



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ciencias Sociales y Humanísticas

**“MODELO ÓPTIMO DE INVENTARIO DE UN PRODUCTO
EMBUTIDO PERECIBLE DE LA EMPRESA ABC EN LA CIUDAD DE
GUAYAQUIL”**

Previo la obtención del Título de:

Magíster en Economía y Dirección de Empresas

Presentado por:

Danny Alberto Delgado Viteri

Rubén Gabriel Estrada Ramírez

GUAYAQUIL - ECUADOR

Año: 2023

AGRADECIMIENTOS

Doy gracias a Dios por darme esta oportunidad y la fuerza para alcanzar la meta. A todos los maestros y compañeros, especialmente a Rubén por su ejemplo, experiencias y conocimientos compartidos en este tiempo de aprendizaje.

Danny Delgado Viteri

Agradezco a Dios por cumplir con este objetivo en mi vida. A nuestro tutor de proyecto de titulación MSc. Juan Carlos Campuzano por su paciencia y por compartir su conocimiento. Y un agradecimiento especial a mi compañero de tesis Danny Delgado por su dedicación y ayuda constante.

Rubén Estrada Ramírez

DEDICATORIA

A Verónica, Valentina, Rafaela y Martina por su sacrificio, generosidad y apoyo constante. A mi madre quien ha sido siempre el ejemplo e impulso en mi vida.

Danny Delgado Viteri

Dedico este trabajo a mi familia por brindarme la fortaleza para culminarlo, a mi esposa Jenniffer quien ha sido mi pilar para seguir adelante; y a mis hijas Antonella y Agatha quienes son mi inspiración.

Rubén Estrada Ramírez

COMITÉ DE EVALUACIÓN

M.Sc. Juan Carlos Campuzano Sotomayor
Tutor del Proyecto

Ph.D. Víctor Hugo González
Evaluador 1

M.Sc. Mary Jovanna Rivadeneira
Evaluador 2

DECLARACIÓN EXPRESA

“La responsabilidad del contenido de este Trabajo de Titulación, corresponde exclusivamente al autor, y al patrimonio intelectual de la misma **ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**”

Delgado Viteri Danny Alberto

Estrada Ramírez Rubén Gabriel

RESUMEN

Los inventarios son recursos que las empresas necesitan tener, pero a la vez requieren minimizar. Las empresas buscan determinar el mejor criterio sobre el modelo de inventarios que se ajusten a sus productos y el beneficio que espera recibir del mismo. Esta investigación tiene como objetivo determinar un nivel de inventario óptimo de un producto embotado perecible que permita satisfacer la demanda disminuyendo el costo financiero por obsolescencias. Para esto se consideró información histórica diaria de la demanda del producto escogido de los años 2019, 2020 y 2021; y mediante la metodología de Box-Jenkins y el programa Eviews se estableció el mejor modelo autorregresivo que se ajusta a la serie de datos, con el que se realizó un pronóstico de demanda a corto plazo de 30 días. En base al pronóstico de la demanda se determinó un modelo de inventarios óptimo calculando niveles mínimos y máximos de stock, para finalmente realizar una validación del modelo con la demanda real del mismo período estimado. De esta manera se comprobó que mediante la aplicación de modelos autorregresivos se puede realizar un pronóstico de demanda con alto nivel de asertividad, que permita establecer modelos de inventarios para productos perecibles.

Palabras Claves: Inventarios, Modelos Autorregresivos, Box-Jenkins, Pronósticos, Nivel mínimo de inventario, Nivel máximo de inventario.

JEL: C51, C61, M11

ABSTRACT

Inventories are resources that companies need to have, but at the same time they need to be minimized. Companies seek to determine the best criteria for the inventory model that fits their products and the benefit they expect to receive from it. The objective of this research is to determine an optimal inventory level of a perishable stuffed product that allows satisfying the demand, reducing the financial cost due to obsolescence. For this, daily historical information on the demand for the chosen product for the years 2019, 2020 and 2021 was considered; and using the Box-Jenkins methodology and the Eviews program, the best autoregressive model that fits the data series was established, with which a short-term demand forecast of 30 days was made. Based on the demand forecast, an optimal inventory model was determined by calculating minimum and maximum stock levels, to finally carry out a validation of the model with the real demand of the same estimated period. In this way, it was verified that by applying autoregressive models, a demand forecast with a high level of assertiveness can be made, which allows establishing inventory models for perishable products.

Keywords: *Inventories, Autoregressive Models, Box-Jenkins, Forecasts, Minimum Inventory Level, Maximum Inventory Level.*

JEL: C51, C61, M11

Índice General

RESUMEN.....	VI
ABSTRACT.....	VII
Índice General	VIII
Índice de Figuras	XI
Índice de Tablas	XII
1 Introducción.....	1
1.1 Antecedentes.....	1
1.2 Planteamiento del problema	3
1.3 Justificación del problema y limitaciones	4
1.3.1 Justificación	4
1.3.2 Limitaciones	5
1.4 Pregunta de investigación	6
1.5 Objetivo General.....	6
1.6 Objetivos Específicos	6
1.7 Variables de interés	7
2 Revisión de Literatura	8
2.1 Literatura principal	8
2.1.1 Marco de referencia.....	8
2.2 Literatura secundaria.....	10
2.2.1 Características de pronósticos	10
2.2.2 Aspectos fundamentales de modelos de inventarios.....	11
2.2.3 Clasificación de modelos de inventarios.....	13
3 Metodología	15
3.1 Fuentes de datos.....	15
3.2 Descripción de las variables	15
3.3 Metodología Box Jenkins.....	16

3.3.1	Identificación.....	16
3.3.1.1	Gráfica de la serie.....	17
3.3.1.2	Prueba de estacionariedad.....	17
3.3.1.3	Correlograma.....	17
3.3.2	Estimación.....	17
3.3.2.1	Estimación del modelo.....	17
3.3.2.2	Selección del modelo ARMA.....	17
3.3.3	Verificación.....	18
3.3.3.1	Test de Ruido Blanco.....	18
3.3.3.2	Prueba de Heterocedasticidad.....	18
3.3.4	Predicción.....	18
3.4	Modelo de Inventarios.....	18
3.4.1	Descripción de las variables.....	18
3.4.2	Validación.....	19
4	Resultados.....	20
4.1	Gráfica de la serie.....	20
4.2	Prueba de No Estacionariedad Dicky-Fuller.....	20
4.3	Correlograma.....	21
4.4	Estimación del modelo.....	22
4.5	Selección del modelo.....	23
4.6	Prueba de Ruido Blanco.....	24
4.7	Prueba de Heterocedasticidad.....	26
4.8	Estimación del modelo ARCH y GARCH.....	27
4.8.1	Modelo ARCH.....	28
4.8.2	Modelo GARCH.....	29
4.9	Prueba de Normalidad.....	30
4.10	Selección del modelo.....	30

4.11	Pronóstico	31
4.12	Modelo de inventarios	31
4.13	Validación.....	33
4.14	Conclusiones.....	35
5	Referencias Bibliográficas.....	37

Índice de Figuras

Figura 1. Metodología Box & Jenkins	16
Figura 2. Gráfica de la serie de Cantidad Pedida	20
Figura 3. Prueba de raíces unitarias Dickey- Fuller	21
Figura 4. Correlograma de la serie Cantidad Pedida	22
Figura 5. Estimación del Modelo AR(2) AR(4) AR(6)	23
Figura 6. Correlograma para el modelo AR(2) AR(4) AR(6)	25
Figura 7. Prueba de Heterocedasticidad del Modelo AR(2) AR(4) AR(6)	27
Figura 8. Estimación del modelo ARCH AR(2) AR(4) AR(6)	28
Figura 9. Estimación del modelo GARCH AR(2) AR(4) AR(6)	29
Figura 10. Prueba de Normalidad	30
Figura 11. Resultado del pronóstico utilizando el modelo GARCH	31
Figura 12. Gráfica de las variables del modelo de inventarios	33
Figura 13. Gráfica del comportamiento del inventario con datos reales de demanda	35

Índice de Tablas

Tabla 1. Variables de investigación	7
Tabla 2. Descripción de las variables.....	15
Tabla 3. Descripción de las variables del modelo de inventarios.....	19
Tabla 4. Criterios de información obtenidos de los modelos ARMA estimados	24
Tabla 5. Resultados AIC obtenidos de los modelos estimados	30
Tabla 6. Modelo de inventarios propuesto	32
Tabla 7. Simulación del modelo con datos reales de demanda	34

1 Introducción

1.1 Antecedentes

El negocio de la alimentación tiene un enorme número de cualidades novedosas que hacen vital una forma algo específica de tratarlo, ya que es inimaginable esperar que implique estándares similares para diferentes empresas (Prusa & Chocholac, 2015). La cuestión fundamental que debe atender esta industria es la caducidad de sus artículos. Una vez que estos caducan, es absurdo esperar que se proceda a su transporte a través de su red de inventario, y entonces abordan una pérdida para la organización. De acuerdo con Thron et al. (2007), los artículos transitorios representan la mitad de la rotación total de los almacenes generales y, además, son los que sufren mayores pérdidas. Por otro lado, a la hora de adquirir estos productos, la calidad es un factor crucial, junto con el precio, ya que una baja calidad puede afectar negativamente al bienestar del cliente, tal como señalan Mccarthy et al. (2006). Del mismo modo, las ofertas de estos artículos rara vez son constantes y se describen mediante variaciones populares debidas a variables como el precio, los avances, la evolución de las inclinaciones o los cambios en el clima (Vorst et al., 1998).

Las razones de la inseguridad alimentaria pueden ser diferentes y diversas, e incorporar factores como la inseguridad política, las guerras, las crisis financieras, los patrones climáticos desfavorables, las características macroeconómicas desequilibradas, la corrupción ecológica, las peculiaridades regulares, el desarrollo de la población, la indigencia, la apropiación inconsistente de alimentos dentro de las familias, el desequilibrio de orientación, entre otros (Smith et al., 2000). No obstante, tal y como afirman (Smith et al., 2000), esta multitud de elementos están conectados de algún modo con dos causas clave: la accesibilidad inadecuada a los alimentos y la falta de acceso a los mismos por parte de las personas y las familias.

En los países en desarrollo, especialmente en América Latina y el Caribe (ALC), la inseguridad alimentaria se debe a la falta de capacidad de las personas para comprar alimentos debido a sus bajos ingresos. Aunque un estudio de la FAO (2009b) mostró que todas las naciones del distrito, excepto Haití, tienen un excedente de alimentos disponibles, el acceso a los alimentos sigue siendo un desafío en la región. El aumento de los precios de los alimentos y la crisis financiera han socavado los esfuerzos de más de 10 años para combatir el hambre.

Por otro lado, en Ecuador, la problemática alimentaria no se debe a la falta de acceso a los alimentos, sino a la dificultad de las personas y familias para adquirir una canasta básica de alimentos que satisfaga sus necesidades.

A pesar de que el sector hortícola ha experimentado un crecimiento (4,9%) superior al de la población (1,5%) en la última década en Ecuador, todavía hay un porcentaje significativo de hogares ecuatorianos (8,7%) que no pueden acceder a suficientes alimentos para cubrir sus necesidades básicas. En 2006, aunque la disponibilidad de kilocalorías (2.273 kcal/día) para el público en general era mayor que la recomendación calórica habitual, el 20% más pobre tenía una media de 1.911 kcal/día por hogar (un 12% menos del mínimo necesario), mientras que el 20% más rico tenía 2.374 kcal/día por hogar.

