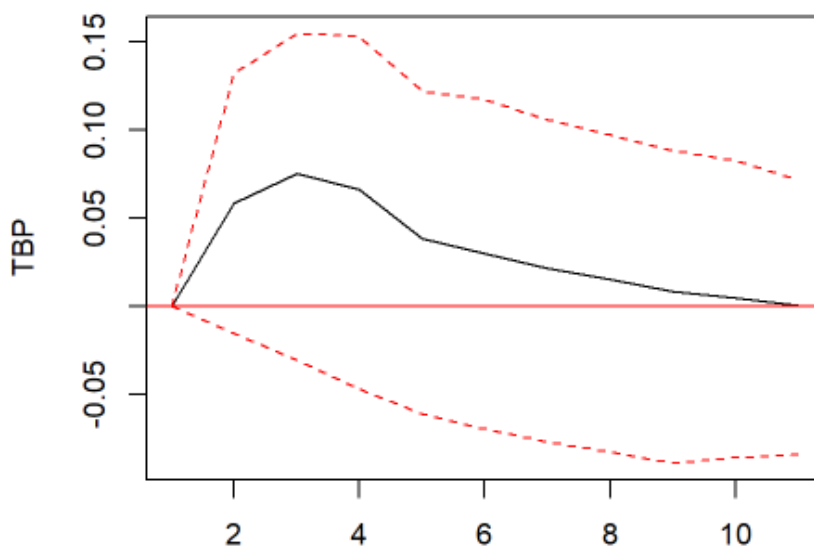
En las Figuras de la 33 a la figura 39 se observa el resultado de la aplicación de la función de impulso respuesta a cada una de las variables económicas adicionales, el cual representa el impulso que genera la variable analizada sobre la Tasa Básica Pasiva, que se busca sea positiva en el tiempo, incluso su intervalo de confianza.

*Figura 33. Impulso respuesta del Inflación*



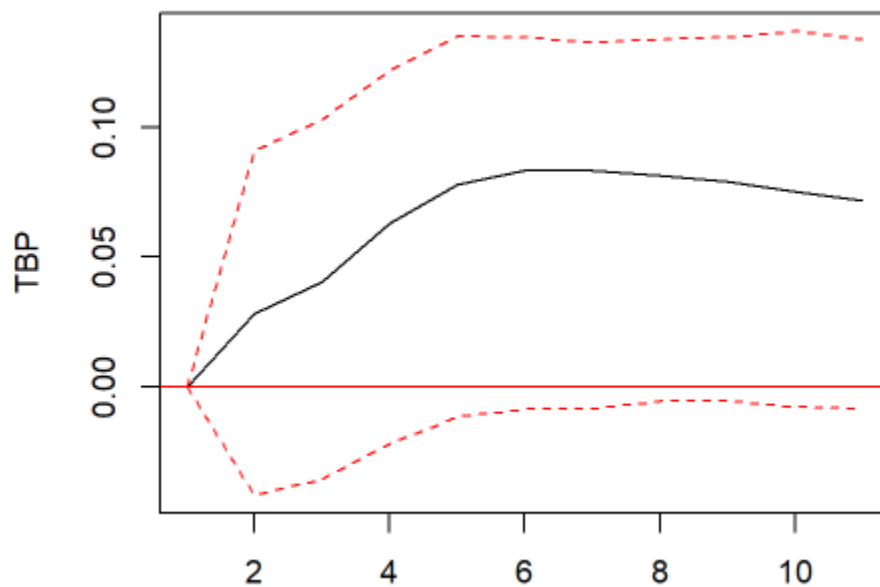
Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica (2009-2018).

*Figura 34. Impulso respuesta de la Ahorro*



Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica (2009-2018).

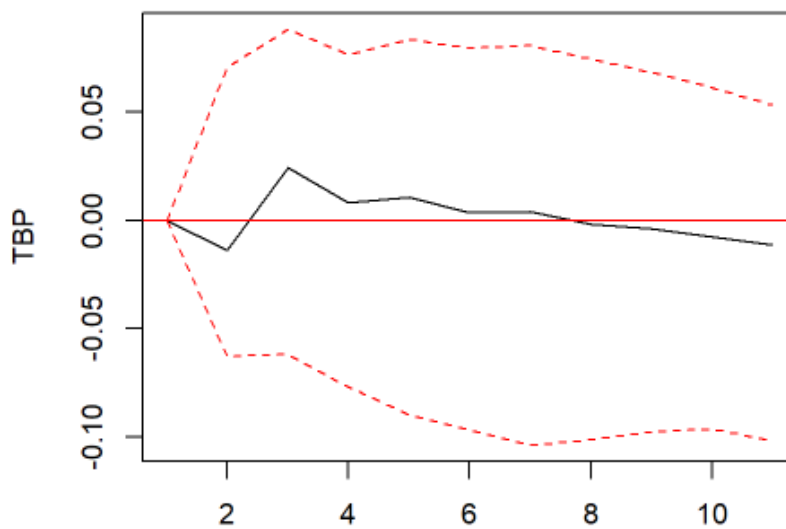
Figura 35. Impulso respuesta de Tasa Libor



Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica (2009-2018).

