

Aplicación del modelo ARCH al pronóstico de ventas, un enfoque empresarial

Application of the ARCH model to sales forecasting,
a business approach

Hólguer Rodrigo Altamirano Pérez | Alexis Adonai Morales Alberto
María Eugenia Tovar Pinzón | Luis Emilio Yance Gómez

RESUMEN

El mundo de los negocios implica que las empresas estén preparadas para asumir los retos del futuro, para ello se ha realizado un análisis de la serie temporal de una empresa y mediante su comportamiento volátil fue necesaria la aplicación de un modelo ARCH que normalmente es utilizado en el campo financiero. El objetivo fue diseñar un modelo de pronóstico de ventas mediante el uso de la metodología ARCH. El paradigma utilizado es positivista y hace referencia al enfoque cuantitativo; para esto, se analizó la serie histórica de 140 observaciones de ventas mensuales desde enero 2010 hasta agosto de 2021 de la empresa “Parrilladas Ohquerico Cía. Ltda.” correspondiente al sector de Hoteles y Turismo de la Ciudad de Santo Domingo en Ecuador y se aplicó el método inductivo – deductivo con la ayuda del programa econométrico Eviews. Se concluye que es factible utilizar los modelos ARCH que son de corto plazo, pues el orden p , de dicho modelo no suele ir más allá de 1 ó 2. La diferencia entre ARCH y ARIMA se sustenta, en que el primero busca estimar la varianza y el segundo solo busca estimar la serie de tiempo en su presente a través de sus medias o rezagos pasados.

Palabras clave: decisiones; series de tiempo; ARCH; eviews; pronóstico de ventas.

ABSTRACT

The business world implies that companies are prepared to take on the challenges of the future, for this an analysis of the time series of a company has been carried out and due to its volatile behavior it was necessary to apply an ARCH model that is normally used in the financial field. The

Hólguer Rodrigo
Altamirano Pérez
holguer_rodrigo@yahoo.com

Universidad Central

ECUADOR

Alexis Adonai Morales Alberto
alexis.adonai.morales.a@gmail.com

Universidad Nacional Autónoma

MÉXICO

María Eugenia Tovar Pinzón
mtovar@areandina.edu.co

Universidad INCCA

COLOMBIA

Luis Emilio Yance Gómez
luis.yance@hotmail.com

Universidad Nororiental Privada
Gran Mariscal de Ayacucho

VENEZUELA

COMO CITAR ESTE ARTÍCULO
Altamirano Pérez H. R., Morales Alberto A. A., Tovar Pinzón M., E., y Yance Gómez L. E. (2022). Aplicación del modelo ARCH al pronóstico de ventas, un enfoque empresarial. *Revista de la Facultad de Ciencias Económicas*, 28 (1), 149 - 170.
<http://dx.doi.org/10.30972/rfce.2815947>



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Revista de la Facultad de Ciencias Económicas
ISSN 1668-6357 (formato impreso) ISSN
1668-6365 (formato digital) por Facultad de
Ciencias Económicas Universidad Nacional
del Nordeste (UNNE) Argentina se distribuye
bajo una Licencia Creative Commons
Atribución – No Comercial – Sin Obra
Derivada 4.0 Internacional.

objective was to design a sales forecast model using the ARCH methodology. The paradigm used is positivist and refers to the quantitative approach; For this, the historical series of 140 monthly sales observations from January 2010 to August 2021 of the company "Parrilladas Ohquerico Cía. Ltda." corresponding to the sector of Hotels and Tourism of the City of Santo Domingo in Ecuador and the inductive - deductive method was applied with the help of the Eviews econometric program. It is concluded that it is feasible to use the ARCH models that are short-term, since the order p of said model does not usually go beyond 1 or 2. The difference between ARCH and ARIMA is based on the fact that the first seeks to estimate the variance and the second only seeks to estimate the time series in its present through its means or past lags.

Keywords: decision; time series; ARCH; eviews; sales forecast.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES

Los pronósticos a lo largo de la historia de la humanidad han servido para intentar adelantarse a los acontecimientos del futuro, algunos de ellos basados en juicios de valor y otros en razón de escenarios empíricos adquiridos con el tiempo. Sin embargo, todo conlleva un riesgo que requiere ser percibido por el proyectista para visualizar escenarios futuros en base a decisiones racionales que se tomen actualmente por los directivos (Izar Landeta, 2019; Morales Castro *et al.*, 2014). Una ventaja importante es el desarrollo tecnológico para mejorar los procesos y cálculos que en términos econométricos resultaban bastante complejos. En lo que respecta a las series de tiempo, estos han sido trabajados a partir de 1973 y desarrollados por George E. Box y Gwilym Jenkins al considerar que el análisis de la serie puede entregar alguna clase de comportamiento o patrón que podría utilizarse para predecir ese comportamiento en el futuro.

Los modelos que se obtienen son conocidos como ARMA, ARIMA, SARMA, SARIMA y ARCH entre los más importantes y que obedecen a la metodología Box-Jenkins por sus precursores o denominada también ARIMA (Gujarati & Porter, 2010). La característica fundamental de estos modelos es que la variable Y_t puede tener una explicación por su propio pasado o rezago, (Gujarati & Porter, 2010) sin embargo su limitación es que son útiles solamente al corto plazo (Barreras Serrano *et al.*, 2013). Los datos pueden ser de algunas variables como ventas, presupuestos, compras, etc. (Sánchez Cifuentes & Cuellar Chaves, 2018) y en períodos diarios, mensuales, anuales, etc. (Zúñiga, 2004).

En la Ilustración 1. se puede visualizar la metodología utilizada para el pronóstico utilizando ARCH, en función de los datos históricos el lector puede seleccionar el método más adecuado para su investigación (Moreno, 2019).

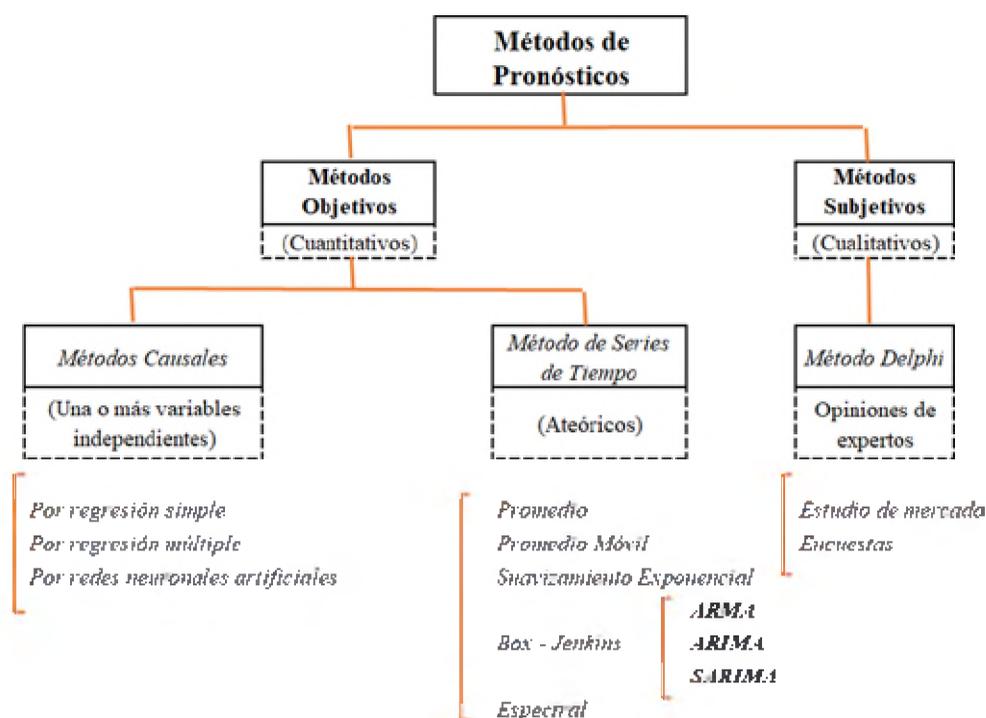


Ilustración 1. Técnicas de predicción y métodos de análisis.

Fuente: Burgaentze Jarrín (2016) citado por: Altamirano (2021).

Las fases que utiliza esta metodología ARIMA inicia con la especificación, luego la verificación, la tercera se conoce como de interpretación y en la etapa final se elige el modelo adecuado y se evalúa su utilidad.

