

**Análisis de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral en Colombia para el
periodo 2008-2016: una aplicación de series temporales**

Bryan David Ortega Ávila

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ciencias

Escuela de Matemáticas

Especialización en Estadística

Bucaramanga

2019

**Análisis de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral en Colombia para el
periodo 2008-2016: una aplicación de series temporales**

Bryan David Ortega Ávila

Trabajo de grado para optar al título de Especialista en Estadística

Director

Giampaolo Orlandoni Merli

Magíster en Economía

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ciencias

Escuela de Matemáticas

Especialización en Estadística

Bucaramanga

2019

Dedicatoria

Dedico mi proyecto de grado a mi madre Riguey Consuelo, por el infinito amor que me profesas a diario, por tu apoyo permanente y decidido. Gracias por todas tus valiosas enseñanzas y haber sido la mujer que me formó con grandes valores. Todos mis éxitos y triunfos son para ti con mucho cariño.

A mi hermana Zharic Mariam, mi compañera de viaje y de vida, gracias por tus demostraciones de afecto, tus consejos y tu forma de ser.

Agradecimientos

Agradezco a Dios por la oportunidad de vivir esta experiencia, y a mi madre y a mi hermana por su apoyo y amor incondicional.

También le expreso mi sincero agradecimiento al profesor Giampaolo Orlandoni Merli, por su disposición en la dirección de mi trabajo de grado, y por su valiosa y calificada asesoría.

Tabla de Contenido

| | Pág. |
|--|------|
| Introducción..... | 14 |
| 1. Justificación..... | 16 |
| 2. Antecedentes..... | 19 |
| 3. Objetivos..... | 23 |
| 3.1 Objetivo general..... | 23 |
| 3.2 Objetivos específicos..... | 23 |
| 4. Marco teórico..... | 24 |
| 4.1 Desempleo e informalidad laboral..... | 24 |
| 4.1.1 Desempleo..... | 24 |
| 4.1.2 Informalidad laboral..... | 25 |
| 4.2 Series de tiempo y técnicas estadísticas..... | 28 |
| 4.2.1 Definición, componentes y enfoque clásico de las series de tiempo..... | 28 |
| 4.2.2 Filtros exponenciales..... | 29 |
| 4.2.2.1 Filtro Holt-Winters (HW)..... | 29 |
| 4.2.2.2 Filtro Hodrick Prescott (HP)..... | 31 |
| 4.2.3 Modelos ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)..... | 32 |
| 4.2.4 Metodología Box Jenkins..... | 33 |
| 4.2.5 Modelos de función de transferencia..... | 34 |
| 5. Metodología..... | 38 |
| 6 Resultados | 41 |
| 6.1 Análisis tasa de desempleo | 41 |

ANÁLISIS DE LA TASA DE DESEMPLEO Y LA TASA DE INFORMALIDAD LABORAL EN COLOMBIA PARA EL PERIODO 2008-2016: UNA APLICACIÓN DE SERIES TEMPORALES

8

| | |
|--|----|
| 6.1.1 Descripción de la tasa de desempleo en Colombia 2008-2016 | 41 |
| 6.1.2 Descomposición clásica de la tasa de desempleo 2008-2016..... | 43 |
| 6.1.3 Filtros exponenciales..... | 45 |
| 6.1.4 Metodología ARIMA | 47 |
| 6.1.4.1 Identificación | 47 |
| 6.1.4.2 Diagnóstico | 49 |
| 6.1.4.3 Validación..... | 50 |
| 6.1.4.4 Predicción de la tasa de desempleo para el año 2017 | 51 |
| 6.2 Análisis de la tasa de informalidad | 53 |
| 6.2.1 Descripción de la tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016 | 53 |
| 6.2.2 Descomposición clásica de la tasa de informalidad laboral 2008-2016..... | 55 |
| 6.2.3 Filtros exponenciales..... | 57 |
| 6.2.4 Metodología ARIMA | 59 |
| 6.2.4.1 Identificación | 59 |
| 6.2.4.2 Diagnóstico | 61 |
| 6.2.4.3 Validación..... | 62 |
| 6.2.4.4 Predicción de la tasa de informalidad laboral para el año 2017 | 63 |
| 6.3 Modelo de función de transferencia entre la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016..... | 65 |
| 7. Conclusiones..... | 69 |
| Referencias bibliográficas | 72 |

Lista de Figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1. Tasa de desempleo en Colombia 2008-2016..... | 41 |
| Figura 2. Diagrama de caja y bigotes de la tasa de desempleo (2008-2016)..... | 42 |
| Figura 3. Método de descomposición aditivo de la tasa de desempleo | 43 |
| Figura 4. Método de descomposición multiplicativo de la tasa de desempleo | 44 |
| Figura 5. Filtro Hodrick Prescott de la tasa de desempleo..... | 45 |
| Figura 6. Filtro Holtwinters de la tasa de desempleo | 46 |
| Figura 7. Tasa de desempleo en Colombia 2008-2016..... | 47 |
| Figura 8. Diferenciación de primer y segundo orden de la tasa de desempleo | 48 |
| Figura 9. Funciones de autocorrelación simple y parcial con dos diferencias del logaritmo de la tasa de desempleo | 49 |
| Figura 10. Periodograma de los residuos del modelo SARIMA (2,1,1) (0,1,1) de la tasa de desempleo..... | 50 |
| Figura 11. Pronóstico del modelo SARIMA (2,1,1) (0,1,1) de la tasa de desempleo para el año 2017 | 51 |
| Figura 12. Tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016..... | 53 |
| Figura 13. Diagrama de caja y bigotes de la tasa de informalidad laboral (2008-2016)..... | 55 |
| Figura 14. Método de descomposición aditivo de la tasa de informalidad laboral | 56 |
| Figura 15. Método de descomposición multiplicativo de la tasa de informalidad laboral | 56 |
| Figura 16. Filtro Hodrick Prescott de la tasa de informalidad laboral..... | 57 |
| Figura 17. Filtro Holtwinters de la tasa de informalidad laboral | 59 |

ANÁLISIS DE LA TASA DE DESEMPLEO Y LA TASA DE INFORMALIDAD LABORAL EN COLOMBIA PARA EL PERIODO 2008-2016: UNA APLICACIÓN DE SERIES TEMPORALES

10

| | |
|---|----|
| Figura 18. Tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016..... | 60 |
| Figura 19. Diferenciación de primer orden de la tasa de informalidad laboral..... | 60 |
| Figura 20. Funciones de autocorrelación simple y parcial con primera diferencia del logaritmo de la informalidad laboral..... | 61 |
| Figura 21. Periodograma de los residuos del modelo ARIMA (1,1,1) de la tasa de informalidad laboral | 62 |
| Figura 22. Pronóstico del modelo ARIMA (1,1,1) de la tasa de informalidad laboral para el año 2017 | 64 |
| Figura 23. Tasa de desempleo y tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016..... | 66 |
| Figura 24. Función de correlación cruzada de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral | 67 |

Lista de Tablas

| | |
|---|----|
| Tabla 1. Indicadores de estadística descriptiva de la tasa de desempleo | 42 |
| Tabla 2. Cuadro comparativo del valor real y el pronóstico de la tasa de desempleo para el año 2017 | 52 |
| Tabla 3. Indicadores de estadística descriptiva de la tasa de informalidad laboral..... | 54 |
| Tabla 4. Cuadro comparativo del valor real y el pronóstico de la tasa de informalidad laboral para el año 2017 | 64 |

RESUMEN

TÍTULO: ANÁLISIS DE LA TASA DE DESEMPLEO Y LA TASA DE INFORMALIDAD LABORAL EN COLOMBIA PARA EL PERIODO 2008-2016: UNA APLICACIÓN DE SERIES TEMPORALES*

AUTOR: BRYAN DAVID ORTEGA ÁVILA**

PALABRAS CLAVE: TASA DE DESEMPLEO, TASA DE INFORMALIDAD, SERIES DE TIEMPO, MODELOS ARIMA, FUNCIONES DE TRANSFERENCIA

DESCRIPCIÓN:

El presente trabajo, tiene como objetivo analizar el comportamiento de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral en Colombia para el periodo 2008-2016 mediante los modelos de series temporales; para lo cual, se realiza en un primer momento un análisis de los componentes de las dos series conforme a la descomposición clásica. Seguidamente, se establece un modelo de pronóstico para el año 2017 bajo la metodología ARIMA. Finalmente, se constituye un modelo de función de transferencia entre las dos series, para conocer el grado de relación entre los dos indicadores del mercado laboral.

Entre los resultados, se destaca la obtención de un modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) para el desempleo y un modelo ARIMA (1, 1, 1) para la informalidad; los cuales cumplen con los supuestos de las series temporales y registran una buena capacidad predictiva. En cuanto al análisis de función de transferencia, se encontró que existe una relación directa entre las dos series, por tanto, a mayor desempleo mayor informalidad y viceversa. Particularmente, ante un aumento del 1 % en la tasa de informalidad, se registrará un aumento del 0,78 % en la tasa de desempleo.

*Trabajo de grado

**Facultad de Ciencias. Escuela de Matemáticas. Especialización en Estadística. Director Giampaolo Orlandoni Merli, Magíster en Economía

ABSTRACT

TITLE: ANALYSIS OF THE UNEMPLOYMENT RATE AND THE RATE OF LABOR INFORMALITY IN COLOMBIA FOR THE 2008-2016 PERIOD: AN APPLICATION OF TEMPORAL SERIES*

AUTHOR: BRYAN DAVID ORTEGA ÁVILA**

KEY WORDS: UNEMPLOYMENT RATE, INFORMALITY RATE, TIME SERIES, ARIMA MODELS, TRANSFER FUNCTIONS

DESCRIPTION:

The objective of this paper is to analyze the behavior of the unemployment rate and the labor information rate in Colombia for the period 2008-2016 through time series models; for what can be done at first an analysis of the components of the two series according to the classical decomposition. Next, a forecast model is established for the year 2017 under the ARIMA methodology. Finally, a transfer function model is established between the two series, to determine the degree of relationship between the two labor market indicators.

Among the results, we highlight the estimation of a seasonal model SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) for unemployment and an ARIMA model (1, 1, 1) for informality; which comply with the assumptions of time series and have a good predictive capacity. Regarding the analysis of the transfer function, it was found that there is a direct relationship between the two series, therefore, higher unemployment, higher informality and vice versa. Particularly, with a 1 % increase in the informality rate, there will be a 0,78 % increase in the unemployment rate.

*Degree work

**Facultad de Ciencias. Escuela de Matemáticas. Especialización en Estadística. Director Giampaolo Orlandoni Merli, Magíster en Economía

Introducción

El buen funcionamiento del mercado de trabajo es un aspecto de gran importancia en el alcance del crecimiento y desarrollo económico de un país, región o ciudad. El término, es definido por Resico (2011) como aquel mercado en donde confluyen la oferta y la demanda laboral. La oferta laboral está conformada por los trabajadores interesados en trabajar y la demanda laboral está dada por los empleadores que requieren empleados para el desarrollo de sus actividades económicas.

El mercado laboral colombiano, se caracteriza por ser dinámico en la determinación de los salarios y el nivel de empleo, y por disponer de capacidad de respuesta e interpretación frente a los choques externos que afectan su entorno. Entre sus elementos, se destaca la inclusión paulatina de la mujer en las actividades laborales, cambios en la composición de la fuerza laboral de acuerdo a los niveles educativos y un comportamiento semejante de los salarios reales y los ciclos económicos en el corto y largo plazo (Arango & Hamann, 2012).

Dos de las mayores dificultades en la economía colombiana, y en particular en el mercado laboral nacional, son la informalidad y el desempleo, debido a que como lo señala Botero (2012) estos dos problemas son un obstáculo para la disminución de la pobreza y el incremento del nivel de bienestar. Debido a esta situación, es de gran importancia el entendimiento de estos fenómenos por parte de las instituciones laborales y económicas, para de esta manera generar políticas públicas idóneas, orientadas a enfrentar este tipo de problemáticas.

El desempleo¹ es medido por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) mediante la tasa de desempleo, que es igual al número de personas desocupadas sobre la población económicamente activa². Para el trimestre móvil de diciembre 2016 - febrero 2017, la tasa de desempleo fue de 10,3 %. Para el periodo 2008- 2016 se registró una leve tendencia a la baja del indicador, cuyo valor promedio fue de 10,3 %.

Asimismo, la informalidad³ es medida por el DANE a través de la tasa de informalidad laboral, que está determinada por la relación entre la población ocupada informal y el total de la población ocupada⁴. Para el trimestre móvil de diciembre 2016 - febrero 2017 la tasa de informalidad fue de 48,2 %. En el periodo de estudio, el indicador registró una tendencia a la baja, presentando un valor promedio de 51,1 %.

