



ANIVERSARIO

# Revista Venezolana de Gerencia



COMO CITAR: Redondo Ramírez, M. I., Díaz Restrepo, C. A., y Buchelli Lozano, G. A. (2021). Índices de producción para el sector metalmecánica en Colombia. *Revista Venezolana De Gerencia*, 26(96), 1364-1379. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.26.96.23>

Universidad del Zulia (LUZ)  
Revista Venezolana de Gerencia (RVG)  
w, 1364-1379  
ISSN 1315-9984 / e-ISSN 2477-9423



# Índices de producción para el sector metalmecánica en Colombia

Redondo Ramírez, Marlen Isabel\*  
Díaz Restrepo, Carlos Andrés\*\*  
Buchelli Lozano, Gerardo Antonio\*\*\*

## Resumen

El índice de producción industrial recopila y procesa la evolución mensual de la actividad productiva real de la industria manufacturera, mediante un conjunto de productos característicos de la actividad. La investigación tuvo como objetivo, analizar con métodos estadísticos la variación de los índices de producción para el sector metalmecánico en Colombia, en el periodo 2020-2022. Es una investigación de tipo documental y descriptiva, con datos referenciales de la industria metalmecánica, base promedio mensual 2018=100. Los resultados del modelo de Garch mostraron una probabilidad de 81.8% para el sector fabricación de vehículos automotores y sus motores, mientras que un 84.9% fue de productos elaborados de metal. Asimismo, la cointegración de Johansen en el sector metalmecánico es la que más se ajusta al ideal con un valor-p de 0.781. En conclusión, se estima una recuperación total en el sector manufacturero post Covid-19, en el índice de producción del sector para enero 2022 en la República de Colombia.

**Palabras clave:** cointegración; desplazamiento temporal; índice de producción; tendencia; variación.

---

**Recibido:** 20.06.21

**Aceptado:** 15.08.21

\* Mg. Administración de Negocios; Universidad Libre de Colombia: Colombia; Doctorado en Administración; directora de Investigación Facultad de Ciencias Económicas: Colombia; E-mail: [isabel.redondo20@yahoo.com](mailto:isabel.redondo20@yahoo.com), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1247-3561>

\*\* Dr. En Administración; Universidad Nacional de Colombia: Manizales – Colombia; Docente en Universidad Católica de Pereira: Pereira – Colombia; E-mail: [carlo.restrepo20@yahoo.com](mailto:carlo.restrepo20@yahoo.com), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0141-3029>

\*\*\* Maestría en economía; Pontificia Universidad Javeriana: Colombia; Estimación de la eficiencia del sector metalmecánico en Colombia – especialización; Docente en Universidad Libre de Colombia – Colombia; E-mail: [g.buchelly20@yahoo.com](mailto:g.buchelly20@yahoo.com), ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8604-4236>

# Statistical analysis of production indices for the metalworking sector in the Republic of Colombia

## Abstract

The industrial production index compiles and processes the monthly evolution of the real productive activity of the manufacturing industry, through a set of characteristic products of the activity. The objective of the research was to analyze with statistical methods the variation of the production indexes for the metal-mechanic sector in Colombia, in the period 2020-2022. It is a documentary and descriptive research, with reference data of the metal-mechanic industry, monthly average base 2018=100. The results of the Garch model showed a probability of 81.8% for the manufacturing sector of motor vehicles and their engines, while 84.9% was for processed metal products. Likewise, the Johansen cointegration in the metal-mechanic sector is the one that best fits the ideal with a p-value of 0.781. In conclusion, a full recovery in the manufacturing sector post Covid-19 is estimated in the sector's production index for January 2022 in the Republic of Colombia.

**Keywords:** cointegration; temporary displacement; production index; trend; variation.

## 1. Introducción

En la actualidad, la actividad metalmecánica ha sido incitada manifiestamente por la expansión de estas industrias, las cuales están recientemente acopladas a las cadenas financieras de valor (Becerril et al, 2018). La industria metalmecánica percibe disímiles actividades de producción que utilizan productos de la siderurgia o sus derivados, con el objeto de realizar su transformación, ensamble o reparación (Fajardo et al, 2019). Entre los factores sociales y económicos, el índice de producción industrial, es el principal impulso de transformación del sector industrial (Cao et al, 2020).

El índice de producción es un parámetro estadístico a través del cual el Departamento Administrativo Nacional

de Estadística [DANE], recopila y procesa la información de evolución de la variable producción real del sector industrial colombiano en el corto plazo. El índice de producción se estima con base en la investigación de la producción real, que suministran mes a mes los funcionarios a la Encuesta Mensual Manufacturera con enfoque territorial, *Emmet* y registros administrativos provenientes de entidades externas al DANE (2020). Este índice de producción, conforma los distintos modelos estadísticos de estudio, según la determinación del valor probable de variación en el tiempo (Ochoa, 2019).

El sector de manufactura metalmecánico en la República de Colombia se ha transformado en uno de los sectores financieros con mayor proyección de índices de producción,

durante el período 2014-2020. Sin embargo, debe desafiar las variaciones desde finales de marzo de 2020 con el surgimiento de la infección Covid-19, siendo la capacidad de producción un factor fundamental en la economía colombiana y su relación con el total industrial. En julio de 2020 frente a julio de 2019, el índice de Producción presentó una variación de -10,8%.