Los contrastes que permiten asegurar que el modelo sea adecuado y no tenga presencia de raíces unitarias son de acuerdo a Altamirano (2021):

- Contraste Dickey Fuller Aumentado (DFA)
- Contraste Phillips Perron (PP)
- Contraste Kiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS)
- Contraste Elliott Rotheberg y Stock (ERS)

Sin embargo se puede evaluar la serie y su confiabilidad si se utiliza la gráfica original para evidenciar comportamientos regulares o no que harían presumir en una primera evaluación la existencia de estacionariedad. Para llegar a establecer un modelo ARCH (Autorregresivo con heterocedasticidad condicional) propuesto por Engle en 1982 primeramente se requiere de un ARIMA (Autorregresivo integrado de media móvil) que sea suficientemente robusto y cuyo problema radique en la volatilidad como el siguiente:

Ecuación ARMA(p,q):

$$Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + a_2 Y_{t-2} + \dots + a_p Y_{t-p} - q_1 e_{t-1} - q_2 e_{t-2} - \dots - q_q e_{t-q} + U_t \quad [1]$$

De este modo, la serie para poder analizarse requiere que la media y la varianza sean constantes en el tiempo: $(E(Y_t) = \mu; \text{Var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2)$

Adicionalmente, que exista una covarianza entre la serie de tiempo y los rezagos "k", pero que esta debe tender a 0:

$$\text{Cov}(Y_t, Y_{t-k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)] = \gamma_k \approx 0 \quad \forall k > 1$$

Por lo señalado anteriormente, en caso que la serie no sea estacionaria se debe transformarla mediante diferencias con la finalidad de eliminar el efecto de la tendencia. En el caso particular la serie ha sido tratada en logaritmos para atenuarla y mediante el uso de una primera diferencia ordinaria al modelo original Y_{t-1} al ser una función lineal que proviene de Y_t (Hamilton, 1994). Para analizar el uso de la metodología ARCH, la primera diferencia según Stock & Watson (2012) obedece a un valor de retardo como Y_{t-1} de tal manera que $Y_t - Y_{t-1}$ corresponde a esta primera diferencia de la serie como se aprecia a continuación:

Ecuación ARIMA(p,d,q):

$$Y'_t = a_1 Y'_{t-1} + a_2 Y'_{t-2} + \dots + a_p Y'_{t-p} - q_1 e_{t-1} - q_2 e_{t-2} - \dots - q_q e_{t-q} + U_t \quad [2]$$

Donde, Y'_t es la serie inducida a la estabilidad. (Universidad Autónoma de México, s. f.)

El comportamiento de la serie de tiempo puede tener otro componente adicional como la estacionalidad que según (Gujarati & Porter, 2010; Wooldridge, 2010) se origina cuando por ejemplo las ventas pueden experimentar períodos altos en ciertos meses y de la misma forma lo contrario, por ejemplo el turismo de temporada que se eleva en determinados períodos que se los conoce como temporada alta y es donde los precios de los paquetes de turismo, los souvenirs y los establecimientos aprovechan para vender lo que más pueden para apalancar la temporada baja donde el turismo se reduce y los ingresos son bajos. En conclusión, la estacionalidad es un efecto cíclico o de patrones que se repite cada cierto periodo de la temporalidad de una serie de tiempo y es causada según la naturaleza de la misma, se percibe más en series económicas, tales como: Las ventas, los costos, los impuestos, el turismo, el PIB, la inflación, etc. La temporalidad hace referencia a la frecuencia, más no al intervalo de tiempo en el que se pueda definir una serie.

Con esta información se obtiene la ecuación del Modelo

SARMA (p,d,q) (P,D,Q)

$$\Delta_{12} Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + \dots + a_p Y_{t-p} + a_2 Y_{t-12} + \dots + a_p Y_{t-p} - q_1 e_{t-1} - \dots - q_q e_{t-q} - q_2 e_{t-12} - \dots - q_q e_{t-p} + U_t \quad [3]$$

Si a la anterior ecuación se le agrega una primera diferencia de acuerdo a las características de la serie y se la analiza mediante logaritmos naturales, se tendría:

SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)

$$\log \Delta_{12} Y_t = \log \alpha_1 Y'_{t-1} + \dots + \log \alpha_p Y'_{t-p} + \log \alpha_2 Y_{t-12} + \dots + \log \alpha_p Y_{t-p} - \log q_1 e_{t-1} - \dots - \log q_q e_{t-q} - \log q_{12} e_{t-12} - \dots - \log q_q e_{t-q} + U_t \quad [4]$$

Donde Y_t es la serie inducida a la estabilidad. (Universidad Autónoma de México, s. f.)

Según León (2017) el modelo SARIMA es típico y característico de un ARIMA por su contenido de autorregresivos, medias móviles y la diferenciación para estacionarizar la serie.

1.2 LOS MODELOS ARCH

En cuanto a su forma, los modelos ARCH se los conoce por su exceso de kurtosis, (Amate, 2018) sobre 3, lo que significa gran concentración de datos en torno a la media. Adicionalmente su característica básica es la volatilidad que se identifica a través de la varianza, por ende al modelo ARCH se le considera un modelo *no-lineal* (Morales, 2021) y que los modelos clásicos no pueden considerarla (Casas Monsegny & Cepeda Cuervo, 2008). En cuanto a la estacionariedad de los parámetros de este tipo de modelos denominados alfas deben ser siempre positivos y menores que uno, considerando que la varianza depende de las noticias del pasado:

$$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n > 0, \text{ entonces (+)} \\ 0 < \sum \alpha < 1$$

La varianza deberá ser siempre positiva y finita. ε^2 equivale a las perturbaciones elevadas al cuadrado y ω es la constante mayor a cero $\omega > 0$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad [5]$$

Al momento de correr el modelo ARIMA lo ideal es que posea características de homocedasticidad; sin embargo, en cuanto se determina que la probabilidad que Eviews entrega en los cálculos es menor que 0.05 ($p < 0.05$) el criterio de decisión señala que se encuentra en presencia de un modelo heterocedástico:

Regla de Validación:

H₀: Homocedasticidad, si $p > 0.05$

H₁: Heterocedasticidad, si $p < 0.05$

La utilidad de los correlogramas se da porque gráficamente permite determinar los rezagos que se encuentran fuera de los límites de confianza y ayuda a construir un modelo, al analizar la función FAS relacionada a las medias móviles y la función FAP al autorregresivo.

1.3 OBJETIVO

Diseñar un modelo de pronóstico de ventas empresariales mediante la metodología ARCH.

1.4 JUSTIFICACIÓN

El avance de la tecnología ha permitido que la metodología de series de tiempo que era muy compleja sobre todo cuando se trataba de generar diferenciaciones ordinarias y estacionales pase a segundo plano, programas como Eviews han permitido simplificar los cálculos y determinar en minutos modelaciones que otrora vez eran muy sofisticados.

La información obtenida es útil para directivos, financieros y administradores para tomar decisiones basadas en la objetividad, para planificar el futuro de la organización. La utilidad teórica de los modelos ARIMA y ARCH en la modelación de series de ventas históricas resulta novedoso e importante en el campo de los negocios, puesto que anticiparse al futuro termina siendo el anhelo de cualquier empresario, que combinado al conocimiento empírico robustecen la ciencia económica y financiera.

2. METODOLOGÍA

La investigación utilizó el paradigma positivista que conlleva un enfoque cuantitativo por el uso de la serie de tiempo con 140 observaciones de ventas mensuales desde el año 2010 hasta el año 2021, para la generación de proyecciones de corto plazo al último trimestre del año 2021 en la empresa “Parrilladas Ohquerico Cía. Ltda.” representativa del Sector Terciario de la Economía correspondiente a Hotelería y Turismo de la Ciudad de Santo Domingo en Ecuador. El método utilizado fue inductivo – deductivo por cuanto para formular el modelo ARCH se ha requerido el análisis de modelos previos que contenían heterocedasticidad y que fueron tratados en forma individual para determinar posteriormente el modelo con mayor robustez. El procesamiento utilizado fue la modelación y la comparación apoyado en el método científico anteriormente señalado, esto permitió eliminar aquellos que no podían ser considerados por diferentes causas: coeficientes no validados, raíces unitarias, dependencia de los residuos, entre otros. El instrumento de investigación utilizado fue la observación en la toma de datos para posteriormente procesarse mediante el programa econométrico Eviews.

3. RESULTADOS

El análisis de la serie histórica de ventas se ha considerado a través de la serie original y su transformación mediante logaritmos considerando los posibles escenarios para maximizar los modelos adecuados que presenten heterocedasticidad y su tratamiento respectivo.

Se utilizó el modelamiento automático del programa Eviews para obtener 144 posibles modelos que fueron estudiados según los criterios de selección Akaike (AIC), Schwarz (BIC) y Hann-Quinn (HQ) y se seleccionaron 10 que se sometieron a la rigurosidad del análisis de los parámetros estableciéndose solo aquellos modelos con parámetros significativos con un valor de probabilidad $p < 0.05$.

3.1 CONTRASTES FORMALES PARA DETERMINAR LA EXISTENCIA DE ESTACIONARIEDAD

Es importante que los modelos cuenten con características de estacionariedad, es decir que su media y varianza sean constantes en el tiempo; por tanto, esta característica fue considerada en la selección de los modelos induciéndola en algunos casos a través de la primera diferencia ordinaria de la serie. En la Tabla 1. se aprecia los contrastes Dickey Fuller Aumentado (DFA), Phillips Perron (PP), Kiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS) y Elliott Rotheberg y Stock (ERS).

La característica de esta serie a trabajar es que 3 de los contrastes señalan que es estable, no tiene raíz unitaria y es estacionaria; en tanto que el criterio ERS si deja a la duda que exista raíz unitaria y por ende se abre la posibilidad de diferenciar la serie como posibilidad para armar nuevos modelos.

