



Efectos estacionales de corto plazo que afectan la actividad Industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

Olga Lucinda Correa Ramos
Yamit Juliana Tovar Rodríguez

**Fundación Universitaria Los Libertadores
Departamento de Ciencias Básicas
Especialización en estadística aplicada
Bogotá D.C.
2016**



Efectos estacionales de corto plazo que afectan la actividad Industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

Olga Lucinda Correa Ramos
Yamit Juliana Tovar Rodríguez

Asesor:
Juan Camilo Santana Contreras

**Fundación Universitaria Los Libertadores
Departamento de Ciencias Básicas
Especialización en estadística aplicada
Bogotá D.C.
2016**

Nota de Aceptación

Firma del presidente del jurado

Firma del Jurado

Firma del Jurado

Bogotá, D.C 19 Mayo del 2016

Las Directivas de la Universidad de
Los Libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo
Docente no son responsables por los
criterios e ideas expuestas en el presente documento.
Estos corresponden únicamente a los autores

CONTENIDO

Resumen	7
1. INTRODUCCIÓN	8
1.2. Formulación del problema	9
1.3. Justificación	9
1.4. Objetivos	10
2. MARCO TEÓRICO	11
3. PROCESO DE ANÁLISIS	18
4. RESULTADOS	21
CONCLUSIONES	34
ANEXOS	37

LISTA DE GRAFICAS

GRAFICA 1: SERIE DE LOGARITMOS DE LA PRODUCCIÓN NOMINAL DE LA INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015.	19
GRAFICA 2: CORRELOGRAMA DE LA PRODUCCIÓN NOMINAL EN ESCALA LOGARÍTMICA DE LA INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015.	20
GRAFICA 3 DESCRIPCIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL MODELO 1 SARIMA (0 1 1) (0 1 1)	28
GRAFICA 4 ANÁLISIS DE LOS RESIDUALES ESTANDARIZADOS DEL MODELO 1 SARIMA (0 1 1) (0 1 1)	29
GRAFICA 5 TENDENCIA DE LA SERIE LOGARÍTMICA DE LA PRODUCCIÓN INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015. CON X13 ARIMA, HOLT WINTERS Y HODRICK PRESCOTT	30
GRAFICA 6 ESTACIONALIDAD DE LA SERIE LOGARÍTMICA DE LA PRODUCCIÓN INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015. CON X13 ARIMA, HOLT WINTERS Y HODRICK PRESCOTT	30
GRAFICA 7 PREDICCIÓN DE LA SERIE INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015	31
GRAFICA 8 PREDICCIÓN HW DE LA SERIE INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015	31
GRAFICA 9 PREDICCIÓN DE LA SERIE INDUSTRIAL DE TEJIDOS DE PUNTO, GANCHILLO Y PRENDAS DE VESTIR EN COLOMBIA PARA EL PERÍODO 2000 AL 2015. CON X13 ARIMA Y HOLT WINTERS.	32

Efectos estacionales de corto plazo que afectan la actividad Industrial en Colombia de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir para el período 2000 al 2015.

Olga Lucinda Correa Ramos
Yamit Juliana Tovar Rodríguez

Resumen

Identificar los factores que determinan la estructura y el comportamiento económico del sector industrial de “Tejidos de punto, ganchillo y Prendas de Vestir” es relevante para el establecimiento de políticas y toma de decisiones en el marco de la industria textil. Por este motivo, relacionar el comportamiento de este sector con algunos factores exógenos puede proporcionarnos explicaciones empíricas sobre la dinámica de producción en este ámbito como también asociar los elementos económicos que pueden propiciar sus fluctuaciones hacia futuro. En la teoría estadística la comprensión de un fenómeno económico como el descrito anteriormente requiere por lo general de la descomposición de la serie analizada a través de una técnica de extracción de señales.

Este procedimiento se realiza a través de la metodología X-13 ARIMA ampliamente utilizada por las oficinas estadísticas a nivel mundial para la detección de la estructura de tendencia/ciclo, y se contrasta con otras técnicas estadísticas clásicas como los suavizamientos exponenciales y el filtro de Hodrick-Prescott. Una vez se establece la descomposición de la serie temporal podemos analizar la dinámica de sus componentes de nivel, tendencia y ciclo que permite generar una explicación teórica respecto a algunos factores exógenos que pueden dar respuesta a su evolución histórica.

Palabras clave: Nivel, tendencia ciclo, estacionalidad, Box & Jenkins, X-13 ARIMA, método de suavizamientos, Filtro de Hodrick-Prescott, industria textil colombiana.

1. INTRODUCCIÓN

En la práctica el análisis de series económicas puede resultar complejo cuando su comportamiento no solamente está determinado por factores intrínsecos sino también por factores externos. Identificar, estimar y comprender estos elementos es importante al momento de establecer las causas o factores que propician la dinámica del sector económico de interés: la industria textil.

Con relación a los factores externos o exógenos, la industria textil nacional ha venido expandiéndose ampliamente no solamente como consecuencia de los tratados de libre comercio, la globalización, la inversión extranjera, la renovación de la industria con nuevos productos o nichos de inversión, como consecuencia de los cambios culturales de la población y los ciclos económicos; sino también porque Colombia se ha convertido en uno de los epicentros latinoamericanos de la moda como es el caso de ferias textiles: Inexmoda, Colombia Moda, Colombiatex, entre otras, donde se pueden consolidar negocios y contratos de millones de dólares que incentivan mayores niveles de producción, inventarios y desde luego nuevos empleos; no obstante, a nivel doméstico las tradicionales temporadas vacacionales de mitad y final de año, los cambios de estación verano e invierno y las temporadas escolares influyen en los niveles de producción, inversión y gasto de la industria de manera infra-anual, facilitando la comprensión del ciclo económico de esta muestra.

A nivel internacional la evolución de la industria textil se ha afianzado en políticas de mercado de bajos precios, mano de obra barata y el uso de tecnología avanzada que permiten la producción a gran escala en menor tiempo; ante la exigencia de la demanda en precios favorables, variedad en diseños, calidad y reducción de los tiempos de entrega de los productos ofrecidos.

El comportamiento de las exportaciones textiles en el mundo, China participa con el 30.7% se convierten en el principal exportador del mercado mundial textilero, seguido de la unión europea con el 26,8% (Sociedades, 2013) y Colombia alcanza el 1% de mercado internacional.

A nivel de los factores intrínsecos, el comportamiento histórico de la producción textil puede darnos señales sobre las fases de expansión o contracción del sector por medio del análisis de los componentes filtrados de la serie económica que a su vez permitan evaluar independientemente la evolución histórica del nivel, la tendencia y el ciclo. En las agencias

estadísticas es frecuente utilizar técnicas de extracción de señales conocida como X13 ARIMA para derivar estas componentes con la finalidad de comprender o pronosticar el fenómeno bajo estudio, puesto que además de aislar los posibles datos atípicos que pueda contener la información, genera una nueva serie ausente de ruido que mejora la calidad de la información y revela el verdadero comportamiento y evolución de la actividad industrial de tejido.

Finalmente, el contenido descrito en este documento es desarrollado por medio del programa estadístico R versión 3.2.3, y el programa X13 ARIMA diseñado por el US Census Bureau de los Estados Unidos

1.2. Formulación del problema

¿Cuáles son los factores de corto plazo que afectan la actividad Industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el periodo 2000 al 2015?

1.3. Justificación

El comportamiento de las series económicas tradicionalmente es del tipo no estacionario; es decir, durante ciertos periodos de tiempo puede haber incrementos o decrementos de los valores de la serie como consecuencia de variados factores, inmerso en dinámicas que pueden ser poco o muy volátiles. Esto hace necesario confrontar el análisis de este tipo de series temporales a través de técnicas particulares.

En nuestro interés por comprender los factores que puedan explicar la serie de tejidos industriales requerimos un procedimiento que permita descomponer la serie temporal en los tradicionales componentes de nivel, tendencia y ciclo. Conociendo las particularidades del sector de Industria textil, desestacionalizar es un paso esencial para que los expertos puedan hacer un análisis comparable de la producción en diferentes periodos de tiempo de tal forma que permita aislar el impacto de factores exógenos, tal como tendencias determinísticas o estocásticas con origen de diferente índole o naturaleza que a su vez influyen en la variable de interés.

Estos factores pueden hacer que en algún momento determinado del tiempo la serie económica pueda experimentar cambios de tendencia favorable o desfavorable para el sector, lo cual hace necesario identificarlos a través de un enfoque formal de análisis. Una vez se pueda eliminar la incidencia de estos factores, el experto puede medir el impacto de los cambios de productividad del sector en condiciones normales.

