



**FACULTAD DE POSTGRADO**

**TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN**

**IMPLEMENTACION DE MODELO PREDICTIVO DE  
INGRESOS POR VENTA CON SERIES DE TIEMPO PARA LA  
EMPRESA PRILACENTRO**

**SUSTENTADO POR:**

**ERICK MAURICIO PERDOMO SAUCEDA**

**PREVIA INVESTIDURA AL TÍTULO DE**

**MÁSTER EN**

**ANALITICA DE NEGOCIOS**

**TEGUCIGALPA, FRANCISCO MORAZAN, HONDURAS, C.A.**

**NOVIEMBRE, 2023**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA**

**UNITEC**

**FACULTAD DE POSTGRADO**

**AUTORIDADES UNIVERSITARIAS**

**RECTORA**

**ROSALPINA RODRÍGUEZ GUEVARA**

**PRORECTOR/ SECRETARIO GENERAL**

**ROGER MARTÍNEZ MIRALDA**

**VICERRECTOR ACADÉMICO**

**JAVIER ABRAHAM SALGADO LEZAMA**

**DIRECTORA NACIONAL DE POSTGRADO**

**ANA DEL CARMEN RETTALLY**

**TRABAJO PRESENTADO EN CUMPLIMIENTO DE LOS  
REQUISITOS EXIGIDOS PARA OPTAR AL TÍTULO DE  
MÁSTER EN**

**ANALITICA DE NEGOCIOS**

**ASESOR METODOLOGICO**

**MSC. ALBA GABRIELA GARAY ROMERO**

**MIEMBROS DE LA TERNA:**

**MSC. KEVIN EDUARDO FUNEZ FUNEZ,  
EVALUADOR 1**

**MSC. JULISSA JAMILETH CORTES  
OSORTO,**

**EVALUADOR 2**

**MSC. DANIEL ANTONIO LUNA  
RODRIGUEZ,  
EVALUADOR 3**

# **DERECHOS DE AUTOR**

© Copyright 2023  
ERICK MAURICIO PERDOMO SAUCEDA

Todos los derechos son reservados.



## **FACULTAD DE POSTGRADO**

# **IMPLEMENTACION DE MODELO PREDICTIVO DE INGRESOS POR VENTA CON SERIES DE TIEMPO PARA LA EMPRESA PRILACENTRO**

**Erick Mauricio Perdomo Saucedo**

### **Resumen**

Las empresas multinacionales en la actualidad buscan ser más competitivas en aspectos de producción y distribución de productos o servicios, esto las obliga a contar con áreas estratégicas que garanticen que las operaciones sean llevadas a cabo en tiempo y forma para la obtención del cumplimiento de los objetivos organizacionales.

El cumplimiento de objetivos implica que las áreas operativas, administrativas y análisis de datos elaboren en conjunto una serie de procedimientos que permitan la preparación de modelos de aprendizaje automático que garanticen el uso adecuado de los recursos financieros de las empresas ya que en muchos casos se cuenta con un área que sirve como intermediaria entre la operación y la administración, esto para garantizar que las diferentes operaciones de comercialización y venta se apeguen a los pronósticos, proyecciones y que se cumplan con los rendimientos esperados por los socios o accionistas.

La implementación de los pronósticos de ventas por categoría de productos con la ayuda de herramientas estadísticas e informáticas en la actualidad ha permitido que los datos tomen un rol determinante en la toma de decisiones desde el punto de vista de la analítica de datos, lo anterior obedece a la necesidad de contar con información precisa y oportuna en temas relacionados a pronósticos de ventas o forecast por su terminología en inglés, la falta de modelos para pronosticar las ventas como pilar fundamental en el funcionamiento de una organización o empresa es crítico ya que esto no permite ejecutar estrategias de crecimiento, el problema planteado fue identificado como consecuencia de la falta de medición en los indicadores de ventas mensuales, trimestrales, semestrales y anuales, esto representa en muchos casos pérdida financiera y problemas en los flujos de caja para afrontar la operación, las diferentes tareas de seguimiento y socialización de la información puede ser manejado en el corto plazo por las áreas de análisis de datos de la empresa Prilacentro siguiendo las recomendaciones planteadas en este documento.

**Palabras claves: (Empresas multinacionales, análisis de datos, pronostico, ventas, empleos.)**



## GRADUATE SCHOOL

# IMPLEMENTATION OF PREDICTIVE MODEL OF SALES INCOME WITH TIME SERIES FOR THE COMPANY PRILACENTRO

**Erick Mauricio Perdomo Saucedo**

### **Abstract**

Multinational companies currently seek to be more competitive in aspects of production and distribution of products or services, this forces them to have strategic areas that guarantee that operations are carried out in a timely manner to obtain compliance with the objectives. organizational.

The fulfillment of objectives implies that the operational, administrative and data analysis areas jointly develop a series of procedures that allow the preparation of automatic learning models that guarantee the adequate use of the financial resources of the companies since in many cases there is with an area that serves as an intermediary between the operation and the administration, this to guarantee that the different commercialization and sale operations adhere to the forecasts, projections and that the returns expected by the partners or shareholders are met.

The implementation of sales forecasts by product category with the help of statistical and computer tools has currently allowed data to play a determining role in decision-making from the point of view of data analytics, the foregoing is due to Due to the need to have accurate and timely information on issues related to sales forecasts or forecasts due to their derminology in English, the lack of models to forecast sales as a fundamental pillar in the operation of an organization or company is critical since this does not It allows executing growth strategies, the problem posed was identified as a consequence of the lack of measurement in the monthly, quarterly, semi-annual and annual sales indicators, this represents in many cases financial loss and cash flow problems to face the operation, The different tasks of monitoring and sharing information can be handled in the short term by the data analysis areas of the Prilacentro company following the recommendations set forth in this document.

**Keywords: Multinational companies, data analysis, forecast, sales, jobs.**

## **DEDICATORIA**

El presente proyecto de graduación es un fruto de mi esfuerzo y perseverancia. La dedico principalmente a la empresa PRILACENTRO que me apoyó con el espacio necesario para realizar mi investigación. Ellos aportaron en este trabajo para que yo obtuviera el sustento que sirvió para alcanzar los resultados objetivos que se muestran en este proyecto.

**Erick Mauricio Perdomo Saucedo**

Le dedico este proyecto a mis hijos, por haberme apoyado en todo momento a lo largo de estos años de estudio universitario, por darme el interés humano que me llevó a elegir este proyecto y alentarme a seguir adelante en los momentos más difíciles de este proceso académico como también a disfrutar los momentos de éxito.

**Erick Mauricio Perdomo Saucedo**

## **AGRADECIMIENTOS**

Agradezco a mis padres, mis hijos quienes son mi fuente de apoyo constante e incondicional en toda mi vida. A mis hermanos que me han apoyado y alentado para salir adelante. A mis compañeras, quienes con su ayuda y esfuerzo fueron pieza clave para la culminación de este proyecto.

**Erick Mauricio Perdomo Saucedo**

## INDICE DE CONTENIDO

DEDICATORIA .....	ix
AGRADECIMIENTOS .....	x
INDICE DE CONTENIDO .....	xi
CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN .....	1
1.1 INTRODUCCION .....	1
1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA .....	2
1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA .....	3
1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO.....	4
1.5 JUSTIFICACIÓN.....	5
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO .....	6
2.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL .....	6
2.2 CONCEPTUALIZACIÓN.....	7
2.3 TEORÍAS DE SUSTENTO .....	14
2.3.2 METODOLOGÍAS DESARROLLADAS.....	17
CAPÍTULO III. METODOLOGÍA .....	19
3.1 CONGRUENCIA METODOLOGICA.....	19
3.1.1 MATRIZ METODOLOGICA.....	19
3.1.2 ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO.....	19
3.1.3 OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES .....	20
3.1.4 HIPOTESIS .....	20
3.2 ENFOQUE Y MÉTODOS .....	20
3.3 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN .....	22
3.3.1 POBLACIÓN .....	22
3.3.2 MUESTRA .....	23
3.4 TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS .....	23
3.5 FUENTES DE INFORMACIÓN.....	23
3.5.1 FUENTES PRIMARIAS .....	23
3.5.2 FUENTES SECUNDARIAS.....	24
CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS .....	25

4.1	INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS.....	25
4.2	RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LAS TÉCNICAS APLICADAS .....	28
4.2.1	RESULTADOS CUANTITATIVOS .....	61
4.2.2	ANÁLISIS CUALITATIVO .....	61
4.3	ANÁLISIS INFERENCIAL Y MODELOS APLICADOS.....	61
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....		63
5.1	CONCLUSIONES .....	63
5.2	RECOMENDACIONES .....	64
CAPÍTULO VI. APLICABILIDAD.....		65
6.1	NOMBRE DE LA PROPUESTA .....	65
6.2	JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA .....	65
6.3	ALCANCE DE LA PROPUESTA .....	65
6.4	DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO A DETALLE DE LA PROPUESTA.....	65
6.4.1	DESCRIPCIÓN CLARA DEL QUE Y COMO SE HARÁN.....	65
6.4.2	DESARROLLO DE TODOS LOS ELEMENTOS NECESARIOS (HERRAMIENTAS, INSTRUMENTOS, PROCESOS. ....	66
6.5	MEDIDAS DE CONTROL (INDICADORES, MEDICIONES) .....	66
6.6	CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO .....	66
6.7	CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA	67
REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA .....		68
ANEXOS .....		70
ANEXO 1: MODELO RANDOM FOREST KNIME .....		70
ANEXO 2: MODELO ADICIONAL EN CRYSTAL BALL .....		80
ANEXO 3: SERIES DE TIEMPO R STUDIO.....		81
ANEXO 4: CARTA DE AUTORIZACION DE LA EMPRESA O INSTITUCION .....		113

# **CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN**

## **1.1 INTRODUCCION**

El proyecto de investigación busca conocer y entender cómo funcionan actualmente las áreas de comercialización y ventas, proponer la creación de un departamento de análisis de datos que prepare los modelos de aprendizaje automático con la información histórica de Prilacetro, esto con la finalidad de contar con modelos predictivos de las ventas, tomando como base la información actual e histórica con aras de proponer una mejora a los pronósticos actuales de ventas de productos por categoría que apunten hacia una implementación de modelos analíticos que contribuyan con el cumplimiento de la estrategia de ventas para la distribución y comercialización de alimentos secos, alimentos líquidos, probióticos, químicos y equipos en el mejoramiento y fortalecimiento de larvas de camarón.

La Gerencia General en la actualidad es la responsable de preparar los pronósticos de ventas de productos por categoría, esto permite preparar los pedidos de compra para la adquisición de productos en su totalidad importados, que servirán para el cumplimiento de la estrategia de comercialización y ventas de un bien o servicio, estas a su vez necesitan innovar con una visión clara hacia un modelo centrado en análisis de datos actuales e históricos que garanticen de manera acertada los pronósticos de aprendizaje automático y que contribuyan con la continuidad del negocio y con la especialización de las áreas estratégicas con la ayuda de los datos.

En la actualidad la falta de un pronóstico de ventas acertado ha ocasionado que exista un decremento en los ingresos por ventas del 24% en relación con el año 2022, los pronósticos de ventas actuales involucran una estimación de crecimiento lineal como parte de una práctica tradicional de estimar los ingresos por venta de productos.

## **1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA**

Las áreas comerciales y de ventas como las responsables del cumplimiento estratégico de las empresas, estas a su vez necesitan adoptar un rol más activo en función de demandar el apoyo de herramientas de analítica de datos, esto con la finalidad de contar con información que contribuya con la toma de decisiones y poder reaccionar de forma oportuna a los posibles cambios que afectan la venta de productos, en muchos casos las organizaciones no cuenta con áreas especializadas en análisis de datos que permite preparar modelos descriptivos, predictivos, prescriptivos, según sea la necesidad del negocio.

La falta de pronósticos de ventas que permitan conocer el comportamiento desde una perspectiva de análisis de datos imposibilita poder anticiparse a los posibles cambios en las ventas de productos ya que los cálculos tradicionales no se acercan a los pronósticos de ventas, esta problemática se atribuye al poco aprovechamiento de los datos actuales e históricos aplicando nuevas técnicas y herramientas de analítica de datos que permitirá contar con modelos apegados a los resultados reales de las ventas.

### **1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA**

Los pronósticos de información relacionado a las ventas permiten a la administración de las empresas preparar las diferentes estrategias como ser comercialización, abastecimiento, financiamiento, en el momento que las empresas no cuentan con modelos de pronóstico apegados a la realidad la estrategia empieza a mostrar incongruencias en aspectos financieros, logísticos, de comercialización y ventas.

El área de ventas de la empresa Prilacetro cuenta con una metodología que permita anticiparse a los decrementos de las ventas, entre las causas identificadas se tiene que en la actualidad el pronóstico de ventas se estima de forma aproximada entre el crecimiento o decrecimiento de los periodos anteriores, la falta de una matriz de seguimiento periódica que compare las ventas reales y los pronósticos de ventas, dificultan que se pueda reaccionar y anticiparse a los futuros problemas de flujo de efectivo por falta de generación de ingresos, a la fecha las ventas proyectadas versus las ventas reales reflejan un decremento del 24% equivalente a trece millones de lempiras.

Como segundo problema identificado se tiene que en el área de Almacenes se cuenta con inventarios de productos que sobrepasan los 365 días de rotación, esto representa en términos financieros que la empresa Prilacetro cuenta con un sobre stock de productos, lo anterior como consecuencia de una pronóstico de ventas funcional y acertado que permita adquirir las cantidades correctas que se estiman vender, se han tenido repercusiones financieras ya que la empresa adquirió una línea de crédito para abastecer los inventarios de productos y estos reflejan una poca rotación que no contribuyen actualmente al ciclo de conversión del efectivo, estos inventarios equivalen a \$400k Cuatrocientos mil dolares americanos.

#### **Pregunta de Investigacion**

¿Es factible emplear un modelo predictivo para generar predicciones de ventas para los productos de PRILACETRO?

## **1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO**

### **Objetivo General**

Presentar un modelo funcional para la empresa Prilacento que permita mediante un modelo de analítica predictiva, contar con pronosticos de ventas por categoria de productos.

### **Objetivos Específicos**

- Diseñar un modelo predictivo de los ingresos por venta que permita pronosticar el comportamiento de los productos comercializados y vendidos de acuerdo con los datos históricos que reflejan la información financiera de la empresa Prilacento para los periodos enero 2019 a julio 2023.
- Mostrar los resultados de dos modelos de analítica predictiva en la herramienta informática Knime y Power BI, los modelos propuestos serian Ramdon Forest Machine Learning y Series de Tiempo con suavizamiento exponencial.

## 1.5 JUSTIFICACIÓN

Los modelos predictivos en las organizaciones ayudan a conocer de forma anticipada como se comportaran las diferentes variables como ser las ventas, los costos, los gastos, la producción, los inventarios, etc., y de esta forma poder mejorar los resultados del negocio desde cada una de sus áreas, los indicadores de ventas como parte fundamental de la empresa, contribuye en la toma de decisiones y esto permite que las áreas involucradas como ser el área administrativa, operativa, producción, puedan alinearse a los pronósticos de ventas y así apegarse al cumplimiento estratégico del negocio, es importante mencionar que la analítica de negocios ha logrado transformar la manera en que se preparan los datos y así contribuir con el uso de herramientas tecnológicas que aplican algoritmos para transformar los datos en información estratégica.

Los modelos de series de tiempo para pronosticar las ventas, muestran de forma grafica el comportamiento de los datos, tomando como base los datos historicos y transformandolos en un activo estrategico valioso como lo es la información para la toma de decisiones, esto es posible gracias a la ayuda de los algoritmos ya que estos cuentan con procedimientos estadisticos y matematicos.

Las organizaciones necesitan actualizar sus procesos de almacenamiento y transformación de la información, esto con la finalidad de contar con la mayor cantidad de datos historicos que les permita utilizar los diferentes programas informaticos de codigo abierto y/o cerrado para aplicar las diferentes metodologias en todas las areas según sea su necesidad como negocio.

La Analítica de Negocios permitira a la empresa Prilacetro contar con nuevas opciones de toma de decisiones desde los datos y poder preparar y construir modelos que permitan al negocio anticiparse a los posibles cambios o variaciones que afectan a las empresas ya sea desde un enfoque administrativo, operativo o financiero, aprovechando asi las diferentes metodologias aplicadas en evaluar comportamientos, estacionalidades, tendencias, gustos y preferencias.

## **CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO**

### **2.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL**

En la actualidad la empresa Prilacento una empresa transnacional dedicada al mejoramiento y cuidado de larvas de camarón pronostica los ingresos, costos, gastos y compras de forma tradicional, en los cuales se le asigna un porcentaje promedio de acuerdo con el comportamiento histórico de los datos, esta práctica es aceptada en muchos sectores y empresas por la forma práctica en la que se estiman un crecimiento o decrecimiento de la información a considerar.

El proyecto de investigación busca implementar un modelo de analítica predictiva que contribuya con una metodología actualizada en el procesamiento de datos.

La importancia de implementar prácticas en técnicas estadísticas aplicando la analítica de datos ayuda a las organizaciones a conocer el posible comportamiento de los datos y a su vez anticiparse a los posibles cambios que afecten al negocio.

El sector acuícola al que está orientado el negocio de Prilacento es cambiante y demandante en aspectos de información precisa para la toma de decisiones y poder anticiparse a las variaciones significativas que repercutan en los resultados de la empresa, es por este motivo que Prilacento necesita de la implementación de un modelo predictivo de las ventas por producto, esto le permitirá contar con información referenciada para tomar decisiones.

## **2.2 CONCEPTUALIZACIÓN**

### **Análisis de Datos**

El análisis de datos dinámicos es un campo relativamente nuevo sus fundamentos teóricos se basan en enfoques estadísticos y computacionales bien establecido. Aunque no ha sido hasta los últimos años que esta área de investigación ha experimentado un gran crecimiento debido al incremento de datos disponibles.(Casas Roma et al., 2019, p. 221)

### **Pronóstico de Ventas**

Pronóstico de ventas, plan de ventas y presupuesto de ventas son temas de indudable interés en el mundo de los negocios, y aunque su denominación y significado son diferentes, existe una marcada dependencia entre ellos. (Moreno Castro, 2019, p. 16)

### **Planeación y estrategia**

La planeación y la estrategia han estado presentes a través de la historia de la humanidad de diferentes maneras, sin establecer un carácter propio o perteneciente a una disciplina. Sólo a partir de unos cuantos años atrás, estos dos conceptos se han unido, para integrarse y conformar una definición en el ámbito administrativo (Rojas López, 2012, p. 12)

### **Stock**

El stock es la cantidad de mercancías que permanecen almacenadas en la empresa y que están en movimiento, aguardando a ser consumidas en el proceso de producción, servicio, mantenimiento y venta en un tiempo cercano, tanto para fabricación como para la venta. (Rubio Ferrer & Villarroel Valdemoro, 2012, p. 47)

### **Stock de Seguridad**

Proporciona protección ante las irregularidades o incertidumbres en la oferta o demanda de un artículo. (Rubio Ferrer & Villarroel Valdemoro, 2012, p. 50)

### **Stock de Transito**

Está circulando entre las diferentes fases de producción y de distribución. Este stock se origina cuando la empresa está separada de los proveedores y de los clientes, por lo que se necesita tiempo para llevar los materiales de un lugar a otro. (Rubio Ferrer & Villarroel Valdemoro, 2012, p. 51)

## **Marketing**

“El marketing es un proceso social y administrativo mediante el cual grupos e individuos obtienen lo que necesitan y desean a través de generar, ofrecer e intercambiar productos de valor con “sus semejantes” (Dirección de Mercadotecnia, de Philip Kotler, considerado por muchos como el “padre del marketing”) (Pérez Rodríguez, 2015, p. 13)

## **Programas Estadísticos**

Los paquetes de programas estadísticos constituyen herramientas informáticas, preparadas para la resolución de problemas derivados de la estadística clásica. En este sentido, servirían para medir y cuantificar los entes o elementos con los que se relacionan cualquiera de las Ciencias Naturales o Sociales, no existiendo diferencias sustanciales en el tratamiento de la información, ya se refiera a entes espaciales, como en el caso de la Geografía, que en el relativo a personas (más propio de la Psicología o la Sociología), o en el de cualquier otro ente cuantificable. (Preciado, 2012, p. 16)

## **Aprendizaje Supervisado**

El Supervisado constituye un algoritmo de aprendizaje basado en ejemplos donde el nuevo conocimiento es inducido a partir de una serie de ejemplos y contraejemplos (Benítez, 2015)

## **Aprendizaje No Supervisado**

Todo el proceso de modelado se lleva a cabo sobre un conjunto de ejemplos formado tan sólo por entradas al sistema. No se tiene información sobre las categorías de esos ejemplos (Benítez, 2015)

## **Estadística en Análisis de Datos**

La Estadística se utiliza como tecnología al servicio de las Ciencias donde la variabilidad y la incertidumbre forman parte de su naturaleza. Así, se ocupa de la sistematización, recogida, ordenación y presentación de los datos referentes a un fenómeno que presenta variabilidad o incertidumbre para su estudio metódico, con objeto de hacer previsiones sobre los mismos, tomar decisiones u obtener conclusiones. (Garriga Trillo, 2015, p. 15)

### **Estadística Descriptiva**

Mediante la Estadística Descriptiva se organizan y resúmenes conjuntos de observaciones procedentes de una muestra o de la población total, en forma cuantitativa. Este resumen puede hacerse mediante tablas, gráficos o valores numéricos. Así, se dispone de distintos procedimientos que nos permiten estudiar las características de una o más variables. (Garriga Trillo, 2015, p. 15)

### **Análisis Predictivo**

Es el uso de métodos estadísticos aplicando algoritmos y técnicas de aprendizaje automático con el objetivo de encontrar comportamientos y resultados futuros en base a la data histórica con la que se cuenta. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.40).

### **Importancia de la Analítica Predictiva**

En ventas, la habilidad de predecir alguna acción y/o situación determinada (qué, quién y cuándo) es una de las capacidades más poderosas y añoradas que una empresa puede poseer. Saber de antemano quién puede comprar y quién no, quién puede cancelar y quién no, quién puede renovar y quién no, es sumamente ventajoso para optimizar el modelo de negocio actual de la empresa y poder posicionarse sobre la competencia (Antonio & Glenn-Anderson, 2018).

### **Modelo Predictivo**

Permiten realizar un análisis para identificar la correlación entre un conjunto de variables de datos de entrada y una variable de respuesta o destino, buscando siempre tener unas salidas deseadas; pero también existen modelos que solo presentan datos de entrada y en este tipo de modelos lo que se busca es encontrar la relación de unos datos con otros. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Base de datos**

Se le considera como un almacén de datos, y en él se registran de manera ordenada, con la finalidad de ser fácil de encontrar y utilizar por las organizaciones. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Dato**

Es considerada como la unidad mínima de información, que por sí sola no ayuda mucho en la comprensión de un fenómeno. Puede ser un valor numérico, alfanumérico, espacial entre otros. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Extracción de Conocimiento**

Proceso original para el descubrimiento de información y nuevo conocimiento basado en los datos contenidos en repositorios que permitirá su uso en la toma de decisiones. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Información**

Son los datos procesados, nos dan una mejor idea de lo que se está manipulando a diferencia de los datos simples, aunque depende mucho de las personas que lo utilizan. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Minería de Datos**

Aplicación de métodos que permiten obtener patrones desconocidos en los datos, y que son potencialmente útiles para comprender el fenómeno estudiado. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Modelo**

Representaciones abstractas o formales de objetos tanto reales o propios del software que conforman un dominio específico. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Modelo de Datos**

Diagrama que representa el flujo de los datos basado en textos y símbolos, que permiten su entendimiento y comprensión. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.41).

## **Sistema Analítico**

Sistemas en la que las organizaciones utilizan para estudiar y observar todos sus datos históricos y en tiempo real que permita detectar patrones y producir conocimientos que apoye la toma de decisiones inteligentes. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.42).

## **Procesamiento de Datos**

Es el trabajo sobre los datos a través de la recolección, el almacenaje, empleo, movimiento o supresión. Cualquier operación o conjunto de operaciones sobre datos, tales como la recolección, almacenamiento, uso, circulación o supresión. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.42).

## **Técnicas Predictivas**

Procedimientos o recursos que permiten entrenar a un modelo o método a través del uso de diferentes datos con la intención de generar una variable partiendo de ellos. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.43).

## **Visualización de Datos**

Presentación de la información en un formato simple y práctico, útil para cualquier persona, basada en el uso de mapas, cuadros o gráficas intuitivas. Es muy común el uso de herramientas de visualización. Alarcón García, R. E. y Bravo Jaico, J. L. (Dir.) (2021, pag.43).

## **Serie de Tiempos**

El valor de  $t$  asociado con cada valor  $f_j$  siempre crece conforme aumenta  $j$ , nunca decrece o permanece constante (como el tempus que siempre fugit). Por tanto, aunque la variable de dominio no es necesariamente el tiempo, el paradigma de ese tipo de series es el de muestras tomadas regularmente en el tiempo, de ahí su nombre: series de tiempo. (Nava P., 2013, p. 45)

## **Algoritmo**

Un algoritmo es una secuencia de pasos a ejecutarse en cierto orden. Representa la manera de llevar a cabo una tarea, una función o un procedimiento (Ayala San Martín, 2020, p. 10)

## **Machine Learning**

Machine learning es la ciencia que hace que los ordenadores “aprendan” a partir de los datos. En vez de programar, paso a paso, cada solución específica para cada necesidad planteada, tal y como se realiza en el enfoque de la programación convencional, el área de machine learning está dedicada al desarrollo de algoritmos genéricos que pueden extraer patrones de diferentes tipos de datos. (Bobadilla Sancho, 2020, p. 10)

## **Big Data**

Big Data o datos a gran escala hace referencia a un conjunto de datos tan grande que las aplicaciones informáticas tradicionales de procesamiento de datos no son capaces de tratar con ellos ni de encontrar patrones repetitivos. (*Big Data, Machine Learning y Data Science En Python*, 2022, p. 7)

## **Datos Estructurados**

Son aquellos datos con formato y campos fijos, en el que el formato es anticipadamente definido, para ser almacenados en bases de datos relacionales; este tipo de datos guardan un orden específico lo que facilita trabajar con ellos. (*Big Data, Machine Learning y Data Science En Python*, 2022, p. 15)

## **Datos No Estructurados**

Son aquellos datos que no tienen formatos predefinidos, es decir no tienen estructura uniforme. (*Big Data, Machine Learning y Data Science En Python*, 2022, p. 16)

## **Suavizado**

Un tipo de filtro de gran aplicación es el de suavizado, así llamado porque comúnmente se usa para eliminar las altas frecuencias de una señal o para eliminar las bajas mediante la resta de la resultante del suavizado a la señal original (Nava P., 2013, p. 71)

## **Acuracy**

La precisión también es un término útil cuando hay una medida objetiva de la "verdad", como una biopsia resultada. Sin embargo, en ausencia de esto (es decir, en la mayoría de situaciones en las que se utilizan escalas e índices), y donde se debe establecer la validez de constructo, el término es engañoso, en el sentido de que no existe un valor "verdadero" (Streiner & Norman, 2006, p. 2)

## **Analisis de Resultados**

La conclusión de la aplicación de un procedimiento de cálculo estadístico, mediante el uso de un programa informático, culmina con la presentación y análisis de los resultados obtenidos. Las salidas del ordenador son, generalmente, de dos tipos: numéricas y gráficas. (Preciado, 2012, p. 21)

### **Salidas Numéricas**

Ofrecen cuadros diseñados para presentar los resultados cuantitativos del análisis, bien mediante tablas de relación, bien mediante la expresión de los índices o coeficientes, producto de la investigación. (Preciado, 2012, p. 21)

### **Salidas Graficas**

Suelen complementar los resultados expresados de forma numérica. Los tipos de gráficos ofrecidos son variados: diagramas de barras, gráficos de líneas, representaciones cartesianas, gráficos sectoriales. (Preciado, 2012, p. 22)

## **2.3 TEORÍAS DE SUSTENTO**

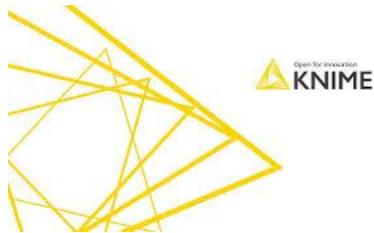
### **2.3.1 BASES TEÓRICAS**

En esta investigación se utilizó inicialmente el modelo de Random Forest de Knime para mostrar la precisión de los resultados tanto en cantidades por producto y cantidades en ventas, se completó el modelo de investigación con el modelo de Previsión de Power BI ya que era necesario conocer un modelo que mostrara las cantidades de productos y ventas para 12 meses, y que este contribuyera a la administración a preparar los presupuestos de los siguientes años en base a la información histórica.

## **Knime**

El software Knime es un entorno completamente gratuito empleado para el desarrollo y ejecución de técnicas de minería de datos, El proceso de análisis de datos, utilizado por Knime, consiste en un conjunto de nodos, acoplados mediante puentes que transportan datos o modelos. Cada nodo procesa la llegada de datos y/o modelo(s) y genera resultados como salida. (*Análisis de datos con Power BI, R-RStudio y Knime*, 2021, p. 149)

**Random Forest:** El algoritmo de Random Forest surge como la agrupación de varios árboles de clasificación; básicamente selecciona de manera aleatoria una cantidad de variables con las cuales se construye cada uno de los árboles individuales, y se realizan predicciones con estas variables que posteriormente serán ponderadas a través del cálculo de la clase más votada de los árboles que se generaron, para finalmente hacer la predicción por Random Forest. (Medina-Merino, 2017)



## **Power BI**

Con la aplicación de Power BI Desktop, puede conectarse a varios orígenes de datos distintos y combinarlos (operación que se conoce como modelado) en un modelo de datos que le facilita crear objetos visuales y colecciones como el que se ilustra en la figura 1, que puede compartir como informes con otras personas dentro de la empresa u organización. (*Análisis de datos con Power BI, R-RStudio y Knime*, 2021, p. 12)

## **Series de Tiempo**

En este tipo se encuentran el promedio móvil, la extrapolación, la predicción lineal, la estimación de tendencias y la curva de crecimiento. En este método se deben tomar en cuenta los siguientes factores: factores de ajustes de ventas; son aquellos que influyen en el aumento o disminución de las ventas.

Periodicidad es el número de veces en que el producto se vende en un periodo de tiempo.

Otro método son los causales o econométricos, se basan en analizar las variables que causan el evento y poder predecir su comportamiento en el futuro. Entre los métodos que pertenecen a este tipo están el análisis de regresión lineal o no lineal y la econometría



**ORACLE®**  
CRYSTAL BALL

### 2.3.2 METODOLOGÍAS DESARROLLADAS

Las Metodologías estadísticas aplicadas en otras investigaciones que involucran la analítica predictiva se ha llevado a cabo con los siguientes programas informáticos.

-R

-PYTHON



#### **Python**

Es un lenguaje de programación, es decir, es un conjunto de instrucciones que, combinadas apropiadamente, permiten escribir programas que son entendibles y ejecutables por un computador. Python es un lenguaje de programación que trabaja con un intérprete; esto quiere decir que los programas se evalúan mientras se ejecutan o, técnicamente hablando, se revisan en tiempo de ejecución o en tiempo real. (Trejos Buriticá & Muñoz Guerrero, 2021, p. 14)



#### **Lenguaje de programación R**

Al trabajar con el lenguaje R, los datos, las variables, las funciones y los resultados obtenidos se almacenan en la memoria activa del ordenador en forma de objetos a los cuales se les asigna nombres. El usuario puede efectuar acciones sobre los objetos mediante operadores (aritméticos, lógicos, relacionales) o aplicando diversas funciones. (*Análisis de datos con Power BI, R-RStudio y Knime*, 2021, p. 102)

La herramienta por utilizar en esta investigación será R, que es un lenguaje de programación interpretado, de distribución libre, bajo Licencia GNU y se mantiene en un ambiente para el cómputo estadístico y gráfico.

R proporciona una amplia variedad de técnicas estadísticas (modelado lineal y no lineal, pruebas estadísticas clásicas, análisis de series de tiempo, clasificación, agrupación, ...) y técnicas gráficas, y es altamente extensible. Disponible como Software Libre bajo los términos de la Licencia Pública General GNU de la Free Software Foundation en forma de código fuente. Compila y se ejecuta en una amplia variedad de plataformas UNIX y sistemas similares (incluyendo FreeBSD y Linux), Windows y MacOS

### 2.3.3 INSTRUMENTOS UTILIZADOS

## 2.4 MARCO LEGAL

Aunque en la región centroamericana apenas se comienzan dar los primeros pasos en el análisis de Big Data, de acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas, el volumen de datos en el mundo crece de manera exponencial cada año y está transformando la sociedad. (Molina, 2023)

Como lo menciona el artículo, la región centroamericana se encuentra en la etapa inicial del análisis de Big Data, esto de alguna forma abarca el análisis de datos que contribuye en la toma de decisiones de las diferentes compañías por rubro económico, en el caso puntual de Honduras en la actualidad no se cuenta con un marco legal que regule el uso de estas tendencias tecnológicas.

## CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

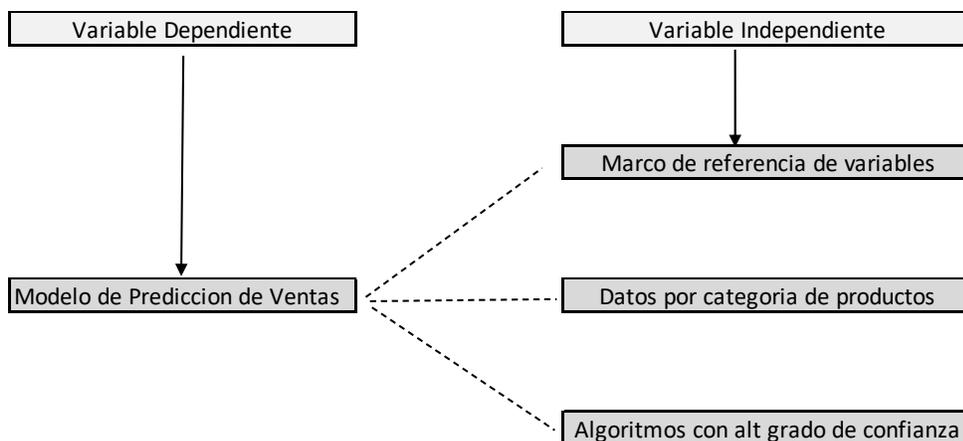
### 3.1 CONGRUENCIA METODOLOGICA

La investigación tiene la finalidad de mostrar un modelo predictivo con metodología cuantitativa, el modelo predictivo será preparado con la información histórica de las ventas de productos como ser alimentos secos, alimentos congelados, probioticos, para el mejoramiento de larva de camaron en laboratorio, proporcionada por la empresa Prilacetro, esta como la interesada de contar con una herramienta que aplique conceptos de analítica con técnicas actuales.