De esta manera, se exponen los dos temas base de la presente investigación, la cual tiene como objetivo analizar el comportamiento de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral en Colombia para el periodo 2008-2016 mediante los modelos de series temporales; para lo cual, se realizará en un primer momento un análisis de los componentes de las dos series conforme a la descomposición clásica. Seguidamente, se establecerá para las series estudiadas un modelo de pronóstico para el año 2017 de acuerdo a la metodología ARIMA. Finalmente, se constituirá un

¹ “Situación en la cual una persona no tiene empleo, ni ha trabajado al menos una hora en actividades económicas” (Glejberman, 2012).

² “Personas en edad de trabajar, que trabajan o están buscando empleo” (Departamento Administrativo Nacional de Estadística, 2012).

³ Situación laboral en la que un trabajador no cuenta con afiliación al sistema de seguridad social.

⁴ Persona que tiene un trabajo, laboró remuneradamente al menos una hora la semana de referencia o son trabajadores familiares y trabajaron al menos una hora en la semana de referencia sin remuneración (Departamento Administrativo Nacional de Estadística, 2012).

modelo de función de transferencia entre las dos series para conocer el grado de relación entre los dos indicadores del mercado laboral.

1. Justificación

La Organización Internacional del Trabajo (OIT) realiza una agenda hemisférica para América Latina y el Caribe, consistente en la articulación de estrategias y políticas en el campo legal, institucional, económico y del mercado laboral, con el objeto de formular acciones que promuevan el alcance del trabajo decente⁵ y la generación de empleos de calidad, puesto que las condiciones aludidas son fundamentales para la inserción en los cambiantes contextos mundiales, y la mejora sustancial en las condiciones económicas y sociales de cada uno de los países que hacen parte de la región (Bello & Ortega, 2014).

De acuerdo a proyecciones del organismo, en América Latina y el Caribe se tiene previsto un crecimiento económico del 1,8 % para el año 2018 y de 2,4 % para el 2019, lo cual constituye una mejora comparado con el año 2017, en el cual se creció 1 %. Este efecto es trasladado al mercado laboral de los países de la región, en los que de forma lenta se van dando mejoras en algunos indicadores laborales, tal como es el caso de la tasa de desempleo, que se movería del 8,2 % en el año 2017 al 7,9 % en el 2018 y al 7,7 % en el 2019. Dicho comportamiento, es motivado por la disminución gradual del desempleo de Brasil, que se proyecta que pasará del 12,9 % en

⁵ Término que expresa las condiciones para que un empleo sea bueno y digno. Dentro de estas condiciones se destacan: los derechos en el empleo, las oportunidades de empleo, la protección social y el dialogo social. Cada uno de ellos realiza un aporte en la erradicación de la pobreza, la inclusión social; así como en el desarrollo integral y la realización personal del trabajador (Organización Internacional del Trabajo, 2004).

2017 al 11,2 % en 2019; así como las previsiones a la baja del indicador en una menor proporción en países como Argentina y Costa Rica (Organización Internacional del Trabajo, 2018).

En cuanto a la informalidad, en el año 2017 la mediana del indicador en América Latina y el Caribe se ubicó en el 58 %⁶, fluctuando entre la mayor tasa de la región (Bolivia con el 85 %) y la menor (Uruguay con el 24,5 %). Países como Argentina, Brasil y Chile registran una tasa mayor al 40 %, mientras que México, República Dominicana y Perú superan el 50 %. Dos de los factores que explican esta situación, son el incremento en la modalidad de empleo de trabajadores por cuenta propia y el aumento de los empleadores del sector informal (Organización Internacional del Trabajo, 2018).

Colombia presentó en el tercer trimestre del año 2017⁷ una tasa de desempleo del 9,7 %, siendo esta más alta que el promedio de América Latina y el Caribe (8,7 %) y que el indicador en la mayoría de los países de la región, dentro de los cuales se encuentran: Argentina (8,7 %), Chile (6,8 %), Ecuador (4,3 %), México (3,5 %), Uruguay (8,1 %), Perú (4,5 %), Costa Rica (9 %), Guatemala (3,2 %), Honduras (6,7 %), Trinidad y Tobago (4,5 %), Paraguay (8,7 %), República Dominicana (5,6 %), Belice (9 %) y Panamá (5,6 %). Para el periodo de referencia, el país solo fue superado por Brasil (13,1 %), Bahamas (9,9 %), Barbados (10,4 %) y Jamaica (12,1 %).

⁶ Se encuentra entre las tasas de informalidad más altas del mundo.

⁷ Se seleccionó este periodo por ser el más reciente junto con el que se dispone de mayor número de países con la información de desempleo. Los datos son tomados de la Organización Internacional del Trabajo, 2017.

Análogamente, Colombia registró en el año 2015⁸ una tasa de informalidad del 54,5 %, por lo que esta fue mayor a la media de América Latina (52,5 %) y que el indicador de la mayor parte de los países de la región, dentro de los que están: Costa Rica (30,7 %), Uruguay (33,1 %), Brasil (36,5 %), Panamá (40,4 %), Argentina (46,8 %), Ecuador (49,3 %), República Dominicana (51,2 %) y México (53,8 %). En el periodo referido, el país fue sobrepasado por Paraguay (63,8 %), Perú (64 %), Salvador (65,6 %), Honduras (72,8 %) y Guatemala (73,6 %).

Bajo este panorama, se puede evidenciar que Colombia comparativamente con los países de América Latina y el Caribe, presenta una tasa de desempleo elevada; y que comparativamente con los países de América Latina, presenta una tasa de informalidad laboral alta; por lo cual es de gran interés analizar los dos fenómenos mediante técnicas estadísticas (modelos de series de temporales) que permitan entender los movimientos presentados por las dos series en el periodo 2008-2016.

Finalmente, en el marco del octavo objetivo de los Objetivos de Desarrollo Sostenible, “promover el crecimiento económico sostenido, inclusivo y sostenible, el empleo pleno y productivo y el trabajo decente para todos”, las Naciones Unidas recomienda dos líneas de acción dentro de la meta 8.5 relacionadas con los dos temas de mercado laboral tratados en el presente

⁸ Se seleccionó este periodo por ser el más reciente junto con el que se dispone de mayor número de países con la información de informalidad. Los datos son tomados del Foro Económico Mundial, 2017. La información es del año 2015, debido a que como afirman Fernández, Villar, Gómez y Vaca (2017) las metodologías para medir la informalidad en América Latina no son fácilmente comparables, debido a las particularidades institucionales de cada país y a la manera en que se define y mide el fenómeno por parte de los institutos estadísticos encargados de realizar la medición del indicador. Por lo cual, esta fue la medición de la informalidad para América Latina más reciente y que mejor se adecua a los fines de esta sección del documento.

trabajo (informalidad y desempleo), las cuales consisten en “políticas macroeconómicas que promuevan la creación de empleo que incrementen la productividad” y “las políticas igualitarias orientadas a la protección salarial y social en el mercado laboral” (Organización Internacional del Trabajo, s.f.).

2. Antecedentes

Para lograr analizar el comportamiento de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad mediante los modelos de series temporales para el periodo de referencia, se tuvieron en cuenta investigaciones y trabajos académicos relacionados con el desempleo por género, el desempleo en el corto y largo plazo, el precio de la energía, el nivel de exportaciones del café, entre otros. Dichos estudios se incluyeron debido a que se encuentran relacionados con actividades económicas, las cuales guardan relación con el mercado laboral, además de que permiten ver un espectro de análisis de aplicación más amplio de los modelos de series de tiempo. A continuación se presentan los trabajos:

En América Latina, Marce (2012) empleó un modelo ARIMA para establecer el pronóstico de la desocupación femenina en México para el periodo 2000-2012. El modelo seleccionado fue un ARIMA estacional (0, 1,1) (1, 1, 1) en logaritmos, el cual construyó una tasa de pronóstico mensual de la desocupación femenina que osciló entre el 4,60 % y el 5,71 % en el año 2011; siendo las predicciones confiables comparadas con el valor real.

Cárdenas (2011) aplicó las cadenas de Markov y un modelo ARIMA para pronosticar el valor del desempleo de largo plazo en Ecuador para el periodo junio 2007 a diciembre de 2010. La cadena de Markov evidenció un aumento leve de la tasa en el primer y último período de estudio, mientras que el modelo ARIMA que se obtuvo fue un (1, 1, 1); que predijo para los siguientes tres periodos una tasa del desempleo de largo plazo cercana al 1,9 %, sugiriendo una reducción del indicador al largo plazo y presentando una estructura semejante a la serie original.

Por otro lado, Spremolla (1999) analizó la persistencia del desempleo en Montevideo, Uruguay mediante el establecimiento de modelos ARIMA integrados fraccionalmente para el periodo 1968-1997. El estudio empleó la variable tasa de desempleo global, con temporalidad trimestral y nivel de desagregación por sexo (hombre o mujer); y encontró que los hombres presentan mayor persistencia en el desempleo, puesto que sus empleos son de mayor estabilidad, mientras que las mujeres, entran y salen con mayor frecuencia del mercado laboral.

En Colombia, Cardona & Rojas (2017) utilizaron la información de la plataforma Google Trends para mejorar los pronósticos de la tasa de desempleo en Colombia en el corto plazo. Para lo cual, una vez seleccionados los términos de búsqueda de la plataforma, estimaron modelos de regresión simple, modelos ARIMA y modelos ARIMAX. Los resultados indican, que al incluirse las consultas se mejoran los ajustes de los modelos y que la inclusión de los términos “trabajo”, “ofertas de trabajo” y “busco trabajo” mejoran las predicciones.

Uribe, Fajardo & Romero (2017) realizaron un análisis de intervención para la tasa de desempleo mensual en el periodo 2002-2014. Para lo cual, establecieron un modelo ARIMA estacional $(1, 1, 2) (0, 1, 1)$ para la desocupación mensual nacional, que presentó una buena capacidad predictiva y un coeficiente de determinación de 0,91. En cuanto al análisis de intervención, se encontró que para el periodo de estudio, solo cinco programas fueron estadísticamente significativos en la reducción de la tasa de desocupación en Colombia.

Muñoz, Urquijo, Castro & Lombana (2017) desarrollaron un modelo ARIMA con IGARCH que pronostica el precio mensual de la energía para Colombia en el periodo (2004-2016). El modelo definitivo fue un $Ma(8) Ar(8) Ma(15) Ma(14)$ sin intercepto con un IGARCH (1,1). El modelo pronosticó un valor del precio en enero de 2017 de 106,40 \$/kWh, presentando una diferencia con respecto al valor real del *commodity* (111 \$/kWh) de \$4,6. El modelo presenta un valor de 0,19 en el coeficiente de desigualdad de Theil, lo que nos sugiere una buena capacidad predictiva.

Por su parte, Pérez, Orlandoni & Ramoni (2013) establecieron un modelo ARIMA para calcular el pronóstico del nivel mensual de exportaciones de café suave para Colombia en el periodo (1958-2011). El modelo obtenido fue un ARIMA estacional $(0, 1, 1) (0, 1, 1)$, el cual pronosticó el nivel mensual de exportaciones del grano desde el mes de enero de 2009 hasta septiembre de 2011, presentado una diferencia promedio entre el valor real y el pronosticado de 62,16 en el año 2009, 87 en el año 2010 y 235,1 de enero a septiembre de 2011.

Pérez (2009) mediante la metodología X12-ARIMA realizó un ajuste estacional a la tasa de desempleo mensual de las trece áreas metropolitanas del país en el periodo (2001-2006). El modelo final fue un ARIMA estacional (2, 1, 0) (0, 1, 1). Los resultados nos indican que el fenómeno estacional se muestra, al presentarse la máxima tasa de desempleo en el mes de enero y la mínima en el mes de diciembre. También, que el valor promedio del pronóstico del modelo para el año 2006 fue de 13,05 %, para el año 2007 fue 12,18 % y para el año 2008 fue de 11,06 %.

En cuanto a los modelos de función de transferencia, Moreno & Sánchez (2009) analizaron el número de muertes por causas violentas en Bogotá para el periodo (1997-2006) y el grado de asociación de estas con los ciclos económicos de la ciudad. En consecuencia, se emplearon modelos ARIMA trimestrales para caracterizar el comportamiento de las muertes violentas, y se usaron como variables explicativas del ciclo económico, las series por trimestres del Índice de Precios al Consumidor, la tasa de desempleo y el total de ocupados. Para el establecimiento de relación entre las muertes violentas y las variables del ciclo económico, se utilizaron modelos de función de transferencia. Entre los resultados, se encontró que se presentaron asociaciones significativas entre todas las series de muertes de las diversas causas con al menos una de las series de ciclo económico, y que del total de muertes violentas en la capital (36575) el 57,7 % se debió a homicidios y el 23,7 % a accidentes de tránsito.