La seguridad alimentaria se logra "cuando todas las personas tienen acceso monetario y físico a alimentos adecuados, seguros y nutritivos para satisfacer sus necesidades alimentarias y sus preferencias alimentarias, con el fin de llevar una vida sana y activa". A pesar de ello, todavía existen problemas alimentarios que afectan a diferentes regiones del mundo y generan preocupación tanto en las ciudades como en las zonas más vulnerables. De hecho, según la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO, 2009), alrededor de 1.020 millones de personas en todo el mundo sufrieron hambre y desnutrición en 2009, siendo las naciones en desarrollo las más afectadas (Calero León, 2011).

La Empresa ABC

ABC es una empresa procesadora y comercializadora de alimentos, con más de 60 años en el mercado ecuatoriano, y que ha alcanzado gran reconocimiento por la calidad de los productos que provienen principalmente de los sectores cárnicos y agroindustrial, lo que la ha llevado a convertirse en una de las empresas más grandes de su sector y del país.

Sustenta su propósito en el aporte al desarrollo económico y social del país, las necesidades de sus consumidores y el compromiso diario de y hacia sus colaboradores. Su amplia experiencia en el mercado nacional lo ha llevado a incursionar en mercados internacionales a través de sus empresas subsidiarias.

La empresa se enfoca en mejorar la calidad de vida de los ecuatorianos a través de la producción de productos confiables, la creación de empleo y el fomento del

desarrollo en los sectores industrial y agropecuario. Esto se refleja en sus operaciones diarias comprometidas con este objetivo.

Uno de sus pilares fundamentales es la innovación lo que le ha llevado a desarrollar un portafolio de más de 800 productos bajo 25 marcas, bajo diferentes presentaciones y tamaños ajustados a las necesidades de sus consumidores.

Entre estas líneas de negocio ofrece una variedad de embutidos, precocidos y horneados bajo marcas líderes de mercado que gozan de mucho prestigio y un buen posicionamiento en el mercado.

1.2 Planteamiento del problema

La fabricación de embutidos tiene más de 100 años en el Ecuador. Existen criaderos y granjas especializadas para el tratamiento de cerdos, reses y aves que se usan como materia prima para la fabricación de embutidos, entre los que se encuentran la mortadela, jamón, salchichas, chorizos y tocinos, para una producción aproximada de 30.000 toneladas según estimaciones realizadas por el ICEX con datos del año 2020.

En este contexto, la empresa ABC es una de las empresas más grandes del país de la industria alimenticia. Dentro de sus líneas de negocio más importantes está la fabricación y comercialización de embutidos bajo diferentes marcas con muchos años de presencia en el mercado ecuatoriano.

Así mismo, el desarrollo y dinámica comercial de estos productos en el mercado ecuatoriano es cada vez mayor. Existe un alto número de fabricantes artesanales e industrializados, que ofrecen una diferente gama de productos con alcance regional y nacional. Para los consumidores la variedad, la calidad y el precio son factores muy importantes. En los últimos años se viene incrementando además el consumo de chorizos y jamones curados, en su mayoría importados desde España, Italia y Estados Unidos, lo que incrementa las opciones en la oferta y demanda de este tipo de productos.

En esta industria como en muchas otras, uno de los principales retos es establecer el tamaño óptimo del inventario de los productos que comercializa. De cara al cliente, las empresas esperan contar con el inventario suficiente para atender todos los pedidos y no perder ventas y, por otro lado, desde el punto de vista financiero se espera tener el menor inventario posible para no tener capital inmovilizado y favorecer los ciclos de conversión de efectivo. Estas fuerzas internas y opuestas entre sí, llevan a las empresas a escoger diferentes modelos de planificación de inventarios.

El negocio de embutidos tiene varias particularidades que se consideran en los modelos de planificación:

1. Alta variabilidad de la demanda durante todo el año en todos los canales de distribución.
2. Amplio portafolio de productos, diversidad de categorías por tipo, calidad, recetas, ingredientes, muchos de ellos son sustitutos entre sí.
3. Varios competidores en el mercado, con cobertura nacional y local, con permanentes estrategias de penetración y crecimiento como promociones agresivas de alto impacto para el consumidor.
4. Corto tiempo de vida útil de los productos. El tiempo de vida útil oscila entre 30 y 60 días, dependiendo de cada variedad.
5. Tiempo de vida necesario para el canal de distribución. Los clientes detallistas requieren que el producto tenga el 70% de vida útil remanente, considerando el tiempo de exposición en percha, y el tiempo que los consumidores lo conservan en sus hogares.

Por lo tanto, estas variables comprometen la precisión de los diferentes planes de ventas y operaciones, generando 2 efectos: si el inventario es muy alto frente a la demanda real, el riesgo de obsolescencia se incrementa, y por lo tanto se producen bajas de inventario generando pérdidas para la empresa; y por otro lado, si el inventario es muy bajo, se genera pérdida de ventas por desabastecimiento, percepción de mal servicio frente a los clientes y se abren espacios que ocupa rápidamente la competencia.

1.3 Justificación del problema y limitaciones

1.3.1 Justificación

En un clima empresarial altamente competitivo como el actual, la mayoría de las industrias se esfuerzan por aumentar sus ganancias y reducir sus costos. Una manera efectiva de alcanzar este objetivo es a través de una precisa planificación de la demanda. En particular, la industria de alimentos se beneficia enormemente de la planificación precisa de ventas, ya que sus productos tienen una vida útil corta y la calidad del producto impacta directamente en la salud humana (Doganis et al., 2006). Es importante destacar que la política de gestión del inventario está estrechamente relacionada con el tema de predicción (Nahmias, 2011), con un rol protagónico en la competitividad de las empresas, cuyos costos de inventario pueden llegar al 50% del costo total de logística (Pfohl et al.,

1991), y su disminución a niveles adecuados Puede incrementar los rendimientos a los accionistas (Kim et al., 2015).

Para las empresas los inventarios son recursos que se necesitan tener, pero a la vez se quieren minimizar. Por una parte, los inventarios son necesarios para producir, comercializar y satisfacer necesidades de los clientes; pero a su vez representan un costo para la compañía, capital inmovilizado que no genera rentabilidad hasta que puede ser vendido, y que generan múltiples costos asociados a su mantenimiento, transporte, manipulación, destrucción, etc.

Los directivos de las empresas conocen bien esta realidad y por eso buscan realizar la mejor gestión de inventarios posible. Con este objetivo buscan determinar el mejor criterio sobre el modelo de inventarios que buscan para su empresa y el beneficio que espera recibir del mismo.

Por lo tanto, el objetivo principal de la gestión de inventarios es satisfacer las necesidades de los clientes con el menor costo posible. En términos operacionales, se establecen criterios de decisión que determinan cómo, cuándo y en qué cantidades deben fluir los diversos artículos.

Las empresas tienen diferentes niveles de especialización en su gestión de inventarios. Esto depende mucho de su tamaño, sector económico, e incluso del nivel de elaboración de sus productos. Algunas empresas pueden seguir reglas de negocio muy básicas como mantener una cantidad promedio fija en el año; y otras pueden desarrollar sus planes de inventarios utilizando herramientas tecnológicas muy costosas basadas en algoritmos muy elaborados. Lo importante es entender si estas reglas de negocio aplican adecuadamente a todos los artículos, identificar las condicionantes y el impacto de estas decisiones.

Esta investigación busca encontrar un modelo que permita encontrar un nivel óptimo de inventario que otorgue un equilibrio entre estas variables, y genere el mayor beneficio posible para la compañía.

1.3.2 Limitaciones

Existen más de 200 productos en el portafolio de productos del negocio de embutidos de la empresa ABC, debido a que la variedad de productos es muy amplia y analizar todos los artículos sería muy extenso, la presente investigación se centrará en

estudiar el comportamiento de la demanda del producto X en la empresa ABC en la ciudad de Guayaquil y en establecer el nivel de inventario óptimo para este producto.

Una vez establecido el modelo a seguir y comprobar su efectividad, se puede replicar la metodología a los demás artículos del portafolio.

1.4 Pregunta de investigación

En base a la información histórica de la demanda, ¿se puede establecer un modelo que pronostique la demanda con un alto nivel de precisión, y que su vez permita decidir cuánto producto debo pedir y cuándo debo realizar el pedido?

La primera parte de la pregunta debe atender principalmente razones económicas, de eficiencia de producción, descuentos en compra, capital de operación, etc. y la segunda parte se relaciona a las cantidades que permiten mantener un inventario mínimo que satisfaga la demanda ininterrumpidamente en el tiempo.

1.5 Objetivo General

Proponer un modelo óptimo de inventario del producto X, mediante el análisis comparativo de modelos autorregresivos con información diaria de los últimos tres años para la minimización de las pérdidas financieras por falta o exceso de stock del producto.

1.6 Objetivos Específicos

Analizar los datos históricos de la demanda del producto X y determinar su comportamiento en el tiempo.

Determinar el modelo de series temporales que más se ajuste a la serie datos y que permita obtener un pronóstico de demanda con altos niveles de precisión.

Elaborar un modelo de inventarios con niveles máximos y mínimos que permita cumplir con los pedidos de clientes y minimizar las pérdidas por excesos de inventario.

Simular el funcionamiento del modelo establecido que permita comprobar su efectividad en la aplicación.

1.7 Variables de interés

Para este estudio, se presentan las variables de la siguiente manera:

Tabla 1. Variables de investigación

Variable Dependiente	Variables Independientes
<ul style="list-style-type: none">• Cantidad pedida	<ul style="list-style-type: none">• Cantidad entregada• Stock• Insuficiencia o desabastecimiento• Baja de inventario

2 Revisión de Literatura

2.1 Literatura principal

2.1.1 Marco de referencia

El inventario es uno de los activos tangibles más grandes de cualquier compañía. Cuando nos referimos específicamente al inventario de materiales, son aquellas mercancías que son sujetas a la transformación y comercialización muy propias al giro de negocio de cada empresa. La administración y gestión el inventario es una tarea permanente para los administradores de las empresas y que conlleva una serie de desafíos por comprometer buena parte del flujo de caja de las compañías.

La definición de inventario se refiere al conjunto de artículos tangibles que se mantienen en un lugar y momento específicos. Cada artículo distinto en el inventario se conoce como unidad de almacenamiento de existencia (SKU), y cada SKU posee un número específico de unidades en existencia, según Narasimhan et al. (2000).

El término "stock" se refiere al conjunto de productos almacenados por un comercio para su venta. Incluye productos, materias primas, herramientas, entre otros, que deben mantenerse almacenados para equilibrar la diferencia entre el consumo y la producción. El stock constituye una inversión que asegura la continuidad óptima de ventas, fabricación y funcionamiento normal de la empresa (Cajamarca Torrestagle, 2019).

Dado que la gestión de inventarios es una actividad que atraviesa la cadena de suministro, es fundamental implementar estrategias para lograr un manejo efectivo del mismo con el objetivo de prevenir resultados indeseables, como el efecto látigo, un bajo nivel de servicio y el aumento de los costos de administración de inventarios (Salas-Navarro et al., 2017).

Una pregunta que muchos intentan responder es cuánto producto deben mantener las empresas para asegurar la disponibilidad de materiales y, al mismo tiempo, comprometer la menor cantidad de recursos financieros. Los inventarios, junto con el sistema de almacenamiento, pueden constituir entre un 15 y un 30% de los costos logísticos totales. No obstante, mantener inventarios puede generar ahorros debido a las economías de escala en otros gastos, como transporte, compras y producción, lo que incentiva la disminución de los precios de los productos (Vidal, 2010).

A pesar del alto costo de los inventarios y de los riesgos de pérdida inmersos en su administración, existen también razones a favor de mantener inventarios. Los inventarios ofrecen un grado de accesibilidad a los artículos o a la administración que, cuando se encuentra cerca del cliente, puede cumplir las elevadas suposiciones de éste en cuanto a la accesibilidad a los artículos. Disponer de estos inventarios para los clientes no sólo puede mantener las ventas, sino que también puede aumentarlas (Ballou et al., 2004).