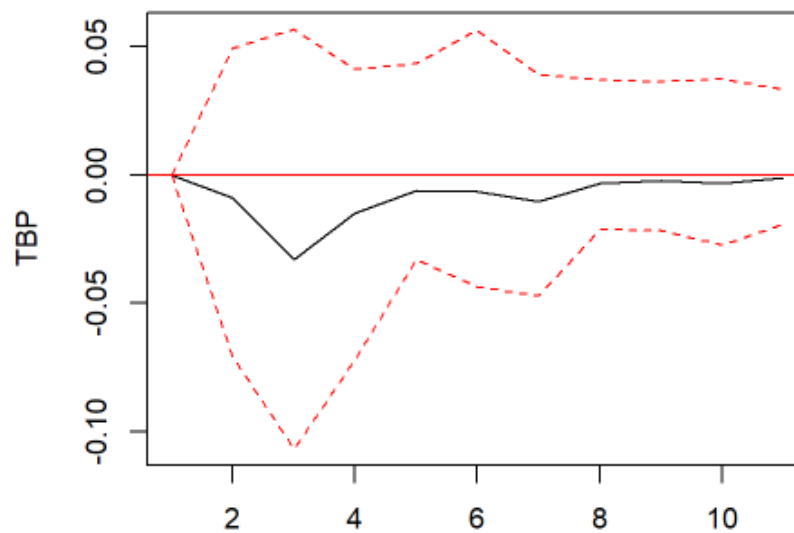
Al analizar el impacto de la Inflación, el Ahorro y la tasa Libor, estos presentan valores mayormente positivos, indicando su influencia en la conducta de la Tasa Básica Pasiva, sin embargo, en con el avance de los periodos, únicamente la Inflación mantiene valores, incluyendo su intervalos de confianza, mayores a cero.

*Figura 36. Impulso respuesta del Indicador de Actividad Económica*



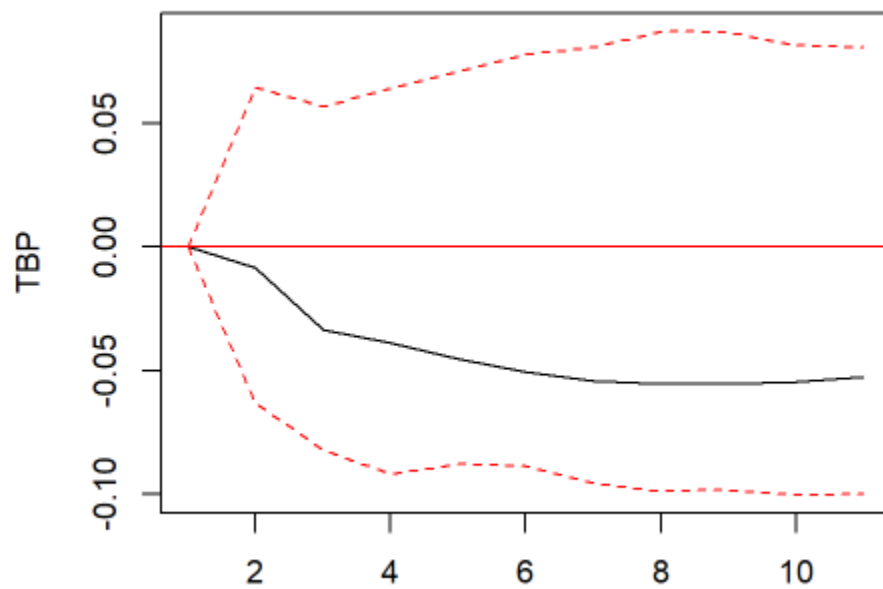
Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica (2009-2018).

*Figura 37. Impulso respuesta de los Ingresos*



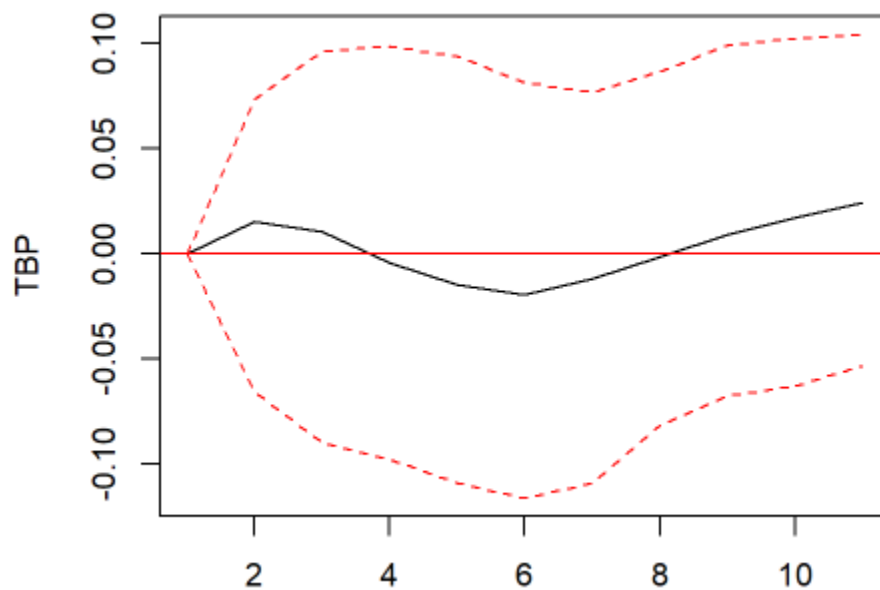
Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica (2009-2018).