Evaluamos la producción de Tejidos de punto y Ganchillo identificada por la Clasificación de Actividades Económicas (CIIU – 1750), ya que presenta un auge en su producción dos meses antes del período navideño, ante la salida al mercado de nuevas colecciones de moda en prendas de vestir en grandes superficies y diferentes tiendas.

Bajo los anteriores conceptos, se realizó la inspección de las actividades que conforman el sector industrial, identificado la CIIU 1750 como la actividad cumple con todas las características necesarias para el estudio y la aplicación de los métodos propuestos.

1.4. Objetivos

➤ Objetivo General

Extraer los componentes de la serie temporal para la actividad industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el periodo 2000 al 2015 y evaluar su comportamiento en el contexto económico del sector industrial textil

➤ Objetivos Específicos

- Evaluar el comportamiento estacional, tendencia y ciclo de la actividad Industrial en Colombia de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir para el periodo 2000 al 2015.
- Generar un pronóstico de los cuatro periodos siguientes de la serie de la actividad Industrial en Colombia de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir para el periodo 2000 al 2015.

2. MARCO TEÓRICO

En el ámbito de las series temporales el análisis de descomposición de señales es relevante para aislar algunos efectos del tipo nivel, tendencia o estacionalidad que proporcione información relevante sobre la evolución histórica de los datos bajo análisis.

Para nuestra investigación, la componente de estacionalidad resulta crucial razón por la cual proporcionamos algunas definiciones al respecto. La estacionalidad corresponde con la concurrencia de un mismo fenómeno en iguales periodos de tiempo (mensual, trimestral, anual), entre las características más importantes del fenómeno estacional de acuerdo con Estela (Bee Dagum, 1988) son:

- a) La frecuencia de fenómenos cada año o con cierta regularidad, son tendencias cíclico de las series económicas
- b) Puede medirse y separarse de los otros componentes que influyen en el comportamiento de la serie.
- c) Es causado principalmente por hechos no económicos, exógenos que no se pueden controlar o modificar en el corto plazo.

Las causas que generan los procesos estacionales se encuentran entre otros:

- Los fenómenos climáticos, atribuidos a variaciones de clima como las estaciones que se desarrollan durante el año.
- Por políticas públicas o institucionales, nuevas reglas de carácter administrativo, convenciones sociales como: días feriados, inicio de fechas escolares, semana santa y navidad.
- Estacionalidad inducida se debe a la estacionalidad en otros sectores, como por ejemplo en la industria de elaboración de los alimentos y fabricación de juguetes.

La estacionalidad se puede originar en los cambios tecnológicos que mejoran los niveles de producción, cambios institucionales de la actividad económica, implementando estrategias comerciales o de negocio.

Por otro lado las series económicas también están sujetas a perturbaciones ocasionadas por movimientos súbitos o acontecimientos inesperados que modifican de manera sensible la evolución de las variables en un punto en el tiempo como una recesión o un estado de emergencia. Estas observaciones atípicas u outliers provocan un comportamiento volátil en las series que debe tenerse en cuenta, toda vez que la ocurrencia de estos eventos no es una característica propia de las variables distorsionando las propiedades de las series.

Por este motivo el proceso de desestacionalización se lleva a cabo dado que las causas que la producen se derivan de factores exógenos de naturaleza no económica y que influyen en la variable de estudio, ensombreciendo las características de la serie relacionada con aspectos puramente económicos ((CIDE), 2002). En el estudio de la industria textil, este procedimiento es de gran importancia para comprender el fenómeno económico, motivo por el cual explicamos la procedencia de la información de interés.

En Colombia, las actividades productivas están categorizadas por una clasificación internacional de nominada CIIU (DANE, 2014) (Clasificación Internacional Industrial Uniforme), las cuales especifican la producción de la actividad de manera especializada así:

La actividad de fabricación de textiles, esta representa por la CIIU 1750 (DANE, 2014) Fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo que participa sobre el total de la actividad con el 80%, seguida de la CIIU 1710 Preparación e hilatura de fibras textiles con el 20%; esta actividad se desempeña por medio de la fabricación y elaboración manual o tecnológica, de tejidos de punto y ganchillo, mediante las operaciones de hilatura y tejeduría, además de la fabricación de tejidos anchos de todo tipo de materiales textiles (algodón, lana, lana peinada o seda), de artículos tales como suéteres, chalecos, camisetas de todo tipo, pantimedias, leotardos (trusas), medias, calcetines y artículos similares. Al igual que la confección de prendas de vestir de punto o ganchillo, cuando se utilizan tejidos producidos en la misma unidad.

A nivel nacional el sector representa en promedio el 5% del total de la producción de la industria colombiana, gran parte de ella es exportada. Es así como más de 240,000 personas son ocupadas por el sector textil o confección; es decir, más del 20% según la matriz de empleo de la encuesta anual manufacturera (EAM), del total de la población ocupada para el sector en el año 2013. Por su parte los niveles de consumo han ido incentivando esta producción respondiendo al comportamiento del ingreso y estímulos de compra a nivel nacional y extranjero.

Los factores externos como Tratados de Libre Comercio (TLC), los términos comerciales en tecnificación y calidad, han planteado cambios en la estructura de la actividad percibiendo una competencia de calidades y precio, afectando los costos básicos y por ende su producción.

✓ Procedimiento de descomposición

La técnica de descomposición de una serie temporal puede hacerse a través de dos formas: la primera, suponiendo que la dinámica de la componente estacional es estable todo el tiempo (esquema aditivo); y la segunda, asumiendo que el ciclo es proporcional al nivel (esquema multiplicativo). En general, los modelos se describen como se presenta a continuación:

A. METODO DE HOLT WINTERS

El método exponencial de Holt – Winters, se aplica cuando se presentan los componentes de tendencia y estacionalidad ya sea en forma aditiva o multiplicativa. Calcula los estimadores de los componentes: nivel, tendencia y estacionalidad; con ecuaciones dinámicas para los tres componentes estas ecuaciones dan una mayor ponderación a observaciones recientes y menos peso a observaciones pasadas, las ponderaciones decrecen geométricamente a una tasa constante. La ponderación seleccionada para nivel, tendencia y estacionalidad es de 0.2 si se quiere hacer una correspondencia con el modelo ARIMA u otros valores entre 0 y 1 para reducir los errores de estimación.

i. Modelos aditivo

El modelo aditivo asume que los componentes de la serie son independientes. Un aumento en el nivel de la tendencia-ciclo no ocasiona un aumento en la amplitud estacional. Los componentes están expresados en unidades por lo tanto el modelo se expresa como:

$$Y_t = S_t + C_t + I_t$$

En donde:

Y_t = serie original
 S_t = componente estacional
 C_t = tendencia-ciclo
 I_t = componente irregular
Dónde: $t > 0$

En este caso la serie desestacionalizada se obtiene por diferencia:

$$C_t = Y_t - S_t + I_t$$

ii. Modelo Multiplicativo

Por su parte el modelo multiplicativo asume que los componentes están interrelacionados, por lo que un aumento en el nivel de la tendencia ciclo implica un aumento en la magnitud de la estacionalidad de la serie.

Los componentes estacional e irregular están expresados en porcentajes.

En este modelo, la serie desestacionalizada está dado por:

$$Y_t = S_t * C_t * I_t \quad \text{Dónde: } t > 0$$

Y la serie desestacionalizada se obtiene por medio de un cociente:

$$Y_t = \frac{Y_t}{S_t} = C_t * I_t$$

B. FILTRO DE HODRICK-PRESCOTT

Es una herramienta utilizada para extraer las componentes de una serie temporal que tiene específicamente un rango de duración. En otras palabras este es un filtro lineal que toma los promedios móviles de los datos y adicionalmente separa la parte cíclica de una serie de tiempo dentro de una banda de frecuencias específicas, minimizando los errores de la estimación.

El filtro HP descompone una serie económica (y_t), en tendencia no estacionaria (g_t) y un componente residual estacionario (c_t), que es:

$$y_t = g_t + c_t \quad \text{Dónde: } t > 0$$

Teniendo en cuenta que (g_t) y (c_t) son variables observables; dado que es un proceso estacionario podemos pensar en (y_t) como una señal de ruido no estacionario para la tendencia en el tiempo (g_t). Por lo tanto, el problema es cómo extraer una estimación para (g_t) desde (y_t).

C. METODOLOGIA X-13 ARIMA

El método X13-ARIMA realiza la extracción de señales de una serie de tiempo, es decir, permite descomponer la series económicas en sus componentes, tendencia- ciclo, estacional, días de trabajo y su componente irregular. El X13- ARIMA en la estimación de los componentes de las series de tiempo.