Los estudios previamente citados, dejan ver la importancia y uso extendido de los modelos de series temporales, en particular, su aplicación a los temas de mercado, economía laboral y

mercado laboral; debido a que como es el propósito de esta investigación, las referidas técnicas estadísticas permiten comprender y pronosticar con gran solidez y objetividad los movimientos que presentaron las dos series que hacen parte del presente estudio.

3. Objetivos

3.1 Objetivo general

Analizar el comportamiento de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral para Colombia en el periodo 2008-2016 mediante los modelos de series de tiempo

3.2 Objetivos específicos

- Identificar los componentes de la tasa de desempleo en Colombia para el periodo 2008-2016 de acuerdo al método de descomposición clásica de las series de tiempo
- Realizar un modelo estadístico bajo la metodología ARIMA que pronostique el comportamiento de la tasa de desempleo en Colombia para el año 2017
- Estudiar los componentes de la tasa de informalidad laboral en Colombia para el periodo 2008-2016 de acuerdo al método de descomposición clásica de las series de tiempo
- Elaborar un modelo estadístico bajo la metodología ARIMA que pronostique el comportamiento de la tasa de informalidad laboral en Colombia para el año 2017
- Establecer un modelo de función de transferencia que relacione el comportamiento de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral para Colombia en el periodo 2008-2016

4. Marco teórico

En este apartado, se expondrán las definiciones y aspectos teóricos de las técnicas que se van a emplear, así como los enfoques y definiciones de los conceptos que hacen parte de la investigación.

4.1 Desempleo e informalidad laboral

4.1.1 Desempleo.

El desempleo, que es definido por Glejberman (2012) como “situación en la cual una persona no tiene empleo, ni ha trabajado al menos una hora en actividades económicas”; puede ser de tres tipos: friccional, estructural y cíclico.

El desempleo friccional está determinado por la movilidad de las personas, bien sea para buscar mejores condiciones laborales o por la búsqueda de empleo. En este tipo de desempleo, se ubican los casos en los que los empleadores despiden al trabajador cuando lo consideran necesario, así como también en los que el empleado decide libremente renunciar a su lugar de trabajo. Esta clase de desempleo no se puede eliminar completamente, pero entre las políticas idóneas para enfrentarlo se destaca el mejoramiento de los sistemas de información, para que le sea más fácil a los desocupados encontrar un nuevo trabajo (Marce, 2012).

El desempleo estructural concierne a un desajuste entre la oferta y la demanda de empleados, debida a la falta de destrezas y de preparación de las personas, puesto que, debido a cambios en las estructuras demográficas, tecnológicas y ocupacionales de la economía se ve afectada la demanda laboral, por lo que es difícil para una persona en condición de desempleo

encontrar trabajo teniendo experiencia laboral. En este tipo de desempleo, los empleados no logran llenar las expectativas de los empleadores, ya que si bien puede haber varias ofertas laborales disponibles, resulta dificultoso cumplir con todos los requisitos (edad, estudios requeridos, experiencia, entre otros). Por lo anterior, las políticas para tratar esta clase de desempleo se deben enfocar en el estímulo a programas de formación y reconversión profesional y la exploración de nuevas actividades productivas con futuro (Marce, 2012).

Por último, el desempleo cíclico o desempleo por insuficiencia de la demanda agregada, hace alusión a las fluctuaciones en el desempleo a causa de los ciclos económicos. “Cuando el ritmo de crecimiento de la demanda agregada es mayor a lo normal, la demanda por trabajo es superior a lo corriente y el desempleo disminuye, pero ocurre lo contrario en las fases recesivas del ciclo económico, en las cuales se reduce la demanda y entonces el desempleo se incrementa”. Para afrontar esta clase de desempleo, se consideran los programas de reactivación económica, fundamentados en políticas de estabilización, dentro de las cuales se encuentran las políticas fiscales y monetarias (Marce, 2012).

4.1.2 Informalidad laboral.

La informalidad, es un fenómeno del mercado laboral complejo y heterogéneo, dado que como afirman Fernández, Villar, Gómez & Vaca (2017) las metodologías para su medición no son fácilmente comparables, debido a las particularidades institucionales de cada país y a la manera en que se define y mide el fenómeno por parte de los institutos estadísticos encargados de realizar la medición del indicador. En Colombia, el DANE (2009), de acuerdo con las recomendaciones

impartidas por la OIT, establece las siguientes características que configuran la definición de informalidad laboral:

1. Los empleados particulares y los obreros que laboran en establecimientos, negocios o empresas que ocupen hasta cinco personas en todas sus agencias y sucursales, incluyendo al patrono y/o socio.
2. Los trabajadores familiares sin remuneración.
3. Los trabajadores sin remuneración en empresas o negocios de otros hogares.
4. Los empleados domésticos.
5. Los jornaleros o peones.
6. Los trabajadores por cuenta propia que laboran en establecimientos hasta cinco personas, excepto los independientes profesionales.
7. Los patrones o empleadores en empresas de cinco trabajadores o menos.
8. Se excluyen los obreros o empleados del gobierno.

De igual forma, la informalidad laboral presenta tres enfoques teóricos de estudio: el enfoque estructuralista, enfoque institucionalista y enfoque mixto, que ayudan a comprender de una mejor manera el fenómeno.

El enfoque estructuralista, plantea la existencia de dos sectores (moderno y tradicional), el primero agrupa unidades productivas grandes que utilizan técnicas de producción intensivas en capital, que y brindan empleos de buena calidad y altos niveles de productividad. El tradicional reúne las pequeñas unidades productivas, que proporcionan trabajos de baja calidad, dado que

funcionan bajo la motivación de subsistencia. De acuerdo a esta teoría, la estructura productiva y económica de un país es la que establece la existencia de un sector informal (Bello & Ortega, 2014).

El enfoque institucionalista, hace alusión a que las decisiones adoptadas desde la institucionalidad del estado, que crean incentivos que influyen las elecciones racionales de los agentes cuando optan por la formalidad e informalidad. Este enfoque, presume que el sector informal congrega actividades económicas que se efectúan en la ilegalidad, al no cumplir con las normativas laborales y comerciales. Por tanto, son actividades legales pero que eluden los controles tributarios. Bajo este escenario, el sector informal representa una opción para los empleados y las firmas que no quieren cumplir con la legislación (Jiménez, 2012).

Finalmente, el enfoque mixto involucra aspectos de los enfoques estructural e institucional, al incorporar el punto de vista macroeconómico (la existencia del sector informal está explicada por la estructura productiva y económica de un país) y el punto de vista microeconómico (la informalidad es producto de una elección racional) (Uribe & Ortiz, 2006). La unión de los dos enfoques, dota de robustez el análisis y la medición de la informalidad laboral. De esta forma, el enfoque mixto estudia la informalidad como el resultado de factores institucionales y estructurales, constituido por los individuos excluidos del sector moderno y los agentes que evaden el cumplimiento de las normativas comerciales y laborales (Jiménez, 2012).

Ahora, se abordarán las técnicas estadísticas que hacen parte de la presente investigación.

4.2 Series de tiempo y técnicas estadísticas

4.2.1 Definición, componentes y enfoque clásico de las series de tiempo.

Una serie de tiempo o serie temporal es definida por Cáceres, Martín & Martín (2014) como “un conjunto de observaciones referidas a una magnitud y ordenadas en el tiempo”. Una serie temporal está conformada por cuatro componentes:

- Tendencial (T_t): es el comportamiento predominante de la serie. También, se entiende como el cambio de la media en un periodo de tiempo extenso.
- Estacional (E_t): fluctuación periódica que se desarrolla dentro de un periodo de tiempo corto (inferior a un año). Se refiere a comportamientos que ocurren en los mismos trimestres, meses o días (de acuerdo a la temporalidad de la serie estudiada).
- Cíclico (C_t): son las oscilaciones periódicas, más o menos regulares, en torno a la tendencia de la serie al largo plazo. Se completa en un periodo superior al año.
- Aleatorio (A_t): son las variaciones que no siguen un patrón específico y que se deben a diversas causas. Este componente es difícilmente predecible y representa los movimientos de la serie que no hacen parte de los componentes tendencial, estacional y cíclico. (Universidad de Chile, 2008)

El enfoque clásico de series de tiempo, asume que estas pueden formularse de una de las siguientes tres maneras:

$$\text{Esquema aditivo: } Y_t = T_t + E_t + C_t + A_t$$

$$\text{Esquema multiplicativo: } Y_t = T_t E_t C_t A_t$$

$$\text{Esquema mixto: } Y_t = T_t E_t C_t + A_t$$

El esquema aditivo supone que los cuatro componentes de la serie son independientes entre sí, mientras que en el esquema multiplicativo, la magnitud de las variaciones está determinada por la interacción entre los cuatro componentes. Debido a la dificultad en el análisis del esquema multiplicativo, al presentarse interacción entre los tres componentes y el aleatorio, “el esquema multiplicativo puro es generalmente desechado y se recurre al esquema mixto, que de hecho, suele denominarse multiplicativo” (Cáceres, Martín & Martín, 2014).

4.2.2 Filtros exponenciales

4.2.2.1 Filtro Holt-Winters (HW).

Es un procedimiento de suavizamiento exponencial, que es usado cuando en las series hay patrones tendenciales y estacionales marcados. El filtro emplea todas las observaciones de la serie y les asigna ponderaciones exponencialmente decrecientes, de tal forma que las últimas tendrán una mayor ponderación y las primeras una menor. El filtro HW puede ser aditivo o multiplicativo. Es aditivo, cuando la variabilidad del patrón estacional no depende de los datos, es decir no se afecta ante disminuciones o incrementos, y es multiplicativo cuando la variabilidad del patrón estacional incrementa en la medida en que incrementan los datos, o viceversa (Sánchez & Poveda, 2006) y (Lugo, 2012).

A continuación se presenta la forma funcional de las dos clases de filtro HW:

Filtro Holt-Winters aditivo⁹:

$$\begin{aligned}F_t &= \alpha (D_t - I_{t-p}) + (1-\alpha)(F_{t-1} + b_{t-1}) \\b_t &= \beta (F_t - I_{t-p}) + (1 - \beta)b_{t-1} \\I_t &= \gamma (D_t - F_t) + (1 - \gamma)I_{t-p}\end{aligned}$$

Fórmula de pronóstico:

$$f_{t|\tau} = F_t + \tau b_t + I_{t+\tau-p}$$

Donde F_t es la ecuación del nivel, b_t la del crecimiento e I_t la del factor estacional.

Filtro Holt-Winters multiplicativo¹⁰:

$$\begin{aligned}F_t &= \alpha \left(\frac{D_t}{I_{t-p}} \right) + (1-\alpha)(F_{t-1} + b_{t-1}) \\b_t &= \beta (F_t - F_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \\I_t &= \gamma \left(\frac{D_t}{F_t} \right) + (1 - \gamma)I_{t-p}\end{aligned}$$

Fórmula de pronóstico:

$$f_{t+1} = (F_t + b_t)I_{t+1-p}$$

Donde F_t es la ecuación del nivel, b_t la del crecimiento e I_t la del factor estacional.

El mejor ajuste en los dos filtros, será en el que los valores de α , β y γ ocasionen una mejor media absoluta de errores.

⁹ Fuente consultada: (Sánchez & Poveda, 2006)

¹⁰ Fuente consultada: (Sánchez & Poveda, 2006)

4.2.2.2 Filtro Hodrick Prescott (HP).

Es un filtro simétrico y lineal que es muy usado en el análisis de los ciclos económicos. El filtro HP descompone la serie analizada (x_t) en dos componentes: tendencial (m_t) y cíclico (c_t), como se aprecia en la siguiente fórmula:

$$x_t = m_t + c_t$$

La forma funcional del filtro HP está dada por la siguiente expresión, en la cual se da un balance entre el ajuste y la suavidad de la serie estudiada¹¹:

$$\min_{\{c_t\}, \{m_t\}} \left\{ \sum_{t=1}^T c_t^2 + \lambda \sum_{t=3}^T [(1 - B)^2 m_t]^2 \right\}$$

s. a. $x_t = m_t + c_t$

En donde B es el operador de retardo que hace cumplir $Bz_t = z_{t-1}$

El parámetro lambda (λ) regula el grado de suavización de la tendencia (m_t) y la longitud de los ciclos (c_t). A medida que el valor de lambda sea mayor, más suavidad presentará la tendencia. Cuando lambda tiende al infinito se presenta el mayor grado de suavización y la tendencia es lineal, mientras que, si lambda tiende a cero la tendencia coincidirá con la serie x_t (Del Río, 1999).

Respecto al valor del parámetro de suavización (λ), por lo general se usa un valor de $\lambda = 100$ para datos anuales, de $\lambda = 1600$ para datos trimestrales y $\lambda = 14400$ para datos mensuales; estos son los valores recomendados por Hodrick y Prescott, derivados del valor de $\lambda = 1600$ para

¹¹ Fuente consultada: (Del Río, 1999)

datos trimestrales (Guerrero, 2009); sin embargo, autores como Del Río (2009) plantean que estos valores de lambda pueden tomarse como referencia, pero pueden modificarse de acuerdo a la naturaleza y tema de la serie temporal estudiada.

