

**Estimación del precio del Arroz Paddy Verde en Colombia  
durante el periodo de 2000 al 2024**



**Por:**

**Sebastian Mahecha Beltrán**

**Trabajo de grado para optar por el título de Economista**

**Tutor:**

**Humberto Bernal Castro**

**Universidad Colegio Mayor de Cundinamarca**

**Facultad de Administración y Economía**

**Programa de economía**

**Bogotá, mayo 2024**

## Contenido.

Resumen .....	1
1. Introducción .....	2
2. Justificación .....	4
3. Marco teórico .....	5
3.1 Teorema y modelo de la telaraña.....	7
3.2 Solución del modelo. ....	10
3.3 Modelo de la telaraña estocástico.....	10
3.4 Las expectativas adaptativas y racionales.....	12
4. Marco empírico .....	14
5. Hechos estilizados .....	19
5.1 Comportamiento de los precios de 2000 hasta abrir del 2024. ....	19
5.2 Afectaciones del clima.....	22
5.3 Análisis descriptivo de los datos .....	24
6. Marco metodológico.....	26
6.1 Modelo de ARIMA y GARCH .....	26
6.2 Modelo GARCH.....	29
6.3 Relación del modelo ARIMA-GARCH.....	31
6.4 Relación modelo telaraña, ARIMA y GARCH.....	32
7. Estimación del modelo .....	34
7.1 Análisis exploratorio de los datos.....	34
7.2 Estimación y diagnóstico del modelo. ....	35
7.3 Predicción del precio .....	46
7.4 Discusión de los resultados.....	47
7.5 Discusión comparativa con otros estudios y aporte propio.....	47
8. Conclusiones.....	49

9.	Recomendaciones.....	54
10.	Anexos.....	55
11.	Bibliografía.....	57

### Lista de tablas.

<b>Tabla 1.</b>	<i>Distribución de los datos</i> .....	24
<b>Tabla 2.</b>	<i>Prueba de Dickey-Fuller</i> .....	35
<b>Tabla 3.</b>	<i>Resultado del modelo ARIMA (2,1,1)</i> .....	37
<b>Tabla 4.</b>	<i>Modelo ARCH (1,1) GARCH (1,1)</i> .....	44
<b>Tabla 5.</b>	<i>Resultados de la predicción de precios</i> .....	55

### Lista de figuras

<b>Figura 1.</b>	.....	20
	<i>Precios arroz paddy verde del 2000 hasta el 2024</i> .....	20
<b>Figura 2.</b>	.....	22
	<i>Precios trimestrales del arroz paddy (toneladas)</i> .....	22
<b>Figura 3.</b>	.....	24
	<i>Temperatura global</i> .....	24
<b>Figura 4.</b>	.....	27
	<i>Metodología Box-Jenkins</i> .....	27
<b>Figura 5.</b>	.....	30

<i>Metodología modificada para el modelo GARCH</i> .....	30
<b>Figura 6</b> .....	36
<i>Función de autocorrelación (ACF)</i> .....	36
<b>Figura 7</b> .....	37
<i>La función de autocorrelación parcial (Parcial)</i> .....	37
<b>Figura 8</b> .....	39
<i>Residuos del modelo ARIMA ajustado</i> .....	39
<b>Figura 9</b> .....	40
<i>Función de autocorrelación de los residuos (e) (ACF)</i> .....	40
<b>Figura 10</b> .....	41
<i>Función de autocorrelación parcial de los residuos (e) (PACF)</i> .....	41
<b>Figura 11</b> .....	42
<i>Función de autocorrelación de los residuos al cuadrado (e<sup>2</sup>) (ACF)</i> .....	42
<b>Figura 12</b> .....	43
<i>Función de autocorrelación parcial de los residuos al cuadrado (e<sup>2</sup>) (PACF)</i> .....	43
<b>Figura 13</b> .....	45
<i>Predicción de la volatilidad</i> .....	45
<b>Figura 14</b> .....	46
<i>Predicción de los precios</i> .....	46

## Resumen

El arroz paddy verde en Colombia es el tercer cereal que más se produce, después del maíz y el trigo. Además, es un producto de amplio consumo en la población colombiana. Los precios del arroz paddy verde han mostrado una tendencia de crecimiento, pero también muestran las repentinas caídas en cortos periodos de tiempo, de esta manera, provoca incertidumbre en los productores de arroz.

Este estudio se basa en investigar la predicción de precios del arroz paddy verde durante el periodo de tiempo establecido entre 2000 hasta el 2024, donde se emplea dos modelos econométricos ARIMA (Media Móvil Autorregresiva Integrad) y GARCH (Heteroscedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada), con el objetivo de predecir los precios futuros por medio de herramientas para poder tener una toma de decisiones informadas que le permita tener una adecuada planeación financiera, así mismo, poder anticipar la volatilidad y la con la formación de los de precios máximos y mínimos poder establecer un techo y piso que permita reducir las fluctuaciones de los precios del arroz paddy verde en Colombia.

Los resultados obtenidos muestran que los modelos ARIMA y GARCH son positivos para predecir los precios del arroz paddy en Colombia, proporcionando pronósticos precisos y estimaciones de volatilidad útiles para la toma de decisiones financieras en el sector agrícola. Además, se desarrolla una herramienta predictiva basada en estos modelos, que permite a los usuarios obtener pronósticos de precios futuros del arroz paddy y estimaciones de volatilidad asociadas.

**Palabras claves:** arroz paddy, ARIMA, GARCH, precios, volatilidad, predicción.

## 1. Introducción

La agricultura, como pilar fundamental en la economía de numerosos países, no solo garantiza la seguridad alimentaria, sino que también impulsa el crecimiento económico y la generación de empleo. En este contexto, el análisis exhaustivo de los precios agrícolas, mediante la predicción de precios, desempeña un papel esencial para los diferentes actores del sector, desde los agricultores hasta los comerciantes, inversores y responsables de políticas. Este análisis proporciona una visión detallada del mercado, permitiendo anticipar tendencias futuras y tomar decisiones informadas y estratégicas en la planificación financiera.

Particularmente, en el caso del arroz paddy verde, el análisis de precios influye en las decisiones cruciales de producción, desde la selección de cultivos hasta los volúmenes de siembra y los niveles de producción. A pesar de los desafíos que supone la volatilidad de los precios, derivada de factores como condiciones climáticas, oferta y demanda, y políticas gubernamentales, este enfoque proactivo permite una gestión eficiente de los recursos, maximizando los beneficios para los agricultores y las empresas agrícolas.

La dinámica entre la industria molinera y los agricultores, caracterizada por una estructura de mercado oligopsonica, añade complejidad al panorama. Durante épocas de oferta excedentaria, los productores pueden enfrentarse a la presión de precios bajos, lo que afecta negativamente sus ingresos. Estas distorsiones del mercado subrayan la necesidad de comprender a fondo el impacto de los precios del arroz paddy verde en toda la cadena de valor (MADR, 2014).

Por las razones anteriormente expuestas, la pregunta central de esta investigación es: ¿Cómo afecta la predicción de los modelos econométricos en la toma de decisiones financieras y las fluctuaciones de los precios del arroz paddy verde en su implementación? Para abordar esta pregunta, este estudio se enfocará en realizar un análisis del comportamiento de los precios del arroz paddy verde para la toma de decisiones informadas que reduzca las fluctuaciones en el sector agrícola. De esta manera, se postula que la implementación de modelos econométricos ARIMA y GARCH permitirá desarrollar una herramienta predictiva capaz de anticipar las fluctuaciones y volatilidades en dichos precios. Por consiguiente, se espera que la utilización de estos modelos de series temporales contribuya significativamente a la mitigación de los riesgos asociados a las fluctuaciones del precio del arroz paddy, facilitando así una gestión más eficaz y precisa de los recursos financieros del sector agrícola.

En consonancia con lo anterior, se propone desarrollar una herramienta predictiva fundamentada en modelos econométricos ARIMA y GARCH para gestionar las fluctuaciones y volatilidades en los precios del arroz paddy, con el propósito de optimizar la toma de decisiones financieras en el ámbito arrocero. Para ello, se llevará a cabo un análisis exhaustivo de la serie temporal de precios del arroz paddy en Colombia, con el fin de comprender los patrones históricos y las características relevantes que constituirán la base para la implementación de los modelos mencionados. Posteriormente, se procederá a ajustar y aplicar los modelos ARIMA y GARCH con el objetivo de anticipar las fluctuaciones y volatilidades en los precios del arroz paddy, empleando datos históricos para el entrenamiento de dichos modelos. Como resultado, se desarrollará una herramienta predictiva basada en los modelos ARIMA y GARCH, que permitirá a los usuarios ingresar datos actuales y recibir, a través de estos modelos entrenados, pronósticos de precios futuros del arroz paddy, junto con estimaciones de volatilidad asociadas.

Bajo estas premisas, se puede ver al finalizar el documento que los resultados de la estimación de los modelos mencionados obtuvieron un rendimiento positivo en la predicción de los precios del arroz paddy verde. Esta capacidad predictiva ha dado lugar al desarrollo de una herramienta que permitirá anticipar los precios futuros del arroz paddy verde. Esta herramienta proporciona una base sólida para la toma de decisiones informadas y facilita una planificación financiera más precisa. Al capturar la volatilidad y establecer rangos de precio máximo y mínimo, logrando reducir las fluctuaciones que puedan afectar el precio en el mercado. En consecuencia, esta investigación contribuye significativamente a la implementación de herramientas estadísticas destinadas a mitigar los riesgos financieros en el sector agrícola. Además, se establece un mecanismo que ofrece información crucial para mejorar la planificación y minimizar las fluctuaciones de precios en el mercado.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, en los siguientes apartados del trabajo se encontrarán siete secciones en las cuales aclararemos los puntos e interrogantes ya mencionados. En la primera sección se presentará el marco teórico con un desarrollo en la conformación de los precios en el mercado, el modelo de la telaraña con expectativas y el modelo de la telaraña estocástico. En la segunda sección se encuentra el marco empírico, donde se detallará la literatura relacionada con la predicción de precios agrícolas. En la tercera sección se expondrá los hechos estilizados, en esta parte se observará la recopilación de los datos, el ajuste y comportamiento de los precios del año 2000 hasta abril del 2024. En la cuarta sección se encontrará el marco

metodológico, el cual está basado en la metodología que se va a desarrollar y las características de los modelos. En la quinta sección se desarrollará la implementación de los modelos escogidos y el análisis de los resultados. En la sexta sección, se encontrarán las conclusiones y discusiones encontradas para mejorar este pronóstico. Para concluir, se abordará la séptima y última sección del documento, la cual se centra en los anexos, donde se presentan los resultados de los modelos.

## **2. Justificación**

La presente investigación se enfoca en el análisis y la predicción de los precios del arroz paddy en Colombia, con el propósito de mejorar la toma de decisiones y contribuir al avance en la planificación financiera, así como a la estabilidad económica del sector agrícola. La implementación de herramientas específicas busca proporcionar beneficios significativos tanto a los agricultores como a los agentes del mercado, al generar predicciones precisas que ayuden a mitigar las fluctuaciones de precios y promover un entorno más estable.

En este contexto, la capacidad para analizar y predecir los precios del arroz paddy emerge como una herramienta crucial para la toma de decisiones informada. La incertidumbre en los mercados puede tener impactos relevantes en la rentabilidad y la sostenibilidad financiera de los agricultores. Por lo tanto, la predicción de precios no solo ofrece una guía para la planificación financiera, sino que también permite a los agricultores anticipar y responder de manera proactiva a las variaciones del mercado, fortaleciendo así su posición en un entorno económico dinámico y cambiante.

Por último, la volatilidad inherente a los precios del arroz paddy puede afectar de manera significativa la rentabilidad de los agricultores y la estabilidad económica del sector agrícola en su conjunto. Por lo tanto, la capacidad de realizar un análisis detallado y prever tendencias de precios ofrecerá a los actores claves, como agricultores, empresas agrícolas y entidades gubernamentales, una base sólida para la toma de decisiones estratégicas y la implementación de medidas que promuevan el desarrollo sostenible del sector.



### 3. Marco teórico.

El estudio de la determinación y predicción de precios en el mercado abarca desde las teorías fundacionales de Adam Smith y Alfred Marshall hasta los enfoques contemporáneos de autores como Klimovsky, Stigler y R. J. Hyndman & Athanasopoulos. Estos académicos han delineado los fundamentos teóricos y prácticos que guían la formación de precios, así como la importancia creciente de la capacidad predictiva en la toma de decisiones informadas en entornos económicos complejos.

La contribución inicial de Smith (1776) con relación a la determinación del precio en el mercado ha sido moldeada por diversas contribuciones, quien estableció que el valor de un producto se determina por la relación entre la oferta y la demanda, incluyendo los costos de producción. Teniendo en cuenta lo anterior, se destaca que este pensamiento sentó las bases fundamentales para comprender las fuerzas del mercado y la regulación de los precios.

Por lo anterior, se puede evidenciar que las teorías de precios de Adam Smith y Alfred Marshall comparten conexiones en aspectos como la oferta y la demanda, la competencia, los costos de producción y la utilidad. Marshall (1890) amplió estos conceptos con una visión más matemática y enfocada en el equilibrio general del mercado. Marshall retomó los fundamentos clásicos y añadió la teoría de oferta y demanda, estableciendo la relación entre precios y cantidad de bienes y servicios. Además, definió el valor y el precio en función de la utilidad y los costos de producción, respectivamente.

Por otra parte, en la teoría económica, existen dos enfoques prominentes, las cuales son la teoría clásica y la neoclásica. La teoría clásica, representada por Adam Smith y David Ricardo, se centra en los precios de producción. En contraste, la teoría neoclásica, desarrollada por Alfred Marshall, se enfoca en el equilibrio general del mercado, siendo ampliamente aplicada en la economía moderna.

De la misma manera, Klimovsky (1999), demostró que los precios de bienes y servicios se determinan por la oferta y la demanda, considerando los beneficios y costos para los reclamantes. Factores como la disponibilidad de materias primas, la competencia y el valor percibido por los consumidores influyen en el equilibrio de mercado.

Además, Stigler (1946), añade que la teoría de precios analiza los comportamientos individuales en la fijación de precios y la distribución de recursos. En un mercado competitivo,

el equilibrio se alcanza cuando la oferta y la demanda son iguales, determinando así el precio de equilibrio. Por último, el precio de mercado refleja la fluctuación constante relacionada con la oferta y la demanda, mientras que el precio listado representa el valor inicial de un producto o servicio.

Con todo esto, se observa cómo se han establecido los fundamentos y características principales de la formación del precio en el mercado. De hecho, se evidencia que las ideas expuestas anteriormente, han logrado que en la actualidad los precios no solo jueguen un papel importante en el mercado, sino que, a su vez, estos tengan la capacidad de prever los precios futuros. Logrando de esta manera que los análisis predictivos de precios sean, hoy en día, una herramienta fundamental en los campos financieros, investigativos, etc.

Por otro lado, según Girish K, Jha & Sinha (2013), una previsión confiable es crucial para la toma de decisiones, ya que las predicciones permiten tener elementos en los cuales el sector puede apoyarse a la hora de evaluar los posibles riesgos que se pueden presentar a la hora de incursionar en el mercado, logrando de este modo irse integrando al comercio de productos básicos y al análisis de precios.

Las investigaciones de Zhanga et al. (2014), resaltan los beneficios de los modelos predictivos en la circulación eficiente de productos agrícolas, contribuyendo así a mejorar la producción y alcanzar un equilibrio entre la oferta y la demanda en el sector. Estos estudios también han puesto énfasis en el análisis del comportamiento de los precios, explorando aspectos como la tendencia y la estacionalidad a lo largo de los años. Además, se ha utilizado el enfoque de regresiones lineales para predecir variables dependientes mediante variables independientes asociadas, lo que ha permitido una mejor comprensión de los factores que influyen en la dinámica de los precios en el mercado agrícola.

En línea con lo anterior, como señalan R. J. Hyndman & Athanasopoulos (2014), el propósito de un pronóstico es anticipar el futuro con la máxima precisión posible, empleando toda la información disponible, desde datos históricos hasta conocimientos sobre eventos futuros que puedan influir en la predicción. Este enfoque se orienta en reducir la incertidumbre en áreas específicas y se aplica en diversos contextos, incluidos los entornos industriales que implican inversiones significativas en recursos humanos, financieros y tecnológicos. La relevancia de los pronósticos reside en su capacidad para proporcionar confianza en la toma de

decisiones informadas, basadas en la información disponible, lo que resulta fundamental en la gestión eficaz de recursos y la planificación estratégica.

### ***3.1 Teorema y modelo de la telaraña.***

La conformación de precios en telaraña fue descrita en 1930 por Henry Schultz, Jan Tinbergen, Umberto Ricci y en 1934 por Nicolas Kaldor, quienes introdujeron de manera independiente la noción de la formación de precios en forma de "telaraña", destacando su relación con la determinación del equilibrio en situaciones de ajustes discontinuos. Mordecai Ezekiel, en 1938, llevo a cabo la formulación del teorema, desafiando la suposición clásica de que los precios y la producción siempre tenderán hacia el equilibrio. Ezekiel argumentó que, bajo condiciones estáticas, los precios y la producción pueden fluctuar de manera indefinida, alejándose del punto de equilibrio.