1. Ajusta la serie original afectada por valores anómalos y cambios en el nivel de la serie provocados por fenómenos no económicos o exógenos, con el propósito de suavizar la serie.
2. Ajusta el modelo autoregresivo, integrado y de medias móviles (ARIMA), este modelo puede ser especificado o determinado por el investigador o ser elegido de manera automática por el programa usado.
3. Extrapola a un año a cada lado de la serie con el modelo ARIMA definido previamente.
4. Finalmente efectúa el ajuste sobre la serie y extrae los componentes tendencia, ciclo e irregular.
5. Realiza el pronóstico de la serie desestacionalizada bajo los periodos requeridos por el investigador, conservando las características propias de la serie.
6. Aplicación de pruebas de identificación de estacionalidad como son:

i. Prueba F de identificación de estacionalidad:

Esta prueba detecta si la serie tiene estacionalidad estable o móvil. La prueba F de estacionalidad estable Identifica aquella estacionalidad que se distribuye de manera regular a lo largo de todo el periodo analizado y la prueba F de estacionalidad móvil identifica aquella estacionalidad que varía con el transcurso del tiempo.

Para la detección de la estacionalidad estable o móvil planteamos la siguiente hipótesis:

$H_0 = m_1 = m_2 = m_3 = m_k$ No presenta estacionalidad identificable

$H_1 = m_p \neq m_q$ Al menos para un par (p,q) presenta estacionalidad identificable.

Si el estadístico F es mayor que $F_{\alpha, (p-1, n-p)}$ (Correspondiente a la tabla de distribución F con α como nivel de significancia de la prueba, p como el número de parámetros (12 meses o años) y n como el número de observaciones consideradas en la serie en estudio), se rechaza la hipótesis nula y se concluye que existe estacionalidad identificable.

ii. Prueba Q de bondad de ajuste estacional

El estadístico Q varía entre 0 y 3 ($0 \geq Q \leq 3$). El ajuste estacional solo es aceptable si Q es menor que 1, por tanto cuanto más cercano a 0 está el valor de Q, mejor es la calidad de la desestacionalización.

D. DEFINICIONES

Las funciones de autocorrelación permiten observar el comportamiento de la relación entre las observaciones para diferentes periodos de tiempo.

a) Autocorrelaciones (ACF)

La autocorrelación simple de orden k de y_t es el coeficiente de correlación lineal entre cualquier par de componentes de y_t separados entre sí por un retardo $k > 0$, la correlación puede depender de k , pero no depende de los momentos concretos a los que se refieran los componentes de y_t considerados.

b) Autocorrelación parcial (PACF):

Mide la correlación entre observaciones (series de tiempo) separadas k periodos y mantiene constantes las correlaciones en los rezagos intermedios (es decir, rezagos menores de k). En otras palabras, la autocorrelación parcial es la correlación entre y_t y y_{t-k} después de eliminar el efecto de las y intermedias (Gujarati, 2011)

c) Criterio de Información Bayesiano (BIC): Este criterio restringe la cantidad de parámetros introducidos al modelo. El BIC se define como:

$$BIC = -2 \log(L) + M \log_n$$

Donde se elegirán los modelos que minimicen BIC. Desde una perspectiva bayesiana, BIC se utiliza para encontrar el modelo más probable dados los datos.

d) Criterio de Akaike (AIC): Es el más utilizado rigurosamente se define AIC(M) como:

$$AIC(M) = -2 \log(L) + 2M$$

Donde L corresponde a la verosimilitud y M es la cantidad de parámetros del modelo. El criterio consiste en seleccionar aquel modelo que tenga mínima condición de Akaike.

- e) Metodología Box- Jenkins: Se refiere a los modelos ARIMA con elementos determinísticos (constantes, tendencia, estacionalidad), en estos modelos entran tipos de parámetros que capturan distintos rasgos de los datos, para encontrar el mejor modelo para una serie temporal dada.
- f) Durbin-Watson: Mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si su valor está próximo a 2, entonces los residuos están incorrelacionados, si se aproxima a 4, estarán negativamente autocorrelacionados y si su valor está cercano a 0 estarán positivamente autocorrelacionados.

❖ Unidad de Análisis

El presente estudio es de carácter descriptivo ya que refiere los efectos temporales y de estacionalidad que presentan la serie económica de la actividad industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

La serie a desestacionalizar es la producción mensual a precios corrientes de la actividad de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para los años 2000 al 2015.

La información utilizada para el estudio proviene del sistema nacional de estadísticas de Colombia a cargo del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), de la Encuesta Mensual Manufacturera (EMM) que contiene información de la actividad industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir, correspondiente a 186 observaciones.

❖ Variables de Estudio

La serie económica de la actividad industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia está compuesta por variables no observables de tendencia, estacionalidad y un componente irregular:

1. Tendencia, se tiene por un lado la tendencia que es la variación a largo plazo de la serie, mientras que el ciclo son las fluctuaciones cuasi periódicas alrededor de la tendencia, en consecuencia la tendencia-

ciclo son las fluctuaciones que presenta la serie cuya duración va más allá de un año, caracterizados por períodos alternados de movimientos ascendentes o expansivos y descendentes o de contracción.

2. Estacionalidad, es el componente de la serie de tiempo que representa la variabilidad en los datos debida a influencias de las estaciones. Esta variación corresponde a los movimientos de la serie que recurren año tras año en los mismos meses (o en los mismos trimestres) del año con la misma intensidad.
3. Irregular, la componente irregular corresponde a la parte de la serie económica que no se puede explicar completamente a través del modelo y que puede estar asociado a fuentes no medidas.

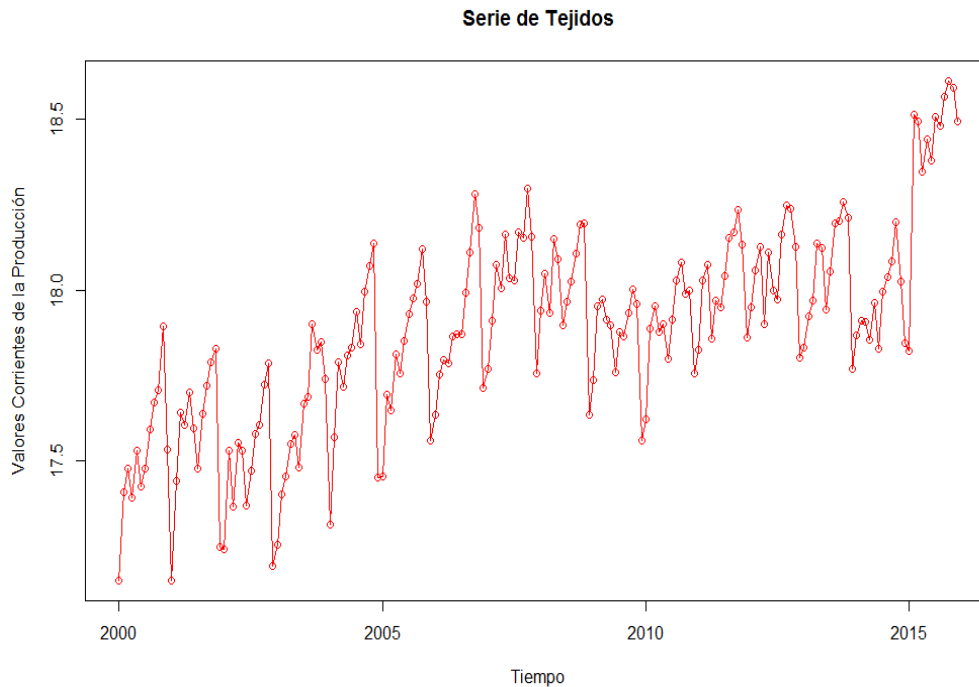
3. PROCESO DE ANÁLISIS

Fase 1: Análisis de las series Originales de la actividad industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

La primera aproximación de análisis será a partir de la observación de la serie temporal y el análisis de la función de autocorrelación la cual permite observar el comportamiento de la relación entre las observaciones para diferentes periodos del tiempo, si estas correlaciones son permanentemente mayores que cero, permitiendo detectar si una serie es estacionaria o no. Si las autocorrelaciones decaen rápidamente a cero, la serie es estacionaria; Como se expone a continuación.

Realizamos el análisis de la serie en escala logarítmica para conseguir re-escalar los niveles de producción de la serie original y generar medidas estadísticas más compactas y fácilmente entendibles por el elector.