4.2.3 Modelos ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).

Los modelos ARIMA (Modelos Autoregresivos Integrados de Media Móvil), son modelos estadísticos que permiten pronosticar los valores de una variable, en función de sus valores pasados, sin necesidad de otras variables explicativas (Pérez, 2011).

Los componentes de los modelos ARIMA son: los Autoregresivos (AR) que corresponden a la suma ponderada de las observaciones pasadas de la variable estudiada; las Medias Móviles (MA) que son la suma ponderada de los errores actuales y pasados de la variable analizada; y la integración (I), la cual consiste en el proceso de diferenciación de la serie estudiada, las veces que sea necesario hasta convertirla en una serie estacionaria¹² (Universidad de Chile, 2008) y (De Arce & Mahía, s.f.).

La ecuación del modelo permite describir un valor como función lineal de valores anteriores y errores debidos al zar; y está dada por la expresión¹³:

$$Y_t = -(\Delta^d Y_t - Y_t) + \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta^d Y_{t-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

¹² Una serie es estacionaria, cuando su media y su varianza no cambian a través del tiempo, y su covarianza solo está determinada por el rezago. La condición de estacionaridad es fundamental para la aplicación de los modelos ARIMA (Universidad de Chile, 2008).

¹³ Fuente consultada: (Peña, 2005) y (Universidad de Chile, 2008)

Dónde:

d: número de diferencias requeridas para convertir la serie original en estacionaria

ϕ : autoregresivos (AR)

θ : medias móviles (MA)

ϕ_0 : constante

ε_t : error

Los modelos ARIMA se expresan como (p,d,q), correspondiendo las p a los autoregresivos, d a las diferenciaciones que se necesitan para volver estacionaria la serie de estudio y q a las medias móviles.

De igual forma, cuando en la serie estudiada y en el modelo ARIMA hay presencia significativa del componente estacional, el modelo se convierte en un SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) (p,d,q) (P,D,Q) o ARIMA estacional (p,d,q) (P,D,Q); donde las (p,d,q) minúsculas indican lo mismo que en un ARIMA ordinario y las (P,D,Q) mayúsculas indican el autoregresivos (P), la diferencia (D) y las medias móviles (Q) en la parte estacional.

4.2.4 Metodología Box Jenkins.

Esta metodología fue desarrollada por George Box & Gwilym Jenkins en 1976 y consiste en la aplicación de cuatro fases de análisis en la realización de los modelos ARIMA, las cuales se detallan a continuación¹⁴:

¹⁴ Fuente consultada: (Peña, 2005) y (Box, Jenkins & Reinsel, 1994)

Identificación.

Una vez la serie es estacionaria, se procede a indagar sobre cual modelo ARIMA es el que mejor se ajusta a los datos. Para ello, se busca la identificación de los componentes p y q del modelo y se toman en cuenta los resultados arrojados en los correlogramas simple y parcial.

Estimación.

En esta fase, se estiman los parámetros autoregresivos y de medias móviles que mejor se adecuan al modelo ARIMA.

Validación.

Se realizan los contrastes de diagnóstico para establecer si el modelo hallado se ajusta a la serie analizada. Acá se verifica el cumplimiento de la aleatoriedad de los residuos, la normalidad de los residuos y la significancia de los parámetros.

Predicción.

En esta última fase, se obtienen los pronósticos de los valores futuros de la serie estudiada. También, se evalúa la bondad de ajuste en las predicciones del modelo seleccionado.

4.2.5 Modelos de función de transferencia.

Son modelos que relacionan dos o más series de tiempo desarrollando modelos causales de predicción. Se indaga sobre la manera de relacionar una serie temporal, denominada *output* en función de una o varias series temporales denominadas *inputs*. A priori se considera que hay una

causalidad unidireccional desde los *inputs* hacia el *output*, en sentido contrario se descarta la presencia de causalidad (Bekkali, 2012).

El caso de menor complejidad es el modelo de función de transferencia (MFT) con un solo input, que se puede replicar de forma sencilla a modelos con varios inputs. El caso de un MFT con un solo input (X_t) y output (Y_t), se expresa en la ecuación:

$$Y_t = v_{(B)} X_t + N_t$$

Donde $v_{(B)}$ alude una función de transferencia del filtro Box Jenkins y N_t representa el ruido de la serie que es independiente de la serie X_t . Los coeficientes de $v_{(B)}$ son conocidos como la función de respuesta al impulso. Para la modelación de la función de transferencia entre la serie input y output se requiere que las dos sean estacionarias, cumplida esta condición, la variable N_t será una ARIMA (p,d,q), bajo lo cual, el MFT se expresa como¹⁵:

$$Y_t = \frac{\omega(B)B^b}{\delta(B)} X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \alpha_t$$

Después de que se conozcan los valores de (B) , (B) y b , se podrán calcular los coeficientes de respuesta del impulso v_j , y conociendo los coeficientes de respuesta al impulso (v_j), se pueden hallar los valores de b , r , s como se enuncia a continuación:

- El valor de b se obtendrá teniendo presente que $v_j = 0$ y que *para* $j < b$ y $v_{(B)} \neq 0$.

¹⁵ Fuente consultada: (Box, Jenkins y Reinsel, 1994) y (Bekkali, 2012)

- El valor de r está dado por el comportamiento de los coeficientes de respuesta al impulso, semejante a como se identifica el orden del componente autoregresivo en un modelo ARIMA mediante la función de autocorrelación.
- Respecto al valor de s , dado un valor de b , si $r = 0$ se identificará s , pues se cumplirá que $v_j = 0$ para $j > b + s$. Si $r \neq 0$.

Preblanqueo.

En esta etapa, se convierten las series *input* y *output* en series estacionarias, mediante filtros provenientes de modelos ARIMA. De esta forma, el preblanqueo de la serie *input* viene dado por la expresión¹⁶:

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\phi_x(B)} \chi_t$$

Aplicando la misma transformación para el preblanqueo del *output*, se obtiene:

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t$$

Al tratarse de un filtro proveniente de los modelos ARIMA, tanto para la transformación del *input* como del *output*, se involucran autorregresivos (ϕ) y medias móviles (θ).

¹⁶ *Ibíd*

Función de correlación cruzada.

Esta función establece la dirección y grado de asociación entre los valores de las series *input* y *output*. Para aplicar la correlación cruzada, las dos series deben ser estacionarias, puesto que, en el caso de no ser así, no es posible interpretar el diagrama. La función de correlación cruzada viene dada por la expresión¹⁷:

$$\rho_{yx}(j) = \frac{\gamma_{yx}(j)}{\sigma_y \sigma_x}$$

En donde σ_y y σ_x corresponden a la desviación estándar de las variables x e y .

Identificación de la función de respuesta al impulso.

Para lograr la identificación de la función de respuesta al impulso, se debieron seguir las etapas previas, en donde se preblanqueó el *input* respecto a su representación ARIMA, se preblanqueó el *output* respecto a su representación ARIMA, y se halló la función de correlación cruzada entre las series X_t y Y_t estacionarias. El modelo de función de transferencia se expresa como¹⁸:

$$Y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} B^b X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \alpha_t$$

Seguidamente, se identifica r (orden del polinomio $\delta(B)$) y s (orden del polinomio $\omega(B)$), dado que al seleccionar los valores de b , r y s , se pueden obtener estimaciones de los coeficientes $\delta(B)$ y $\omega(B)$ a partir de sus relaciones con v_j .

¹⁷ *Ibíd*

¹⁸ *Ibíd*

5. Metodología

La presente investigación es de carácter evaluativo y utiliza datos de carácter cuantitativo derivados de fuentes de información secundarias como los datos contenidos en la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH) del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). Las variables empleadas son la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral; que son de tipo cuantitativas continuas, pertenecientes a la escala de medición razón. Los datos de las dos series temporales son para Colombia, en el periodo 2008 al 2016, medidos en trimestres móviles.

La tasa de desempleo está dada por la expresión¹⁹:

$$TD_t = \left(\frac{D_t}{PEA_t} \right) 100$$

Dónde:

TD_t : tasa de desempleo en el periodo t

D_t : número de personas desocupadas durante el periodo t

PEA_t : población económicamente activa durante el periodo t

Por su parte, la tasa de informalidad laboral es calculada mediante la expresión:

$$TI_t = \left(\frac{OI_t}{TO_t} \right) 100$$

Dónde:

¹⁹ Los términos población económicamente activa y población total ocupada, ya fueron definidos en la introducción, en las notas al pie 2 y 4 respectivamente.

TI_t : tasa de informalidad en el periodo t

OI_t : ocupados informales durante el periodo t

TO_t : total ocupados durante el periodo t

Los trimestres móviles²⁰ son definidos como “periodos de tres meses, que se desplaza un mes en sucesivas veces”. (Instituto Nacional de Estadística, s.f.)

En este sentido, para el caso de estudio, los trimestres móviles son promedios simples de tres meses, que se van desplazando de a un mes durante los doce meses del año. Por lo cual, para cada año se tienen doce trimestres móviles. La fórmula para su cálculo está dada por:

$$TM_t = \frac{(m1 + m2 + m3)}{3}$$

Dónde:

TM_t : trimestre móvil en el periodo t

m1: mes uno

m2: mes dos

m3: mes tres

²⁰ Las dos tasas fueron tomadas en trimestres móviles, debido a que esta periodicidad está disponible para los dos indicadores y permite compararlos, dado que para el desarrollo de uno de los objetivos específicos y para mayor facilidad en los análisis, se requiere que las dos series presenten la misma periodicidad.

Para el alcance de los objetivos propuestos, se utilizará estadística descriptiva y modelos de serie temporales, que tienen como propósito analizar el comportamiento de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral para Colombia en el periodo 2008-2016; así como, establecer el pronóstico de las dos tasas para el año 2017 e indagar sobre la relación entre los dos indicadores.

Particularmente, el trabajo comprenderá las siguientes etapas metodológicas, en las cuales se desarrollarán los resultados:

- Consolidación de las dos series estudiadas
- Análisis descriptivo de las dos series
- Análisis de los componentes de las dos series de acuerdo al método de descomposición clásica
- Cálculo de los filtros exponenciales Holtwinters y Hodrick Prescott de las dos series
- Elaboración del modelo ARIMA (p,d,q) que mejor se ajuste a las dos series
- Análisis del pronóstico para el año 2017 de las dos series
- Cálculo de la correlación cruzada de las dos series
- Análisis de la transferencia entre las dos series
- Análisis de resultados generales

El software en el cual se realizará el análisis estadístico y el procesamiento de los datos es R versión 3.4.2.

6. Resultados

6.1 Análisis tasa de desempleo

6.1.1 Descripción de la tasa de desempleo en Colombia 2008-2016.

Análisis exploratorio.

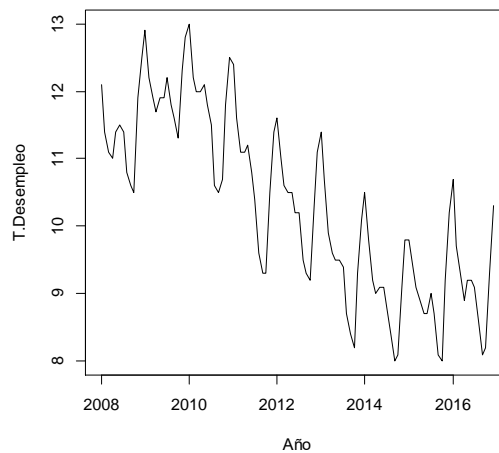


Figura 1. Tasa de desempleo en Colombia 2008-2016

Fuente: Elaboración con datos del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE)

La tasa de desempleo es el indicador del mercado laboral que es utilizado para conocer el nivel de desocupación de la economía del país para el periodo en el cual es medida. En el periodo de estudio (2008-2016), se observa una tendencia a la baja, la presencia del componente cíclico y picos que denotan un componente estacional pronunciado. A partir del año 2014, se presentó una estabilización en el indicador, aunque continuó presentando las mismas volatilidades. La serie no es estacionaria.

Tabla 1

Indicadores de estadística descriptiva de la tasa de desempleo

| Indicador | Valor |
|----------------|----------|
| Mínimo | 8 % |
| Primer cuartil | 9, 20 % |
| Mediana | 10, 45 % |
| Media | 10, 33 % |
| Tercer cuartil | 11, 43 % |
| Máximo | 13 % |

La tasa de desempleo mínima en el periodo de estudio fue del 8 %, mientras que la máxima fue del 13 %. El valor promedio de la tasa de desempleo en Colombia para el periodo (2008-2016) fue del 10,33 %. Por su parte, la medición del indicador que se ubicó en el centro de la distribución fue del 10,45 %.