Figura 38. Impulso respuesta de tasa promedio de Bonos del Tesoro de EE.UU



Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de Costa Rica (2009-2018).

Figura 39. Impulso respuesta de la tasa de Fondos Federales de EE.UU



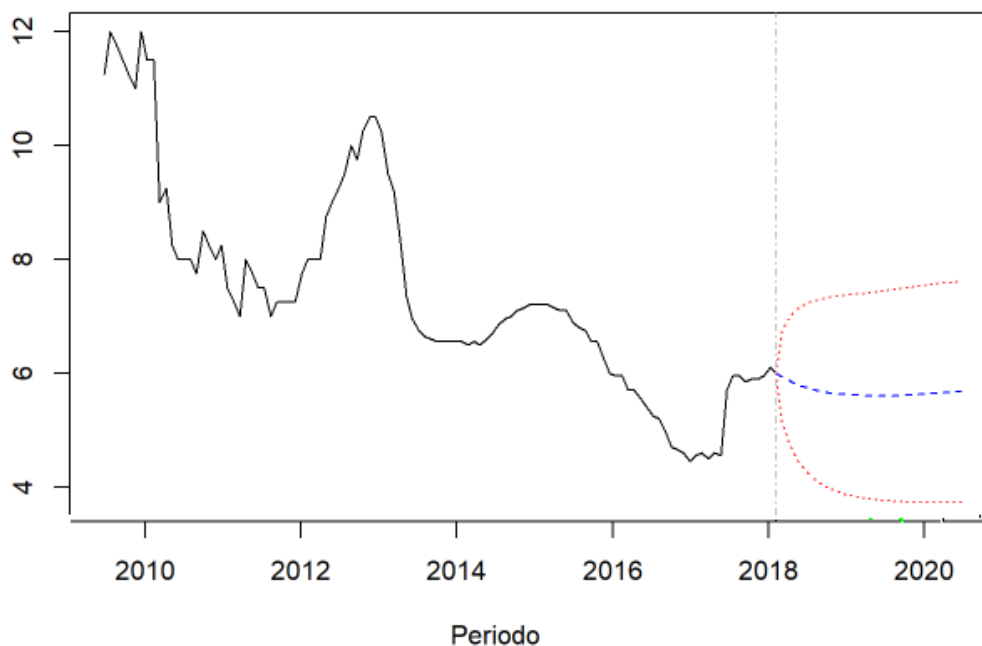
Fuente: Elaboración propia. Indicadores Económicos. Banco Central de EE.UU (2009-2018).

Por otra parte, el Indicador de Actividad Económica, los Ingresos, la tasa promedio de Bonos del Tesoro de EE.UU y la tasa de Fondos Federales de EE.UU presentan valores mayormente negativos, evidenciando su baja influencia sobre la Tasa Básica Pasiva.

A partir de los resultados obtenidos, donde la Inflación pasa todas las pruebas que evidencian su influencia impulso en la Tasa Básica Pasiva se determina su uso en el análisis con Vectores Autorregresivos y su proyección, ya que la técnica analiza variables económicas con el apoyo de otras que puedan influir en esta.

En la Figura 40 se observan los resultados de la proyección de la Tasa Básica Pasiva a partir de la aplicación de Vectores Autorregresivos con el uso de la variable de Inflación, la cual presenta una leve baja al inicio que se establece en el resto del periodo.

*Figura 40. Proyección TBP con Vectores Autorregresivos*



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

Una vez que se cuenta con las estimaciones con los diferentes modelos, se procede a calcular sus estadísticos de Bondad de Ajuste y compararse, con el fin de identificar el que presenta mejor ajuste.

#### 4.4 Estadísticos de Bondad de Ajuste

En la Tabla 11 se comparan las medidas de bondad de ajuste obtenidas con todos los modelos expuestos anteriormente en la predicción de la Tasa Básica Pasiva donde se busca que las medidas sean las más pequeñas para definir el que presentó un mejor comportamiento en la predicción. Las Redes Neuronales presenta el menor valor en todas las medidas con excepción de la Raíz Cuadrática Media del Error.

*Tabla 11. Comparación de medidas de bondad de ajuste*

Modelo	ME	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]	0.041	0.454	0.281	3.866
Redes Neuronales	0.000	0.271	0.184	2.389
ttml	0.000	1.149	0.947	11.297
Vectores Autorregresivos	0.000	0.391	0.243	6.4420

Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

#### 4.5 Proyecciones

En la Tabla 12 se muestra los datos del pronóstico para los 24 meses posteriores a la serie en estudio para cada uno de los modelos con sus respectivos intervalos de un 95% de confianza.

Se observa que el ARIMA presentan valores iniciales constantes con un incremento en junio 2019 que se normaliza, mientras que la proyección con Redes Neuronales y la regresión con series de tiempo tienen una tendencia a la baja, este último con valores más pequeños, por otra parte, con Vectores Autorregresivos la proyección es constante.