Grafica 1: Serie de logaritmos de la producción nominal de la industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

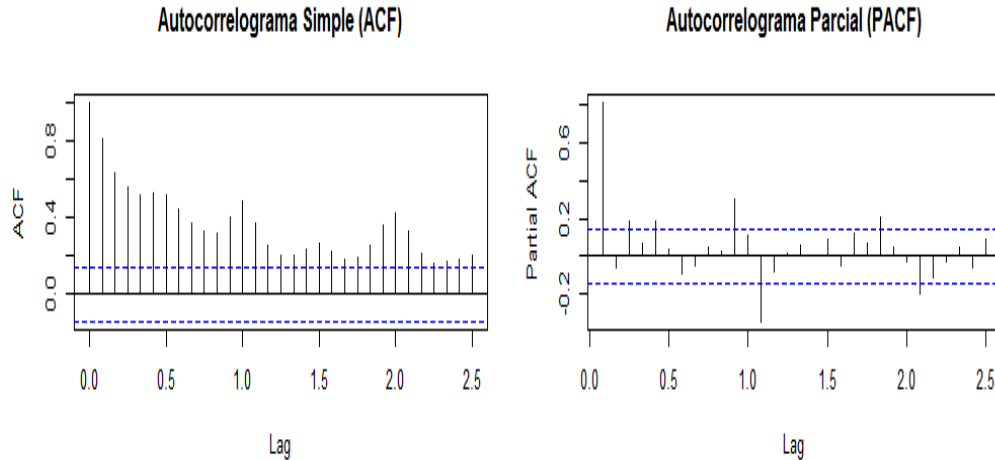


Fuente: Autores

La grafica 1 permite evidenciar un comportamiento regular sobre la serie histórica de la producción de Tejidos, alcanzando periodos mayores de productividad a mediados de cada año como es el caso de junio y diciembre, este comportamiento se debe a la presencia de hechos exógenos que afectan la actividad como la inclusión de nuevas tecnologías y la realización de eventos comerciales como Indexamoda, Colombia Moda.

Otra forma de ver si una serie presenta un patrón estacional es a través de las autocorrelaciones (gráfica 2). A través de la AFC se evidencia una estructura latente de correlación sobre los niveles de producción de tejidos de corto plazo haciendo notorio una dinámica histórica estacional de periodo 12. A su vez podemos decir que la serie presenta tendencia en la medida que las correlaciones estimadas se hacen menores con cada rezago una vez identificado el periodo de la estacionalidad se da paso para plantear los modelos ARIMA.

Grafica 2: Correlograma de la Producción nominal en escala logarítmica de la Industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.



Fuente: Autores.

Fase 2: Aplicación del método X13 ARIMA a la serie de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

El método X13 ARIMA consiste en la aplicación sucesiva de promedios móviles que permite la identificación y estimación de cada uno de los componentes de la serie, permitiendo hacer pronósticos hacia delante y hacia atrás (forecasting y backcasting), extendiendo la serie en ambos extremos, con el objetivo de que los coeficientes estacionales calculados en los extremos de las series sean más estables.

El desarrollo metodológico consiste básicamente en:

- ❖ Aplicación de las pruebas estadísticas al modelo dado por método X13 ARIMA.

Modelar la serie original por medio de un proceso autorregresivo integrado y de medias móviles (modelos ARIMA) propuesto por Box-Jenkins, donde se aplican las diferentes pruebas de estacionalidad al modelo seleccionado por defecto. A si como la prueba F de identificación de estacionalidad que detecta si la serie tiene estacionalidad estable o móvil.

4. RESULTADOS

Análisis de las series Originales de la actividad industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

Fase 1: Aplicación del método X13 ARIMA

El programa X13 ARIMA genera por defecto 5 modelos SARIMA de la serie de tejidos, incorporando el ajuste de la parte regular y estacional considerando que el ciclo es de 12 periodos como se puede evidenciar a través del análisis gráfico visto con anterioridad. Los modelos SARIMA (p,d,q)x(P,D,Q) son como se describen enseguida:

Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
(0 1 1) (0 1 1)	(1 1 2) (0 1 1)	(0 1 2) (0 1 1)	(1 1 1) (0 1 1)	(2 1 2) (0 1 1)

- a. Aplicación de los estadísticos bajo la metodología Box & Jenkins.

Cuadro 1: Pruebas de estacionalidad de las serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015

Prueba F de estacionalidad					
SARIMA Modelo 1 (0 1 1)(0 1 1)		Grados de libertad	F- value	Kruskal-Wallis	Probabilidad del nivel
	Entre meses	11	61,007		
	Residual	180			
	Total	191		150,6866	0,00%
	Prueba Q				0,48
Presenta estacionalidad al 0,1% del nivel					
Presenta estacionalidad para el 1% del nivel					
Prueba F de estacionalidad					
SARIMA Modelo 2 (1 1 2)(0 1 1)		Grados de libertad	F- value	Kruskal-Wallis	Probabilidad del nivel
	Entre meses	11	60,898		
	Residual	180			
	Total	191		150,3409	0,00%
	Prueba Q				0,48
Presenta estacionalidad al 0,1% del nivel					
Presenta estacionalidad para el 1% del nivel					
Prueba F de estacionalidad					

SARIMA Modelo 3 (0 1 2)(0 1 1)		Grados de libertad	F- value	Kruskal-Wallis	Probabilidad del nivel
	Entre meses	11	60,936		
	Residual	180			
	Total	191		150,6541	0,00%
	Prueba Q				0,48
	Presenta estacionalidad al 0,1% del nivel				
	Presenta estacionalidad para el 1% del nivel				
Prueba F de estacionalidad					
SARIMA Modelo 4 (1 1 1)(0 1 1)		Grados de libertad	F- value	Kruskal-Wallis	Probabilidad del nivel
	Entre meses	11	60,949		
	Residual	180			
	Total	191		150,6716	0,00%
	Prueba Q				0,48
	Presenta estacionalidad al 0,1% del nivel				
	Presenta estacionalidad para el 1% del nivel				
Prueba F de estacionalidad					
SARIMA Modelo 5 (2 1 2)(0 1 1)		Grados de libertad	F- value	Kruskal-Wallis	Probabilidad del nivel
	Entre meses	11	60,921		
	Residual	180			
	Total	191		150,3889	0,00%
	Prueba Q				0,48
	Presenta estacionalidad al 0,1% del nivel				
	Presenta estacionalidad para el 1% del nivel				

Fuente: Autores

De acuerdo con la prueba F de 61,007 hay evidencia de que las medias mensuales de la serie de tejidos son distintas y por lo tanto presenta estacionalidad estable, con un nivel de significancia del 0.1%, es decir, la hipótesis nula (H_0) es rechazada.

La prueba de Kruskal-Wallis, con el mismo planteamiento de la prueba F, ya que busca evaluar si estadísticamente existe diferencia entre las medias de los k meses de estudio de la serie de tejidos. De acuerdo con el cuadro 1 la hipótesis nula se rechaza a cualquier nivel de significancia, donde se observa la presencia de estacionalidad al nivel del 1%.

Si observamos la prueba de estacionalidad móvil en el cuadro 1 a un nivel de significancia del 5%, no hay evidencia estadística de estacionalidad móvil, es decir, no hay variación en el componente estacional con el paso del tiempo. De acuerdo con lo anterior, como predomina significativamente la estacionalidad estable, se dice que la serie presenta estacionalidad identificable.

Prueba Q de bondad de ajuste estacional de las series de tejido.

En la revisión de los resultados en los contrastes de estacionalidad y se llegó a la conclusión de que la serie industrial de tejidos en Colombia entre los años 2000 al 2015 presenta un comportamiento estacional estadísticamente identificable, continuando con el proceso de evaluación de la calidad del ajuste estacional.

El estadístico de Monitoreo y evaluación de la calidad se designa con la letra M y el estadístico Q es un promedio ponderado de los estadísticos M, donde Q varía entre $0 \leq Q \leq 3$, en el caso que el estadístico M sea menor o igual a 1 la calidad del ajuste estacional se considera aceptable, entre más cercano a cero se encuentre, es mejor. Si es superior a 1, se considera que la calidad del ajuste estacional es deficiente a partir de tal criterio.

El estadístico Q muestra la bondad de ajuste en la desestacionalización es de buena calidad, ya que se acerca a cero.

Fase 2. Resultados del uso del Método X13 ARIMA para cada uno de los modelos propuestos.