El índice de producción tiene como propósito valorar el adelanto mensual del sector manufacturero metalmecánico, específicamente en los subsectores: industrias básicas de hierro y acero, fabricación de productos elaborados de metal, fabricación de vehículos automotores y sus motores, de carrocerías para vehículos-remolques y fabricación de partes, piezas y accesorios para vehículos a través de la variable de producción real; aplicando modelos de estimación en las tasas de crecimiento mensual en términos de media y volatilidad, que cambian con el tiempo y que mejoraran la competitividad y productividad del sector, (Cabrera & León, 2019; Salas-Navarro et al, 2019).

El análisis estadístico de índices de producción para el sector metalmecánico en la República de Colombia, estima la variación del indicador durante el periodo 2020-2022 partiendo del histórico 2014-2020 y asumiendo tendencia a la baja, del período Covid-19 marzo-julio de 2020, con datos referenciales de índices de producción de la industria metalmecánica colombiana, base promedio mensual 2018=100 (Banco de la República, 2020).

En este sentido, mensualmente se realiza la calificación del indicador de producción como grado de cumplimiento de los intereses del DANE (2020). En tanto, el desarrollo sostenible y la tasación de la sostenibilidad han

sido de gran interés tanto para el mundo industrial como para el sector manufacturero metalmecánico (Zhou et al, 2017). Basándose en presentar los aspectos más importantes de la dinámica del índice de producción del sector metalmecánico colombiano en los últimos seis años (Ramírez, 2016), el objetivo de esta investigación radica en, analizar con métodos estadísticos la variación de los índices de producción para el sector metalmecánico en la República de Colombia.

## **2. Pruebas Estadísticas: algunas características**

Teniendo en cuenta los diferentes modelos estadísticos, se hace énfasis en el grado de certeza con el cual se conocen los parámetros de un modelo matemático, el modelo será determinístico cuando se conoce los valores de los parámetros, por otra parte, se habla de un modelo estocástico, si los parámetros utilizados para caracterizar el modelo, son variables aleatorias con un comportamiento estimado, sin conocer previamente qué valor tomará.

En ese orden de ideas, se describen las características más relevantes de las pruebas estadísticas consideradas en el estudio, como son:

- Prueba de Leneve: utilizada para evaluar la igualdad de las varianzas de una variable calculada para dos o más grupos (Montgomery, 2004). Asimismo, cuando muestra significación, se debe cambiar a pruebas generalizadas (no paramétricas). Además, de ser aplicada como prueba principal en la solución a una pregunta independiente en una población dada con varianzas iguales o diferentes.

- Modelo de Garch: es una herramienta eficaz utilizada para evaluar momentos de segundo orden condicionales de las distribuciones estadísticas, por ejemplo, las varianzas y covarianzas (Bollerslev, 1986).
- Serie de tiempo de Holt-Winters: conforman la base de las series temporales de suavizamiento exponencial, tienen facilidad de adaptarse a patrones estacionales y tendencias. Además, son univariados, lo que implica una sola variable exploratoria, siendo necesario únicamente la serie temporal (López, 2018).
- Prueba de cointegración de Johansen: permite el análisis de cointegración entre más de dos variables, o bien entre sistemas de ecuaciones. Asimismo, esta prueba sostiene que los errores son normalmente independientes, por tal razón, se asume al aplicar la prueba, sin embargo, al no determinarse si los errores son independientes, se puede cometer errores si no se cumple el supuesto de independencia (Huang y Yang, 1996).

### 3. Aproximaciones metodológicas del estudio

Este artículo presenta un caso de estudio que implica observar y describir el comportamiento del índice de producción del sector metalmeccánico sin influir sobre él de forma directa, en él se analiza la eficiencia relativa de un análisis de tendencia (Villarreal & Tohmé, 2017; Aristizábal et al, 2017). Se trata de una investigación de tipo documental y descriptiva, ya que se ubican los datos consultando diferentes

tipos de documentación histórica de los índices de producción de la industria metalmeccánica colombiana, base promedio mensual 2018=100 para el histórico 2014-2020 con predicción de 18 meses, hasta enero del año 2022 (Banrep, 2020; Arenas et al, 2019). Se utilizó como método empírico la observación y para el procesamiento de los datos, modelos de estadística descriptiva, determinísticos y estocásticos (Rodríguez & Pérez, 2017).

Los datos recolectados provienen del DANE y la hipótesis nula de investigación es: Los índices de producción del sector manufacturero metalmeccánico varían con tendencia al alza para el período 2020-2022. Para la metodología se realizan estimaciones estadísticas, sabiendo que el aumento del comercio por sectores en la industria metalmeccánica puede dar lugar a mínimas coacciones de ajuste sobre los factores de producción en Colombia (Hernández & Raffo, 2018).

#### 3.1 Prueba de Levene

Un estadístico fundamental para medir la diferencia de las varianzas en el modelo de estudio fue la prueba de Levene modificada, aplicando la desviación absoluta de las observaciones en cada tratamiento de la mediana del caso. Luego se evaluó si la media de estas desviaciones es o no igual para todos (Mora et al, 2019). Si las desviaciones medias son semejantes, las varianzas de los datos en todos los tratamientos serán iguales. También se le conoce como estadístico F de Anova para probar igualdad de medias aplicado a las desviaciones absolutas (Li et al, 2015). Los valores del estadístico F y el valor-p son determinantes en la relación de dependencia entre los índices de

producción del sector metalmecánico y el total nacional industrial.