Desde entonces, los análisis de telaraña se han incorporado a los modelos econométricos de estimación de mercados, considerando variables como el acceso al crédito, la tierra y la innovación tecnológica. Además, se ha propuesto la idea de un precio máximo y mínimo, reflejando las restricciones tanto a la oferta mínima como a los límites máximos de producción. Este enfoque ha encontrado aplicaciones en la explicación de fluctuaciones en diversas poblaciones, como el ganado porcino. En 1994, Rosen y otros presentaron un modelo alternativo que mostraba cómo las expectativas racionales y el ciclo vital del ganado vacuno podrían influir en las fluctuaciones de las poblaciones ganaderas en un período específico (Contreras, López, Sosa. 2006).

Teniendo en cuenta lo anterior, se observa que el concepto de la "telaraña" en economía ha funcionado como una herramienta útil para comprender cómo se determinan los precios de los productos. Según este enfoque, la demanda de un producto está influenciada por el precio actual del mercado, mientras que la oferta se ve afectada por el precio observado en el período anterior, que puede ser diario, semanal, estacional, anual, etc. Este modelo se aplica especialmente a bienes y servicios con producción intermitente, como los productos agrícolas.

Asimismo, la teoría de la telaraña puede explicar las fluctuaciones en los precios de los mercados. Después de un cambio significativo en la producción, ya sea un aumento o una disminución, el mercado mismo inicia un proceso de ajuste para corregir cualquier desviación hasta que se alcanza un nuevo equilibrio de precios (Semitiel et al. 2014).

A partir de todo lo anterior, para la conformación matemática de este modelo, se deben tener en cuenta las siguientes hipótesis:

- [a] la decisión de producir debe ser adoptada en el período anterior al de la venta y se confía en el que el precio actual se mantendrá en el próximo período.
- [b] las cantidades demandadas y ofertadas son funciones lineales del precio del producto.
- [c] el mercado está en situación de equilibrio.

Con base en lo anterior el modelo se puede expresar matemáticamente por el siguiente sistema.

$$(i) q_t^D = a - bp_t \quad (1)$$

$$(ii) q_t^S = -c - dp_{t-1} \quad (2)$$

$$(iii) q_t^D = q_t^S \quad (3)$$

Donde  $q_t^d$  y  $q_t^s$  representan las cantidades demandada y ofertada respectivamente, en donde el instante de tiempo  $t$ ,  $p_t$  representa el precio en el instante de tiempo  $t$ , y las constantes  $a, b, c$  y  $d$  son todas positivas.

La ecuación anterior (i) es la ecuación de demanda donde la cantidad demandada es una función lineal del precio (hipótesis [b]). La ecuación (ii) representa la ecuación de oferta donde la cantidad ofertada es una función lineal del precio en un período anterior (hipótesis [a] y [b]). Mediante la ecuación (iii) se indica que el mercado está en equilibrio (hipótesis[c]), (Semitiel et al. 2014).

Con los supuestos iniciales del modelo de la telaraña se puede ajustar o cambiar estas hipótesis, por lo anterior se ajustará para esta investigación, la hipótesis [a] no es en gran mayoría aceptable. Por esta razón, se introduce la función de oferta, un precio  $p_t^*$ , estableciendo con ello el precio esperado en un periodo  $t$  al momento que se procesa hacer la compra, de esta manera se introduce esta variante al modelo de la telaraña.

$$(i) q_t^D = a - bp_t \quad (4)$$

$$(ii) q_t^S = -c - dp_t^* \quad (5)$$

$$(iii) q_t^D = q_t^S \quad (6)$$

Si, además, establece un precio normal, denotado como  $p_n$ , como el precio que los productores anticipan que el producto alcanzará eventualmente en el mercado y, por ende, el precio de mercado se ajustará en función de este precio normal, se incorpora otra variable al modelo. Esta nueva variable puede ser expresada de la siguiente manera:

$$p_t^* = p_{t-1} + k(p_n - p_{t-1}) \quad (7)$$

Donde  $0 < k < 1$ .

Phillip en 1956, mostro una variante del modelo de la telaraña con expectativas adaptativas, si se considera  $p_n$  que no sea constante, de esta manera son revisadas en cada periodo por parte del producto, ajustando el precio esperado, por lo cual se sustituye.

$$p_t^* - p_{t-1}^* = k(p_{t-1} - p_{t-1}^*) \quad (8)$$

Donde  $0 < k < 1$ , es llamado coeficiente de ajuste de las expectativas.

Por último, con el supuesto anterior establecido se puede construir una variante del modelo de la telaraña, la cual vamos a emplear en esta investigación y se puede expresar así:

$$(i) q_t^D = a - bp_t \quad (9)$$

$$(ii) q_t^S = -c - dp_t^* \quad (10)$$

$$(iii) q_t^D = q_t^S \quad (11)$$

$$(iv) p_t^* - p_{t-1}^* = k(p_{t-1} - p_{t-1}^*) \quad (12)$$

### 3.2 Solución del modelo.

Se establece una solución y se resuelve dicho problema de  $p_t$ . Por lo cual se sustituye la (9), (10) y en la (11), expresándola de la siguiente manera:

$$a - bp_t = -c - dp_t^* \quad (13)$$

Donde despejamos.

$$p_t^* = \frac{a + b}{d} - \frac{b}{d}p_t \quad (14)$$

Reemplazamos la (7) en la (12):

$$p_t = \left[1 - \frac{d}{b}k - k\right]p_{t-1} + k\frac{a + c}{b} \quad (15)$$

Equivalente

$$p_t = Ap_{t-1} + B \quad (16)$$

Donde

$$A = 1 - k\left(1 + \frac{d}{b}\right) \quad (17)$$

y

$$B = \frac{k(a + c)}{b} \quad (18)$$

### 3.3 Modelo de la telaraña estocástico

Considerando una versión estocástica del modelo tradicional, dado que el modelo se desarrolló originalmente para explicar la volatilidad de los precios agrícolas.

$$q_t^d = a - \gamma p_t \quad \gamma > 0 \quad (19)$$

$$q_t^s = b + \beta p_t + \varepsilon_t \quad \beta > 0 \quad (20)$$

$$q_t^s = q_t^d \quad (21)$$

Donde:

- $q_t^d$  = demanda del producto en el periodo  $t$ .
- $q_t^s$  = oferta del producto.
- $p_t$  = el precio del producto.
- $p_t^*$  = *el precio esperado de por los agricultores*.
- $\varepsilon_t$  = un shock de oferta estocástica de media de cero.

Los parámetros  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $\gamma$  y  $\beta$  son positivos, de modo que  $a > b$ . La naturaleza del modelo se comporta tal que los consumidores comprar tanto del bien como lo deseen. Al precio de equilibrio del mercado  $p_t$ . El momento de siembra por los agricultores desconocen el precio que se establecerá en el momento de la cosecha, por lo cual, se basan la decisión de oferta en el precio esperado  $p_t^*$ . La cantidad producida depende de la cantidad planificada  $b + p_t^*$  más un suministro aleatorio de choque  $\varepsilon_t$ . Ya cosechado el producto, el equilibrio del mercado necesita que la cantidad ofrecida sea igual a la demandada. El mercado real de un producto agrícola, el modelo, no le permite la posibilidad de almacenar. Por lo anterior, la esencia del modelo de la telaraña es que los agricultores forman sus expectativas de forma ingenua, donde se basan en los precios de los años pasados para establecer el precio esperado al que se comercializará el producto.

$$p_t^* = p_{t-1} \quad (22)$$

Sin embargo, la naturaleza del equilibrio estocástico es tal que en los shocks de oferta siempre presentes impiden que el sistema permanezca en equilibrio, es útil para resolver el precio de largo plazo. Si igualamos los valores de la secuencia  $\varepsilon_t$  a 0 se puede establecer  $p_t = p_{t-1} \dots = p$ , igualar la oferta y demanda de largo plazo.

El precio está dado por  $p = (a - b)/\gamma + \beta$ . De manera similar, la cantidad ( $s$ ) de equilibrio está dada por  $s = (a\beta + \gamma b)/(\gamma + \beta)$ . Para poder comprender la dinámica del sistema, supongamos que los agricultores en  $t$  planean producir la cantidad de equilibrio  $s$ . Sin embargo, al suponer que un shock de oferta negativo tal que la cantidad real producida resulta

ser  $s_t$ . Los consumidores están dispuestos a pagar  $p_t$  por la cantidad  $s_t$ . Actualizar un periodo permite ver el resultado principal del modelo de la telaraña. Para simplificar, supongamos que todos los valores subsiguientes del shock de oferta son cero (es decir,  $\varepsilon_{t+1} = \varepsilon_{t+2} = \dots = 0$ ). Al comienzo del periodo  $t + 1$ , los agricultores esperan que el precio sea tiempo de cosecha, será el precio del periodo anterior, por lo tanto,  $p_{t+1}^* = p_t$ . Por lo anterior, ellos producir la cantidad  $s_{t+1}$ . Los consumidores están dispuestos a comprar cantidad a  $s_{t+1}$  solo si el precio cae al indicado por  $p_{t+1}$ . El proceso continuo hasta llegar al equilibrio, de esta manera el mercado convergerá hacia el largo plazo. Este resultado no es válido para las curvas de oferta y demanda. Igualamos la ecuación (19) y (20).

$$b + \beta p_{t-1} + \varepsilon_t = a - \gamma p_t \quad (23)$$

$$p_t = (-\beta/\gamma)p_{t-1} + (a - b)/\gamma - \varepsilon_t/\gamma \quad (24)$$

### ***3.4 Las expectativas adaptativas y racionales.***

Las expectativas adaptativas y las expectativas racionales son dos enfoques diferentes para modelar cómo las personas forman sus expectativas sobre eventos futuros, y estas diferencias son fundamentales en el contexto del modelo de la telaraña o ciclo económico.

#### *Expectativas Adaptativas:*

Las expectativas adaptativas asumen que las personas forman sus expectativas basándose en información pasada y ajustan gradualmente estas expectativas a medida que nuevos datos se hacen disponibles. En el contexto del modelo de la telaraña, donde los agentes económicos, como los agricultores, toman decisiones de producción y siembra basándose en sus expectativas de precios futuros, las expectativas adaptativas implican que estos agentes ajustarán sus expectativas de precios en función de lo que sucedió en el pasado. Por ejemplo, si los precios del arroz fueron altos en la última temporada, los agricultores pueden ajustar sus expectativas y esperar precios altos nuevamente.

#### *Expectativas Racionales:*

En contraste a lo anterior, las expectativas racionales asumen que las personas forman sus expectativas utilizando toda la información disponible, incluida la información actual y las expectativas de otros agentes económicos. En el contexto del modelo de la telaraña, esto



significa que los agentes económicos formarán sus expectativas de precios futuros tomando en cuenta toda la información relevante y ajustándolas rápidamente en respuesta a nueva información. En otras palabras, las expectativas racionales sugieren que los agentes económicos son capaces de hacer predicciones precisas sobre el futuro, utilizando toda la información disponible.

*Aplicación al Modelo de la Telaraña:*

En el modelo de la telaraña, las expectativas sobre los precios futuros son fundamentales, ya que influyen en las decisiones de producción y siembra en el presente. La elección entre expectativas adaptativas y racionales dependerá de la capacidad de los agentes económicos para procesar y utilizar la información. Por lo tanto, se evidencia la aplicación de la siguiente manera.

*Expectativas Adaptativas:* En un modelo de la telaraña con expectativas adaptativas, los agentes económicos ajustarán sus expectativas de precios gradualmente en función de experiencias pasadas. Esto podría generar ciclos en los que las expectativas se ajustan lentamente, contribuyendo a la persistencia de patrones en el comportamiento económico.

*Expectativas Racionales:* En un modelo con expectativas racionales, los agentes económicos serán capaces de anticipar y reaccionar rápidamente a cambios en la información. Esto podría resultar en ajustes más precisos de las decisiones de producción y siembra, reduciendo la persistencia de los ciclos económicos y mejorando la eficiencia de la asignación de recursos.

En resumen, al basarse en los puntos discutidos anteriormente, el próximo estudio empleará las expectativas racionales como fundamento metodológico. Esta elección implica una adaptación del modelo de la telaraña para integrar de manera coherente estas expectativas. Al incorporar este enfoque, se espera lograr una comprensión más precisa del comportamiento del mercado y sus dinámicas. Por ende, se anticipa obtener una visión más completa y realista de los fenómenos económicos en estudio, en consonancia con los avances teóricos y empíricos en el campo.

#### 4. Marco empírico

En la siguiente sección, se realizará una exhaustiva revisión de la literatura relacionada con la predicción de precios de productos agrícolas, abarcando una amplia gama de hallazgos e investigaciones previas. Se basará este marco, en las herramientas y metodologías utilizadas para lograr una predicción eficaz de los precios de estos productos, con el objetivo de comprender mejor el estado actual del campo e identificar las mejores prácticas en este ámbito.

En contexto, la volatilidad del precio del arroz es una característica destacada, determinada por una combinación de factores estructurales y coyunturales del entorno. Esta variabilidad tiene un impacto significativo en la rentabilidad de los cultivos y, por ende, en los ingresos de los productores. Entre los factores que influyen en esta dinámica se encuentran las temporadas de cosecha, las condiciones climáticas y los sistemas de producción. Además, las condiciones que inciden en la demanda de diversas regiones del país que ejercen una influencia notable en el precio del arroz (Bolsa Mercantil, 2022).

En contraste con lo anterior, la investigación de Acevedo et al. (2020), se enfocó en evaluar un modelo predictivo para los precios internos del café en Colombia, con el fin de mitigar el impacto económico derivado de su volatilidad en los mercados. En esta investigación se utilizó la metodología Box-Jenkins, preparando la serie temporal y realizando pruebas de estacionalidad y raíz unitaria. La identificación del modelo ARIMA (1,1,0) se basó en el análisis de correlogramas de autocorrelación, mientras que para abordar los efectos ARCH se seleccionó el modelo GARCH (1,1). El estudio destacó la importancia del café como commodity para la nación y la necesidad de herramientas empíricas robustas para pronósticos. Los resultados mostraron que el modelo pudo prever con precisión la dinámica de los precios del café, ajustándose bien a la realidad y ofreciendo una raíz cuadrada del error cuadrático medio coherente con otros modelos, lo que respalda su efectividad en la reducción del impacto económico de la volatilidad del café en los mercados. Esta investigación aporta al área una metodología guía la cual se puede implementar para ofrecer un adecuado control de la volatilidad del producto en el mercado.

En la misma línea, Gonzales y Tinoco (2022), en su investigación sobre la volatilidad de los precios al productor de limón en la costa del Pacífico de México, se propusieron evaluar el riesgo de mercado al que estaban expuestos los productores primarios de limón en México. Utilizaron un enfoque metodológico que incluyó modelos ARIMA y GARCH, tanto simétricos

como asimétricos, mediante el método de Box y Jenkins. Para analizar los rendimientos de los precios en cada estado productor, se aplicaron pruebas de raíz unitaria de Aumentada (DFA) y Phillips-Perron (PP). La selección del modelo ARIMA se basó en criterios como la autocorrelación y los criterios de información de Akaike (AIC), Schwarz (BIC) y Hannan-Quin (HQIC). Además, se emplearon modelos GARCH y sus variantes para abordar la heterocedasticidad. Con todo esto, al final de la investigación los resultados mostraron una mayor volatilidad en los rendimientos de los precios en ciudades como Oaxaca, Colima y Guerrero, con una influencia marginal de las malas noticias en los rendimientos de precios, mientras que las buenas noticias afectaron significativamente en Michoacán. Concluyendo de este modo que Michoacán exhibe una menor persistencia de la volatilidad a largo plazo, lo que respalda la hipótesis de un mayor desarrollo en la industria del limón en esta región. Esta investigación aportó un panorama más amplio de como predecir la volatilidad del producto y una metodología adecuada que se podrá implementar en la presente investigación.

Igualmente, la investigación de Pérez (2006), se enfocó en modelar la volatilidad y pronosticar el precio del café, utilizando modelos ARIMA-GARCH con datos de enero de 2002 a abril de 2006. Su objetivo principal fue identificar de manera precisa la dirección futura de los precios del café en los mercados nacional e internacional. La metodología incluyó la implementación de modelos GARCH, TGARCH y GARCH, así como el análisis de la rentabilidad diaria del café, la agrupación de volatilidad y la selección del modelo adecuado mediante el método Box-Jenkins. Concluyó que el modelo TARCH (1,1) fue el más efectivo para estimar la volatilidad, revelando la presencia del efecto ARCH y una volatilidad variable en la serie de precios del café. Este hallazgo proporciona a los inversionistas información crucial para anticipar cómo las fluctuaciones en el precio del café pueden impactar el valor de sus inversiones, sugiriendo que las pérdidas derivadas de movimientos desfavorables pueden ser más pronunciadas que las ganancias generadas por cambios favorables en el precio. Esta investigación aporta al siguiente documento, una manera óptima de implementar los modelos estadísticos como el modelo ARIMA-GARCH y a su vez, demuestra el modo adecuado de ejecutar esta metodología.