*Tabla 12. Pronósticos de ARIMA, Redes Neuronales, tslm con filtro HP y de Vectores Autorregresivos.*

Meses	ARIMA con filtro H-P		Redes Neuronales con filtro H-P			tslm con filtro H-P			Vectores Autorregresivos			
	Límite inf	Pronóstico	Límite sup	Límite inf	Pronóstico	Límite sup	Límite inf	Pronóstico	Límite sup	Límite inf	Pronóstico	Límite sup
mar-18	5.02	5.97	6.92	5.55	6.02	6.51	2.21	4.68	7.14	5.16	5.94	6.72
abr-18	4.48	5.91	7.35	5.32	6.02	6.82	2.11	4.58	7.04	4.80	5.88	6.95
may-18	3.99	5.80	7.61	5.06	6.03	7.21	2.21	4.68	7.14	4.57	5.83	7.08
jun-18	4.03	6.15	8.26	4.88	5.97	7.51	2.23	4.70	7.17	4.39	5.78	7.17
jul-18	3.83	6.21	8.60	4.79	5.90	7.73	2.39	4.85	7.32	4.26	5.75	7.23
ago-18	3.46	6.09	8.71	4.68	5.83	8.05	2.35	4.82	7.29	4.16	5.71	7.27
sep-18	3.02	5.86	8.71	4.60	5.74	8.45	2.29	4.75	7.22	4.08	5.69	7.30
oct-18	2.80	5.85	8.90	4.56	5.66	9.09	1.95	4.42	6.89	4.01	5.66	7.32
nov-18	2.58	5.82	9.06	4.45	5.57	9.64	1.84	4.30	6.77	3.96	5.65	7.34
dic-18	2.32	5.75	9.17	4.47	5.48	10.15	1.78	4.25	6.72	3.91	5.63	7.35
ene-19	2.27	5.87	9.46	4.37	5.39	10.45	1.89	4.35	6.81	3.88	5.62	7.37
feb-19	2.10	5.86	9.62	4.34	5.30	10.56	1.83	4.29	6.75	3.85	5.61	7.38
mar-19	1.75	5.78	9.82	4.38	5.22	10.57	1.63	4.11	6.60	3.82	5.61	7.39
abr-19	1.52	5.83	10.14	4.39	5.15	10.65	1.53	4.01	6.50	3.8	5.61	7.40
may-19	1.18	5.75	10.32	4.37	5.10	10.54	1.63	4.11	6.60	3.79	5.61	7.41
jun-19	1.78	6.60	11.41	4.36	5.05	10.61	1.65	4.14	6.62	3.77	5.61	7.43
jul-19	1.73	6.77	11.82	4.29	5.02	10.55	1.81	4.29	6.77	3.76	5.61	7.44
ago-19	1.45	6.73	12.00	4.39	4.99	10.53	1.78	4.26	6.74	3.75	5.61	7.45
sep-19	1.09	6.58	12.07	4.39	4.98	10.51	1.71	4.19	6.67	3.74	5.61	7.47
oct-19	0.91	6.61	12.30	4.36	4.98	10.5	1.38	3.86	6.34	3.74	5.61	7.48
nov-19	0.70	6.59	12.49	4.35	4.98	10.5	1.26	3.74	6.22	3.73	5.61	7.49
dic-19	0.51	6.60	12.68	4.39	4.99	10.49	1.20	3.69	6.17	3.73	5.62	7.51
ene-20	0.46	6.74	13.01	4.37	5.00	10.40	1.31	3.79	6.27	3.73	5.63	7.52
feb-20	0.22	6.67	13.12	4.39	5.01	10.41	1.25	3.73	6.21	3.73	5.63	7.54

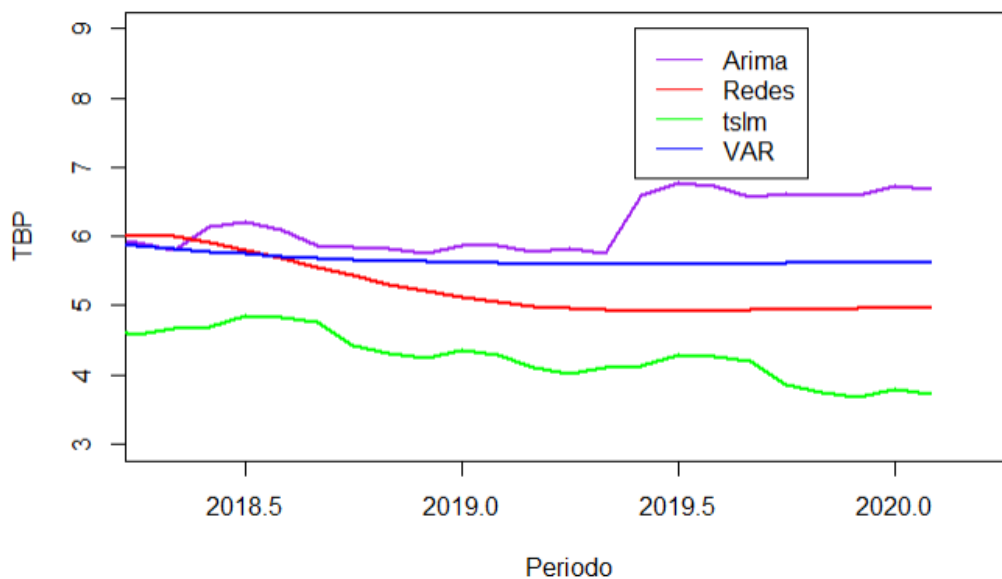
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva.

En la Figura 41 se comparan gráficamente los resultados de los pronósticos obtenido con cada una de las técnicas donde se observa que ARIMA, Redes Neuronales y Vectores Autorregresivos inician con valores más cercanos y una tendencia constante, mientras que



el resultado de la regresión con series de tiempo es evidentemente menor, además ARIMA presenta un alza importante en el 2019.