En la estimación, se tomaron los datos de los índices de producción del sector metalmecánico, utilizado 10000 simulaciones Monte Carlo para calcular el valor-p.

### 3.2 Modelo de Garch

El modelo Garch es un piloto autorregresivo dilatado que captura un grupo de datos volátiles de las rentabilidades o residuos de una variable, a través de la varianza condicional o incertidumbre (Rodríguez et al, 2019). En otras palabras, Garch localiza la volatilidad promedio ponderada a mediano plazo mediante una autorregresión que pende de la suma de perturbaciones rezagadas y de la aditividad de varianzas rezagadas (Gaona et al, 2020).

Para el caso de estudio, la variable es el índice de producción de la industria metalmecánica colombiana, como valoración de riesgo en base promedio mensual 2018=100, para el histórico 2014-2020 con predicción de 18 meses, hasta enero del año 2022 y simulada 10000 veces mediante Monte Carlo (Barbosa et al, 2019).

Si observamos la volatilidad histórica ponderada evidenciamos la reseña del modelo Garch para ajustar el parámetro ( $p$ ) a la realidad. El parámetro ( $p$ ) es la ponderación para cada distancia entre la observación ( $t$ )

y su perturbación al cuadrado. En esta situación aplicamos el modelo de Garch con estimación de máxima verosimilitud. Para construir el modelo en un período de tiempo ( $t - p$ ) y necesitamos ( $t - p$ ):

- Perturbación al cuadrado de ese período de tiempo ( $t - p$ ).

$$\varepsilon_{t-p}^2$$

- Varianza histórica anterior a ese período de tiempo ( $t - p$ ).

$$\sigma_{t-q}^2$$

- Varianza de un período de tiempo inicial como término constante.

$\beta$  entonces, matemáticamente en el intervalo ( $p, q$ ):

$$\sigma_t^2 = \beta + A \sum_{p=1}^p \varepsilon_{t-p}^2 + M \sum_{q=1}^q \sigma_{t-q}^2 \quad (\text{Ecuación 1})$$

Los coeficientes  $\beta, A, M$  son de estimación de Máxima Verosimilitud. Así localizamos la ponderación para la varianza de las observaciones recientes y para la varianza de las observaciones históricas.

### 3.3 Serie de tiempo de Holt-Winters

El estadístico multiplicativo Holt-Winters es una técnica robusta para predecir series de temporales con tendencia aditiva (Mejía & Gonzales, 2019). La forma recursiva de la ecuación de suavizado exponencial triple Holt-Winters<sup>1</sup> se expresa así:

$$F_t(m) = (S_t + mb_t)C_{t-L+m} \quad (\text{Ecuación 2})$$

1 Dónde:  $X_t$  es el valor de la serie de tiempo en el tiempo  $t$ ;  $L$  es la longitud de la estación o duración;  $S_t$  es un estimado del suavizado del componente de nivel;  $b_t$  es un estimado del suavizado del componente de tendencia;  $C_t$  es un estimado del suavizado del componente de índice de temporada;  $m$  es el nivel de coeficiente de suavizado;  $L$  es la tendencia del coeficiente de suavizado;  $m$  es el coeficiente de suavizado estacional;  $F_t(m)$  es el valor pronóstico de suavizado en el paso adelantado  $m$  para  $X$  en el tiempo  $t$ .

$$S_{t>L} = \alpha \frac{X_t}{C_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (\text{Ecuación 3})$$

$$b_{t>L} = \varepsilon(S_t - S_{t-1}) + (1 - \varepsilon)b_{t-1} \quad (\text{Ecuación 4})$$

$$C_{t>L} = \theta \left( \frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - \theta)C_{t-L} \quad (\text{Ecuación 5})$$

Se tasaron tres series exponenciales simples no dependientes de nivel, tendencia y estacionales. Son interdependientes en el sentido de que los tres componentes deben actualizarse cada período (Preslav et al, 2018). En el estudio se partió del histórico de variación de índices de producción del sector metalmeccánico para la República de Colombia con proyección de 18 meses hacia adelante y comprender los factores que afectan la productividad y competitividad de sector industrial metalmeccánico (López, 2016)

### 3.4 Prueba de cointegración de Johansen

El tipo de variación expresa el índice de producción del sector industrial, el total nacional, en términos de los índices de producción del sector metalmeccánico, por sector, ver Tabla 1. En esta investigación, se considera los tipos de variación a 18 meses de pronóstico durante el período 2014-2020. Por un lado, el tipo de conmutación a período futuro. En contraparte la diferenciación, fija el valor relativo actual de los sectores de referencia.

Se espera que el registro de los tipos de variación a futuro esté relacionado con el diferencial exterior, en

relación a los sectores metalmeccánico estudiados y; los tipos de crecimiento del índice mediante la siguiente relación:

$$\ln \text{Forward} - \ln \text{Spot} = r \text{Diff}. \quad (\text{Ecuación 6})$$

donde  $\ln \text{Forward}$  es el logaritmo del tipo de variación en el plazo de 18 meses,  $\ln \text{Spot}$  es el logaritmo del tipo de cambio actual y  $r \text{Diff}$  es el tipo de crecimiento diferencial de los índices de producción para cada sector. El histórico de datos del presente estudio se colectó en el periodo 2014 – 2020, según la medición del Banco de la República (2020).