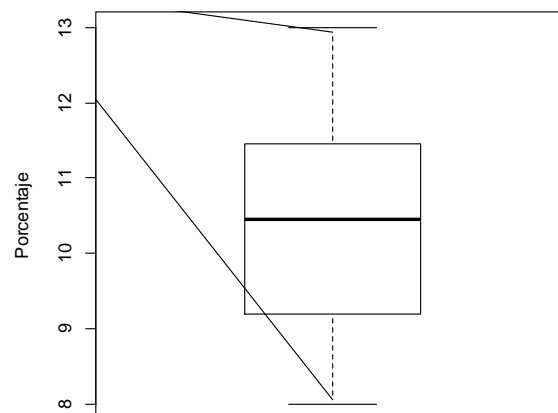


Figura 2. Diagrama de caja y bigotes de la tasa de desempleo (2008-2016)

En el diagrama de caja y bigotes, se puede apreciar que al ser la segunda parte de la caja más angosta que la primera, las tasas ubicadas entre el 50 y el 75 % son menos dispersas que las ubicadas entre el 25 y el 50 %. De igual forma, que al ser el bigote inferior más corto que el superior, el 25 % de las tasas más bajas están más concentradas que el 25 % de las más altas.

6.1.2 Descomposición clásica de la tasa de desempleo 2008-2016.

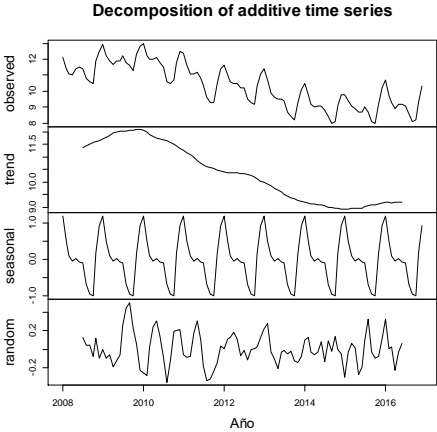


Figura 3. Método de descomposición aditivo de la tasa de desempleo

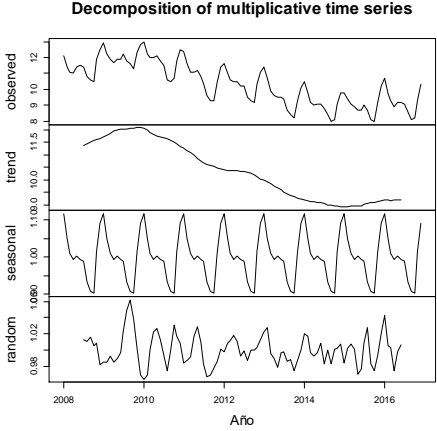


Figura 4. Método de descomposición multiplicativo de la tasa de desempleo

En las figuras 3 y 4 se presentan los métodos de descomposición aditivo y multiplicativo, los cuales son muy similares. Sin embargo, el método de descomposición más adecuado para la serie de estudio es el aditivo, pues como lo expresa Pérez (2009), las tasas siguen un método de descomposición aditivo, debido a que la serie original corresponde a la suma de sus cuatro componentes (cíclico, tendencial, estacional y aleatorio). Lo anterior, en razón a que la aditividad supone la independencia de los cuatro componentes, como ocurre en el caso del presente estudio, dado que el componente estacional no se vio afectado por los cambios en la tendencia de la serie, por el contrario, presentó el mismo comportamiento en todos los años que conforman el periodo de estudio.

En cuanto a la presencia del componente estacional, se encontró que en los trimestres móviles de mediados de año (abril, mayo, junio), (mayo, junio, julio), (junio, julio, agosto) el desempleo generalmente baja, mientras que en los trimestres móviles de final de año (noviembre, diciembre, enero) y (diciembre, enero, febrero) el desempleo generalmente aumenta.

La tendencia, presentó una propensión a la baja del año 2008 al 2014, del 2014 al 2016 se presentó un comportamiento estable, sin cambios importantes en el indicador. Respecto al componente aleatorio, presentó movimientos en torno a un valor específico, con algunas fluctuaciones en la parte inicial del periodo de estudio, motivados en que a partir de ese momento se comenzó a presentar una disminución paulatina en la tasa de desempleo.

6.1.3 Filtros exponenciales.

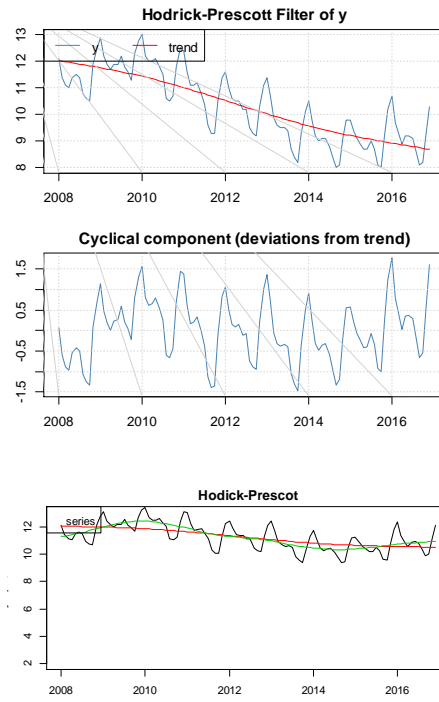


Figura 5. Filtro Hodrick Prescott de la tasa de desempleo

En la figura 5 se observa la línea de suavización de la serie, que presenta una leve tendencia a la baja y el gráfico del componente cíclico, en el cual se puede ver que los ciclos de una manera más clara, con un intervalo de tiempo de dos años y presentando una forma similar al componente estacional. También se puede apreciar el pronóstico del filtro, en el cual se observa que la línea de suavización presenta un comportamiento similar con el pronóstico.

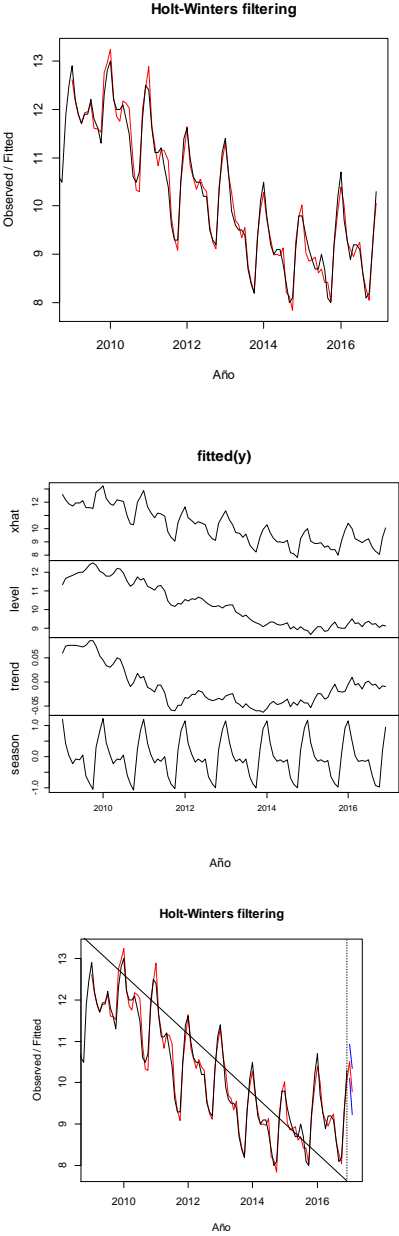


Figura 6. Filtro Holtwinters de la tasa de desempleo

En cuanto al filtro Holt Winters, se puede apreciar que la tasa estimada por el filtro es bastante cercana a la original, por lo que la capacidad predictiva del modelo se presume que será buena. Respecto a la descomposición de los componentes que realiza el filtro, se destaca que la

tendencia presenta un mejor ajuste, pues se incorpora en ella las fluctuaciones causadas por el componente estacional. Finalmente, el pronóstico del filtro continúa el comportamiento habitual de la serie en el periodo de referencia, por lo que se prevé para inicios de 2017 una disminución del desempleo.

6.1.4 Metodología ARIMA.

6.1.4.1 Identificación.

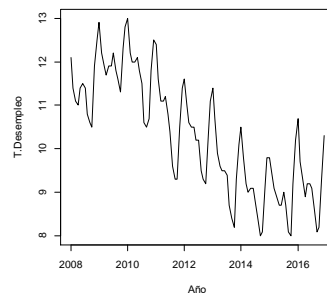


Figura 7. Tasa de desempleo en Colombia 2008-2016

En la figura 7, se observa una tendencia a la baja y picos que denotan un componente estacional pronunciado. Debido a la presencia de la tendencia, la serie no es estacionaria; por lo cual se procede a diferenciar.

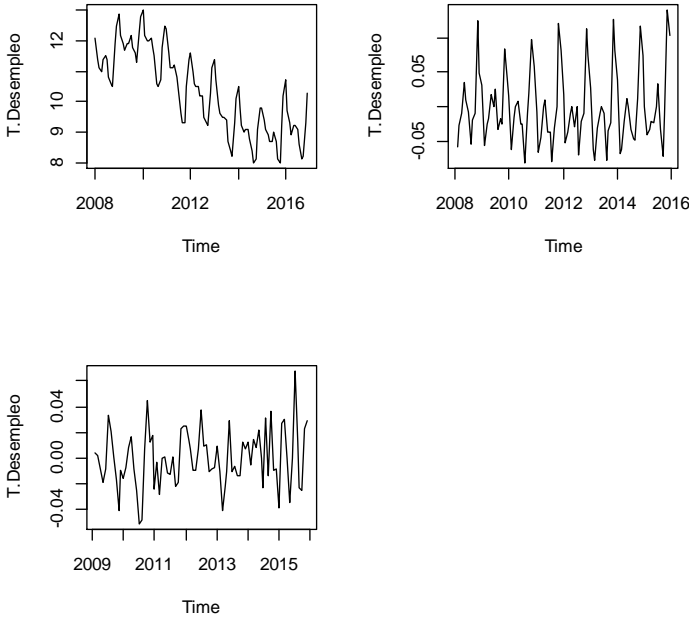


Figura 8. Diferenciación de primer y segundo orden de la tasa de desempleo

En el recuadro uno se presenta la serie original, en el dos la primera diferencia y en el tres la segunda diferencia. Seleccione la serie con segunda diferencia, dado que en esta se ha eliminado la tendencia y se ha disminuido en mayor medida el grado de variabilidad.

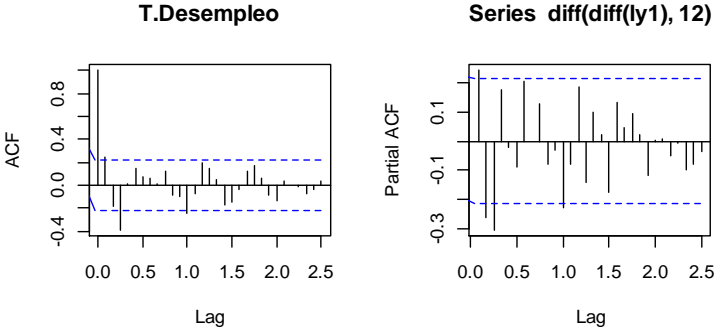


Figura 9. Funciones de autocorrelación simple y parcial con dos diferencias del logaritmo de la tasa de desempleo.

Conforme a lo observado en la figura 9, y la caída rápida en los correlogramas simple y parcial, se confirma que la serie es estacionaria. Los correlogramas me muestran autorregresivos (Ar) y medias móviles (Ma) significativos en la parte regular y estacional, por lo que me sugieren un modelo ARIMA Estacional o SARIMA (2, 1, 2) (1, 1, 1).

6.1.4.2 Diagnóstico.

Tomando como modelo inicial el modelo SARIMA (2, 1, 2) (1, 1, 1), se procedió a modelar y a indagar sobre cuál es el modelo más adecuado para la tasa de desempleo, en el cual se cumplan los supuestos de las series temporales, además de que los coeficientes en la parte regular y estacional sean significativos. Después de realizado este proceso, se llegó al modelo que se presenta a continuación, el cual fue el de mejor adecuación para la serie estudiada:

Modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1,1) de la tasa de desempleo

```
Call:
arima(x = log(y), order = c(2, 1, 1), seasonal = list(order = c(0, 1, 1), PERIODS = 12))

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      sma1
    0.6513 -0.2876 -0.4808 -0.5484
s.e.  0.1971  0.0982  0.1858  0.1210

sigma^2 estimated as 0.0003704:  log likelihood = 238.27,  aic = -466.54
```

$$\text{Tasa de desempleo} = 0,651\phi_1 - 0,287\phi_2 - 0,480\theta_1 - 0,548\theta_1 + \varepsilon_t$$

El modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) presenta: un $Ar_1 = 3,30$; un $Ar_2 = -2,92$; un $Ma_1 = -2,58$ y un $Sma_1 = -4,53$; al ser todos los coeficientes mayores a 2, todos son significativos. A continuación se procederá a la validación de los supuestos.