Uno de los propósitos en la gestión de inventarios es determinar la relación entre el deterioro del inventario y la vida útil corta, teniendo en cuenta la perecibilidad de los productos. La creciente demanda de alimentos por parte de la sociedad actual ha llevado a la construcción de más y mejores centros logísticos y almacenes que, además de almacenar grandes cantidades de productos alimenticios perecederos, permiten distribuirlos rápidamente a diversos puntos de consumo (Contreras Juárez et al., 2016). En el mundo real, una amplia variedad de productos básicos presentan características de deterioro de inventario, como productos agrícolas, acuáticos y marinos (Jing & Chao, 2021). Para estudiar esta relación, se pueden aplicar teorías estadísticas y econométricas investigadas y desarrolladas por numerosos autores.

El análisis de regresión es una técnica empleada para establecer la relación matemática entre una variable dependiente y una o más variables explicativas. Las variables explicativas son aquellas que se considera que afectan el valor de la variable dependiente (Thomas & Maurice, 2016). Este modelo es ampliamente utilizado para hacer predicciones y es aplicable a datos transversales y de series temporales.

Una serie temporal se entiende como una secuencia de N observaciones ordenadas y equidistantes en el tiempo de una o varias variables. El objetivo del análisis econométrico de una serie temporal es desarrollar un modelo estadístico que describa adecuadamente la evolución de dicha serie y las relaciones entre sus componentes, prever la relación futura y contrastar alguna teoría sobre las variables que componen la serie (Mauricio, 2007).

Autores como Wooldridge (2010), estudian en profundidad las propiedades del estimador de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) para estimar modelos lineales de regresión aplicando series temporales, incluyendo también tendencias y estacionalidades con facilidad.

Hasta la fecha, los responsables de la toma de decisiones han reconocido que la precisión de los pronósticos puede tener un impacto significativo en sus trabajos y pueden marcar la diferencia; los pronósticos se han utilizados ampliamente en una variedad de campos para saber cómo predecir eventos inciertos en el futuro y utilizar información que ya existe para proyectar un futuro incierto (Wang et al., 2021).

En una empresa mexicana que se dedica al almacenaje de productos perecederos a temperaturas controladas, se destaca la importancia del análisis de datos de series de tiempo para la toma de decisiones. Se utilizan técnicas de pronóstico cuantitativo basadas en el análisis de datos históricos del comportamiento de ingresos y egresos de los productos almacenados en una cámara frigorífica. Los datos históricos se dividieron en 52 periodos (semanas) y presentan una tendencia lineal creciente. Se aplicaron diferentes técnicas de series de tiempo para elaborar un estado comparativo y determinar la técnica que proporcionaría el mejor resultado. Las técnicas utilizadas fueron: promedio móvil simple, promedio móvil ponderado, suavización exponencial y suavización exponencial ajustada (Contreras Juárez et al., 2016).

2.2 Literatura secundaria

2.2.1 Características de pronósticos

Las empresas del sector alimentario se preocupan especialmente por las previsiones de ventas debido a aspectos particulares como la corta vida útil de los productos, la necesidad de garantizar alta calidad y la sensibilidad a los cambios en las demandas de los consumidores (Vorst et al., 1998). Los pronósticos permiten adaptarse al entorno empresarial cambiante (Doganis et al., 2006), asignar de manera eficiente la capacidad productiva y ajustarla a la demanda, además de apoyar la planificación estratégica de la organización (Da Veiga et al., 2010). En este ámbito, es importante destacar dos conceptos básicos: el horizonte de planificación y la influencia de la experiencia humana.

El horizonte de planificación se refiere al número de períodos futuros que se evaluarán en el proceso de pronóstico, mientras que el intervalo de predicción corresponde al período en el que se calculan las nuevas suposiciones (semanal, mensual, trimestral) (Cecatto et al., 2012). Se habla de pronósticos a corto plazo cuando el horizonte de planificación es menor a 90 días; a medio plazo, entre 90 días y 2 años; y a largo plazo, cuando supera los 2 años (Mccarthy et al., 2006). A medida que el plazo

de planificación aumenta, la precisión de los pronósticos disminuye (Nahmias, 2011). La intervención humana es esencial y deseable en cualquier industria que realice pronósticos, ya que la experiencia y el conocimiento de los datos y las tendencias permiten a los investigadores identificar cambios estructurales, datos anormales o atípicos, puntos de inflexión y características estacionales que un proceso automático no podría reconocer (Prusa & Chocholac, 2015).

Una práctica actual para mejorar los pronósticos colaborativos es la integración de información y datos internos y externos en una única previsión más precisa, que cuenta con el apoyo de toda la cadena de suministro. Olhager (2013) afirma que esta práctica puede reducir los costos de inventario y el desperdicio de productos al establecer acuerdos a largo plazo. Compartiendo diversos datos, como cambios en precios, promociones, inventarios de clientes y proveedores, se logra mayor precisión en las estimaciones, ahorro de tiempo y una gestión más sencilla de inventarios, transporte y producción. Zhou & Benton (2007) también sostienen que compartir planes de producción y transporte mejora la transparencia de las operaciones y reduce errores.

Existen casos exitosos en este ámbito, como la colaboración entre Wal-Mart y Sara Lee, donde una mejora conjunta en la planificación y reposición de inventarios resultó en una disminución del 18% en las existencias, una reducción del 20% en el tiempo de reposición, un incremento del 32% en las ventas y un aumento del 40% en la precisión de las cifras. Mientras una adecuada gestión de la oferta de alimentos mejora la fidelidad de los consumidores, incrementa las ventas y reduce el desperdicio (Arunraj & Ahrens, 2015).

2.2.2 Aspectos fundamentales de modelos de inventarios

¿Cuántas ocasiones hemos visitado un supermercado o establecimiento comercial con el propósito de adquirir algún producto alimenticio y no lo hemos comprado debido a su falta de disponibilidad? En efecto, Corsten & Gruen (2005) indican que el índice de indisponibilidad en tiendas a nivel global es del 8.3%, siendo del 8.6% en Europa y del 7.9% en Estados Unidos., y Duong & Wood (2015) llaman la atención sobre el hecho de que los artículos transitorios representan el 40,75% de los ingresos totales de las tiendas de comestibles en EE.UU.. Las existencias se caracterizan por el conjunto de mercancías almacenadas listas para ser producidas, enviadas o vendidas, que son una pieza fundamental de una organización. Son importantes para la creación, pero

además contribuyen a la fidelidad de los consumidores (Stevenson, 2015). Nahmias (2011) afirma que cuando se habla de inventarios en relación con el montaje, hay 4 tipos: sustancias naturales, que son los activos esperados por el movimiento de creación o manipulación de la organización, suministros, que son las fuentes de datos adicionales esperados para entregar mercancías que por lo general no tienen un valor pertinente o no comprenden esencialmente la pieza real del resultado final, artículos en proceso, que es el stock que se mantiene en el marco para ser manipulado o manipulado, y artículos terminados, que son el último resultado del ciclo de creación. Este estudio gestionará los inventarios de mercancías terminadas.

Existen diversas razones para llevar a cabo la gestión de inventarios. Stevenson (2015) y Nahmias (2011) mencionan las principales: en situaciones donde el plazo de entrega, el tiempo entre la solicitud y recepción de un pedido, es particularmente extenso y no permite atender rápidamente demandas inesperadas, los inventarios actuales posibilitan satisfacer dichos requerimientos. En el caso de las economías de escala, que aluden a las circunstancias en las que cada lote de producción tiene un costo elevado de preparación, la entrega de grandes cantidades de productos en cada lote y su almacenamiento para su uso futuro permite disminuir los costos fijos de preparación, distribuyéndolos entre un mayor número de unidades. La vulnerabilidad a factores externos hace importante mantener inventarios para enfrentar pedidos imprevistos y evitar pérdidas por falta de productos, reduciendo así el riesgo de agotamiento de existencias o pérdida de oportunidades, y manteniendo un nivel adecuado de gestión. Cuando sea necesario ajustar la producción debido a fluctuaciones en la demanda, ya sea por variaciones irregulares o avances temporales, los inventarios se distribuyen y suministran para ayudar a compensar las interrupciones causadas por cambios en las tasas de producción y los niveles de mano de obra. En cuanto a los costos de control, un sistema con mayores inventarios no requiere un grado de supervisión similar al de uno con niveles de existencias mínimos. A largo plazo, puede resultar menos costoso para las empresas mantener grandes volúmenes de inventario de artículos de bajo costo en lugar de invertir tiempo en mano de obra para mantener registros detallados de dichos artículos.

Sin embargo, también existen argumentos que justifican por qué es prudente evitar mantener excesivos inventarios. Para empezar, está el gasto de capital, que alude al gasto de tener una especulación financiera fija que no crea ingresos en ese momento.

Otra cuestión es el espacio de los ejecutivos: cuanto mayor sea el stock, más notable será la necesidad de espacio y, por tanto, mayor será el gasto. Además, las existencias, especialmente las de comestibles, pueden sin duda caducar o dañarse, y suponer una gran desgracia, ya que es extremadamente difícil recuperar el valor aportado. A decir verdad, el 33% de todos los alimentos humanos del planeta se desperdician (Duong et al., 2015). En términos de gastos, la organización debe tener en cuenta el gasto de mantenimiento, que se refiere a los costos asociados con el almacenamiento adecuado de los inventarios de mercancías. Es importante encontrar un equilibrio entre la estrategia de inventario y la satisfacción de las demandas del cliente mientras se limitan los gastos. Se deben considerar dos preguntas clave relacionadas con la renovación de inventarios: la cantidad a pedir y cuándo hacer el pedido (Minner & Transchel, 2010).

Según Nahmias (2011), no todos los artículos requieren una estrategia de inventario, sino solo aquellos que contribuyen significativamente a los beneficios de la organización. Para esto, el autor propone un método ABC de clasificación basado en el volumen de operaciones, en el que los artículos de la Clase A deben recibir mayor atención y administración. Los artículos de la Clase B requieren un examen menos detallado, mientras que los de la Clase C no se distribuyen en grandes cantidades, por lo que no se sugiere una estrategia de inventario para ellos. En resumen, solo se recomiendan estrategias de inventario para los artículos de la Clase A y algunos de la Clase B. Es importante tener en cuenta que la mayoría de los modelos de inventario para productos alimentarios se enfocan en la venta al por menor y en los productos transitorios en general, y no en productos alimentarios específicamente. Por lo tanto, existe una falta de información en la literatura sobre modelos de inventario específicos para empresas alimentarias.

2.2.3 Clasificación de modelos de inventarios

En este estudio, se han considerado solo modelos de inventario para artículos individuales. Si se necesita información sobre modelos de inventario para múltiples artículos, se puede consultar el estudio de Bozorgi (2016), que propone modelos de inventario para artículos que requieren almacenamiento en cámaras frigoríficas, como leches envasadas, yogures y quesos, y también incluye una encuesta escrita con autores que se han enfocado en este tipo de modelos.

Nahmias (2011) sugiere que los modelos de inventario pueden clasificarse según sus supuestos: solicitud, tipo de actualización, deficiencias, costos y tiempo de entrega. La solicitud puede ser determinista o estocástica, lo que se refiere a una incertidumbre probabilística que se aproxima mediante una distribución de probabilidades. El tipo de actualización puede ser constante o intermitente, en el que se conoce la cantidad de inventario en todo momento o solo en momentos específicos. La presunción de piezas no contabilizadas puede ser considerada o no, lo que implica la inclusión o exclusión de las piezas faltantes en el modelo. En cuanto a las deficiencias, el modelo puede considerar el costo de las transacciones perdidas debido a la falta de inventario. En cuanto a la no compensación, el modelo supone que se satisfacen todas las demandas sin incurrir en costos adicionales. Los costos, como el mantenimiento de inventarios, pueden ser fijos o variables a largo plazo. El tiempo de entrega también puede ser considerado en los modelos, lo que implica una inversión de tiempo para reponer el inventario y debe ser considerado al planificar estrategias de inventario. Si no se considera, se asume que el tiempo de reposición es instantáneo.