#### 3.1.1 MATRIZ METODOLOGICA

Formulacion del Problema	Objetivos de la Investigación		Variables Independiente	Variables Dependiente
	General	Especificos		
Implementacion de Modelo Predictivo de Ventas por Categoria de Productos PRILACENTRO	Presentar un modelo funcional para la empresa Prilacetro que permita mediante un modelo de analitica predictiva, contar con pronosticos de ventas por categoria de productos.	<p>Diseñar un modelo predictivo de los ingresos por venta que permita pronosticar el comportamiento de los productos comercializados y vendidos de acuerdo con los datos históricos que reflejan la información financiera de la empresa Prilacetro para los periodos enero 2019 a julio 2023.</p> <p>Mostrar los resultados de dos modelos de analítica predictiva en la herramienta informática Knime y Power BI, los modelos propuestos serian Ramdon Forest Machine Learning y Series de Tiempo con suavizamiento exponencial.</p>	Informacion de ventas de productos por categoria	Modelo Predictivo de Ventas

#### 3.1.2 ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO



### 3.1.3 OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

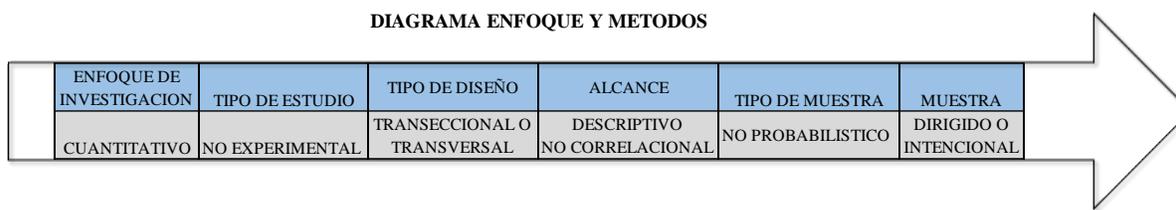
Variables Independientes	Definición		Dimensiones	Indicador
	Conceptual	Operacional		
Marco de Referencia	Es una recopilación de forma resumida de los conceptos, teorías y reglamentación que se encuentran relacionados con el tema de investigación	Identificar y proponer las variables correctas para realizar el modelo predictivo de las ventas	VARIABLES CUANTITATIVAS	Datos almacenados en la base de datos de productos por cliente de Prilacento
Datos por categoría de productos	La información de las ventas se encuentra dividida por familias de productos ya que existe aproximadamente 5 segmentos	Registros financieros de reportes de venta de productos por clientes de Prilacento	Extracción de Datos Registros históricos de ventas	Información de los últimos cuatro años de las ventas por productos
Algoritmos con alto grado de confianza	Los modelos predictivos representan una combinación de técnicas estadísticas y herramientas informáticas que permiten conocer el comportamiento de los datos futuros desde una base de información histórica	Identificar cuál de las opciones planteadas ofrece el mayor grado de confianza	Presición Metodologías seleccionada	ACCURACY PROMEDIO MAYOR IGUAL AL 80%

### 3.1.4 HIPOTESIS

No definida para esta investigación considerando un alcance descriptivo.

## 3.2 ENFOQUE Y MÉTODOS

DIAGRAMA ENFOQUE Y METODOS



### Definición del enfoque

El enfoque cuantitativo.

### Tipo de estudio

No Experimental, Podría definirse como la investigación que se realiza sin manipular deliberadamente variables.

### Tipo de Diseño

Los diseños de investigación transeccional o transversal recolectan datos en un solo momento, en un tiempo único.

## **Alcance**

Descriptivo, No Correlacional, Busca especificar propiedades, características y rasgos importantes de cualquier fenómeno que se analice.

## **Tipo de Muestreo**

No probabilístico o propositivo.

## **Muestra**

En el caso del presente trabajo, la muestra selectiva considero los productos de mayor ventas como ser: Artemia Grado A, Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg), Brine Shrimp Flakes NTP, Advance Feed<250, Advance Feed<150, Larva Z-Plus <100 Micrones, Larva Z-Plus 150-250 Micrones, Larva Z-Plus 100-150 Micrones, Shrimp Meal Started 400-600TA, EZ Artemia 300-500Micras, Calamar Congelado, Mejillon Congelado, Terminate Bacteria Premix 4Kg, Edta Trilon B, Polvo de Saponina.

## **Técnica**

- Limpieza de Datos

Los archivos recibidos en formato Excel fueron revisados para descartar que existieran celdas en blanco o con formato de texto.

- Filtrado de Datos

Para determinar los productos con mayor representación en las ventas se realizo un filtrado de mayor a menor para seleccionar 5 productos de las 3 categorías, quedando como resultado 15 productos.

- Corrida del modelo en Knime

Se realizo un ejercicio con el modelo Random Forest para medir los porcentajes de R cuadrado para las cantidades y ventas de los 15 productos.

- Corrida de modelo en Power BI

Se realizaron las previsiones de los 15 productos para conocer los resultados a 12 meses, tanto en cantidades como en ventas.

- Recolección de resultados

Se procedio a calcular la precision del modelo por cantidades y ventas.

- Interpretación de resultados

Se determino que el modelo refleja porcentajes aceptables de precisión en los productos con mayores ingresos.

El objetivo principal del Análisis Numérico es estudiar cómo aproximar los problemas del continuo que aparecen en fenómenos físicos y vivientes (Osses, 2000, p. 20)

Una peculiaridad fundamental del trabajo estadístico práctico es el análisis o procesamiento de conjuntos de datos numéricos (Díaz Salvo, 2014, p. 7)

### **Instrumentos**

La limpieza, filtrado y preparacion de datos fueron realizados en microsoft Excel para efectos de contar con la informacion individual que serviría para correr los modelos en Knime y power BI.

Una hoja de cálculo es un almacén de datos organizados en una tabla o cuadrícula, estructurada en filas y columnas, cuya finalidad es trabajar sobre todo con datos numéricos de una manera fácil e intuitiva, así como realizar representaciones gráficas de los mismos (Díaz Salvo, 2014, p. 7)

## **3.3 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN**

### **3.3.1 POBLACIÓN**

La población para la investigación es aplicable a las áreas de Ventas y Finanzas de la empresa Prilacento, se detallan los 15 productos para los años 2019 a julio 2023:

Artemia Grado A, Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg), Brine Shrimp Flakes NTP, Advance Feed<250, Advance Feed<150, Larva Z-Plus <100 Micrones, Larva Z-Plus 150-250 Micrones, Larva Z-Plus 100-150 Micrones, Shrimp Meal Started 400-600TA, EZ Artemia 300-500Micras,

Calamar Congelado, Mejillon Congelado, Terminate Bacteria Premix 4Kg, Edta Trilon B, Polvo de Saponina.

### 3.3.2 MUESTRA

No Probabilística.

La muestra aplicable a la investigación está enfocada básicamente al área de Ventas y Finanzas en temas de pronóstico de venta por categoría de productos de los últimos 4 años.

## 3.4 TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS

- **Técnicas**

Por medio de un ordenamiento ascendente de las ventas para los periodos 2019 a julio 2023 sirvieron como base para determinar los productos que fueron considerados para preparar los modelos.

- **Instrumentos**

El instrumento de medición para determinar el modelo ideal en las proyecciones de ventas será evaluado por medio del Accuracy ya que esta determina un porcentaje de aceptación.

- **Accuracy**

La métrica establecida para evaluar el modelo será el Accuracy a razón de que prevalece la importancia de medirla para cada uno de los productos del portafolio y no como un conjunto de datos; dado que cada producto representa oportunidad de venta o exceso de inventario para el negocio.

## 3.5 FUENTES DE INFORMACIÓN

### 3.5.1 FUENTES PRIMARIAS

Las fuentes primarias en su mayoría han sido proporcionadas por medio de registros financieros, auxiliares contables de cuentas por cobrar e inventarios Prilacetro.

### **3.5.2 FUENTES SECUNDARIAS**

Las fuentes secundarias no aplican en esta investigación.

## CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS

### 4.1 INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Se solicitó a la empresa Prilacento la información relacionada a los ingresos por venta que servirá para preparar los modelos predictivos, la información compartida corresponde a los periodos de ingresos por venta de enero 2019 a julio 2023 en formato Microsoft Excel, la data contenía 3,497 registros de los cuales fueron considerados 1,639 registros equivalentes al (47%) de los datos para preparar la predicción de los ingresos por venta en lempiras e ingresos por venta en cantidades:

Fecha	Item ID	Item Description	Qty	Amount
4/1/2019	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	150.00	394,197.00
4/1/2019	03-1716300086	Amonia Test Kit	1.00	476.00
4/1/2019	01-0112	Microfine Spirulina(Lata 500gr	6.00	4,133.88
4/1/2019	01-0115	MP2 Tambo de 4 Kilo	11.00	53,796.82
4/1/2019	01-0118	MP1 Tambo de 4 Kilo	2.00	11,023.76
4/1/2019	02-384734-41-22	PL Ready Reserve 600 Micras	4.00	30,092.40
4/1/2019	02-384752-41-44-1	Shrimp Meal Started 400-600TA	11.00	36,809.01
4/1/2019	02-384778-41-103	Shrimp Started <600 M.	6.00	20,079.00
4/1/2019	03-1650G	Ohaus Dial Triple Beam 1650G	1.00	6,127.04
4/1/2019	03-80501	Glass Thermometro	1.00	295.28
4/1/2019	03-SP601	Ohaus Scout Pro600 Scale Sp601	1.00	8,587.70
4/1/2019	04-CAL0001	Calamar	13.00	36,668.57
4/1/2019	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	16.00	49,209.71
4/1/2019	01-0112	Microfine Spirulina(Lata 500gr	6.00	3,705.78
4/1/2019	01-0120	Artemia Grado A	17.00	289,799.97
4/1/2019	01-0121	Advance Feed<150	6.00	19,756.56
4/1/2019	01-0122	Advance Feed<250	13.00	40,257.62
4/1/2019	01-0123	Advance Feed<350	13.00	36,766.17
4/1/2019	02-384752-47-44	Shrimp Started 55-15TAPD600-85	4.00	12,106.44
4/1/2019	02-384752-48-44	Shrimp Starte 55-15 850-1200	2.00	5,905.58
4/1/2019	02-384778-41-103	Shrimp Started <600 M.	6.00	18,452.60
4/1/2019	03-58-0714-11	Sello de Eje Carbon/Ceramica	2.00	1,759.08
4/1/2019	03-MEM300	Malla de 300 Micras	10.00	4,429.20
4/1/2019	06-11119	Terminate Bacteria Premix 4Kg.	2.00	7,844.05
4/1/2019	02-384731-01-11	Larva Z-Plus <50 Micrones	1.00	959.02
4/1/2019	02-384731-02-11	Larva Z-Plus <100 Micrones	3.00	2,805.01
4/1/2019	02-384731-03-11	Larva Z-Plus 100-150 Micrones	2.00	1,820.52
4/1/2019	03-1716300086	Amonia Test Kit	2.00	984.02
			<b>2,052.00</b>	<b>3,495,569.41</b>

Tabla 1 conteniendo los datos iniciales a predecir

Fecha	Item ID	Item Description	Qty	Amount
7/1/2023	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	3.00	11,123.39
7/1/2023	01-0112	Microfine Spirulina(Lata 500gr)	4.00	2,912.51
7/1/2023	01-0121	Advance Feed<150	2.00	5,684.64
7/1/2023	01-0122	Advance Feed<250	5.00	13,841.24
7/1/2023	01-0123	Advance Feed<350	12.00	32,327.22
7/1/2023	03-FBLM5	Filter Bags 5 Micras Corto	6.00	1,337.47
7/1/2023	01-0119	Artemia Grado B	1.00	10,381.98
7/1/2023	04-CAL0001	Calamar	11.00	19,090.81
7/1/2023	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	1.00	3,707.09
7/1/2023	01-0113	MPZ-70	3.00	2,150.38
7/1/2023	01-0121	Advance Feed<150	21.00	59,551.93
7/1/2023	01-0122	Advance Feed<250	25.00	68,618.35
7/1/2023	02-384778-41-103	Shrimp Started <600 M.	4.00	14,334.54
7/1/2023	02-559700-140-697	Redi Mate	1.00	10,934.77
7/1/2023	03-1716300086	Amonia Test Kit	2.00	1,044.77
7/1/2023	03-3999960129	PH Colorinometro 0-14	2.00	1,364.36
7/1/2023	03-5256/120(1Rx25M)	Malla Negra Rombica de 1/4	1.00	3,356.17
7/1/2023	03-80707	Therm, -20 to 110C, Total Blue	2.00	1,557.55
7/1/2023	04-CAL0001	Calamar	40.00	143,993.47
7/1/2023	04-CAL002 10Kg	Calamar Congelado	50.00	92,889.72
7/1/2023	05-MJ001	Mejillon Congelado	4.00	13,778.16
7/1/2023	06-11119	Terminate Bacteria Premix 4Kg.	42.00	156,693.59
7/1/2023	07-001SAPN	Polvo de Saponina	7.00	12,110.65
7/1/2023	07-003CLORMAG	Cloruro de Magnesio	2.00	1,753.04
7/1/2023	07-53129256	Edta Trilon B	1.00	4,819.39
7/1/2023	07-59059024U0	Nitrato de Sodio	14.00	28,748.93
7/1/2023	07-7722-84-1	Peróxido de Hidrogeno 50%	19.00	23,064.35
7/1/2023	07-S122-32435	Percarbonato de Sodio	2.00	3,658.34
			<b>2,908.00</b>	<b>8,207,841.35</b>

Tabla 2 conteniendo los datos finales a predecir

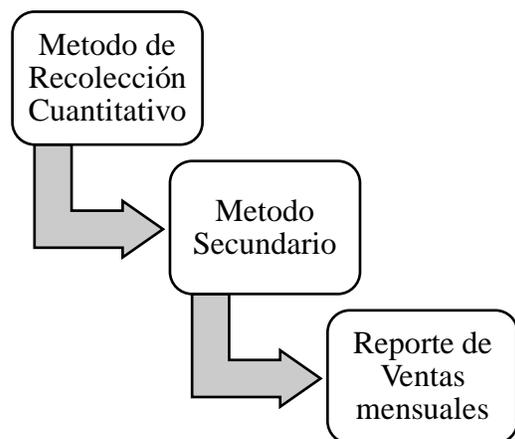
	A	D	E	F	G
1	Fecha	Item ID	Item Description	Qty	Amount
2	1/1/19	01-0124	Artemia Amarilla Grado B	66	679331
3	1/1/19	02-344641-33-22	Shrimp Maturation	44	236306
4	1/1/19	03-MEM300	Malla de 300 Micras	150	66168
5	1/1/19	02-384734-41-22	PL Ready Reserve 600 Micras	1	9247
6	1/1/19	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	10	36761
7	1/1/19	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	300	785224
8	1/1/19	01-0120	Artemia Grado A	25	424582
9	1/1/19	02-384731-02-11	Larva Z-Plus <100 Micrones	888	744277
10	1/1/19	02-384731-03-11	Larva Z-Plus 100-150 Micrones	360	293789
11	1/1/19	05-MJ001	Mejillon Congelado	178	376810
12	1/1/19	01-0113	MPZ-70	24	10940
13	1/1/19	01-0115	MP2 Tambo de 4 Kilo	3	14292
14	1/1/19	01-0120	Artemia Grado A	1	15684
15	1/1/19	02-384778-41-103	Shrimp Started <600 M.	3	10293
16	1/1/19	02-559900-60-66	EZ Artemia 50-200Micras	7	18527
3478	1/7/23	01-0111	Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	1	3707
3479	1/7/23	01-0113	MPZ-70	3	2150
3480	1/7/23	01-0121	Advance Feed<150	21	59552
3481	1/7/23	01-0122	Advance Feed<250	25	68618
3482	1/7/23	02-384778-41-103	Shrimp Started <600 M.	4	14335
3483	1/7/23	02-559700-140-697	Redi Mate	1	10935
3484	1/7/23	03-1716300086	Amonia Test Kit	2	1045
3485	1/7/23	03-3999960129	PH Colorinometro 0-14	2	1364
3486	1/7/23	03-5256/120(1Rx25M)	Malla Negra Rombica de 1/4	1	3356
3487	1/7/23	03-80707	Therm, -20 to 110C, Total Blue	2	1558
3488	1/7/23	04-CAL0001	Calamar	40	143,993.00
3489	1/7/23	04-CAL002 10Kg	Calamar Congelado	50	92,890.00
3490	1/7/23	05-MJ001	Mejillon Congelado	4	13778
3491	1/7/23	06-11119	Terminate Bacteria Premix 4Kg.	42	156694
3492	1/7/23	07-001SAPN	Polvo de Saponina	7	12111
3493	1/7/23	07-003CLORMAG	Cloruro de Magnesio	2	1753
3494	1/7/23	07-53129256	Edta Trilon B	1	4819
3495	1/7/23	07-59059024UO	Nitrato de Sodio	14	28749
3496	1/7/23	07-7722-84-1	Peróxido de Hidrogeno 50%	19	23064
3497	1/7/23	07-S122-32435	Percarbonato de Sodio	2	3658

Tabla 3 con 3497 de ventas correspondiente a 4 años 7 meses

Filtrado de información por categoría:

Para determinar los productos que servirán para modelar los datos, se determinó que los productos con mayor representación monetaria serán evaluados para evaluar su comportamiento en el modelo de Series de Tiempo de Power BI.

## 4.2 RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LAS TÉCNICAS APLICADAS



### Forecast Accuracy (Precisión del Pronostico)

$$FA = \left( \frac{1 - \frac{|VENTAS REAL - PRONOSTICO|}{PRONOSTICO}}{1} \right) * 100$$

### Accuracy de las Ventas en Lempiras con Power BI

Detalle de Productos	Ventas L	Pronostico	Accuracy	Suavizamiento	Programa
Artemia Grado A	55,937,016.00	55,532,163.73	99.2709590	0.75	Power BI
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	41,011,466.00	43,642,164.02	93.9721183	0.13	Power BI
Brine Shrimp Flakes NTP	24,675,753.00	27,342,427.32	90.2471193	0.002	Power BI
Advance Feed<250	24,036,135.00	22,294,656.75	92.1888089	0.13	Power BI
Advance Feed<150	17,532,851.00	13,934,754.41	74.1789738	0.002	Power BI
Larva Z-Plus <100 Micrones	12,652,676.00	16,682,972.13	75.8418578	0.13	Power BI
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	8,865,756.00				
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	5,350,407.00				
Shrimp Meal Started 400-600TA	3,952,833.00	3,340,997.51	81.6870415	0.13	Power BI
EZ Artemia 300-500Micras	3,584,246.00	2,748,925.76	69.6128482	0.25	Power BI
Calamar Congelado	8,463,691.00	7,774,803.87	91.1394919	0.25	Power BI
Mejillon Congelado	32,341,067.00	30,724,792.89	94.7395118	0.17	Power BI
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	8,856,893.00	6,242,458.92	58.1185217	0.13	Power BI
Edta Trilon B	3,012,131.00	702,216.87		0.002	Power BI
Polvo de Saponina	1,733,891.00	1,392,084.54	75.4464297	0.251	Power BI
<b>Promedio General</b>			<b>83.04%</b>		

Tabla 4 Accuracy Ventas en Lempiras Power BI

## Accuracy de las Ventas en Cantidades con Power BI

Detalle de Productos	Cantidades	Pronostico	Accuracy	Suavizamiento	Programa
Artemia Grado A	3,404	3,376	99.1808911	0.75	Power BI
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	14,722	15,604	94.3470068	0.13	Power BI
Brine Shrimp Flakes NTP	9,440	10,262	91.9866286	0.002	Power BI
Advance Feed<250	9,144	8,281	89.5750725	0.13	Power BI
Advance Feed<150	6,219	4,263	54.1232764	0.002	Power BI
Larva Z-Plus <100 Micrones	15,071	19,897	75.7440611	0.13	Power BI
Larva Z-Plus 150-250 Micrones					
Larva Z-Plus 100-150 Micrones					
Shrimp Meal Started 400-600TA	1,125	947	81.1865062	0.13	Power BI
EZ Artemia 300-500Micras	1,578	1,174	65.536785	0.25	Power BI
Calamar Congelado	3,231	3,032	93.4254739	0.25	Power BI
Mejillon Congelado	9,990	9,817	98.2415289	0.17	Power BI
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	2,331	1,629	56.9144332	0.13	Power BI
Edta Trilon B	832	214		0.002	Power BI
Polvo de Saponina	1,015	815	75.4886709	0.251	Power BI
<b>Promedio General</b>			<b>81.31%</b>		

Tabla 5 Accuracy Ventas en Cantidades Power BI

Información de ventas para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

2019		2020		2021		2022		2023	
Etiquetas de fila	Suma de Amount								
1/1/19	5,989,836.00	1/1/20	11,821,829.00	1/1/21	6,881,818.00	1/1/22	4,231,922.00	1/1/23	6,068,076.00
1/2/19	5,607,358.00	1/2/20	9,486,801.00	1/2/21	3,456,675.00	1/2/22	8,593,963.00	1/2/23	6,013,737.00
1/3/19	7,176,968.00	1/3/20	4,746,177.00	1/3/21	4,369,228.00	1/3/22	11,307,222.00	1/3/23	3,744,241.00
1/4/19	3,495,571.00	1/4/20	6,306,547.00	1/4/21	11,809,552.00	1/4/22	4,275,221.00	1/4/23	4,786,077.00
1/5/19	6,565,534.00	1/5/20	5,122,244.00	1/5/21	6,688,175.00	1/5/22	8,287,340.00	1/5/23	4,327,552.00
1/6/19	6,697,607.00	1/6/20	12,002,411.00	1/6/21	5,379,603.00	1/6/22	8,779,884.00	1/6/23	6,464,990.00
1/7/19	5,968,498.00	1/7/20	5,599,483.00	1/7/21	11,009,125.00	1/7/22	9,345,903.00	1/7/23	8,207,844.00
1/8/19	3,951,549.00	1/8/20	10,287,328.00	1/8/21	8,040,981.00	1/8/22	9,671,246.00		
1/9/19	3,229,176.00	1/9/20	7,070,076.00	1/9/21	2,967,437.00	1/9/22	4,868,636.00		
1/10/19	7,115,750.00	1/10/20	2,833,140.00	1/10/21	7,276,154.00	1/10/22	3,705,233.00		
1/11/19	3,614,238.00	1/11/20	4,409,568.00	1/11/21	6,372,529.00	1/11/22	5,269,048.00		
1/12/19	9,764,161.00	1/12/20	7,622,076.00	1/12/21	4,231,922.00	1/12/22	8,123,038.00		
<b>Totales</b>	<b>69,176,246.00</b>	<b>Totales</b>	<b>87,307,680.00</b>	<b>Totales</b>	<b>78,483,199.00</b>	<b>Totales</b>	<b>86,458,656.00</b>	<b>Totales</b>	<b>39,612,517.00</b>

Tabla 6 Ventas en Lempiras periodo 2019 a 2023

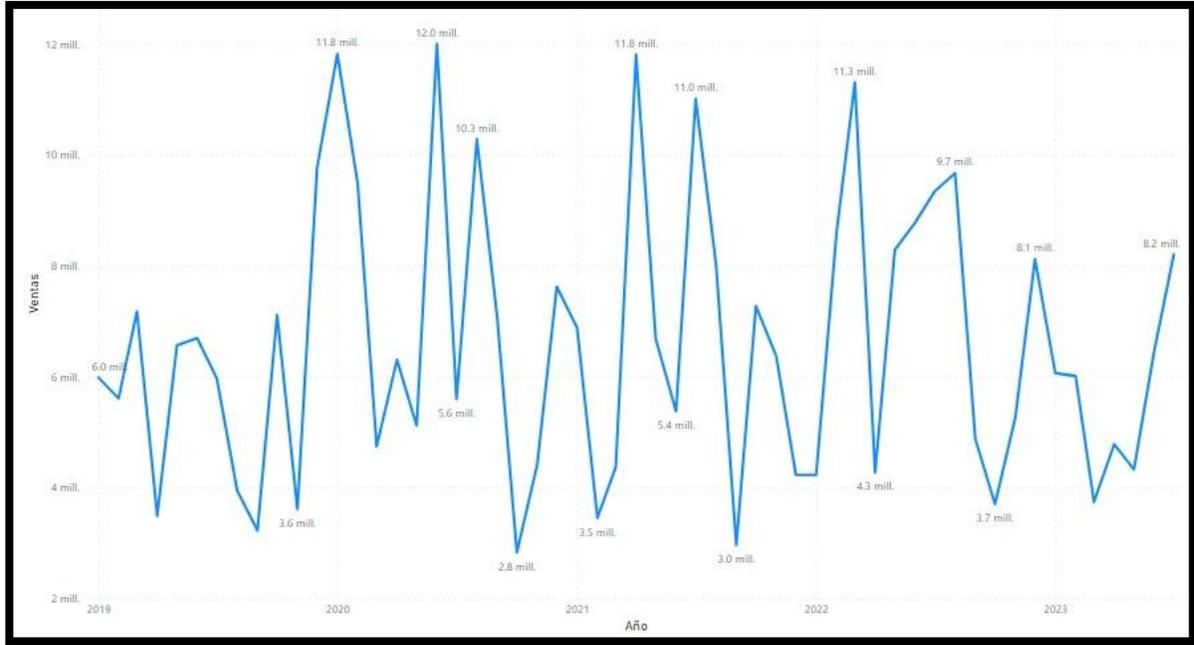


Figura 1 Serie de Tiempo de las Ventas Totales enero 2019 a julio 2023 en Power BI

Información de predicción de ventas para los periodos agosto 2023 a julio 2024 series de tiempo en Power BI:

Suma de Suma	Año	Mes	forecastValue	confidenceHighBound	confidenceLowBound	Primera fecha: Date
8,207,844.00	2023	julio	8,207,844.00	8,207,844.00	8,207,844.00	1/7/23
			6,771,692.00	10,259,746.00	3,283,637.00	1/8/23
			3,521,636.00	7,057,804.00	- 14,532.00	1/9/23
			4,644,439.00	8,228,075.00	1,060,804.00	1/10/23
			3,948,311.00	7,578,794.00	317,828.00	1/11/23
			6,361,978.00	10,038,712.00	2,685,245.00	1/12/23
			7,628,315.00	11,350,724.00	3,905,906.00	1/1/24
			5,734,582.00	9,502,112.00	1,967,051.00	1/2/24
			4,342,028.00	8,154,146.00	529,909.00	1/3/24
			7,072,022.00	10,928,213.00	3,215,831.00	1/4/24
			5,116,133.00	9,015,898.00	1,216,367.00	1/5/24
			7,153,096.00	11,095,954.00	3,210,238.00	1/6/24
			7,013,035.00	10,998,519.00	3,027,550.00	1/7/24

Tabla 7 Forecast de Ventas julio 2023 a julio 2024

Resultado de 1 año de predicción de ventas totales para los periodos agosto 2023 a julio 2024 series de tiempo en Power BI:

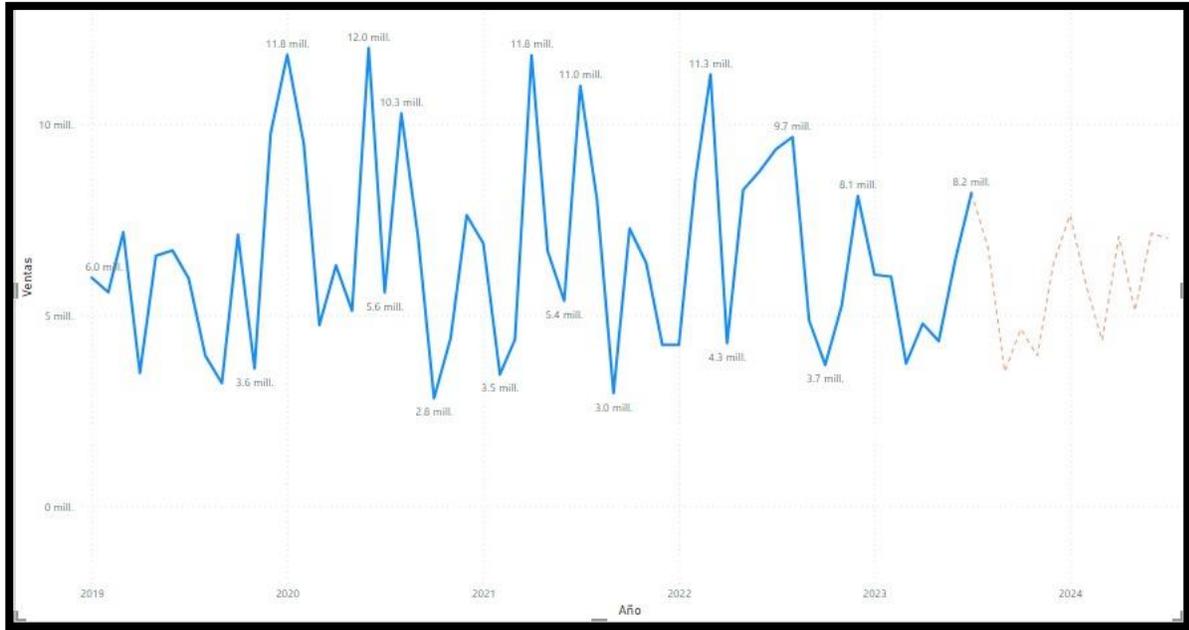


Figura 2 Serie de Tiempo Forecast de Ventas julio 2023 a julio 2024

Información de los 5 artículos más representativos por categoría para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

Categoría 01

Etiquetas de fila	Suma de Amount
Artemia Grado A	55,937,016.00
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	41,011,466.00
Brine Shrimp Flakes NTP	24,675,753.00
Advance Feed<250	24,036,135.00
Advance Feed<150	17,532,851.00

Tabla 8 total ventas categoría 1

Serie de tiempo de los 5 productos mas representativos en ventas de la categoria 1 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Artemia Grado A, Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg), Brine Shrimp Flakes NTP, Advance Feed<250, Advance Feed<150.