La dinámica económica de la serie desestacionalizada de la actividad de tejidos de punto y ganchillo se explica por efectos económicos que representaron crecimientos y caídas relevantes. Vea gráfica 1

Entre el 2001 y 2013 la actividad de tejidos de punto y ganchillo y prendas de vestir, presenta un promedio anual de crecimiento de la productividad de 3,4%, en comparación con el total del sector textil de 2,3%, representando en promedio una participación del 71,7% del valor agregado en el sector textil en los años citados. Para los años 2007 al 2010 el desempeño del sector se vio afectado por factores externos como la crisis económica y financiera del 2008 provocada por el sistema hipotecario. Afrontando fases de recesión y bajo dinamismo económico se recupera la actividad a partir del 2010 al 2013, iniciando la reactivación industrial debido al decreto de importación aprobado a inicios de año 2013, permitiendo a los empresarios adquirir materia prima a bajos costos, con un arancel establecido por la franja de precios que favorece a los países afiliados a la Comunidad Andina de Naciones - CAN.

La puesta en marcha de los diferentes tratados de libre comercio facilitó la importación de materias primas, mostrando una mejora comercial y productiva para todos los sectores del país en especial el sector textilero, respondiendo ante la expansión de la demanda. El incremento de la producción dio surgimiento al cumplimiento de negociaciones anteriores transadas en las ferias comerciales como Indexmoda, Colombia Moda y demás ferias textiles regionales, forjando al país en el principal promotor de la moda en latinoamerica.

En el año 2015 la senda de producción de la actividad textilera obtuvo un crecimiento promedio anual de 63,15% y en algunos meses alcanzo el 100% de crecimiento con respecto al año anterior, este cambio se dio a la fusión de varias empresas del sector y la entrada de nuevos competidores al mercado, incrementando la demanda de tejidos, prendas de vestir y demás artículos relacionados con la actividad, esta mayor demanda se produjo desde instituciones del gobierno en particular las de sector defensa y seguridad.

A su vez la demanda interna de productos nacionales se incentivó ante las disminución de mercancía de contrabando que ingresa al país proveniente de China y de otros países vecinos, incurriendo en mayor capacidad instalada para la producción de la líneas de ropa exterior, se implementando nuevos turnos de trabajo, adicionalmente se comenzó a utilizar maquinaria que estaba en paro, así como la apertura de tiendas en todo el país que se están abasteciendo de inventario.

Fase 3. Aplicación de los estadísticos a los modelos SARIMA

Escoger el mejor modelo que se ajuste a las características de la serie de tejidos, para lo que vamos a revisar los estadísticos de los modelos a través de dos métodos (X13 ARIMA y Filtros de Hodrick Prescott - HoltWinters) para garantizar la confiabilidad de los estadísticos de prueba:

Cuadro 2: Pruebas Estadísticas de las serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015

	MA1	SMA1	
		0,6232	0,7769
	Errores Estándar		
	0,05866	0,05154	
SARIMA Modelo 1: (0 1 1)(0 1 1)	AIC	6077,5057	
	BIC	6090,2552	
	log likelihood	-3034,753	
	Durbin-Watson	1,875931	
	Friedman Non-Parametric Test ken	P-Value	0,567288

SARIMA Modelo 2: (1 1 2)(0 1 1)	AR1	MA1	SMA1		
	-0,7596	-0,2625	0,7669		
	Errores Estándar				
	0,08529	0,08181	0,05467		
	AIC		6070,8817		
	BIC		6090,006		
	log likelihood		-3029,441		
	Durbin-Watson		2,01971		
	Friedman Non-Parametric Test ken	P-Value	0,459044		
SARIMA Modelo 3: (0 1 2)(0 1 1)	MA1	MA2	SMA1		
	0,5527	0,1038	0,7949		
	Errores Estándar				
	0,07339	0,07343	0,05101		
	AIC		6078,037		
	BIC		6093,9739		
	log likelihood		-3034,019		
	Durbin-Watson		1,994977		
Friedman Non-Parametric Test ken	P-Value	0,44973			
SARIMA Modelo 4: (1 1 1)(0 1 1)	AR1	MA1	SMA1		
	0,122	0,6949	0,7912		
	Errores Estándar				
	0,11765	0,08633	0,05091		
	AIC		6078,4206		
	BIC		6094,3575		
	Durbin-Watson		1,963783		
Friedman Non-Parametric Test ken	P-Value	0,474125			
SARIMA Modelo 5: (2 1 2)(0 1 1)	AR1	AR2	MA1	MA2	SMA1
	-0,8084	-0,0617	-0,2931	0,5829	0,7609
	Errores Estándar				
	0,11998	0,11711	0,09925	0,09727	0,05469
	AIC				6072,6285
	BIC				6094,9402
	log likelihood				-3029,3142
	Durbin-Watson				1,98387
Friedman Non-Parametric Test ken	P-Value			0,505858	

Fuente: Autores.

En el comportamiento de los coeficientes ma1 y sma1 en los resultados de X13 ARIMA presenta errores estándar más bajos, las pruebas de Durbin - Watson son menores a 2 por lo tanto se puede decir que no hay presencia de autocorrelación de residuos.

Los resultados del BIC y AIC son coincidentes en los dos procesos y modelos identificando el menor de ellos el cual permite tener una elección correcta del modelo, siendo significativo a medida que el tamaño de la muestra sea mayor.

Cuadro 3: Pruebas Estadísticas de la serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

	Modelo 1 Sarima (0 1 1)(0 1 1)		Modelo 2 Sarima (1 1 2)(0 1 1)				Modelo 3 Sarima (0 1 2)(0 1 1)		
	ma1	sma1	ar1	ma1	ma2	sma1	ma1	ma2	sma1
<i>Coefficientes</i>	-0,539	-0,753	-0,791	0,353	-0,533	-0,754	-0,5246	-0,022	-0,7570
<i>Errores estandarizados</i>	0,061	0,063	0,103	0,101	0,630	0,06664	0,0866	0,090	0,0657
σ^2 estimado	0,01107		0,01056						
<i>log likelihood</i>	143,85		147,58				143,88		
<i>AIC</i>	-281,7		-287,16				-281,76		
<i>BIC</i>	-277,32		-274,4072				-277,3805		
<i>Box-Ljung test</i>	P-value	0,558	P-value			0,882	P-value		0,5493
<i>Jarque Bera Test</i>	P-value	2,2E-1	P-value			2,2E-1	P-value		2,E-16
<i>Shapiro-Wilk de Normalidad</i>	P-value	9,6E-07	P-value			1,74E-1	P-value		9,804E-07

Fuente: Autores.

El test de Box-Ljung diagnóstica la falta de ajuste de un modelo en los residuales.

H_0 : No presenta ajuste en los residuales

H_a : Presenta ajustes en los residuales.

El test de Box - Ljung rechaza la hipótesis nula (lo que indica que el modelo presenta ajuste en los residuales), dado que el P-valor es de 0,558 las autocorrelaciones son grandes, llegamos a la conclusión de que el modelo no presenta ajuste en los residuales.

Por su parte el test de Jarque Bera el P- Valor de las pruebas de es menor que el alfa del 0,05 para todos los modelos propuestos, se puede decir que no hay suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto los datos se ajustan a una distribución normal.

La prueba de Shapiro-Wilk contrasta la normalidad de los datos donde:

H_0 : No presenta distribución normal

H_a : Presenta distribución normal.