*Figura 41. Comparación de pronósticos con ARIMA, Redes Neuronales, tslm con filtro HP y Vectores Autorregresivos*



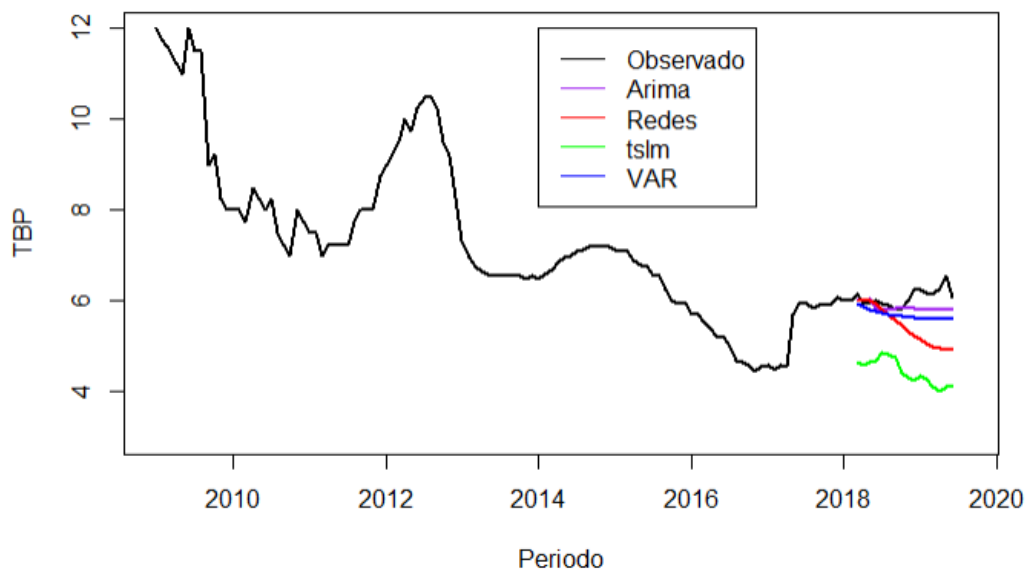
Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva.

#### 4.6 Comparación con datos observados

En la Figura 42 se presentan los datos observados de la TBP con la comparación de las proyecciones obtenidas con cada una de las técnicas utilizadas en el trabajo correspondiente a los meses de marzo 2018 a junio 2019.

El ARIMA presenta los valores más cercanos a los observados, seguido de la proyección con Vectores Autorregresivos, mientras que las Redes Neuronales y la función de regresión con series de tiempo obtienen los valores más alejados de los observados.

Figura 42. Comparación datos observados con la proyección de cada técnica.

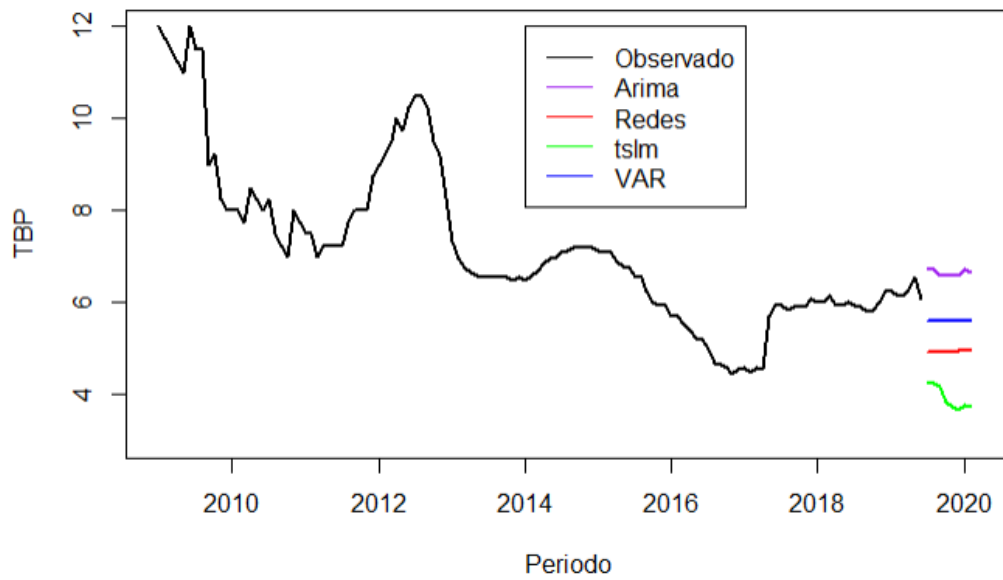


Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

En la Figura 43 se observan las proyecciones con cada una de las técnicas de los meses restantes que corresponden a julio 2019 hasta febrero 2020 con el fin de conocer lo que proyecta cada técnica de lo que puede ocurrir en los próximos meses con la TBP.

Los valores de la proyección con ARIMA son los más altos, con leve subida con respecto a los observados, seguido de Vectores Autorregresivos y Redes Neuronales que se comportan de manera constante en todo el periodo, mientras que los resultados de la regresión con series de tiempo son los más bajos y se mantienen con una tendencia decreciente.

Figura 43. Proyección de la TBP con todas las técnicas del estudio.