## 4. Índices de producción para el sector metalmeccánico en la República de Colombia

Se realizaron 79 observaciones de tiempo, explicando que los valores mínimos corresponden al período de producción marzo 2020-julio 2020 en tiempos de Covid-19 en Colombia. Revelando que el sector que más ha sufrido es el de fabricación de partes, piezas y accesorios para vehículos con 6.12 en índice de producción mensual, comparado con una media de 96.82 mensual en el período enero 2014-febrero 2020 antes de la pandemia. El sector que menos impacto ha sufrido es el de fabricación de carrocerías para vehículos automotores y remolques con un índice de producción mensual de 51.08 para julio de 2020.

Sin embargo, tiene la mayor desviación típica con 32.71 puntos de la media; ya que era el sector hasta antes de la pandemia con el mayor índice de producción de 120.99, Tabla 1.

**Tabla 1**  
**Estadísticos descriptivos en los índices de producción del sector metalmecánica y el total nacional de la industria**

Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
1. Total Industria	79.00	61.85	110.16	96.10	7.47
2. Industrias básicas de hierro y de acero	79.00	35.20	113.79	95.21	10.88
3. Fabricación de productos elaborados de metal	79.00	32.71	113.88	93.12	11.14
4. Fabricación de vehículos automotores y sus motores	79.00	40.20	134.66	99.23	24.15
5. Fabricación de carrocerías para vehículos automotores, remolques	79.00	51.08	188.91	120.99	32.71
6. Fabricación de partes, piezas (autopartes) y accesorios (lujos) para vehículos	79.00	6.12	136.49	96.82	19.98

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 2, mediante máxima verosimilitud hemos estimado los parámetros  $\alpha = 0.00$ ,  $\beta = 0.272$  y  $\mu = 0.718$  para la variable: fabricación de vehículos automotores y sus motores. Al 95% de confianza, se rechaza la hipótesis nula  $H_0$  para aquellos t que tenga una probabilidad  $< 0.05$ . Se observa en todos los valores calculados la volatilidad

histórica ponderada, comprobando que el modelo de referencia Garch ajusta el parámetro ( $p$ ) a la realidad en 1.000, 0.818 y 0.696. Por ejemplo, el coeficiente ( $p$ ) tiene una probabilidad en términos porcentuales de 81.8% para cada distancia entre la observación ( $t$ ) y su media al cuadrado.

**Tabla 2**  
**Coefficientes de Garch para la variable, fabricación de vehículos automotores y sus motores**

Coefficientes Garch	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
B	0.000	9034.373	0.000	1.000
A	0.272	1.179	0.231	0.818
M	0.718	1.839	0.390	0.696

Fuente: elaboración propia



En la Tabla 3, mediante máxima verosimilitud hemos estimado los parámetros  $\alpha = 0.00$ ,  $\beta = 0.272$  y  $\mu = 0.718$  para la variable: fabricación de productos elaborados de metal. Al 95% de confianza, se rechaza la hipótesis nula  $H_0$  para aquellos  $t$  que tenga una probabilidad  $< 0.05$ . Se observa en todos los valores calculados la volatilidad

histórica ponderada, comprobando que el modelo de referencia Garch ajusta el parámetro ( $p$ ) a la realidad en 0.996, 0.912 y 0.894. Por ejemplo, el coeficiente ( $p$ ) tiene una probabilidad en términos porcentuales de 89.4% para cada distancia entre la observación ( $t$ ) y su media al cuadrado.

**Tabla 3**  
**Coefficientes de Garch para la variable, fabricación de productos elaborados de metal**

Coefficientes Garch	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
B	111.837	24151.014	0.005	0.996
A	0.369	3.357	0.110	0.912
M	0.618	4.630	0.133	0.894

Fuente: elaboración propia

La Tabla 4 muestra el resultado de la estimación del orden  $Var$ . El valor mínimo  $Aic$  (26.123) proporciona un orden  $Var$  de 4 o  $Var$  (4) para nuestro sistema, lo que significa 3 retardos de diferencia para el  $Vecm$  (Vector Error Correction Model). Podemos comprobar que existe una buena concordancia entre los cuatro criterios. El parámetro  $Aic$  no solamente prima la bondad de ajuste del sector fabricación de productos

elaborados de metal, sino que a partir de este valor  $Aic$  mínimo se infiere que los dos primeros modelos (1, 2) están más o menos empatados y el resto son mucho peores. Es decir, se selecciona el modelo de 4 desplazamientos temporales, porque describe la mejor relación entre el sesgo y varianza en la exactitud del modelo, ajustado a la realidad del índice de producción real del total industrial nacional en el periodo 2014-2020.