Tabla 1. Características principales de los contrastes formales del modelo en diferencias ordinarias

CONTRASTES	TIPO	SIGLA	PRUEBA DE HIPOTESIS	SE REQUIERE	REGLA DE DECISION	VALOR	DECISION
<i>Dickey/Fuller Ampliado</i>	Baja Potencia	ADF	H0: Raíz Unitaria H1: No Raíz Unitaria	Rechazar H0	$p < 0.05$ t-stat = 2.882590	$p = 0.0000$ t-stat = 11.80263	Rechaza H0
<i>Phillips-Perron</i>	Baja Potencia	PP	H0: Raíz Unitaria H1: No Raíz Unitaria	Rechazar H0	$p < 0.05$ t-stat = 2.882433	$p = 0.0001$ t-stat = 46.38838	Rechaza H0
<i>Kiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin</i>	Alta Potencia	KPSS	H0: Estacionariedad H1: No Estacionariedad	NO rechazar H0	$V_{stat} = 0.358863$	Ver = 0.463000 al 95% de confianza	No Rechaza H0
<i>Elliott Rotheberg y Stock</i>	Alta Potencia	ERS	H0: Raíz Unitaria H1: No Raíz Unitaria	Rechazar H0	$V_{stat} = 0.376139$	Ver = 3.133400 al 95% de confianza	No Rechaza H0

Fuente: Los autores y Altamirano (2021).

3.2 ANÁLISIS DEL CORRELOGRAMA

El correlograma de la serie (Ilustración 2), permite analizar las posibles combinaciones para armar modelos autorregresivos estacionarios (ARMA), en caso de diferenciaciones un modelo tipo integrado ARIMA y por lo que se observa en el rezado 12 existe la posibilidad que la serie posea estacionalidad y se necesite estudiar posibles modelos con estas características SARIMA.

Seleccionados los modelos, se pretende elegir aquellos que siendo estables paramétrica-mente, tengan Heterocedastidad que deba ser eliminada mediante la modelación autorregresiva condicionalmente heterocedástica ARCH.

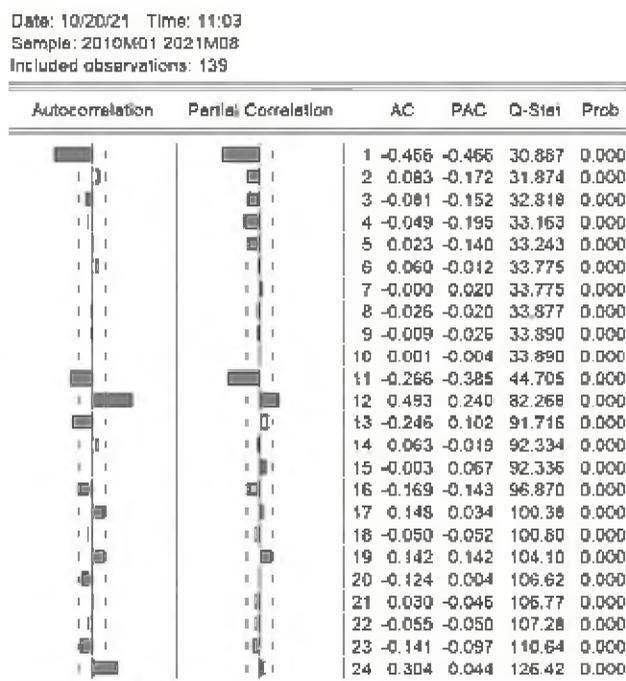


Ilustración 2. Correlograma del modelo de ventas

Fuente: Elaboración Propia.

3.3 ANÁLISIS DE LOS MODELOS AUTOMÁTICOS DE EViews

Uno de los beneficios del avance y progreso tecnológico se relaciona a los beneficios de programas econométricos como Eviews que puede ejecutar sentencias de manera inmediata y entregar resultados de procesos de diferenciación en cuestión de segundos, aquellos cálculos que hace muchos años resultaban engorrosos y muy complejos sobre todo al construir modelos autorregresivos (ar), de medias móviles (ma) y con diferencias estacionales (SAR) y (SMA). Los modelos que el programa en forma automática genera son los que se presentan en la Ilustración 3.