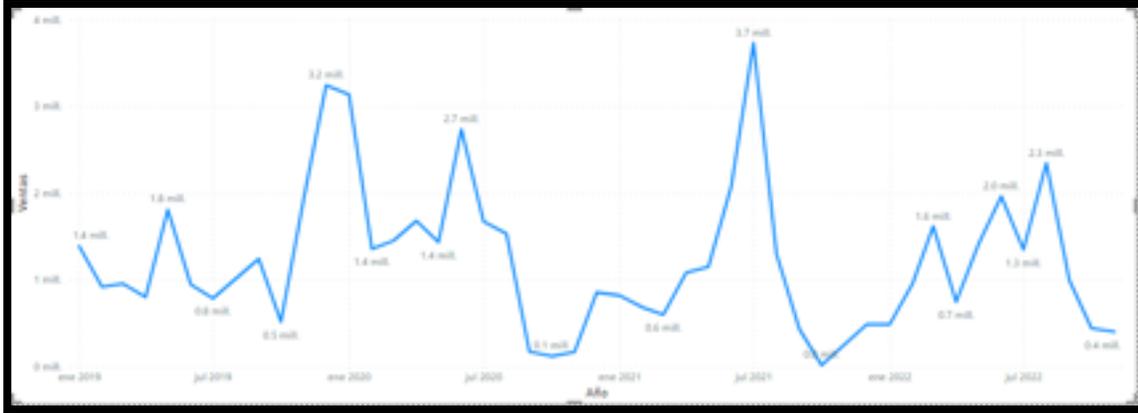


Figura 3 Serie de tiempo de producto Artemia Grado A

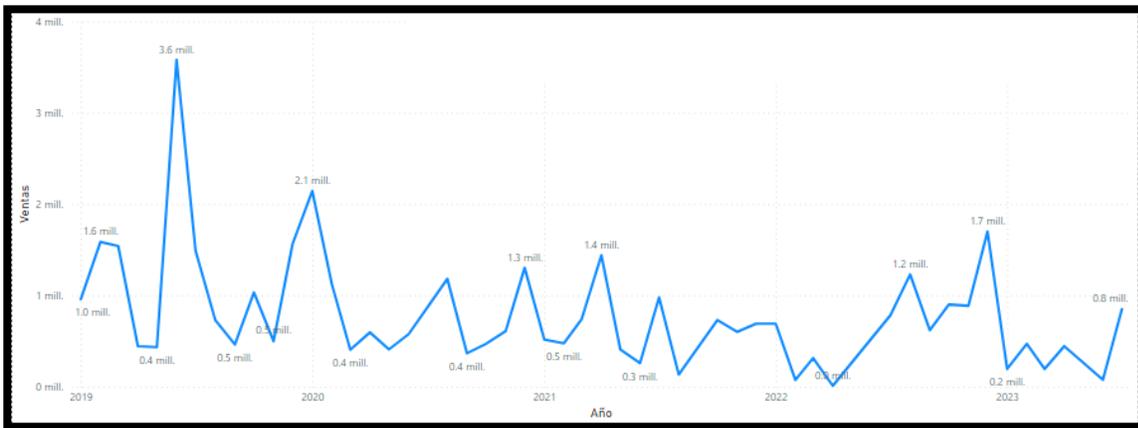


Figura 4 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg)

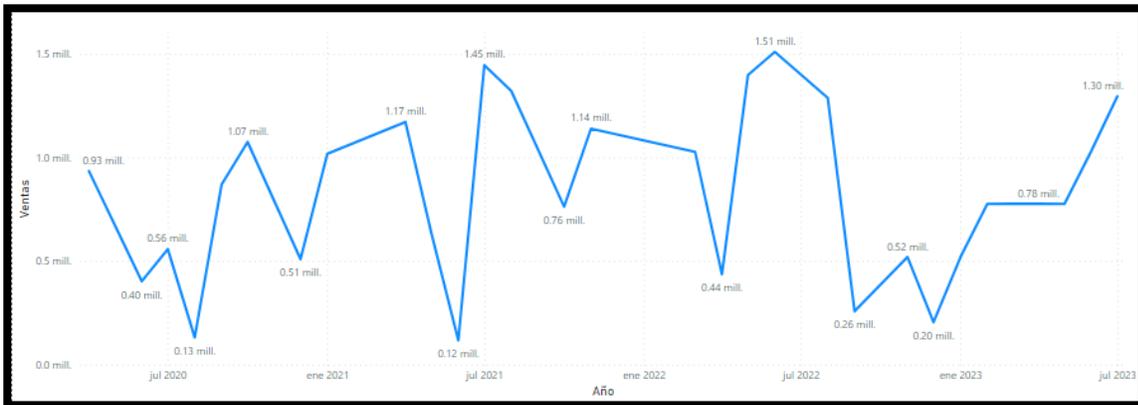


Figura 5 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes NTP

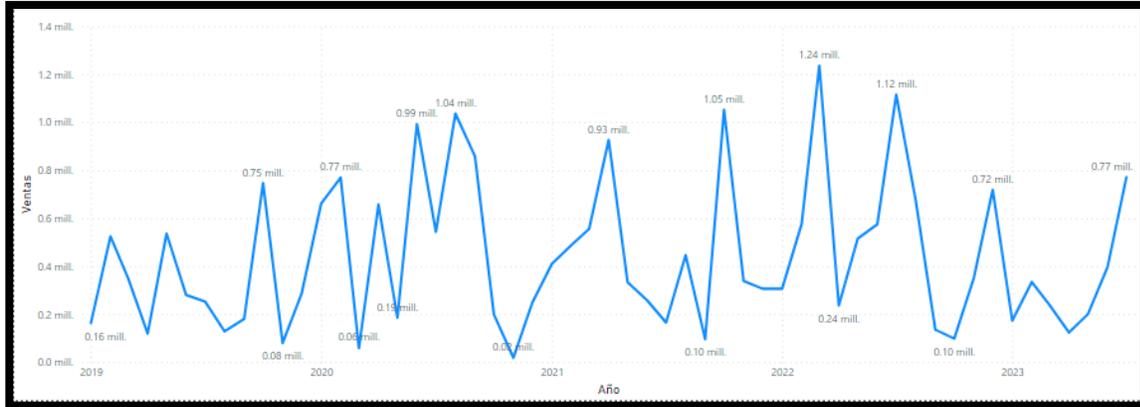


Figura 6 Serie de tiempo de producto Advance Feed<250

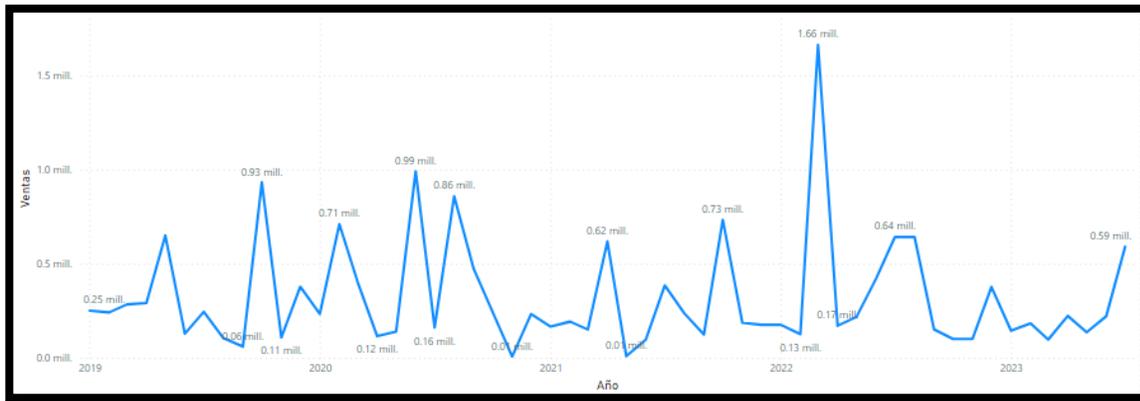


Figura 7 Serie de tiempo de producto Advance Feed<150

Información de los 5 artículos más representativos por categoría para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

Categoría 02

Etiquetas de fila	Suma de Amount
Larva Z-Plus <100 Micrones	12,652,676.00
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	8,865,756.00
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	5,350,407.00
Shrimp Meal Started 400-600TA	3,952,833.00
EZ Artemia 300-500Micras	3,584,246.00

Tabla 9 total ventas categoría 2



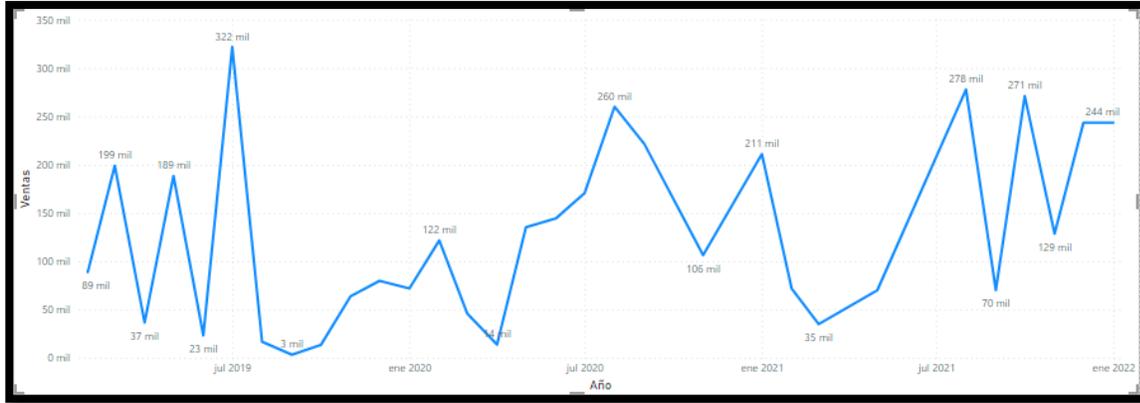


Figura 11 Serie de tiempo de producto Shrimp Meal Started 400-600TA

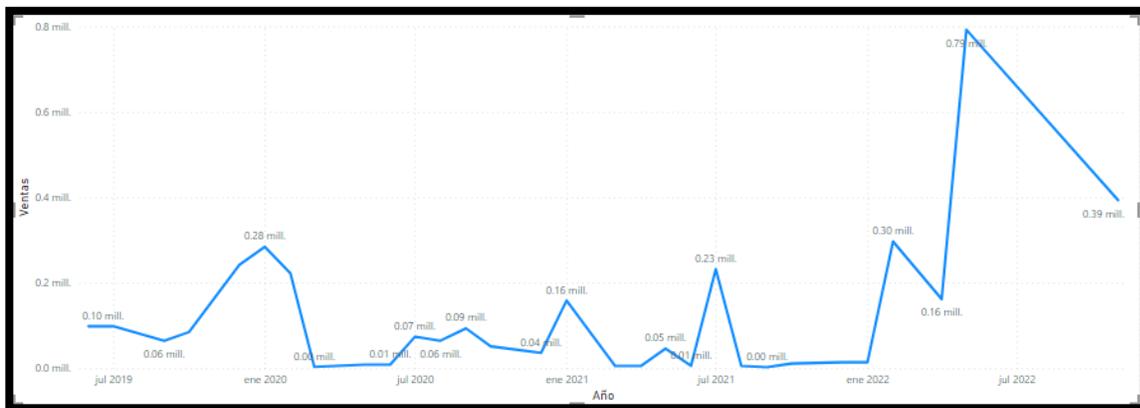


Figura 12 Serie de tiempo de producto EZ Artemia 300-500Micras

Información de los 5 artículos más representativos por categoría para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

Categoría 03

Etiquetas de fila	Suma de Amount
Calamar Prilabsa	1,408,699.00
Calamar Congelado	5,847,796.00
Calamar	1,207,196.00
Mejillon Congelado	32,341,067.00
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	8,856,893.00
Edta Trilon B	3,012,131.00
Polvo de Saponina	1,733,891.00

Tabla 10 total ventas categoría 3

Serie de tiempo de los 5 productos más representativos en ventas de la categoría 3 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Calamar Congelado, Mejillon Congelado, Terminate Bacteria Premix 4Kg, Edta Trilon B, Polvo de Saponina.

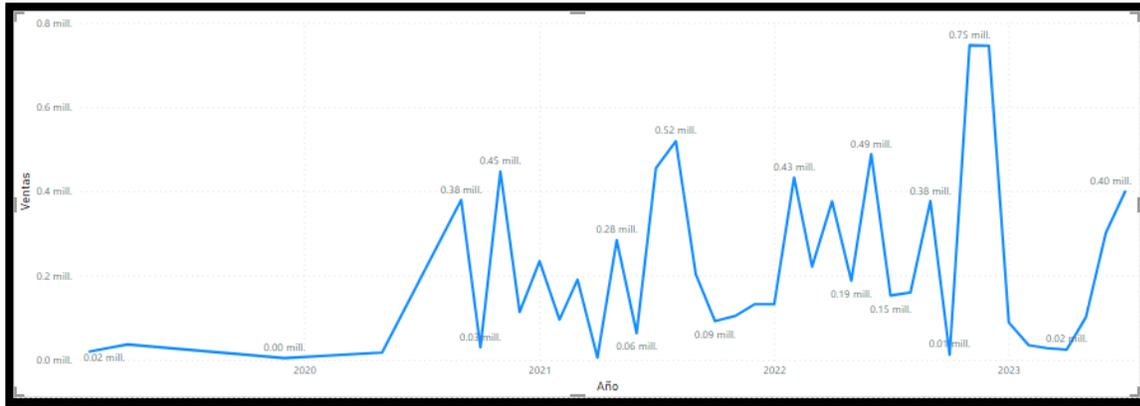


Figura 13 Serie de tiempo de producto Calamar Congelado

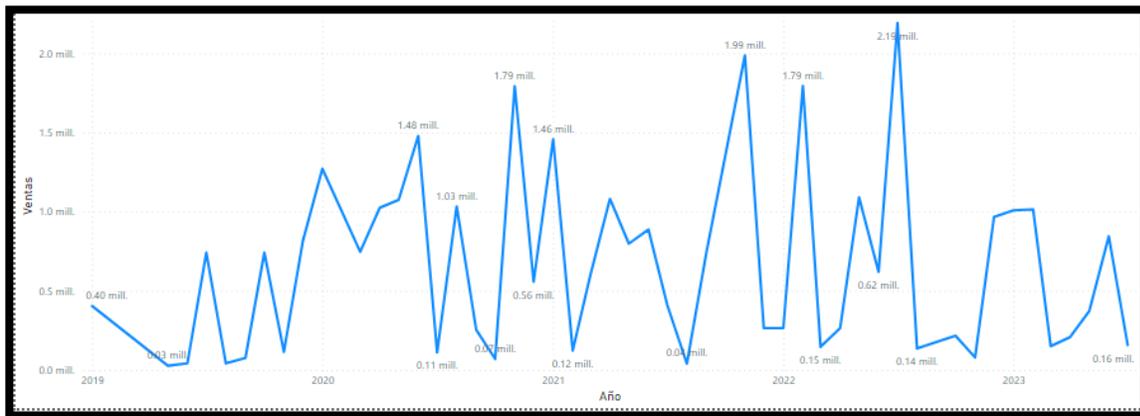


Figura 14 Serie de tiempo de producto Mejillón Congelado

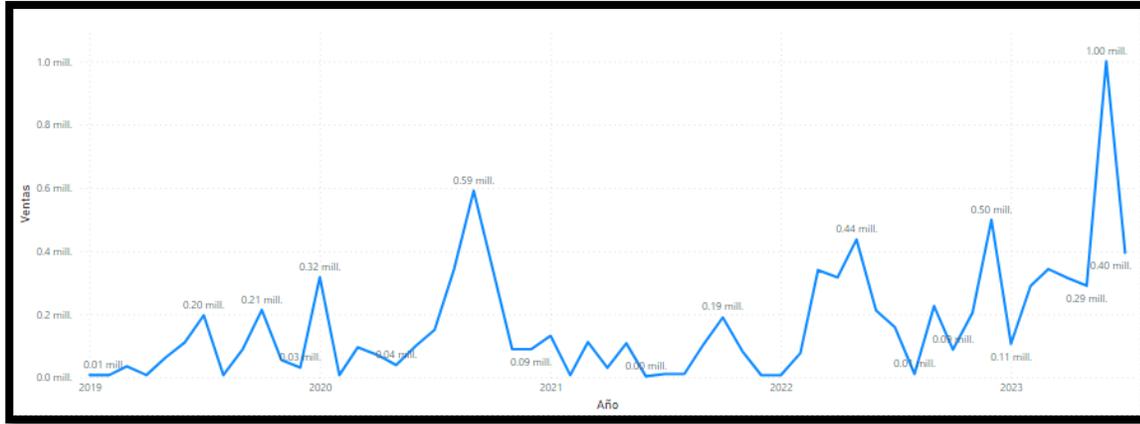


Figura 15 Serie de tiempo de producto Termínate Bacteria Premix 4Kg.

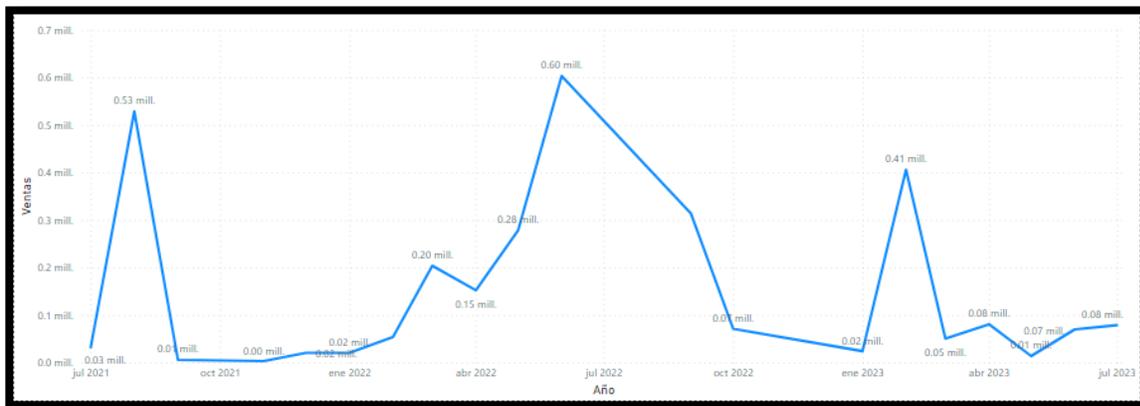


Figura 16 Serie de tiempo de producto EDTA Trilon B.

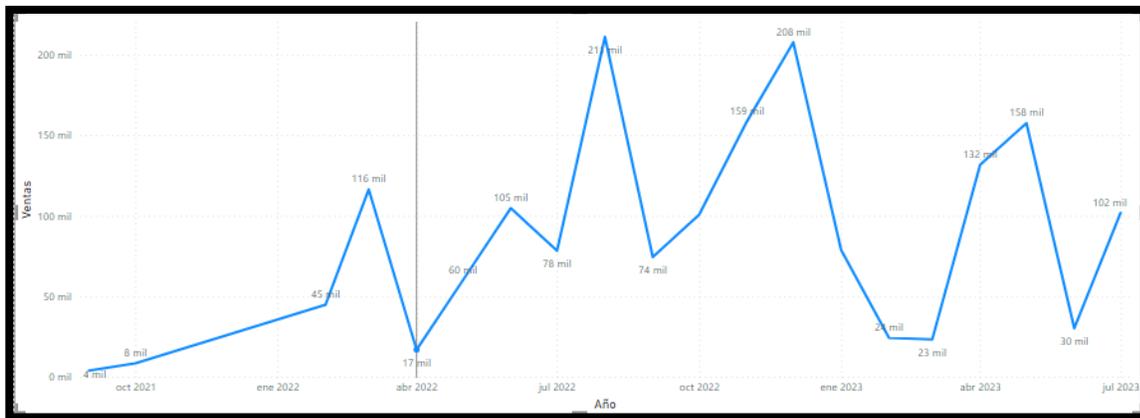


Figura 17 Serie de tiempo de producto Polvo de Saponina

Predicción de los 5 artículos más representativos por categoría para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

Etiquetas de fila	Suma de Amount
Artemia Grado A	55,937,016.00
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	41,011,466.00
Brine Shrimp Flakes NTP	24,675,753.00
Advance Feed<250	24,036,135.00
Advance Feed<150	17,532,851.00

Tabla 11 total ventas categoría 1

Serie de tiempo con datos de predicción de los 5 productos mas representativos en ventas de la categoría 1 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Artemia Grado A, Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg), Brine Shrimp Flakes NTP, Advance Feed<250, Advance Feed<150.

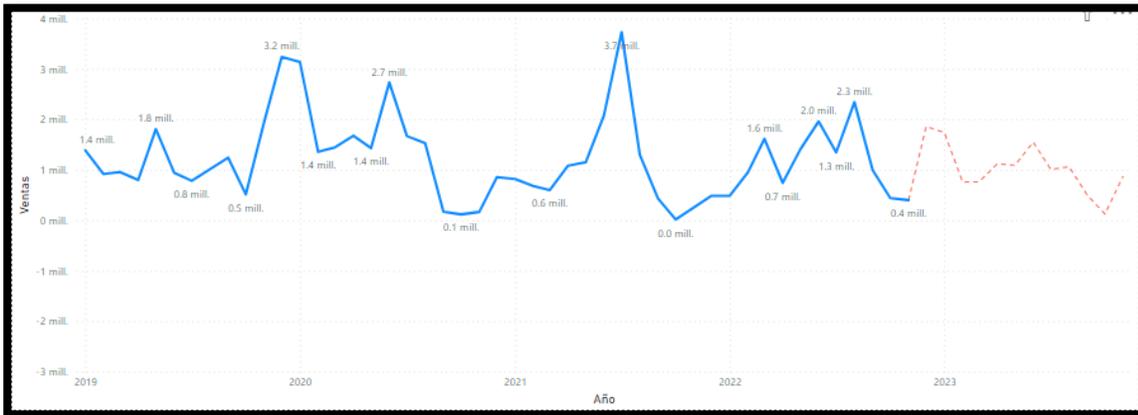


Figura 18 Serie de tiempo de producto Artemia Grado A

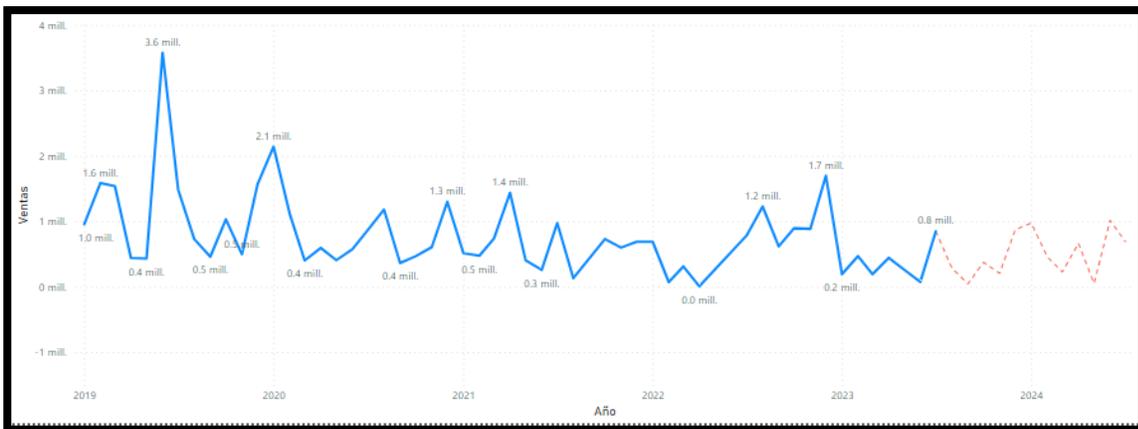


Figura 19 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg)



Predicción de los 5 artículos más representativos de la categoría 2 para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

Categoría 02

Etiquetas de fila	Suma de Amount
Larva Z-Plus <100 Micrones	12,652,676.00
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	8,865,756.00
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	5,350,407.00
Shrimp Meal Started 400-600TA	3,952,833.00
EZ Artemia 300-500Micras	3,584,246.00

Tabla 12 total ventas categoría 2

Serie de tiempo con datos de predicción de los 5 productos mas representativos en ventas de la categoria 2 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Larva Z-Plus <100 Micrones, Larva Z-Plus 150-250 Micrones, Larva Z-Plus 100-150 Micrones, Shrimp Meal Started 400-600TA, EZ Artemia 300-500Micras.

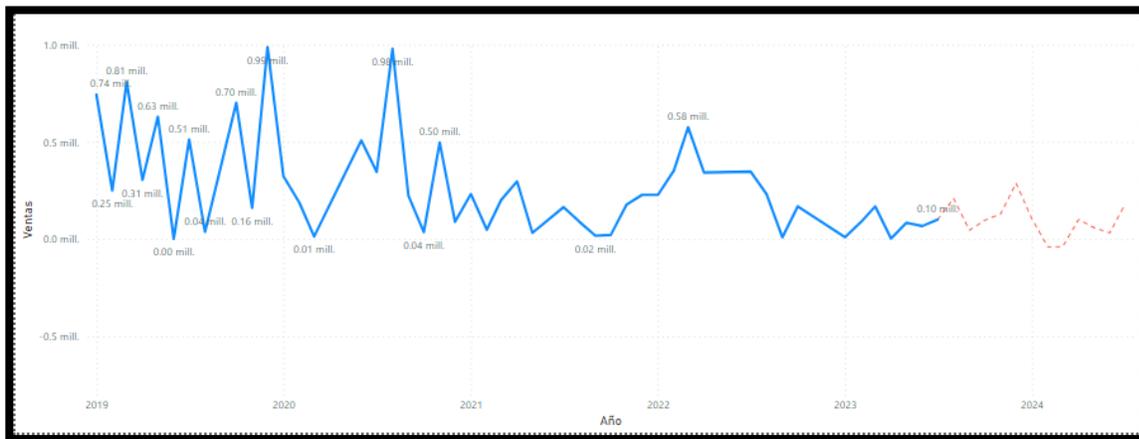


Figura 23 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus <100 Micrones

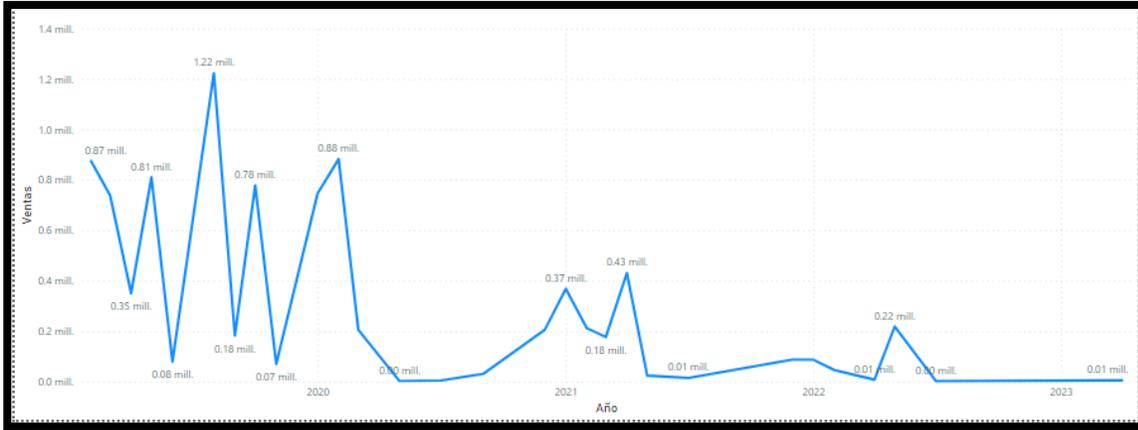


Figura 24 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus 150-250 Micrones

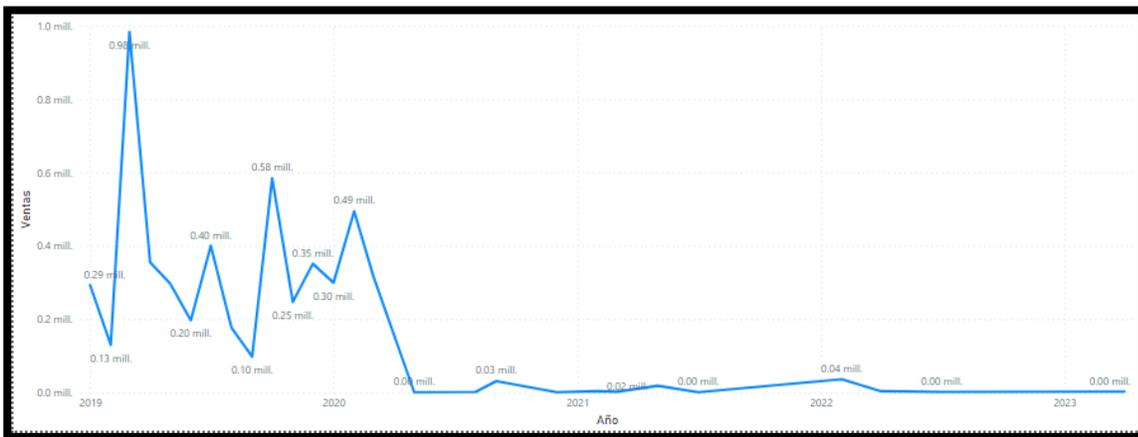


Figura 25 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus 100-150 Micrones

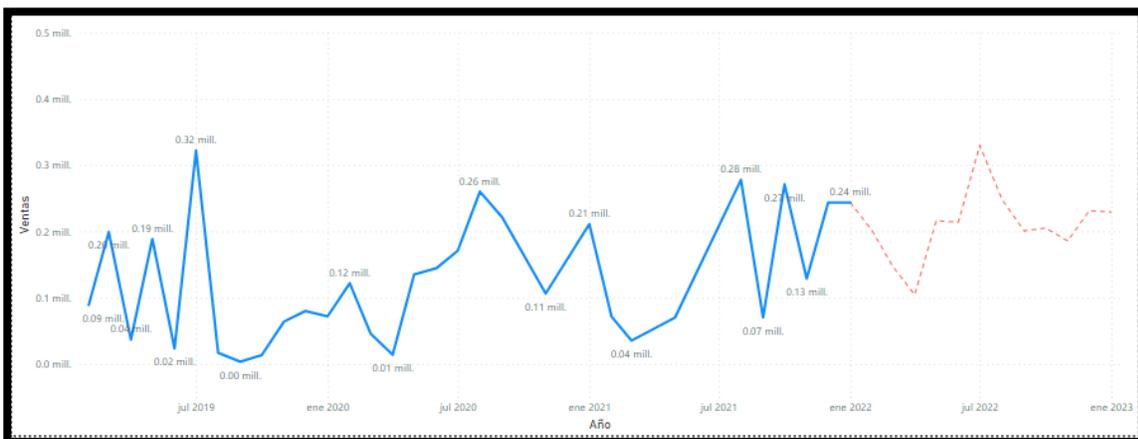


Figura 26 Serie de tiempo de producto Shrimp Meal Started 400-600TA

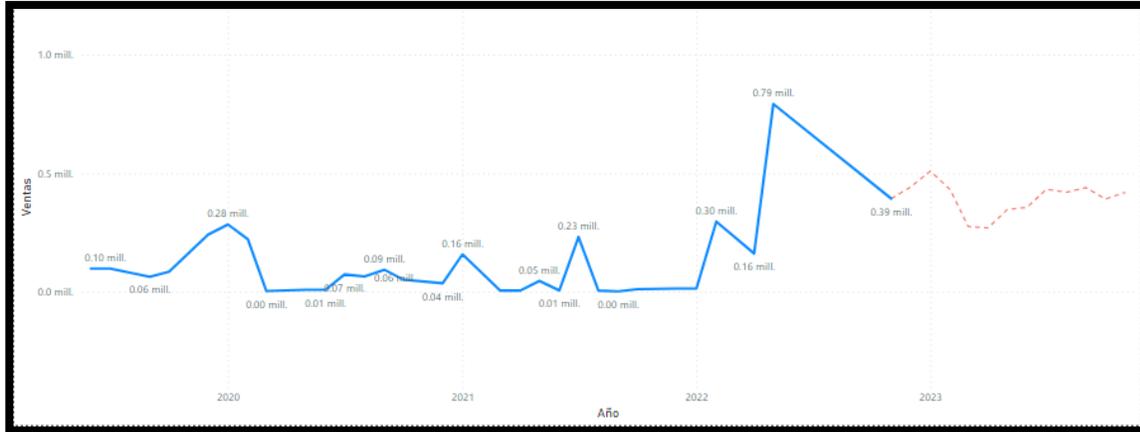


Figura 27 Serie de tiempo de producto EZ Artemia 300-500Micras

Predicción de los 5 artículos más representativos de la categoría 3 para los periodos enero 2019 a julio 2023 para preparar el modelo de series de tiempo:

Categoría 03

Etiquetas de fila	Suma de Amount
Calamar Prilabsa	1,408,699.00
Calamar Congelado	5,847,796.00
Calamar	1,207,196.00
Mejillon Congelado	32,341,067.00
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	8,856,893.00
Edta Trilon B	3,012,131.00
Polvo de Saponina	1,733,891.00

Tabla 13 total ventas categoría 3

Series de tiempo con datos de predicción de los 5 productos mas representativos en ventas de la categoria 3 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Calamar Congelado, Mejillon Congelado, Terminate Bacteria Premix 4Kg, Edta Trilon B, Polvo de Saponina.

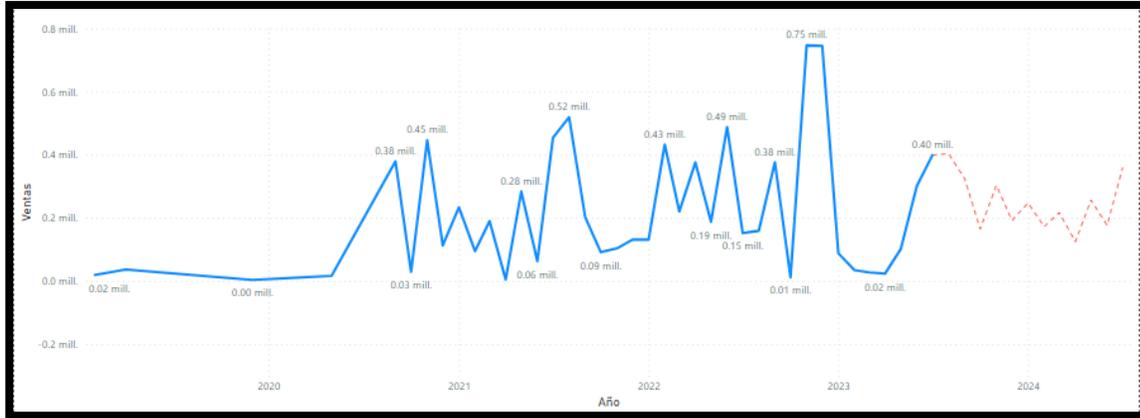


Figura 28 Serie de tiempo de producto Calamar Congelado

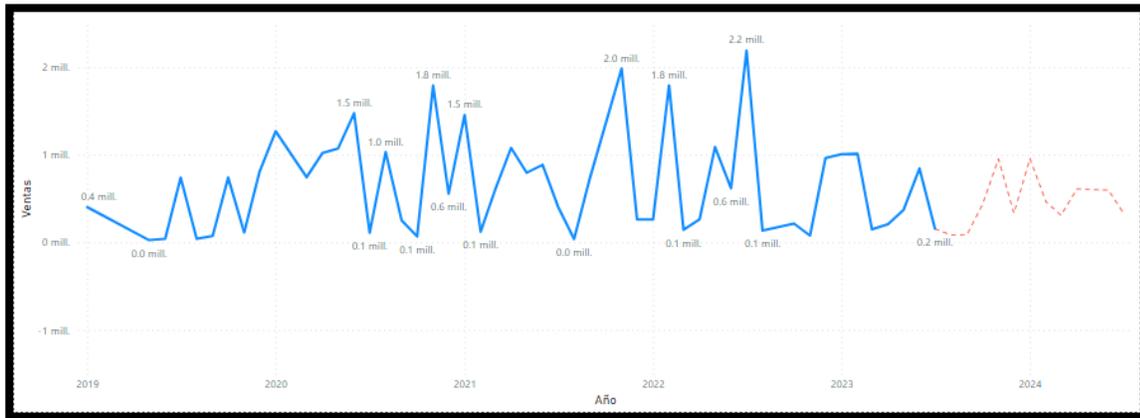


Figura 29 Serie de tiempo de producto Mejillón Congelado

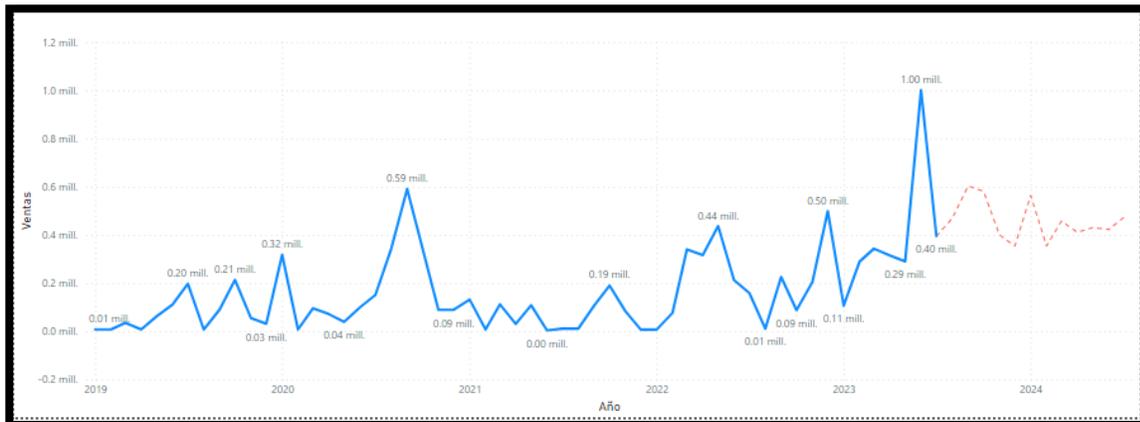


Figura 30 Serie de tiempo de producto Termínate Bacteria Premix 4Kg.

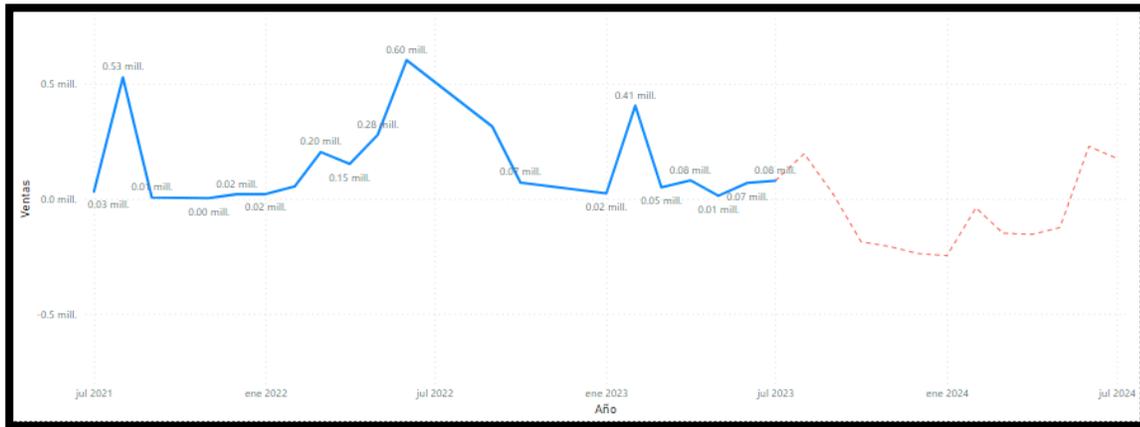


Figura 31 Serie de tiempo de producto EDTA Trilon B.