**Tabla 4**  
**Coefficientes de Garch para la variable, fabricación de productos elaborados de metal**

Número de desplazamientos temporales	Aic	Hq	Bic	Fpe
1	26.918	27.440	28.226	491781868477.389
2	26.749	27.718	29.178	423167667118.650
3	26.415	27.831	29.965	318218580760.689
4	26.123	27.986	30.794	261347003447.410
5	26.262	28.572	32.053	353490089062.453

Fuente: elaboración propia

A continuación, se exponen los resultados de la prueba trace. Esta indica 1 relación de cointegración a un nivel de 0.05 o, lo que es equivalente, en la existencia de 1 relación de cointegración entre las series. Se estiman los valores (p) y los valores críticos empleando

el método de regresión de superficie descrita en MacKinnon-Haug-Mechellis. Por ejemplo, el mejor modelo de cointegración es el de 3 relaciones con una probabilidad de ocurrencia de 0.886 y valor propio de 0.131, Tabla 5.

**Tabla 5**  
**Prueba de la traza, en el modelo de cointegración de Johansen**

H0 (No. de ecuaciones de cointegración)	Valor propio	Estadístico	Valor crítico	valor-p
Ninguna	0.445	84.885	83.940	0.043
A lo sumo 1	0.239	40.771	60.062	0.673
A lo sumo 2	0.131	20.291	40.175	0.886
A lo sumo 3	0.078	9.721	24.275	0.871
A lo sumo 4	0.038	3.639	12.321	0.762
A lo sumo 5	0.010	0.729	4.130	0.451

Fuente: elaboración propia

De acuerdo con la prueba de la traza se rechaza la hipótesis nula de no cointegración en favor de una relación de cointegración al nivel del 5% (84.885 > 83.940). En este sentido, existen cinco ecuaciones de cointegración de Johansen para la estimación de

los índices de producción del sector metalmecánico en comparación con el total industrial nacional.

En la Tabla 6, se presentan los valores más significativos del estudio. Se evidencia el pronóstico Holt-Winters de triple suavizado exponencial para

18 pasos adelante desde julio de 2020 hasta enero de 2022. Esto indica que el índice de producción para el sector metalmeccánico, específicamente en la fabricación de partes, piezas y accesorios para vehículos caerá a 4.704 en diciembre de 2020. De hecho, se predice una caída del 86% desde junio de 2020. Este efecto es producto de la recesión económica

durante la pandemia del Covid-19. En líneas generales, se pronostica mes a mes el comportamiento del índice de producción para el sector manufacturero metalmeccánico; si observamos el mes de noviembre de 2020 el valor se estima en 31.151, en contraste al año anterior 100.129, que representa una caída del 68.89%.

**Tabla 6**  
**Series temporales tras suavización (Fabricación de partes, piezas (autopartes) y accesorios (lujos) para vehículos), a través de Holt-Winters aditivo**

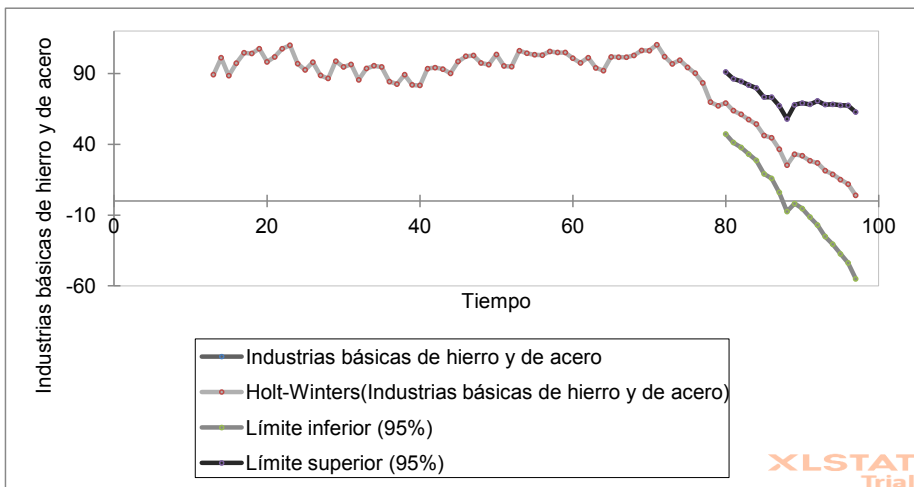
Tiempo	Fabricación de partes, piezas (autopartes) y accesorios (lujos) para vehículos	Holt-Winters (Fabricación de partes, piezas (autopartes) y accesorios (lujos) para vehículos)	Residuos	Límite inferior (95%)	Límite superior (95%)
01/08/2020		43.331		16.773	69.889
01/09/2020		42.857		15.545	70.169
02/10/2020		48.568		20.261	76.874
02/11/2020		31.151		1.596	60.705
03/12/2020		4.704		-26.359	35.767
03/01/2021		-2.070		-34.899	30.758
03/02/2021		6.293		-28.553	41.140
06/03/2021		-6.977		-44.082	30.129
06/04/2021		-27.138		-66.730	12.454
07/05/2021		-16.067		-58.360	26.226
07/06/2021		-21.432		-66.627	23.763
08/07/2021		-23.059		-71.345	25.226
08/08/2021		-28.017		-81.207	25.173
08/09/2021		-28.491		-85.013	28.032
09/10/2021		-22.780		-82.799	37.238
09/11/2021		-40.197		-103.865	23.471
10/12/2021		-66.644		-134.107	0.820
10/01/2022		-73.418		-144.815	-2.021

Fuente: elaboración propia

El gráfico 1, demuestra la tendencia a un repunte en el índice de producción mensual para el sector de industrias básicas del hierro y el acero a 84.627 en julio de 2020. La línea de Holt-Winters predice una caída en el índice a 26.790 para julio de 2021 de seguir el mismo

patrón de comportamiento durante la pandemia. Las líneas que indican el límite máximo y mínimo, es decir, el mejor y el peor escenario. En el mejor de ellos se estima para enero de 2022 un índice de producción para el sector de 62.728.