Fuente: Elaboración propia. Tasa Básica Pasiva (2009-2018).

## **CAPITULO 5: CONCLUSIONES**

En el presente trabajo se busca comparar cuatro técnicas econométricas, con el fin de conocer cual brinda el mejor modelo para lograr una predicción de los 24 meses posteriores de la serie utilizada en el análisis.

La serie de tiempo corresponde al cierre mensual de la Tasa Básica Pasiva desde enero 2009 hasta febrero 2018, obtenida del Banco Central de Costa Rica.

La serie presenta una tendencia a la baja con tres elevaciones, la más importante en 2013, otra menos pronunciada en 2015 y una finalizando el 2017.

A partir del análisis descriptivo de la TBP, se observa que durante el periodo la serie se mantuvo acotada entre 4.45 y 12, con un promedio de 7.41.

Se hace uso inicialmente del filtro de Hodrick-Prescott que permite conocer el detalle de la tendencia y el ciclo de la serie, haciendo uso de un lambda de 14400 al ser una serie mensual, con los datos generados a partir de la aplicación del filtro se utilizan las técnicas de Box-Jenkins (ARIMA) y Redes Neuronales, así como la función de regresión con series de tiempo para predecir la serie.

Seguidamente se aplican los Vectores Autorregresivos con el uso de variables económicas adicionales como los son la Inflación, el Indicador de Actividad Económica, Ingreso, Ahorro, la Tasa Libor, la Tasa promedio de los Bonos del Tesoro de Estados Unidos y la Tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos para predecir la Tasa Básica Pasiva, para lo cual se utiliza finalmente únicamente la variable de Inflación.

Las proyecciones generadas con cada uno de los modelos son analizadas y se obtienen los estadísticos de Bondad de Ajuste donde la que hace Redes Neuronales con el filtro de Hodrick-Prescott presenta los valores más bajos seguida del ARIMA al considerar el porcentaje de error absoluto medio, mientras que la función de regresión con series de tiempo presenta el error más alto. La proyección generada con ARIMA presenta valores constantes los primeros meses con alzas a partir del 2019, mientras que Redes Neuronales inicia con una tendencia a la baja que luego se estabiliza manteniéndose constante, por su parte la regresión inicia con valores más bajos y con tendencia a la baja tomando en cuenta

la ciclicidad de la serie, finalmente los Vectores Autorregresivos brindan una proyección más constante en el tiempo.

Los intervalos de confianza con las dos primeras son muy similares, sin embargo, en ambos casos se ensanchan con el transcurso de la serie, con mayor impacto en el ARIMA, mientras que los intervalos con la función de regresión son más constantes en el tiempo.

En cuanto a los Vectores Autorregresivos, las variables de inflación, Indicador de Actividad Económica, Ingreso, Ahorro, la Tasa Libor, la Tasa promedio de los Bonos del Tesoro de Estados Unidos y la Tasa de Fondos Federales de los Estados Unidos son analizadas para conocer el impacto que estas generan en la Tasa Básica Pasiva, de tal manera que se pueda definir las que serán útiles en el modelo.

Al aplicar la prueba de Granger se demuestra que la inflación presenta causalidad en la Tasa Básica Pasiva y queda en duda si el Ahorro y la tasa Libor también, sin embargo, al observar los resultados de la función de impulso respuesta, donde la matriz parece indicar alguna asociación entre las variables y la Tasa Básica Pasiva, y donde gráficamente el intervalo de confianza debe no contener el cero en alguna parte del tiempo analizado para indicar que la variable impulsa a la respuesta, la que cuenta con esta condición es la Inflación por lo que se concluye que es la única de las variables analizadas que genera apoyo en la proyección de la Tasa Básica Pasiva.

La proyección con esta técnica es la más constante de todas y con intervalos de confianza que se mantienen con el tiempo, esto se debe a que su fórmula matemática, al incluir variables en el modelo, los grados de libertad aumentan, generando que los intervalos de confianza sean constantes en el tiempo por la baja variabilidad.

Es importante considerar dentro de las limitaciones del trabajo, que el periodo de análisis contempla del 2009 al 2018, el ampliar la cantidad de meses podría brindar una mejora en la lectura de los datos y la proyección final obtenida.

Por otra parte, se debe resaltar que para todos los análisis se hizo uso de las fechas según el periodo al que correspondía, es decir, no se hizo uso de rezagos para los cálculos.

Finalmente se adicionan los datos observados hasta junio del 2019 y se compara con los resultados obtenidos con cada una de las técnicas, donde el mejor desempeño lo presenta el ARIMA que además es la segunda mejor al observar los estadísticos de Bondad de Ajuste, lo cual indica que se proyecta que la TBP presente una tendencia al alza en los meses posteriores.

## **CAPITULO 6: DISCUSIÓN**

Al realizar la aplicación de diversos análisis para definir el mejor modelo para la predicción de la Tasa Básica Pasiva, se consideró importante la inclusión de elementos econométricos por lo que se hace uso del filtro de Hodrick-Prescott que brinda la posibilidad de optimizar la serie y sus lecturas de tendencia y ciclo para ser consideradas de manera directa en la predicción, y el combinar esta información con técnicas estadísticas paramétricas como Box-Jenkins específicamente ARIMA y no paramétricas como lo son las Redes Neuronales, así como con funciones como la regresión con series de tiempo utiliza la tendencia y la estacionalidad como covariables, las cuales generan una mejora significativa en la lectura y proyección de la serie, de igual manera el uso de otras herramientas como es la técnica de Vectores Autorregresivos que permiten la inclusión de variables económicas adicionales para detectar su asociación con la serie y aportar en su proyección. Por su parte el modelo con Redes Neuronales presenta un ajuste más favorable a las demás al observar los estadísticos de Bondad de Ajuste, seguido por el ARIMA al considerar el error porcentual absoluto medio, mientras que la regresión con series de tiempo es la más deficiente desde esta perspectiva.