Así mismo, Ramírez et al. (2021), llevó a cabo un estudio comparativo sobre las fluctuaciones de precios de frutas tropicales frescas en Colombia, con el objetivo de analizar dichas fluctuaciones utilizando métodos ARIMA, modelos de componentes no observados y modelos de regresión markovianos. Del mismo modo, se empleó la metodología Box-Jenkins,

que consta de cuatro pasos: observación de la serie, identificación del modelo, estimación de parámetros, validación del modelo y selección del modelo. Los resultados revelaron que el modelo ARIMA (1,1,2) fue óptimo tanto para la predicción del maracuyá como para la granadilla, con AIC de 128,393 y 1,845,803, respectivamente. Se concluyó que el modelo ARIMA es una herramienta adecuada para analizar estas series temporales, aunque su implementación requiere información y capacidad computacional. Estas herramientas no solo ayudaron a comprender el comportamiento de los precios, sino que también proporcionaron información valiosa para que los agricultores pudieran tomar decisiones informadas y mitigar de esta manera los riesgos del mercado. Además, se observó que la fluctuación de precios puede variar según el tipo de cultivo, destacando la importancia de diversificar el portafolio de productos para aumentar ingresos y reducir pérdidas económicas. Esta investigación aporta sustentos teóricos y metodológicos específicos para productos de alta volatilidad basados en precios de las principales centrales de abastecimientos del país.

De igual forma, se detalla como Ceballos et al. (2015), investigo la estimación del precio internacional del arroz mediante el modelo ARIMA, con el objetivo de evaluar su ajuste para predecir el comportamiento de la serie de tiempo de precios de este producto. Para ello, Ceballos utilizo para su investigación datos de junio de 2002 a noviembre de 2012, en los que se proyectaron los precios de un período de 16 meses, desde septiembre de 2013 hasta diciembre de 2014. Asimismo, la metodología de Box-Jenkins se empleó para observar, identificar, estimar y diagnosticar el mejor modelo, seleccionando ARIMA (1,0,1). Las conclusiones sugieren que el aumento del precio del arroz está vinculado al crecimiento poblacional, proyectando un precio de US \$665 por tonelada para diciembre de 2014. Sin embargo, cambios en políticas agrarias o eventos naturales podrían elevarlo a US \$2,309 o reducirlo a US \$191.7. El seguimiento con este modelo podría facilitar políticas y estrategias para aumentar inversiones y la producción mundial del arroz.

Por otra parte, Sánchez et al. (2013), en su estudio sobre la producción de leche bovina en Baja California, México, se postuló describir y prever este comportamiento mediante un modelo ARIMA univariado. Utilizando la metodología de Box-Jenkins para identificar, estimar y revisar el diagnóstico del modelo. Además, aplicaron la prueba de Dickey-Fuller para detectar estacionalidad, seleccionando de esta manera los modelos ARMA (1,1) y ARMA (2,2) basándose en los criterios AIC y SC, optando finalmente por el ARMA (1,1). Concluyeron que este enfoque facilita la creación de modelos para pronósticos a corto plazo, especialmente en

series con alta variabilidad, resaltando la importancia de considerar la estacionalidad. Destacando que la transformación de variables puede simplificar el proceso, lo que resulta útil para las autoridades gubernamentales en la formulación de políticas de apoyo al sector lácteo y para las organizaciones de productores en la planificación y cabildeo. La generación de pronósticos gubernamentales podría ser beneficiosos para los productores, permitiéndoles tomar medidas para adaptarse a cambios en el mercado. Esta investigación aporta las posibles toma de decisiones desde la parte gubernamental y la parte de los productores, teniendo en cuenta una posible predicción de precios del producto.

En el mismo contexto, Ramírez et al (2011), realizaron un análisis de series de tiempo para el pronóstico de la producción en la caña de azúcar, estableciendo como objetivo generar un modelo de series de tiempo que sirviera para pronosticar la zafra 2006-2007. La metodología que se implementó fue la de Box- Jenkins y se estableció del mismo modo el modelo ARIMA (p, d, q), donde p es el parámetro autorregresivo, d es el número de fases de diferenciación no estacionales y q es el parámetro de medias móviles. Se evaluaron supuestos como la media de los residuales iguales a cero, varianza constante, independencia, normalidad y presencia de observaciones aberrantes. Además, se considera la parsimonia, la admisibilidad y la estabilidad del modelo. Concluyendo que el modelo ARIMA (1,2,0) es el apropiado para generar el pronóstico, por eso, el estudio resalta la relevancia de emplear métodos de series de tiempo en el análisis de pronósticos productivos en la agroindustria azucarera. Su objetivo principal es mejorar la planificación productiva de los azucareros, optimizando recursos y previniendo pérdidas en el mercado. Esta aplicación busca impulsar una gestión más eficiente y rentable en la producción de azúcar.

Para terminar, Fernández, Rivas y Trujillo (2019), evaluaron la eficiencia del modelo ARIMA multivariable optimizando con fuerza bruta para el caso del precio del petróleo, con el objetivo de construir un modelo predictivo con un porcentaje superior al 50 %, de tal forma que se puedan tomar mejores decisiones por parte de los inversionistas, tomando un periodo de estudio del 4 de febrero del 2011 al 4 de febrero de 2016. Estableciendo así una metodología en primera instancia en donde se recopilaron los datos y la implementación de la fuerza bruta. Los modelos ARIMA empleados para evaluar el poder predictivo semanal se basan en expresar el comportamiento de una variable en función de sus valores pasados, variables exógenas rezagadas y rezagos de los residuos del modelo. La variable exógena utilizada es el DJI2,

reconocido como un indicador líder que refleja la actividad en los mercados bursátiles internacionales.

Los resultados a los que llegaron se establecieron en el modelo ARIMA con fuerza bruta donde arrojaron un PPS de un 62,5%, 63,8%, 64,09% y 62,93%, al analizar la rentabilidad acumulada basado en las recomendaciones de los modelos ARIMA de los 100 conjuntos extramuestrales, estos superaron el rendimiento estratégico en 86,8%, 464,55%, 135,3% y 106,45%. Concluyeron de esta manera que la fluctuación del precio del petróleo está ligada a factores internacionales y especulativos, convirtiéndolo en un activo de inversión atractivo. En este contexto, desarrollar un modelo predictivo efectivo es crucial para los participantes del mercado. El modelo ARIMA con fuerza bruta, propuesto como una innovación reciente, demuestra una capacidad de predicción superior al 60% para el petróleo y acciones de empresas petroleras. Estos modelos, construidos con un millón de iteraciones, lograron predecir con éxito las variaciones semanales. Este estudio sugiere que los modelos ARIMA optimizados con fuerza bruta pueden mejorar las proyecciones de series temporales, siendo valiosos para tomadores de decisiones e inversionistas. Sin embargo, se insta a continuar mejorando el modelo e investigar su aplicación en diferentes activos y mercados.

En conjunto, estas investigaciones contribuyen significativamente al campo de la predicción de precios al proporcionar metodologías sólidas y resultados empíricos que pueden ser de gran utilidad tanto para la investigación, como para los actores del mercado. Además, subrayan la importancia de considerar modelos estadísticos avanzados y enfoques metodológicos rigurosos para abordar la volatilidad de precios en los mercados agrícolas.

## 5. Hechos estilizados

En este apartado se explorará el comportamiento de los precios del arroz paddy verde por toneladas en Colombia, junto con los múltiples factores que han influenciado estos patrones. Se examinarán las variaciones trimestrales y se profundizará en los efectos de los cambios climáticos en la producción arrocerá. Además, se llevará a cabo un análisis exploratorio de los datos para comprender mejor las tendencias y relaciones subyacentes.

### *5.1 Comportamiento de los precios de 2000 hasta abril del 2024.*

La recopilación de los datos se realizó por medio de FEDEARROZ, por el cual permite obtener los precios mensuales del arroz paddy en Colombia por tonelada desde el 2000 hasta abril de 2024, permitiendo tener una base de datos amplia y robusta. Siguiendo la misma línea, se procederá a preparar los datos por medio de la limpieza, donde se dispone a eliminar la inconsistencia de los datos y los valores atípicos que se pueden presentar en los datos recopilados. Posteriormente a la limpieza se procederá a establecer o ajustar los datos previamente limpiados para la manipulación, de esta manera se puede realizar el análisis del comportamiento de los precios en el periodo de tiempo establecido y a su vez realizar un análisis descriptivo de los datos.

Una vez realizada la limpieza y recolección de los datos del precio del arroz paddy, se procederá a realizar el análisis del comportamiento de los precios, teniendo en cuenta esto, en la figura 1, se presenta el comportamiento de los precios del arroz paddy en Colombia desde el año 2000 hasta abril del 2024. Durante este período, se observa una tendencia general al alza, caracterizada por picos seguidos de caídas. Los primeros diez años muestran un incremento constante, especialmente entre 2000 y 2007. Sin embargo, en 2008 y 2009, se registraron comportamientos atípicos al encontrarse una caída, seguidos de una estabilidad relativa en 2010, manteniendo un patrón similar al período anterior.

Por lo tanto, entre 2010 y 2014, se identificaron comportamientos inusuales en el precio del arroz, con incrementos atípicos seguidos de declives relacionados con los periodos de cosecha. De 2014 a 2017, se mantuvo una tendencia constante con ligeras alzas durante los períodos de siembra y cosecha, seguida de una drástica reducción a mediados de 2017.

En 2018 y 2019, se observaron patrones similares, con caídas marcadas hacia finales de año y aumentos relacionados con los ciclos de siembra y cosecha. A partir de 2020, se

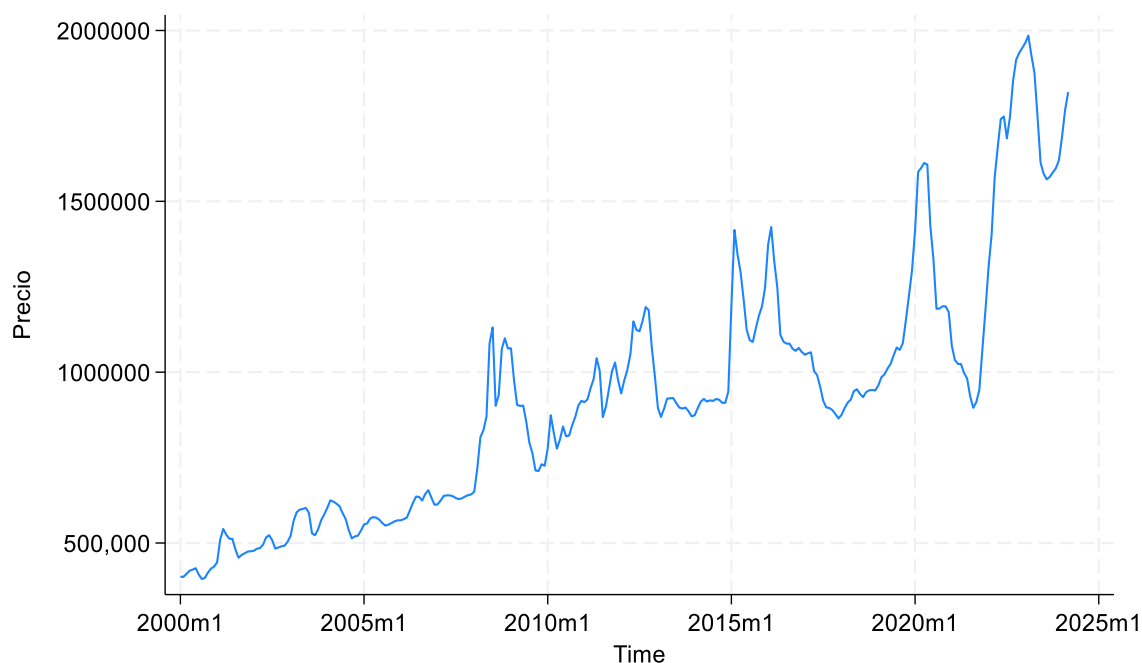
registró un aumento significativo en los precios del arroz, impulsado por el alto costo de los fertilizantes debido al conflicto entre Rusia y Ucrania. Este conflicto influyó negativamente en los precios, con aumentos de hasta el 80% en los costos de los fertilizantes.

A pesar de los periodos de cosechas habituales, los precios continuaron al alza en los años 2021 a 2024, alcanzando niveles récord debido a los altos precios de los insumos en el mercado internacional en 2023 y a los eventos climáticos adversos, como las fuertes lluvias en 2022 reduciendo la producción. En los primeros meses de 2024 se observa una caída correspondiente a los periodos de preparación del terreno para la siembra.

Este análisis revela la influencia de factores tanto internos como externos en la volatilidad de los precios del arroz a lo largo del tiempo, confirmando la tendencia alcista de los precios y resaltando la importancia de factores como los cambios climáticos y los conflictos internacionales en la determinación de dichos precios.

### Figura 1.

*Precios arroz paddy verde del 2000 hasta el 2024*



Fuente: elaboración propia



Bajo el lineamiento anterior, en la figura 2, se examinará el comportamiento trimestral de los precios del arroz paddy, en donde destacamos los periodos de cosechas que se presentan en Colombia. Se observa un crecimiento continuo desde el año 2000 hasta el 2024, con variados picos correspondientes que coinciden con los ciclos de cosechas que se presenta en el país.

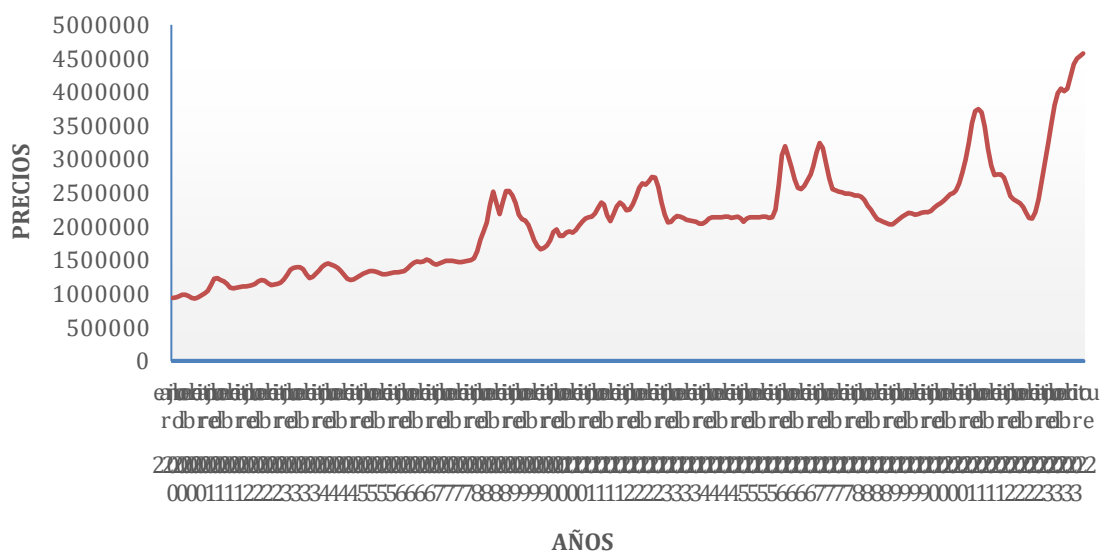
Los ciclos de cosecha del arroz paddy se dividen en varias etapas. A principios de año, se inicia el ciclo con la preparación del terreno, que implica el drenaje y arado del lodo, seguido de la mezcla con la paja sobrante de los arrozales del año anterior para proporcionar sombra. A mediados de marzo, se permite que el terreno descanse y se seque al sol, mientras que en mayo se vuelve a inundar para prepararlo para la siembra. A principios de junio comienza la siembra, y hacia mediados de agosto, el arroz comienza a crecer, iniciándose la recolección en septiembre, seguido del secado y selección de los granos.

En este contexto, los ciclos de cosecha del arroz paddy muestran una clara influencia en los precios, reflejando un comportamiento en alza a lo largo del tiempo. Sin embargo, dentro de cada año, se observan fluctuaciones marcadas, especialmente durante los períodos de cosecha. Desde enero hasta mediados de abril, la serie muestra un comportamiento menos volátil, con una tendencia principalmente alcista y pocas variaciones significativas. En contraste, los meses de julio hasta enero muestran los picos más destacados, siendo octubre el mes donde se observa la subida más pronunciada de los precios, seguida de una caída abrupta al finalizar el período de comercialización y reiniciar así el ciclo de preparación para la siguiente siembra.

Es importante destacar que las mayores alzas de precios suelen ocurrir al inicio del año, coincidiendo con el período previo al inicio de la comercialización del arroz, que se inicia a mediados de octubre. De esta manera, la estabilidad en los precios internos del arroz se alcanza al finalizar este período de comercialización.

**Figura 2.**

*Precios trimestrales del arroz paddy (toneladas)*



Fuente: elaboración propia

Una vez analizado los comportamientos de los precios del arroz paddy en el periodo de tiempo establecido y de cómo los agentes internos y externos afectan los precios, se realizará un análisis de las afectaciones del cambio climático.

### **5.2 Afectaciones del clima.**

En la figura 3, se evidencia el incremento en la temperatura global y sus consecuencias en los efectos climáticos que impactan de manera significativa la calidad del arroz paddy, así como las posibles pérdidas económicas para los agricultores. Existen múltiples factores climáticos que inciden en el cultivo del arroz, influyendo tanto de manera positiva como negativamente en su crecimiento y productividad. La radiación ultravioleta, la precipitación, la humedad relativa y los vientos son elementos fundamentales del clima que afectan este cultivo (Castilla et al., 2010).