6.1.4.3 Validación.

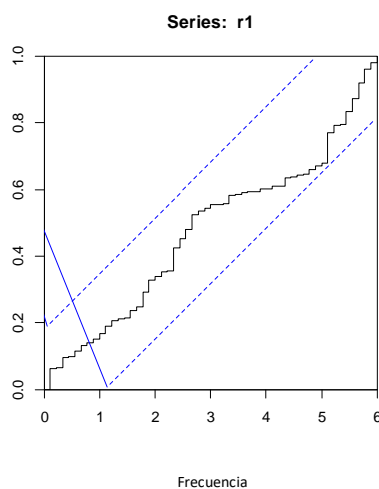


Figura 10. Periodograma de los residuos del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) de la tasa de desempleo

Debido a que todos los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza del periodograma, los residuos son aleatorios.

Test de Shapiro Wilk de los residuos del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0,1, 1) de la tasa de desempleo

```
> shapiro.test(r1)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  r1
W = 0.99074, p-value = 0.6752

> |
```

Dado que el pvalor del test de Shapiro Wilk es de 0,67, no se rechaza la hipótesis nula, que afirma que el error se distribuye de manera normal.

6.1.4.4 Predicción de la tasa de desempleo para el año 2017.

En la figura 11, se puede observar sombreado en gris las bandas de confianza para el pronóstico con un nivel de confianza del 80 % y en azul claro las bandas de confianza para el pronóstico con un nivel de confianza del 95 %, del pronóstico de la serie tasa de desempleo para el año 2017. La capacidad predictiva del modelo se puede considerar buena, pues el pronóstico continuó el comportamiento que la serie venía presentando en el periodo de referencia.

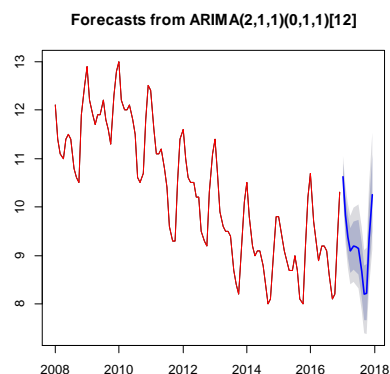


Figura 11. Pronóstico del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) de la tasa de desempleo para el año 2017

El modelo me indica que para el año 2017 se dará una baja paulatina del desempleo hasta el trimestre móvil (agosto-octubre), y que apartir del trimestre móvil (octubre-diciembre) el indicador volverá a subir. El pronóstico incorpora el efecto del componente estacional, el cual consiste en que en los trimestres móviles de mediados de año (abril- junio), (mayo-julio), (junio-agosto) el desempleo generalmente baja, mientras que en los trimestres móviles de final de año (octubre-diciembre), (noviembre-enero) y (diciembre-febrero) el desempleo generalmente aumenta.

Tabla 2

Cuadro comparativo del valor real y el pronóstico de la tasa de desempleo para el año 2017

| Trimestre móvil | Tasa real (observada) | Tasa pronosticada | Diferencia |
|------------------------|------------------------------|--------------------------|-------------------|
| Ene - Mar | 10,6 | 10,62 | 0,02 |
| Feb - Abr | 9,7 | 9,83 | 0,13 |
| Mar - May | 9,3 | 9,38 | 0,08 |
| Abr - Jun | 9,0 | 9,09 | 0,09 |
| May - Jul | 9,3 | 9,19 | 0,11 |
| Jun - Ago | 9,2 | 9,17 | 0,03 |
| Jul - Sep | 9,3 | 9,14 | 0,16 |
| Ago - Oct | 9,0 | 8,68 | 0,32 |
| Sep - Nov | 8,7 | 8,20 | 0,5 |
| Oct - Dic | 8,5 | 8,22 | 0,28 |
| Nov 17 - Ene 18 | 9,6 | 9,33 | 0,27 |

| | | | |
|-----------------|-------------|-------------|-------------|
| Dic 17 - Feb 18 | 10,4 | 10,25 | 0,15 |
| Promedio | 9,38 | 9,25 | 0,17 |

En la tabla 2, se realiza una comparación entre la tasa real observada y la pronosticada por el modelo. La menor diferencia se registró en el trimestre móvil (enero-marzo) (0,02 %) y la máxima en el trimestre móvil (septiembre-noviembre) (0,5 %). La diferencia promedio en la predicción para el año 2017 fue de 0,17 %, lo que nos sugiere que el modelo presenta una buena capacidad predictiva.

6.2 Análisis de la tasa de informalidad

6.2.1 Descripción de la tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016.

Análisis exploratorio.

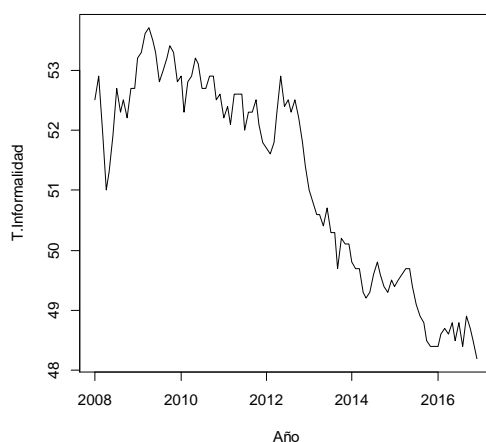


Figura 12. Tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016

Fuente: Elaboración con datos del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE)

La tasa de informalidad laboral es el indicador del mercado laboral que es utilizado para conocer el grado de formalidad laboral de la población ocupada de la economía del país para el periodo en el cual es medida. En el periodo de estudio (2008-2016), se observa una pronunciada tendencia a la baja, en el año 2012 se presentó un cambio estructural, mientras que en el año 2016 la serie se estabiliza aparentemente. El componente cíclico es pronunciado y la serie no es estacionaria.

Tabla 3

Indicadores de estadística descriptiva de la tasa de informalidad laboral

| Indicador | Valor |
|----------------|----------|
| Mínimo | 48,20 % |
| Primer cuartil | 49, 58 % |
| Mediana | 51, 8 % |
| Media | 51, 15 % |
| Tercer cuartil | 52, 60 % |
| Máximo | 53,70 % |

La tasa de informalidad laboral mínima en el periodo de estudio fue del 48,20 %, mientras que la máxima fue del 53,70 %. El valor promedio de la tasa de informalidad laboral en Colombia para el periodo (2008-2016) fue 51,15 %. Por su parte, la medición del indicador que se ubicó en el centro de la distribución fue del 51,80 %.

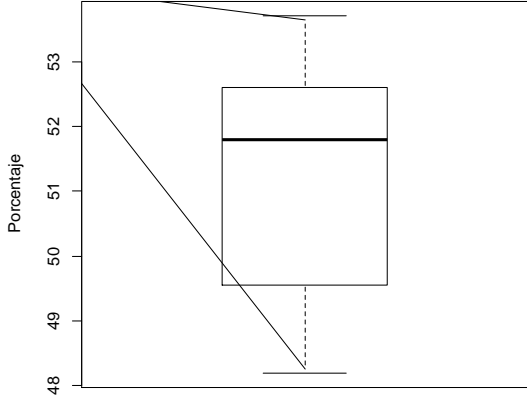


Figura 13. Diagrama de caja y bigotes de la tasa de informalidad laboral (2008-2016)

En el diagrama de caja y bigotes, se puede apreciar que al ser la segunda parte de la caja más angosta que la primera, las tasas ubicadas entre el 50 y el 75 % son menos dispersas que las ubicadas entre el 25 y el 50 %. De igual forma, que al ser el bigote inferior más largo que el superior, el 25 % de las tasas más altas están más concentradas que el 25 % de las más bajas.

6.2.2 Descomposición clásica de la tasa de informalidad laboral 2008-2016.

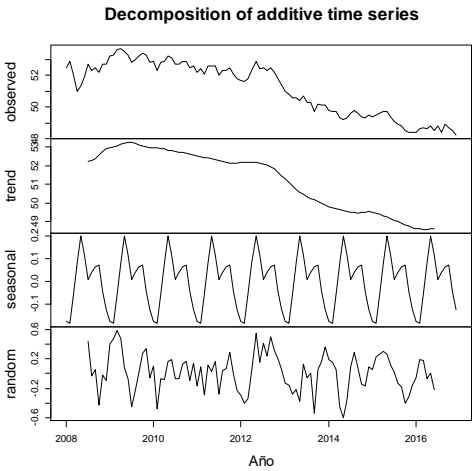


Figura 14. Método de descomposición aditivo de la tasa de informalidad laboral

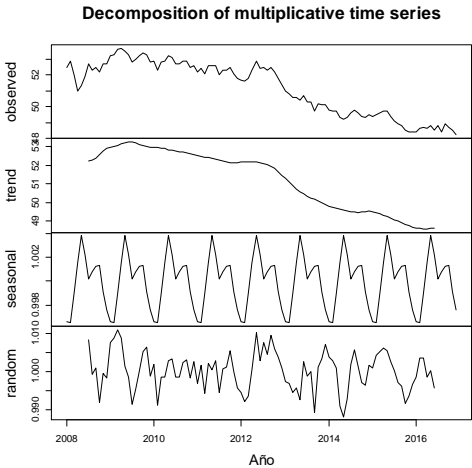


Figura 15. Método de descomposición multiplicativo de la tasa de informalidad laboral

En las figuras 14 y 15 se presentan los métodos de descomposición aditivo y multiplicativo, los cuales son muy similares. Sin embargo, el método de descomposición más adecuado para la serie de estudio es el aditivo, pues como se mencionó anteriormente, de acuerdo a Pérez (2009), las tasas siguen un método de descomposición aditivo, debido a que la serie original corresponde a la suma de sus cuatro componentes (cíclico, tendencial, estacional y aleatorio). Lo anterior, en razón a que la aditividad supone la independencia de los cuatro componentes, como ocurre en el caso del presente estudio, dado que el componente estacional no se vio afectado por los cambios en la tendencia de la serie, por el contrario, presentó el mismo comportamiento en todos los años que conforman el periodo de estudio.

En cuanto a la presencia del componente estacional, se encontró que en los trimestres móviles de mediados de año (abril, mayo, junio), (mayo, junio, julio), (junio, julio, agosto) la informalidad laboral generalmente aumenta, mientras que en los trimestres móviles de final de año (noviembre, diciembre, enero) y (diciembre, enero, febrero) la informalidad laboral generalmente disminuye.

La tendencia, presentó una propensión acentuada a la baja del año 2010 al 2015, a partir del 2016 se presentó un comportamiento estable, sin cambios importantes en el indicador. Respecto al componente aleatorio, presentó movimientos en torno a un valor específico, con algunas fluctuaciones en la parte final del periodo de estudio, motivados en que a partir del año 2016 se aprecia un periodo de estabilización de la serie.

6.2.3 Filtros exponenciales.

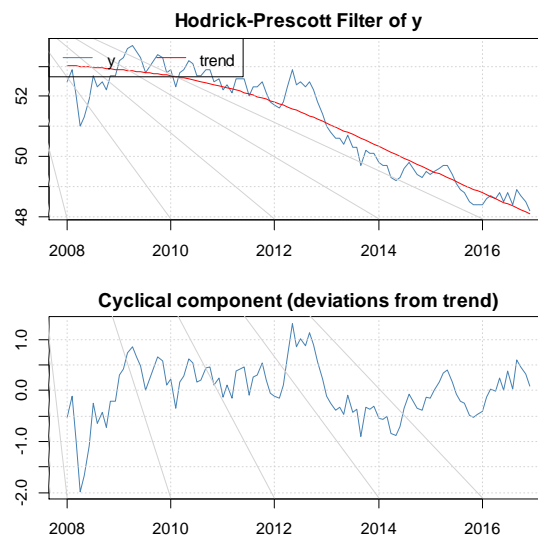
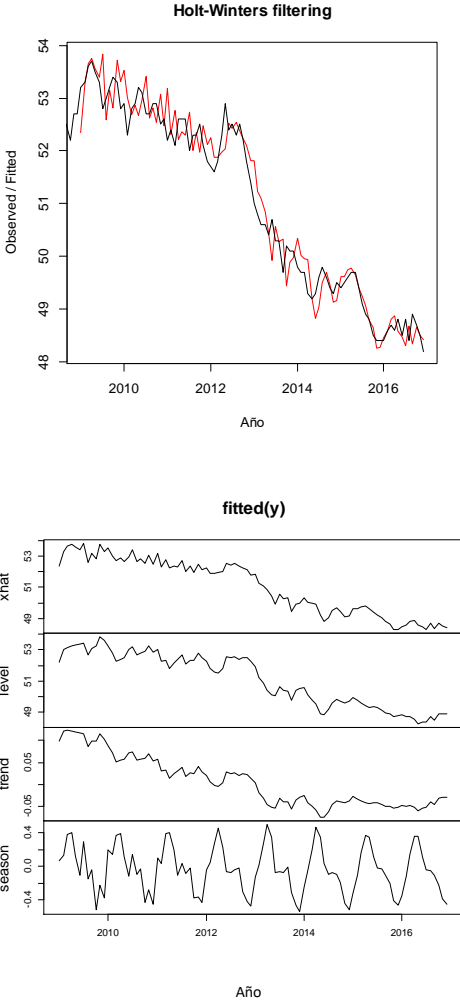


Figura 16. Filtro Hodrick Prescott de la tasa de informalidad laboral

ANÁLISIS DE LA TASA DE DESEMPLEO Y LA TASA DE INFORMALIDAD LABORAL EN COLOMBIA PARA EL PERIODO 2008-2016: UNA APLICACIÓN DE SERIES TEMPORALES

En la figura 16 se observa la línea de suavización de la serie, que presenta una tendencia a la baja y el gráfico del componente cíclico, en el cual se puede ver que los ciclos de una manera más clara, con un intervalo de tiempo de dos años y presentando una forma similar al componente estacional.