Los intervalos de confianza a un 95% de cada una de las técnicas son amplios pero constantes en el tiempo con la excepción del ARIMA que sí presentan una tendencia a ampliarse.

Sin embargo al tomar en cuenta todos los elementos explicados en el documento de la condición del país así como la entrada en una crisis económica en el 2018 con mayor impacto y la implementación de una Reforma Fiscal y los datos de la TBP de los meses de marzo del 2018 a junio 2019 donde ya se encuentra activa una condición económica nacional impactada por todos estos elementos, parece ser más efectiva la proyección del ARIMA con el filtro de Hodrick-Prescott, ya que las demás técnicas proyectan de manera más conservadora y sin considerar las fluctuaciones de la serie tanto como si parece hacerlo el ARIMA, lo que implica que se pronostica un crecimiento de la TBP en los próximos meses.

Estos resultados generales dan premisa a la posibilidad de predecir la Tasa Básica Pasiva para futuros periodos con muy buenos resultados, lo cual no ha sido realizado en Costa Rica hasta el momento mediante técnicas econométricas, sin embargo, es importante considerar la conducta de la economía nacional en los próximos meses por la condición en la que se encuentra el país actualmente (ley del fortalecimiento de las finanzas públicas , aplicación de la regla fiscal en Costa Rica para este 2019).

Finalmente, los resultados, aun considerando las condiciones del país, parecen brindar un aporte muy importante para la proyección de una variable que es compleja y dependiente de muchos factores en la economía nacional e internacional, lo cual es un punto de partida con resultados favorables para conocer las posibilidades de su conducta lo que vendría a ser un gran aporte para todos aquellos consumidores de ahorro y crédito, así como de las entidades financieras que tienen operaciones en colones.



## REFERENCIAS

- Abissi, M. (2017). *¿Qué es la Tasa Básica Pasiva y para qué sirve?* El Financiero.
- Aguirre, A. (1994). *Introducción al tratamiento de series temporales: aplicación a las ciencias de la salud.*
- Amadeo, K. (2019). *Fed Funds Rate, Its Impact, and How It Works.*
- Antunez, C. (2011). *Análisis de Series de Tiempo.* Universidad Nacional de Colombia.
- Arnau, J. (2001). *Diseños de series temporales: técnicas de análisis.*
- Avella, M. & Fergusson, L. (2003). *El ciclo económico: Enfoques e ilustraciones.* Banco Central de Costa Rica. 2012. *Índice Mensual de Actividad Económica.* San José, Costa Rica.
- Banco Central de Costa Rica. 2015. *Documentos de metodologías.* San José, Costa Rica.
- Banco Central de Costa Rica. 2017. *Programa Macroeconómico 2017-2018.* San José, Costa Rica.
- Banco Interamericano de Desarrollo Washington, D.C. (2005). Informe: Progreso económico y social en América Latina.
- Banda, J. (2011). *Las Variables Macroeconómicas.* Economía Simple.
- Barquero, R. & Mora, G. (2014). *El efecto traspaso de la tasa de interés de los instrumentos del Banco Central en Costa Rica hacia las tasas de interés del sistema financiero.*
- Barquero, R. & Orane, H. (2015). *El orden de propagación de cambios en la tasa de política del Banco Central sobre las tasas de interés del sistema financiero en Costa Rica.*
- Barquero, R., Segura, R., Slon, M. & Vázquez, C. (2012). *Determinantes del margen de Intermediación Financiera en Costa Rica.*
- Bowerman, B. & O'Connell, R. (2007). *Pronósticos, Series de tiempo y Regresión: Un enfoque aplicado.*
- Brida, J., Pereyra, J., Pulina, M. & Such, M. (2013). *Causalidad entre turismo y crecimiento económico de largo plazo: una revisión crítica de la literatura econométrica.*
- Caballero, F. (2011). *Selección de modelos mediante criterios de información de análisis factorial. Aspectos teóricos y computacionales.* Universidad de Granada, departamento de estadística.
- Castro, A. & Chaverri, M. (2013). *Indicador de Tasa de Política Monetaria del Banco Central de Costa Rica.*
- CEPAL. (2018). *Balance Preliminar de las Economías de América Latina y el Caribe.*
- Chinchilla, W. (2008). *Informe especial de Mercados Internacionales.* Banco Nacional de Costa Rica.