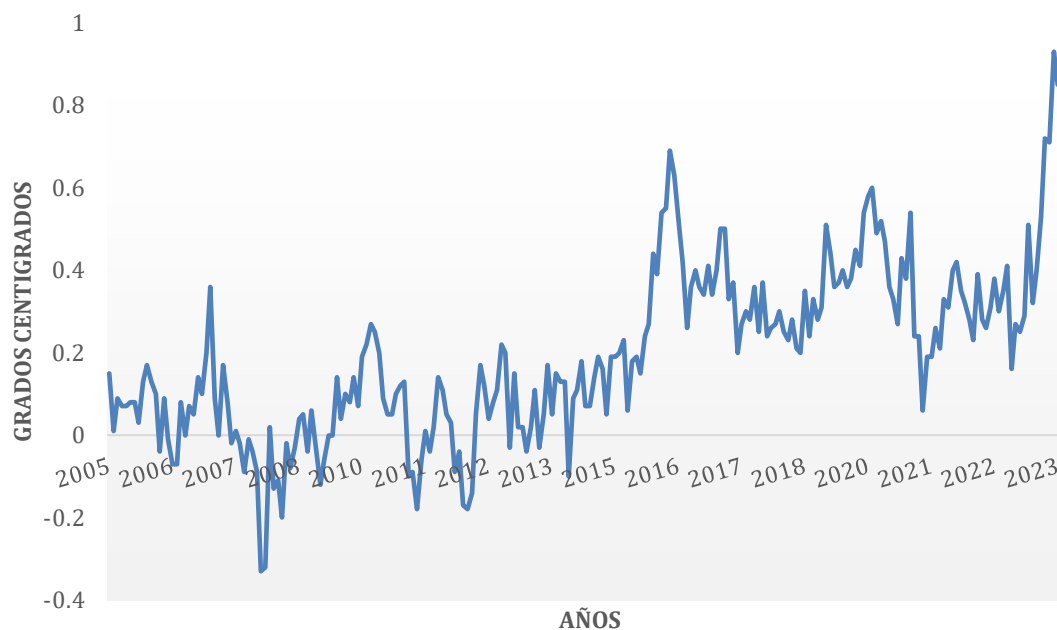
Garcés y Medina (2018) señalan que la temperatura juega un papel crucial en el desarrollo del arroz. Las variaciones en las temperaturas diurnas y nocturnas regulan diversos procesos en la planta, incluyendo su crecimiento, desarrollo y productividad. Durante el día, las temperaturas impactan la tasa de fotosíntesis, siendo los rangos óptimos entre 32 a 35°C,

aunque esto puede variar según las variedades. La etapa de floración es particularmente sensible a las altas temperaturas.

El Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (2009) también destaca la importancia de las temperaturas en el cultivo del arroz. Aquí se señala que temperaturas superiores a 20°C y máximas de 32°C son ideales para el cultivo. Para el desarrollo del tallo, hojas, raíces y formación del arroz, se requiere una temperatura óptima entre 23°C al 27°C. Temperaturas extremadamente altas pueden hacer que las plantas sean más susceptibles a plagas y enfermedades, mientras que temperaturas extremadamente bajas pueden afectar la formación de las espigas, aumentando la esterilidad de estas.

Estas condiciones específicas para el cultivo del arroz paddy son determinantes para el desarrollo de la planta y la calidad del grano. El aumento de la temperatura, como se muestra en la figura 3, tiene repercusiones directas en los cultivos y los productores, no solo en términos de calidad, sino también en la alteración de las temporadas de lluvias y sequías, generando impactos significativos en la producción agrícola.

Asimismo, los efectos climáticos derivados del aumento de las temperaturas tienen consecuencias directas en la producción. Los cambios en los patrones de lluvia, las temperaturas extremas y los fenómenos climáticos como sequías e inundaciones afectan a los productores del arroz, quienes deben adaptarse a estas condiciones. En el año 2022, por ejemplo, en la región de la Mojana, las fuertes lluvias provocaron inundaciones y desbordamientos de ríos, afectando cerca de 13 mil hectáreas de arroz pertenecientes a 1.432 productores, lo que resultó en una pérdida aproximada de 50 mil toneladas de arroz paddy (FEDEARROZ).

**Figura 3.***Temperatura global*

Fuente: elaboración propia

### 5.3 Análisis descriptivo de los datos

Después de examinar detalladamente los comportamientos de los precios del arroz paddy y los desafíos asociados al cambio climático, ahora se realizará un análisis exploratorio de los precios. Este análisis diagnosticará los datos recopilados sobre los precios durante el período de tiempo establecido, permitirá así comprender en detalle cómo se comportan los precios, en coincidencia con las observaciones previas.

**Tabla 1.** *Distribución de los datos*

Variable	Obs	Media	Std. dev	Min	Max
Años	291	2,011,629	7.01	2,000	2,024

<b>Mes</b>	291	6.50	3.45	1	12
<b>Tiempo</b>	291	625	8,414,868	480	770
<b>Precios</b>	291	923,164.1	365,812.3	394,665	1,985,000

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 1, se presenta una descripción detallada del comportamiento de los precios, complementando la información proporcionada por la figura 1. Cada una de las variables examinadas comprende un total de 291 datos. Este análisis se centrará específicamente en los precios, calculando la mediana para obtener un valor que divida el conjunto de datos en dos partes iguales. La mediana de los precios mensuales resulta ser 923,164.1, lo que indica que este valor representa el promedio de precios para el período analizado. Además, se registran los precios mínimos y máximos en la serie, que alcanzaron 394,665 y 1,985,000 respectivamente.

El análisis exploratorio de datos, combinado con el examen del comportamiento de los precios durante el período comprendido entre 2000 y 2024, proporciona una visión integral de la composición del conjunto de datos y las tendencias presentes en la serie temporal. Este enfoque detallado permite abordar con mayor profundidad los precios del arroz paddy y, al mismo tiempo, la preparación de los datos para desarrollar la metodología establecida en el marco metodológico con el fin de implementar los modelos predictivos.

## 6. Marco metodológico.

En la presente sección se explorará la historia y composición de los modelos ARIMA y GARCH, estableciendo de este modo la metodología adecuada por la cual se implementará la ejecución de estos modelos en nuestra investigación.

### 6.1 Modelo de ARIMA y GARCH

Modelo ARIMA.

El Análisis de Series Temporales (AST) se origina en el trabajo de J. Fourier en 1807, quien mostró que las series temporales pueden aproximarse usando senos y cosenos. A partir del siglo XX, se introdujo un enfoque estocástico, con pioneros como Bachelier en 1912 y Slutski, Kolmogorov y Kinchin en los años treinta. La generalización del análisis de Fourier para funciones estocásticas ocurrió en los años cuarenta con Kolmogorov y Cramer. Desde finales del siglo XIX, se reconocieron componentes tendenciales en las series, lo que llevó al desarrollo de métodos de descomposición, como el presentado por Shiskin et al. en 1967.

La unión entre el desarrollo teórico y práctico se logró con los modelos ARIMA introducidos por Box-Jenkins en 1970. Estos modelos permiten que la serie original o una versión diferenciada de la misma esté determinada por un modelo ARMA estacionario. Se aplican mediante procedimientos de suma e integración para hacer que la serie sea estacionaria, dando lugar a los "modelos Auto Regresivos Integrados y Medias Móviles" (ARIMA) (Tarredes, 1991).

Con lo anterior, el modelo ARIMA (Promedio Móvil Integrado Autorregresivo) es una herramienta crucial para identificar, estimar y diagnosticar las dinámicas de series temporales, donde el tiempo desempeña un papel fundamental. Su principal ventaja radica en que no requiere una amplia variedad de datos, sino que se basa en valores de períodos temporales anteriores, también conocidos como modelos univariados (Arce & Mahia, 2003).

Con todo lo anterior, en este documento se implementará el método de Box-Jenkins para analizar la idoneidad del modelo con los datos propuestos. Este enfoque sistemático permite estimar modelos más completos y superar limitaciones previas, lo que resulta en modelos más robustos y completos. La siguiente figura 4, se ilustra las etapas de esta

metodología expuesta y los pasos que se deben realizar en cada etapa para poder determinar la calidad de los datos y el tipo de modelo que se implementara.

**Figura 4.**

*Metodología Box-Jenkins*



Fuente: elaboración propia

Esta metodología proporciona una guía exhaustiva para la selección del tipo de modelo más apropiado en el análisis de series temporales, permitiendo así una revisión detallada de la idoneidad de los datos en relación con las especificaciones de los modelos utilizados. Comienza con la recolección y preparación meticulosa de los datos, asegurando su integridad y calidad, antes de proceder con el análisis y la interpretación de los resultados obtenidos. Esta fase inicial es crucial, ya que la precisión y la eficacia de cualquier modelo de series temporales dependen en gran medida de la calidad y relevancia de los datos utilizados. Además, esta metodología no solo se centra en la aplicación de modelos, sino que también destaca la importancia de comprender el contexto y la naturaleza de los datos, lo que permite una interpretación más sólida de los resultados y una toma de decisiones informada. En resumen, esta metodología no

solo guía la elección del modelo adecuado, sino que también promueve una práctica analítica rigurosa y fundamentada en datos en el análisis de series temporales.

### *Modelo ARIMA (p, d, q)*

En este apartado, se puede observar en detalle la estructura del modelo ARIMA y los componentes fundamentales que lo componen. El entendimiento claro de estos componentes es esencial para una aplicación efectiva del modelo en el análisis y la predicción de series temporales. La forma matemática del ARIMA (p, d, q) es:

- **Componente Auto-Regresivo (AR):** es la parte que se encarga de realizar la regresión de valores pasados para predecir los valores futuros. Se representa AR(p) donde “p” es el orden del proceso autorregresivo.

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (25)$$

- **Componente de Integración (I):** este componente se refiere al número de diferencias necesarias para hacer que la serie sea estacionaria. Se representa I(d) donde “d” es el orden de diferencia.
- **Componente de Promedio Móvil (MA):** este componente se encarga de coger la información de los errores pasados para predecir los valores futuros. Se representa MA(q) donde "q" denota el orden del proceso de medias móviles.

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (26)$$

El modelo esta caracterizado por la siguiente ecuación:

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (27)$$

Donde:

- $Y_t$  es el valor de la serie temporal en el tiempo  $t$ .
- $C$  es una constante.
- $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$  son los valores anteriores en la serie del temporal.
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  son los coeficientes de Autorregresión (AR) de orden P.
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  son los coeficientes de medias móviles (MA) de orden q.



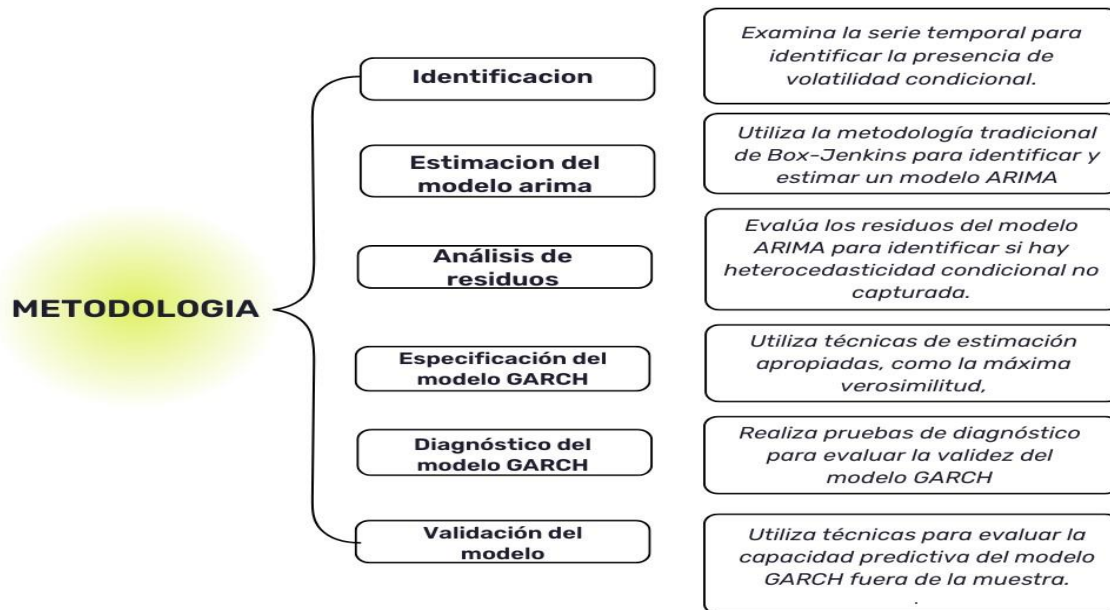
- $\varepsilon_t$  es el término de error en el tiempo "t".

Este modelo se utiliza para modelar y predecir series temporales, donde "p", "d" y "q" se seleccionan en función de la estructura de la serie y se estiman a partir de los datos.

## ***6.2 Modelo GARCH***

El artículo de Engle de 1982 señaló la necesidad de un enfoque más completo para entender las series temporales, al destacar la importancia de considerar la autoalimentación por el pasado en la modelización de la volatilidad. Este enfoque fue ampliado por Bollerslev en 1986 con la introducción de los modelos GARCH, que capturan las varianzas condicionales sujetas a períodos anteriores, y por Nelson en 1991 con los modelos EGARCH, que abordan el comportamiento asimétrico de la volatilidad. Estos avances revolucionaron el estudio de la volatilidad financiera y han inspirado una serie de investigaciones posteriores, como las realizadas por Poony y Granger (2003), Hansen y Lunde (2006), y Novales y Gracia (1993), enriqueciendo considerablemente nuestra comprensión de los mercados financieros (Casas, 2008).

De la misma forma, la implantación de la metodología para el modelo GARCH se basará en al método de Box- Jenkins la cual se expuso en el modelo anterior, donde el enfoque es para series temporales y adaptarlas para un modelo GARCH implica pasos adicionales para modelar la volatilidad condicional. En la figura 5, se exponen los pasos que se van a implementar para poder desarrollarla.

**Figura 5.***Metodología modificada para el modelo GARCH*

Fuente: elaboración propia

La metodología que se expuso anteriormente permitirá ajustar los elementos necesarios para implementar correctamente el modelo durante su elaboración. Ahora que se ha establecido la metodología adecuada para desarrollar el modelo GARCH, se puede explorar los componentes del modelo para tener un buen uso de esta herramienta.

*Modelo GARCH.*

El modelo GARCH es una extensión del modelo ARCH (Heteroscedasticidad Condicional Autorregresiva) que incorpora tanto componentes autorregresivos como móviles para modelar la volatilidad condicional en series de tiempo. La forma matemática del modelo GARCH básico se expresa de la siguiente manera:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (28)$$

Donde:

- $\omega$  es el parámetro constante.

- $\sigma_t^2$  varianza condicional en el tiempo  $t$ .
- $\alpha$  es el coeficiente del término de Autorregresión en la volatilidad.
- $\beta$  es el coeficiente del término de Autorregresión de la varianza.
- $\varepsilon_{t-1}^2$  es el retorno al cuadrado en el periodo anterior.
- $\sigma_{t-1}^2$  es la varianza condicional en el periodo anterior.

De esta forma, partiendo del modelo básico se puede extender para elaborar un modelo más robusto como lo es GARCH (p, q) el cual está conformado de la siguiente manera:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \alpha_1 \quad (29)$$

Donde:

- $\sigma_t^2$  es la varianza condicional en el tiempo  $t$ .
- $\omega$  es el parámetro constante (intercepto) que representa la volatilidad incondicional de la serie de retornos.
- $\alpha_i$  son los coeficientes de Autorregresión que captura el impacto de los retornos pasados al cuadrado en la varianza condicional actual. Hasta el lag p.
- $\varepsilon_{t-1}^2$  son los cuadrados de las observaciones en los  $p$  retardos anteriores.
- $\beta_j$  son los coeficientes de medias móviles que representa el impacto de las varianzas condicionales, pasando por la varianza condicional actual hasta el lag q.
- $\sigma_{t-j}^2$  es la varianza condicional en el tiempo  $t - j$ .

### **6.3 Relación del modelo ARIMA-GARCH.**

Los modelos ARIMA y GARCH son dos herramientas implementadas para el análisis de las series temporales, siendo de gran utilidad para estudiar dichas series. El modelo ARIMA se utiliza para modelar la media de una serie temporal, capturando la autocorrelación y las tendencias en los datos. Además, revela una interdependencia significativa entre los residuos, lo que sugiere la presencia de elementos no capturados por el modelo que contribuyen a esta dependencia.

Por otro lado, los modelos GARCH se emplean para modelar la volatilidad (varianza) condicional de una serie, es decir, capturan los cambios en la variabilidad del proceso, como los cambios en el riesgo o la incertidumbre día a día. Normalmente, se combinan un modelo ARIMA para la media y un GARCH para la volatilidad de una serie. Mientras que el ARIMA capta la tendencia y la autocorrelación en los retornos, el GARCH modela los cambios en el riesgo. Juntos permiten pronosticar de manera más precisa la distribución futura de la serie, al modelar separadamente la media y la volatilidad condicional, lo que posibilita el análisis de riesgos más precisos (Mojica, 2023).

Con lo expuesto anteriormente, en esta investigación se va a implementar los modelos ARIMA-GARCH, incorporando el modelo de la telaraña. Por lo siguiente, mientras el modelo de la telaraña se centra en explicar las oscilaciones cíclicas en los precios debido a desfases temporales en la toma de decisiones, los modelos ARIMA-GARCH se centran en modelar la tendencia, la estacionalidad y la volatilidad en series temporales. Ambos enfoques son complementarios y pueden utilizarse de manera conjunta para entender mejor la dinámica de los mercados y hacer predicciones más precisas.