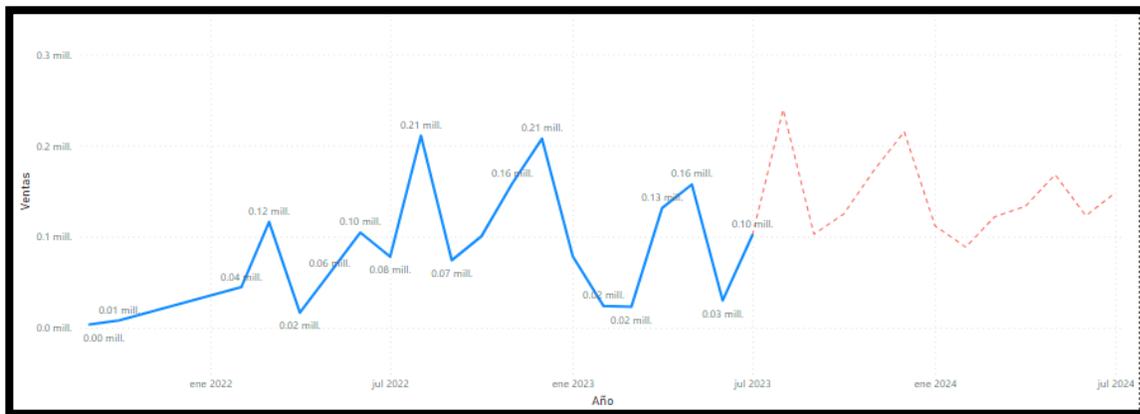


Figura 32 Serie de tiempo de producto Polvo de Saponina

A continuación, se presentan las Series de Tiempo en el programa Power BI de las ventas por cantidades sin predicción y predicción para los 15 productos más representativos en las ventas, esto nos permitirá determinar si las cantidades en stock son adecuadas de acuerdo con la predicción de ventas de la empresa Prilacento.

### Categoría 1

Etiqueta de Fila	Suma de Qty	Suma de Qty FCST
Artemia Grado A	3,404	3,376
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	14,722	15,604
Brine Shrimp Flakes NTP	9,440	10,262
Advance Feed<250	9,144	8,281
Advance Feed<150	6,219	4,263

Tabla 14 total cantidad y cantidad Fcst categoría 1

Serie de tiempo normal y con datos de predicción de los 5 productos mas representativos en cantidades de la categoria 1 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Artemia Grado A, Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg), Brine Shrimp Flakes NTP, Advance Feed<250, Advance Feed<150.

#### Producto Artemia Grado A 3,404 unidades

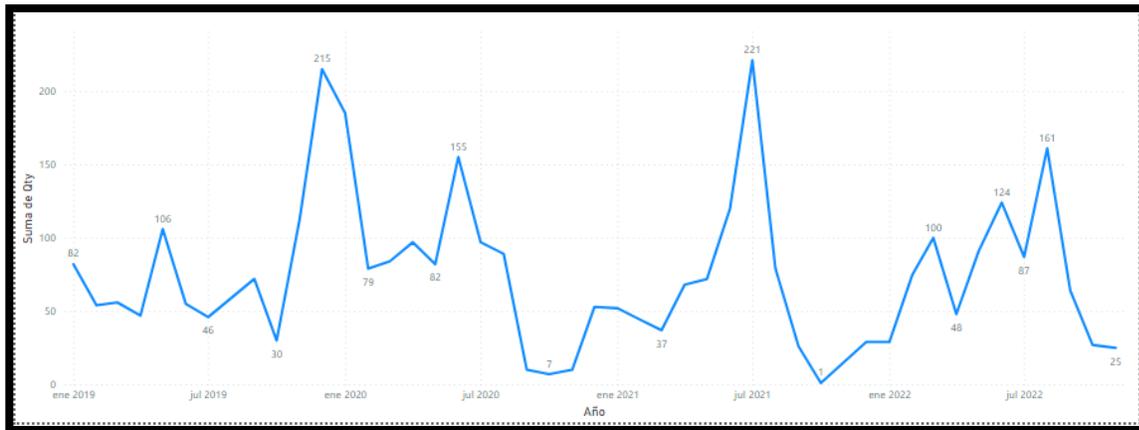


Figura 33 Serie de tiempo de producto Artemia Grado A

Predicción Producto Artemia Grado A 3,376 unidades

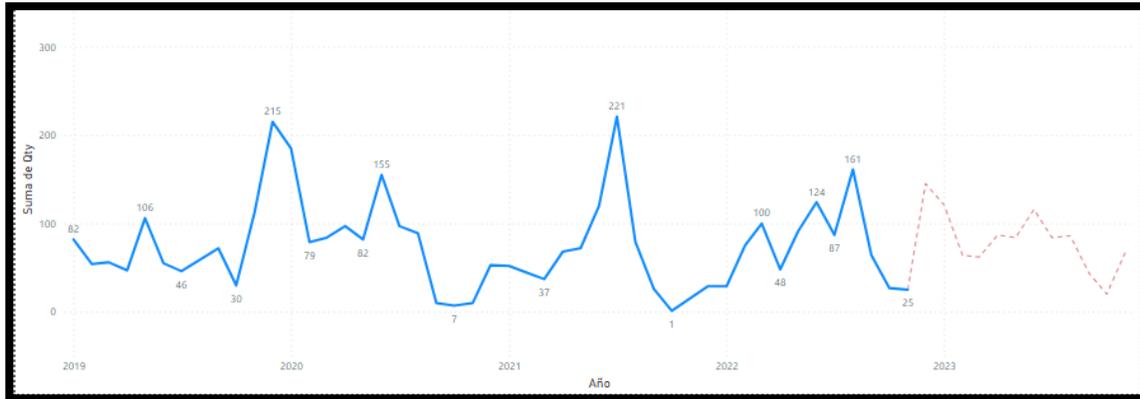


Figura 34 Serie de tiempo de producto Artemia Grado A (Predicción)

Producto Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg) 14,722 unidades

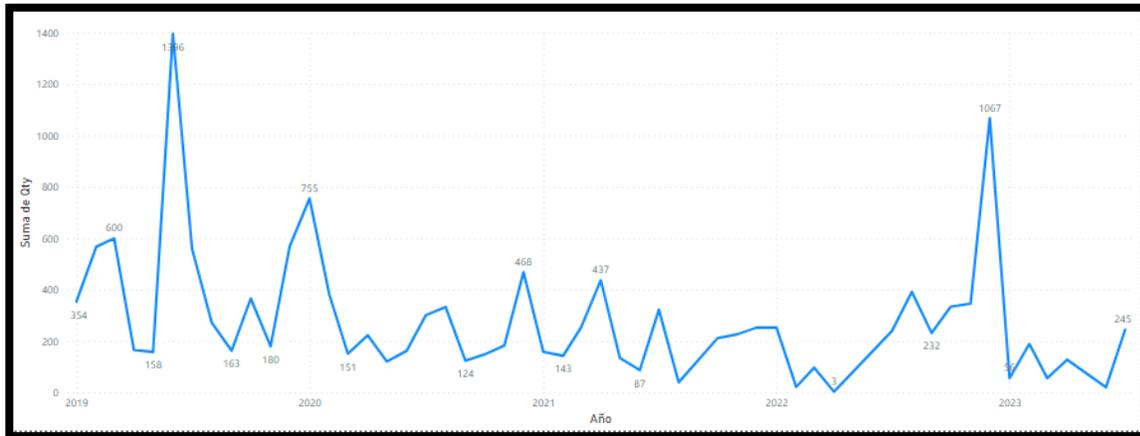


Figura 35 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg)

Predicción Producto Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg) 15,604 unidades

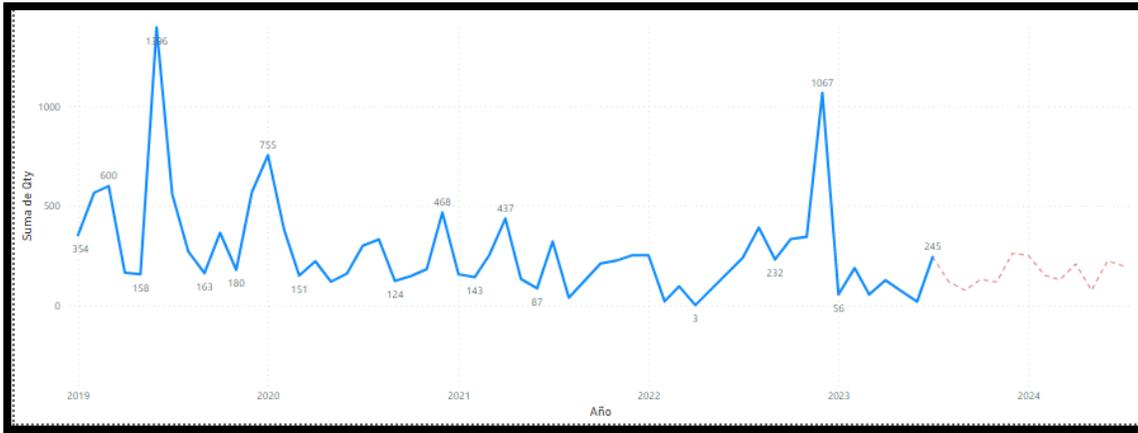


Figura 36 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg) (Predicción)

Producto Brine Shrimp Flakes NTP 9,440 unidades

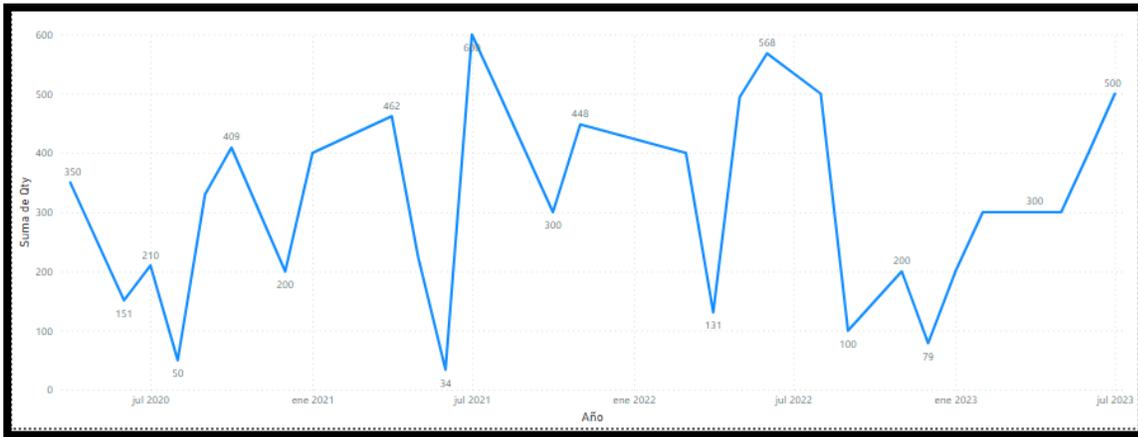


Figura 37 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes NTP

Predicción Producto Brine Shrimp Flakes NTP 9,440 unidades

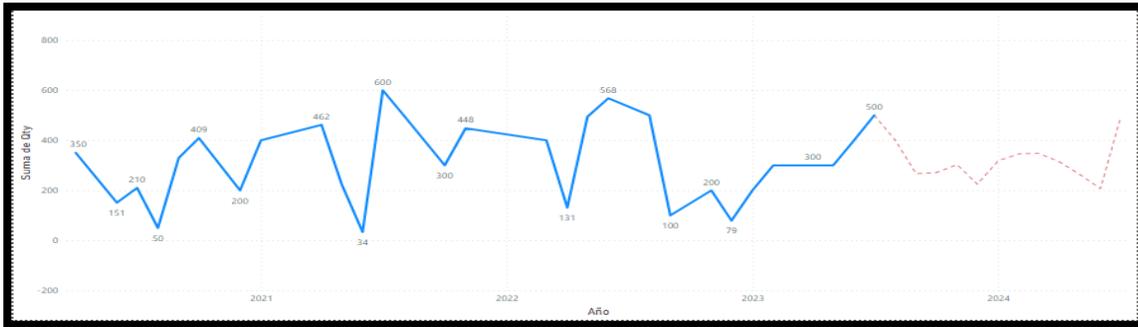


Figura 38 Serie de tiempo de producto Brine Shrimp Flakes NTP (Predicción)

Producto Advance Feed<250. 9,144 unidades

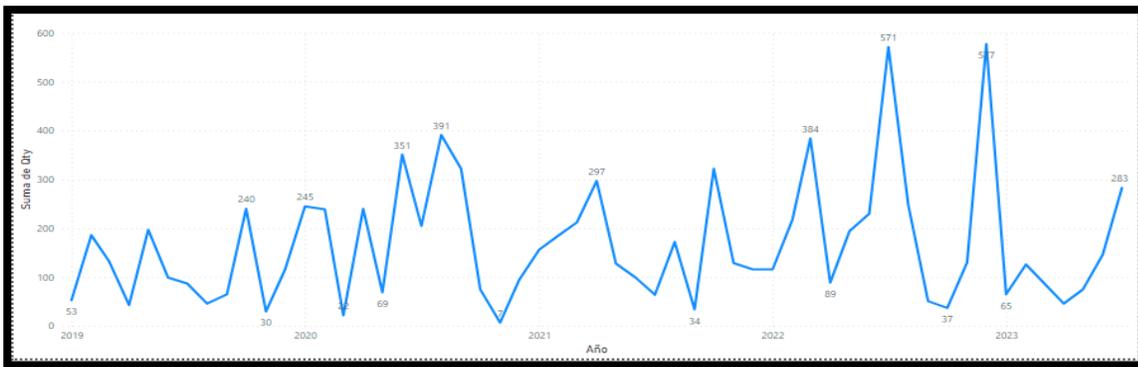


Figura 39 Serie de tiempo de producto Advance Feed<250

Predicción Producto Advance Feed<250. 9,440 unidades

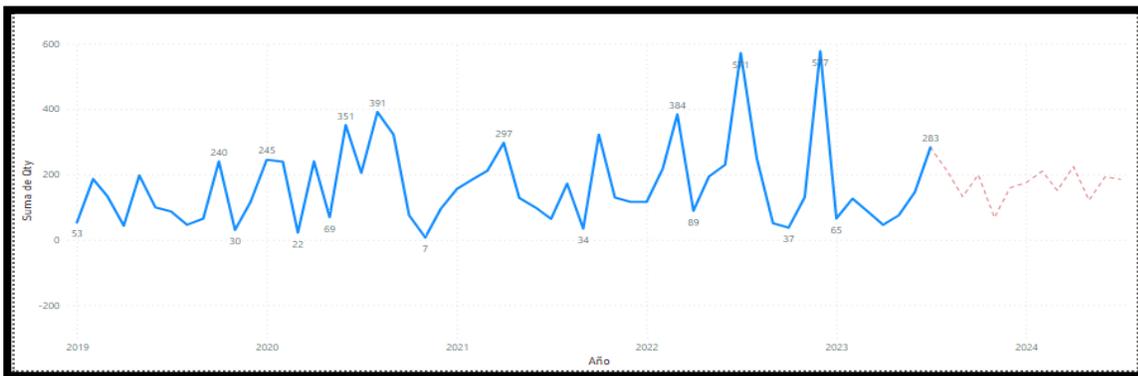


Figura 40 Serie de tiempo de producto Advance Feed<250 (Predicción)

Producto Advance Feed<150. 6,219 unidades

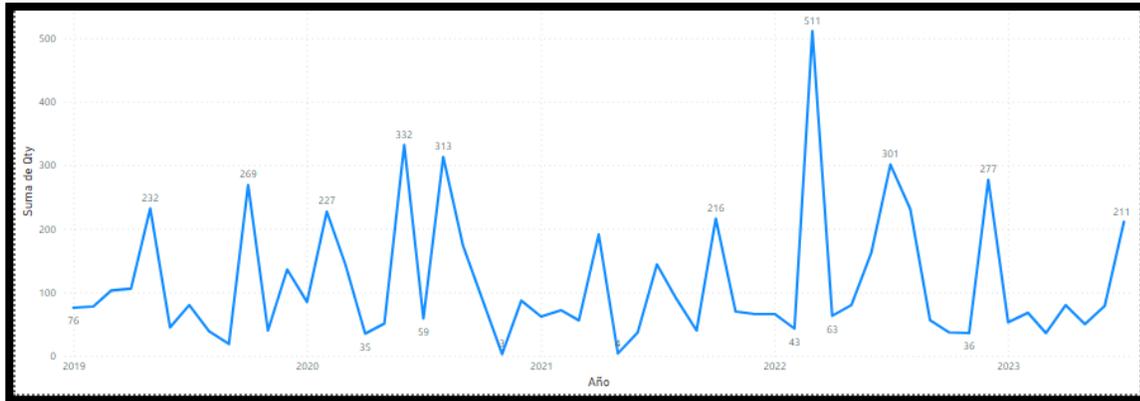


Figura 41 Serie de tiempo de producto Advance Feed<150

Predicción Producto Advance Feed<150. 4,263 unidades

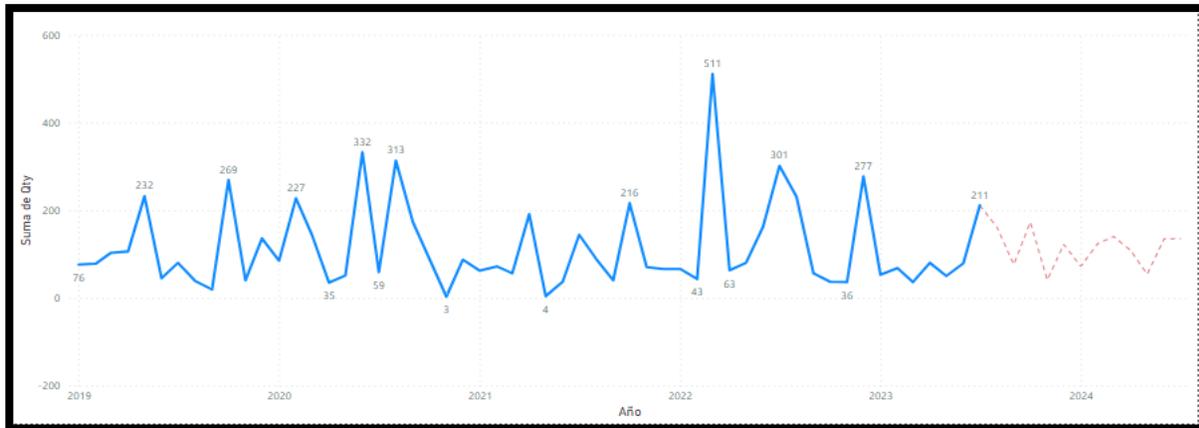


Figura 42 Serie de tiempo de producto Advance Feed<150 (Predicción)

Categoría 2

Etiqueta de Fila	Suma de Qty	Suma de Qty FCST
Larva Z-Plus <100 Micrones	15,071	19,897
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	12,047	
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	6,725	
Shrimp Meal Started 400-600TA	1,125	947
EZ Artemia 300-500Micras	1,578	1,174

Tabla 15 total cantidad y cantidad Fcst categoría 2

Serie de tiempo normal y con datos de predicción de los 5 productos mas representativos en cantidades de la categoria 2 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Larva Z-Plus <100 Micrones, Larva Z-Plus 150-250 Micrones, Larva Z-Plus 100-150 Micrones, Shrimp Meal Started 400-600TA, EZ Artemia 300-500Micras.

Producto Larva Z-Plus <100 Micrones 15,071 unidades

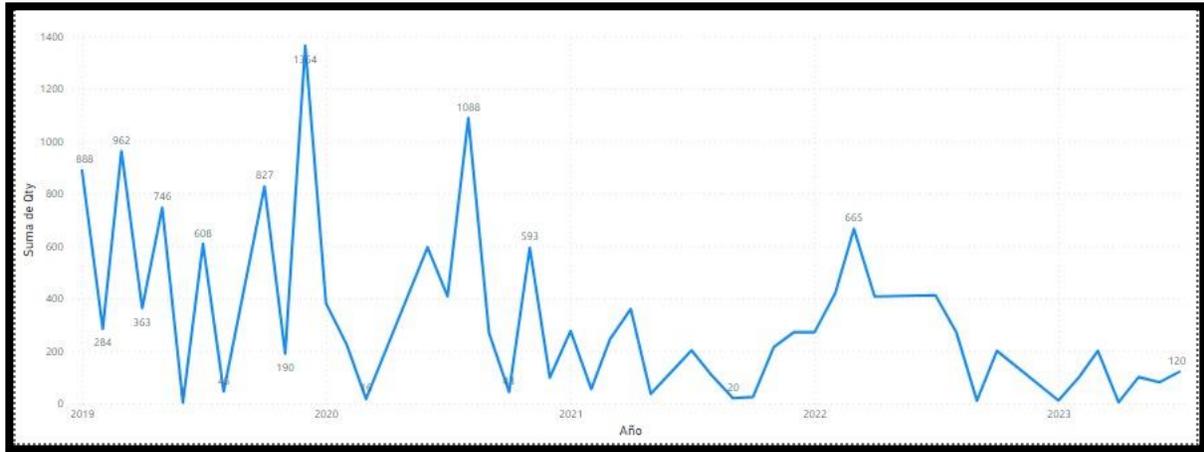


Figura 43 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus <100 Micrones

Predicción Producto Larva Z-Plus <100 Micrones 19,897 unidades

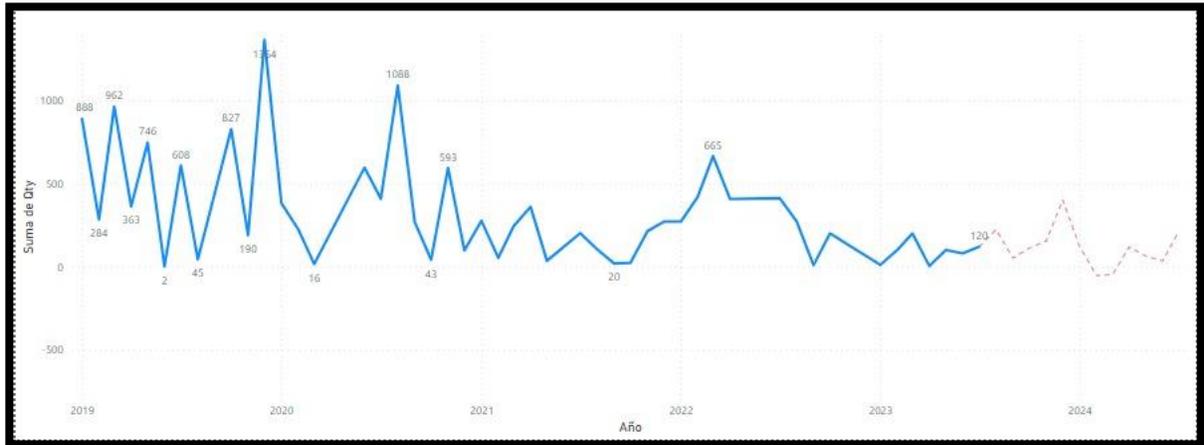


Figura 44 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus <100 Micrones (Predicción)

Producto Larva Z-Plus 150-250 Micrones 12,047 unidades

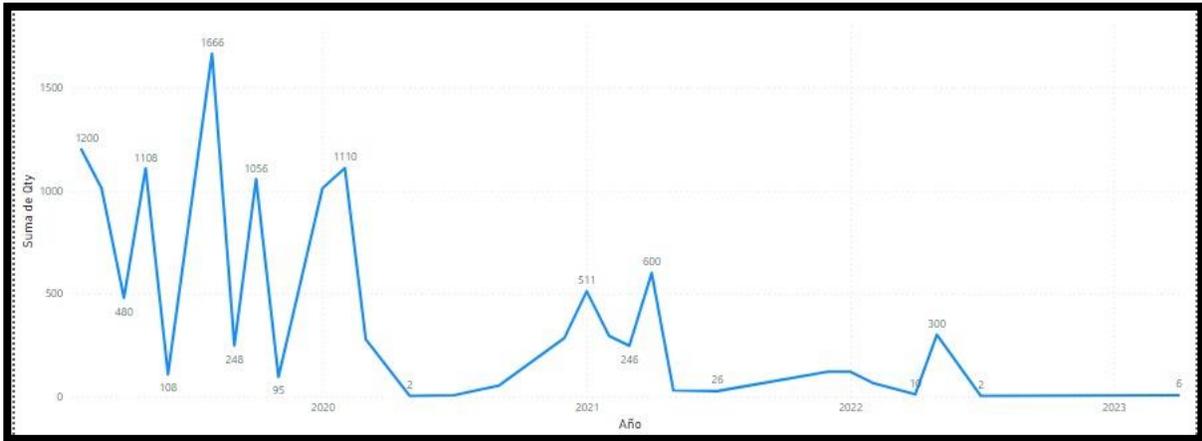


Figura 45 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus 150-250 Micrones

Predicción Producto Larva Z-Plus 150-250 Micrones 0.00 unidades

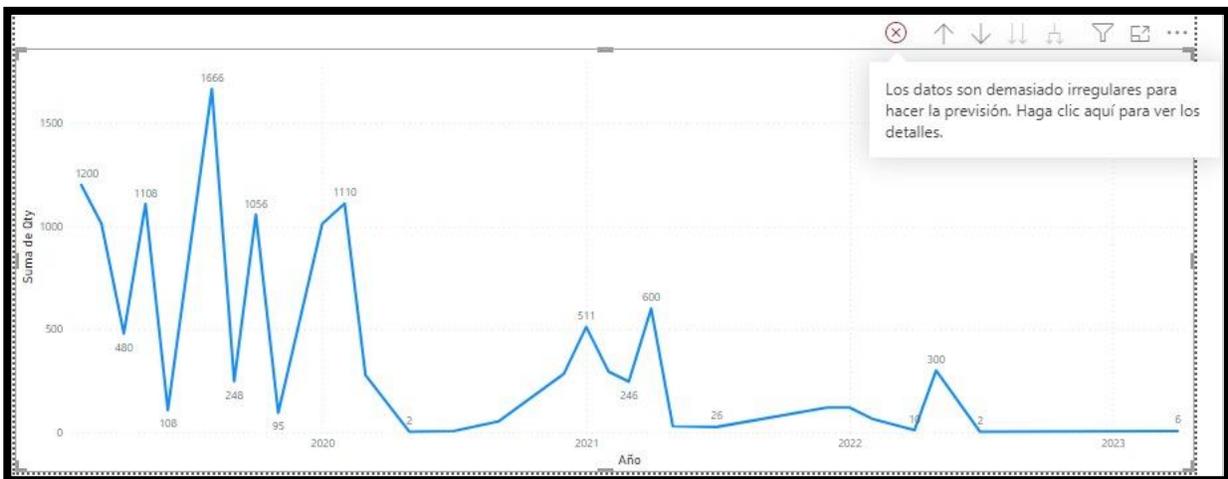


Figura 46 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus 150-250 Micrones (Predicción)

### Producto Larva Z-Plus 100-150 Micrones 6,725 unidades

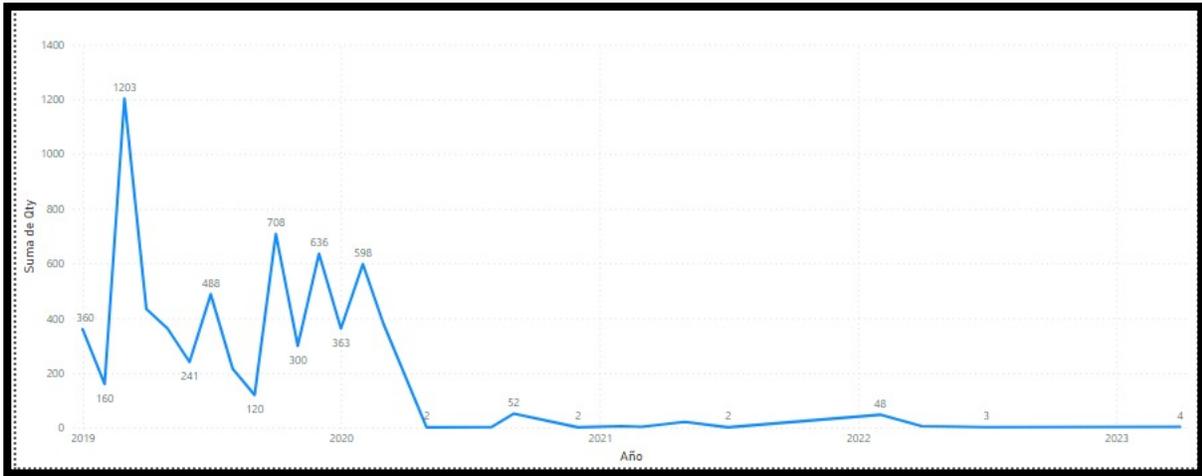


Figura 47 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus 100-150 Micrones

### Predicción Producto Larva Z-Plus 100-150 Micrones 0.00 unidades

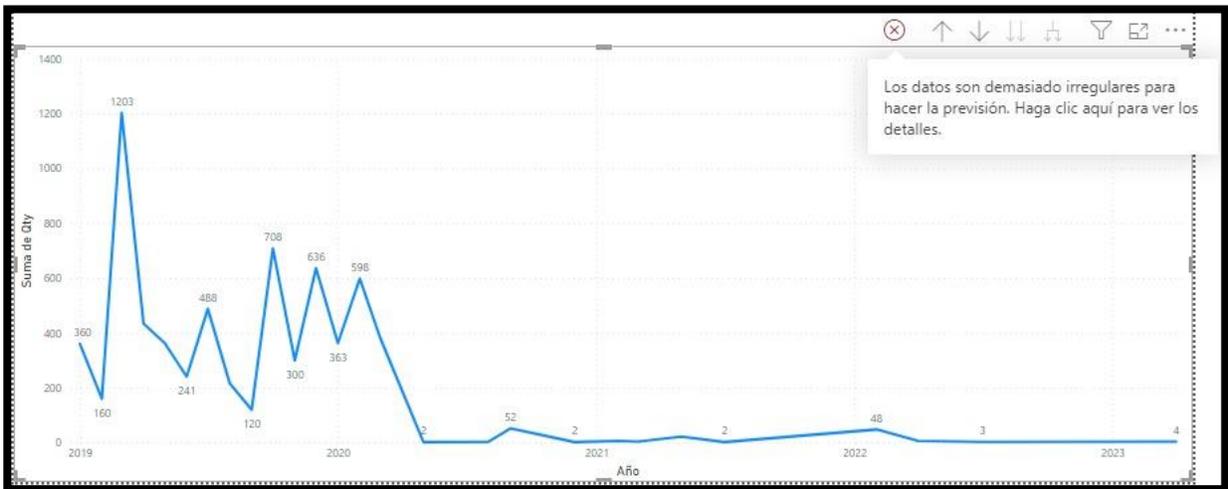


Figura 48 Serie de tiempo de producto Larva Z-Plus 100-150 Micrones (Predicción)

Producto Shrimp Meal Started 400-600TA 1,125 unidades.

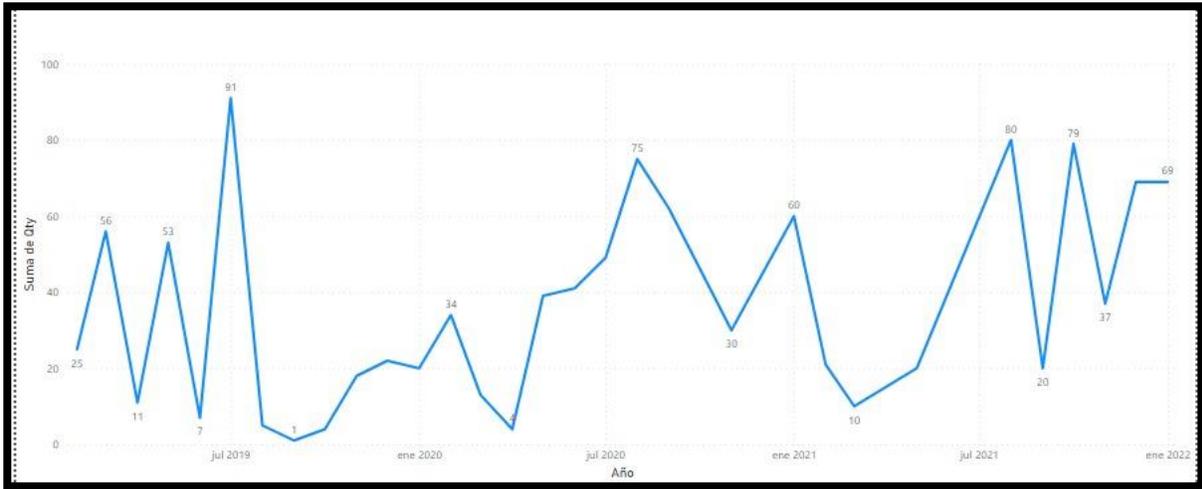


Figura 49 Serie de tiempo de producto Shrimp Meal Started 400-600TA

Predicción Producto Shrimp Meal Started 400-600TA 947 unidades.