**Gráfico 1**  
**Predicción Holt-Winters del índice de producción para las industrias básicas del hierro y el acero, durante el período 2014-2020.**



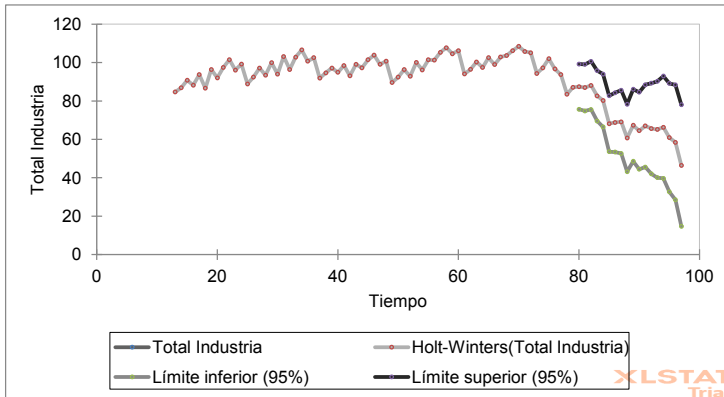
Fuente: elaboración propia

El gráfico 2, demuestra la tendencia a un repunte en el índice de producción mensual para el total industrial nacional a 68.820 en marzo de 2021. La línea Holt-Winters predice una caída en el índice a 46.378 para enero de 2022 de seguir el mismo patrón de comportamiento

durante la pandemia. Las líneas que indican el límite máximo y mínimo, es decir, el mejor y el peor escenario. En el mejor de ellos se estima para enero de 2022 un índice de producción para el sector de 78.043.

## Gráfico 2

### Predicción Holt-Winters del índice de producción para el total nacional de industrias, durante el período 2014-2020.



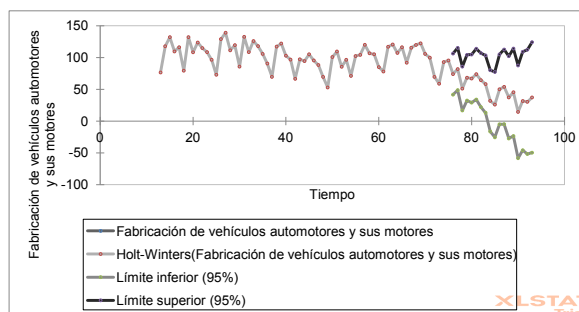
Fuente: elaboración propia

El gráfico 3, demuestra la tendencia a un repunte en el índice de producción mensual para la variable, fabricación de vehículos automotores y sus motores a 45.304 en marzo de 2021. La línea de Holt-Winters predice una caída en el índice a 14.491 para junio de 2021 de seguir el mismo patrón de

comportamiento durante la pandemia. Las líneas que indican el límite máximo y mínimo, es decir, el mejor y el peor escenario. En el mejor de ellos se estima para enero de 2022 una recuperación en el índice de producción a valores similares antes de la pandemia, en 124.074.

## Gráfico 3

### Predicción Holt-Winters del índice de producción para la variable: fabricación de vehículos automotores y sus motores, durante el período 2014-2020



Fuente: elaboración propia

En este sentido se puede aportar que el propósito del Índice de Producción es estimar la evolución mensual del volumen de producción de la Industria Manufacturera en el sector metalmecánico, en este caso de Colombia, según tipo de actividad comercial, variables de producción física, valor bruto de la producción (VBP), y en menor valor, variables de costo de avance deflactado y cantidad de horas-hombre empleadas en las distintas empresas que componen el sector. Este parámetro explica que, el sector que menos impacto ha sufrido es el de fabricación de carrocerías para vehículos automotores y remolques. Seguido del rubro de fabricación de vehículos automotores y sus motores. En contraste, el sector fabricación de partes, piezas (autopartes) y accesorios (lujos) para vehículos es el menos productivo en el periodo post Covid-19.

El comportamiento del sector metalmecánico colombiano para el año 2021, se estima en una caída de más del 60% en la producción, por efecto del rebrote de infección Covid-19 en la población. Los estadísticos de series temporales basados en el método de Holt-Winters explican que la tendencia para el año 2022 está en el repunte del índice de producción en un 40%, con un repunte del 40% con relación al año anterior. De esta manera la tendencia es a superar los registros de valor de los índices de producción que se tenían antes de la pandemia. En líneas generales, se pronostica por mes el comportamiento del índice de producción para el sector manufacturero metalmecánico; calculando para el año 2022 una aproximación a los indicadores estadísticos históricos del 2020, en por lo menos el 60%.