3 Metodología

3.1 Fuentes de datos

Los datos utilizados en el presente estudio tienen origen en las bases de datos históricos de la empresa ABC. La serie de datos es específica del producto X. Cuenta con 929 observaciones que corresponden a la información diaria del producto X de 3 años (2019-2021). La empresa ABC opera de lunes a sábado, por lo tanto, la serie de datos no tiene observaciones correspondientes a los días domingo.

3.2 Descripción de las variables

En la Tabla 2 se describen las variables obtenidas de la fuente de información real de la empresa ABC.

Tabla 2. Descripción de las variables

Variables	Descripción
Fecha:	Día específico de la observación.
Cantidad Pedida:	Corresponde al total de kilos pedidos para entrega en el día de la observación.
Cantidad Entregada:	Corresponde al total de kilos entregados. Es la capacidad de respuesta a la demanda que tuvo la empresa frente a los pedidos recibidos.
Stock:	Corresponde al stock final del día, luego de haber ejecutado todos los ingresos y egresos de inventario del día.
Insuficiencia:	Corresponde a la cantidad en kilos que no pudo ser vendida por la empresa por falta de inventario. Es la diferencia entre la <i>Cantidad Pedida</i> y la <i>Cantidad Entregada</i> .
Bajas:	Corresponde a la cantidad en kilos que fueron dadas de baja del inventario por baja rotación y rotura.

Se propone utilizar un Modelo Autorregresivo de Media Móvil (ARMA) para hacer una predicción de la demanda y así diseñar un modelo de inventario que permita reducir las pérdidas de venta debido a la falta de inventario y los excesos de inventario. Para

realizar este pronóstico se utilizará la serie de datos *Cantidad Pedida* y la metodología de Box & Jenkins con el uso del programa Eviews.

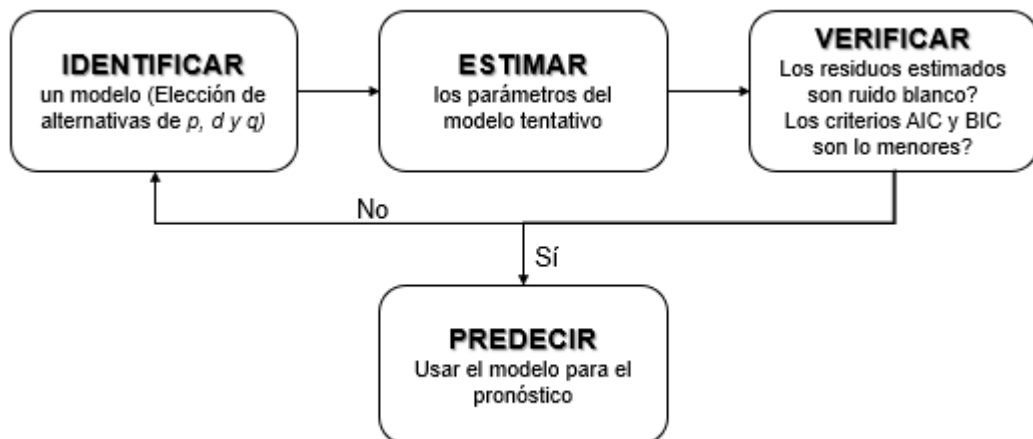
3.3 Metodología Box Jenkins

La metodología de predicción desarrollada por George E. P. Box y Gwilym Jenkins en la década los 70, es un análisis sistemático para modelar y pronosticar series temporales. Esta metodología incluye pasos fundamentales, como la identificación, estimación y validación del modelo de serie temporal más adecuado, así como la realización de pruebas de diagnóstico para asegurar la precisión y confiabilidad del modelo.

Este enfoque se utiliza comúnmente en el campo de la estadística y la econometría para analizar y predecir patrones de datos temporalmente correlacionados. La metodología Box-Jenkins es altamente valorada por su capacidad para proporcionar pronósticos precisos y oportunidades para la optimización del modelo a través de la retroalimentación continua del proceso.

La metodología consta de 4 etapas como consta en la Figura 1.

Figura 1. Metodología Box & Jenkins



3.3.1 Identificación

En esta etapa se busca establecer si la serie de tiempo de la variable *Cantidad Pedida* responde a un proceso estacionario o no. Los datos deben estar ordenados cronológicamente para sugerir un modelo que deba ser investigado. El objetivo es determinar los valores que sean apropiados para reproducir la serie de tiempo. En esta

etapa es posible identificar más de un modelo candidato que pueda describir la serie. Con este objetivo se utilizan 3 herramientas.

3.3.1.1 Gráfica de la serie

Se busca identificar de forma visual si la serie de datos presenta una tendencia o una estacionalidad. Para esto se realiza un gráfico de líneas que sirve para representar una serie de observaciones que ocurren en un tiempo determinado.

3.3.1.2 Prueba de estacionariedad

Para confirmar un diagnóstico basado en la gráfica de la serie, se lleva a cabo la prueba de Dickey-Fuller de raíces unitarias, que determina si la serie es estacionaria o no. Si el resultado indica que la serie no es estacionaria, entonces se realiza la prueba en las primeras diferencias.

3.3.1.3 Correlograma

En el análisis de series de tiempo el correlograma es una representación gráfica de la autocorrelación de observaciones de la muestra en el tiempo.

Utilizar las funciones de autocorrelación (AC) y autocorrelación parcial (PAC) al mismo tiempo sirven como herramienta para identificar modelos ARIMA. Se debe identificar patrones en las funciones de autocorrelación y examinar los picos en cada desfase para determinar si son significativos, lo que indica que la correlación para ese desfase no es igual a cero.

3.3.2 Estimación

3.3.2.1 Estimación del modelo

En base a la observación las dos gráficas del AC y PAC en el correlograma de la serie estacionaria, es posible tener una idea del modelo que describe la serie, o al menos de cuáles son los primeros candidatos para probar mediante los procesos ARMA. Después de probar varios modelos, se presentarán 6 modelos cuyo resultado sea significativo y que se ajusten a la serie de datos.

3.3.2.2 Selección del modelo ARMA

Una vez obtenidos los modelos se realiza un comparativo de los criterios de selección de Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn obtenidos por cada uno. Los resultados

se mostrarán en una tabla comparativa que permita tomar una decisión en base al menor valor obtenido en los 3 criterios de información.

3.3.3 Verificación

Un método analítico comúnmente utilizado para verificar un modelo es ajustar varios modelos ARIMA (p,d,q) y seleccionar aquel que tenga residuos similares a un ruido blanco. Además, se considera un buen modelo aquel con los valores más bajos de AIC (Criterio de Información de Akaike) y BIC (Criterio de Información Bayesiana) en comparación a los demás modelos considerados.

3.3.3.1 Test de Ruido Blanco

El objetivo de esta prueba es hallar una modificación del modelo original en el cual, en vez del error con autocorrelación, se presente un ruido blanco que, según su definición, carece de autocorrelación.

3.3.3.2 Prueba de Heterocedasticidad

Escogido el modelo se debe correr una prueba de heterocedasticidad para verificar estacionariedad en la varianza. En caso de rechazar la hipótesis nula, se deberá volver a la etapa de Estimación y replantar el modelo ARMA por un modelo ARCH o GARCH. Estimados los modelos, se repite el proceso de selección por medio de los criterios de información.

3.3.4 Predicción

En esta etapa se toma el modelo escogido y se generará un pronóstico diario de demanda para los primeros 30 días del año 2022 en el programa Eviews.

3.4 Modelo de Inventarios

3.4.1 Descripción de las variables

Una vez obtenido el pronóstico de la demanda para los siguientes 30 días, se diseña un modelo de inventarios que está compuesto por las variables descritas en la Tabla 3.

Tabla 3. Descripción de las variables del modelo de inventarios

Variable	Descripción
Fecha:	Día específico de la observación.
Venta proyectada:	Pronóstico obtenido aplicando el modelo estadístico seleccionado.
Demanda promedio:	Promedio histórico de todas las observaciones de la serie de tiempo de 3 años.
Desviación estándar:	Desviación estándar histórica de todas las observaciones de la serie de tiempo de 3 años.
Nivel de confianza:	Probabilidad máxima con la que se desea asegurar que el stock de seguridad a estimar cubra las fluctuaciones de la demanda. Se utilizará el 95% de confianza.
Lead time:	Tiempo en días que toma realizar un reabastecimiento desde a la planta de producción, desde que se coloca el pedido hasta que es recibido en el centro de distribución.
Stock de seguridad:	Es el nivel de inventario mínimo que se debe mantener en el almacén para garantizar disponibilidad de inventario frente a imprevistos como incremento repentino de la demanda. Se calcula multiplicando la desviación estándar, por el nivel de confianza y por raíz cuadrada de lead time.
Stock Máximo:	Es el límite superior de producto que no debe ser excedido en condiciones normales para garantizar posibles caducidades u obsolescencias. Se obtiene multiplicando la demanda promedio por el lead time, y luego sumando el stock de seguridad.
Abastecimiento:	Es la reposición de producto una vez que se alcanza el stock de seguridad y que busca alcanzar el nivel máximo calculado.
Stock:	Es la cantidad de producto al cierre de la operación diaria luego de recibir reabastecimientos y despachar las ventas.

3.4.2 Validación

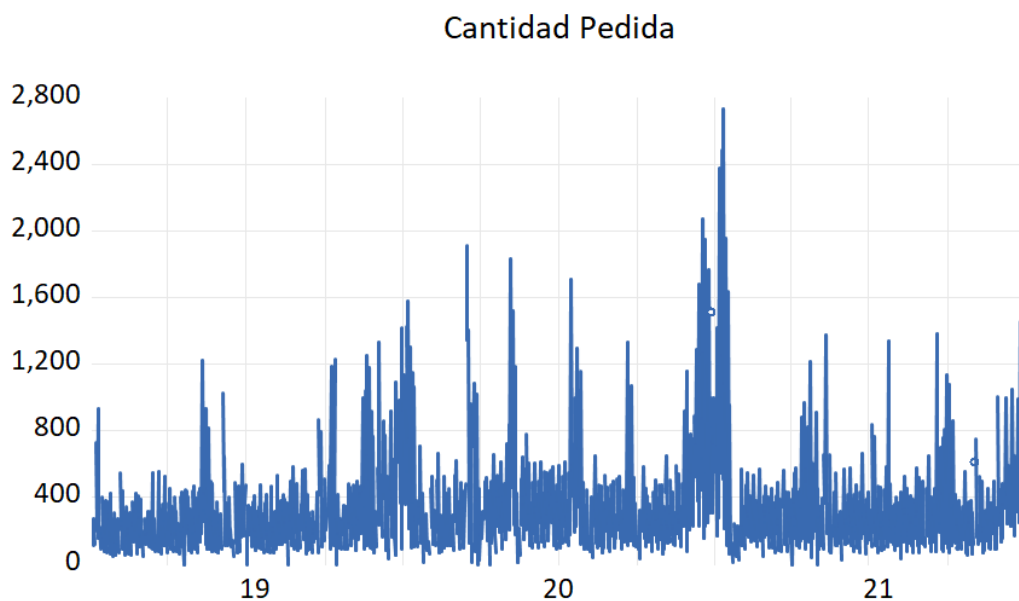
Para comprobar la efectividad del modelo, se toman los datos reales de demanda de enero del 2022, y se hará una simulación del comportamiento del inventario para validar si los niveles propuestos cumplen con el objetivo de evitar quiebres y bajas por excesos. Con el resultado obtenido se dará por validado el modelo propuesto.