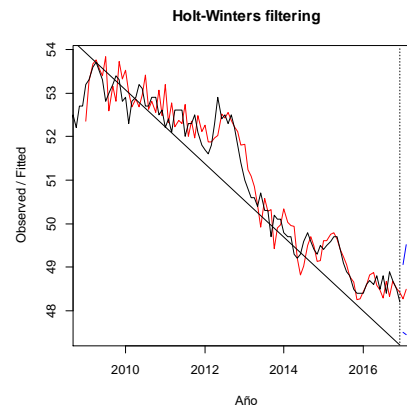


Figura 17. Filtro Holtwinters de la tasa de informalidad laboral

En cuanto al filtro Holt Winters, se puede apreciar que la tasa estimada por el filtro es bastante cercana a la original, por lo que la capacidad predictiva del modelo se presume que será buena. Respecto a la descomposición de los componentes que realiza el filtro, se destaca que la tendencia presenta un mejor ajuste, pues se incorpora en ella las fluctuaciones causadas por el componente estacional. Finalmente, el pronóstico del filtro continúa el comportamiento habitual de la serie en el periodo de referencia, por lo que se prevé para inicios de 2017 un aumento de la informalidad laboral.

6.2.4 Metodología ARIMA.

6.2.4.1 Identificación.

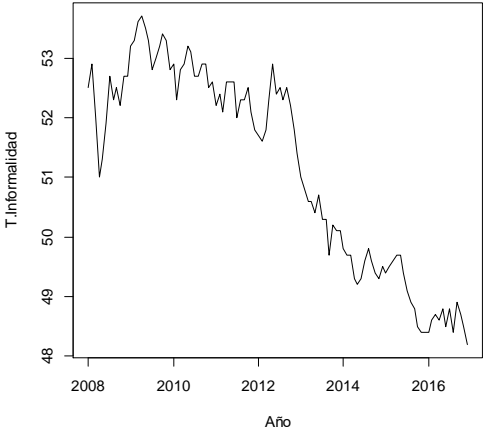


Figura 18. Tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016

En la figura 18, se observa una tendencia pronunciada a la baja y picos que denotan un componente estacional pronunciado. Debido a la presencia de la tendencia, la serie no es estacionaria; por lo cual se procede a diferenciar.

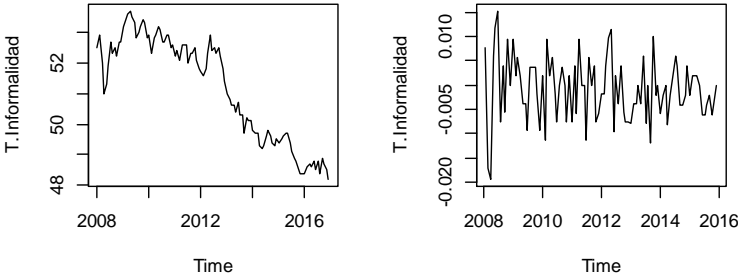


Figura 19. Diferenciación de primer orden de la tasa de informalidad laboral

En el recuadro uno se presenta la serie original y en el dos la primera diferencia. Selecciono la serie con primera diferencia, dado que en esta se ha eliminado la tendencia.

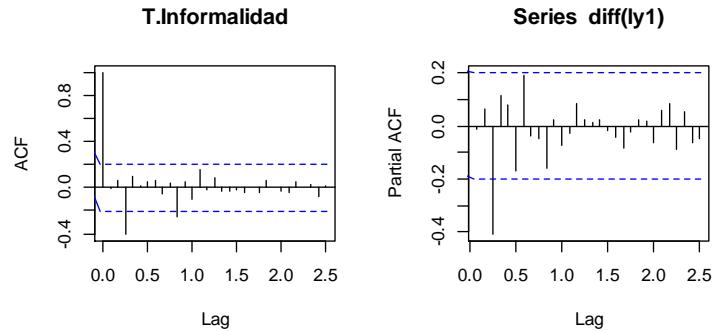


Figura 20. Funciones de autocorrelación simple y parcial con primera diferencia del logaritmo de la informalidad laboral.

Conforme a lo observado en la figura 20, y la caída rápida en los correlogramas simple y parcial, se confirma que la serie es estacionaria. Los correlogramas me muestran autorregresivos (Ar) y medias móviles (Ma) significativos en la parte regular y estacional, por lo que me sugieren un modelo ARIMA Estacional o SARIMA (1,1, 1) (1, 1, 0).

6.2.4.2 Diagnóstico.

Tomando como modelo inicial el modelo SARIMA (1, 1, 1) (1, 1, 0), se procedió a modelar y a indagar sobre cuál es el modelo más adecuado para la tasa de informalidad laboral, en el cual se cumplan los supuestos de las series temporales, además de que los coeficientes en la parte regular y estacional sean significativos. Después de realizado este proceso, se llegó al modelo que se presenta a continuación, el cual fue el de mejor adecuación para la serie estudiada:

Modelo ARIMA (1, 1, 1) de la tasa de informalidad laboral

```
Call:
arima(x = log(y), order = c(1, 1, 1), seasonal = list(order = c(0, 0, 0), PERIODS = 1))

Coefficients:
      ar1      ma1
 -0.8084  0.6892
s.e.    0.1209  0.1361

sigma^2 estimated as 3.845e-05:  log likelihood = 392.03,  aic = -780.06
> |
```

$$\text{Tasa de informalidad} = -0,808\phi_1 + 0,689\theta_1 + \varepsilon_t$$

El modelo ARIMA (1, 1, 1) presenta: un Ar1= -6,68 y un Ma1= 5,06; al ser los dos coeficientes mayores a 2, son significativos. A continuación se procederá a la validación de los supuestos.

6.2.4.3 Validación.

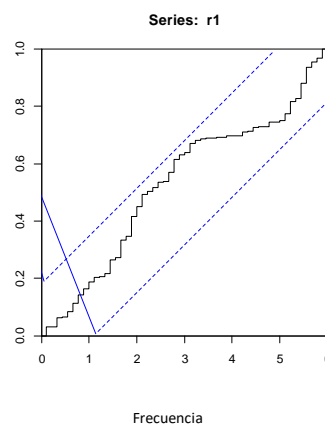


Figura 21. Periodograma de los residuos del modelo ARIMA (1, 1, 1) de la tasa de informalidad laboral

Debido a que todos los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza del periodograma, los residuos son aleatorios.

Test de Shapiro Wilk de los residuos del modelo ARIMA (1, 1, 1) de la tasa de informalidad

laboral

```
> shapiro.test(r1)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  r1
W = 0.98604, p-value = 0.3229

> |
```

Dado que el pvalor del test de Shapiro Wilk es de 0,32, no se rechaza la hipótesis nula, que afirma que el error se distribuye de manera normal.

6.2.4.4 Predicción de la tasa de informalidad laboral para el año 2017.

En la figura 22, se puede observar sombreado en gris las bandas de confianza para el pronóstico con un nivel de confianza del 80 % y en azul claro las bandas de confianza para el pronóstico con un nivel de confianza del 95 %, del pronóstico de la serie tasa de informalidad laboral para el año 2017. La capacidad predictiva del modelo se puede considerar buena, pues el pronóstico continuó el comportamiento que la serie presentó en el año 2016.

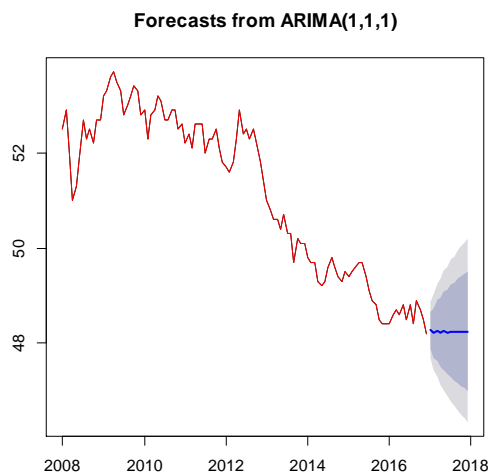


Figura 22. Pronóstico del modelo ARIMA (1, 1, 1) de la tasa de informalidad laboral para el año 2017

El modelo me indica que para el año 2017 se presentará un comportamiento estable de la informalidad laboral. A diferencia del caso del desempleo, para el caso de la informalidad, el modelo no incorporó el efecto del componente estacional, al no resultar significativo.

Tabla 4

Cuadro comparativo del valor real y el pronóstico de la tasa de informalidad laboral para el año 2017

| Trimestre móvil | Tasa real (observada) | Tasa pronosticada | Diferencia |
|-----------------|-----------------------|-------------------|------------|
| Ene - Mar | 48,5 | 48,27 | 0,23 |
| Feb - Abr | 48,2 | 48,21 | 0,01 |
| Mar - May | 48,0 | 48,26 | 0,26 |
| Abr - Jun | 48,0 | 48,22 | 0,22 |
| May - Jul | 48,5 | 48,25 | 0,25 |

| | | | |
|-----------------|--------------|--------------|-------------|
| Jun - Ago | 48,8 | 48,22 | 0,58 |
| Jul - Sep | 48,7 | 48,24 | 0,46 |
| Ago - Oct | 48,7 | 48,23 | 0,47 |
| Sep - Nov | 48,5 | 48,24 | 0,26 |
| Oct - Dic | 48,3 | 48,23 | 0,07 |
| Nov 17 - Ene 18 | 48,1 | 48,24 | 0,14 |
| Dic 17 - Feb 18 | 48,2 | 48,23 | 0,03 |
| Promedio | 48,37 | 48,23 | 0,24 |

En la tabla 4, se realiza una comparación entre la tasa real observada y la pronosticada por el modelo. La menor diferencia se registró en el trimestre móvil (febrero-abril) (0,01 %) y la máxima en el trimestre móvil (junio-agosto) (0,58 %). La diferencia promedio en la predicción para el año 2017 fue de 0,24 %, lo que nos sugiere que el modelo presenta una buena capacidad predictiva.

6.3 Modelo de función de transferencia entre la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016.

Para la construcción del modelo de función de transferencia, se deben desarrollar una serie de etapas, algunas de estas se han realizado en el presente trabajo. A modo de contextualización, en primer lugar se realizará un análisis comparativo entre las dos series del mercado laboral, de acuerdo a los resultados obtenidos anteriormente en el desarrollo del trabajo.