## **5. Conclusiones**

En cuanto a la prueba de Levene, puede ser no adecuada en la modelación de este tipo de datos, si vulnera el supuesto de independencia, ya que la varianza no puede ser útil en el estudio de los datos. Por otra parte, el modelo de Garch está basado en un diseño para proyectar varianzas condicionales que no son constantes en el tiempo, siendo útil en condiciones donde el entorno permanece "estable". Asimismo, el modelo de Holt-Winters es de gran utilidad en el análisis y pronóstico, por la facilidad de uso y la obtención de resultados inmediatos, sin embargo, la escasez de datos longitudinales debilita los análisis. Por último, el enfoque propuesto en la prueba de cointegración de Johansen, evita la estimación a través de dos etapas, permitiendo estimar sobre la existencia de múltiples vectores de cointegración, siendo posible establecer una relación a largo plazo entre las variables, con la posibilidad de estimar un modelo de corrección de error, sobre el análisis estadístico de la producción en el sector metalmecánico.

Del análisis estadístico de índices de producción para el sector metalmecánico en la República de Colombia, se rechaza la hipótesis nula de investigación y se adopta como alternativa: Los índices de producción del sector manufacturero metalmecánico varían con tendencia a la baja para el período 2020-2022. Revelando que el sector más crítico es el de fabricación de partes, piezas y accesorios para vehículos con 6.12 en índice de producción mensual a julio de 2020, comparado con una media de 96.82 mensual para el sector, desde enero 2014 a marzo de 2020. El sector menos crítico es, fabricación de carrocerías

para vehículos automotores y remolques con un índice de producción mensual de 51.08 para julio de 2020, en comparación con el año anterior de 188.9. Se evidencia una probabilidad de ajuste del sector fabricación de vehículos automotores y sus motores en 81.8% y fabricación de productos elaborados de metal en 84,9 % en relación al índice de producción real del total industrial nacional.

El valor más significativo del estudio lo arroja la prueba de cointegración de Johansen, pues existen a lo sumo cinco ecuaciones para la estimación de los índices de producción del sector metalmeccánico en comparación con el total industrial nacional. Siendo el modelo de 3 ecuaciones de cointegración el que más se ajusta al ideal con un valor-p de 0.871, casi perfecto y cercano a la unidad. Las cinco cointegraciones de Johansen entre el sector metalmeccánico y total industrial infieren una recuperación post Covid-19 para enero de 2022 en la República de Colombia.

Finalmente, se pronostica para el periodo de julio 2020 a enero de 2022, una caída en el índice a 26.790 para julio de 2021 dentro del sector de industrias básicas del hierro y el acero, siendo el mejor escenario de producción para enero de 2022 con valor índice 62.728. Asumiendo una recuperación total en el sector manufacturero post Covid-19, la tendencia a un repunte en el índice de producción mensual para el total industrial nacional a 68.820 en marzo de 2021, y; para el sector fabricación de vehículos automotores y sus motores hay pronóstico de caída en el índice a 14.491 para junio de 2021 de seguir el mismo patrón de comportamiento durante la pandemia. Sin embargo, el mejor panorama de producción del sector, se estima para enero de 2022 con una recuperación en el índice de

producción a valores similares antes de la pandemia, en 124.074.

## Referencias bibliográficas

- Arenas Torres, F., Campos Troncoso, R., & Santander Ramírez, V. (2019). Adopción de prácticas de Gobierno Corporativo del mercado chileno en el trienio 2015 - 2017. *Visión de futuro*, 23(2). [https://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1668-87082019000200002&lng=es&tlng=es](https://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1668-87082019000200002&lng=es&tlng=es).
- Aristizábal, D., Castro, M. Y., Echeverri, P. A., & Valencia, J. D. (2017). Assessing the efficiency of science, technology and innovation using Data Envelopment Analysis (DEA): The case of Colombia. *DYNA (Colombia)*, 84(202), 215–220. <https://doi.org/10.15446/dyna.v84n202.59554>
- Banco de la República. (2020). Índice de producción real de la industria manufacturera colombiana. <https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas/indice-produccion-industrial-ipp>
- Barbosa Camargo, M. I., Salazar Sarmiento, A., & Peñalosa Gómez, K. J. (2019). Valoración de riesgo mediante modelos GARCH y simulación Montecarlo: evidencia del mercado accionario colombiano. *Semestre Económico*, 22(53), 53-75. <https://dx.doi.org/10.22395//seec.v22n53a3>
- Becerril Torres, O. U., Godínez Enciso, J. A., & Canales García, R. A. (2018). Innovación y productividad en la industria metalmeccánica de México, el contexto actual, 2010-2016. *Economía Coyuntural*, 3(4), 55-88. [https://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2415-06222018000400005&lng=es&tlng=es](https://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2415-06222018000400005&lng=es&tlng=es)