4 Resultados

4.1 Gráfica de la serie

El comportamiento de la demanda diaria del producto X en la empresa ABC en el período 2019 – 2021 muestra una tendencia estacionaria. Aunque se pueden mostrar varios picos de demanda en el año que pueden responder a actividades promocionales, no se muestra una tendencia de crecimiento o decrecimiento a lo largo del tiempo de estudio. Para comprobar este análisis visual, se debe complementar con la prueba de Dickey-Fuller Aumentada.

Figura 2. Gráfica de la serie de Cantidad Pedida



4.2 Prueba de No Estacionariedad Dicky-Fuller

El objetivo de la prueba de no estacionariedad es definir si la serie es estacionaria mediante una prueba de hipótesis donde, la Hipótesis Nula H_0 indica que la serie tiene raíces unitarias, es decir que la serie No es estacionaria; y la Hipótesis Alternativa H_1 es que la serie de datos es estacionaria.

En la prueba de Dicky-Fuller el resultado se confirma cuando la probabilidad de la prueba es mayor al 95% de confianza, es decir el valor de la probabilidad debe ser mayor a 0,05 para aceptar la H_0 .

En la Figura 3 se puede observar que la probabilidad del estadístico es inferior al 0,05 por lo que se rechaza la Hipótesis Nula de que la serie no es estacionaria. Se

confirma entonces que la serie es estacionaria y se puede utilizar para el modelamiento propuesto.

Figura 3. Prueba de raíces unitarias Dickey- Fuller

Null Hypothesis: CANTIDAD_PEDIDA has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 5 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.580889	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.437213	
5% level	-2.864459	
10% level	-2.568377	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(CANTIDAD_PEDIDA)
 Method: Least Squares
 Date: 01/30/23 Time: 22:17
 Sample (adjusted): 1/10/2019 12/31/2021
 Included observations: 923 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CANTIDAD_PEDIDA(-1)	-0.267113	0.040589	-6.580889	0.0000
D(CANTIDAD_PEDIDA(-...	-0.716199	0.045487	-15.74526	0.0000
D(CANTIDAD_PEDIDA(-...	-0.139944	0.049923	-2.803193	0.0052
D(CANTIDAD_PEDIDA(-...	-0.183727	0.047718	-3.850227	0.0001
D(CANTIDAD_PEDIDA(-...	-0.097202	0.046538	-2.088676	0.0370
D(CANTIDAD_PEDIDA(-...	-0.125041	0.033280	-3.757224	0.0002
C	97.08723	16.61305	5.844034	0.0000

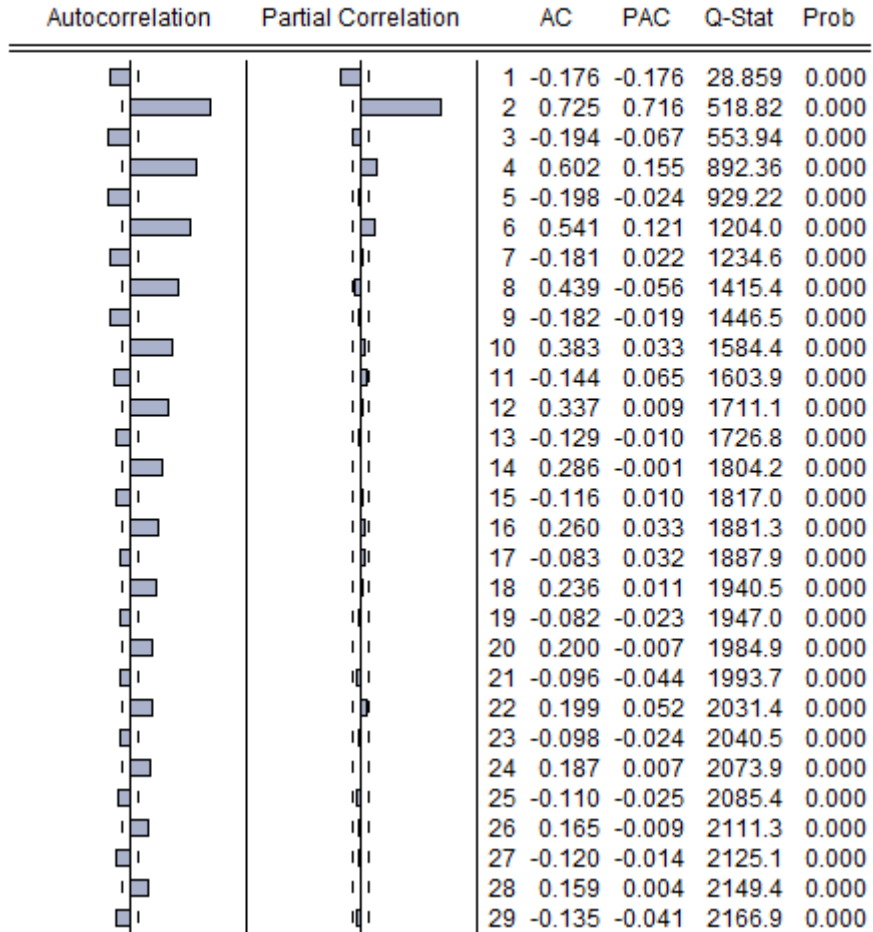
4.3 Correlograma

En la Figura 4 se muestra el correlograma obtenido que permite visualizar que existe una correlación significativa a partir del primer rezago, y que es convergente o que desciende lentamente en cada período.

En la autocorrelación parcial se puede observar que existe una correlación significativa en el primero, segundo, tercero, cuarto y sexto rezago, con mayor importancia en el segundo (0,716), lo que puede indicar un término autorregresivo de orden 2.

Figura 4. Correlograma de la serie Cantidad Pedida

Date: 01/30/23 Time: 22:25
 Sample: 1/02/2019 12/31/2021
 Included observations: 929



4.4 Estimación del modelo

En base a la observación del correlograma se estimaron varios modelos, de los que se escogieron seis cuyos resultados fueron significativos.

Se presenta a continuación el Modelo 6 que está formado por los procesos **AR(2) AR(4) AR(6)**. La estimación se muestra en la Figura 5.

Figura 5. Estimación del Modelo AR(2) AR(4) AR(6)

Dependent Variable: CANTIDAD_PEDIDA
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 01/30/23 Time: 21:39
 Sample: 1/02/2019 12/31/2021
 Included observations: 929
 Convergence achieved after 22 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	364.6953	54.00957	6.752420	0.0000
AR(2)	0.583246	0.021232	27.46994	0.0000
AR(4)	0.084103	0.030678	2.741482	0.0062
AR(6)	0.132145	0.025439	5.194623	0.0000
SIGMASQ	55063.50	1411.122	39.02107	0.0000
R-squared	0.546395	Mean dependent var		363.1954
Adjusted R-squared	0.544432	S.D. dependent var		348.5998
S.E. of regression	235.2902	Akaike info criterion		13.76671
Sum squared resid	51153995	Schwarz criterion		13.79273
Log likelihood	-6389.637	Hannan-Quinn criter.		13.77664
F-statistic	278.2542	Durbin-Watson stat		1.971400
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.93	.36-.51i	.36+.51i	-.36-.51i
	-.36+.51i	-.93		

Se contrastan los probabilísticos de los 6 procesos con el nivel de significancia de 0,05 y al ser menores se concluye que son significativos; por lo tanto, se da como válido el modelo.

4.5 Selección del modelo

Los criterios de información miden el desajuste del modelo. Su aplicación es muy sencilla, pues se escoge el modelo cuyo AIC es el menor.

En este sentido se escoge el Modelo 6 *AR(2) AR(4) AR(6)* como aquel que se ajusta más a nuestra serie de demanda del artículo X, como se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Criterios de información obtenidos de los modelos ARMA estimados

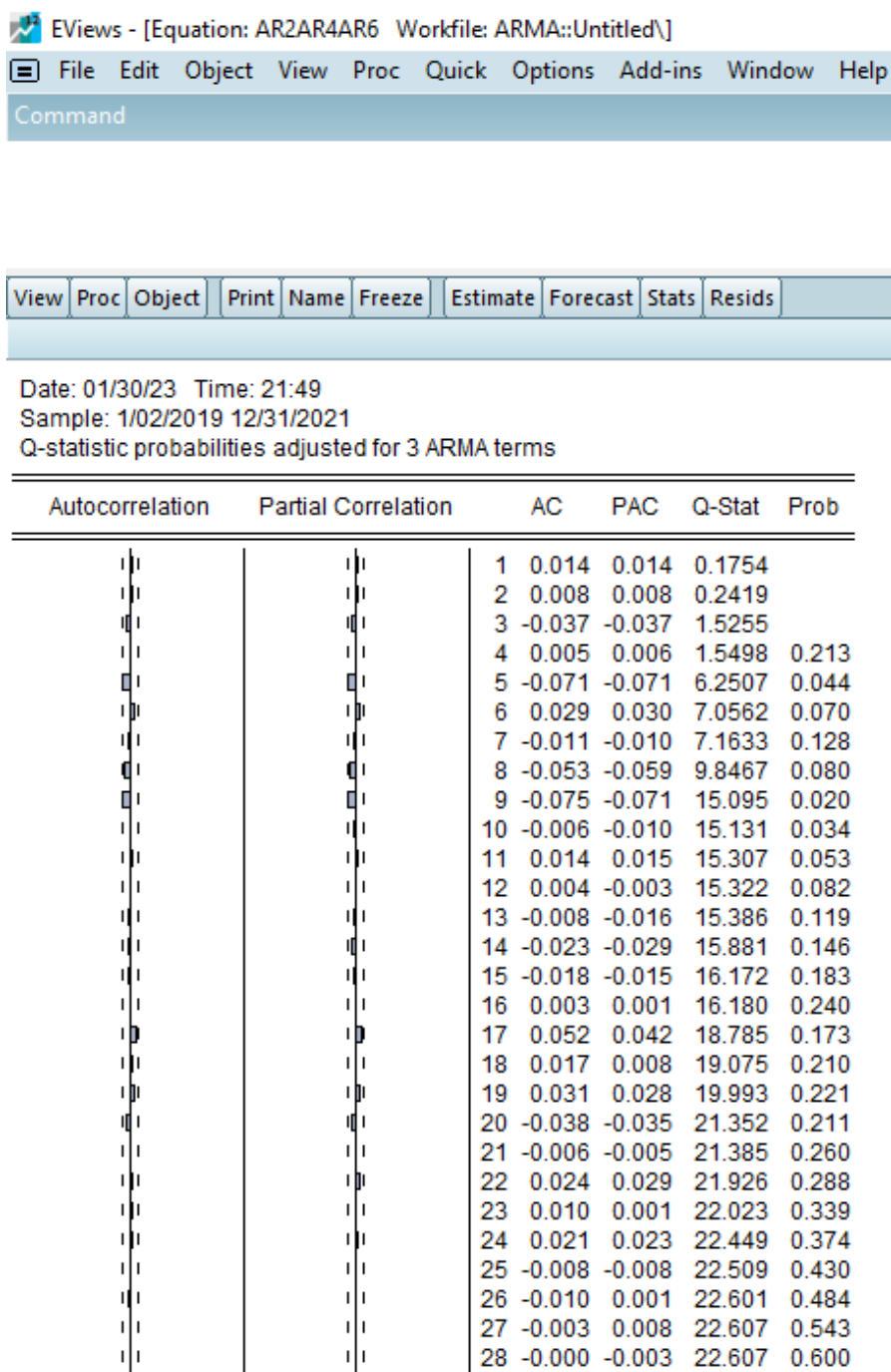
MODELO	ARMA	Criterio de información Akaike (AIC)	Criterio Schwarz	Criterio Hannan-Quinn
6	AR(2) AR(4) AR(6)	13,76671	13,79273	13,77664
5	AR(1) AR(2) MA(1) MA(2) M(6)	13,76444	13,80086	13,77833
4	AR(1) AR(2) MA(2) M(6)	13,76697	13,79819	13,77887
3	AR(1) AR(2) MA(2)	13,77135	13,79737	13,78128
1	AR(1) AR(2) MA(1) MA(2)	13,77055	13,80177	13,78246
2	AR(1) AR(2) MA(2) MA(4)	13,77088	13,80210	13,78278

4.6 Prueba de Ruido Blanco

La Figura 6 muestra el correlograma donde se puede observar que la autocorrelación y la correlación parcial se mantienen dentro de las bandas, este es el indicador de que están correctamente ajustadas.