Model Selection Criteria Table					Model Selection Criteria Table				
Dependent Variable: O_ORD_VENTAS					Dependent Variable: O_ORD_VENTAS				
Date: 10/19/21 Time: 23:05					Date: 10/19/21 Time:				
Sample: 2010M01					Sample: 2010M01				
Included observations: 139					Included observations: 139				
Model	LogL	AIC*	BIC	HQ	Model	LogL	AIC*	BIC	HQ
1 (5,5X0.1)	-55.135226	0.959075	1.211215	1.061537	21 (5,5X1.1)	-59.289122	0.969845	1.199962	1.075230
2 (5,5X0.0)	-55.135226	0.959075	1.211215	1.061537	22 (5,5X1.3)	-59.289122	0.969845	1.199962	1.075230
3 (5,5X1.1)	-55.135226	0.959075	1.211215	1.061537	23 (5,5X1.1)	-59.289122	0.969845	1.199962	1.075230
4 (5,5X1.0)	-55.135226	0.959075	1.211215	1.061537	24 (5,5X0.0)	-59.289122	0.969845	1.199962	1.075230
5 (3,0X1.0)	-59.359262	0.962275	1.190389	1.030583	25 (1,2X1.1)	-64.298271	0.989475	1.095034	1.032668
6 (3,0X1.1)	-59.359262	0.962275	1.190389	1.030583	26 (1,2X1.0)	-64.298271	0.989475	1.095034	1.032668
7 (3,0X0.0)	-59.359262	0.962275	1.190389	1.030583	27 (1,2X0.1)	-64.298271	0.989475	1.095034	1.032668
8 (3,0X0.1)	-59.359262	0.962275	1.190389	1.030583	28 (1,2X0.0)	-64.298271	0.989475	1.095034	1.032668
9 (1,1X0.1)	-64.340879	0.976290	1.060348	1.010452	29 (2,1X1.0)	-64.303214	0.990046	1.095105	1.032739
10 (1,1X0.0)	-64.340879	0.976290	1.060348	1.010452	30 (2,1X0.3)	-64.303214	0.990046	1.095105	1.032739
11 (1,1X1.1)	-64.340879	0.976290	1.060348	1.010452	31 (2,1X1.1)	-64.303214	0.990046	1.095105	1.032739
12 (1,1X1.0)	-64.340879	0.976290	1.060348	1.010452	32 (2,1X0.1)	-64.303214	0.990046	1.095105	1.032739
13 (5,2X1.1)	-59.395285	0.977075	1.168181	1.053922	33 (2,0X1.1)	-65.483430	0.962623	1.076870	1.026777
14 (5,2X0.1)	-59.395285	0.977075	1.168181	1.053922	34 (2,0X1.0)	-65.483430	0.962623	1.076870	1.026777
15 (5,2X1.0)	-59.395285	0.977075	1.168181	1.053922	35 (2,0X1.1)	-65.483430	0.962623	1.076870	1.026777
16 (5,2X0.0)	-59.395285	0.977075	1.168181	1.053922	36 (2,0X0.0)	-65.483430	0.962623	1.076870	1.026777
17 (3,0X0.0)	-64.193448	0.988478	1.008338	1.031171	37 (2,0X1.0)	-63.969946	0.968513	1.125441	1.050802
18 (3,0X1.1)	-64.193448	0.988478	1.008338	1.031171	38 (2,0X1.1)	-63.969946	0.968513	1.125441	1.050802
19 (3,0X0.1)	-64.193448	0.988478	1.008338	1.031171	39 (2,0X0.1)	-63.969946	0.968513	1.125441	1.050802
20 (3,0X1.0)	-64.193448	0.988478	1.008338	1.031171	40 (2,0X0.0)	-63.969946	0.968513	1.125441	1.050802
41 (3,1X1.1)	-64.017643	1.000252	1.126322	1.051483	61 (3,2X1.0)	-63.859286	1.012276	1.159358	1.072045
42 (3,1X1.0)	-64.017643	1.000252	1.126322	1.051483	62 (3,2X0.1)	-63.859286	1.012276	1.159358	1.072045
43 (3,1X0.1)	-64.017643	1.000252	1.126322	1.051483	63 (3,2X1.1)	-63.859286	1.012276	1.159358	1.072045
44 (3,1X0.0)	-64.017643	1.000252	1.126322	1.051483	64 (3,2X0.1)	-63.859286	1.012276	1.159358	1.072045
45 (4,0X1.0)	-64.170735	1.002431	1.128158	1.053670	65 (1,4X0.1)	-63.901375	1.012877	1.159969	1.072647
46 (4,0X0.0)	-64.170735	1.002431	1.128158	1.053670	66 (1,4X0.0)	-63.901375	1.012877	1.159969	1.072647
47 (4,0X1.1)	-64.170735	1.002431	1.128158	1.053670	67 (1,4X1.0)	-63.901375	1.012877	1.159969	1.072647
48 (4,0X0.1)	-64.170735	1.002431	1.128158	1.053670	68 (1,4X1.1)	-63.901375	1.012877	1.159969	1.072647
49 (1,3X1.1)	-64.245131	1.003602	1.129572	1.054733	69 (2,3X0.1)	-63.901719	1.012882	1.159964	1.072651
50 (1,3X1.0)	-64.245131	1.003602	1.129572	1.054733	70 (2,3X0.0)	-63.901719	1.012882	1.159964	1.072651
51 (1,3X0.1)	-64.245131	1.003602	1.129572	1.054733	71 (2,3X1.0)	-63.901719	1.012882	1.159964	1.072651
52 (1,3X0.0)	-64.245131	1.003602	1.129572	1.054733	72 (2,3X1.1)	-63.901719	1.012882	1.159964	1.072651
53 (5,0X0.1)	-60.804925	1.008642	1.155724	1.058412	73 (4,1X0.0)	-63.955744	1.013850	1.160736	1.073423
54 (5,0X1.1)	-60.804925	1.008642	1.155724	1.058412	74 (4,1X0.1)	-63.955744	1.013850	1.160736	1.073423
55 (5,0X0.0)	-60.804925	1.008642	1.155724	1.058412	75 (4,1X1.1)	-63.955744	1.013850	1.160736	1.073423
56 (5,0X0.1)	-60.804925	1.008642	1.155724	1.058412	76 (4,1X1.0)	-63.955744	1.013850	1.160736	1.073423
57 (3,4X1.1)	-61.749478	1.010707	1.168812	1.087554	77 (0,9X0.0)	-68.412884	1.020184	1.083219	1.045799
58 (3,4X1.0)	-61.749478	1.010707	1.168812	1.087554	78 (0,9X1.1)	-68.412884	1.020184	1.083219	1.045799
59 (3,4X0.1)	-61.749478	1.010707	1.168812	1.087554	79 (0,9X1.0)	-68.412884	1.020184	1.083219	1.045799
60 (3,4X0.0)	-61.749478	1.010707	1.168812	1.087554	80 (0,9X0.1)	-68.412884	1.020184	1.083219	1.045799
81 (1,5X0.0)	-63.520302	1.021719	1.189812	1.090027	101 (4,2X0.0)	-63.799350	1.024419	1.192513	1.092728
82 (1,5X1.0)	-63.520302	1.021719	1.189812	1.090027	102 (4,2X0.1)	-63.799350	1.024419	1.192513	1.092728
83 (1,5X1.1)	-63.520302	1.021719	1.189812	1.090027	103 (4,2X1.0)	-63.799350	1.024419	1.192513	1.092728
84 (1,5X0.1)	-63.520302	1.021719	1.189812	1.090027	104 (4,2X1.1)	-63.799350	1.024419	1.192513	1.092728
85 (4,4X0.0)	-61.574557	1.022494	1.232611	1.107679	105 (0,3X0.1)	-67.123499	1.030336	1.131394	1.079308
86 (4,4X1.1)	-61.574557	1.022494	1.232611	1.107679	106 (0,3X1.1)	-67.123499	1.030336	1.131394	1.079308
87 (4,4X1.0)	-61.574557	1.022494	1.232611	1.107679	107 (0,3X0.0)	-67.123499	1.030336	1.131394	1.079308
88 (4,4X0.1)	-61.574557	1.022494	1.232611	1.107679	108 (0,3X1.0)	-67.123499	1.030336	1.131394	1.079308
89 (5,1X0.0)	-63.582452	1.022606	1.190700	1.090915	109 (2,5X1.1)	-63.520220	1.036003	1.225109	1.112850
90 (5,1X1.1)	-63.582452	1.022606	1.190700	1.090915	110 (2,5X1.0)	-63.520220	1.036003	1.225109	1.112850
91 (5,1X1.0)	-63.582452	1.022606	1.190700	1.090915	111 (2,5X0.1)	-63.520220	1.036003	1.225109	1.112850
92 (5,1X0.1)	-63.582452	1.022606	1.190700	1.090915	112 (2,5X0.0)	-63.520220	1.036003	1.225109	1.112850
93 (3,1X1.0)	-61.654411	1.023634	1.233752	1.109020	113 (5,4X0.1)	-61.562459	1.036007	1.267730	1.130531
94 (3,1X0.0)	-61.654411	1.023634	1.233752	1.109020	114 (5,4X1.0)	-61.562459	1.036007	1.267730	1.130531
95 (3,1X0.1)	-61.654411	1.023634	1.233752	1.109020	115 (5,4X0.0)	-61.562459	1.036007	1.267730	1.130531
96 (3,1X1.1)	-61.654411	1.023634	1.233752	1.109020	116 (5,4X1.1)	-61.562459	1.036007	1.267730	1.130531
97 (2,4X0.1)	-63.869599	1.023851	1.191945	1.092159	117 (4,5X0.0)	-61.585257	1.036647	1.267778	1.130570
98 (2,4X1.0)	-63.869599	1.023851	1.191945	1.092159	118 (4,5X0.1)	-61.585257	1.036647	1.267778	1.130570
99 (2,4X0.0)	-63.869599	1.023851	1.191945	1.092159	119 (4,5X1.0)	-61.585257	1.036647	1.267778	1.130570
100 (2,4X1.1)	-63.869599	1.023851	1.191945	1.092159	120 (4,5X1.1)	-61.585257	1.036647	1.267778	1.130570
121 (0,4X1.1)	-66.734697	1.039067	1.165137	1.090298	133 (0,1X0.0)	-70.472569	1.135322	1.198359	1.103938
122 (0,4X0.0)	-66.734697	1.039067	1.165137	1.090298	134 (0,1X1.1)	-70.472569	1.135322	1.198359	1.103938
123 (0,4X0.1)	-66.734697	1.039067	1.165137	1.090298	135 (0,1X1.0)	-70.472569	1.135322	1.198359	1.103938
124 (0,4X1.0)	-66.734697	1.039067	1.165137	1.090298	136 (0,1X0.1)	-70.472569	1.135322	1.198359	1.103938
125 (0,5X0.1)	-65.910990	1.041586	1.188968	1.101355	137 (0,0X1.1)	-82.735019	1.353357	1.395381	1.270434
126 (0,5X0.0)	-65.910990	1.041586	1.188968	1.101355	138 (0,0X0.0)	-82.735019	1.353357	1.395381	1.270434
127 (0,5X1.1)	-65.910990	1.041586	1.188968	1.101355	139 (0,0X1.0)	-82.735019	1.353357	1.395381	1.270434
128 (0,5X1.0)	-65.910990	1.041586	1.188968	1.101355	140 (0,0X0.1)	-82.735019	1.353357	1.395381	1.270434
129 (0,2X1.1)	-72.253377	1.089934	1.173381	1.123488	141 (4,3X1.0)	-87.236664	1.374809	1.563915	1.451656
130 (0,2X1.0)	-72.253377	1.089934	1.173381	1.123488	142 (4,3X0.1)	-87.236664	1.374809	1.563915	1.451656
131 (0,2X0.1)	-72.253377	1.089934	1.173381	1.123488	143 (4,3X0.0)	-87.236664	1.374809	1.563915	1.451656
132 (0,2X0.0)	-72.253377	1.089934	1.173381	1.123488	144 (4,3X1.1)	-87.236664	1.374809	1.563915	1.451656

Ilustración 3. Modelaciones automáticas de Eviews y criterios de información
Fuente: Elaboración Propia.

Los modelos que mejor se ajustan para hacer la captura de la memoria histórica de la serie son aquellos que se diferencian logarítmicamente en primera diferencia, en pocas palabras que denotan las tasas de crecimiento de las ventas.

De acuerdo a los 144 modelos encontrados, los criterios de información permiten determinar los óptimos como en caso de la Ilustración 4 donde se pueden observar los primeros 20 modelos seleccionados automáticamente; sin embargo, se pudieron realizar estudios sobre otros modelos de los que se encuentran, silenciando ciertos parámetros (AR) y (MA) para obtener modelos robustos, pero con características heterocedásticas.