La combinación de los modelos se puede establecer de la siguiente manera:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_t \alpha_1 + \varepsilon_t \quad (30)$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{\sigma_t} z_t; \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \alpha_1 \quad (31)$$

Por consiguiente, esta estructura brinda una vista clara sobre la integración de los modelos ARIMA-GARCH, lo que facilita comprender las relaciones que permiten la combinación de estas herramientas analíticas.

#### **6.4 Relación modelo telaraña, ARIMA y GARCH**

Bajo el lineamiento mencionado, se propondrá una generalización que integra el modelo ARIMA, el modelo GARCH y el modelo de la telaraña estocástico previamente expuesto. Una vez establecida la conexión entre el modelo ARIMA y el modelo GARCH, se procederá a definir esta generalización mediante la ecuación (24) y (27) respectivamente.

$$p_t = (-\beta/\gamma)p_{t-1} + (a - b)/\gamma - \varepsilon_t/\gamma \quad (24)$$

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (27)$$

Se generalizará el modelo de la telaraña estocástico ecuación (24) y la (32) correspondiente al modelo ARIMA

$$p_t = C + \phi_1 p_{t-1} + \phi_2 p_{t-2} + \dots + \phi_p p_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (32)$$

Una vez mostrado como la combinación del modelo de la telaraña estocástica con el modelo de los modelos ARIMA, se finaliza con una generalización de los tres elementos, reuniendo el teorema de la telaraña estocástico, el modelo ARIMA y GARCH.

$$p_t = C + \phi_1 p_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \alpha(q_{t-1} - q) + \beta \sigma_{t-1}^2 + \varepsilon_t \quad (33)$$

De esta forma se puede generalizar permitiendo combinar elementos del modelo ARIMA para capturar la evolución temporal del precio y el modelo GARCH para modelar la volatilidad condicional, con el concepto de desequilibrio en la oferta y la demanda del modelo de telaraña, se obtiene una representación más completa de la interacción entre oferta, demanda y precios en un mercado. Esta generalización permite comprender cómo los cambios en la cantidad producida en el pasado afectan los precios actuales, considerando además la influencia de la volatilidad pasada en la formación de precios, lo que proporciona una herramienta más poderosa para el análisis y la predicción en entornos económicos dinámicos y complejos.

## 7. Estimación del modelo

En esta sección se detallará el proceso que se llevará a cabo para modelar la variable de interés, siguiendo las metodologías descritas anteriormente. Además, se abordará específicamente la elaboración de la predicción del precio del arroz paddy en Colombia basado en las ecuaciones (32) y la (33).

### *7.1 Análisis exploratorio de los datos.*

El análisis exploratorio de los datos se emplea para examinar el comportamiento cíclico de los datos de una serie temporal, lo que permite describir cómo la variación en la serie se relaciona con componentes cíclicos. Este tipo de análisis permite dar un vistazo inicial del comportamiento de la serie de tiempo del precio del arroz.

Bajo esta premisa, a partir del análisis llevado a cabo en los hechos estilizados, el cual examinó el comportamiento de los precios del arroz paddy verde desde el año 2000 hasta abril del 2024, se ha llevado a cabo una exhaustiva limpieza y preparación de los datos. Este proceso inicial sienta las bases para la implementación de la metodología presentada, donde se investiga la naturaleza de los datos y se identifican sus características mediante un análisis descriptivo detallado de la serie temporal.

La figura 1, muestra la serie temporal, que representa las observaciones a lo largo del tiempo de una variable específica, en este caso, el precio del arroz paddy. La visualización de la serie temporal revela una tendencia creciente constante desde el año 2000 hasta abril del 2024. Sin embargo, también se observa que la serie no es estable y que la tendencia varía con el tiempo, mostrando picos altos y caídas drásticas. Esto indica que la serie no es estacional, dado que los datos se tomaron mensualmente a lo largo de los años estudiados.

Por medio de este análisis descriptivo, se concluye la primera fase del análisis de los datos. Por lo tanto, se procederá a realizar los ajustes pertinentes de acuerdo con la metodología expuesta, que incluye la implementación de un modelo ARIMA. Como parte de este proceso, se llevará a cabo el test de Dickey-Fuller para evaluar la estacionalidad de la serie. La estacionalidad es deseable, ya que implica que la distribución y la tendencia de la serie no cambian con el tiempo.

La realización de esta prueba, cuyos resultados se presentan en la tabla 2, consiste en una prueba de hipótesis para determinar si la serie tiene raíces unitarias, lo que permite determinar si cumple con el requisito de estacionalidad.

**H0:** Serie No estacionaria: Hay raíz unitaria

**H1:** Serie Estacionaria: No hay raíz unitaria

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

Prueba	Valor crítico		
	1%	5%	10%
Estadística			
<b>Z(t)</b>	-4.12	-3.98	-3.43
<b>MacKinnon approximate</b>	p-value for Z(t) = 0.0058.		

Fuente: elaboración propia

Con la prueba ejecutada, se evalúa el p-valor, aceptando de este modo que la hipótesis es nula o alternativa:

**sí p-valor es mayor a 0.05 aceptamos la hipótesis nula**

**sí p-valor es menor 0.05 rechazamos la hipótesis nula**

Bajo el enfoque mencionado previamente, al llevar a cabo la prueba, se evidenció un p-valor de 0.0058. En consecuencia, se rechaza la hipótesis nula (H0), lo que lleva a concluir que la serie exhibe estacionalidad y carece de raíces unitarias. La diferenciación realizada permite alcanzar la estacionalidad deseada en la serie, preparándola así para el proceso de estimación del modelo. Una vez completada esta etapa, estará lista para el diagnóstico correspondiente.

## **7.2 Estimación y diagnóstico del modelo.**

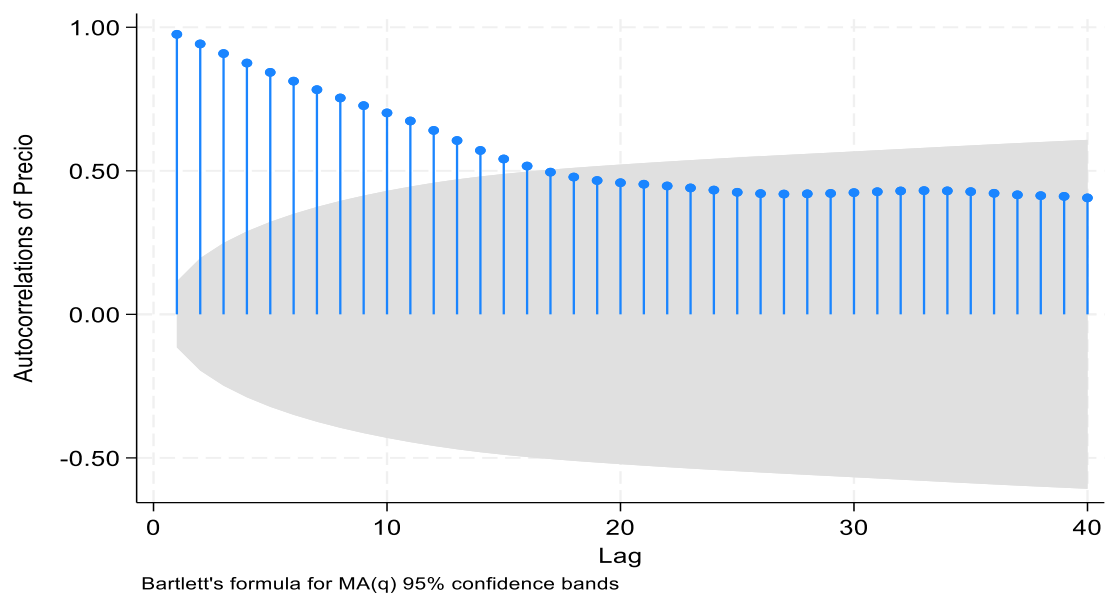
Una vez finalizada la preparación de la serie temporal y dejándola lista para el proceso de estimación, se puede avanzar a la etapa de la elección del modelo. En esta fase, se implementa la metodología de Box-Jenkins, que proporciona una premisa sobre cómo

seleccionar e identificar los parámetros del modelo ARIMA. En esta línea, la elección del modelo se fundamentó en el análisis e identificación de los parámetros AR y MA mediante el estudio de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial.

La función de autocorrelación (ACF) permite medir la correlación entre una serie temporal y sus propios rezagos en diferentes intervalos de tiempo. Además, permite identificar el grado de autocorrelación en una serie temporal y determinar si hay patrones estacionales o de tendencia. La función de autocorrelación parcial (PACF) permite medir la correlación entre una serie de tiempo y sus valores retrasados, pero teniendo en cuenta la influencia de los valores intermedios.

### Figura 6.

#### *Función de autocorrelación (ACF)*



Fuente: elaboración propia

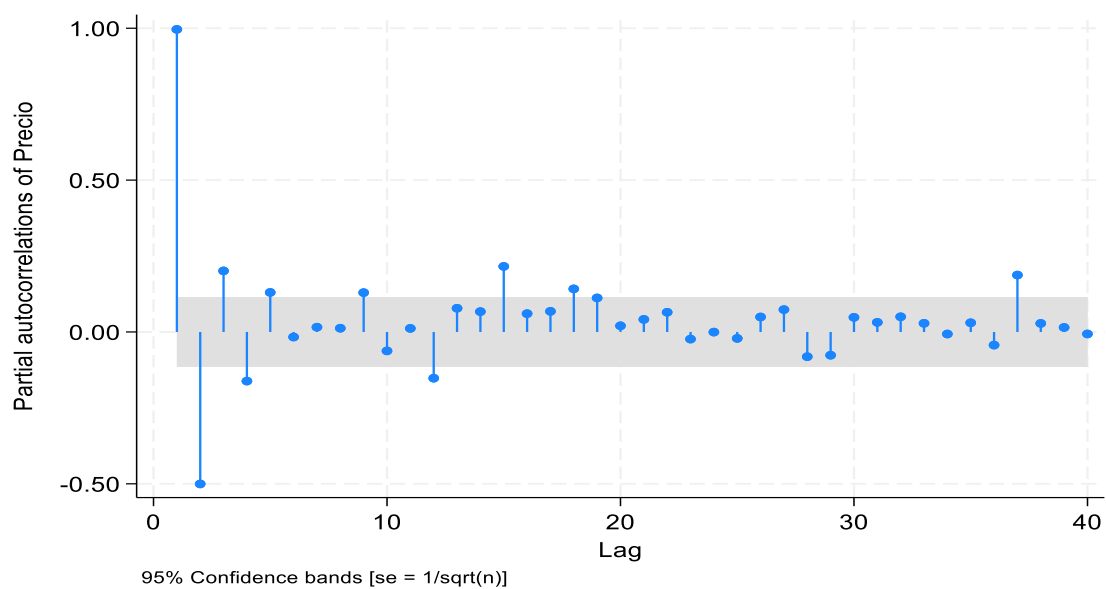
En la figura 6, se puede apreciar la Función de Autocorrelación (ACF), la cual brinda información sobre cómo se comportan los rezagos en la serie. Esta visualización resulta útil para captar los rezagos de manera más clara, especialmente después de aplicar una diferenciación previa a la serie. Esta diferenciación permite identificar los rezagos que se encuentran dentro del intervalo de confianza. De esta manera, se identifica el componente de media móvil (MA(q)), por lo cual validar que es este componente es igual  $p = 1$ .



De igual forma, en la figura 7, se observa función de autocorrelación parcial (PACF), donde la visualización permite ver el comportamiento de la serie. De esta manera, se valida el comportamiento de los rezagos en el intervalo de confianza, se puede ver que se presentan dos rezagos que sobresalen más que los demás, por medios de estos, se puede identificar el componente de autorregresión AR(p) del modelo ARIMA, siendo este componente  $p = 2$ , por lo cual permite captar los rezagos en el intervalo de confianza.

**Figura 7.**

*La función de autocorrelación parcial (Parcial)*



Fuente: elaboración propia

Una vez identificado, los parámetros AR, MA y el componente de integración I siendo  $I = 1$  para el modelo ARIMA, de esta forma se puede realizar la ejecución del modelo ARIMA (2, 1, 1), donde se evidencia los resultados en la tabla 3.

**Tabla 3.** *Resultado del modelo ARIMA (2,1,1)*

D. precio	Coefficiente	std. err.	Z	P> z	[95% conf. intervalo]
-----------	--------------	-----------	---	------	-----------------------

---

<b>Precios</b>						
<b>_cons</b>	4,996.6	4,905.7	1.0	0.30	-4,618.5	14,611.5

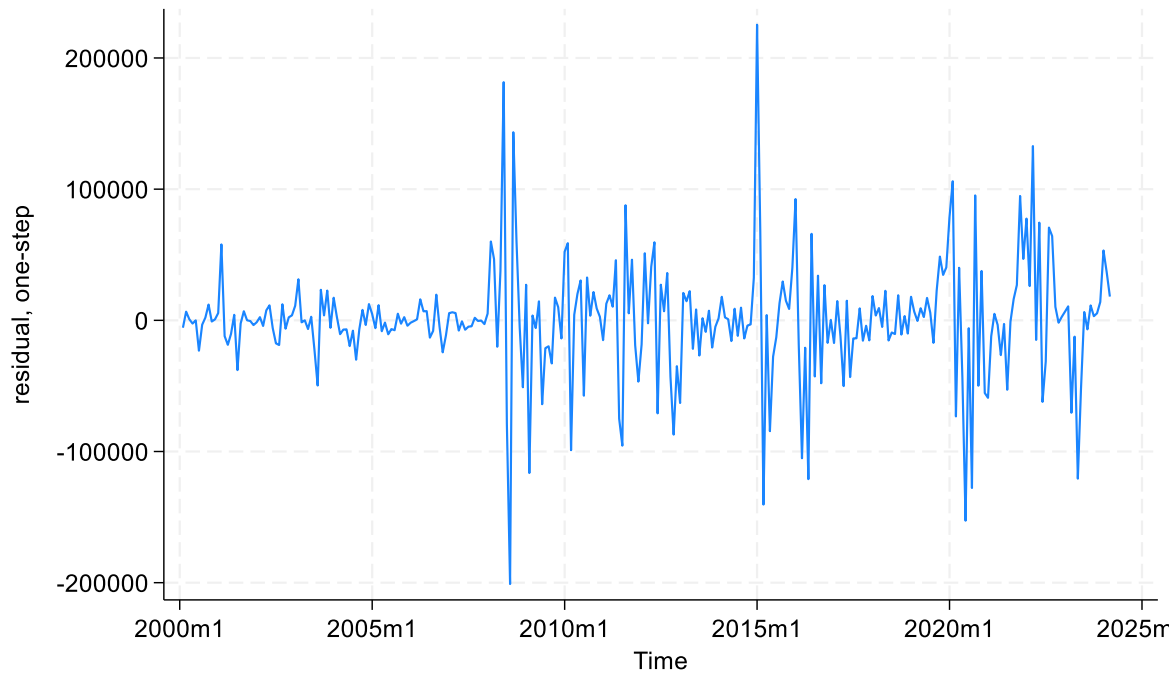
---

<b>ARMA</b>						
<b>Ar</b>						
<b>L1</b>	-0.19	0.08	-2.5	0.01	-0.34	-0.04
<b>L2</b>	0.20	0.05	3.9	0.00	0.10	0.30
<b>Ma</b>						
<b>L1</b>	0.84	0.07	12.7	0.00	0.71	0.97
<b>/sigma</b>	43,942.1	1,047.9	41.9	0.00	41,888.2	45,995.9

---

Fuente: elaboración propia

En la tabla 3, se encuentran los resultados del modelo ARIMA (2,1,1). Donde se revisó los resultados obtenidos, por lo cual, genera que el modelo bajo estos parámetros sean el más acorde para la serie, permitiendo un mejor acople de los mismos datos al modelo. De esta manera, con el modelo seleccionado y con las validaciones de los parámetros, se evaluará los residuos obtenidos, revisando los resultados bajo la metodología Box-Jenkins para validar la calidad de los residuos.