- Corrales, Gerardo. 2016. *La eficiencia operativa de la banca costarricense y su impacto sobre la rigidez en las tasas de interés. Ponencia preparada para el XXII Informe Estado de la Nación 2015*. Programa Estado de la Nación, San José, Costa Rica.
- Díaz, P. (2009). *Aproximación al estudio de los ciclos económicos*.
- Díaz, T. (2018). *Definición de Libor*. Economía Simple.
- De la Horra, J. (2010). *Estimación Puntual*. Universidad Autónoma de Madrid.
- Delgado, L. (2013). *Análisis econométrico de la rentabilidad de los inversionistas en la industria panificadora y de pastas colombiana*. Corporación Universitaria Adventista de Colombia, Medellín, Colombia.
- Dominguez, E. & Ullibari, M. (2010). *Un Modelo VAR aplicado al empleo y las horas de trabajo*. Universidad de Navarra. Departamento de Economía.
- Durán, R. (2003). *Evaluación de Variables Económicas para Pronósticos de Inflación en Costa Rica*.
- Galindo, M. (2008). *Diccionario de economía aplicada, Ecobook*.
- García, C., Jiménez, P. & Durán, E. (2015). *Estilos de endeudamiento de los hogares costarricenses. Informe Estado de la Nación en desarrollo humano sostenible*. Programa Estado de la Nación, San José, Costa Rica.
- Gómez, M. (2010). *Análisis de la Interdependencia de los Ciclos Económicos del cauca y el suroccidente colombiano: Una Aproximación Econométrica Desde Los Filtros De Kalman Y Hodrick-Prescott*.
- Guerrero, V. (1987). *Los Vectores Autorregresivos como Herramienta de Análisis Econométrico*.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis. Princeton, New Jersey: Princeton University Press*.
- Hernández, G (2006). *Diccionario de Economía, edUCC*.
- Hernández, J. (2017). *Metodo Holt-Winters*.
- Hyndman, R. (2016). *Forecasting: Principles and Practice*.
- Instituto Nacional de Seguros. (2012). *Boletín financiero del Instituto Nacional de Seguros • Año 1 • N° 21 • 17 de diciembre de 2012*.
- Jerez, M. (2014). *Regresión con series de tiempo*.
- Krause, S. (2017). *Situación monetaria de Costa Rica. Informe Estado de la Nación en desarrollo humano sostenible 2017*. Programa Estado de la Nación, San José, Costa Rica.
- Lizano, E. (1999). *Ajuste y Crecimiento en la economía de Costa Rica*.
- Maguiña, O. (2016). *El Método de Pronóstico Holt-Winters*.
- Martínez, C. & Velásquez, J. (2011). *Análisis de dependencias no lineales utilizando redes neuronales artificiales*. Facultad de Minas. Universidad Nacional de Colombia.
- Mckinney, P. (2018). *What Are Treasury Bonds? - Definition & Rates*
- Mitchell, C. (1923). *Business Cycles and Unemployment, NBER*. Reproducido en Haberler.

- Montero, R (2013). *Test de Causalidad. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada*. Universidad de Granada. España
- Moran, D. (2014). *Determinantes de la inflación en Ecuador: Un análisis econométrico utilizando modelos VAR*.
- Nieto, A. (2010). *Conceptos de Economía*.
- Novalés, A. (2014). *Modelos vectoriales autoregresivos*.
- Novalés, A. (2017). *Modelos vectoriales autoregresivos*.
- Osorio, J. (2008). *El Funcionamiento de las Tasas de Interés Internacionales y las Tasas Domésticas*.
- Pankratz, A. (1986). *Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models: Concepts and Cases*.
- Pitarque, A. (1998). *Redes Neuronales vs modelos estadísticos: Simulaciones sobre tareas de predicción y clasificación*.
- Pelgrin, F. (2011). *Box-Jenkins methodology*. University of Lausanne, Ecole des HEC Department of mathematics (IMEA-Nice).
- Quesada, M. (2011). *Análisis de series. Modelos heteroscedásticos*. Universidad de Granada.
- Ranis, G. & Stewart, F. (2002). *Crecimiento económico y desarrollo humano en América Latina*. Revista de CEPAL.
- Rivadeneira, M. (1997). *Tasas de Interés frente al Ahorro*.
- Rojas, L. (2006). *El Acceso a los Servicios Bancarios en América Latina: Identificación de Obstáculos y Recomendaciones*.
- Ruiz, C. & Basualdo, M. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*.
- Sánchez, J. & G. Poveda. (2006). *Aplicación de los métodos Mars, Holt-Winters y Arima generalizado en el pronóstico de caudales medios mensuales en ríos de Antioquia*. Bogotá, D. e -Colombia.
- Sancho, A., Serrano, G. & Cabrer, B. (2010). *Econometría*. Universidad de Valencia.
- Sargent, T. (1982). *Teoría macroeconómica*. Boston Academic Press, pp 286-290
- Sevilla, A. *Ciclo económico*. 2018
- Sotelo, J. (2003). *Teorías y modelos macroeconómicos*.
- Sufi, A. & Mian, A. (2018). *El verdadero motor del ciclo económico*. El Financiero.
- Tafur, C. (2009). *Bancarización: Una aproximación al caso colombiano*.
- Tang, Z. & Fishwick, P. (1993). *Feedforward neural nets as models for time series forecasting*. Universidad de Florida.
- Trindade, A. & Paige, R. (2010). *The Hodrick-Prescott Filter: A special case of penalized spline smoothing*.
- Vanguard Asset Management. (2017). *Active and passive investing What you need to know*.

Villavicencio, J. (2012). *Introducción a series de tiempo*. Estadísticas de gobierno de Puerto Rico.

Yarot, O. (2011). *Test de Portmanteau para procesos de ARIMA con varianza infinita*. Universidad Central de Venezuela.