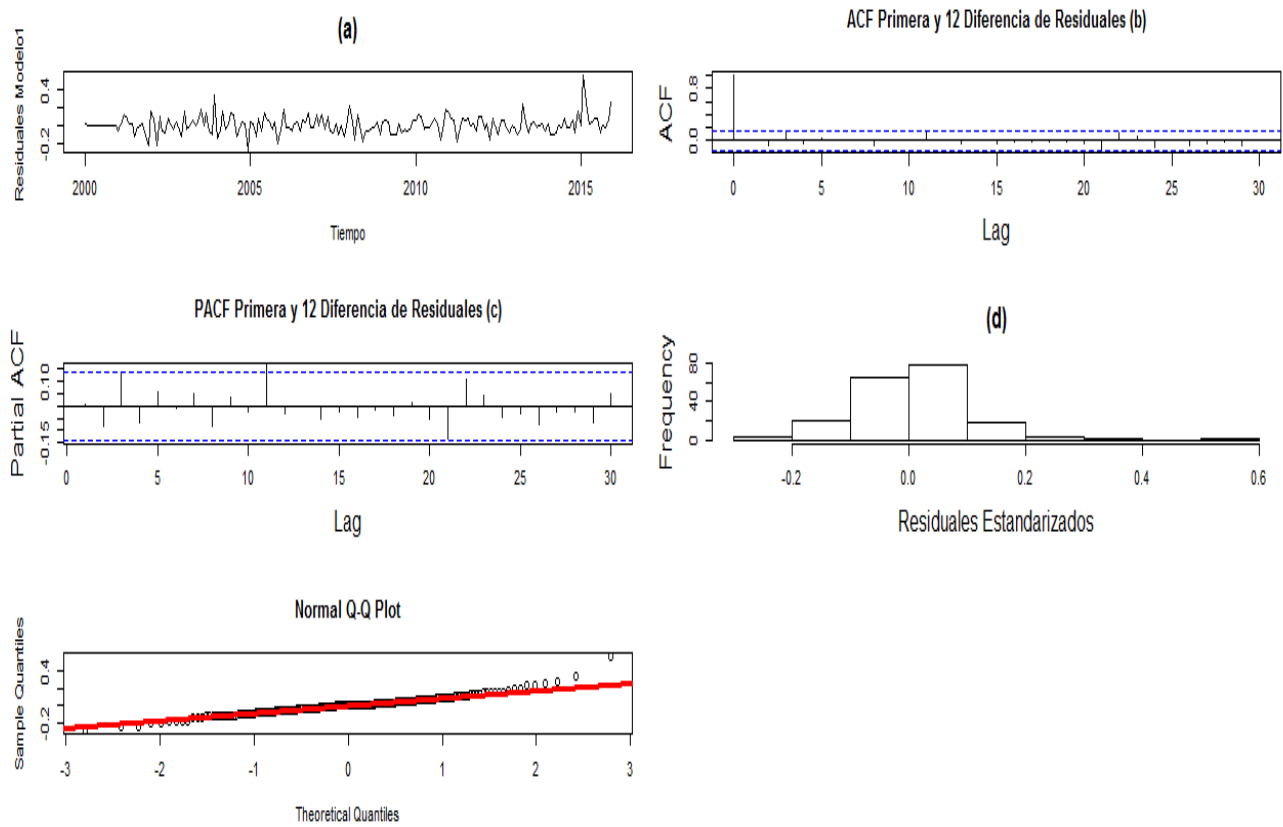
Como el p-valor es mayor al alfa de 0,05 (nivel de confianza) entonces se acepta la hipótesis alternativa por lo tanto los datos siguen una distribución normal.

	Modelo 4 Sarima (1 1 1)(0 1 1)			Modelo 5 Sarima (2 1 2)(0 1 1)				
	ar1	ma1	sma1	ar1	ar2	ma1	ma2	sma1
<i>Coefficientes</i>	0,0236	-0,5546	-0,7555	-0,960	-0,171	0,4239	-0,413	-0,7422
<i>Errores estandarizados</i>	0,1273	0,1000	0,0650	0,1363	0,1313	0,1267	0,1214	0,0660
σ^2 estimado	0,01107			0,1052				
<i>log likelihood</i>	143,86			148,37				
<i>AIC</i>	-281,73			-286,73				
<i>BIC</i>	-272,1677			-270,7967				
<i>Box-Ljung test</i>	P-value	0,5532		P-value				0,9337
<i>Jarque Bera Test</i>	P-value	2,2E-16		P-value				2,2E-16
<i>Shapiro-Wilk de Normalidad</i>	P-value	9,757E-07		P-value				1,675E-07

Fuente: Autores

Dado que la no presencia de autocorrelación en los residuales y la normalidad en la serie textil, realizadas en X13 ARIMA, se puede tomar como mejor modelo para descomponer la serie es el SARIMA (0 1 1)(0 1 1) al cual aplicaremos todas las pruebas estadísticas y gráficas.

Grafica 3 Descripción del comportamiento del modelo 1 SARIMA (0 1 1) (0 1 1)

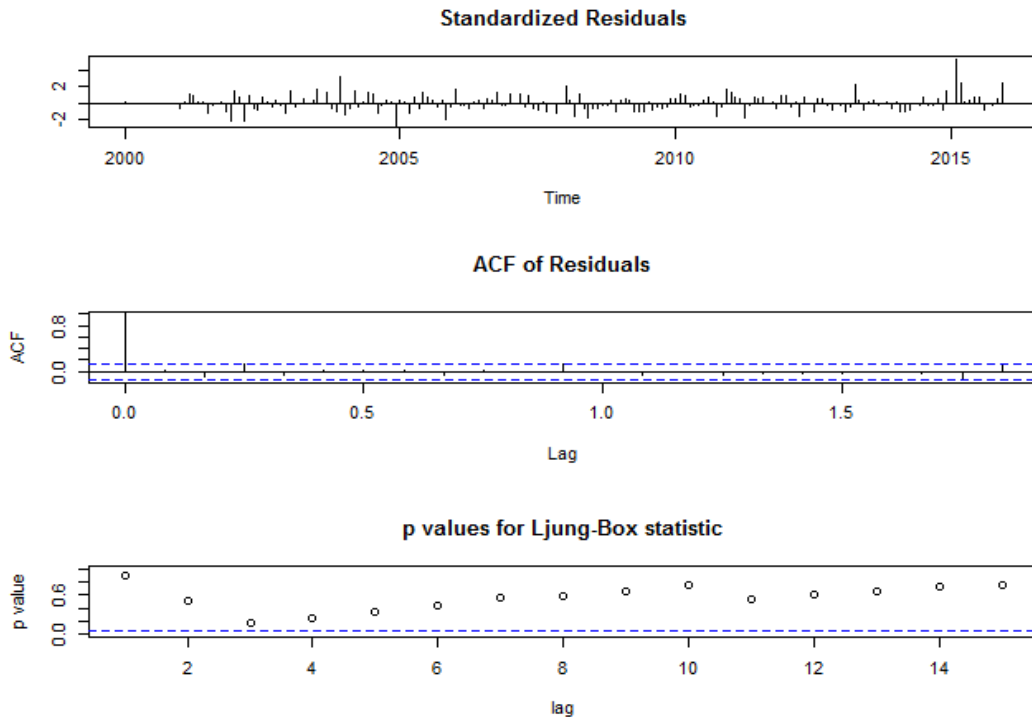


Fuente: Autores

La gráfica 3 muestra el comportamiento de los residuales los cuales no presenta oscilaciones en el tiempo a excepción del año 2015 cuyo comportamiento ya fue explicado con anterioridad, presentando distribución normal.

Las funciones de autocorrelación simple y parcial aplicando primeras diferencias a la serie de tejidos se observan puntos marcados entre los 10 primeros rezagos y entre los 20 y 25 retardos.

Gráfica 4 Análisis de los residuos estandarizados del modelo 1 SARIMA (0 1 1) (0 1 1)



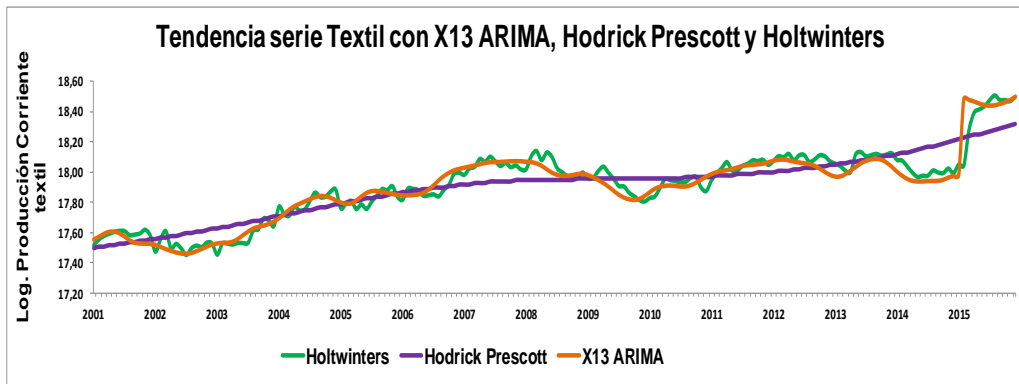
Fuente: Autores

Los residuos estandarizados presentan comportamientos marcados en el año 2015, se evidencia en los valores de autocorrelación y los generados por el test de Ljung-Box, en general se distribuye normalmente (gráfica 4)

❖ Evidencias de los métodos alternativos

Estimamos el modelo aditivo y se extrae la componente estacional. La comparación entre la estacionalidad obtenida del filtro HW y la obtenida por medio de X13 ARIMA exhiben semejanzas en tendencia, mientras que Hodrick Prescott es más lineal y pierde la estructura económica de la serie (gráfica 5).