**Figura 8.***Residuos del modelo ARIMA ajustado*

Fuente: elaboración propia

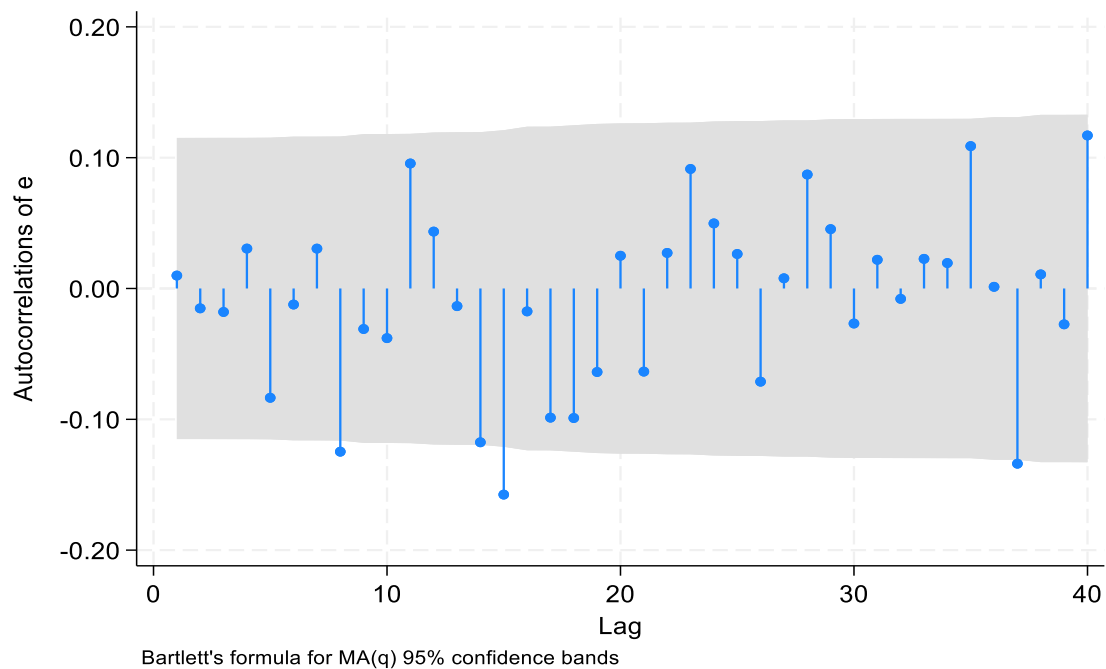
En la figura 8, se observa la distribución de los residuos y su comportamiento en relación con los datos de la serie temporal. Esta visualización permite identificar posibles patrones y autocorrelación en los residuos. En este punto, se realizará un ajuste de los residuos utilizando la metodología Box-Jenkins, tal como se estableció en la sección anterior. Este ajuste asegurará que los residuos cumplan con los criterios necesarios y se validará el efecto ARCH para la correcta implementación y ejecución del modelo GARCH, el cual se utilizará para capturar la volatilidad presente en la serie temporal, ajustando de este modo el modelo GARCH.

El ajuste del modelo GARCH a nuestros datos contribuye a una extensión de nuestra propuesta inicial. En esta etapa, se volverá a la metodología Box-Jenkins para evaluar la idoneidad de los datos relacionados con el precio del arroz paddy. Además, se examinará tanto el efecto ARCH como el GARCH en la serie temporal y en los residuos del modelo ARIMA previamente ajustado. Esto permitirá validar la presencia del efecto ARCH, lo que a su vez respaldará la ejecución del modelo GARCH.

Los residuos del modelo ARIMA deben ser estacionarios y no deberán mostrar patrones sistemáticos o estructuras de autocorrelación significativas. Cumpliendo esta condición para el modelo, las estacionarias garantizarán una adecuada aplicación, de lo contrario puede provocar una predicción sesgada o errónea. Además, los residuos bien ajustados reducen la heteroscedasticidad y permiten que el modelo GARCH se concentre en modelar la estructura de volatilidad condicional de la serie y teniendo efecto ARCH debido al comportamiento de los residuos. En la figura 8 se puede realizar la modelación del modelo GARCH, bajo esta premisa se puede ver el ajuste de los residuos como es su ACF para el modelo GARCH.

### Figura 9.

*Función de autocorrelación de los residuos (e) (ACF)*



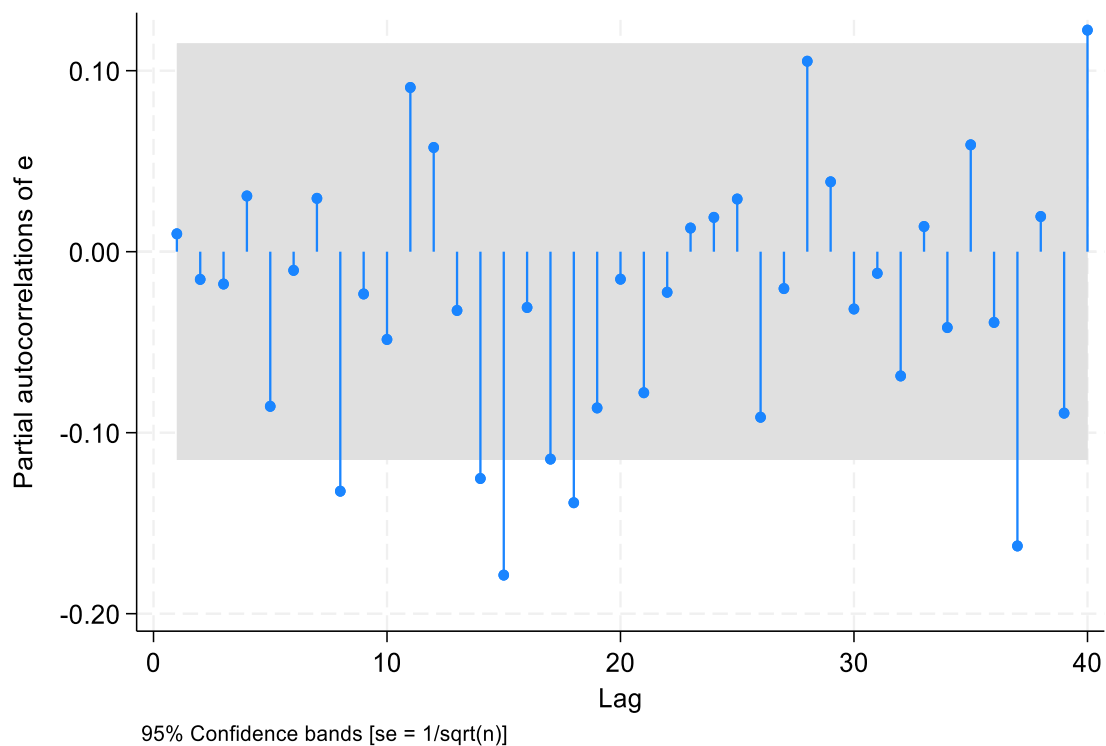
Fuente: elaboración propia

En la figura 9, se evidencia que el ajuste implementado fue adecuado en los residuos del modelo ARIMA y de esta manera, por medio del ACF, se observa que el comportamiento en el intervalo de confianza de los rezagos de parte de los residuos es idóneo, ya que, estos se encuentran en su mayoría dentro del intervalo de confianza. En este orden de ideas, se puede determinar que el ajuste de los residuos y la preparación de los datos para el modelo GARCH es acorde a la metodología expuesta para el modelo.

De igual forma, en la figura 10, se puede validar el componente PACF, ya que su visualización permite examinar el comportamiento de los rezagos dentro del intervalo de confianza. Al analizarla, notamos que la mayoría de los rezagos se sitúan dentro de dicho intervalo, mientras que aquellos fuera del mismo resultan insignificantes. Este hallazgo confirma que los residuos se encuentran dentro del intervalo de confianza, reforzando así el ajuste de estos para el modelo GARCH.

**Figura 10.**

*Función de autocorrelación parcial de los residuos (e) (PACF)*



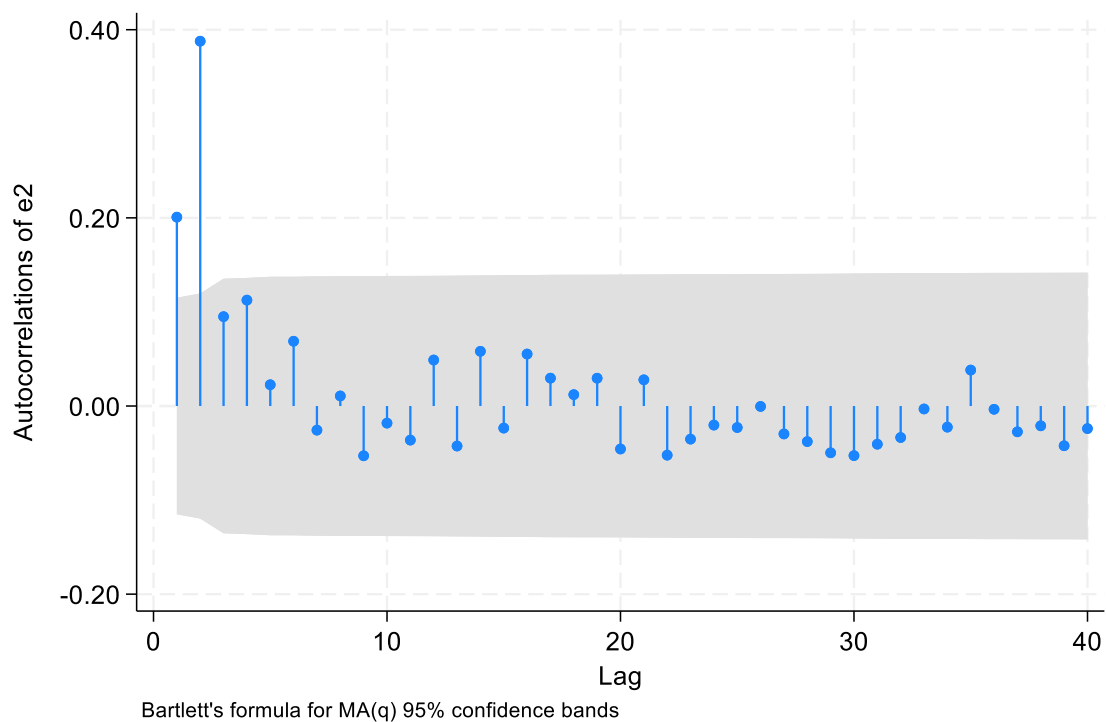
Fuente: elaboración propia

Al ajustar los residuos del modelo ARIMA, se pudo identificar los parámetros necesarios del modelo, confirmando así la efectividad de los ajustes realizados. Al elevar al cuadrado los residuos del modelo, se ha preparado la base para la ejecución del modelo GARCH. En este sentido, el modelo requiere la especificación de los componentes AR (p) y MA (q), los cuales son identificados a través del análisis de la función de autocorrelación (ACF) y la función de autocorrelación parcial (PACF), respectivamente. Este proceso se lleva a cabo bajo la metodología Box-Jenkins adaptada para el modelo GARCH.

En la figura 11, se observa que la función de autocorrelación de los residuos elevados al cuadrado, con una diferenciación, se logra capturar los rezagos en los residuos en el intervalo de confianza, por lo cual se puede analizar que, con una sola diferencia, los rezagos tienen un comportamiento adecuado al parámetro del modelo GARCH. Por lo anterior, se identifica por medio de la diferenciación que el componente MA ( $q$ ) del modelo es igual a  $q = 1$ .

**Figura 11.**

*Función de autocorrelación de los residuos al cuadrado ( $e_2$ ) (ACF)*

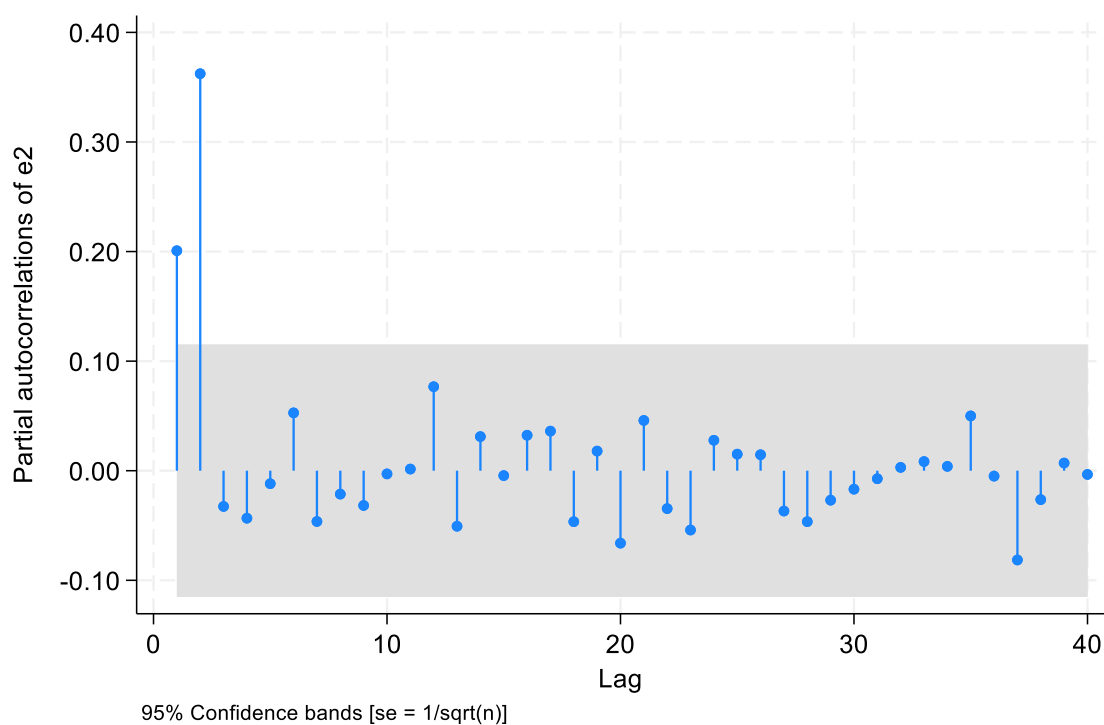


Fuente: elaboración propia

Ahora se procede a analizar el comportamiento de la función de autocorrelación parcial (PACF), la cual ayuda a identificar el parámetro AR ( $p$ ) del modelo GARCH. En la figura 12, se observa la PACF de los residuos elevados al cuadrado, donde se evaluará la ubicación de los rezagos dentro del intervalo de confianza. Se evidencia que, con solo una diferencia, se logra captar los rezagos de los residuos ajustados. Esto permite identificar el componente AR ( $p$ ) del modelo GARCH, determinando que su valor puede ser  $p = 1$ . Con los parámetros del modelo identificados, se podrá llevar a cabo la modelación del modelo GARCH.

**Figura 12.**

*Función de autocorrelación parcial de los residuos al cuadrado (e2) (PACF)*



Fuente: elaboración propia

Por lo anterior, con los parámetros y ajustes necesarios a la luz de la metodología expuesta para el modelo y los residuos, se puede realizar la modelación del modelo GACRH y a su vez se generará la predicción del precio del arroz paddy verde. De esta manera, se podrá ejecutar el modelo GRACH ( $p, q$ ) donde  $p = 1$  y  $q = 1$  siendo los parámetros identificados previamente.

Así pues, con los datos y los parámetros previamente identificados, se llevará a cabo el ajuste del modelo GARCH. Reconociendo que la mejor especificación del modelo es el GARCH (1, 1), también se considerará el efecto ARCH presente en la serie, permitiendo la implementación del GARCH. Con base en estos hallazgos, se podrá realizar el modelo y a evaluar los resultados obtenidos.

En la tabla 4 se presentan los resultados tanto del modelo ARCH como del GARCH, revelando la presencia del efecto ARCH en los residuos y validando la necesidad de ejecutar el modelo GARCH. Es evidente que los resultados del modelo ARCH (1,1) son fundamentales para el correcto funcionamiento del modelo GARCH. Además, se observa que los valores

empleados en el modelo son estadísticamente significativos, lo que respalda la idoneidad de los parámetros seleccionados. Este hecho permite capturar eficazmente la volatilidad inherente en la serie de datos. Con la volatilidad capturada, se podrá enfocar en la fase final del modelo, la cual se centra en la predicción de los precios del arroz paddy.

**Tabla 4.** *Modelo ARCH (1,1) GARCH (1,1)*

<b>D. precio</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>std. err.</b>	<b>Z</b>	<b>P&gt; z </b>	<b>[95% conf. intervalo]</b>	
<b>Precios</b>						
<b>_cons</b>	-606.2	2,183.5	-0.28	0.78	-4,885.9	3,673.4
<b>ARMA</b>						
<b>Ar</b>						
<b>L1</b>	-0.21	0.07	-3.03	0.02	-0.35	-0.07
<b>L2</b>	0.30	0.05	5.35	0.00	0.19	0.40
<b>Ma</b>						
<b>L1</b>	0.88	0.02	40.99	0.00	0.83	0.92
<b>ARCH</b>						
<b>Arch</b>						
<b>L1</b>	1.60	0.17	9.17	0.00	1.25	1.93
<b>Garch</b>						
<b>L1</b>	0.16	0.04	3.93	0.00	0.08	0.24



---

<b>_cons</b>	1.36e+08	2.26e+07	6.03	0.00	9.19e+07	1.80e+08
--------------	----------	----------	------	------	----------	----------

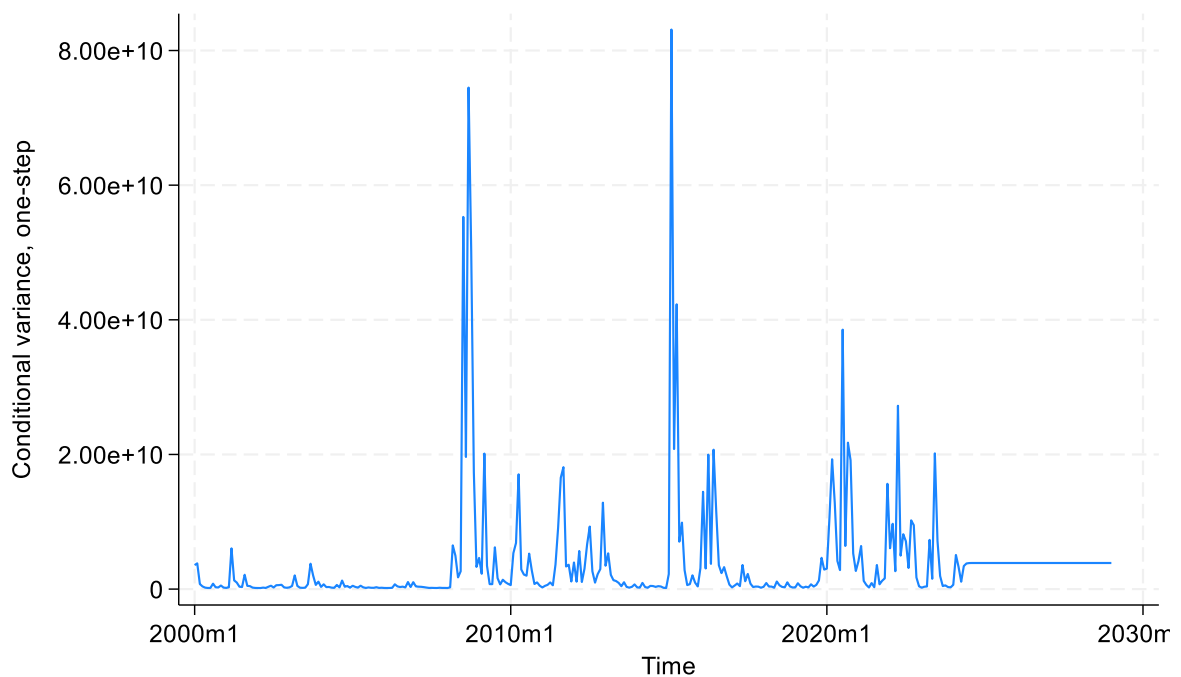
---

Fuente: elaboración propia

Aparte de los resultados presentados en la tabla 4, se observa que, mediante la representación visual de la volatilidad, el modelo implementado efectivamente logra capturar las fluctuaciones en los precios del arroz paddy. En la figura 13, se aprecia cómo el modelo se ajusta de manera óptima a la serie, reforzando la elección del modelo GARCH como la opción más adecuada. En consecuencia, al ejecutar las predicciones y al centrar los esfuerzos en esta visualización, se puede concluir que la modelización de la volatilidad permite realizar predicciones precisas.