Criterio de Información Akaike (Top 20 modelos)

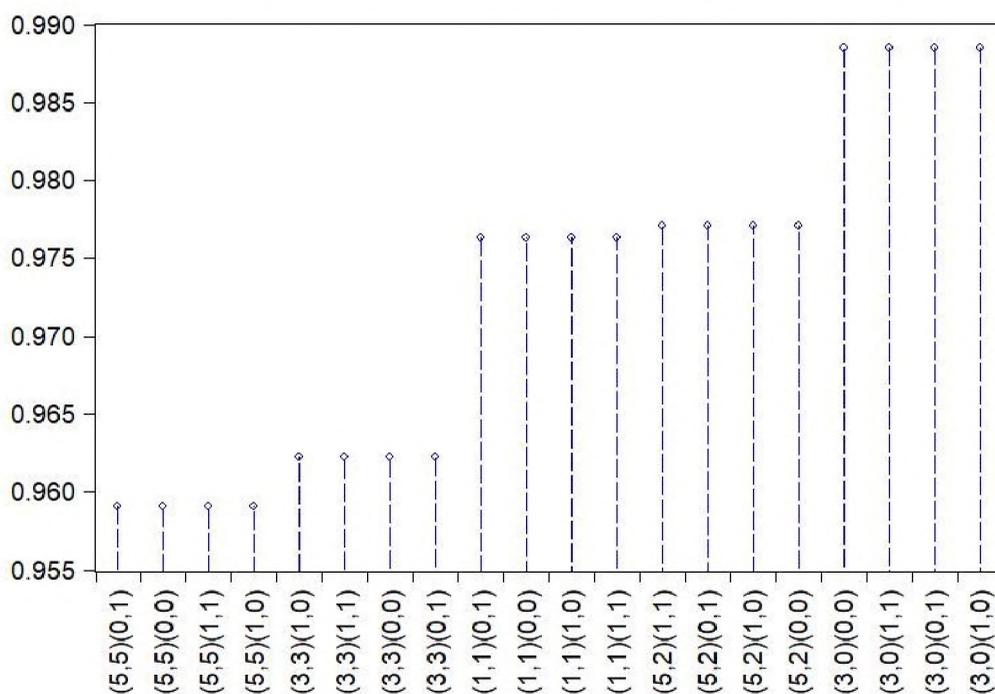


Ilustración 4. Modelos automáticos con menor criterio de información AIC

Fuente: Elaboración Propia.

El proceso de selección de los modelos se obtuvo mediante los criterios de información y en la bondad de los parámetros para ser significativos, de los cuales se seleccionaron 10 modelos a los que se les sometió a las pruebas señaladas obteniéndose los resultados de la Tabla 2. a continuación:

Tabla 2. Selección de los modelos más significativos para validación

Coeficiente	Modelos									
	(5,5)(1,1)	(5,5)(1,0)	(5,5)(0,1)	(5,5)(0,0)	(1,1)(0,0)	(2,2)(0,0)	(4,0)(0,0)	(3,0)(0,0)	(2,0)(1,0)	(3,3)(1,0)
AR(1)	0.328643	0.164466	0.225734	0.170372	0.903727		-0.599329	-0.569851		
AR(2)	0.382069	0.438948	0.308591	0.406953		0.329629	-0.302358	-0.352537	-0.272351	
AR(3)	-0.708441	-0.563498	-0.411738	-0.456583		0.503460	-0.261009	-0.149786		0.993777
AR(4)	0.067244	-0.239757	-0.326556	-0.326828			-0.191123			
AR(5)	0.627260	0.829285	0.847877	0.891933						
MA(1)	0.309005	0.498334	0.366188	0.230701	-0.556789					
MA(2)	-0.257582	-0.017656	0.216453	-0.026849		-0.261651				
MA(3)	0.886801	0.762415	0.555773	0.555579						-0.378939
MA(4)	0.499015	0.640582	0.726446	0.541397						
MA(5)	-0.494874	-0.396223	-0.368613	-0.570171						
SAR(1)	-0.818847	-0.327377							-0.486482	-0.968284
SMA(1)	0.374334		-0.269095							

Fuente: Elaboración Propia.

Por la significancia de los parámetros los modelos (5,5)(1,1); (5,5)(1,0); (5,5)(0,1) y (5,5)(0,0) del modelador automático de Eviews no son significativos a pesar que resultan ser modelos seleccionados en forma automática, razón por la que se obtuvieron otros modelos con significancia estadística como: (1,1)(0,0); (2,2)(0,0); (4,0)(0,0); (3,0)(0,0); (2,0)(1,0) y (3,3)(1,0), los cuales resultan adecuados para seguir a la siguiente etapa. Los modelos con menores criterios AIC, BIC y HQ fueron (2,0)(1,0) y (3,3)(1,0) y se sometieron al análisis de los coeficientes para determinar si son estables y significativos como se observa en la Ilustración 5:

(2,0)(1,0): d[log(ventas_mensuales),1,0] c ar(2) sa(1)					(3,3)(1,0): d[log(ventas_mensuales),1,0] c ar(3) ma(3) sa(1)				
Dependent Variable: D[LOG(VENTAS_MENSUALES),1,0]					Dependent Variable: D[LOG(VENTAS_MENSUALES),1,0]				
Included observations: 139					Included observations: 139				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.004171	0.024906	0.167483	0.8672	C	0.004278	0.073746	0.058009	0.9538
AR(2)	-0.272351	0.106132	-2.566142	0.0114	AR(3)	0.993777	0.069573	1428.401	0.0000
SAR(1)	-0.486482	0.053337	-9.120930	0.0000	SAR(1)	-0.378939	0.032854	-1159.389	0.0000
SIGMASQ	0.159465	0.007603	2.097387	0.0000	MA(3)	-0.968284	0.157497	-6.147957	0.0000
R-squared	0.207663	Mean dependent var	0.003296		SIGMASQ	0.162474	0.011315	1435.874	0.0000
Adjusted R-squad	0.190056	S.D. dependent var	0.450242		R-squared	0.192714	Mean dependent var	0.003246	
S.E. of regression	0.405204	Akaike info criterion	1.061656		Adjusted R-squad	0.188616	S.D. dependent var	0.450242	
Sum squared res	2.216570	Schwarz criterion	1.146101		S.E. of regression	0.410532	Akaike info criterion	1.106326	
Log likelihood	-6.978510	Hannan-Quinn criter.	1.095972		Sum squared res	2.258392	Schwarz criterion	1.211883	
F-statistic	1.179404	Durbin-Watson stat	2.086767		Log likelihood	-7.188969	Hannan-Quinn criter.	1.149222	
Prob(F-statistic)	0.000001				F-statistic	7.997049	Durbin-Watson stat	2.148009	
					Prob(F-statistic)	0.000008			

Ilustración 5. Análisis de los criterios de información de los modelos (2,0)(1,0) y (3,3)(1,0)

Fuente: Elaboración Propia.

El modelo seleccionado según los criterios AIC, BIC y HQ es el modelo (2,0)(1,0), que como se aprecia posee un autorregresivo silenciado AR(1), sin embargo al revisar el correlograma de los residuos al cuadrado, resulta que no existe correlación en los residuos. Esto permite concluir que el modelo adecuado es el modelo (3,3)(1,0) con los autorregresivos AR (1), AR (2) y medias móviles MA (1) y MA (2) que están silenciados.

Si se analiza el Durbin Watson por 2.148 se encuentra en la zona de aceptación de la hipótesis nula que significa que el modelo tiene independencia en sus residuos.

3.4 ANÁLISIS DE RAÍCES UNITARIAS DE LOS MODELOS

Posterior a tener el modelo adecuado, la validación sobre las raíces unitarias es importante, y como se aprecia en la Ilustración 6. no existen raíces fuera del círculo unitario y como consecuencia este modelo no sería explosivo.

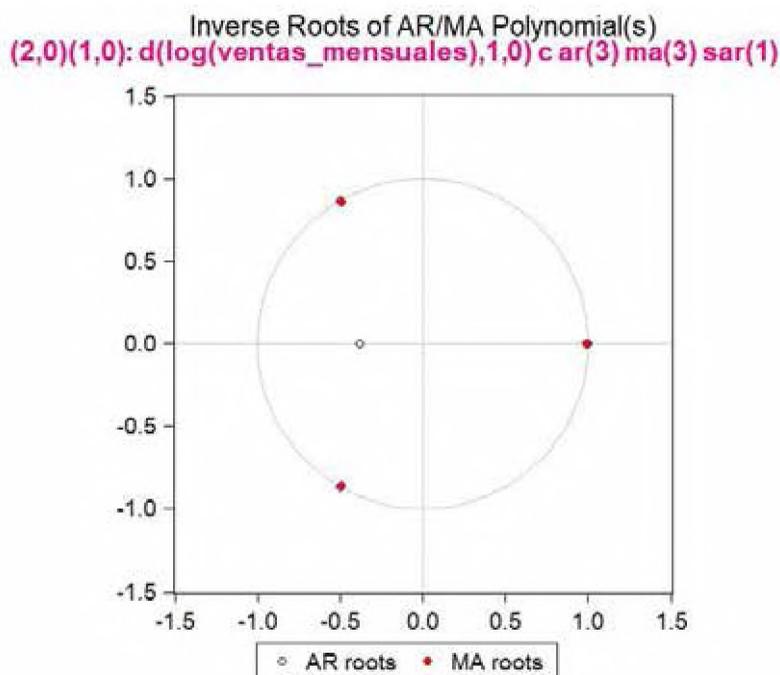


Ilustración 6. Análisis de la presencia de raíces unitarias en el modelo (3,3)(1,0).

Fuente: Elaboración Propia.

Existen modelos que pueden ser explosivos y no son ideales para proyecciones, gráficamente se los puede identificar cuando alguno de los puntos están fuera del círculo unitario.