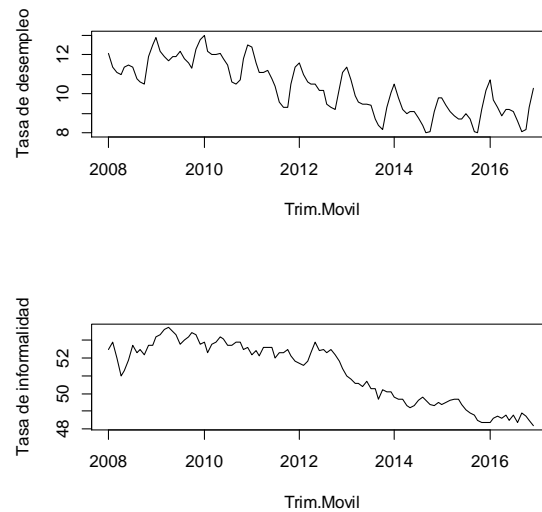
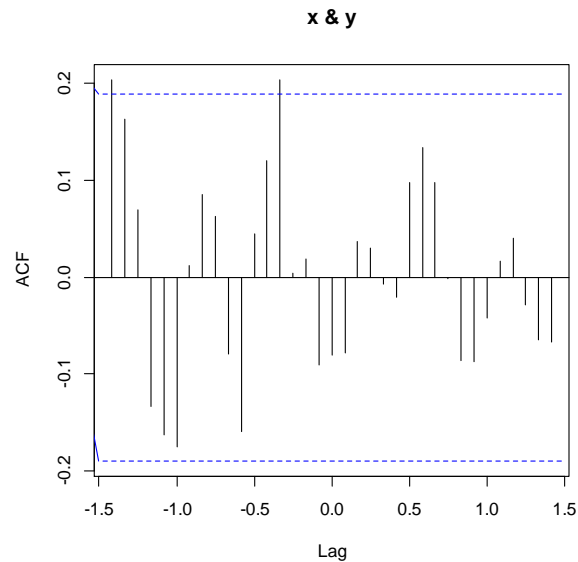


Figura 23. Tasa de desempleo y tasa de informalidad laboral en Colombia 2008-2016

En la figura 23, se observan las tasas de desempleo e informalidad laboral para el periodo de estudio. La tasa de desempleo fluctúa entre el 8 % y el 13 %, mientras que la de informalidad laboral entre el 48,20 % y 53,7 %. Las dos series presentan tendencia a la baja, aunque en el caso de la informalidad laboral este comportamiento es más acentuado. En esta sección, se indagará sobre el nivel de relacionamiento entre los dos indicadores del mercado laboral para Colombia.

Seguidamente se calculará la función de correlación cruzada de las dos series para establecer el grado de afinidad entre estas.



x= tasa de desempleo

y= tasa de informalidad laboral

Figura 24. Función de correlación cruzada de la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral²¹

Hay dos lags (número 4 y 17) significativos a la izquierda y ninguno a la derecha del origen, indicando que la función y (tasa de informalidad) es función de x (tasa de desempleo). La tasa de desempleo explica la tasa de informalidad. Existe una correlación positiva entre las dos series, por tanto a mayor desempleo mayor informalidad y viceversa.

Ahora, se deben preblanquear las series (convertir en estacionarias), lo cual ya se realizó previamente en el análisis individual de las dos series, en donde se obtuvo: un modelo SARIMA

²¹ Las dos series empleadas para el cálculo de la función de correlación cruzada son estacionarias.

(2, 1, 1) (0, 1,1) para el desempleo y un modelo ARIMA (1, 1, 1) para la informalidad laboral.

Finalmente, se estima la función de transferencia:

Modelo de función de transferencia entre la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral

```
Call:
arimax(x = T.Desempleo[, "T.Desempleo"], order = c(2, 1, 1), seasonal = list(or$
  1, 1), period = 12), xreg = T.Desempleo[, "T.Informalidad"], include.mean = $

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      sma1      xreg
  0.6909 -0.2677 -0.5129 -0.5946  0.0789
s.e.  0.2095  0.1059  0.1979  0.1347  0.0494

sigma^2 estimated as 0.03602:  log likelihood = 20.38,  aic = -30.77
> |
```

$T. \text{desempleo} = 0,690\phi_1 - 0,267\phi_2 - 0,512\theta_1 - 0,594\theta_1 + 0,078 T. \text{informalidad laboral}$

El modelo de función de transferencia presenta: $Ar_1 = 3,45$; $Ar_2 = -2,6$; $Ma_1 = -2,68$; $Sma_1 = -4,53$ y la $xreg = 1,75^{22}$. (Los valores $t > 2$, son significativos al 5%)

Existe una relación positiva entre la tasa de desempleo y la tasa de informalidad laboral. Ante un aumento de un 1 % en la tasa de informalidad, se aumentará 0,78 % la tasa de desempleo.

²² La variable xreg (tasa de informalidad) es significativa a un nivel de confianza del 90 %.

7. Conclusiones

Después de haber realizado el presente trabajo, se puede concluir lo siguiente:

Colombia presenta una elevada tasa de desempleo y de informalidad laboral comparado con los países de América Latina, esta situación afecta de manera importante el mercado laboral nacional y el alcance del nivel de bienestar; por lo cual es necesario el entendimiento de estos fenómenos por parte de las instituciones laborales y económicas, para de esta manera generar políticas públicas idóneas, orientadas a enfrentar este tipo de problemáticas de manera conjunta.

La promoción del trabajo decente es un eje fundamental en la política laboral nacional, debido a que este tipo de situación laboral, que es planteada por la Organización Internacional del Trabajo (OIT), alude las condiciones de un empleo digno, en donde se respetan los derechos laborales y el acceso a la seguridad social, se dan oportunidades de empleo y se permite el desarrollo integral y la realización personal del trabajador; lo que conlleva al incremento de la competitividad y productividad de las organizaciones, situación que ayuda mejorar los niveles salariales, las condiciones de inclusión social y contribuye en la disminución de la pobreza.

En lo referente al análisis individual de las dos series estudiadas, se destaca que para el desempleo, existe una influencia estacional significativa, se encontró que en los trimestres móviles de mediados de año el desempleo generalmente baja, mientras que en los trimestres móviles de final de año el desempleo generalmente aumenta. Una situación distinta ocurre con la informalidad laboral, en la que la influencia del componente estacional no resultó significativa.

En el periodo de estudio (2008-2016), la tasa de desempleo fluctúa entre el 8 % y el 13 %, mientras que la de informalidad laboral entre el 48,20 % y 53,7 %. Las dos series presentan tendencia a la baja, aunque en el caso de la informalidad laboral este comportamiento es más acentuado. En cuanto a la presencia del componente estacional en la tasa de desempleo, se encontró que en los trimestres móviles de mediados de año (abril, mayo, junio), (mayo, junio, julio), (junio, julio, agosto) el desempleo generalmente baja, mientras que en los trimestres móviles de final de año (noviembre, diciembre, enero) y (diciembre, enero, febrero) el desempleo generalmente aumenta.

Al aplicar la metodología Box Jenkins, se obtuvo un modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) para el desempleo, el cual cumplió con los supuestos de las series temporales y mostró una capacidad predictiva aceptable, presentando para el año 2017 una diferencia promedio del 0,17 % entre la tasa observada y la pronosticada por el modelo. Para la informalidad, se adoptó un modelo ARIMA (1, 1, 1), el cual también cumplió con los supuestos de las series temporales y registró una capacidad predictiva aceptable, registrando para el año 2017 una diferencia promedio del 0,24 % entre la tasa observada y la pronosticada por el modelo.

En el modelo de función de transferencia, se encontró que existe una correlación positiva entre las dos series, por tanto, a mayor desempleo mayor informalidad y viceversa. De manera específica, ante un aumento del 1 % en la tasa de informalidad, se registrará un aumento del 0,78 % en la tasa de desempleo.

Finalmente, este trabajo evidenció una situación similar a la que refiere (Quejada, Yáñez & Cano, 2014) en el artículo “Determinantes de la informalidad laboral: un análisis para Colombia”, pues los autores encontraron una relación directa entre el desempleo y la informalidad laboral, al sustentar que el incremento del desempleo es un factor que influye en el aumento de la informalidad; además de la influencia de otras variables como el crecimiento demográfico, los bajos nivel de escolaridad y la falta de experiencia; que excluyen a sectores de la población que recurren a los empleos informales, como una alternativa para la generación de ingresos.

Referencias bibliográficas

- Arango, L. E., & Hamann, F. (2012). *El mercado de trabajo en Colombia: hechos, tendencias e instituciones*. Bogotá: Banco de la República.
- Bekkali, N. (2012). *Modelos ARIMA y Función de Transferencia para Previsiones Temporales*.
- Bello, D., & Ortega, B. (2014). *Determinantes y políticas de informalidad laboral en los jóvenes del Área Metropolitana de Bucaramanga*.
- Botero, J. (2012). Desempleo e informalidad en Colombia: un análisis de equilibrio general computable. En L. E. Arango, & H. Franz, *El mercado de trabajo en Colombia hechos, tendencias e instituciones*. Bogotá: Banco de la República.
- Box, G., Jenkins, G., & Reinsel, G. (1994). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*. 3ed. Prentice Hall.
- Cáceres, J., Martín, G., & Martín, F. (2014). *Introducción al análisis univariante de series temporales económicas*. Madrid: Delta publicaciones.
- Cárdenas, N. (2011). *Tasa de desempleo de largo plazo en el Ecuador entre 2007 y 2010*.
- Cardona, L., & Rojas, J. (2017). *Pronósticos para la tasa de desempleo en Colombia a partir de Google Trends*.
- De Arce, R., & Mahía, R. (s.f.). *Modelos ARIMA*.
- Del Río, A. (1999). *Agregación temporal y filtro Hodrick-Prescott*.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (2009). *Metodología Informalidad Gran Encuesta Integrada de Hogares - GEIH*.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (2012). *Glosario de términos Gran Encuesta Integrada de Hogares GEIH*.
- Fernández, C., Villar, L., Nicolás, G., & Vaca, P. (2017). *Taxonomía de la informalidad en América Latina*.
- Foro Económico Mundial. (2017). *La economía informal de América Latina supera por primera vez la de África Subsahariana*.
- Fuente de información laboral de Colombia. (s.f.). *Tasa de desempleo - TD*.
- Glejberman, D. (2012). *Conceptos y definiciones: Desempleo y Personas fuera de la fuerza de trabajo*. Turín: Organización Internacional del Trabajo.
- González, M. P. (s.f.). *Análisis de series temporales: Modelos ARIMA*.

- Guerrero, V. (2009). *Medición de la tendencia y el ciclo de una serie de tiempo económica desde una perspectiva estadística*.
- Instituto Nacional de Estadística. (s.f.). *Glosario boletín regional del empleo*.
- Jiménez, D. (2012). La informalidad laboral en América Latina: ¿explicación estructuralista o insitucionalista? *Cuadernos de Economía*, 113-143.
- Lugo, A. (2012). *Modelo Holt-Winters (Aditivo)*.
- Marce, M. d. (2012). *Aplicación de los modelos ARIMA a la elaboración de pronósticos de la desocupación femenina en México 2000-2012*.
- Ministerio de Trabajo. (s.f.). *¿Qué es la Seguridad Social?*
- Moreno, J., & Sánchez, R. (2009). Muertes por causas violentas y ciclo económico en Bogotá, Colombia: un estudio de series de tiempo, 1997–2006. *Revista Panamericana de salud pública*, 23-30.
- Muñoz, A., Urquijo, J., Anibal, C., & Lombana, J. (2017). Pronóstico del precio de la energía en Colombia utilizando modelos ARIMA con IGARCH. *Revista de Economía del Rosario*, 127-161.
- Organización Internacional del Trabajo. (2004). *¿Qué es el trabajo decente?*
- Organización Internacional del Trabajo. (2017). *Panorama Laboral América Latina y El Caribe 2017*.
- Organización Internacional del Trabajo. (2018). *Perspectivas Sociales y del Empleo en el Mundo: Tendencias 2018*.
- Organización Internacional del Trabajo. (s.f.). *Trabajo Decente y la Agenda 2030 de Desarrollo Sostenible*.
- Peña, D. (2005). *Análisis de Series Temporales*. Alianza Editorial.
- Pérez, C. (2011). *Series Temporales Técnicas y Herramientas*. Madrid: Ibergarceta.
- Pérez, F. (2009). Ajuste estacional de la tasa de desempleo para las trece principales áreas y ciudades colombianas en el periodo 2000 - 2006. *Revista de la información Básica*.
- Pérez, M., Orlandoni, G., & Ramoni, J. (2013). Aplicación de la metodología de series de tiempo en la estimación de los niveles de exportaciones de café de Colombia periodo 1958-2011. *Innovaciencia*, 11-16.
- Quejada, R., Yáñez, M., & Cano, K. (2014). Determinantes de la informalidad laboral: un análisis para Colombia. *Investigación y Desarrollo*, 126-145.

Resico, M. (2011). *Mercado de trabajo y política laboral*. Konrad Adenauer Stiftung.

Sánchez, J., & Poveda, G. (2006). Aplicación de los métodos MARS, Holt-Winters y ARIMA generalizado en el pronóstico de caudales medios mensuales en ríos de Antioquia. *Meteorología Colombiana*, 36-46.

Spremolla, A. (1999). *Memoria y persistencia del desempleo en Uruguay*.

Universidad de Chile. (2008). *Series de tiempo*.

Uribe, J., Fajardo, E., & Romero, H. (2017). Incidencia de las políticas públicas de empleo sobre la desocupación en Colombia: un análisis de intervención para el periodo 2002-2014. *Espacios*, 22.

Uribe, J., & Ortiz, C. (2006). Apertura, estructura económica e informalidad: un modelo teórico. *Cuadernos de Economía*.

Vera, R. d. (2016). *Análisis con los modelos de series de tiempo de la evolución de disponibilidad y accesibilidad de alimentos en Colombia 1961-2011*.