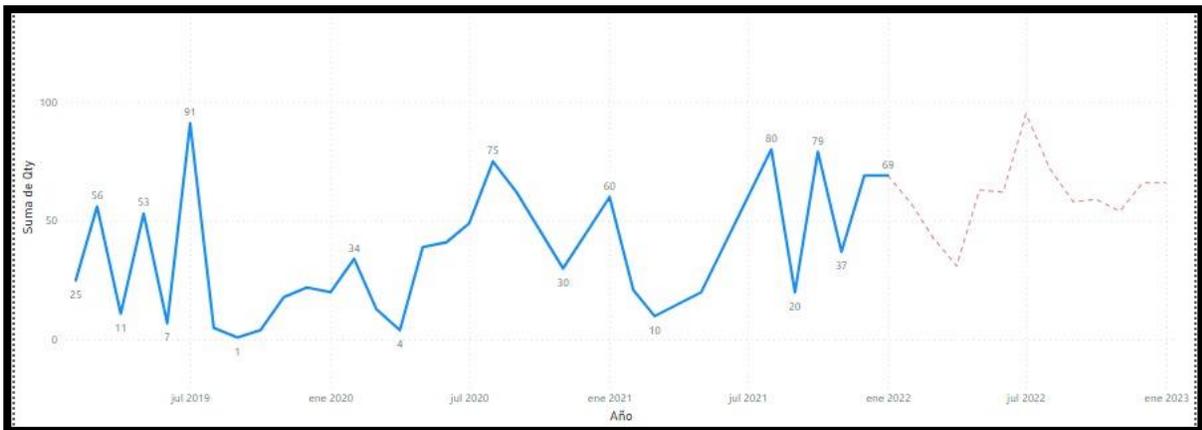


Figura 50 Serie de tiempo de producto Shrimp Meal Started 400-600TA (Predicción)

Producto EZ Artemia 300-500Micras 1,578 unidades

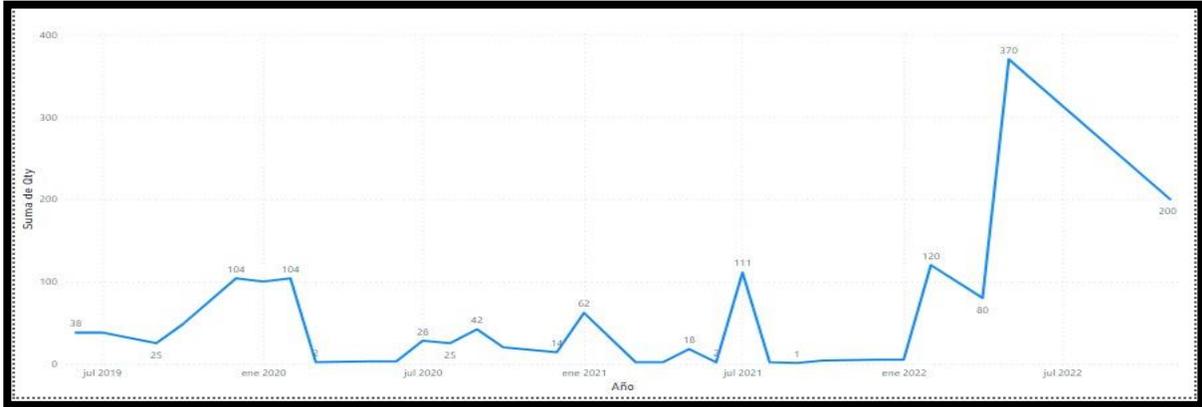


Figura 51 Serie de tiempo de producto EZ Artemia 300-500Micras

Predicción Producto EZ Artemia 300-500Micras 1,174 unidades

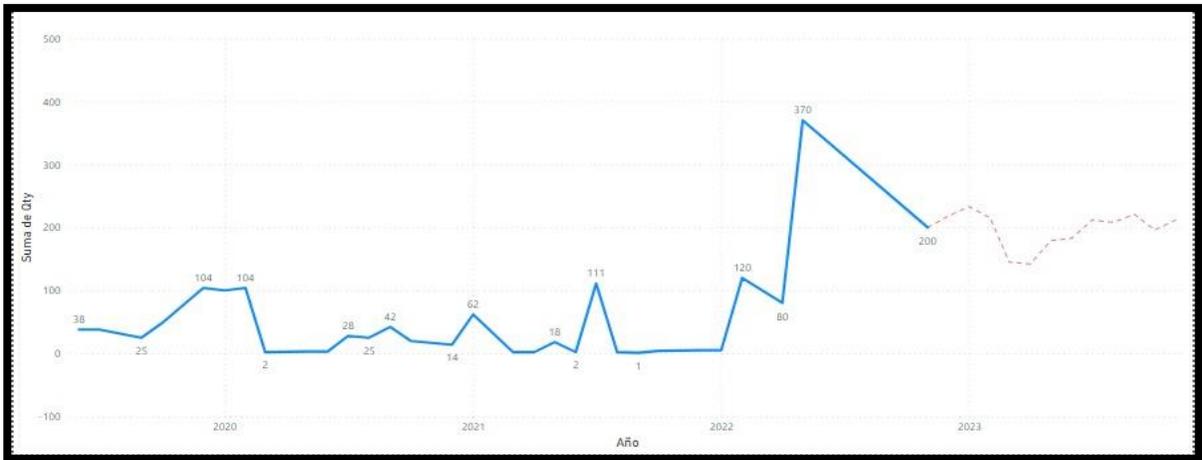


Figura 52 Serie de tiempo de producto EZ Artemia 300-500Micras (Predicción)

Categoría 3

Etiqueta de Fila	Suma de Qty	Suma de Qty FCST
Calamar Congelado	3,231	3,032
Mejillon Congelado	9,990	9,817
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	2,331	1,629
Edta Trilon B	832	214
Polvo de Saponina	1,015	815

Tabla 16 total cantidad y cantidad Fcst categoría 3

Series de tiempo normal y con datos de predicción de los 5 productos mas representativos en cantidades de la categoria 3 periodo de ventas año 2019 a julio 2023, Calamar Congelado, Mejillon Congelado, Terminate Bacteria Premix 4Kg, Edta Trilon B, Polvo de Saponina.

Producto Calamar 3,231 unidades

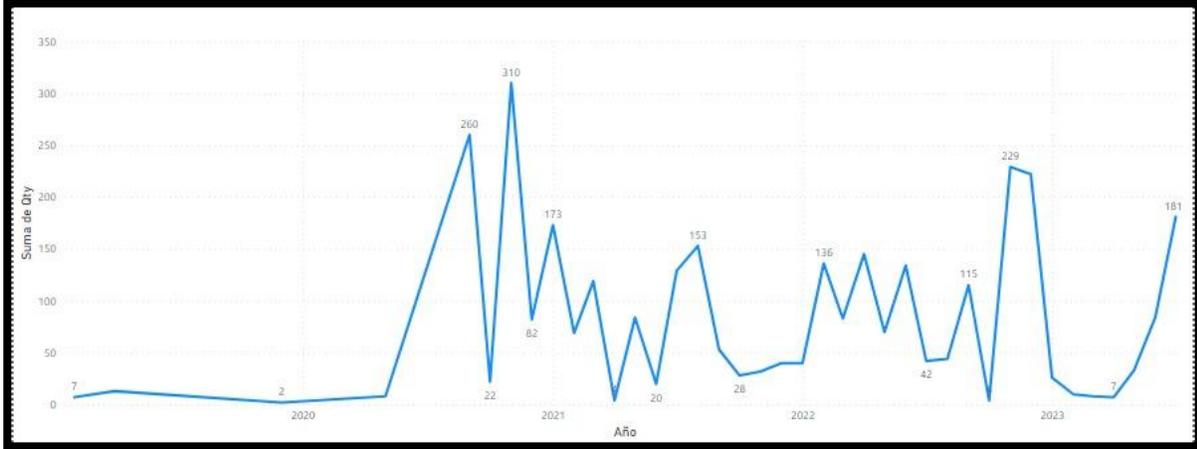


Figura 53 Serie de tiempo de producto Calamar Congelado

Predicción Producto Calamar 3,032 unidades

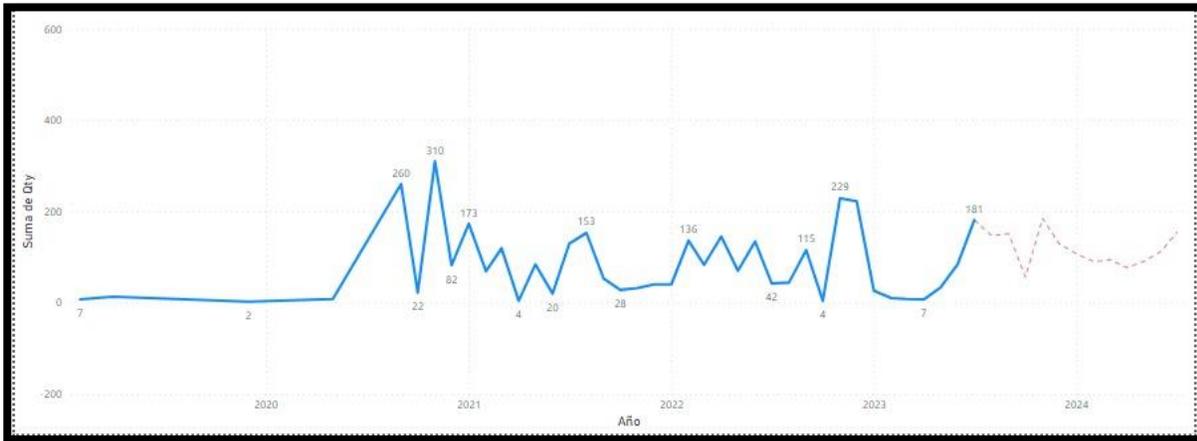


Figura 54 Serie de tiempo de producto Calamar Congelado (Predicción)

### Producto Mejillón Congelado 9,990 unidades

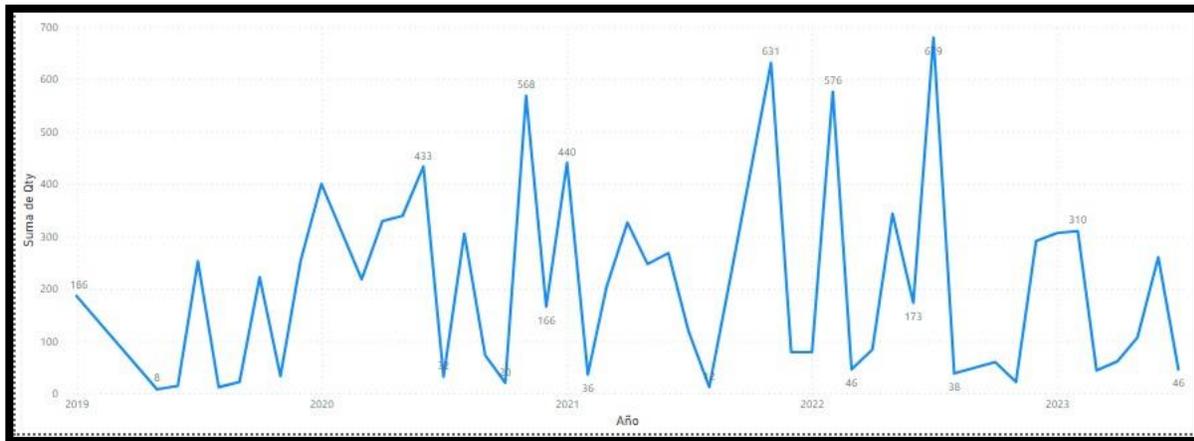


Figura 55 Serie de tiempo de producto Mejillón Congelado

### Predicción Producto Mejillón Congelado 9,990 unidades

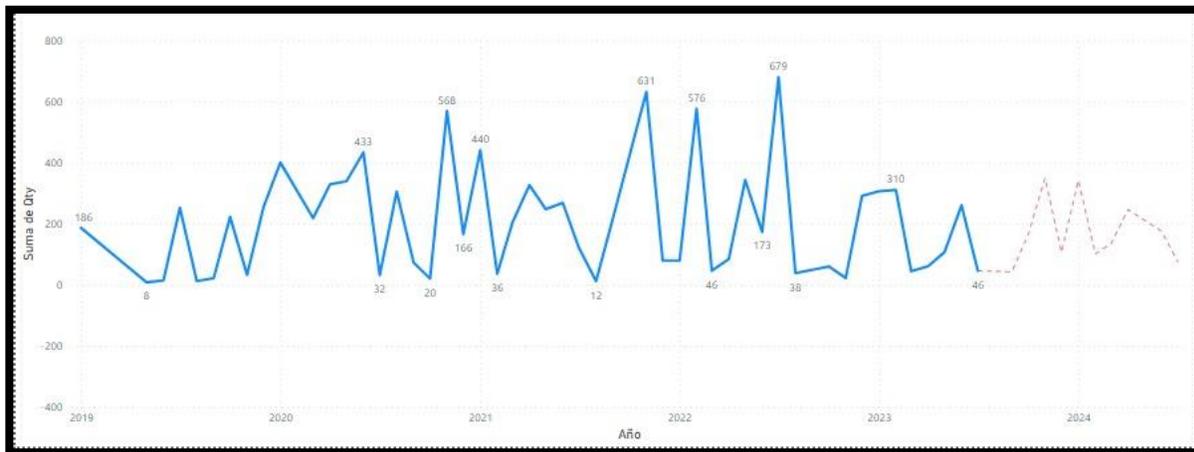


Figura 56 Serie de tiempo de producto Mejillón Congelado (Predicción)

Producto Termínate Bacteria Premix 4Kg. 2,331 unidades

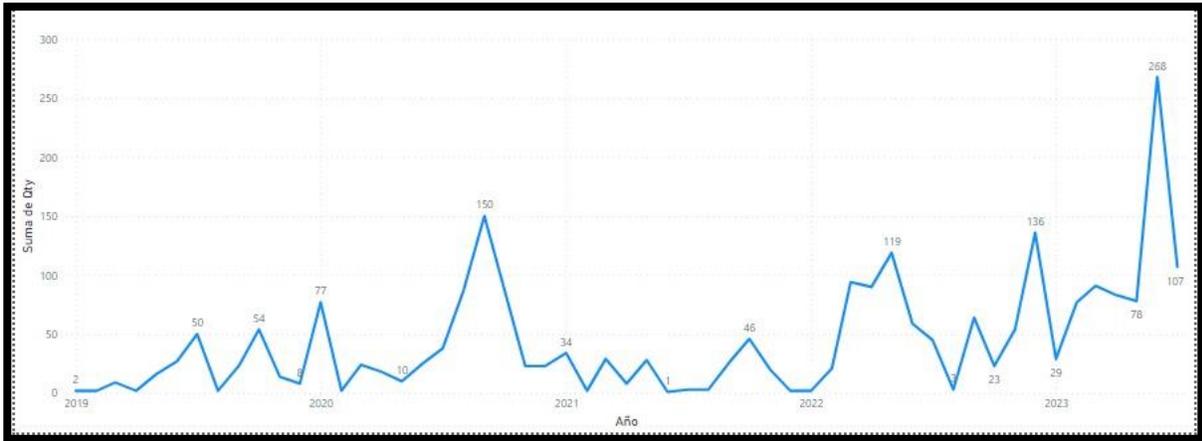


Figura 57 Serie de tiempo de producto Termínate Bacteria Premix 4Kg.

Predicción Producto Termínate Bacteria Premix 4Kg. 1,629 unidades

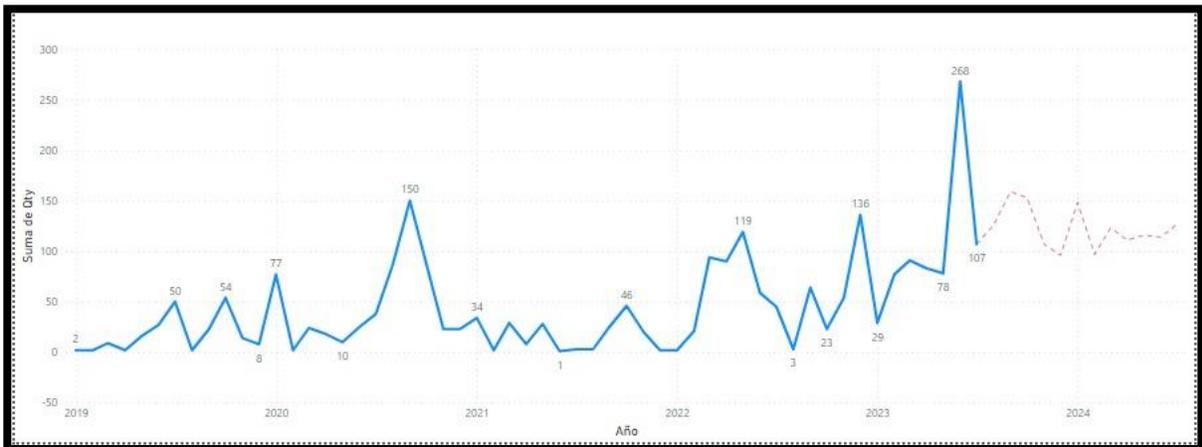


Figura 58 Serie de tiempo de producto Termínate Bacteria Premix 4Kg (Predicción)

Producto EDTA Trilon B. 832 unidades

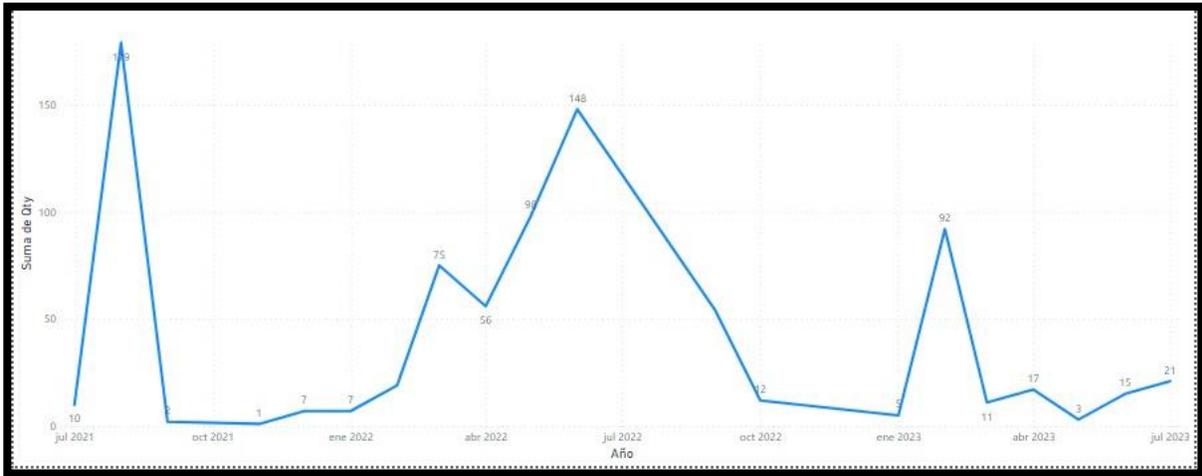


Figura 59 Serie de tiempo de producto EDTA Trilon B.

Predicción Producto EDTA Trilon B. 214 unidades

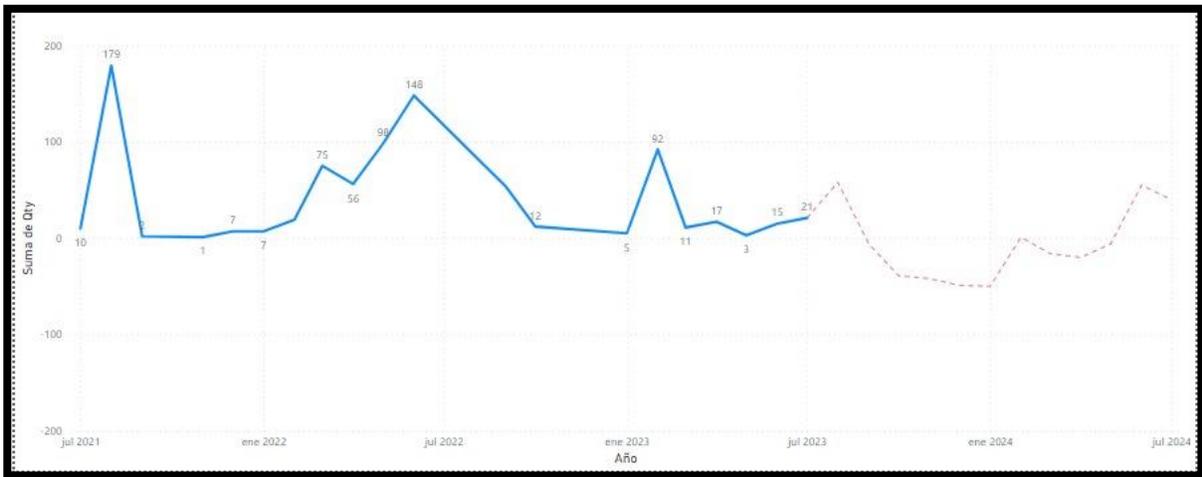


Figura 60 Serie de tiempo de producto Edta Trilon B (Predicción)



Información relacionada al stock de inventario de los 15 productos seleccionados y la predicción de las ventas para los próximos 12 meses:

Las tablas 1 y 2 muestran el stock de inventario de los productos seleccionados al mes de julio 2023, la información de las columnas representa la cantidad de unidades precedidas a 12 meses, la presente investigación permitirá conocer un aproximado de las unidades de venta y a su vez proyectar las unidades promedio que deben permanecer en inventario de productos.

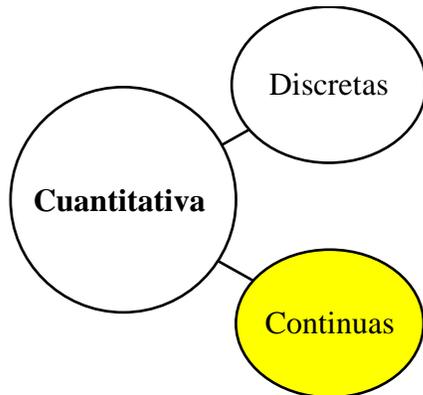
Etiquetas de fila	Inventario Julio 2023	nov-22	dic-22	ene-23	feb-23	mar-23	abr-23	may-23	jun-23	jul-23	ago-23	sep-23	oct-23	nov-23	Total Cantidades Prediccion
Artemia Grado A	596	25	145	121	64	62	87	84	116	84	86	44	20	67	1,005.00

Tabla 17 cantidad de unidades precedidas (elaboración propia)

Etiquetas de fila	Inventario Julio 2023	ago-23	sep-23	oct-23	nov-23	dic-23	ene-24	feb-24	mar-24	abr-24	may-24	jun-24	jul-24	ago-24	Total Cantidades Prediccion
Advance Feed<150	1,530	211	162	76	173	41	122	72	124	140	108	54	135	135	1,553
Advance Feed<250	1,357	283	213	132	199	68	159	175	210	151	224	121	193	185	2,313
Brine Shrimp Flakes NTP	479	500	401	267	271	303	225	318	346	348	314	264	207	493	4,257
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	257	245	120	77	132	119	263	252	153	130	209	77	225	200	2,202
Calamar Congelado	848	181	147	151	56	185	129	107	90	94	77	90	112	155	1,574
Edta Trilon B	1,170	21	58	6	39	42	49	50	1	16	20	6	55	40	53
EZ Artemia 300-500Micras	415	200	218	233	215	145	142	179	183	212	208	221	196	212	2,564
Larva Z-Plus <100 Micrones	5,171	120	222	53	112	155	402	121	53	47	119	64	35	216	1,519
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	1,850														-
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	897														-
Mejillon Congelado	996	46	44	42	163	349	106	342	101	135	246	211	176	75	2,036
Polvo de Saponina	719	59	137	58	72	100	123	64	50	73	76	96	70	85	1,063
Shrimp Meal Started 400-600TA		69	57	43	31	63	62	95	72	58	59	54	66	66	795
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	446	107	126	159	153	107	96	148	97	123	111	116	114	127	1,584

Tabla 18 cantidad de unidades precedidas (elaboración propia)

#### 4.2.1 RESULTADOS CUANTITATIVOS



Las variables numéricas y de fecha para implementar los modelos de predicción las definimos como “Variables Continuas”

#### 4.2.2 ANÁLISIS CUALITATIVO

La investigación es estrictamente cuantitativa.

#### 4.3 ANÁLISIS INFERENCIAL Y MODELOS APLICADOS

Modelo aplicado en las Series de Tiempo

Suavizamiento exponencial con el programa Power BI

Power BI, Series de Tiempo Según Palma, (2016),  $y_t$  denota la serie de tiempo y  $t$  denota el momento en que se tomó la observación. Por lo general,  $t \in Z$ , donde  $Z = \{ \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots \}$  representa el conjunto de valores enteros positivos y negativos. En la práctica, sin embargo, solo se tiene una cantidad finita de datos. En tales casos, podemos escribir  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  para denotar la serie temporal. Una serie temporal  $\{y_t\}$  corresponde a un proceso estocástico que se compone de variables aleatorias observadas en el del tiempo

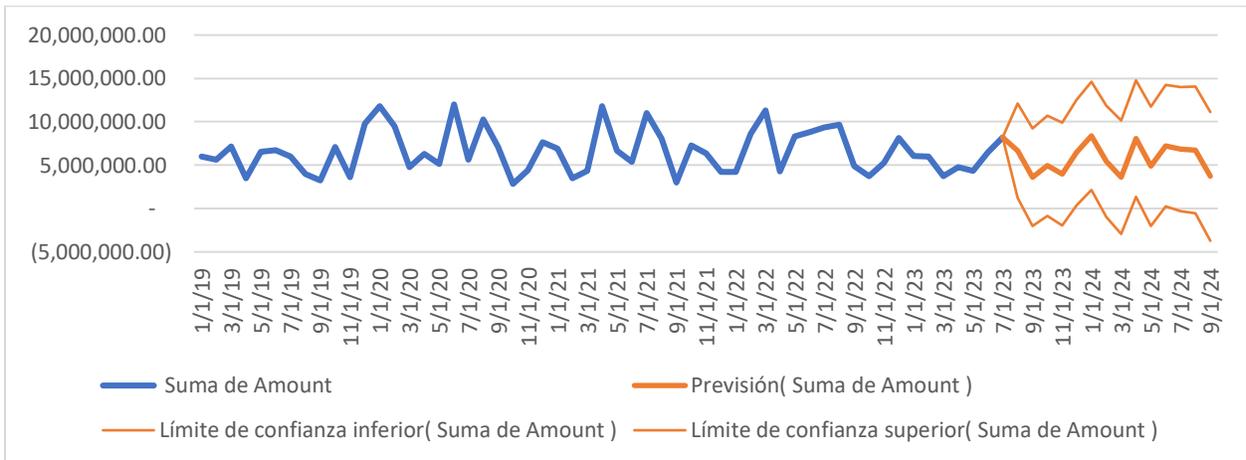
Knime, Random Forest: O Bosques Aleatorios es un método de aprendizaje automático, propuesto inicialmente por Kam Ho de Laboratorios Bell, y posteriormente desarrollado por Breiman.

El modelo de Random Forest refleja porcentajes de R cuadrado-aceptables al momento de predecir las ventas en valores monetarios y cantidades, para finalidades de la investigación se busca predecir información a 12 meses mínimo (ver seccion de anexos)

### Series de Tiempo de ventas en Microsoft Excel

La herramienta Excel cuenta con un complemento para realizar previsiones, el siguiente grafico muestra las ventas proyectadas a 12 meses con sus respectivos LI y LS:

Etiquetas de fila	Suma de Amount	Previsión(Suma de Amount)	Límite de confianza inferior(Suma de Amount)	Límite de confianza superior(Suma de Amount)
1/7/23	8,207,844.00	8,207,844.00	8,207,844.00	8,207,844.00
1/8/23		6,641,803.12	1,203,377.77	12,080,228.47
1/9/23		3,600,549.92	2,007,898.57	9,208,998.42
1/10/23		4,936,502.27	838,257.88	10,711,262.42
1/11/23		3,992,633.83	1,945,043.35	9,930,311.02
1/12/23		6,456,674.87	359,198.31	12,554,151.42
1/1/24		8,379,229.78	2,124,827.81	14,633,631.74
1/2/24		5,450,348.71	958,320.44	11,859,017.85
1/3/24		3,602,024.99	2,958,445.14	10,162,495.12
1/4/24		8,063,304.17	1,353,327.46	14,773,280.89
1/5/24		4,863,557.69	1,993,785.60	11,720,900.97
1/6/24		7,216,735.77	214,026.61	14,219,444.94
1/7/24		6,831,342.16	314,858.44	13,977,542.75
1/8/24		6,745,635.14	543,366.48	14,034,636.75
1/9/24		3,704,381.94	3,724,676.30	11,133,440.17



## **CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

### **5.1 CONCLUSIONES**

Las conclusiones de la investigación se enumeran a continuación:

- a.** La precisión de los pronósticos de ventas totales para el sector Acuícola aplicando el modelo de suavizado exponencial en el programa Power BI muestra porcentajes aceptables en los productos con porcentaje representativo de las ventas por categoría, este se muestra en promedio 91.89%
- b.** El modelo de suavizado exponencial para la empresa Prilacentro contribuiría de forma positiva en la aplicación de pronósticos de ventas por producto, y de esta forma adoptar nueva metodología.
- c.** La implementación del modelo de suavizado exponencial puede aplicarse en el corto plazo ya que la herramienta Power BI cuenta con diferentes opciones de pronósticos.
- d.** La precisión de los modelos para predecir las ventas totales y por productos reflejo un comportamiento promedio estable en el programa Power BI, en el caso del modelo Random Forest del programa Knime las predicciones de ventas totales mostraron resultados satisfactorios, para la predicción de las cantidades por categoría el modelo mostro resultados no satisfactorios en variabilidad, por esta razón no se consideró como un modelo seleccionado.

## 5.2 RECOMENDACIONES

1. Es necesaria una prueba piloto a corto plazo de un modelo predictivo o de series de tiempo en Power BI que permita a la administración de Prilacetro conocer el posible comportamiento de las ventas, tomando como referencia el Accuracy obtenido del 83.04% en Ventas y 81.31% en Cantidades.
2. Es recomendable utilizar otros modelos de predicción o de series de tiempo en diferentes plataformas tecnológicas como R Studio, Phyton, Knime, etc., que permitan preparar pronósticos de forma general, costos, gastos, aprovisionamiento, lo anterior aplicado a la operación de Prilacetro.
3. Se recomienda el seguimiento a los resultados obtenidos en la presente investigación para los meses de agosto 2023 a julio 2024, lo anterior con la finalidad de validar la aplicabilidad del modelo de analítica predictiva para series de tiempo.
4. Se recomienda comparar periodicamente el Stock de alimentos secos, congelados, materiales quimicos, de las Tablas 17 y 18 de este documento para efectos de validar las cantidades promedio de compra de productos.

## **CAPÍTULO VI. APLICABILIDAD**

### **6.1 NOMBRE DE LA PROPUESTA**

Creación de Puesto de Trabajo “Coordinador de Análisis de Datos”

### **6.2 JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA**

El análisis de datos desde la perspectiva de las ventas que se muestra en esta investigación permite conocer y entender que las empresas necesitan contar con equipos de personas que extraigan, limpien y transformen la información de los diferentes procesos de la organización en insumos para la toma de decisiones.

### **6.3 ALCANCE DE LA PROPUESTA**

- Contar con modelos predictivos para la preparación de presupuestos de ventas, costos, gastos, aprovisionamiento.

### **6.4 DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO A DETALLE DE LA PROPUESTA**

#### **6.4.1 DESCRIPCIÓN CLARA DEL QUE Y COMO SE HARÁN**

- Es necesario contar con una persona que cumpla con el perfil profesional con experiencia en análisis de datos y preparación de modelos descriptivos y predictivos.
- Profesional con experiencia interpretando y analizando datos de las áreas administrativas y operativas.
- Es necesaria la solicitud de la plaza de Coordinador de análisis de datos para la ciudad de Cholulca que cumpla con el perfil profesional y académico.
- Una vez que se cuente con la autorización para la apertura de la plaza de trabajo, es necesaria la publicación para recibir las hojas de vida de los posibles candidatos.
- Serán seleccionados únicamente los candidatos que cumplan con más del 85% del perfil que será diseñado.
- Las entrevistas serán aplicadas por el Gerente General, Gerente de Ventas y Gerente Financiero.
- La persona seleccionada reportara a la Gerencia Financiera.

- La persona seleccionada tendrá como funciones la preparación de análisis descriptivo, los dashboard serán presentados de forma semanal, quincenal y mensual a las diferentes gerencias para la toma de decisiones.
- La persona seleccionada será la encargada de preparar los diferentes modelos predictivos para diseñar los presupuestos de ingresos y gastos.
- La persona responsable será la encargada de determinar las variaciones en los ingresos y gastos de acuerdo a los modelos aprobados.

#### 6.4.2 DESARROLLO DE TODOS LOS ELEMENTOS NECESARIOS (HERRAMIENTAS, INSTRUMENTOS, PROCESOS.

5- Apertura de plaza para Coordinador de Análisis de Datos

2-Compra de computadora Laptop

3-Compra de escritorio

4-Compra de silla

5-Compra de licencia Office

#### 6.5 MEDIDAS DE CONTROL (INDICADORES, MEDICIONES)

- Presupuestos de Ingresos
- Presupuestos de Gastos
- Forecast mensuales y anuales.
- KPI áreas de ventas
- KPI áreas de operaciones
- KPI áreas de finanzas

#### 6.6 CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO

Detalle	Semanas									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Solicitud Creacion de Plaza Coordinador de Analisis de Datos	■	■								
Publicacion de plaza Coodinador de Analisis de Datos			■							
Recepcion de hojas de vida de candidatos				■	■					
Selección de candidatos para la plaza Coordinador de Analisis de Datos					■					
Inicio de entrevistas Gerencias						■				
Compra de computadora Laptop							■	■		
Compra de escritorio								■		
Compra de silla								■		
Compra de licencia Office								■		
Contratacion candidato plaza Coordinador de Analisis de Datos									■	
Induccion empresarial Coordinador de Analisis de Datos									■	■

Tabla 19 Cronograma Propuesta de Implementación

Presupuesto anual Coordinador Analisis de Datos	
Sueldos	\$ 8,709.68
Plan movil	\$ 360.00
Seguros	\$ 300.00
Pasivo laboral	\$ 2,612.90
13 Avo-14 Avo	\$ 725.81
Laptop	\$ 1,000.00
Silla y Escritorio	\$ 500.00
Licencias office	\$ 200.00
<b>Total</b>	<b>\$ 14,408.39</b>

Tabla 20 Presupuesto Propuesta de Implementación

## 6.7 CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA

Titulo de Investigacion	Capitulo I		Capitulo II		Capitulo III		Capitulo V		Capitulo VI	
	Objetivo General	Objetivos Especificos	Teorias / Metodologias de Sustento	Variables	Poblacion	Tecnicas	Conclusiones	Nombre de la Propuesta	Objetivos de la Propuesta	
IMPLEMENTACION DE MODELO PREDICTIVO DE INGRESOS POR VENTA CON SERIES DE TIEMPO PARA LA EMPRESA PRILACENTRO	Presentar un modelo funcional para la empresa Prilacetro que permita mediante un modelo de analitica predictiva, contar con pronosticos de ventas por categoria de productos.	<ul style="list-style-type: none"> <li>Diseñar un modelo predictivo de los ingresos por venta que permita pronosticar el comportamiento de los productos comercializados y vendidos de acuerdo a los datos historicos</li> <li>Mostrar los resultados de dos modelos de analitica predictiva en la herramienta informatica Knime y Power BI</li> </ul>	Random Forest y Suavizado Exponencial	Datos de ventas por categoria de Productos	La población para la investigación es aplicable a las áreas de Ventas y Finanzas de la empresa Prilacetro	Suavizamiento Exponencial.	1.La precisión de los pronosticos de ventas por producto para el sector Acuicola aplicando el modelo de suavizado exponencial en el programa Power BI muestra porcentajes aceptables en la mayoría de productos por categoria, este muestra en promedio. 2.El modelo de suavizado exponencial para la empresa Prilacetro contribuiría de forma positiva en la aplicacion de pronosticos de ventas por producto ya que el modelo presenta en su mayoría resultados diferente a los promedios de años. 3.La implementación del modelo de suavizado exponencial puede aplicarse en el corto plazo ya que la herramienta Power BI cuenta con diferentes opciones de pronosticos. 4.Se acepta la hipótesis ya que el porcentaje de precisión del modelo de suavizado exponencial es superior al 80%	Creación de Puesto de Trabajo "Coordinador de Analisis de Datos"	Contar con area especializada en analisis de dato para la preparacion de modelos descriptivos y predictivos.	