3.5 ANÁLISIS DE LA PRESENCIA DE HETEROCEDASTICIDAD EN EL MODELO

La heterocedasticidad es un problema que se presenta en modelos donde la varianza de los errores σ^2 no es constante y rompe la regla de estacionariedad. De acuerdo al test de heterocedasticidad de la Ilustración 7, existe la presencia de este escenario ($p=0.0000$) lo cual concuerda con el correlograma de los residuos al cuadrado mediante el uso de AC (Función de Autocorrelación Simple) ya que hay que recordar que $E[\varepsilon_t^2]=\sigma_s^2$; por tanto, requiere corregirse mediante la formulación de una propuesta ARCH.

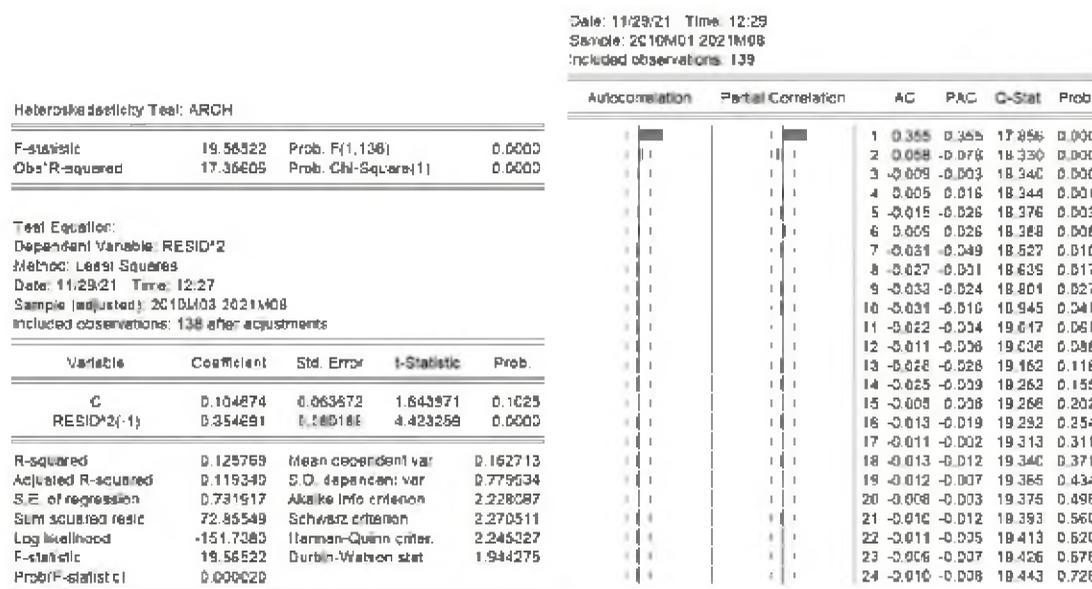


Ilustración 7. Test Arch y residuos al cuadrado del modelo (3,3)(1,0).

Fuente: Elaboración Propia.

3.6 CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO ARCH

Dado que el modelo adolece de varianzas inconstantes, se procede a aplicar la aplicación del modelaje ARCH (1), así se aprecia en el correlograma de la Ilustración 8:

Dependent Variable: D(LOG(VENTAS_MENSUALES),1,0)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 11/29/21 Time: 12:40
 Sample (adjusted): 2010M02 2021M08
 Included observations: 135 after adjustments
 Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 35 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Praisample variance backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(5) + C(6)*RESID(-1)^2

Date: 11/29/21 Time: 12:43
 Sample: 2010M01 2021M08
 Included observations: 139

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.016434	0.014208	1.156632	0.2474
AR(3)	-0.099975	7.77E-05	-12872.39	0.0000
SAR(1)	-0.488219	0.167638	-2.912340	0.0035
MA(3)	0.997992	0.000948	1179.752	0.0000

Variance Equation				
C	0.049024	0.006673	7.347083	0.0000
RESID(-1)^2	0.633608	0.107433	5.853083	0.0009

R-squared	0.195498	Mean dependent var	0.003246
Adjusted R-squared	0.177620	S.D. dependent var	0.450242
S.E. of regression	0.408303	Akaike info criterion	0.464349
Sum squared resid	22.50604	Schwarz criterion	0.591017
Log likelihood	-26.27223	Hannan-Quinn criter.	0.515823
Durbin-Watson stat	2.111656		

Inverted AR Roots	.50 - .87i	.50 - .87i	-.49	-1.00
Inverted MA Roots	.50 - .87i	.50 - .87i	-1.00	

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1	0.270	0.270	10.376	0.001		
2	-0.036	-0.117	10.558	0.005		
3	0.001	0.048	10.559	0.014		
4	0.053	0.038	10.560	0.027		
5	0.004	-0.023	10.563	0.052		
6	0.066	0.070	11.337	0.079		
7	-0.087	-0.137	12.472	0.086		
8	-0.035	0.038	12.658	0.123		
9	-0.022	-0.041	12.771	0.173		
10	-0.065	-0.063	13.422	0.201		
11	-0.032	0.022	13.577	0.257		
12	0.085	0.070	14.088	0.259		
13	0.002	-0.035	14.088	0.327		
14	-0.009	0.013	14.089	0.399		
15	-0.001	-0.017	14.700	0.473		
16	-0.032	-0.040	14.861	0.535		
17	-0.061	-0.050	15.461	0.562		
18	0.019	0.032	15.517	0.626		
19	-0.048	-0.060	15.890	0.665		
20	0.024	0.068	15.989	0.717		
21	-0.030	-0.070	16.135	0.762		
22	-0.036	0.038	16.168	0.796		
23	-0.035	-0.023	16.591	0.829		
24	0.038	0.019	16.833	0.856		

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Ilustración 8. Análisis de la significancia paramétrica y la corrección de la heterocedasticidad
Fuente: Elaboración Propia.

El coeficiente alfa es de 0.677656 y es menor que uno por lo tanto pasa la validación que todos los alfas del modelo deben sumarse y su valor debe resultar ser menor que 1 en términos absolutos [1], como segundo elemento importante es la constante que es mayor que cero (0.052).

$$\sum \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n < |1|$$

Por tanto, el modelo propuesto para determinar las características de la serie histórica es:
 $D(\text{LOG}(\text{VENTAS_MENSUALES}),1,0) = 0.016433882437 + [AR(3)=-0.099975163419, SAR(1)=-0.488219187728, MA(3)=0.997992429573, UNCOND, ESTSMP L="2010M02 2021M08"]$ [6]

3.7 CRITERIOS DE PREDICTIBILIDAD

En la Ilustración 9, se pueden apreciar los criterios que el modelo presenta para su confiabilidad en el pronóstico de resultados, el Error Absoluto Medio (MAE) de \$5.435 lo cual resulta ser significativo, pero hay que considerar que también señala que existen otras variables que pueden afectar al modelo pero que no han sido consideradas y se evidencia en el alto Porcentaje de Error Medio Absoluto (MAPE) del 41%.

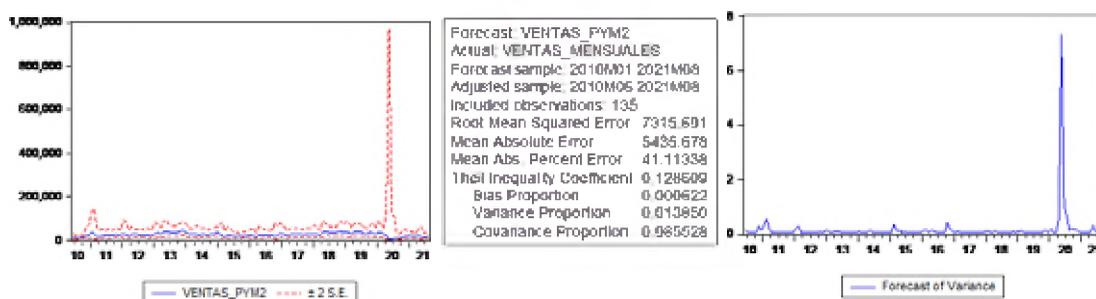


Ilustración 9. Criterios de predictibilidad del modelo (3,3)(1,0)

Fuente: Elaboración Propia.

Al analizarse este modelo se evidencia que requiere la combinación de otras variables para robustecer su predicción; sin embargo, la idea de esta propuesta es la viabilidad del estudio de series de tiempo ARCH en los negocios empresariales.

3.8 PROYECCIONES

Superado el criterio de predictibilidad, es momento de usar el modelo para generar una proyección de corto plazo como es típico de esta clase de modelos de máximo 5 proyecciones, (Morales, 2021) no sin antes analizar la captura de la memoria del modelo en la Ilustración 10 para visualizar el grado de acercamiento entre Y_t e Y_t' .