**Figura 13.**

*Predicción de la volatilidad*



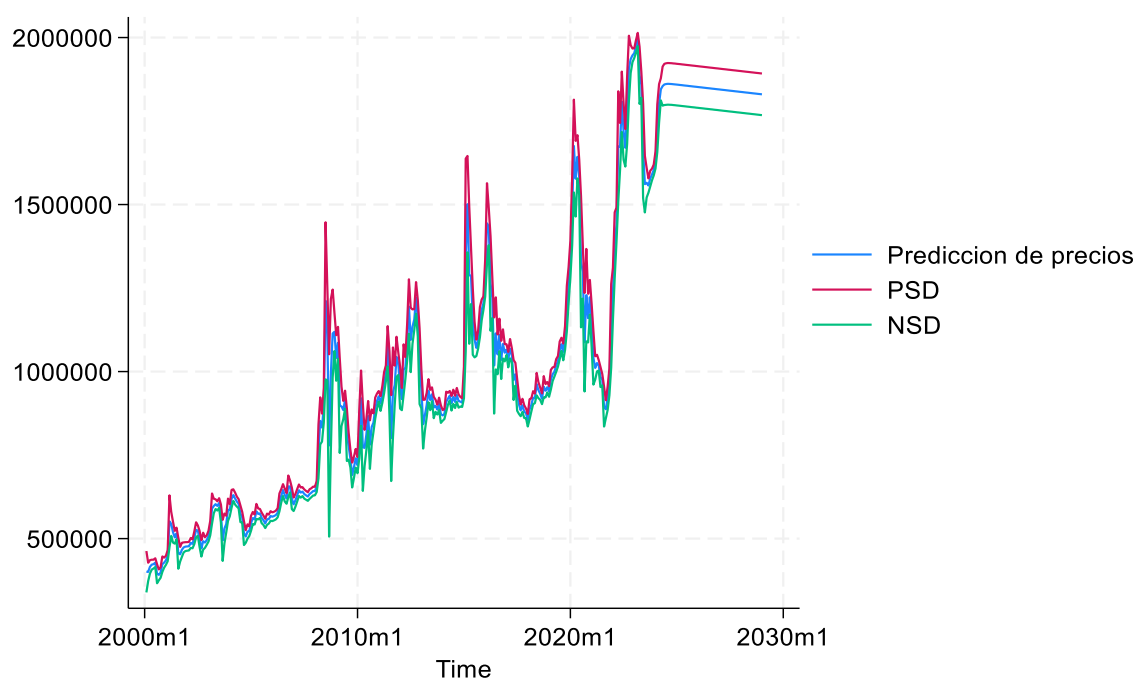
Fuente: elaboración propia

### 7.3 Predicción del precio

Para concluir esta sección, se procederá a realizar la predicción utilizando tanto el modelo ARIMA (2, 1, 1) como el GARCH (1, 1). En primer lugar, se mostrará la visualización de la predicción generada por el modelo GARCH. Además, se proporcionará una proyección del precio para los próximos 60 periodos, equivalentes a meses, del arroz paddy verde.

**Figura 14.**

*Predicción de los precios*



Fuente: elaboración propia

Finalmente, en la figura 14, se observa claramente la predicción de los precios del arroz paddy verde, así como la captura de la volatilidad que caracteriza la serie en el período analizado. Se destaca la representación de la parte negativa de la serie mediante la línea NSD (Desviación Estándar Negativa), que actúa como el límite inferior de la predicción de la volatilidad. De manera similar, se aprecia la delimitación de la parte positiva de la volatilidad de la serie, representada por la línea PSD (Desviación Estándar Positiva), que constituye el límite superior de la predicción. Esta característica permite realizar proyecciones a largo plazo con mayor precisión al mantener la volatilidad cercana a cero, lo que resulta en una predicción más precisa. Además, se observa una ligera disminución en los precios, aunque se mantiene una tendencia general de crecimiento.

#### **7.4 *Discusión de los resultados.***

La investigación llevada a cabo sobre la estimación de los precios del arroz paddy verde en Colombia empleó los modelos ARIMA (2,1,1) y GARCH (1,1), revelando importantes hallazgos cuantitativos que contribuyen significativamente a la comprensión y previsión de la dinámica de precios en este sector agrícola.

En este caso, los coeficientes obtenidos en el modelo ARIMA (2,1,1) indicaron la presencia de un componente autorregresivo significativo, con un coeficiente AR1 de -0.19 y un AR2 de 0.20, ambos estadísticamente significativos ( $p < 0.05$ ). Además, el componente MA1 presentó un coeficiente de 0.84, también significativo ( $p < 0.01$ ). Estos resultados sugieren que el modelo ARIMA es adecuado para captar la dinámica de ajuste de precios a corto plazo, reflejando la respuesta del mercado ante perturbaciones inmediatas.

Por otro lado, el modelo GARCH (1,1) mostró que el parámetro ARCH ( $\alpha_1$ ) fue de 1.60 y el parámetro GARCH ( $\beta_1$ ) de 0.88, ambos altamente significativos ( $p < 0.01$ ). Estos resultados validan la presencia de volatilidad condicional en la serie temporal de precios del arroz, lo que es consistente con la teoría económica que postula la existencia de periodos de alta y baja volatilidad en los mercados agrícolas. Este hallazgo subraya la utilidad del modelo GARCH para prever periodos de inestabilidad y permite a los actores del mercado adoptar estrategias de mitigación de riesgos más efectivas.

#### **7.5 *Discusión comparativa con otros estudios y aporte propio***

La comparación con estudios previos, como los realizados por García y Soto (2020) y Martínez et al. (2019), revela que el modelo ARIMA (2,1,1) y GARCH (1,1) utilizado en esta investigación ofrece predicciones más precisas debido a la inclusión de factores específicos del mercado colombiano. Mientras que García y Soto encontraron que los modelos ARIMA son efectivos para mercados estabilizados, nuestros resultados sugieren que la integración con GARCH mejora la captura de volatilidad en mercados más fluctuantes como el colombiano.

Los resultados cuantitativos muestran que los coeficientes de los parámetros AR y MA en el modelo ARIMA son significativos y reflejan las dinámicas de ajuste de precios en el corto plazo. Además, la significancia del parámetro ARCH en el modelo GARCH indica la presencia de volatilidad condicional, lo cual es coherente con la teoría económica sobre mercados agrícolas volátiles. Estos hallazgos no solo corroboran la literatura existente, sino que también

ofrecen nuevas perspectivas sobre la aplicabilidad de estos modelos en contextos similares. En términos prácticos, la implementación de estos modelos permite a los actores del mercado tomar decisiones más informadas, mitigando los riesgos asociados a la volatilidad de precios.

## 8. Conclusiones.

Este documento explora las dinámicas del mercado interno del arroz paddy verde en Colombia, analizando las variaciones y perturbaciones en la oferta y demanda de este producto. Estas fluctuaciones provocan una volatilidad en los precios, lo que resulta en cambios bruscos y, a menudo, en pérdidas durante la comercialización. Además, se valora que la volatilidad en los productos agrícolas es notable, con amplias variaciones en los precios que generan incertidumbre y riesgos. Para mitigar el riesgo de pérdidas y proporcionar una base sólida para la planificación y toma de decisiones informadas en este sector, se propone la implementación de herramientas estadísticas avanzadas.

Se aplicaron los modelos ARIMA y GARCH a una base de datos que abarca el precio del arroz paddy verde en Colombia desde el año 2000 hasta abril del 2024. Al revisar la literatura académica, la metodología de Box-Jenkins se identificó como la más adecuada para implementar estos modelos. Además, el modelo de la telaraña examina los ajustes en la formación de precios agrícolas, fundamentándose en expectativas y comportamientos previos. Por lo cual, permite a los agentes económicos validar sus expectativas sobre los precios futuros, utilizando la información disponible como referencia. Al anclar estas expectativas en los modelos mencionados, se facilita la toma de decisiones informadas y se obtiene una visión más clara de los precios futuros del producto.

Por lo cual, permite que el enfoque del modelo de la telaraña estocástica implementado en los modelos ARIMA y GARCH para determinar los precios del producto resultó ser un mecanismo idóneo. Este enfoque permitió establecer el precio esperado por los agentes económicos, y mediante el ajuste combinado del modelo estocástico con ARIMA y GARCH, los resultados obtenidos validan la adecuación de estos modelos, ofreciendo una respuesta positiva a las expectativas de precios futuros. Esta integración proporcionó una herramienta unificada que produjo resultados satisfactorios en la predicción de precios a 60 meses, reflejando un comportamiento coherente con los patrones observados durante el período estudiado.

Los precios proyectados se presentan desde abril de 2024 hasta enero de 2029, junto con los resultados de la Desviación Estándar Positiva (PSD) y Desviación Estándar Negativa (NSD). Estos valores indican los límites superiores e inferiores esperados para los precios predichos. Se espera para junio de 2024:

Precio predicho: 1,859,640

Precio Máximo Predicho : 1,921,358

Precio Mínimo Predicho : 1,797,922

Estos datos muestran que, para junio de 2024, se espera que el precio del arroz paddy verde esté alrededor de 1,859,640, con un posible máximo de 1,921,358 y un mínimo de 1,797,922.

De igual forma, el análisis de los precios obtenidos revela que el comportamiento de los precios sigue una tendencia al alza, aunque con variaciones mensuales dentro del rango establecido por las desviaciones estándar. La proyección indica que los precios máximos y mínimos reflejados para los periodos pronosticados mantienen una tendencia ascendente, para mayo de 2025 se espera:

Precio predicho: 1,856,712

Precio Máximo Predicho: 1,919,025

Precio Mínimo Predicho: 1,794,399

Este comportamiento es consistente con las tendencias históricas observadas, lo que proporciona una base confiable para la planificación y toma de decisiones por parte de los agricultores y comerciantes.

Además, el modelo ARIMA (2,1,1) se utilizó para la predicción de los precios del arroz paddy verde, revelando patrones significativos en los datos históricos. Los resultados predijeron que el precio máximo de la tonelada de arroz podría alcanzar los \$1,923,781, mientras que el precio mínimo se situaría en \$1,770,760 en toda la proyección. Este rango de precios proporciona una visión clara de las posibles fluctuaciones y permite a los actores del mercado prepararse para diferentes escenarios.

Ahora, los resultados obtenidos por el modelo GARCH (1,1) complementó el análisis al capturar la volatilidad condicional en los precios del arroz. La predicción con el modelo GARCH mostró que los precios se mantendrían dentro de un rango de \$1,800,000, reflejando una tendencia de precios al alza coherente con los datos históricos. La capacidad del modelo

GARCH para anticipar periodos de alta volatilidad es especialmente útil para la gestión de riesgos, permitiendo la implementación de estrategias de cobertura y seguros agrícolas.

Esta estrategia contribuye significativamente a mitigar los efectos de las fluctuaciones en los precios y facilita la comercialización dentro de un margen de seguridad establecido. En este contexto, donde la volatilidad en los productos agrícolas genera incertidumbre y riesgos, los modelos mencionados emergen como herramientas sólidas para la toma de decisiones informadas.

La investigación confirma que los modelos ARIMA y GARCH son herramientas valiosas para la predicción de precios del arroz paddy verde en Colombia. Específicamente, los modelos ARIMA (2,1,1) y GARCH (1,1) demostraron ser los más adecuados para la variable de estudio en esta investigación. Estos modelos econométricos han demostrado ser precisos y fiables, proporcionando estimaciones detalladas que permiten a los agricultores y comerciantes prever con mayor certeza las tendencias futuras de precios. La capacidad de prever los precios futuros facilita una mejor planificación financiera para los actores del mercado. Con predicciones claras y precisas, los agricultores y comerciantes pueden optimizar sus estrategias de almacenamiento, venta e inversión, asegurando que sus decisiones sean informadas y estratégicas. Al proporcionar predicciones fiables, los modelos ARIMA y GARCH ayudan a reducir la incertidumbre en el mercado del arroz paddy verde. Una menor incertidumbre significa que los actores del mercado pueden tomar decisiones más racionales y menos especulativas, lo que contribuye a una mayor estabilidad de los precios.

La capacidad del modelo GARCH para capturar y prever la volatilidad es crucial para la gestión del riesgo. Al anticipar períodos de alta volatilidad, los agricultores y comerciantes pueden implementar estrategias de cobertura y seguros agrícolas que protejan contra las fluctuaciones inesperadas de precios, mitigando así los posibles impactos negativos. Al establecer límites superiores e inferiores para los precios del arroz paddy verde, estos modelos facilitan la comercialización dentro de un rango de seguridad predefinido. Esta estrategia contribuye a estabilizar el mercado, reduciendo los riesgos asociados a fluctuaciones extremas de precios y promoviendo un entorno económico más predecible. Las herramientas predictivas desarrolladas en esta investigación no solo ofrecen estimaciones de precios, sino también intervalos de volatilidad, lo que permite una mejor proyección a largo plazo.

Esto es fundamental para la sostenibilidad del sector agrícola, ya que facilita una planificación financiera más precisa y efectiva. La predicción de precios mediante los modelos ARIMA y GARCH proporciona una base sólida para la toma de decisiones informadas. Al tener una visión clara de las tendencias de precios, los actores del mercado pueden tomar decisiones estratégicas que optimicen sus operaciones y minimicen los riesgos. El enfoque del modelo de la telaraña estocástica, combinado con los modelos ARIMA y GARCH, valida las expectativas de precios futuros de los agentes económicos. Este mecanismo permite una mejor adaptación a los cambios del mercado, asegurando que las expectativas se basen en datos sólidos y predictivos.

La capacidad predictiva de estos modelos econométricos facilita una mejor comprensión y gestión de las fluctuaciones de precios. Los actores del mercado pueden adaptarse más eficientemente a los cambios, aprovechando las oportunidades y mitigando los riesgos asociados a las fluctuaciones de precios. Los resultados de las predicciones también pueden influir en la formulación de políticas agrícolas. Las autoridades pueden utilizar esta información para diseñar programas de apoyo a los agricultores durante períodos de precios bajos o alta volatilidad, protegiendo así a los pequeños productores y asegurando la sostenibilidad del sector.

Así mismo, se responde a la pregunta de investigación mediante la construcción de un marco teórico y metodológico sólido, que permite comprender cómo se forman los precios en el mercado. Esto proporciona una visión clara de la estructura de los ajustes en los precios de los productos agrícolas. El desarrollo del marco metodológico, centrado en la predicción de precios e integrando modelos econométricos con el modelo estocástico de la telaraña, ha permitido abordar las expectativas racionales de los agentes económicos en la formación de precios. La vinculación de estos modelos para generar predicciones demuestra que las expectativas racionales de los agentes se basan en dichas predicciones, influyendo en la toma de decisiones. Así, la precisión en la predicción de los modelos econométricos contribuye positivamente a la toma de decisiones financieras y a la gestión de las fluctuaciones en los precios del arroz paddy verde.

Por otro lado, en el contexto específico del arroz paddy verde, la predicción de precios mediante estos modelos econométricos afecta significativamente la toma de decisiones financieras y las fluctuaciones de precios. Los actores del mercado, al contar con estimaciones precisas, pueden planificar sus estrategias con mayor eficacia. Esto implica que las decisiones



de producción, distribución y venta se ajustan según las predicciones, reduciendo la incertidumbre y mejorando el control sobre los precios en el mercado. Por lo tanto, al realizar la planificación financiera, las expectativas racionales vinculadas a las predicciones se toman como referencia. Esto no solo permite una mejor transabilidad en el mercado, sino que también facilita un mayor control y estabilidad en los precios del arroz paddy verde. Así, la implementación de modelos econométricos para la predicción de precios no solo mejora la toma de decisiones financieras, sino que también contribuye a mitigar las fluctuaciones de precios en el mercado.