Tabla 21 Concordancia de segmentos de Tesis

## REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA

*Análisis de datos con Power BI, R-RStudio y Knime: Curso práctico.* (2021). Ra-Ma.

Ayala San Martín, G. (2020). *Algoritmos y programación.* Fundación Universidad de las Américas Puebla (UDLAP).

*Big data, machine learning y data science en Python.* (2022). RA-MA Editorial.

Bobadilla Sancho, J. (2020). *Machine learning y deep learning: Usando Python, Scikit y Keras.* Ra-Ma.

Casas Roma, J., Nin Guerrero, J., & Julbe López, F. (2019). *Big data.* Editorial UOC.

Díaz Salvo, J. M. (2014). *Aplicaciones informáticas de hojas de cálculo: UF0321. Excel 2013.* Editorial Tutor Formación.

Garriga Trillo, A. J. (2015). *Introducción al análisis de datos.* Universidad Nacional de Educación a Distancia.

Guerra Bustillo, C. W., Menéndez Acuña, E., & Barrero Morera, R. (2011). *Estadística.* Editorial Félix Varela.

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2010). *Metodología de la investigación* (5ª ed). McGraw-Hill.

Moreno Castro, T. (2019). *El pronóstico de ventas en los negocios: Modelos y aplicaciones* (Primera edición). RiL Editores.

Nava P., F. A. (2013). *Procesamiento de series de tiempo* (2ª ed). Fondo de Cultura Económica.

Osses, A. (2000). *Análisis numérico.* Editorial ebooks Patagonia - J.C. Sáez Editor.

- Pérez Rodríguez, M. D. (Ed.). (2015). *Marketing y ventas* (4ª. edición). ICB Editores.
- Preciado, J. M. S. (2012). *Utilización del Paquete de Programas Estadísticos Statgraphics en la Resolución de Problemas Prácticos: Aplicación al Campo de la Geografía y la Historia*. UNED - Universidad Nacional de Educación a Distancia.
- Rojas López, M. D. (2012). *Planeación estratégica: Fundamentos y casos*. Ediciones de la U.
- Rubio Ferrer, J., & Villarroel Valdemoro, S. (2012). *Gestión y pedido de stock*. Ministerio de Educación, Cultura y Deporte.
- Streiner, D. L., & Norman, G. R. (2006). “Precision” and “Accuracy”: Two Terms That Are Neither. *Journal of Clinical Epidemiology*, 59(4), 327-330.  
<https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2005.09.005>
- Trejos Buriticá, O. I., & Muñoz Guerrero, L. E. (2021). *Introducción a la programación con Python*. Ediciones de la U ; Ra-Ma.
- Benítez, M. R. (2015). Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7192675>
- Medina-Merino, R. F. (2017). Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6230447>
- Molina, J. (15 de 05 de 2023). La Prensa. Obtenido de <https://www.laprensa.hn/economia/dineroynegocios/beneficios-analisis-big-data-empresas-honduras-JD13453479>.
- Cuellar, L (s.f.).ARIMA en R Studio

# ANEXOS

## ANEXO 1: MODELO RANDOM FOREST KNIME

### Categoría 1

Etiqueta de Fila	Suma de Amount	R <sup>2</sup>
Artemia Grado A	55,937,016	0.991
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	41,011,466	0.893
Brine Shrimp Flakes NTP	24,675,753	0.993
Advance Feed<250	24,036,135	0.980
Advance Feed<150	17,532,851	0.813

Tabla 22 R<sup>2</sup> Ventas categoría 1

### Categoría 1

Etiqueta de Fila	Suma de Qty	R <sup>2</sup>
Artemia Grado A	3,404	0.9830
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	14,722	0.7540
Brine Shrimp Flakes NTP	9,440	0.9990
Advance Feed<250	9,144	0.9820
Advance Feed<150	6,219	0.9910

Tabla 23 R<sup>2</sup> Cantidad categoría 1

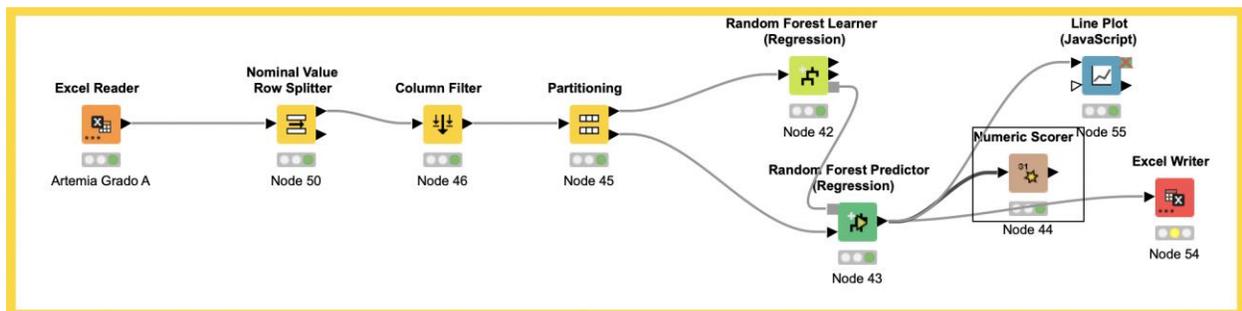


Figura 63 flujo de nodos Artemia Grado A

Statistics - 3:44 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.991
Mean absolute error:	21,684.1
Mean squared error:	1,445,820,762.126
Root mean squared error:	38,023.95
Mean signed difference:	-9,841.707
Mean absolute percentage error:	0.069
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.991

Figura 64 R<sup>2</sup> Artemia Grado A

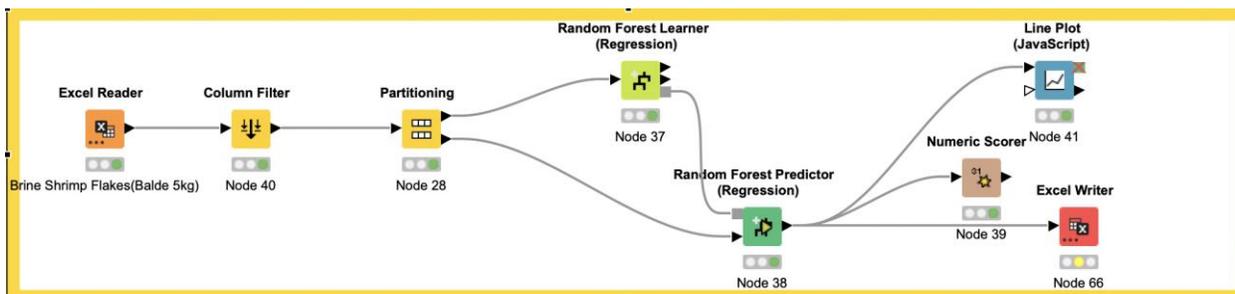


Figura 65 flujo de nodos Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg)

Statistics - 3:39 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.893
Mean absolute error:	19,249.114
Mean squared error:	2,065,613,747.045
Root mean squared error:	45,449.024
Mean signed difference:	15,345.441
Mean absolute percentage error:	0.143
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.893

Figura 66 R<sup>2</sup> Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg)

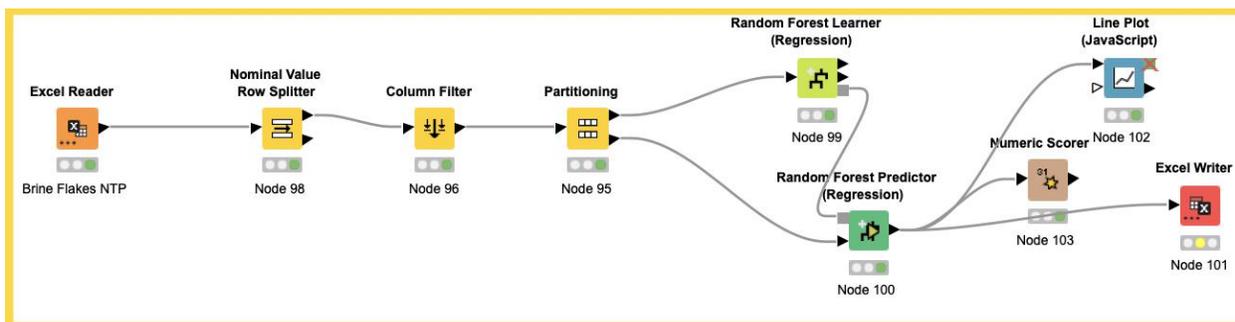


Figura 67 flujo de nodos Brine Shrimp Flakes NTP

Statistics - 3:103 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.993
Mean absolute error:	23,965.16
Mean squared error:	1,004,491,231.623
Root mean squared error:	31,693.71
Mean signed difference:	-15,473.769
Mean absolute percentage error:	0.07
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.993

Figura 68 R<sup>2</sup> Brine Shrimp Flakes NTP

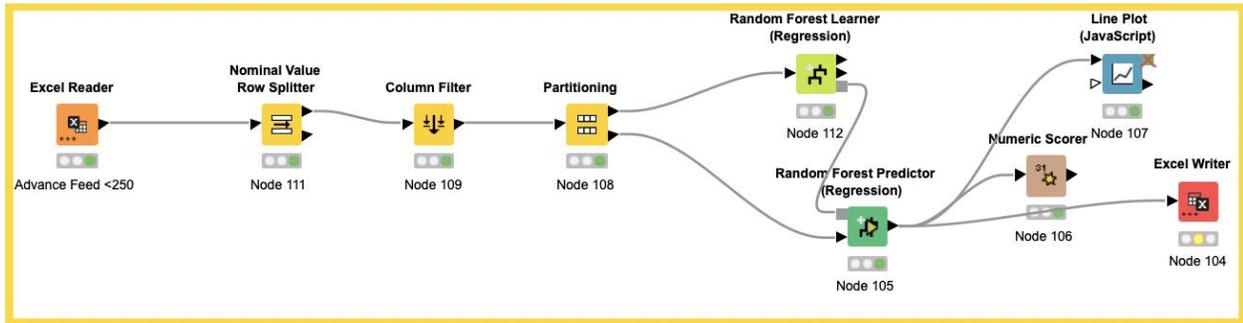


Figura 69 flujo de nodos Advance Feed<250

Statistics - 3:106 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.98
Mean absolute error:	9,714.556
Mean squared error:	759,914,956.203
Root mean squared error:	27,566.555
Mean signed difference:	-5,076.55
Mean absolute percentage error:	0.056
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.98

Figura 70 R<sup>2</sup> Advance Feed<250

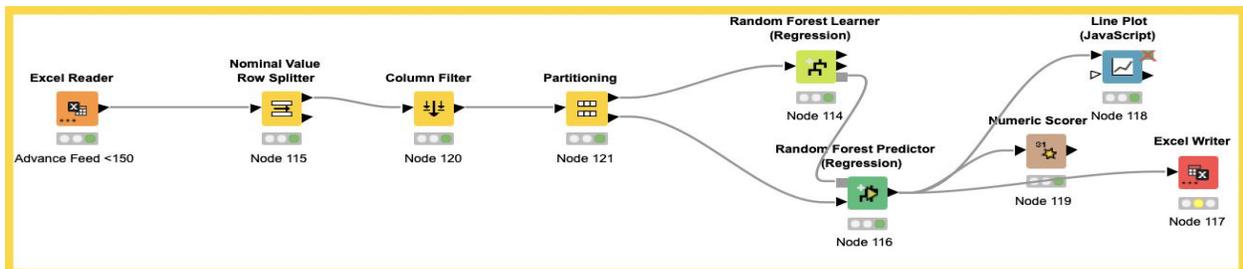


Figura 71 flujo de nodos Advance Feed<150

Statistics - 3:119 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.813
Mean absolute error:	18,468.713
Mean squared error:	6,058,808,612.072
Root mean squared error:	77,838.349
Mean signed difference:	-13,633.465
Mean absolute percentage error:	0.065
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.813

Figura 72 R<sup>2</sup> Advance Feed<150

### Categoría 2

Etiqueta de Fila	Suma de Amount	R <sup>2</sup>
Larva Z-Plus <100 Micrones	12,652,676	0.996
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	8,865,756	0.977
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	5,350,407	0.976
Shrimp Meal Started 400-600TA	3,952,833	0.996
EZ Artemia 300-500Micras	3,584,246	0.877

Tabla 24 R<sup>2</sup> Ventas categoría 2

### Categoría 2

Etiqueta de Fila	Suma de Qty	R <sup>2</sup>
Larva Z-Plus <100 Micrones	15,071	0.999
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	12,047	0.999
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	6,725	0.979
Shrimp Meal Started 400-600TA	1,125	0.996
EZ Artemia 300-500Micras	1,578	0.756

Tabla 25 R<sup>2</sup> Cantidad Categoría 2

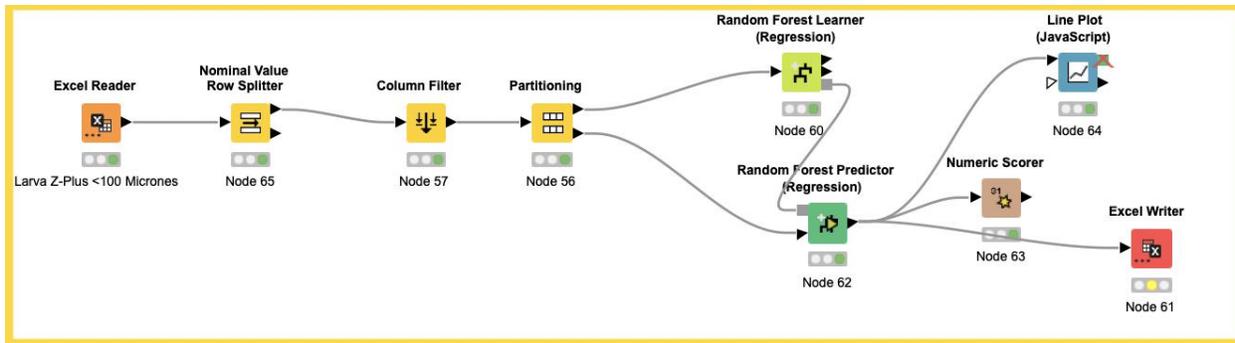


Figura 73 flujo de nodos Larva Z-Plus <100 Micrones

Statistics - 3:63 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.996
Mean absolute error:	4,568.583
Mean squared error:	121,082,969.326
Root mean squared error:	11,003.771
Mean signed difference:	-1,154.653
Mean absolute percentage error:	0.054
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.996

Figura 74 R<sup>2</sup> Larva Z-Plus <100 Micrones

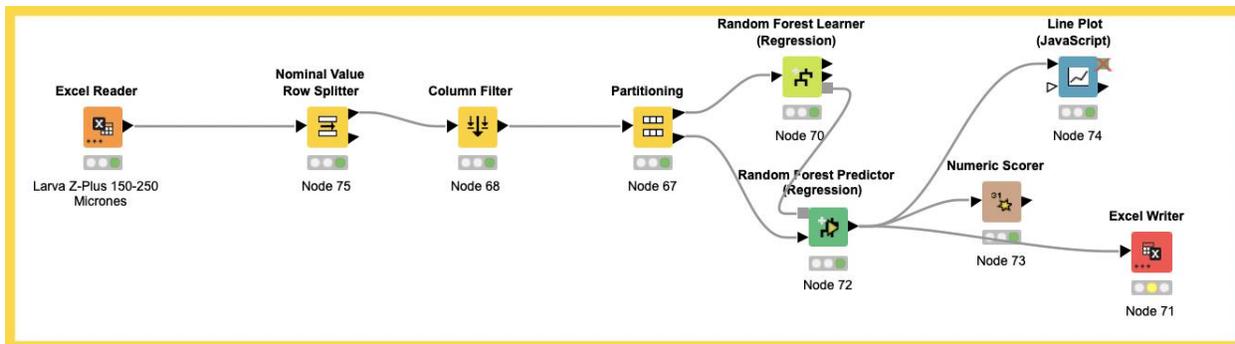


Figura 75 flujo de nodos Larva Z-Plus 150-250 Micrones

Statistics - 3:73 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.977
Mean absolute error:	19,886.538
Mean squared error:	1,921,782,768.571
Root mean squared error:	43,838.143
Mean signed difference:	16,436.115
Mean absolute percentage error:	0.11
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.977

Figura 76 R<sup>2</sup> Larva Z-Plus 150-250 Micrones

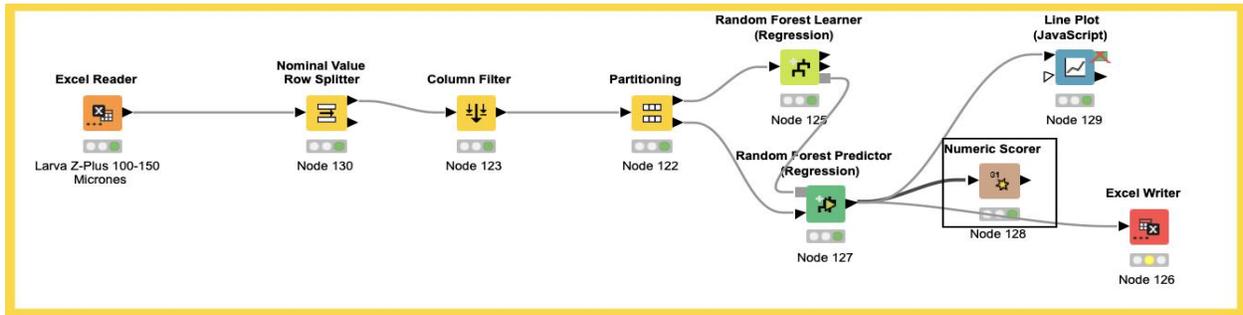


Figura 77 flujo de nodos Larva Z-Plus 100-150 Micrones

● ● ● Statistics - 3:128 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.976
Mean absolute error:	11,145.619
Mean squared error:	819,738,261.97
Root mean squared error:	28,631.072
Mean signed difference:	-7,422.565
Mean absolute percentage error:	0.08
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.976

Figura 78 R<sup>2</sup> Larva Z-Plus 100-150 Micrones

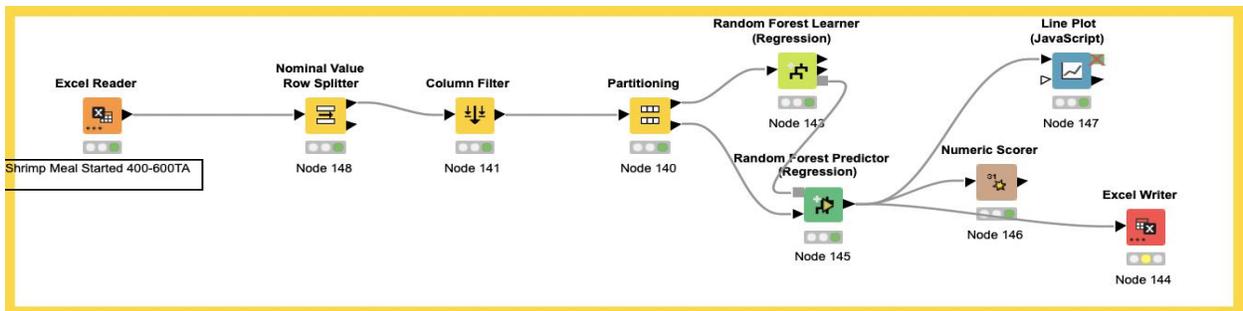


Figura 79 flujo de nodos Shrimp Meal Started 400-600TA

● ● ● Statistics - 3:146 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.996
Mean absolute error:	2,522.414
Mean squared error:	17,270,725.073
Root mean squared error:	4,155.806
Mean signed difference:	412.399
Mean absolute percentage error:	0.044
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.996

Figura 80 R<sup>2</sup> Shrimp Meal Started 400-600TA

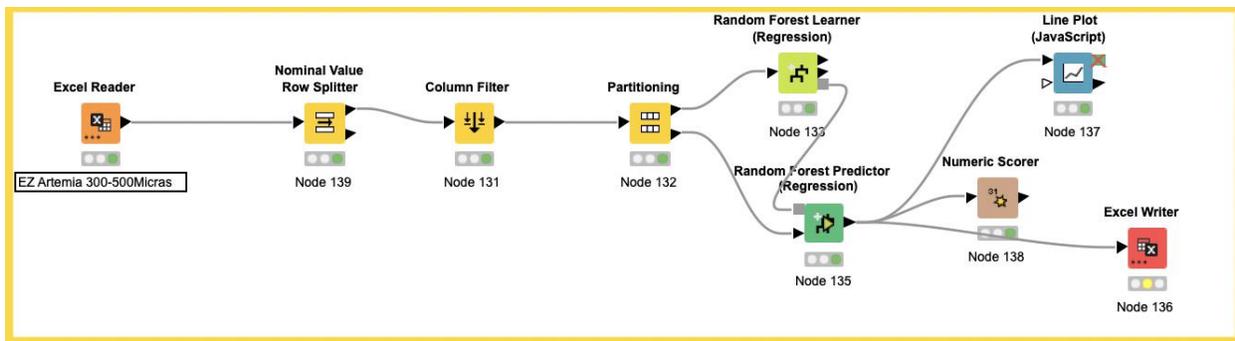


Figura 81 flujo de nodos EZ Artemia 300-500Micras

● ● ● Statistics - 3:138 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.492
Mean absolute error:	70,455.04
Mean squared error:	29,283,434,753.416
Root mean squared error:	171,124.033
Mean signed difference:	-61,317.305
Mean absolute percentage error:	0.187
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.492

Figura 82 R<sup>2</sup> EZ Artemia 300-500Micras

### Categoría 3

Etiqueta de Fila	Suma de Amount	R <sup>2</sup>
Calamar Congelado	8,463,691	0.789
Mejillon Congelado	32,341,067	0.988
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	8,856,893	0.980
Edta Trilon B	3,012,131	0.962
Polvo de Saponina	1,733,891	0.989

Tabla 26 R<sup>2</sup> Ventas categoría 3

### Categoría 3

Etiqueta de Fila	Suma de Qty	R <sup>2</sup>
Calamar Congelado	3,231	0.5990
Mejillon Congelado	9,990	0.9970
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	2,331	0.9740
Edta Trilon B	832	0.6450
Polvo de Saponina	1,015	0.9870

Tabla 27 R<sup>2</sup> Cantidad categoría 3

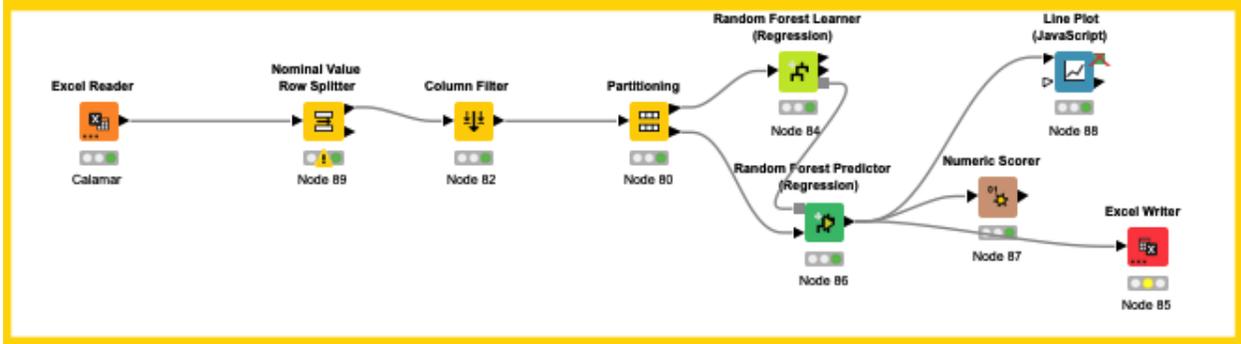


Figura 83 flujo de nodos Calamar Congelado

● ● ● Statistics - 3:87 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.789
Mean absolute error:	16,360.174
Mean squared error:	850,458,829.39
Root mean squared error:	29,162.627
Mean signed difference:	-12,319.607
Mean absolute percentage error:	0.267
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.789

Figura 84 R<sup>2</sup> Calamar Congelado

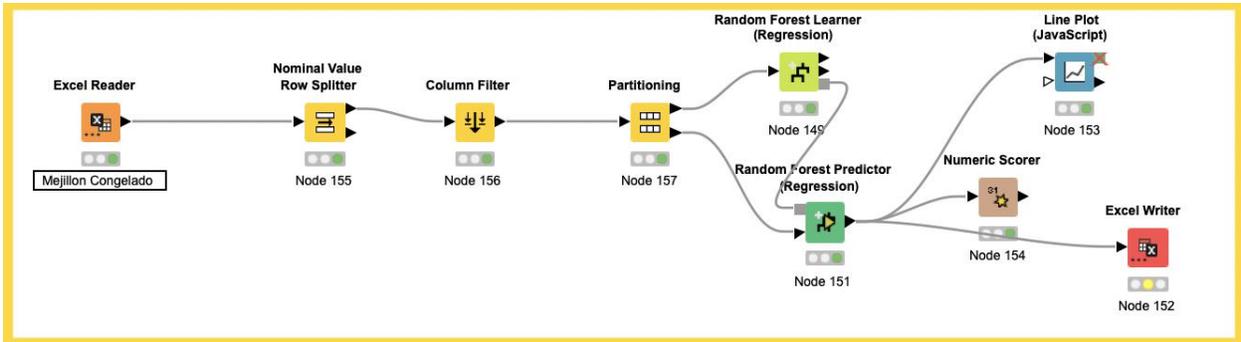


Figura 85 flujo de nodos Mejillón Congelado

● ● ● Statistics - 3:154 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.988
Mean absolute error:	15,967.829
Mean squared error:	1,084,664,077.358
Root mean squared error:	32,934.239
Mean signed difference:	-12,877.843
Mean absolute percentage error:	0.131
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.988

Figura 86 R<sup>2</sup> Mejillón Congelado

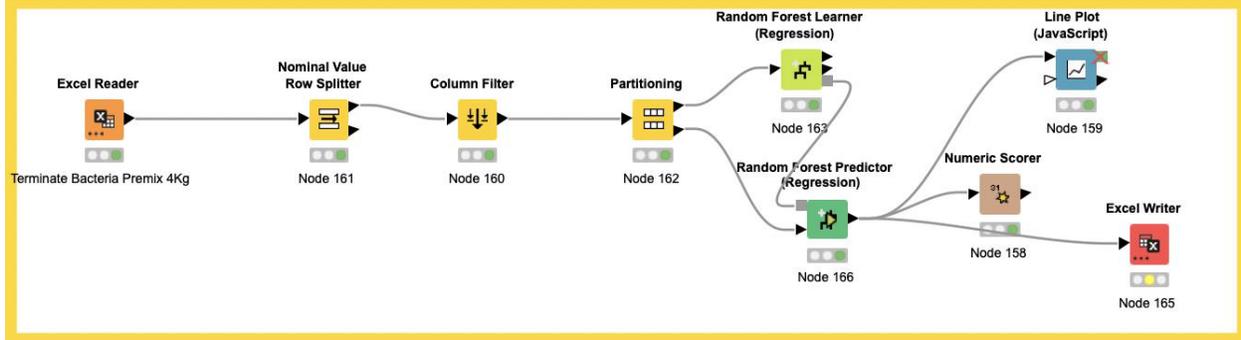


Figura 87 flujo de nodos Terminate Bacteria Premix 4Kg.

● ● ● Statistics - 3:158 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.983
Mean absolute error:	2,018.61
Mean squared error:	53,574,661.383
Root mean squared error:	7,319.471
Mean signed difference:	-962.059
Mean absolute percentage error:	0.021
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.983

Figura 88 R<sup>2</sup> Terminate Bacteria Premix 4Kg.

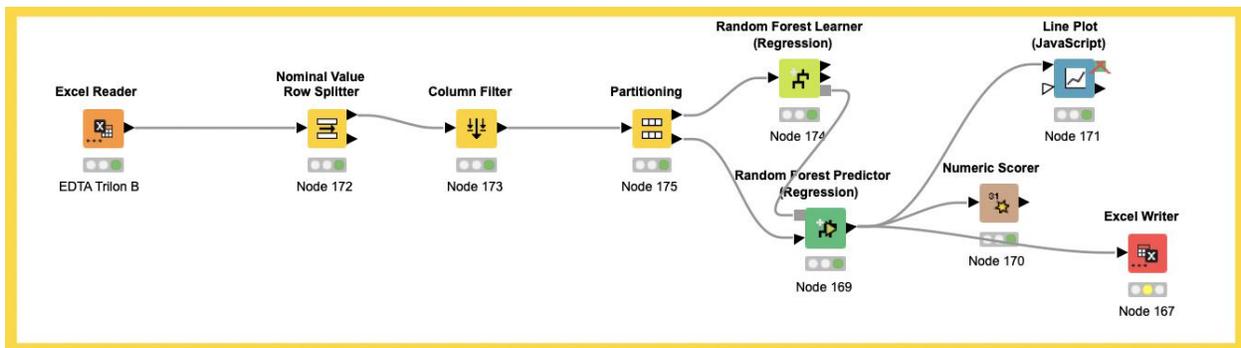


Figura 89 flujo de nodos EDTA Trilon B

● ● ● Statistics - 3:170 - Numeric Scorer

File	
R <sup>2</sup> :	0.962
Mean absolute error:	7,192.648
Mean squared error:	277,432,568.705
Root mean squared error:	16,656.307
Mean signed difference:	-4,984.823
Mean absolute percentage error:	0.136
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.962

Figura 90 R<sup>2</sup> Edta Trilon B

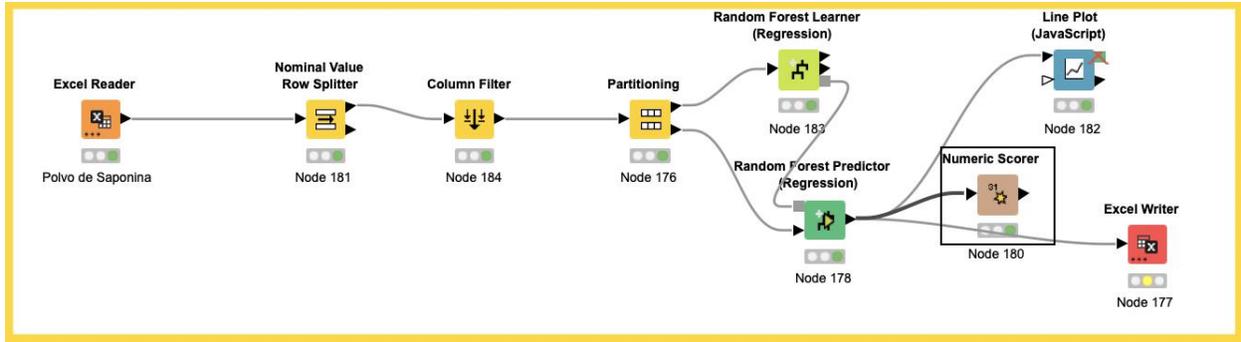


Figura 91 flujo de nodos Polvo de Saponina

Statistics - 3:180 - Numeric Scorer	
File	
R <sup>2</sup> :	0.99
Mean absolute error:	749.909
Mean squared error:	3,117,885.602
Root mean squared error:	1,765.754
Mean signed difference:	42.147
Mean absolute percentage error:	0.069
Adjusted R <sup>2</sup> :	0.99

Figura 92 R<sup>2</sup> Polvo de Saponina

ANEXO 2: MODELO ADICIONAL EN CRYSTAL BALL

**Accuracy de las Ventas en Lempiras con Oracle Crystal Ball**

Detalle de Productos	Ventas L	Pronostico	Accuracy	Suavizamiento	Programa
Artemia Grado A	55,937,016.00	55,586,077.88	99.36865824	0.9841	Crystal Ball
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	41,011,466.00	42,781,670.73	95.86223563	0.0533	Crystal Ball
Brine Shrimp Flakes NTP	24,675,753.00	27,033,914.29	91.27702609	0.001	Crystal Ball
Advance Feed<250	24,036,135.00	22,526,551.30	93.29864709	0.1824	Crystal Ball
Advance Feed<150	17,532,851.00	13,495,509.52	70.08381585	0.001	Crystal Ball
Larva Z-Plus <100 Micrones	12,652,676.00	16,600,621.46	76.21808636	0.1298	Crystal Ball
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	8,865,756.00	13,039,253.55	67.9928185	0.1503	Crystal Ball
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	5,350,407.00	5,948,654.22	89.9431502	0.3163	Crystal Ball
Shrimp Meal Started 400-600TA	3,952,833.00	3,440,228.86	85.09970816	0.2467	Crystal Ball
EZ Artemia 300-500Micras	3,584,246.00	2,808,206.26	72.36528701	0.4934	Crystal Ball
Calamar Congelado	8,463,691.00	7,061,270.62	80.13926309	0.1584	Crystal Ball
Mejillon Congelado	32,341,067.00	30,782,466.70	94.93672708	0.1349	Crystal Ball
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	8,856,893.00	7,008,700.59	73.63002762	0.23	Crystal Ball
Edta Trilon B	3,012,131.00	2,811,002.91	92.84497041	0.3297	Crystal Ball
Polvo de Saponina	1,733,891.00	1,470,040.84	82.05150817	0.334	Crystal Ball
<b>Promedio General</b>			<b>84.34%</b>		

Tabla 28 Accuracy Ventas en Lempiras Crystal Ball

**Accuracy de las Ventas en Cantidades con Oracle Crystal Ball**

Detalle de Productos	Cantidades	Pronostico	Accuracy	Suavizamiento	Programa
Artemia Grado A	3,404	3,604	94.4451072	0.001	Crystal Ball
Brine Shrimp Flakes(Balde 5kg)	14,722	16,509	89.1775998	0.0531	Crystal Ball
Brine Shrimp Flakes NTP	9,440	10,130	93.1905727	0.001	Crystal Ball
Advance Feed<250	9,144	8,382	90.9140363	0.1627	Crystal Ball
Advance Feed<150	6,219	4,709	67.9424374	0.0163	Crystal Ball
Larva Z-Plus <100 Micrones	15,071	19,848	75.931663	0.1284	Crystal Ball
Larva Z-Plus 150-250 Micrones	12,047	14,212	84.7672893	0.1539	Crystal Ball
Larva Z-Plus 100-150 Micrones	6,725.00	7,435	90.4503283	0.3236	Crystal Ball
Shrimp Meal Started 400-600TA	1,125	980	85.2591104	0.2567	Crystal Ball
EZ Artemia 300-500Micras	1,578	1,255	74.2218573	0.6518	Crystal Ball
Calamar Congelado	3,231	2,769	83.2963103	0.1643	Crystal Ball
Mejillon Congelado	9,990	8,945	88.3227395	0.001	Crystal Ball
Terminate Bacteria Premix 4Kg.	2,331	1,824	72.2221613	0.2227	Crystal Ball
Edta Trilon B	832	810	97.2332016	0.6812	Crystal Ball
Polvo de Saponina	1,015	862	82.1918126	0.3349	Crystal Ball
<b>Promedio General</b>			<b>84.64%</b>		