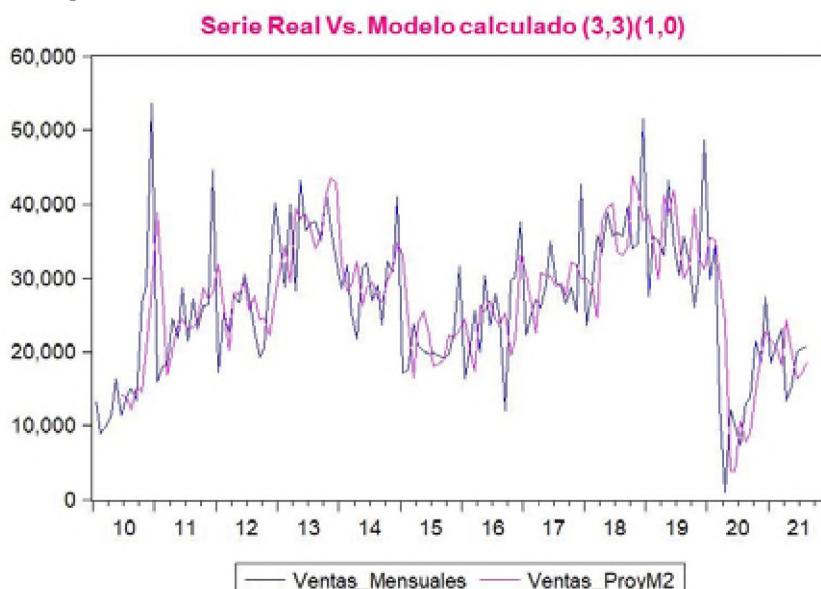


Ilustración 10. Recorrido de la memoria y la prospección del modelo (3,3)(1,0).

Fuente: Elaboración Propia.

En la Ilustración 11. se evidencian al final del año 2021 las 4 proyecciones que el modelo entrega, evidenciándose una recuperación corta por tratarse de los meses finales de año donde las ventas tienden a estabilizarse o aumentar.

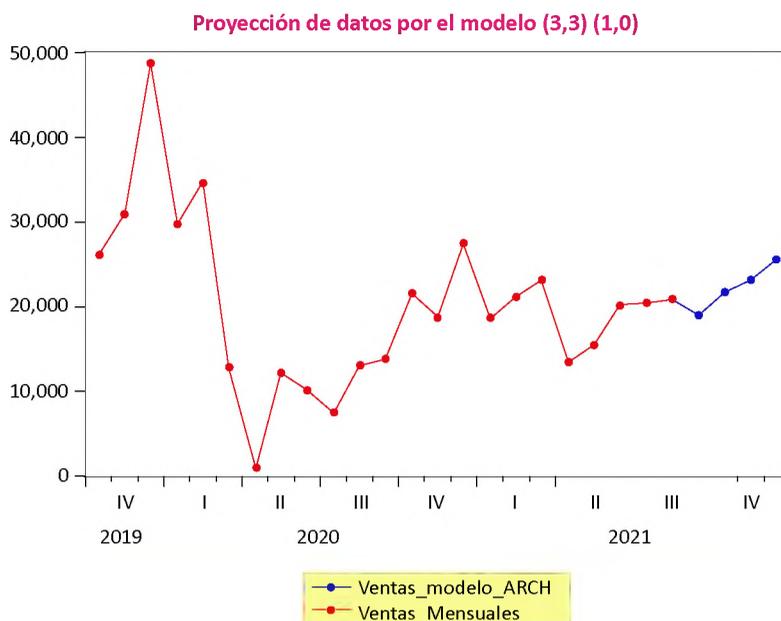


Ilustración 11. Proyección de 4 meses con el modelo (3,3)(1,0).

Fuente: Elaboración Propia.

En la Tabla 3. se puede analizar la cuantificación de los valores del último cuatrimestre del año 2021 producto de la proyección de ventas que se espera tendría la empresa de mantenerse las condiciones actuales, lo que les permitiría a los directivos tomar decisiones en favor de reducir costos, realizar pagos a proveedores, ampliar su infraestructura en el local o fuera de este al aperturar nuevas sucursales.

Tabla 3. Análisis de las proyecciones del tercer cuatrimestre 2021

Periodo Mensual	Proyección de Ventas	
2021M09	\$	18.948,20
2021M10	\$	21.832,36
2021M11	\$	23.061,66
2021M12	\$	25.540,77

Fuente: Elaboración Propia.

El análisis de la serie temporal ha permitido obtener un modelo de proyección que requiere la incorporación de variables que lo puedan robustecer, considerando que la modelación fue

realizada en base a sus propias características históricas y que reúnen importante información que sin embargo ayudan a tener una visión importante de las ventas en los próximos períodos.

4. DISCUSIÓN

Existen diversas aplicaciones de la metodología de series de tiempo, las mismas que pueden partir desde modelaciones ARMA, ARIMA, SARIMA en función de las características de la serie. Para el caso de una modelación sobre la oferta de medicamentos en el Estado de Río Grande do Sul la aplicación del modelo SARIMA resultó exitoso al estudiarse su comportamiento estacional en forma anual con influencia de los tres últimos meses en el comportamiento de la serie (Branco *et al.*, 2020). En esta misma ruta, se realiza un análisis de la inflación en dos regiones, la primera corresponde a Colombia, México, Perú y Uruguay y la segunda a Tailandia, Corea del Sur, Filipinas e Indonesia desde 1960 a 2018 identificándose una varianza incondicional en la inflación en siete de las ocho economías indicadas (Rosas *et al.*, 2020). Con este criterio concuerdan (Rodríguez Benavides *et al.*, 2020) al señalar que la incertidumbre de la inflación tiende a ser positiva con el crecimiento económico por los efectos de la volatilidad en México entre 1993 y 2018.

Los modelos antecedentes al ARCH deben corresponderse a modelos robustos que su problema sea la volatilidad, en el caso de consumo de bebidas en una empresa importante de Europa el mejor modelo surgió de un SARIMA (5,0,1)(1,0,0) en forma semanal que comparado con un modelo básico de promedios no fue ideal por más componente estacional que se quiso capturar (Mircetic *et al.*, 2016).

Según Suárez (2018), un modelo de pronóstico que se sustente en series de tiempo a través del uso de la analítica predictiva (computación y estadística) soportado en nueva tecnología generan predicciones valiosas. Complementando este criterio, Barbosa y Valls (2017) señalan la importancia actual de la tecnología como las computadoras y los softwares, para el desarrollo de las series temporales y la predicción con modelaciones ARCH (Chen & Politis, 2019). Dado que estos modelos no son lineales y sus escenarios son cambiantes (Magalhães de Pinho, de Camargos y Figueiredo, 2017), en ciertas ocasiones requieren de transformaciones mediante logaritmos o primeras diferencias para ser aptos, tal es el caso de los tipos de cambio entre el peso y el dólar (Valencia, 2016), el precio del café colombiano (Monsalve, 2016), el precio del barril del petróleo en Ecuador (Noriega, 2019) que sufren constantes cambios (volatilidad) diarios que los modelos ARIMA no pueden capturar y su característica es ser un modelo leptocúrtico influenciado por las noticias más recientes.

Considerando lo anterior, un modelo ARIMA que explique la producción agrícola y su afectación por las políticas relacionadas al desarrollo crediticio, no puede explicar tales escenarios,

producto de noticias o acontecimientos importantes sino a través de un modelo ARCH dadas las características no lineales que se generan en escenarios políticos cambiantes, (Martins et al., 2020) ya que los efectos proporcionados en el modelo ARCH, captan la influencia de noticias buenas y malas mediante el cambio de la varianza. Pues si esta aumenta, en el pronóstico o en su estimación, es efecto de noticias malas, pero cuando se mitiga o se ve a la baja, se dice que son efectos positivos.

Otro uso importante de los modelos ARCH han sido los precios de las acciones en los mercados internacionales bursátiles donde los escenarios cambiantes no permiten el uso de modelos tradicionales (Herrera, 2017) y para el caso del precio de las acciones del Banco del Pichincha en Ecuador se observa en la serie presencia de volatilidad donde la media y la varianza no son constantes, por tanto un modelo ARIMA no permite la captura de estas características que si lo hace un modelo heterocedástico ARCH (Carrillo, 2017).

Una propuesta interesante de la aplicabilidad de los modelos ARCH se observa en la relación comercial de productos culturales de México tras la aplicación inicial de modelaciones VAR que no pudieron obtener un resultado adecuado por la heterocedasticidad de la serie, siendo necesario un modelo ARCH por la influencia en el mercado nacional de artistas y producción extranjera (Corte, 2020).

CONCLUSIONES

La toma de decisiones empresariales y financieras requieren de herramientas que faciliten la manipulación de datos históricos en las organizaciones, la idea es establecer un grado de eficacia respecto al tiempo de obtención de resultados. Para conseguir este objetivo, sin duda que existen programas bastante buenos que permiten realizar modelaciones en tiempo real, uno de ellos es Eviews que fue utilizado para determinar las proyecciones del último trimestre del año 2021.

El modelo ARIMA tiene una característica estocástica muy distinta a la de un modelo ARCH. Pues para el caso del primer modelo, se requiere que la serie analizada sea estacionaria (que cumpla con media y varianza constante y la existencia de covarianza entre periodos, pero que esta última se aproxime a 0), además se puede utilizar la serie con transformaciones (Log, Box-Cox, y Log Box-Cox), que en este caso particular se utilizó logaritmos para que se pudiera encontrar el modelo y así validar que tiene presencia de heterocedasticidad.