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Cabrera González, G., & León Arias, A. (2019). Modelación markoviana para identificar la dinámica y pronóstico del índice de producción industrial en México de 1980 a 2018. *EconoQuantum*, 16(2), 23-41. [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1870-66222019000200023&lng=es&tlng=es](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1870-66222019000200023&lng=es&tlng=es).
- Cao, Y., Liu, M., Cao, Y., Chen, C., & Zhang, D. (2020). Change Pattern and Driving Mechanism of Construction Land in China's Undertaking Industrial Transfer Demonstration Area: Taking the Wanjiang City Belt along the Yangtze River as an Example. *Earth Sciences Research Journal*, 24(2), 215-223. <https://doi.org/10.15446/esrj.v24n2.87710>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (2020). Índice de producción industrial (IPI). <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/industria/indice-de-produccion-industrial-ipi>
- Preslav, M., Dimitrov, P., Dimitrov, B., y Parvanov, P. (2018). Bulgarian tourism and the problem of poverty alleviation in Bulgaria. *Tourism & Management Studies*, 14(2), 45-52. <https://dx.doi.org/10.18089/tms.2018.14205>
- Fajardo Zapata, Á., Hernández Niño, J., González Valencia, Y., Hernández, H., & Torres Pérez, M. (2019). Percepción del riesgo mediante sus atributos psicosociales en trabajadores de la industria metalmeccánica en la ciudad de Bogotá, D.C (Colombia). *NOVA*, 17(31), 79-86. <https://revistas.unicolmayor.edu.co/index.php/nova/article/view/945>
- Gaona Montiel, F., Reyes Robles, A., & Ramírez Cedillo, E. (2020). Mercados, volatilidad y gestión de futuros en México: el empleo del método ARCH y GARCH. *Contaduría y administración*, 65(1), e150. <https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2018.1752>
- Hernández García, E. A., & Raffo López, L. (2018). Sectorial adjustment costs induced by the Colombian pattern of international trade, 1991-2015. *Cuadernos de Administración (Universidad del Valle)*, 34(60), 46-62. <https://dx.doi.org/10.25100/cdea.v34i60.6089>
- Huang, B.N., & Yang, C. W. (1996). Long-run purchasing power parity revisited: a Monte Carlo simulation. *Applied Economics*, 28(8), 967-974. <https://doi.org/10.1080/000368496328092>
- Li X, Qiu W, Morrow J, DeMeo DL, Weiss ST, Fu Y. (2015) A Comparative Study of Tests for Homogeneity of Variances with Application to DNA Methylation Data. *PLoS ONE*, 10(12): e0145295. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0145295>
- López Sáez, J. I. (2018). *Análisis de Serie de Tiempo. Pronóstico de demanda de uso de aeropuertos en Argentina al 2022*. <https://ri.itba.edu.ar/handle/123456789/1230>
- López, D. C. (2016). Factores de calidad que afectan la productividad y competitividad de las micros, pequeñas y medianas empresas del sector industrial metalmeccánico. *Entre Ciencia e Ingeniería*, 10(20), 99-107. [https://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1909-83672016000200014&lng=en&tlng=es](https://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1909-83672016000200014&lng=en&tlng=es).
- Mejía Vásquez, E. J., & Gonzales



- Chávez, S. (2019). Predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt -Winters. *Ingeniería Energética*, 40(3), 181-191. [https://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1815-59012019000300181&lng=es&tlng=es](https://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1815-59012019000300181&lng=es&tlng=es).
- Montgomery, D.C. (2004). *Libro análisis y diseño de experimentos*. (2da ed.). Limusa Wiley.
- Mora, F., Meza, V., Porras, Á., Sandí, C., & Aguilar, L. (2019). Curvas diferenciadas de índice de sitio para *vochysia guatemalensis* en la región Huetar Norte y Huetar Caribe de Costa Rica. *Agronomía Costarricense*, 43(2), 123-138. <https://dx.doi.org/10.15517/rac.v43i2.38203>
- Ochoa Torrez, R. R. (2019). Incidencia de los precios y el IPC en la producción de papa, banano y tomate en el departamento de La Paz durante el periodo 2008-2013. *Revista de Investigación e Innovación Agropecuaria y de Recursos Naturales*, 6(1), 79-86. [https://www.scielo.org/bo/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2409-16182019000100011&lng=es&tlng=es](https://www.scielo.org/bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2409-16182019000100011&lng=es&tlng=es).
- Ramírez, J., y González, G. (2016). Dinámica de la cadena priorizada del sector metalmeccánico del departamento de Santander en el periodo 2010-2015. *Revista Lebre*, 8, 175-199.
- Rodríguez Benavides, D., Martínez García, M. Á., & Hoyos Reyes, L. F. (2019). Incertidumbre del precio internacional del petróleo y rendimientos accionarios en México a través de un SVAR-MGARCH. *Contaduría y administración*, 64(3), e119. <https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2019.2340>
- Rodríguez, A. & Pérez, A. O. (2017). Métodos científicos de indagación y de construcción del conocimiento. *Revista EAN*, 82, 179-200. <https://doi.org/10.21158/01208160.n82.2017.1647>
- Salas-Navarro, K., Meza, J., Obredor-Baldovino, T., y Mercado-Caruso, N. (2019). Evaluación de la Cadena de Suministro para Mejorar la Competitividad y Productividad en el Sector Metalmeccánico en Barranquilla, Colombia. *Información tecnológica*, 30(2), 25-32. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642019000200025>
- Villarreal, F., & Tohmé, F. (2017). Análisis envolvente de datos. Un caso de estudio para una universidad argentina. *Estudios Gerenciales*, 33(144), 302-308. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2017.06.004>
- Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y., & Zhu, J. (2017). Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions. *European Journal of Operational Research*, 264, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.06.023>