Tabla 29 Accuracy Ventas en Cantidad Crystal Ball

## ANEXO 3: SERIES DE TIEMPO R STUDIO

### Codigo

```
attach(Artemia_Tipo_A_DataR)
names(Artemia_Tipo_A_DataR)
install.packages ("tseries")
install.packages ("astsa")
install.packages ("forecast")
install.packages ("foreign")
install.packages ("quantmod")
library(astsa)
library(tseries)
library(lubridate)
library(tidyverse)
library(forecast)
Artemia_Tipo_A_DataR.ts=ts (Artemia_Tipo_A_DataR, start=c (2019,1), frequency = 12)
Artemia_Tipo_A_DataR.ts
plot(Artemia_Tipo_A_DataR.ts)
serielog=log(Artemia_Tipo_A_DataR.ts)
serielog
plot(serielog)
adf.test (serielog, alternative = "stationary")
##Cuando no es Estacional se corre proceso de diferencias
#seriedif= diff(Artemia_Tipo_A_DataR.ts)
#seriedif
#plot(seriedif)
#Probar Estacionalidad
#adf.test(seriedif)
##Cuando no es Estacional se corre proceso de 2 diferencias
```

```
seriedif2= diff (Artemia_Tipo_A_DataR.ts, differences=2)
plot(seriedif2)
adf.test (seriedif2, alternative = "stationary")
plot(serieolog, type="o", lty='dashed', col="red", main="Serie de Tiempo Ventas")
par(mfrow=c(2,2), mar=c(4,4,4,1)+.1)
acf (serieolog)
pacf (serieolog)
acf (ts (serieolog, frequency = 1))
pacf (ts (serieolog, frequency = 1))
modelo1=arima(Artemia_Tipo_A_DataR, order = c(1,3,2))
modelo1
tsdiag(modelo1)
Boxs.test(residuals(modelo1), type= "Ljung-Box")
error=residuals(modelo1)
plot(error)
pronostico<-forecast:: forecast(modelo1, h =12)
pronostico
plot(pronostico)
```

## Artemia Grado A

```
> Artemia_Tipo_A_DataR.ts=ts(Artemia_Tipo_A_DataR, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Artemia_Tipo_A_DataR.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	
2019	1388964.0	918289.0	956457.0	801371.0	1809317.0	946817.0	786146.0	1180760.0	1242175.0	515623.0	
2020	3136125.0	1357360.0	1449778.0	1679395.0	1433780.0	2733560.0	1671271.0	1531588.0	170720.0	119373.0	
2021	818690.0	682842.0	599818.0	1083791.0	1150349.0	2079776.0	3729449.0	1298999.0	432957.0	16390.0	
2022	486874.0	954491.0	1616723.0	744485.0	1406776.0	1961654.0	1347836.0	2343708.0	995613.0	442169.0	
2023	485369.4	499769.6	532689.8	505942.9	512800.8	517144.5	511962.7				
	Nov	Dec									
2019	1943208.0	3240250.0									
2020	168990.0	855186.0									
2021	582782.0	486874.0									
2022	401009.0	612930.3									
2023											

Tabla 30 Datos Ventas

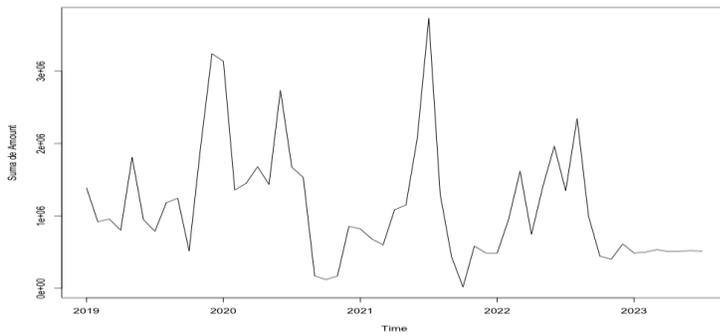


Figura 94 Serie de Tiempo Ventas

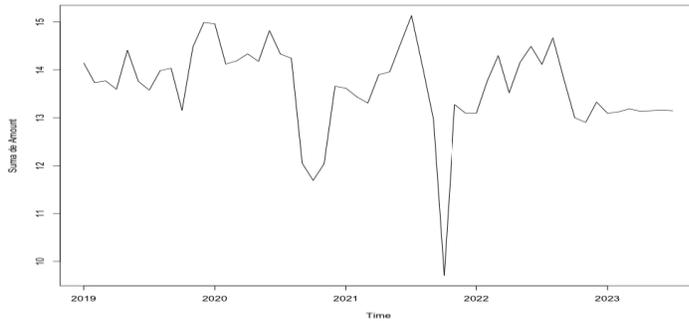


Figura 95 Grafica serielog

### Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: serielog
Dickey-Fuller = -3.5403, Lag order = 3, p-value = 0.04629
alternative hypothesis: stationary
```

Tabla 31 Resultado Estacionalidad

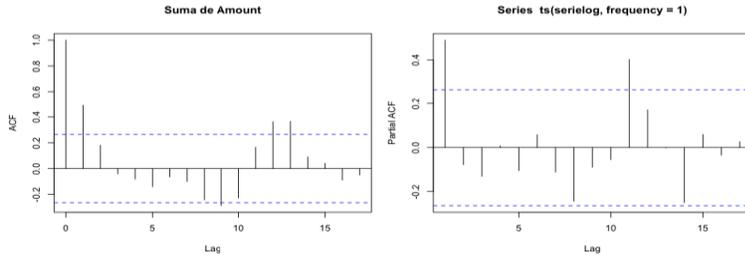


Figura 96 Grafico Valores y Frecuencia

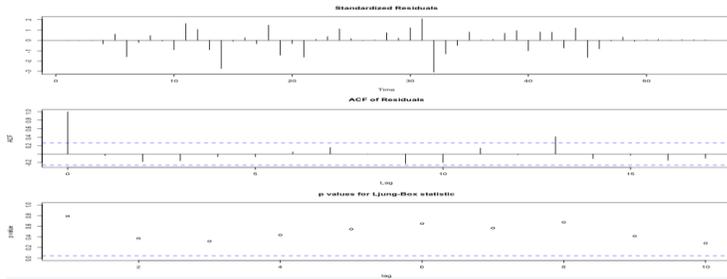


Figura 97 Grafica P Values

```
> pronostico
 Point Forecast    Lo 80    Hi 80    Lo 95    Hi 95
56    474628.17  -546311.9 1495568 -1086765 2036021
57    438895.62  -981982.1 1859773 -1734149 2611941
58    402118.61 -1362444.8 2166682 -2296548 3100785
59    364504.64 -1717714.0 2446723 -2819974 3548983
60    326037.43 -2063584.1 2715659 -3328573 3980648
61    286718.26 -2408614.7 2982051 -3835438 4408874
62    246547.04 -2758378.6 3251473 -4349090 4842184
63    205523.77 -3116872.3 3527920 -4875643 5286690
64    163648.45 -3487171.9 3814469 -5419800 5747096
65    120921.07 -3871768.3 4113610 -5985370 6227213
66    77341.65  -4272754.9 4427438 -6575557 6730240
67    32910.17  -4691940.7 4757761 -7193126 7258946
```

Tabla 32 Datos Pronostico

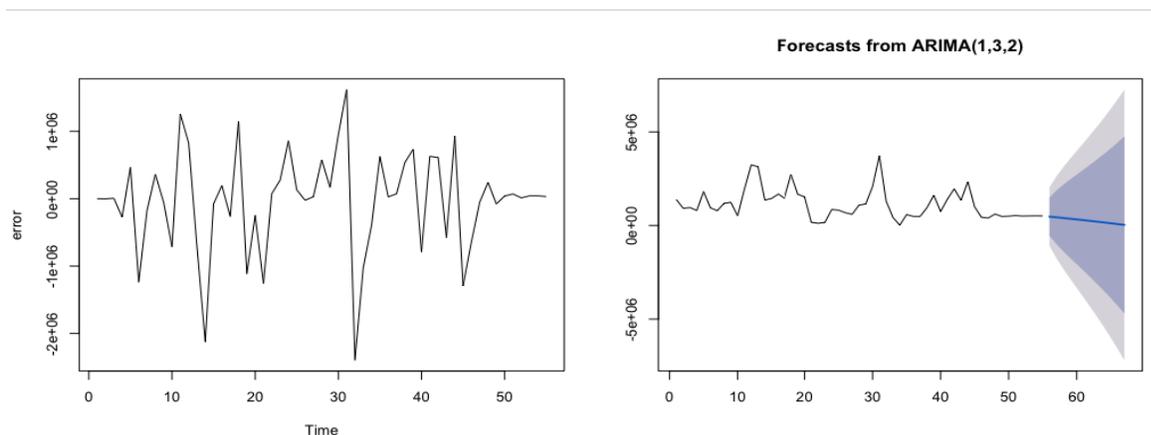


Figura 98 Grafico Pronostico

## Brine Shrimp Flakes (Balde 5kg)

```
> Brine_Shrimp_Flakes_Balde_5kg_DataR.ts=ts(Brine_Shrimp_Flakes_Balde_5kg_DataR, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Brine_Shrimp_Flakes_Balde_5kg_DataR.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	
2019	958921.0	1586181.0	1539208.0	443407.0	433308.0	3578572.0	1486563.0	730449.0	461896.0	1031398.0	
2020	2142824.0	1120047.0	404493.0	594050.0	408271.0	575205.0	870617.0	1180517.0	365510.0	469664.0	
2021	517015.0	475718.0	740805.0	1438191.0	406076.0	258975.0	977118.0	133339.0	456477.3	730295.0	
2022	689945.0	73721.0	312962.0	9264.0	131982.3	151402.8	783741.0	1228668.0	619342.0	899651.0	
2023	194248.0	470301.0	194145.0	443785.0	262069.0	76108.0	849915.0				
	Nov	Dec									
2019	498562.0	1564028.0									
2020	606803.0	1301707.0									
2021	599722.0	689945.0									
2022	885818.0	1698283.0									

Tabla 33 Datos Ventas

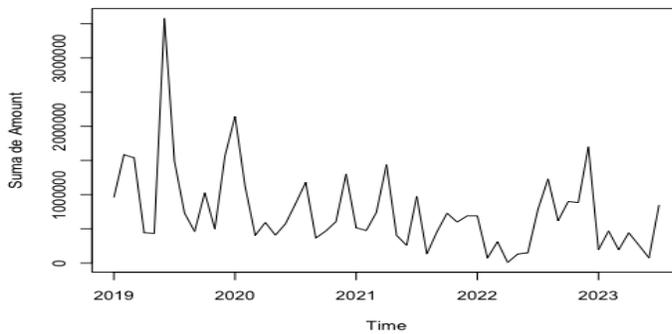


Figura 100 Serie de Tiempo Ventas

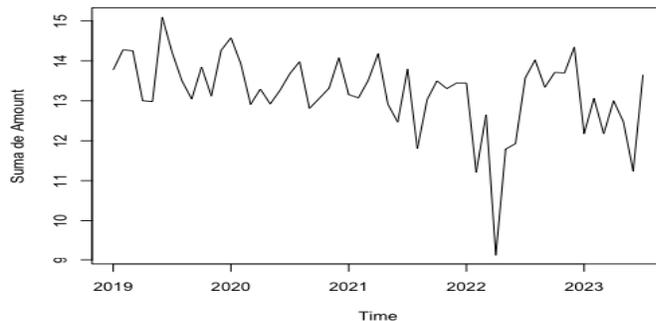


Figura 101 Grafica serielog

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: serielog
Dickey-Fuller = -3.7517, Lag order = 3, p-value = 0.02858
alternative hypothesis: stationary
```

Tabla 34 Resultado Estacionalidad

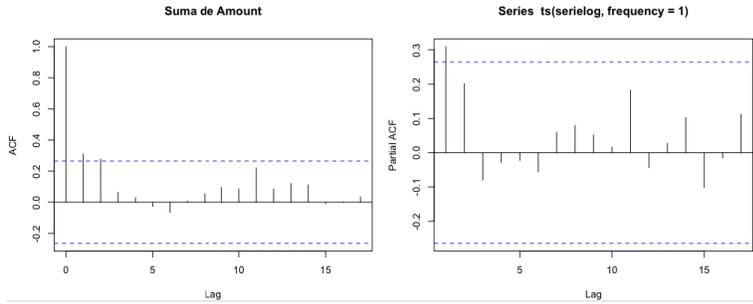


Figura 102 Grafico Valores y Frecuencia

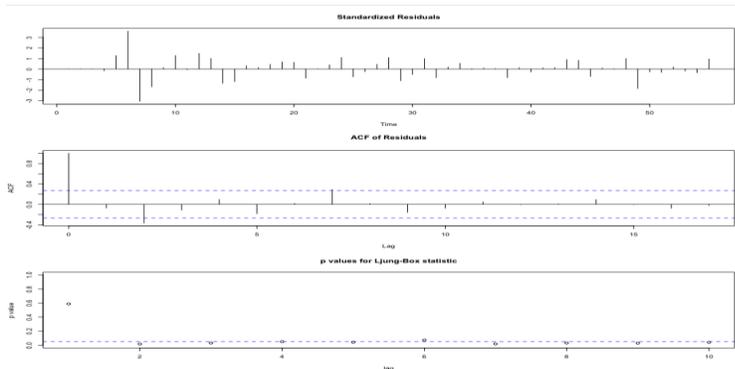


Figura 103 Grafica P Values

```
> pronostico
Point Forecast    Lo 80    Hi 80    Lo 95    Hi 95
56    667058.0 -293774.0 1627890 -802407.8 2136524
57    756836.9 -453334.8 1967009 -1093961.0 2607635
58    771289.0 -712244.4 2254822 -1497579.6 3040158
59    808907.9 -922904.2 2540720 -1839670.2 3457486
60    841814.1 -1140866.7 2824495 -2190434.6 3874063
61    877899.2 -1360434.5 3116233 -2545336.9 4301135
62    914929.5 -1589764.9 3419624 -2915669.9 4745529
63    953537.1 -1831680.0 3738754 -3306084.8 5213159
64    993543.1 -2089592.2 4076678 -3721705.5 5708792
65   1034998.2 -2366151.3 4436148 -4166611.1 6236607
66   1077888.0 -2663787.7 4819564 -4644511.2 6800287
67   1122216.6 -2984657.5 5229091 -5158705.4 7403139
```

Tabla 35 Datos Pronostico

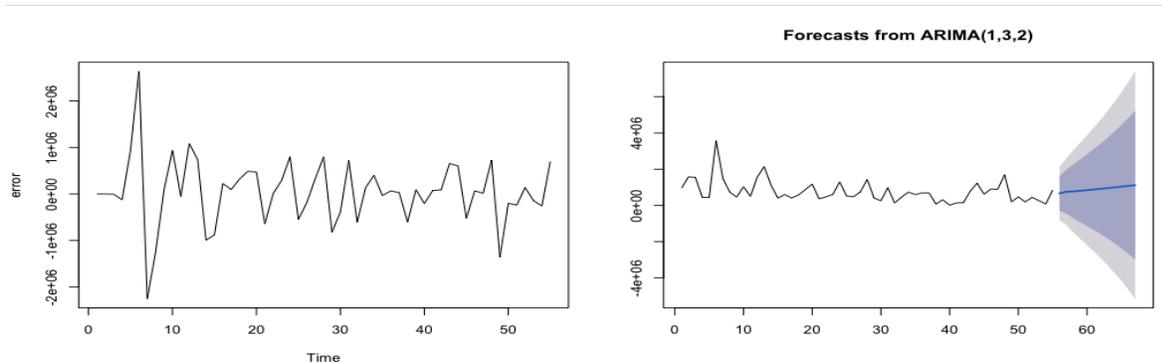


Figura 104 Grafico Pronostico

## Brine Shrimp Flakes NTP

```
> BrineNTP.ts=ts(BrineNTP, start=c(2020,1), frequency = 12)
```

```
> BrineNTP.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2020	0	0	0	934301	0	402246	557453	131833	868689	1074721	0	509358
2021	1017349	0	0	1171272	633642	117182	1445564	1321088	0	762441	1138579	0
2022	0	0	1027560	436633	1397185	1509550	0	1287695	257548	0	519563	204733
2023	517908	775787	776513	776594	775798	1031892	1295076					

Tabla 36 Datos Ventas

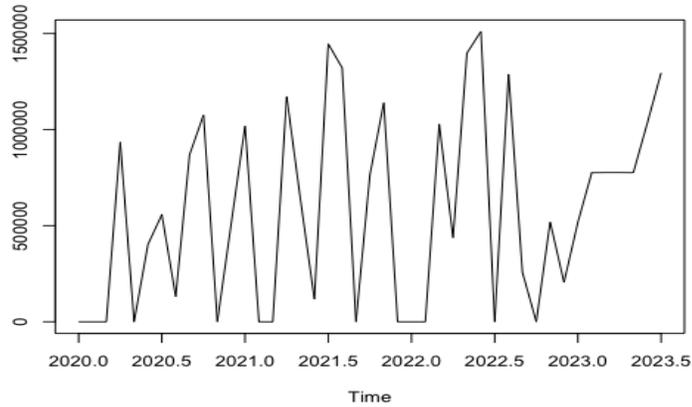


Figura 106 Serie de Tiempo Ventas

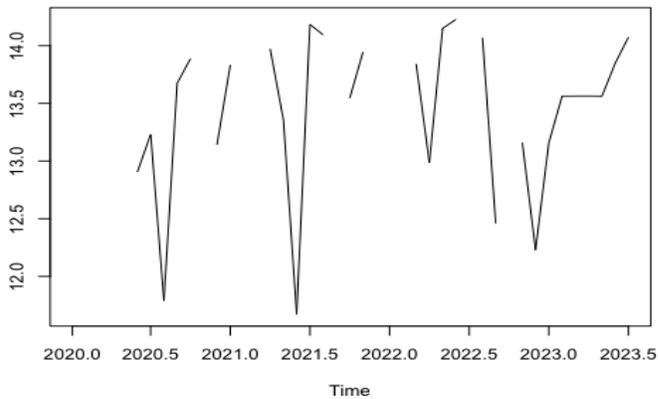


Figura 107 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 37 Resultado Estacionalidad

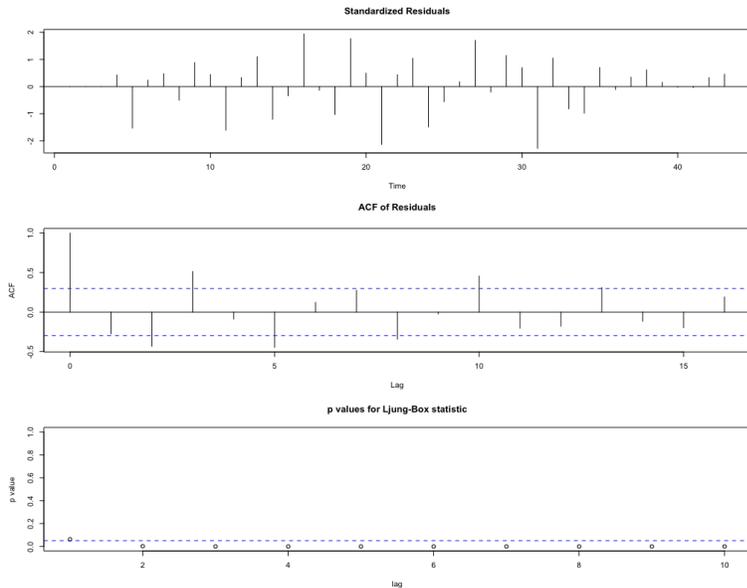


Figura 108 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 38 Datos Pronostico

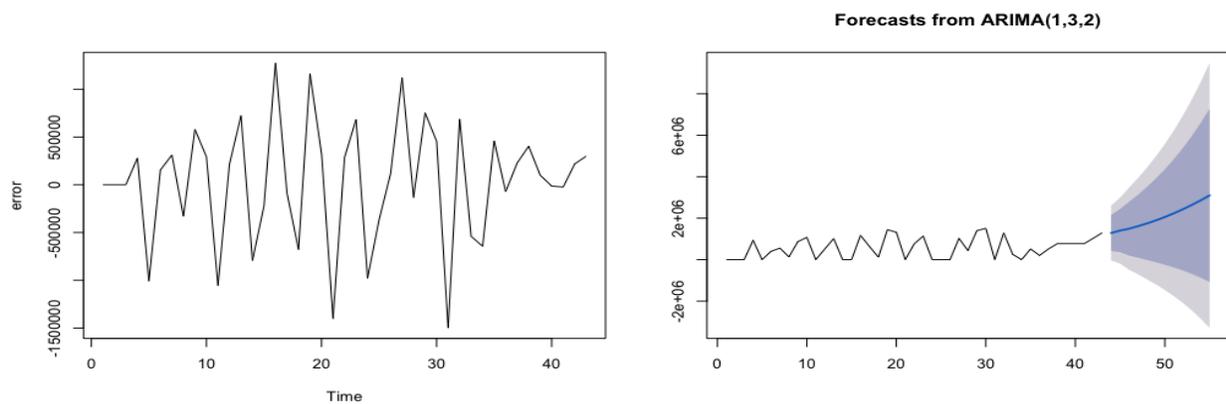


Figura 109 Grafico Pronostico

## Advance Feed<250

```
> Advance250.ts=ts(Advance250, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Advance250.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	163586	524414	350643	119983	536113	280383	253295	128661	180854	746544	80391	284979
2020	660614	769761	59550	657086	186027	992334	543554	1035918	858395	199559	19012	249055
2021	410303	488232	555536	926571	334173	258196	165583	445823	96367	1051316	338493	306448
2022	306448	576115	1235710	236697	515720	574879	1115106	672938	135629	99024	350732	718873
2023	173989	334845	239502	124067	200665	396542	770902					

Tabla 39 Datos Ventas

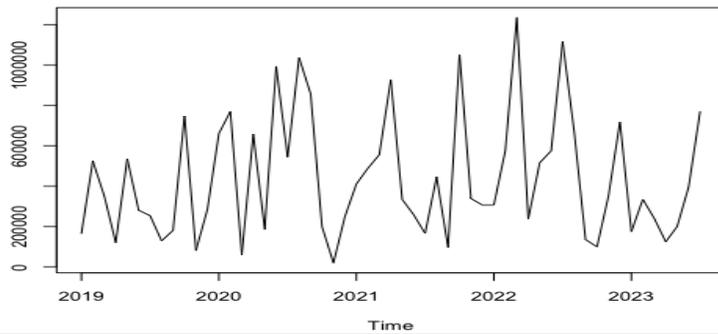


Figura 110 Serie de Tiempo Ventas

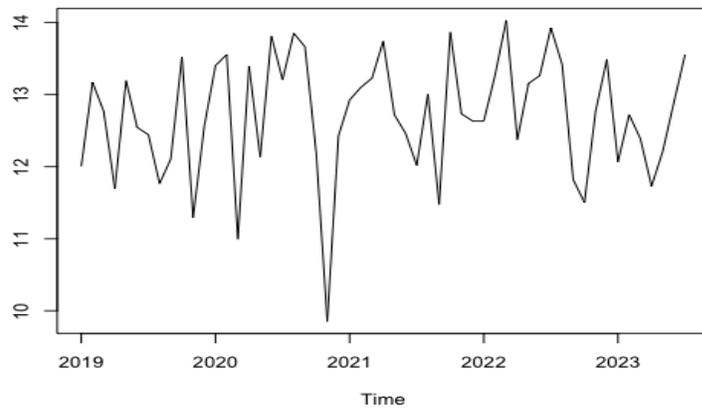


Figura 111 Grafica serielog

### Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: serielog
Dickey-Fuller = -4.0321, Lag order = 3, p-value = 0.01472
alternative hypothesis: stationary
```

Tabla 40 Resultado Estacionalidad

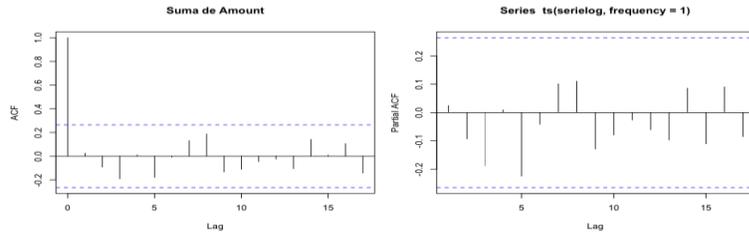


Figura 112 Grafico Valores y Frecuencia

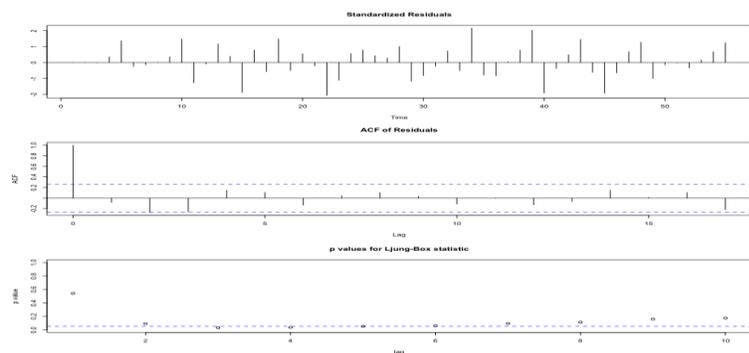


Figura 113 Grafica P Values

```
> pronostico
  Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
56    609711.5    110546.59 1108876   -153695.4 1373118
57    682300.2     94615.12 1269985   -216486.6 1581087
58    658900.9    -64140.59 1381942   -446895.6 1764697
59    680865.7   -149396.45 1511128   -588910.7 1950642
60    687605.1   -258218.21 1633428   -758906.8 2134117
61    705090.4   -354541.72 1764722   -915477.1 2325658
62    722189.1   -456356.74 1900735  -1080241.2 2524619
63    743673.1   -558182.32 2045529  -1247343.0 2734689
64    767497.0   -664065.97 2199060  -1421889.7 2956884
65    794537.6   -773744.82 2362820  -1603943.4 3193018
66    824418.9   -888607.57 2537445  -1795429.0 3444267
67    857302.1  -1009202.23 2723807  -1997270.0 3711874
```

Tabla 41 Datos Pronostico

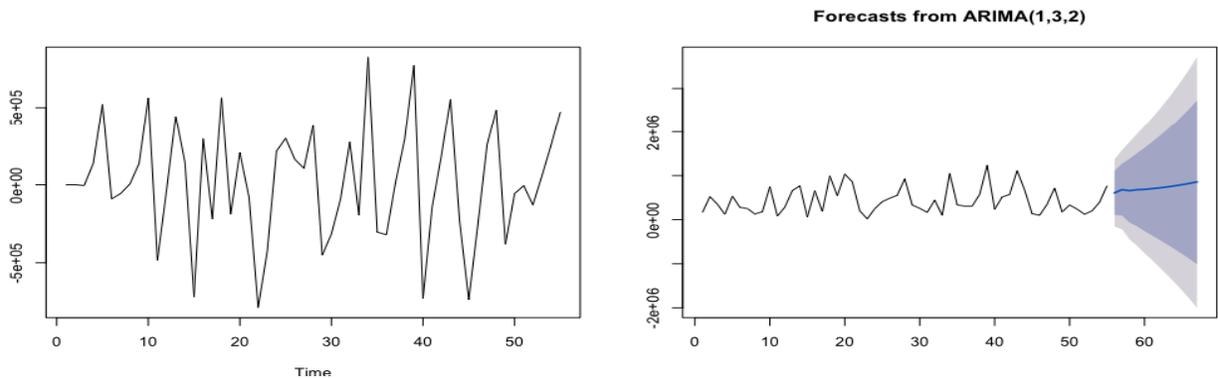


Figura 114 Grafico Pronostico

## Advance Feed<150

```
> Advance150.ts=ts(Advance150, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Advance150.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	
2019	252557.0	243120.0	285175.0	292862.0	651108.0	130001.0	246166.0	107012.0	61103.0	933055.0	
2020	234998.0	711250.0	403882.0	116839.0	141546.0	991491.0	162735.0	859720.0	473785.0	498746.7	
2021	167478.0	194148.0	152183.0	619341.0	10739.0	99240.0	385970.0	237937.0	125457.0	733850.0	
2022	177428.0	127376.0	1663090.0	172019.0	219436.0	422068.0	644042.0	643221.0	153021.0	101762.0	
2023	145696.0	185169.0	98698.0	224232.0	137443.0	222650.0	592116.0				
	Nov	Dec									
2019	110165.0	379105.0									
2020	8360.0	234157.0									
2021	188485.0	177428.0									
2022	102638.0	378298.0									

Tabla 42 Datos Ventas

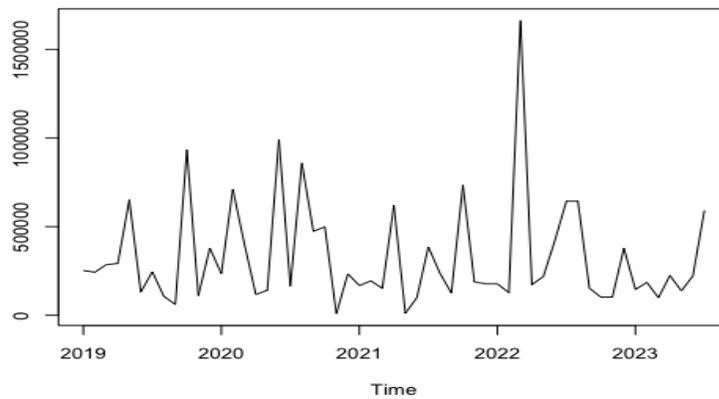


Figura 115 Serie de Tiempo Ventas

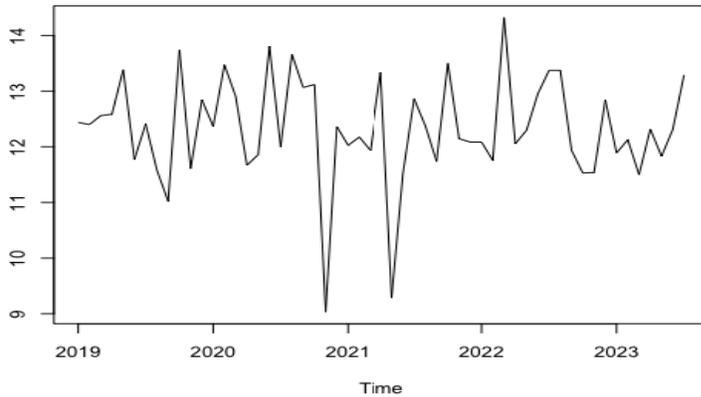


Figura 116 Grafica serielog

### Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: serielog
Dickey-Fuller = -3.5372, Lag order = 3, p-value = 0.04655
alternative hypothesis: stationary
```

Tabla 43 Resultado Estacionalidad

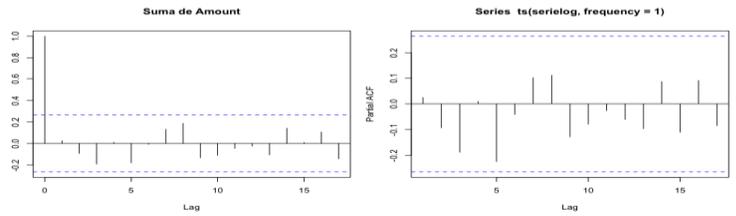


Figura 117 Grafico Valores y Frecuencia

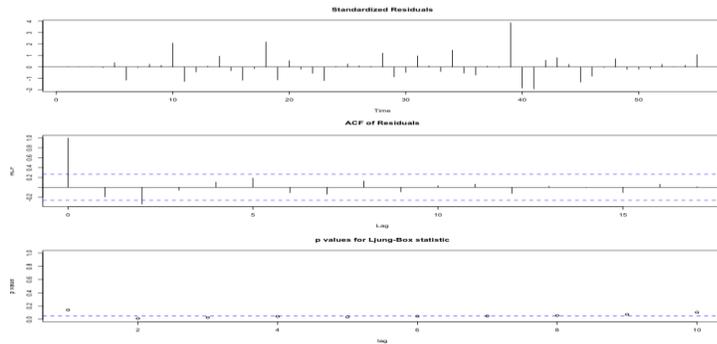


Figura 118 Grafica P Values

```
> pronostico
Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
56      402335.9    -108748.96  913420.8   -379301.0  1183973
57      511743.5     -64490.38  1087977.3   -369530.2  1393017
58      466203.1    -250909.34  1183315.6   -630525.7  1562932
59      505965.3    -304480.10  1316410.7   -733504.0  1745435
60      503930.7    -420567.19  1428428.7   -909966.8  1917828
61      527338.6    -503230.90  1557908.1  -1048781.4  2103459
62      540617.4    -605390.63  1686625.5  -1212050.7  2293286
63      562585.5    -701581.34  1826752.4  -1370790.9  2495962
64      583287.5    -806967.50  1973542.5  -1542924.0  2709499
65      607990.0    -915122.47  2131102.6  -1721409.5  2937390
66      633906.9   -1030797.56  2298611.4  -1912038.9  3179853
67      662512.1  -1152719.91  2477744.1  -2113645.7  3438670
```

Tabla 44 Datos Pronostico

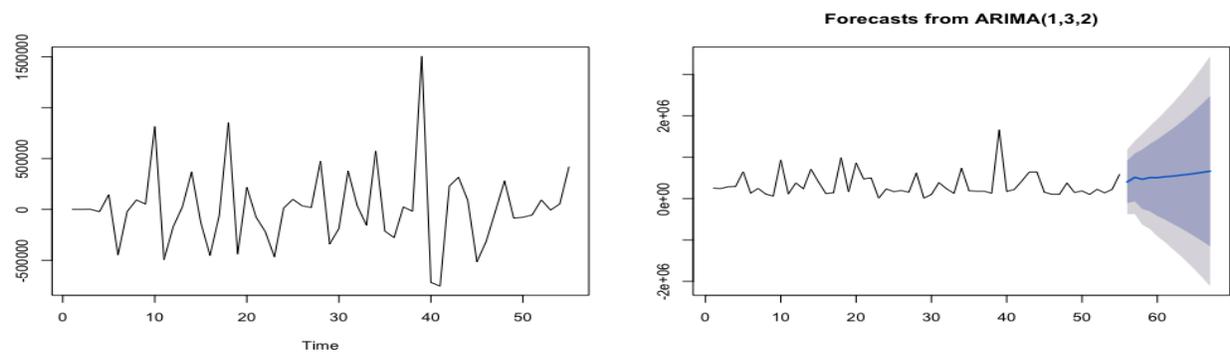


Figura 119 Grafico Pronostico

## Larva Z-Plus <100 Micrones