En el caso del segundo modelo, su estructura plantea un proceso estocástico donde la serie cumple con 2 de 3 supuestos y por ello se debe condicionar un proceso autorregresivo (que es netamente estacionario) junto con la heterocedasticidad y así generar una estimación oportuna de la varianza para ser incluido en un modelo de medias. Con este antecedente se

aplicó la metodología ARCH para corregir la distorsión, la prueba los residuos al cuadrado determinó que más del 95% de ellos superaron la probabilidad $p > 0.05$ por tanto el modelo se consideró estable y homocedástico.

Las características de predicción como el Error Absoluto Medio (MAE) de \$5.435,68 y el Porcentaje de Error Medio Absoluto (MAPE) del 41,11% determinan que el modelo seleccionado requiere de la incorporación de otras variables explicativas para robustecerlo, sin embargo en la aplicación de esta metodología de series de tiempo termina siendo el mejor modelo, basado en su propio comportamiento y considerando que parte de los datos considerados fueron afectados por una externalidad no controlable que afectó las ventas y que sin duda también afectó la estacionalidad de la serie por tanto el nivel de pronóstico bajo la metodología ARCH ajusta su nivel a las últimas noticias que se re registran y que son las de la pandemia COVID-19.

Los pronósticos de ventas calculados a partir del modelo ARCH determinan valores razonables a pesar de lo señalado anteriormente y que se espera para los meses de septiembre, octubre, noviembre y diciembre son: \$18.948,20; \$21.632,36; \$23.061,66 y \$25.540,77 respectivamente, lo que va a permitir considerar decisiones a nivel empresarial y financiero importantes para una organización.

Finalmente, la utilidad de este tipo de modelos frecuentemente ha sido en series financieras, sin embargo; se puede extender, dado que la formulación ARCH surge del análisis de la inflación, tal cual lo hace Engle en 1982 y que por ello, no se descarta que el uso de estos modelos puedan ser aplicados a otra clase de series, distintas de las financieras como la presente investigación que justifica el uso en eventos donde la presencia de volatilidad no permite que un modelo ARIMA capture ese comportamiento y sea la metodología ARCH la que corrige esa distorsión para al final del día determinar pronósticos más confiables en el campo de los negocios.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altamirano, R. (2021). *Modelo de pronóstico de ventas para la toma de decisiones gerenciales y financieras, un análisis con el método ARCH*. Universidad Benito Juárez .

Amate, K. (2018). *Modelos ARCH y GARCH: Aplicación a series financieras* Universidad de Barcelona. <http://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/125023/2/memoria.pdf>

Barreras Serrano, A., Sánchez López, E., Pérez Linares, C., & Figueroa Saavedra, F. (2013). Uso de un modelo univariado de series de tiempo para la predicción del comportamiento de la producción de carne de cerdo en Baja California, México. *Revista Científica*, XXIII(5), 403-409. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=95928428006>

Branco, A., Branco, A. do N., Ziegler, C., Ricci, M. R., Zanini, R. R., & Souza, A. M. (2020). Análise do comportamento da oferta de medicamentos contra hipertensão e diabetes no estado do Rio Grande do Sul entre 2006 e 2017 por meio da metodologia ARIMA. *Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas*, 15(2), 91. <https://doi.org/https://doi.org/10.15675/gepros.v15i2.2435>

Burgaentzle Jarrín, F. (2016). *Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos: caso de estudio de una empresa láctea ecuatoriana*. Universidad San Francisco de Quito. <https://repositorio.usfq.edu.ec/bitstream/23000/6226/1/128660.pdf>

Casas Monsegny, M., & Cepeda Cuervo, E. (2008). Modelos ARCH, GARCH Y EGARCH: Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, XXVII(48), 287-320. <https://www.redalyc.org/pdf/2821/282122032011.pdf>

Chen, J., & Politis, D. N. (2019). Optimal Multi-Step-Ahead Prediction of ARCH/GARCH Models and NoVaS Transformation. *Econometrics 2019*, Vol. 7, Page 34, 7(3), 34. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/econometrics7030034>

Corte Cruz, P. (2020). La apertura comercial de los productos culturales de México The Trade Openness of Cultural Products of Mexico (2008-2017). *Ensayos Revista de Economía*, 39(2), 115-142. <https://doi.org/https://doi.org/10.29105/ensayos39.2-1>

Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (Quinta). McGraw Hill / Interamericana Editores, S.A. de C.V. <https://fvla.files.wordpress.com/2012/10/econometria-damodar-n-gujarati-5ta-ed.pdf>

Hamilton, J. (1994). *Times Series Analysis*. <https://doi.org/o-691-04289-6>

Izar Landeta, J. M. (2019). *Modelos matemáticos para la toma de decisiones* (Primera). Instituto Mexicano de Contadores Públicos.

León Anaya, L. M. (2017). *Aplicación de la descomposición empírica en modos a la predicción del mercado bursátil con los modelos de ARIMA - ARCH y redes neuronales artificiales evolutivas*. Universidad Autónoma del Estado de México. http://ri.uaemex.mx/bitstream/handle/20.500.11799/67404/Tesis_Final_LuisLeon.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Martins, T., Castro Barreto, A., Arruda Coronel, D., Flores Jacobi, L., Wolff Lirio, V., & Mendonça Souza, A. (2020). Persistence effect determination of variability in forecasting of agricultural and road machinery national production. Persistence effect determination of variability in forecasting

of agricultural and road machinery national production Determinação do efeito de persistência da variabilidade na previsão da produção nacional de máquinas agrícolas e rodoviárias. *Ciencia Rural*, 50(6), 2-7. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1590/0103-8478cr20190631>

Mircetic, D., Nikolicic, S., Maslaric, M., Ralevic, N., & Debelic, B. (2016). Development of S-ARIMA Model for Forecasting Demand in a Beverage Supply Chain. *Open Engineering*, 6(1), 407-411. <https://doi.org/https://doi.org/10.1515/eng-2016-0056>

Morales Alberto, A. A. (2021). *Taller de Econometría: Modelo ARCH y GARCH*.

Morales Castro, A., Morales Castro, J. A., & Alcocer Martínez, F. R. (2014). *Administración financiera*. Grupo Editorial Patria.

Moreno Castro, T. F. (2019). *El pronóstico de ventas en los negocios: modelos y aplicaciones*. RIL editores. <https://elibro.net/es/lc/utnorte/titulos/130781>

Rodríguez Benavides, D., López Herrera, F., & Perrotini Hernández, I. (2020). Incidencia de la inflación en el crecimiento económico de México. *Panorama Económico*, 16(31), 9-30. <https://doi.org/https://doi.org/10.29201/pe-ipn.v16i31.263>.

Rosas, E., Baltazar, J. C., & Lapa, J. (2020). Las metas de inflación y su impacto en la incertidumbre inflacionaria: evidencia empírica para América Latina y el Sudeste Asiático. *Revista de Economía*, 37, 81-96. <https://doi.org/10.33937/reveco.2020.130>

Sánchez Cifuentes, J. F., & Cuellar Chaves, M. M. (2018). *Análisis de series de tiempo con métodos econométricos para el control de congestión en redes de telecomunicaciones*.

Stock, J. H., & Watson, M. M. (2012). *Introducción a la Econometría* (Tercera). Pearson Educación, S.A. www.pearson.es

Universidad Autónoma de México. (s. f.). *Modelación ARIMA*.

Wooldridge, J. M. (2010). *Introducción a la econometría Un enfoque moderno (Cuarta)*. <https://herioscarlanda.files.wordpress.com/2018/10/wooldridge-2009-introduccion-a-la-econometria-un-enfoque-moderno.pdf>

Zúñiga, S. (2004). *Econometría práctica con Excel*. <https://docplayer.es/8953378-Econometria-practica-con-excel.html>

CURRICULUM VITAE

Hólguer Rodrigo Altamirano Pérez

Doctor Ph.D. en Dirección de Proyectos por la Universidad Benito Juárez de México. Magister en Planificación Tributaria y Fiscalidad Internacional y Especialista en Tributación por la Universidad Andina Simón Bolívar. Economista por la Facultad de Economía de la Universidad Central del Ecuador. Docente de Ciencias Económicas y Contables por el Instituto Superior Tecnológico O´Higgins.

holguer_rodrigo@yahoo.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9368-6173>

Alexis Adonai Morales Alberto

Economista por la Universidad Nacional Autónoma de México. Asesor financiero y capacitador en temas econométricos, capacitador independiente sobre temas de modelajes y aplicaciones econométricas en R, Phytion y Eviews.

alexis.adonai.morales.a@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2537-9507>

María Eugenia Tovar Pinzón

Doctor Ph.D. en Dirección de Proyectos por la Universidad Benito Juárez de México. Magister en Educación por la Universidad Pedagógica de Colombia. Docente – Bióloga por la Universidad INCCA de Colombia y Agróloga por la Universidad Jorge Tadeo Lozano, Colombia.

mtovar@areandina.edu.co

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9022-3341>

Luis Emilio Yance Gómez

Doctor Ph.D. (c) en Dirección de Proyectos por la Universidad Benito Juárez de México. Maestría en Administración y Dirección de Negocios. Maestría en Seguridad Industrial y Protección Ambiental. Asesor Corporación Pok, S.A de CV

luis.yance@hotmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1964-1268>