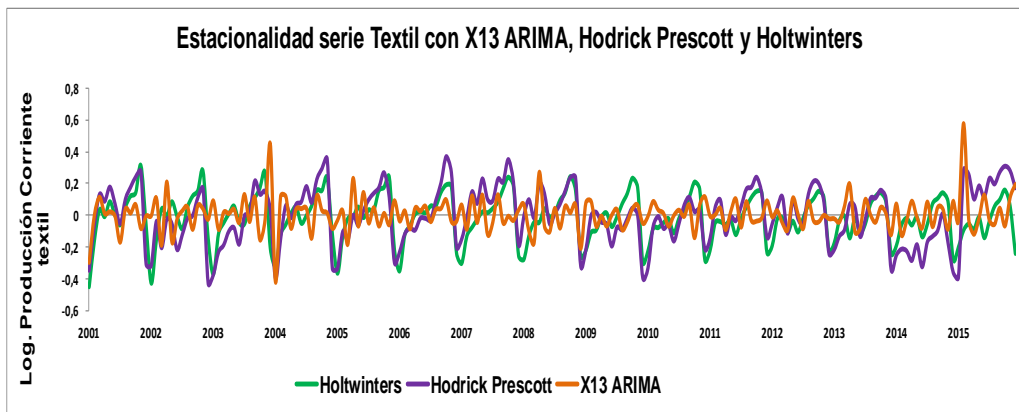
Grafica 5 Tendencia de la serie Logarítmica de la producción industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015. Con X13 ARIMA, Holt Winters y Hodrick Prescott



Fuente: Autores.

En cuanto al comportamiento estacional, los tres métodos conservan los mismos puntos estacionales, sin embargo X13 ARIMA mantiene estable las varianzas entre los periodos frente a los demás filtros (grafica 6)

Grafica 6 Estacionalidad de la serie Logarítmica de la producción industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015. Con X13 ARIMA, Holt Winters y Hodrick Prescott



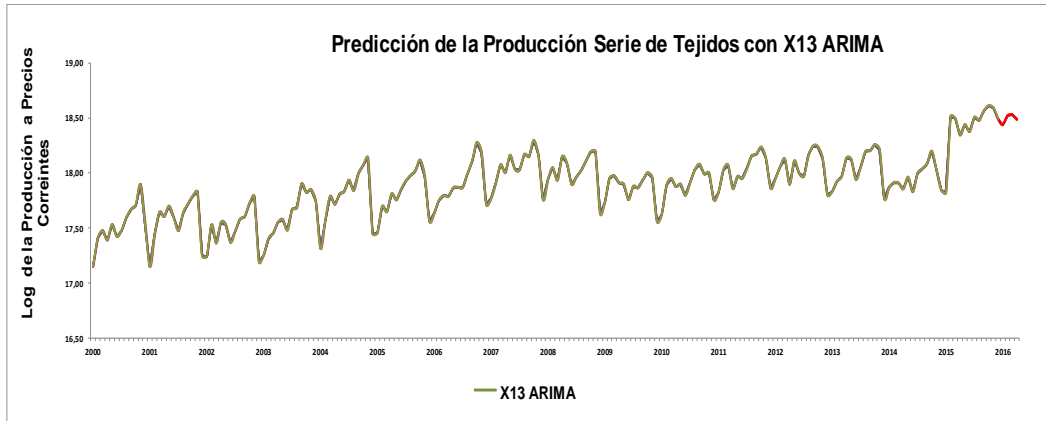
Fuente: Autores.

Fase 4 Predicción con el modelo estacional de industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015.

Se realiza la predicción de cuatro periodos fuera de la muestra para la producción de textiles. Con el propósito de verificar la robustez y confiabilidad de la predicción se realizó por medio de los métodos de X13 ARIMA, y el suavizamiento de Holt- Winters.

❖ Predicción X13 ARIMA

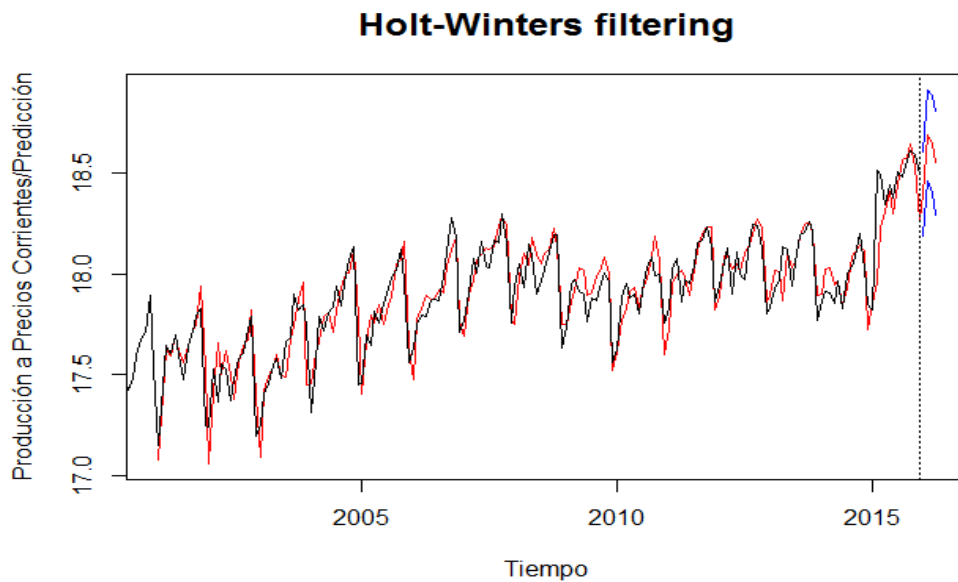
Grafica 7 Predicción de la serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015



Fuente: Autores

❖ Predicción con Filtro de Holt- Winters (HW)

Grafica 8 Predicción HW de la serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015



Fuente: Autores.

Los periodos estimados de la serie de tejidos para los meses de enero a abril del año 2016, mantienen la misma tendencia y comportamiento de la serie

original, en especial el cambio de senda de producción del año 2015 para los dos métodos de las gráficas 7 y 9.

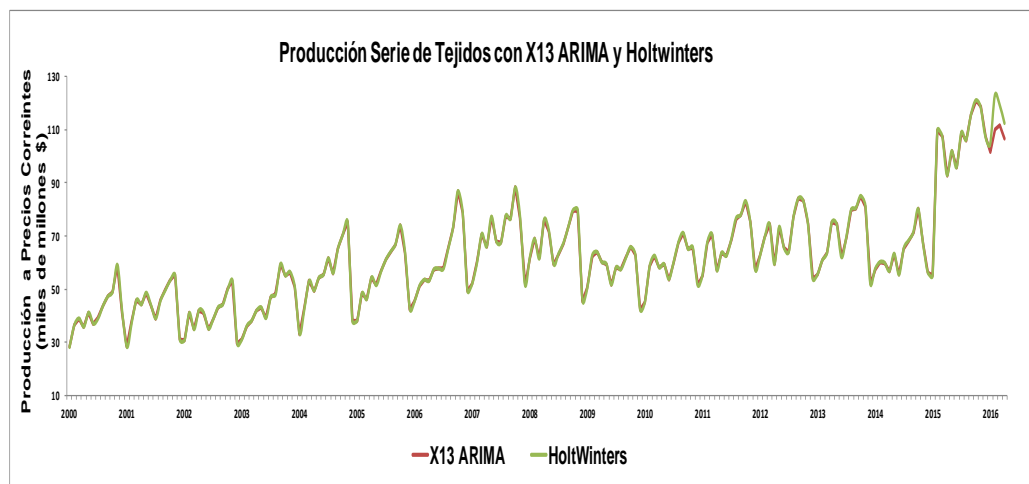
❖ Comparación de Pronósticos

Cuadro 4: Predicción de la serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015 con X13 ARIMA y Holtwinters.

<i>PREDICCIÓN SERIE TEJIDOS</i>				
Año	Mes	X13 ARIMA	Holtwinters	Producción Actual
2016	Enero	101.781.727	104.395.352	86.456.946
	Febrero	110.332.185	122.899.508	105.607.578
	Marzo	111.585.548	119.213.659	94.457.968
	Abril	106.732.341	112.365.410	-
<i>Variaciones Anuales Porcentuales</i>				
Año	Mes	X13	Holtwinters	Producción Actual
2016	Enero	-7,2	-4,8	57,36
	Febrero	2,5	14,2	-3,72
	Marzo	20,2	28,4	-12,21
	Abril	4,7	10,3	-

Cifras en miles de millones de pesos

Gráfica 9 Predicción de la serie industrial de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir en Colombia para el período 2000 al 2015. Con X13 ARIMA y HoltWinters.



Fuente: Autores

De acuerdo con los resultados de los procesos de predicción , mantienen la misma tendencia a la baja para los cuatro periodos estimados con respecto a la producción real; la predicción que realiza X13 ARIMA en variaciones anuales con respecto a HoltWinters es menor, haciéndolo más consistente con la producción actual.

CONCLUSIONES

Este trabajo implementa la metodología de desestacionalización de las serie de producción de la actividad de tejidos de punto, ganchillo y prendas de vestir del sector textil entre enero del año 2000 a diciembre de 2015.