La Hipótesis Nula H_0 establece que los errores del modelo corresponden a ruido blanco. Si el valor probabilístico es mayor a 0.05, se acepta la hipótesis nula. En este análisis, los resultados indican que todos los valores son mayores a ese umbral, lo que lleva a no rechazar la hipótesis nula y concluir que efectivamente, se trata de ruido blanco.

Figura 6. Correlograma para el modelo AR(2) AR(4) AR(6)



4.7 Prueba de Heterocedasticidad

Se ha determinado el modelo que puede reproducir de mejor manera la autocorrelación de la variable demanda, considerando que es una serie estacionaria en su media. Ahora es necesario verificar si la serie es estacionaria en su varianza.

Si la media de una serie temporal permanece constante a lo largo del tiempo, la consideramos estacionaria con respecto a la media. Si la varianza mantiene su constancia en el tiempo, la llamamos estacionaria en varianza. En caso de que la serie sea estacionaria en ambos aspectos, resulta mucho más sencillo encontrar un modelo que pueda explicar su autocorrelación.

Bajo este concepto se estima en el programa Eviews la prueba de significancia para verificar la presencia de heterocedasticidad. El resultado se muestra en la Figura 7 donde, la Hipótesis Nula H_0 es que no hay efectos ARCH en la serie si su P-Value es mayor que 0,05. Y la Hipótesis Alternativa H_1 es que sí hay efectos ARCH en la serie si el P-Value es menor que 0,05.

El resultado es que el probabilístico es 0, por lo tanto, si es significativo, es decir que la varianza depende del rezago al cuadrado y sí tiene efectos ARCH. La serie es estacionaria en su media, pero no es estacionaria en su varianza.

Figura 7. Prueba de Heterocedasticidad del Modelo AR(2) AR(4) AR(6)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	20.52959	Prob. F(1,925)	0.0000
Obs*R-squared	20.12727	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:
 Dependent Variable: RESID^2
 Method: Least Squares
 Date: 03/11/23 Time: 21:02
 Sample (adjusted): 1/03/2019 12/31/2021
 Included observations: 927 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	46455.29	5713.975	8.130119	0.0000
RESID^2(-1)	0.147351	0.032521	4.530959	0.0000

R-squared	0.021712	Mean dependent var	54483.04
Adjusted R-squared	0.020655	S.D. dependent var	167131.9
S.E. of regression	165396.9	Akaike info criterion	26.87224
Sum squared resid	2.53E+13	Schwarz criterion	26.88266
Log likelihood	-12453.28	Hannan-Quinn criter.	26.87622
F-statistic	20.52959	Durbin-Watson stat	2.055969
Prob(F-statistic)	0.000007		

4.8 Estimación del modelo ARCH y GARCH

Como se ha mencionado anteriormente, los modelos de estimación ARMA funcionan únicamente con series estacionarias. Sin embargo, no todas las series poseen esta característica a nivel de su varianza. Hemos encontrado por medio de prueba de heterocedasticidad que la serie de la *Cantidad Pedida* no es estacionaria en su varianza por lo tanto en este caso es necesario estimar el modelo bajo el método ARCH y GARCH a partir del modelo AR seleccionado anteriormente.

En la econometría los modelos ARCH (Modelo Autorregresivo Condicionalmente Heterocedástico) se utilizan para caracterizar y modelar procesos estocásticos en donde la varianza condicionada a la información pasada no es constante y depende de las innovaciones pasadas al cuadrado.

4.8.1 Modelo ARCH

En el modelo ARCH se propone que la varianza va a estar condicionada a las observaciones pasadas elevadas al cuadrado.

En la Figura 8 se muestra el resultado de la modelación ARCH a partir de un AR(2) AR(4) AR(6). Al igual que el modelo AR el probabilístico de las 3 variables es menor que 0,05, y al ser significativos se da por aceptado el modelo.

Se observa además que se cumple con las condicionantes de que los coeficientes de son mayores que 0, y que la suma de estos no es mayor a 1, garantizando la estacionariedad en media.

Figura 8. Estimación del modelo ARCH AR(2) AR(4) AR(6)

Dependent Variable: CANTIDAD_PEDIDA
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
Date: 03/11/23 Time: 21:32
Sample (adjusted): 1/10/2019 12/31/2021
Included observations: 922 after adjustments
Convergence achieved after 24 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(5) + C(6)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	344.8624	60.23938	5.724866	0.0000
AR(2)	0.585961	0.019269	30.40945	0.0000
AR(4)	0.154533	0.028642	5.395409	0.0000
AR(6)	0.099273	0.022341	4.443481	0.0000

Variance Equation				
C	43219.78	1222.139	35.36405	0.0000
RESID(-1)^2	0.241665	0.030706	7.870365	0.0000

R-squared	0.550180	Mean dependent var	363.3221
Adjusted R-squared	0.548710	S.D. dependent var	348.8208
S.E. of regression	234.3313	Akaike info criterion	13.69843
Sum squared resid	50408441	Schwarz criterion	13.72984
Log likelihood	-6308.978	Hannan-Quinn criter.	13.71042
Durbin-Watson stat	1.945660		

Inverted AR Roots	.94	.30+.49i	.30-.49i	-.30+.49i
	-.30-.49i	-.94		

4.8.2 Modelo GARCH

El segundo modelo propuesto para modelar series con varianzas heterocedásticas es el modelo GARCH (Modelo Generalizado Autorregresivo Condicionalmente Heterocedástico). Es una ampliación al modelo anterior que además de depender del cuadrado de los cambios anteriores, agrega la varianza condicionada de periodos anteriores.

En la Figura 9 se presentan los resultados del modelo GARCH para un AR(2) AR(4) AR(6), donde observamos que el probabilístico de las variables es menor a 0,05, por lo que damos por aceptado el modelo.

Figura 9. Estimación del modelo GARCH AR(2) AR(4) AR(6)

Dependent Variable: CANTIDAD_PEDIDA
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)
Date: 03/11/23 Time: 21:39
Sample (adjusted): 1/10/2019 12/31/2021
Included observations: 922 after adjustments
Convergence achieved after 46 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(5) + C(6)*RESID(-1)^2 + C(7)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	333.6936	50.50476	6.607171	0.0000
AR(2)	0.551838	0.039028	14.13939	0.0000
AR(4)	0.111472	0.039740	2.805039	0.0050
AR(6)	0.164842	0.030767	5.357655	0.0000

Variance Equation				
C	11108.09	999.2979	11.11590	0.0000
RESID(-1)^2	0.251996	0.025670	9.816634	0.0000
GARCH(-1)	0.575622	0.032349	17.79428	0.0000

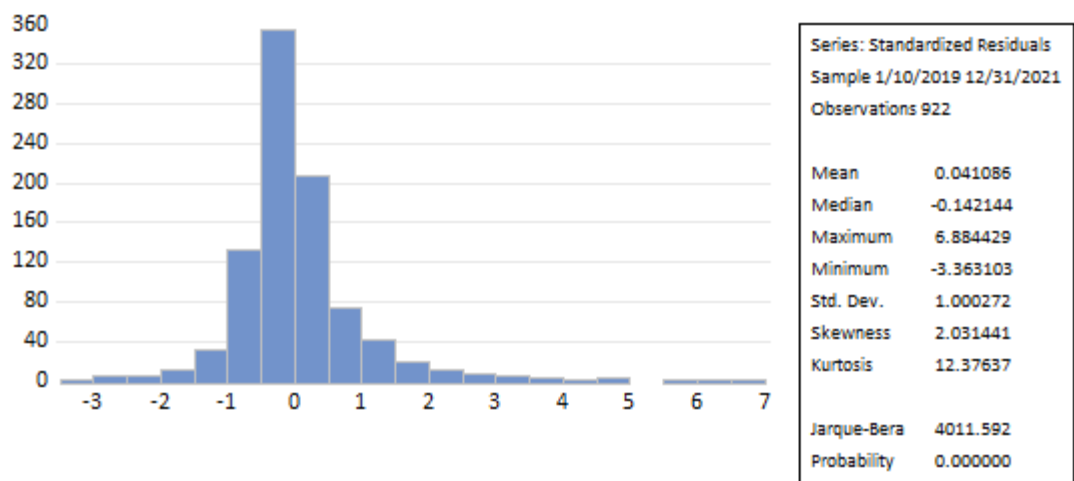
R-squared	0.550131	Mean dependent var	363.3221
Adjusted R-squared	0.548660	S.D. dependent var	348.8208
S.E. of regression	234.3442	Akaike info criterion	13.58837
Sum squared resid	50413977	Schwarz criterion	13.62501
Log likelihood	-6257.239	Hannan-Quinn criter.	13.60235
Durbin-Watson stat	1.957378		

Inverted AR Roots	.94	.36+.55i	.36-.55i	-.36+.55i
	-.36-.55i	-.94		

4.9 Prueba de Normalidad

De acuerdo a la información obtenida se observa que los residuos no son normales y la serie presenta un ligero sesgo. En una distribución normal la kurtosis debe estar cercana a 3 y el indicador de sesgo es positivo. Esto puede ocurrir por valores extremos o picos que ocurren cada cierto tiempo. Este escenario es común en muchos modelos de volatilidad, pero puede ser manejable si el objetivo es realizar predicciones a corto y mediano plazo.

Figura 10. Prueba de Normalidad



4.10 Selección del modelo

Al igual que en la selección de los modelos ARMA, utilizamos los criterios de información para determinar el modelo que mejor se ajusta a nuestra serie.