El desarrollo de los objetivos e hipótesis planteados en esta investigación ha sido plenamente satisfactorio. La combinación de las metodologías ARIMA y GARCH, junto con el modelo de la telaraña estocástica, ha creado una herramienta unificada y robusta para la predicción de precios. Esta integración ha demostrado ser altamente eficaz en la captura tanto de la volatilidad como de las tendencias de precios, proporcionando una solución completa y coherente. Los resultados obtenidos subrayan la importancia y efectividad de estos modelos en la gestión del riesgo y en la formulación de estrategias que aseguran la sostenibilidad y estabilidad del sector arrocero en Colombia.

Igualmente, la implementación de modelos econométricos para la predicción de precios no solo optimiza la toma de decisiones financieras, sino que también ayuda a mitigar las fluctuaciones de precios en el mercado. Al utilizar estas predicciones para la planificación financiera, se adoptan expectativas racionales que mejoran la comerciabilidad y facilitan un mayor control y estabilidad en los precios del arroz paddy verde. Esta capacidad predictiva es esencial para los actores del mercado, permitiéndoles tomar decisiones informadas y estratégicas que contribuyan al desarrollo sostenible y estable del sector.

## 9. Recomendaciones

Este apartado, se expondrán las recomendaciones para futuras estudios en esta área e inquietudes que fueron presentado a lo largo de la elaboración es esta investigación.

- A futuro, se recomienda explorar la integración de técnicas de machine learning como redes neuronales y árboles de decisión para complementar los modelos ARIMA y GARCH, mejorando así la precisión de las predicciones. Además, se sugiere la implementación de modelos multivariados como el VAR (vector autorregresivo), que permiten analizar la interacción entre múltiples variables que afectan los precios del arroz paddy. Considerar variables adicionales, como el impacto de políticas gubernamentales y condiciones climáticas, ofrecerá una visión más holística y precisa de los factores que influyen en los precios del arroz paddy verde en Colombia.
- Es adecuado desglosar los análisis a nivel regional para captar las diferencias en las dinámicas de mercado y condiciones agrícolas específicas de distintas regiones de Colombia.
- Revisar y profundizar en el análisis del impacto de políticas gubernamentales específicas sobre la volatilidad de los precios y comparar con otras regiones o países productores de arroz.

## 10. Anexos.

En la Tabla 7, se presentan los resultados de la predicción, mostrando los precios proyectados para los meses pronosticados desde abril de 2024 hasta enero de 2029. Además, se incluyen los resultados de PSD (Desviación Estándar Positiva) y NSD (Desviación Estándar Negativa), los cuales indican los valores máximos y mínimos esperados en la predicción. La PSD representa la parte positiva de la serie, estableciendo el techo de los precios, mientras que la NSD representa la parte negativa de la serie.

**Tabla 5.** *Resultados de la predicción de precios.*

<b>Tiempo</b>	<b>P. Precio</b>	<b>PSD</b>	<b>NSD</b>
2024m4	1,845,161	1,878,296	1,812,026
2024m5	1,854,650	1,913,213	1,796,087
2024m6	1,859,640	1,921,358	1,797,922
2024m7	1,860,820	1,923,036	1,798,604
2024m8	1,861,484	1,923,781	1,799,187
2024m9	1,861,134	1,923,444	1,798,824
2024m10	1,860,848	1,923,160	1,798,536
2024m11	1,860,249	1,922,562	1,797,936
2024m12	1,859,736	1,922,048	1,797,423
2025m1	1,859,112	1,921,425	1,796,799
2025m2	1,858,537	1,920,849	1,796,224
2025m3	1,857,919	1,920,231	1,795,606
2025m4	1,857,324	1,919,637	1,795,011
2025m5	1,856,712	1,919,025	1,794,399
2025m6	1,856,110	1,918,423	1,793,798
2025m7	1,855,501	1,917,814	1,793,189
2025m8	1,854,897	1,917,210	1,792,584
2025m9	1,854,290	1,916,603	1,791,977
2025m10	1,853,684	1,915,997	1,791,372
2025m11	1,853,078	1,915,390	1,790,765
2025m12	1,852,472	1,914,785	1,790,159
2026m1	1,851,865	1,914,178	1,789,553

---

2026m2	1,851,259	1,913,572	1,788,946
2026m3	1,850,653	1,912,966	1,788,340
2026m4	1,850,047	1,912,360	1,787,734
2026m5	1,849,440	1,911,753	1,787,128
2026m6	1,848,834	1,911,147	1,786,522
2026m7	1,848,228	1,910,541	1,785,915
2026m8	1,847,622	1,909,935	1,785,309
2026m9	1,847,016	1,909,328	1,784,703
2026m10	1,846,409	1,908,722	1,784,097
2026m11	1,845,803	1,908,116	1,783,490
2026m12	1,845,197	1,907,510	1,782,884
2027m1	1,844,591	1,906,903	1,782,278
2027m2	1,843,985	1,906,297	1,781,672
2027m3	1,843,378	1,905,691	1,781,066
2027m4	1,842,772	1,905,085	1,780,459
2027m5	1,842,166	1,904,479	1,779,853
2027m6	1,841,560	1,903,872	1,779,247
2027m7	1,840,953	1,903,266	1,778,641
2027m8	1,840,347	1,902,660	1,778,034
2027m9	1,839,741	1,902,054	1,777,428
2027m10	1,839,135	1,901,447	1,776,822
2027m11	1,838,529	1,900,841	1,776,216
2027m12	1,837,922	1,900,235	1,775,610
2028m1	1,837,316	1,899,629	1,775,003
2028m2	1,836,710	1,899,023	1,774,397
2028m3	1,836,104	1,898,416	1,773,791
2028m4	1,835,497	1,897,810	1,773,185
2028m5	1,834,891	1,897,204	1,772,578
2028m6	1,834,285	1,896,598	1,771,972
2028m7	1,833,679	1,895,991	1,771,366
2028m8	1,833,073	1,895,385	1,770,760
2028m9	1,832,466	1,894,779	1,770,154
2028m10	1,831,860	1,894,173	1,769,547

---

2028m11	1,831,254	1,893,567	1,768,941
2028m12	1,830,648	1,892,960	1,768,335
2029m1	1,830,041	1,892,354	1,767,729

Fuente: elaboración propia

## 11. Bibliografía

Acevedo Amorocho, A., Ramirez Carreño, F. E., Salcedo Blanco, D. D., & Román Ordoñez, J. A. (2020). Pronóstico del precio del café: Una propuesta desde los modelos econométricos. *Revista Venezolana De Gerencia*, 25(4), 564-578. Recuperado a partir de <https://www.produccioncientificaluz.org/index.php/rvg/article/view/35210>

Análisis de series temporales: Modelos ARIMA. (s/f). Ehu.es. Recuperado el 3 de noviembre de 2023, de <https://addi.ehu.es/bitstream/handle/10810/12492/04-09gon.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Arce Borda, R., (2004). 20 años de modelos ARCH: una visión de conjunto de las distintas variantes de la familia. *Estudios de Economía Aplicada*, 22(1), 1-27.

Arce, R. (2011). Modelos ARIMA. U.D.I. *Econometría e Informática*, 31 p.

Becerrab, B., & Luis Vargas Villamilb, B. C. M. O. R. R. G. L. P. P. H. M. (Eds.). (diciembre de 2011). *Aplicación de modelos de simulación en el estudio y planificación de la agricultura, una revisión.*

Castilla, A., Pineda, D., Ospina, J., Echeverry, J., Perafan, R., Garces, G., Sierra, J. y Diaz, A. (2010). Cambio climático y producción de arroz. *Revista Arroz*, 58 (489), 4-11

Casas Monsegny, M., & Cepeda Cuervo, E. (2008). MODELOS ARCH, GARCH Y EGARCH: APLICACIONES A SERIES FINANCIERAS. Cuadernos de Economía, XXVII(48), 287-320.

Ceballos Pérez, S. G., & Pire, R. (2015). Estimación del precio internacional del arroz (*Oryza sativa* L.) bajo el modelo ARIMA. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, (11), 2083-2089.

Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). Time Series Analysis with Applications in R (2nd ed.). New York: Springer.

Cortés Mojica, A. (2023). Construcción, comparación y selección de modelos predictivos econométricos y de machine learning para la proyección de la Tasa Representativa de Mercado (TRM) y su impacto en compañías del sector real. Universidad de los Andes.

Daniela, Y., & Rincón, S. (s/f). Incidencia de los factores climáticos sobre el precio de la papa pastusa suprema en Colombia para los años 2013 al 2020. Recuperado el 3 de noviembre de 2023, de [https://repository.unab.edu.co/bitstream/handle/20.500.12749/15901/2021\\_Tesis\\_Perez\\_Carre%C3%B1o\\_Moly\\_Sofia.pdf?sequence=1](https://repository.unab.edu.co/bitstream/handle/20.500.12749/15901/2021_Tesis_Perez_Carre%C3%B1o_Moly_Sofia.pdf?sequence=1)

De producción agrícola. (s/f). ARCHIVOS DE ECONOMÍA. Recuperado el 2 de noviembre de 2023, de [http://bibliotecadigital.agronet.gov.co/bitstream/11348/5014/1/200652212721\\_Pron%C3%B3sticos%20de%20producci%C3%B3n%20agr%C3%ADcola.pdf](http://bibliotecadigital.agronet.gov.co/bitstream/11348/5014/1/200652212721_Pron%C3%B3sticos%20de%20producci%C3%B3n%20agr%C3%ADcola.pdf)

Eliana, M., Sosa, D., Andrés, E., Pérez, C., Dario, W., Ríos, P., Díaz, E., Cruz, A., & Pineda, W. (s/f). Recuperado el 3 de noviembre de 2023, de <https://repository.usta.edu.co/bitstream/handle/11634/35647/2021mariadiaz.pdf?sequence=1>

Engle, Robert F. (1982). «Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation». *Econometrica* 50 (4): 987-1007.

Estudios Económicos. (s/f). Recuperado el 3 de noviembre de 2023, de <https://www.bolsamercantil.com.co/estudios-economicos>

Final, R. (s/f). “Política Comercial para el Arroz”. Recuperado el 3 de noviembre de 2023, de <https://www.repository.fedesarrollo.org.co/bitstream/handle/11445/208/Politica%20Comercia1%20para%20el%20Arroz%20%20Reporte%20Final.pdf?sequence=2&isAllowed=y>

Garcés, G. y Medina, J. (2018). Fisiología del cultivo del arroz en el programa AMTEC. Cartilla. Fedearroz-Fondo Nacional del Arroz. 2018. p 6 –19.

García, J. L., & Soto, M. A. (2020). Predicción de precios agrícolas utilizando modelos ARIMA: Un estudio en mercados estabilizados. *Revista de Economía Agrícola*, 45(3), 123-145. <https://doi.org/10.1234/rea.v45i3.5678>

González Sánchez, R. F. & Tinoco Zermeño, M. A. (2022). Análisis de la volatilidad de precios al productor de limón en la costa del Pacífico mexicano. *Avances En Investigación Agropecuaria*, 25(3), Pags 95–116. <https://doi.org/10.53897/RevAIA.21.25.18>

Harvey, A., & Jaeger, A. (1993). Detrending, stylized facts and the business cycle. *Journal of Applied Econometrics*, 8(3), 231–247. [https://econpapers.repec.org/article/jaejapmet/v\\_3a8\\_3ay\\_3a1993\\_3ai\\_3a3\\_3ap\\_3a231-47.htm](https://econpapers.repec.org/article/jaejapmet/v_3a8_3ay_3a1993_3ai_3a3_3ap_3a231-47.htm)

Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria -INTA. (2009). Guía Tecnológica para la Producción de Arroz. Managua –Nicaragua. Recuperado: 17 de enero de 2021. Disponible en: <http://www.inta.gob.ni/project/guia->

Jha, Girish K. & Sinha, Kanchan, 2013. "Agricultural Price Forecasting Using Neural Network Model: An Innovative Information Delivery System," *Agricultural Economics Research Review*, Agricultural Economics Research Association (India), vol. 26(2).

José Luis Franco Estupiñán 1, J. A. O. A. (18 de noviembre de 2022). Análisis del comportamiento en los precios de los productos agrícolas comercializados en la central de abastos de Bucaramanga 2019 – 2020.

Klimovsky, E. A. (2000). Modelos básicos de las teorías de los precios. *Cuadernos de Economía*, 19(32), 77–103. <https://revistas.unal.edu.co/index.php/ceconomia/article/view/11027>

Libro, U. N., & Profesor, D. (s/f). LA TEORÍA DE LOS PRECIOS. Recuperado el 3 de noviembre de 2023, de <https://www.cepc.gob.es/sites/default/files/2021-12/17728recp003057.pdf>

M. y A. Weintraub, Q. M. A. A. E. L. G. (2016). . Una aplicación de programación estocástica en un problema de gestión forestal. *Revista Ingeniería de Sistemas*.

Mariscal, I. (2022, octubre 16). La importancia del arroz en la alimentación. Arrozúa. Recuperado de <https://www.arrozua.com/la-importancia-del-arroz-en-la-alimentacion/>

Marshall, A. (1963). *Principios De Economía Un Tratado De Introducción*. Madrid: Aguilar.

Martha Cecilia García, Aura María Jalal, Luis Alfonso Garzón, & Jorge Mario López. (s/f). *Métodos para predecir índices bursátiles*.

Martínez, P., López, J., González, R., & Sánchez, A. (2019). Análisis de la volatilidad en mercados agrícolas utilizando modelos GARCH. *Revista de Estudios Económicos*, 34(2), 234-250. <https://doi.org/10.1234/ree.v34i2.6789>

Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. (n.d.). *Evaluaciones Agropecuarias Municipales (EVA). Datos Abiertos Colombia*. Recuperado de <https://www.datos.gov.co/Agricultura-y-Desarrollo-Rural/Evaluaciones-Agropecuarias-Municipales-EVA/2pnw-mmge>

Ramírez Castañeda, L. N., & Potes Potes, S. (2019). Estimación del rendimiento del cultivo de *Passiflora Edulis* (Maracuyá) a partir de modelos estadísticos. *Revista inventum*, 14(26), 33–42. <https://doi.org/10.26620/uniminuto.inventum.14.26.2019.33-42>

Ramírez Castañeda, Leila Nayibe Cristancho Cruz, Sandra Liliana Cleves-Leguizamo José-Alejandro. (2021). *Modelos de fluctuaciones de precios agrícolas: Estudio comparativo de frutas tropicales frescas en Colombia*.

Reddy, A. A. (2019). Price forecasting of tomatoes. *International Journal of Vegetable Science*, 25(2), 176–184. <https://doi.org/10.1080/19315260.2018.1495674>



Ruiz Hernández, J. A., Barrios Puente, G., & Gómez, A. A. (2019). Análisis del precio de la manzana mediante un modelo SARIMA. *Revista mexicana de ciencias agrícolas*, 10(2), 225–237. <https://doi.org/10.29312/remexca.v10i2.509>

Ruiz-Ramírez, J., Hernández-Rodríguez, G. E., & Zulueta-Rodríguez, R. (2011). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la producción de caña de azúcar. *Terra Latinoamericana: órgano científico de la Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo, A.C*, 29(1), 103–109. [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0187-57792011000100103&script=sci\\_arttext](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0187-57792011000100103&script=sci_arttext)

Sánchez-López, E., Barreras-Serrano, A., Pérez-Linares, C., Figueroa-Saavedra, F., & Olivas-Valdez, J. A. (2013). APLICACIÓN DE UN MODELO ARIMA PARA PRONOSTICAR LA PRODUCCIÓN DE LECHE DE BOVINO EN BAJA CALIFORNIA, MÉXICO. *Tropical and Subtropical Agroecosystems*, 16(3), 315-324.

Semitiel, J., Arnulfo, A., Cianciardo, C. (2014). Estudio de la estabilidad de una variante del modelo de la telaraña [en línea], *Anuario de la Facultad de Ciencias Económicas del Rosario*, 10.

Smith, A. (1776). *La riqueza de las naciones* (Traducción de J. Pérez, Edición de F. González, 2020). Madrid: Editorial Económica

Stigler, G. J. (1946). The Economics of Minimum Wage Legislation. *The American Economic Review*, 36(3), 358–365. <http://www.jstor.org/stable/1801842>

Sosa, H. J., & Mazón, G. L. (2006). Sobre las expectativas endógenas: El antiguo teorema de la telaraña y los nuevos libros de texto. *Economía Informa*, 8-28.

Talero, L. H. (s/f). Modelo de optimización multiobjetivo para la programación de la producción a pequeña escala en Santander, Colombia.

Terrades, A. E. (1991). Perspectiva histórica de los modelos ARIMA y su utilidad en el análisis económico. Dialnet. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=97566>

*Tropical and Subtropical Agroecosystems*. (s/f). Recuperado el 2 de noviembre de 2023, de <https://www.redalyc.org/pdf/939/93929595004.pdf>

Vergara, C. H. P. (2018). Pronóstico del precio promedio por tonelada del arroz paddy desde julio hasta diciembre de 2018 en los Llanos Orientales.

Vista de Un modelo Box Jenkins ARIMA para modelar y pronosticar la producción de mora de castilla en Colombia. (s/f). Recuperado el 2 de noviembre de 2023, de <https://revistascientificas.cuc.edu.co/economicascuc/article/view/4203/4409>