Durante el proceso de aplicación de las etapas de desestacionalización utilizando el programa X-13 ARIMA y los filtros de Holt- Winters, Hodrick Prescott, se identificó la presencia de tendencia y ciclo de la serie mostrando los puntos de influencia que caracterizan el comportamiento a lo largo del tiempo en términos económicos. En primer lugar los impactos de la crisis financieras del 2008, la carga impositiva al sector entre los años 2009 al 2012 provocando bajos niveles de producción en la actividad, seguido a la recuperación en el 2013 por la puesta en marcha de los TLC, la entrada de nuevos oferentes en el año 2015 al sector elevando los niveles de producción de todo el sector.

El mejor modelo SARIMA para desestacionalizar la serie es un proceso de promedio móvil con una diferencia de orden 12 en el componente estacional, con un método aditivo, se hallaron fuertes patrones estacionales en la serie, en especial en los meses de enero, julio y noviembre, cuales se tuvieron en cuenta en el momento de realizar el análisis económico de la actividad.

El diagnóstico del modelo SARIMA (0 1 1) (0 1 1) presentó la mejor significancia estadística para cada una de las pruebas aplicadas y representación económica coyuntural de la serie.

A partir del modelo seleccionado se realizó el pronóstico reflejando una tendencia decreciente leve en las tasas mensuales, influenciado por las dinámicas económicas y el aspecto estructural del año 2015, con respecto a las variaciones anuales el pronóstico presenta una dinámica positiva ante una expansión de la demanda y de los factores de producción de la actividad.

A su vez el método Holt – Winters pronostica niveles más altos, frente al modelo X13 que presenta niveles más suavizados, manteniendo la misma coherencia de la serie, los dos modelos presentan el mismo comportamiento en las variaciones mensuales y anuales, demostrando la consistencia del modelo y del pronóstico.

El resultado del ejercicio genera el análisis y programación de la actividad de tejidos (CIU1750), como punto de partida para continuar con la desestacionalización de actividades que integran la industria, que cumplan con las características necesarias para el procedimiento, brindando a los usuarios series comparables al comportamiento económico, permitiendo la toma de decisiones a nivel sectorial y de política económica.

Bibliografía

- (CIDE), C. d. (2002). Desestacionalización de Series Económicas. Centro de Investigación y Desarrollo (CIDE).
- Bee Dagum, E. (1988). The X11 ARIMA/88 SEASONAL ADJUSTMENT.
- Castro, Á. H. (2006). Desestacionalización de la producción industrial con la metodología X-12 ARIMA. Economía Institucional. Universidad Externado de Colombia .
- Chile, B. C. (2002). Procedimiento para desestacionalización de series económicas – X13 ARIMA. Chile.
- DANE. (2014). Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las actividades Económicas,. CIIU REV 4.
- De Oliveira, A. X. (1998). Proceso de desestacionalización de la producción industrial – Una aplicación del X13 ARIMA. Sao Pablo – Brasil.: Escuela de Administración de Empresas .
- Guerrero, V. M. (1983). Desestacionalización de Series de Tiempo Económicas: Parte I – Una Introducción a la Metodología; y parte II – Ajustes previos a la desestacionalización. Mexico: Universidad Autónoma Metropolitana. Colección CBI.
- Guerrero, V. M. (1991). Análisis Estadístico de Series de Tiempo Económicas. Mexico: Universidad Autónoma Metropolitana. Colección CBI.
- Gujarati, D. N. (2011). Econometría Básica-5. AMGH Editora.
- Montenero, A. (2011). Análisis de Series de Tiempo. Pontificia Universidad Javeriana – Colombia.
- Osorio, J. M. (2010). Desestacionalización X13 ARIMA con efecto calendario: Índice de Producción de la Industria Manufacturera. Revista Chilena de Economía y Sociedad, 65-84.
- Sociedades, S. d. (2013). DESEMPEÑO DEL SECTOR TEXTIL CONFECCIÓN 2008-2012. INFORME PERIODICO.
- Villarreal, G. F. (2005). Elementos teóricos del ajuste estacional de series económicas utilizando X-12-ARIMA y TRAMOSEATS. División de Estadística y Proyecciones económicas -CEPAL.

ANEXOS

```
#####-----#####
#####          PROGRAMACIÓN INDIVIDUAL          #####
#####-----#####

library(tseries)
library(zoo)
library(forecast)
library(stats)

serie <- read.table("tserie.txt", sep = "", header = FALSE)
serie

#####-----#####
#####          GRÁFICOS          #####
#####-----#####

serie <- serie$V1                                # Guarda los datos del .txt en la variable serie

tserie <- ts(serie, start=c(2014,04), frequency=12) # Se crea un objeto tipo serie de tiempo
plot(tserie,type="l",lwd=1,col="blue",main="Serie de tiempo") # Gráfica de la serie de tiempo
windows()                                           # Crea una nueva ventana

ltserie <- log(tserie)                             # Transforma la serie en logaritmos
plot(ltserie,type="l",lwd=1,col="blue",main="Transformación en logaritmos") # Gráfica de la
serie en logaritmos
windows()                                           # Crea una nueva ventana

#####-----#####
#####          CORRELOGRAMA          #####
#####-----#####

par(mfrow=c(1,2))
acf(ltserie,lag.max=24,main="Autocorrelograma Simple")
pacf(ltserie,lag.max=24,main="Autocorrelograma Parcial")

#####-----#####
#####          DICKY FULLER          #####
#####-----#####

adf.test(tserie)
adf.test(ltserie)
```

```

#####-----#####
#####          MODELO ARIMA          #####
#####-----#####

modelo1 <- arima(ltejidos, order = c(0,1,1), seasonal = list(order = c(0, 1, 1), period=12))
names(modelo1)
modelo1

k<- length(modelo1$coef)          ### Número de Parámetros estimados dentro del Modelo
n<- modelo1$nobs                  ### Total de Observaciones utilizadas para Ajustar el Modelo
aicc_modelo1 <- modelo1$aic + (2*(k+1)*(k+2))/(n-k-2)
bic_modelo1 <- -2*modelo1$loglik + k*log(n)
aicc_modelo1
bic_modelo1

par(mfrow=c(3,2))
plot(fitted(modelo1),xlim = C(-5,5), ylim=c(-5,5), type="2",col="red", cex.main="2")
lines(tejidos,type="o",col="blue")
plot(residuals(modelo1),ylab="Residuales Modelo1",xlab="Tiempo", main="(a)", cex=1,
cex.main="1")
acf(as.vector(residuals(modelo1)),lag.max=30,main="ACF Primera y 12 Diferencia de
Residuales (b)",cex.lab="1",cex.main="1")
pacf(as.vector(residuals(modelo1)),lag.max=30,main="PACF Primera y 12 Diferencia de
Residuales (c)", cex.lab="1.5",cex.main="1")
hist(residuals(modelo1),xlab="Residuales Estandarizados", main="(d)",
cex.lab="1",cex.main="1")
qqnorm(residuals(modelo1));qqline(residuals(modelo1),col="red",lwd=3, main="(e)",
cex=1.5,cex.main="1")

Box.test(as.vector(residuals(modelo1)),lag=24,type="Ljung-Box")
jarque.bera.test(as.vector(residuals(modelo1)))
shapiro.test(as.vector(residuals(modelo1)))

#####-----#####
#####          PLOTS DE RESIDUALES          #####
#####-----#####

tsdiag(modelo1,gof=15,omit.initial= "a,b,c", main= "a,b,c", cex.main="2", cex.axis="1.5")

#####-----#####
#####          FILTRO DE HODRICK PRESCOTT          #####
#####-----#####

library(forecast)
library(fTrading)
library(mFilter)

```

```

datos.hp <- mFilter(ltejidos,filter="HP") # Hodrick-Prescott filter
print(datos.hp)
summary(datos.hp)
residuals(datos.hp)
fitted(datos.hp)
par(mfrow=c(2,1),mar=c(3,3,2,1),cex=.8)
plot(datos.hp)
plot

####-----####
#####          FILTRO DE HOLTWINTERS          #####
####-----####
hw <- HoltWinters(ltejidos )
hw
hw$fitted

plot (hw,ylab="Produccion observada/ predicci3n",xlab="Tiempo", main="Filtro HoltWinters
(Tejidos)")
plot

m2 <- HoltWinters (ltejidos, gamma = FALSO, beta = FALSO)
l3neas (equipada (m2) [1], col = 3)

forecast <- predict(hw, n.ahead = 4, prediction.interval = T, level = 0.95)
forecast
plot(hw, forecast,ylab="Producci3n a Precios Corrientes/Predicci3n",xlab="Tiempo",
cex.main="1.5", cex=1,5)

```