Tabla 5. Resultados AIC obtenidos de los modelos estimados

MODELO	Criterio de información Akaike (AIC)	Criterio Schwarz	Criterio Hannan-Quinn
GARCH AR(2) AR(4) AR(6)	13,58837	13,62501	13,60235
ARCH AR(2) AR(4) AR(6)	13,69843	13,72984	13,71042
ARMA AR(2) AR(4) AR(6)	13,76671	13,79273	13,77664

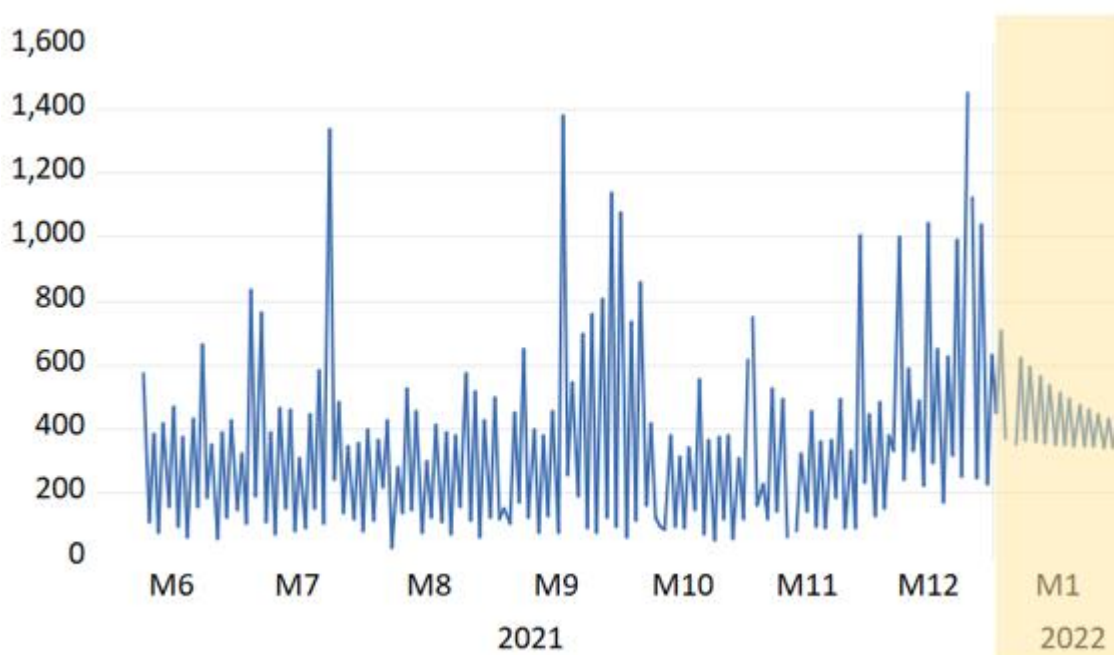
El modelo GARCH es que el que obtiene los criterios de información más bajos, por lo que se lo selecciona como el modelo a utilizar para realizar la predicción de la demanda.

4.11 Pronóstico

Para poder seleccionar el modelo que más se ajusta a la serie, se realiza el pronóstico para el modelo GARCH escogido.

Se pronostica para el período comprendido entre el 1 de enero de 2022 y el 31 de enero de 2022, considerando semanas de 6 días hábiles. El resultado del pronóstico se muestra en la Figura 11.

Figura 11. Resultado del pronóstico utilizando el modelo GARCH



4.12 Modelo de inventarios

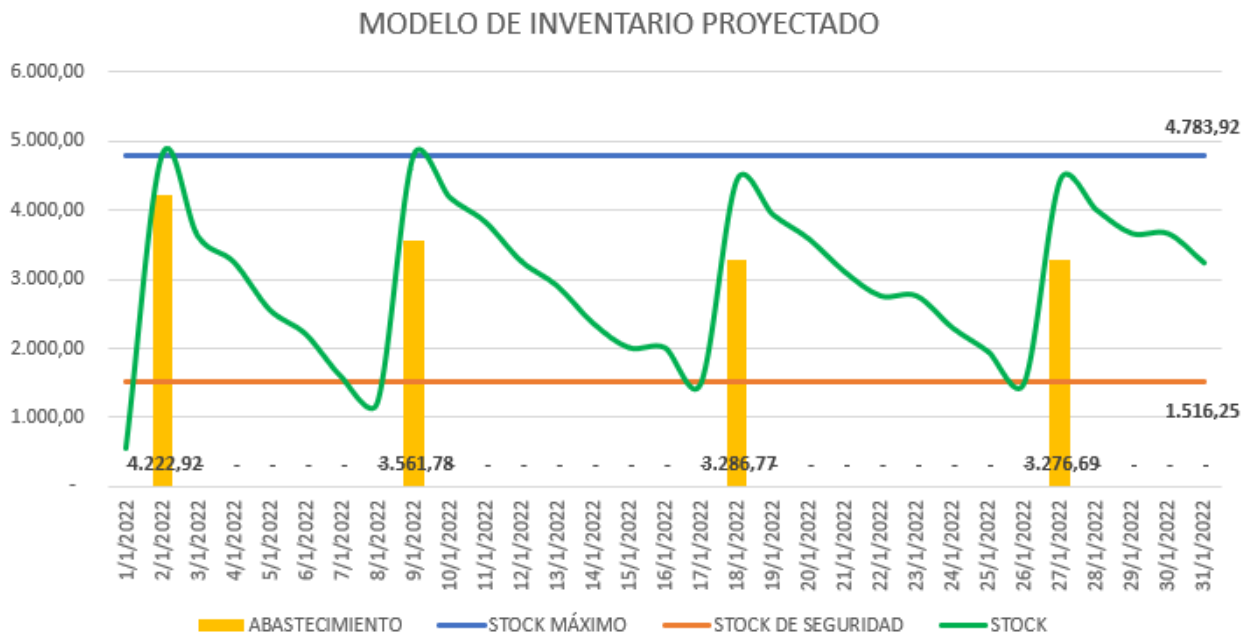
El modelo se plantea con los 31 días del mes de enero de 2022. Se considera la serie de pronóstico obtenido del modelo GARCH, y se calculan los niveles máximos y mínimos de inventario, donde deben fluctuar las existencias para garantizar disponibilidad, y evitar pérdida de ventas por quiebres de inventario, así como bajas de inventario por excesos y obsolescencias.

Tabla 6. Modelo de inventarios propuesto

FECHA	VENTA PROYECTADA	DEMANDA PROMEDIO	DESVIACIÓN STANDARD	Z 95%	LEAD TIME	STOCK DE SEGURIDAD	STOCK MÁXIMO	ABASTECIMIENTO	STOCK
31/12/2021									561,00
1/1/2022		466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	561,00
2/1/2022		466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	4.222,92	4.783,92
3/1/2022	1158,97	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.624,95
4/1/2022	373,19	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.251,76
5/1/2022	689,47	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.562,29
6/1/2022	351,72	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.210,57
7/1/2022	620,92	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	1.589,65
8/1/2022	367,51	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	1.222,14
9/1/2022		466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	3.561,78	4.783,92
10/1/2022	593,42	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	4.190,50
11/1/2022	360,87	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.829,63
12/1/2022	567,69	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.261,94
13/1/2022	355,43	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.906,51
14/1/2022	539,12	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.367,39
15/1/2022	354,29	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.013,10
16/1/2022		466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.013,10
17/1/2022	515,95	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	1.497,15
18/1/2022	351,97	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	3.286,77	4.431,95
19/1/2022	495,74	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.936,21
20/1/2022	349,66	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.586,55
21/1/2022	477,30	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.109,25
22/1/2022	347,94	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.761,31
23/1/2022		466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.761,31
24/1/2022	461,05	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	2.300,26
25/1/2022	346,34	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	1.953,92
26/1/2022	446,69	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	1.507,23
27/1/2022	344,89	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	3.276,69	4.439,03
28/1/2022	433,92	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	4.005,11
29/1/2022	343,63	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.661,48
30/1/2022		466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.661,48
31/1/2022	422,59	466,81	348,41	1,64	7	1.516,25	4.783,92	-	3.238,89

En la Figura 12 podemos observar el comportamiento del inventario bajo el pronóstico obtenido para enero de 2022. El año arranca con un inventario de 561 kg, por lo que el modelo ordena un reabastecimiento de 4.222,92 kg para alcanzar el nivel máximo calculado. A medida que las ventas se van cumpliendo el inventario disminuye hasta llegar al punto de inventario mínimo o en este caso stock de seguridad, ordenando un nuevo abastecimiento para llegar al punto máximo de inventario. El comportamiento de inventario óptimo es mantenerse dentro de las bandas máxima y mínima, sin correr riesgos de excesos o falta de inventario.

Figura 12. Gráfica de las variables del modelo de inventarios



4.13 Validación

Para efectos de comprobar la efectividad real del modelo, se realiza una simulación con los datos reales de demanda del mes de enero de 2022. Utilizando el mismo modelo de inventarios se cambia la información del pronóstico por la cantidad pedida real, y se mantienen las cantidades de abastecimiento proyectadas en los mismos días que fueron planificados.

Como resultado vemos que el nivel de inventario soporta la volatilidad de la demanda real, aun cuando el día 24 de enero se genera un pedido del 299% por sobre el promedio de la venta regular, el cual puede ser atendido sin generar insuficiencias durante todo el mes.

Así mismo se generan 5 pedidos muy bajos del 20% del pedido real promedio, lo que no genera riesgo de obsolescencia y por lo tanto no generan riesgo de pérdidas por caducidad de inventario.

Por lo tanto, el modelo cumple con el objetivo de prevenir pérdida de ventas y pérdidas financieras por caducidad del inventario.

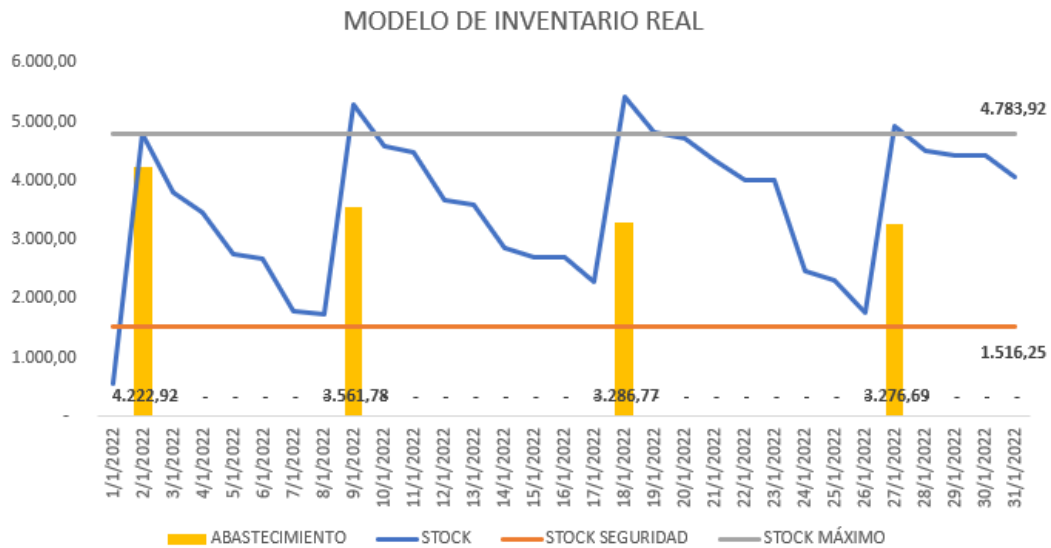
En la Tabla 7 se muestran los resultados de la simulación con datos reales:

Tabla 7. Simulación del modelo con datos reales de demanda

Fecha	Pronóstico	Pedido real kg	ABASTECIMIENTO	STOCK FINAL	STOCK SEGURIDAD	STOCK MÁXIMO	DIAS INVENTARIO	INSUFICIENCIA
1/1/2022			-	561,00	1.516,25	4.783,92	1,29	
2/1/2022	-		4.222,92	4.783,92	1.516,25	4.783,92	11,04	-
3/1/2022	1.070,91	979,00	-	3.804,92	1.516,25	4.783,92	8,78	-
4/1/2022	334,09	335,50	-	3.469,42	1.516,25	4.783,92	8,01	-
5/1/2022	665,14	715,00	-	2.754,42	1.516,25	4.783,92	6,36	-
6/1/2022	331,60	71,50	-	2.682,92	1.516,25	4.783,92	6,19	-
7/1/2022	615,64	885,50	-	1.797,42	1.516,25	4.783,92	4,15	-
8/1/2022	338,22	71,50	-	1.725,92	1.516,25	4.783,92	3,98	-
9/1/2022			3.561,78	5.287,70	1.516,25	4.783,92	12,20	-
10/1/2022	588,07	698,50	-	4.589,20	1.516,25	4.783,92	10,59	-
11/1/2022	337,85	99,00	-	4.490,20	1.516,25	4.783,92	10,36	-
12/1/2022	561,01	825,00	-	3.665,20	1.516,25	4.783,92	8,46	-
13/1/2022	338,41	60,50	-	3.604,70	1.516,25	4.783,92	8,32	-
14/1/2022	535,98	737,00	-	2.867,70	1.516,25	4.783,92	6,62	-
15/1/2022	339,34	170,50	-	2.697,20	1.516,25	4.783,92	6,22	-
16/1/2022			-	2.697,20	1.516,25	4.783,92	6,22	-
17/1/2022	514,40	412,50	-	2.284,70	1.516,25	4.783,92	5,27	-
18/1/2022	339,93	137,50	3.286,77	5.433,97	1.516,25	4.783,92	12,54	-
19/1/2022	495,19	610,50	-	4.823,47	1.516,25	4.783,92	11,13	-
20/1/2022	340,48	99,00	-	4.724,47	1.516,25	4.783,92	10,90	-
21/1/2022	478,12	379,50	-	4.344,97	1.516,25	4.783,92	10,03	-
22/1/2022	340,98	330,00	-	4.014,97	1.516,25	4.783,92	9,26	-
23/1/2022			-	4.014,97	1.516,25	4.783,92	9,26	-
24/1/2022	463,01	1.545,50	-	2.469,47	1.516,25	4.783,92	5,70	-
25/1/2022	341,42	165,00	-	2.304,47	1.516,25	4.783,92	5,32	-
26/1/2022	449,61	550,00	-	1.754,47	1.516,25	4.783,92	4,05	-
27/1/2022	341,81	110,00	3.276,69	4.921,16	1.516,25	4.783,92	11,35	-
28/1/2022	437,73	401,50	-	4.519,66	1.516,25	4.783,92	10,43	-
29/1/2022	342,16	93,50	-	4.426,16	1.516,25	4.783,92	10,21	-
30/1/2022			-	4.426,16	1.516,25	4.783,92	10,21	-
31/1/2022	427,19	352,00	-	4.074,16	1.516,25	4.783,92	9,40	-

En la Figura 13 se puede observar que el inventario fluctúa dentro de los niveles máximos y mínimos establecidos, el inventario de seguridad responde frente a la volatilidad de la demanda y el stock máximo controla el abastecimiento para evitar excesos prolongados.

Figura 13. Gráfica del comportamiento del inventario con datos reales de demanda



4.14 Conclusiones

A partir del análisis llevado a cabo en este estudio, se pueden extraer las siguientes conclusiones:

El negocio de alimentos presenta una complejidad singular en la gestión de sus inventarios por el perfil y especificaciones de los productos en referencia a su demanda, tiempo de utilización y estrategias de costos. Por lo tanto, los pronósticos son activos integrales para gestionar este tipo de dificultades y los escenarios que se esperan de aquí en adelante. Existen muchos modelos para estimar el futuro de un producto y como no existe una única estrategia que pueda aplicarse, se requiere de mayor entendimiento en la intervención humana a la hora de decidir entre modelos para lograr mediciones más exactas y mayor precisión de las cifras.

Se concluye que el método cumple con el objetivo de satisfacer la demanda al establecer los niveles mínimos que garanticen el nivel de servicio objetivo del negocio, y que lo realiza al menor costo posible al determinar un nivel máximo porque cuanto más tiempo está el producto en inventario, mayor es el costo de mantenimiento y mayor es la tasa de deterioro.

Se concluye que la metodología de Box-Jenkins es un recurso eficaz para determinar el modelo autorregresivo que permitió una mayor precisión en la predicción de las ventas de productos cárnicos en una empresa productora de embutidos. Este

hallazgo se obtuvo tras un minucioso análisis de la demanda y del inventario relacionados con la empresa en cuestión.

Luego de varias pruebas realizadas se concluye que los modelos autorregresivos son efectivos para el análisis de series de tiempo de la demanda de alimentos perecibles, así como para pronosticar la demanda a corto plazo. Sin embargo, se debe considerar que el comportamiento de la demanda es muy propio de cada producto por su perfil y cultura de consumo; por lo tanto, deben ser analizadas y tratadas de forma independiente para establecer el modelo que más se ajuste a cada uno. El mismo modelo no aplica necesariamente para todos los productos, aun cuando sean similares o compartan ciertas características.

Es esencial emplear la previsión de la demanda de productos para elaborar políticas de inventario adecuadas que consideren tanto el nivel de servicio que ofrece la empresa como la reducción de los costos. El modelo de inventario fue diseñado en función de los pronósticos de demanda y tiempos de entrega, calculando los niveles máximos y mínimos donde deben fluctuar las existencias para evitar obsolescencias y quiebres de inventario.

El modelo de inventario fue validado utilizando los datos reales del periodo que fue pronosticado, dando como resultado un comportamiento de inventario ajustado a las bandas máximas y mínimas calculadas, por lo tanto, se comprueba la validez del modelo.

5 Referencias Bibliográficas

- Arunraj, N. S., & Ahrens, D. (2015). A hybrid seasonal autoregressive integrated moving average and quantile regression for daily food sales forecasting. *International Journal of Production Economics*, 170, 321-335. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.09.039>
- Ballou, R., Herrero Dáz, M. J., & Mendoza Barranza, C. (2004). *Logística administración de la cadena de suministro*. Prentice Hall / Pearson / Alhambra.
- Bozorgi, A. (2016). Multi-product inventory model for cold items with cost and emission consideration. *International Journal of Production Economics*, 176, 123-142. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.011>
- Cajamarca Torrestagle. (2019). *Diseño y propuesta de implementación de un modelo de gestión demand driven – mrp para el proceso de abastecimiento y gestión de los inventarios de una empresa procesadora y comercializadora de productos para la nutrición animal* [Tesis]. Escuela Superior Politécnica del Litoral.
- Calero León, C. (2011). *Seguridad alimentaria en Ecuador desde un enfoque de acceso a alimentos* (1era. edición). FLACSO Ecuador: Abya Yala, Universidad Politécnica Salesiana.
- Cecatto, C., Belfiore, P., & Vidal Viera, J. G. (2012). Forecasting Practices in Brazilian Food Industries. *Journal of Logistics Management*, 24-36.
- Contreras Juárez, A., Atziry Zuñiga, C., Martínez Flores, J. L., & Sánchez Partida, D. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. *Estudios Gerenciales*, 32(141), 387-396. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2016.11.002>

- Corsten, D., & Gruen, T. (2005). On Shelf Availability: An Examination of the Extent, the Causes, and the Efforts to Address Retail Out-of-Stocks. En G. J. Doukidis & A. P. Vrechopoulos (Eds.), *Consumer Driven Electronic Transformation* (pp. 131-149). Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/3-540-27059-0_9
- Da Veiga, C. R. P., Da Veiga, C. P., & Duclós, L. C. (2010). A ACURACIDADE DOS MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA COMO FATOR CRÍTICO PARA O DESEMPENHO FINANCEIRO NA INDÚSTRIA DE ALIMENTOS DOI:10.7444/fsrj.v2i2.58. *Future Studies Research Journal: Trends and Strategies*, 2(2), 83-107. <https://doi.org/10.24023/FutureJournal/2175-5825/2010.v2i2.58>
- Doganis, P., Alexandridis, A., Patrinos, P., & Sarimveis, H. (2006). Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing. *Journal of Food Engineering*, 75(2), 196-204. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.03.056>
- Duong, L. N. K., Wood, L. C., & Wang, W. Y. C. (2015). A Multi-criteria Inventory Management System for Perishable & Substitutable Products. *Procedia Manufacturing*, 2, 66-76. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.012>
- FAO, 2009a. (2009). *Crisis económicas: Repercusiones y enseñanzas extraídas*. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación.
- Jing, F., & Chao, X. (2021). A dynamic lot size model with perishable inventory and stockout. *Omega*, 103, 102421. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2021.102421>
- Kim, G., Wu, K., & Huang, E. (2015). Optimal inventory control in a multi-period newsvendor problem with non-stationary demand. *Advanced Engineering Informatics*, 29(1), 139-145. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2014.12.002>

- Mauricio. (2007). *Introducción al Análisis de Series Temporales*. Universidad Complutense de Madrid. <https://www.ucm.es/data/cont/docs/518-2013-11-11-JAM-IAST-Libro.pdf>
- Mccarthy, T. M., Davis, D. F., Golicic, S. L., & Mentzer, J. T. (2006). The evolution of sales forecasting management: A 20-year longitudinal study of forecasting practices. *Journal of Forecasting*, 25(5), 303-324. <https://doi.org/10.1002/for.989>
- Minner, S., & Transchel, S. (2010). Periodic review inventory-control for perishable products under service-level constraints. *OR Spectrum*, 32(4), 979-996. <https://doi.org/10.1007/s00291-010-0196-1>
- Nahmias, S. (2011). *Análisis de la producción y las operaciones* (5ª ed). McGraw Hill.
- Narasimhan, S., McLeavey, D., & Billington, P. (2000). *Planeación de la producción y control de inventarios*. Prentice-Hall Hispanoamericana.
- Olhager, J. (2013). Evolution of operations planning and control: From production to supply chains. *International Journal of Production Research*, 51(23-24), 6836-6843. <https://doi.org/10.1080/00207543.2012.761363>
- Pfohl, H.-C., Cullman, O., & Stolzle, W. (1991). Inventory Management with Statistical Process Control: Simulation and Evaluation. *Journal of Business and Logistics*, 101-120.
- Prusa, P., & Chocholac, J. (2015). Demand Forecasting in Production Logistics of Food Industry. *Applied Mechanics and Materials*, 803, 63-68. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.803.63>
- Salas-Navarro, K., Manguel-Mejía, H., & Acevedo-Chedid, J. (2017). Metodología de Gestión de Inventarios para determinar los niveles de integración y colaboración en una cadena de suministro. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 25(2), 326-337. <https://doi.org/10.4067/S0718-33052017000200326>

- Smith, L. C., El Obeid, A. E., & Jensen, H. H. (2000). The geography and causes of food insecurity in developing countries. *Agricultural Economics*, 22(2), 199-215. <https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2000.tb00018.x>
- Stevenson, W. J. (2015). *Operations management* (Twelfth edition). McGraw-Hill Education.
- Thomas, C. R., & Maurice, S. C. (2016). *Managerial economics: Foundations of business analysis and strategy* (TWELFTH EDITION). McGraw-Hill Education.
- Thron, T., Nagy, G., & Wassan, N. (2007). Evaluating alternative supply chain structures for perishable products. *The International Journal of Logistics Management*, 18(3), 364-384. <https://doi.org/10.1108/09574090710835110>
- Vidal. (2010). *Fundamentos de control y gestión de inventarios*.
- Vorst, J. G. A. J., Beulens, A. J. M., Wit, W., & Beek, P. (1998). Supply Chain Management in Food Chains: Improving Performance by Reducing Uncertainty. *International Transactions in Operational Research*, 5(6), 487-499. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.1998.tb00131.x>
- Wang, C.-C., Chien, C.-H., & Trappey, A. J. C. (2021). On the Application of ARIMA and LSTM to Predict Order Demand Based on Short Lead Time and On-Time Delivery Requirements. *Processes*, 9(7), 1157. <https://doi.org/10.3390/pr9071157>
- Wooldridge, J. (2010). *Introducción a la Econometría. 4e*. Cengage Learning Editores S.A. de C.V. <http://public.ebookcentral.proquest.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=4641575>
- Zhou, H., & Benton, W. C. (2007). Supply chain practice and information sharing. *Journal of Operations Management*, 25(6), 1348-1365. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2007.01.009>