```
> Larva100.ts=ts(Larva100, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Larva100.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	744277.0	250831.0	809160.0	305716.0	630468.0	1595.0	513109.0	38043.0	184249.0	701724.0	161228.0	988884.0
2020	324392.0	188945.0	13822.0	175719.7	126162.2	507782.0	346644.0	980103.0	223718.0	36193.0	497371.0	89453.0
2021	232297.0	49307.0	201812.0	297756.0	33050.0	177539.3	165202.0	89090.0	18441.0	22130.0	178943.0	228118.0
2022	228118.0	352191.0	576286.0	342702.0	423726.3	447571.4	347834.0	232211.0	9695.0	169463.0	137123.0	105427.0
2023	10681.0	87591.0	168945.0	3881.0	84408.0	67640.0	101426.0					

Tabla 45 Datos Ventas

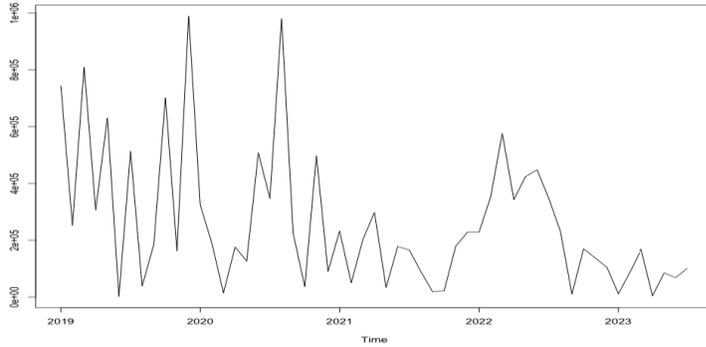


Figura 120 Serie de Tiempo Ventas

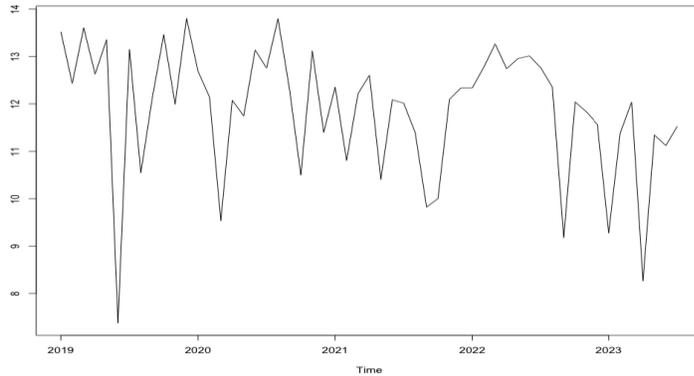


Figura 121 Grafica serielog

### Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: serielog
Dickey-Fuller = -3.397, Lag order = 3, p-value = 0.06554
alternative hypothesis: stationary
```

Tabla 46 Resultado Estacionalidad

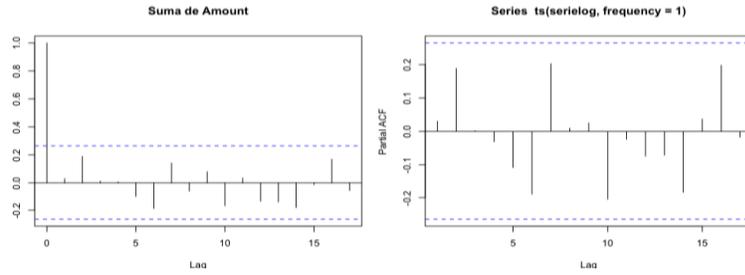


Figura 122 Grafico Valores y Frecuencia

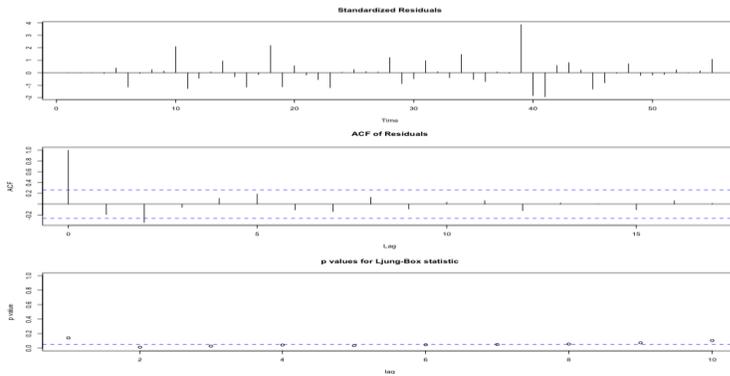


Figura 123 Grafica P Values

```
> pronostico
```

Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
56	402335.9	-108748.96	913420.8	-379301.0	1183973
57	511743.5	-64490.38	1087977.3	-369530.2	1393017
58	466203.1	-250909.34	1183315.6	-630525.7	1562932
59	505965.3	-304480.10	1316410.7	-733504.0	1745435
60	503930.7	-420567.19	1428428.7	-909966.8	1917828
61	527338.6	-503230.90	1557908.1	-1048781.4	2103459
62	540617.4	-605390.63	1686625.5	-1212050.7	2293286
63	562585.5	-701581.34	1826752.4	-1370790.9	2495962
64	583287.5	-806967.50	1973542.5	-1542924.0	2709499
65	607990.0	-915122.47	2131102.6	-1721409.5	2937390
66	633906.9	-1030797.56	2298611.4	-1912038.9	3179853
67	662512.1	-1152719.91	2477744.1	-2113645.7	3438670

Tabla 47 Datos Pronostico

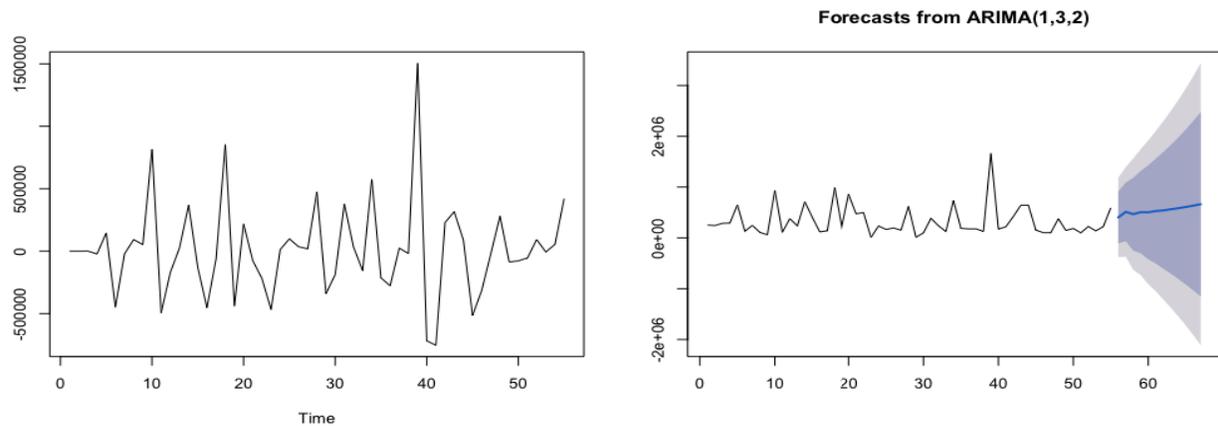


Figura 124 Grafico Pronostico

## Larva Z-Plus 150-250 Micrones

```
> Larva150250.ts=ts(Larva150250, start=c(2019,1), frequency = 12)
```

```
> Larva150250.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	0	874932	739236	350794	810399	79172	0	1223314	182613	778094	69961	0
2020	746321	882525	205733	0	1651	0	4918	0	30591	0	0	205684
2021	368355	211860	177092	431000	23921	0	14878	0	0	0	0	86902
2022	86902	45656	0	7675	218916	0	1597	0	0	0	0	0
2023	0	0	0	5064								

Tabla 48 Datos Ventas

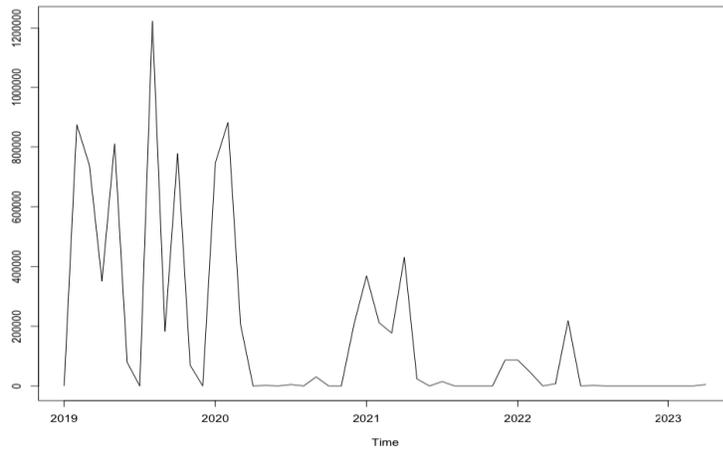


Figura 125 Serie de Tiempo Ventas

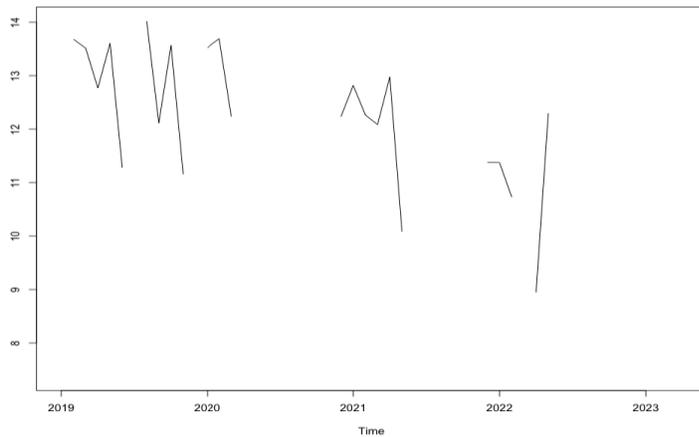


Figura 126 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 49 Resultado Estacionalidad

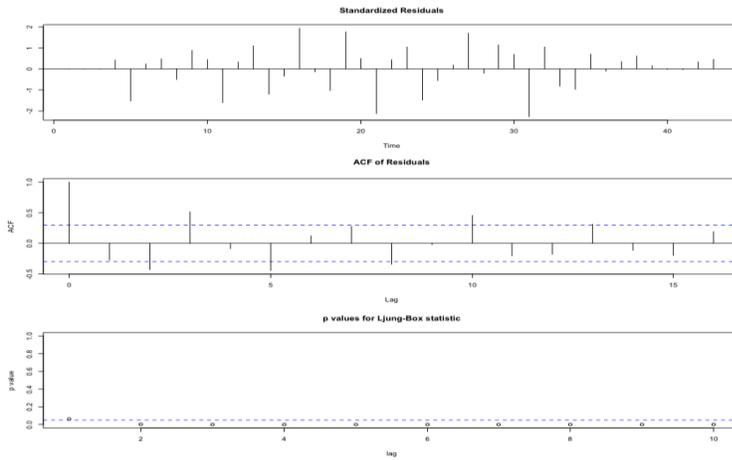


Figura 127 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 47 Datos Pronostico

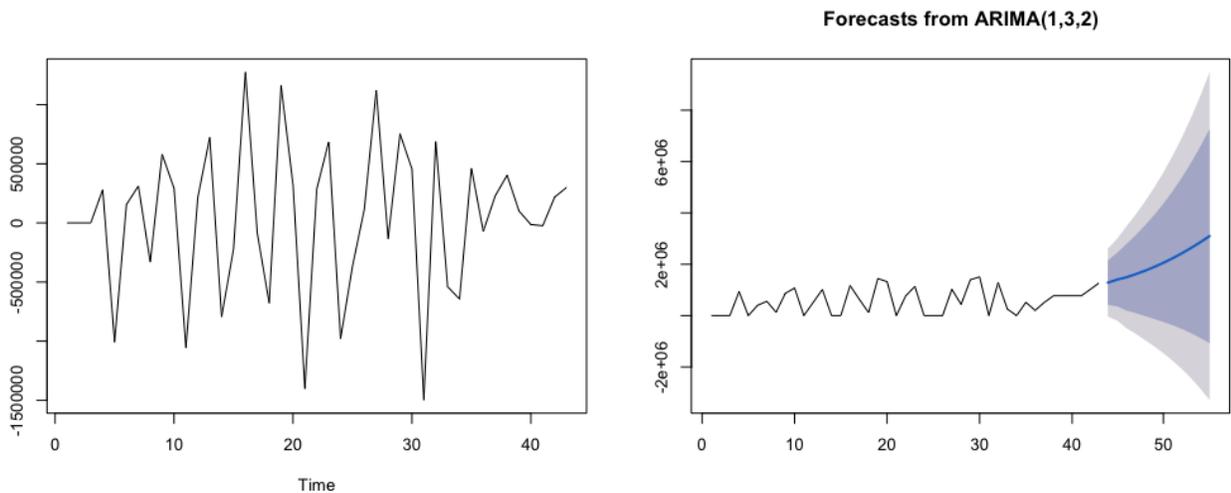


Figura 128 Grafico Pronostico

## Larva Z-Plus 100-150 Micrones

```
> Larva100150.ts=ts(Larva100150, start=c(2019,1), frequency = 12)
```

```
> Larva100150.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	130768	983734	355802	297719	198039	401015	177805	98963	584900	247871	351999	300237
2020	494750	316525	0	1851	0	0	2740	32046	0	0	1797	0
2021	4950	3221	0	19666	0	1630	0	0	0	0	0	0
2022	37229	4896	2683	3782								

Tabla 49 Datos Ventas

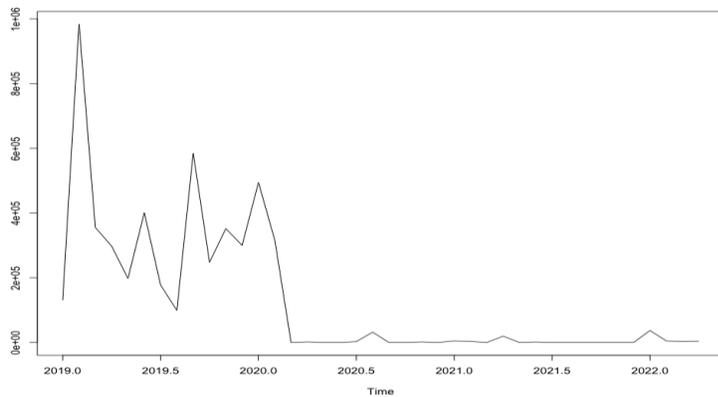


Figura 129 Serie de Tiempo Ventas

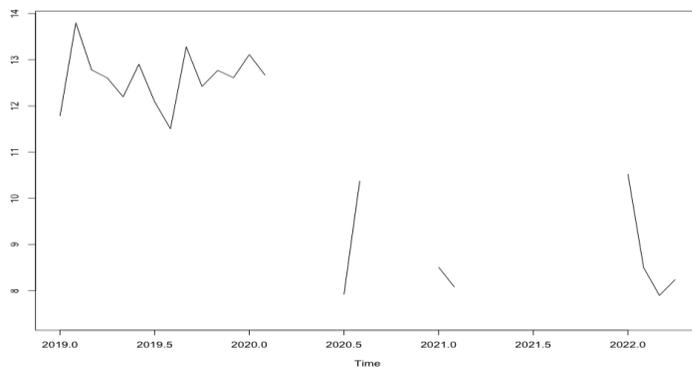


Figura 130 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
```

```
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :  
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 50 Resultado Estacionalidad

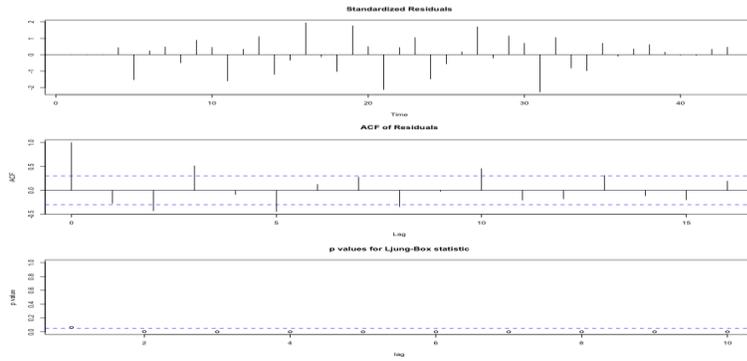


Figura 131 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 51 Datos Pronostico

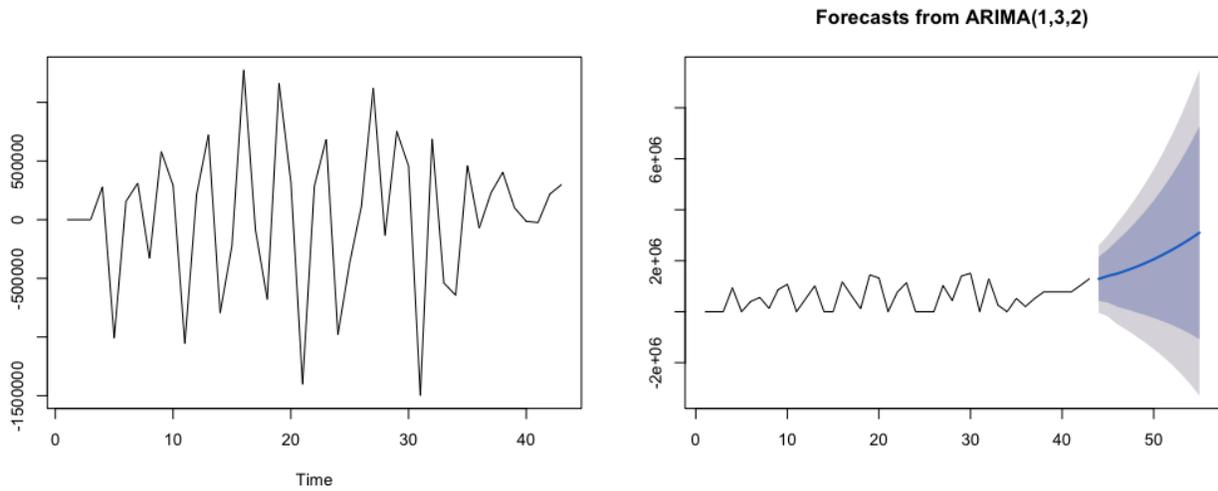


Figura 132 Grafico Pronostico

## Shrimp Meal Started 400-600TA

```
> Started400.ts=ts(Started400, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Started400.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	0	88970	198991	36809	188529	23495	321965	16798	3372	13498	64089	79950
2020	71957	121733	46218	13964	135222	144396	170903	260102	221510	0	106456	0
2021	211118	71817	35170	0	70340	0	0	277850	70355	271051	128921	243642
2022	243642											

Tabla 52 Datos Ventas

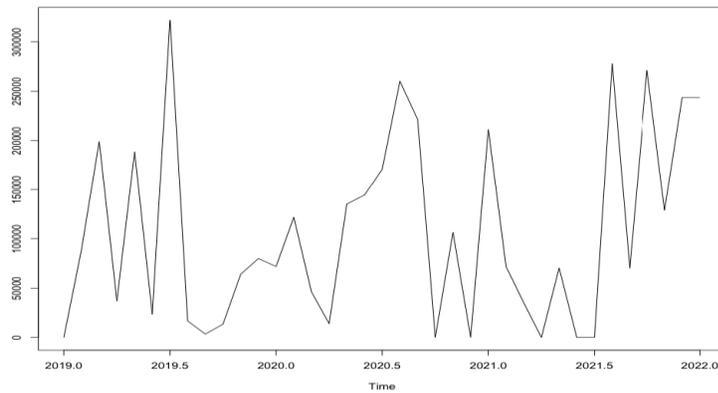


Figura 133 Serie de Tiempo Ventas

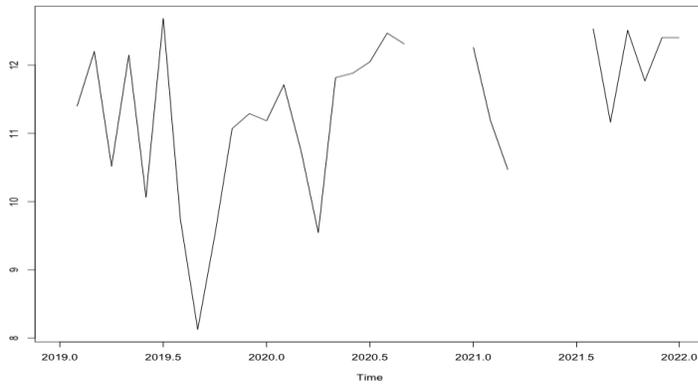


Figura 134 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 53 Resultado Estacionalidad

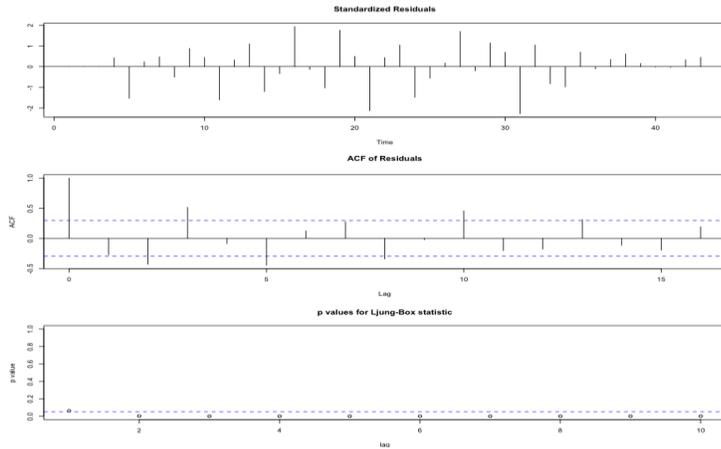


Figura 135 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 54 Datos Pronostico

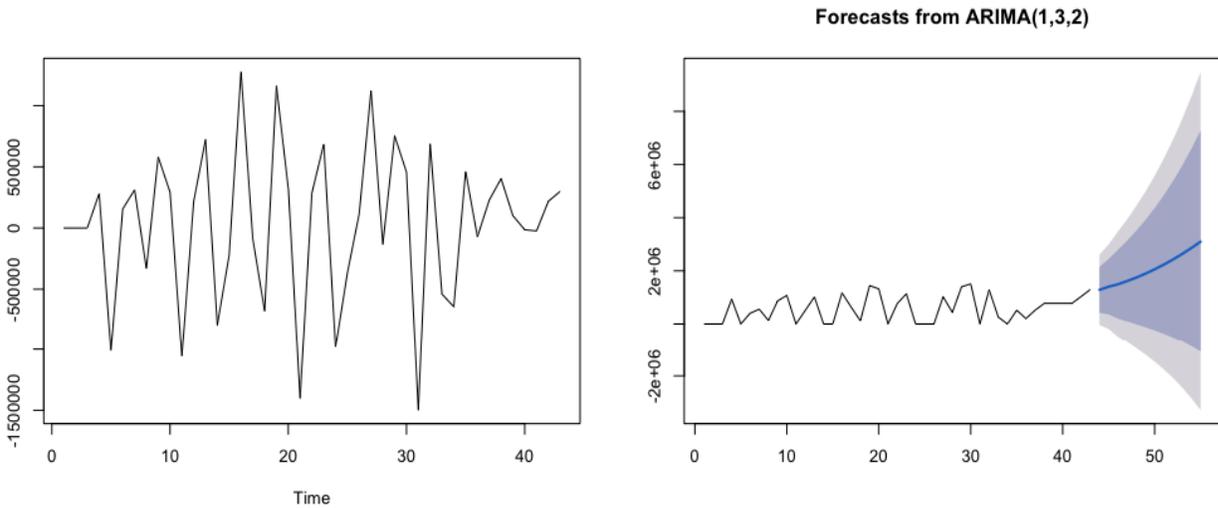


Figura 136 Grafico Pronostico

## EZ Artemia 300-500Micras

```
> EZArtemia.ts=ts(EZArtemia, start=c(2019,1), frequency = 12)
> tEZArtemia.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	0	0	0	0	0	98489	98486	0	64418	85086	0	241900
2020	284296	222125	3545	0	8853	8848	74000	64802	93709	51478	0	36394
2021	158637	0	5725	5725	46307	6254	231921	5655	2863	11451	0	14414
2022	14414	296828	0	161956	792285	0	0	0	0	0	0	393382

Tabla 55 Datos Ventas

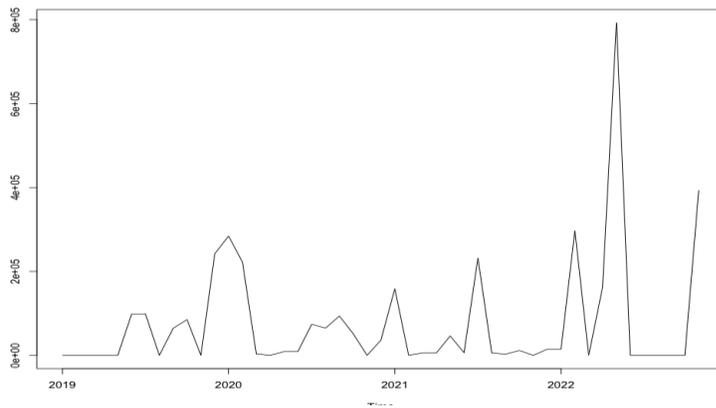


Figura 137 Serie de Tiempo Ventas

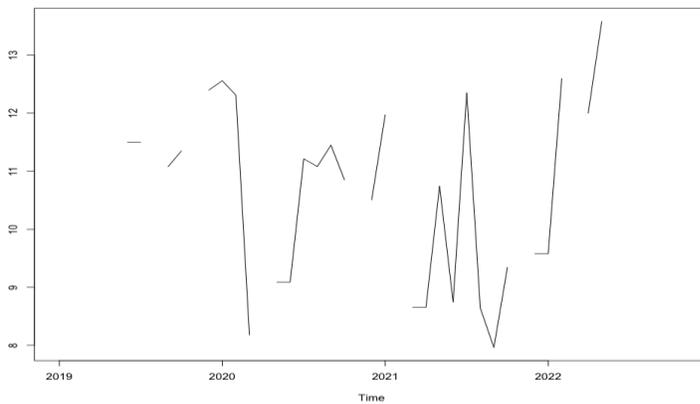


Figura 138 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 56 Resultado Estacionalidad

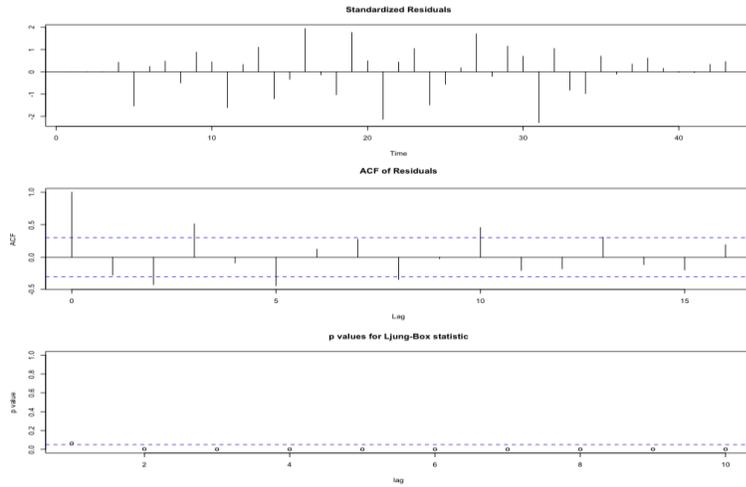


Figura 139 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 57 Datos Pronostico

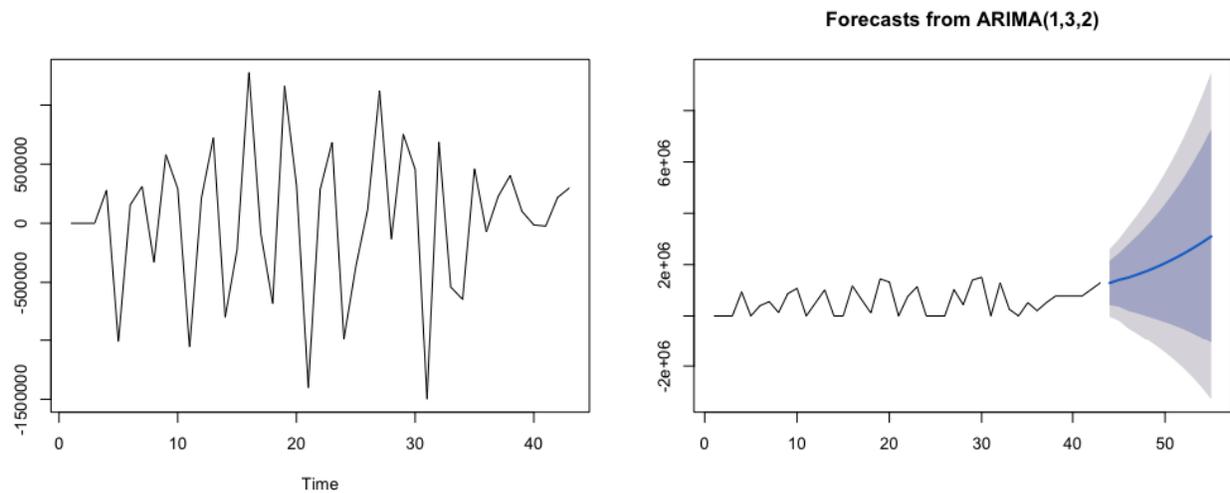


Figura 140 Grafico Pronostico

## Calamar Congelado

```
> Calamar.ts=ts(Calamar, start=c(2019,1), frequency = 12)
```

```
> Calamar.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	0	19732	28191	36669	0	0	0	0	0	0	0	4227
2020	0	0	0	0	17155	0	0	0	379555	29701	446716	113797
2021	233950	95307	190461	5325	284013	63188	454894	519364	202945	91790	103991	131818
2022	131818	432901	221213	376195	188110	488205	152639	159849	376740	12278	747388	745854
2023	88555	34651	27746	24274	101456	301553	399477					

Tabla 58 Datos Ventas

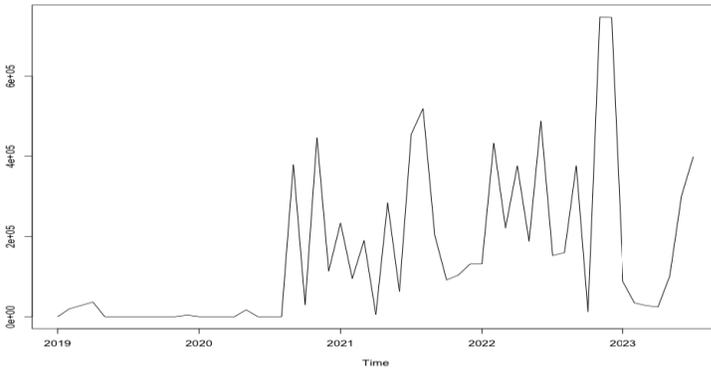


Figura 141 Serie de Tiempo Ventas

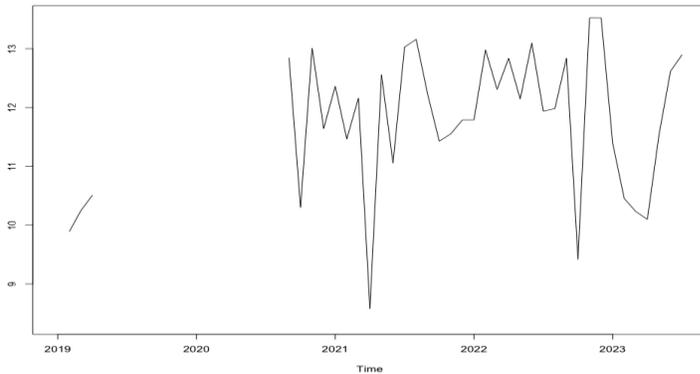


Figura 142 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
  NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 59 Resultado Estacionalidad

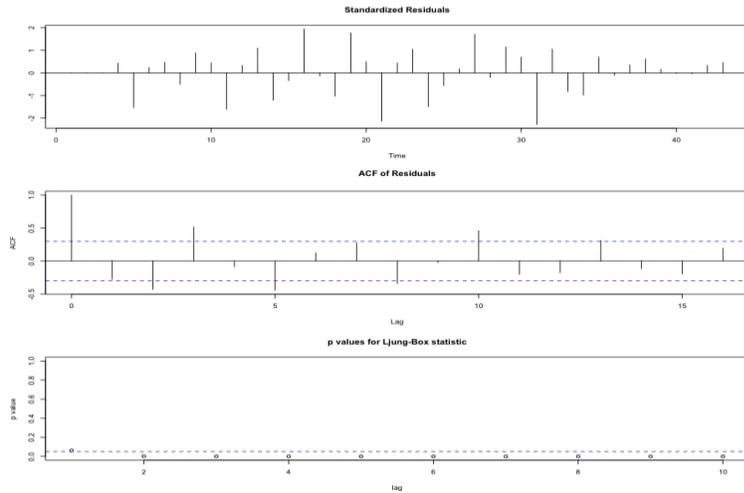


Figura 143 Grafica P Values

```

> pronostico

```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 60 Datos Pronostico

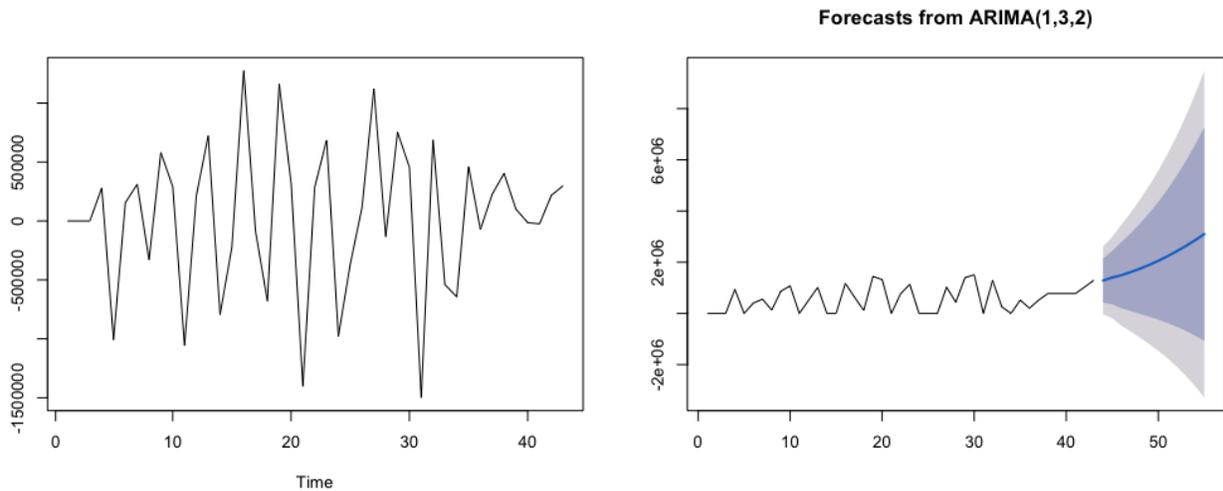


Figura 144 Grafico Pronostico

## Mejillon Congelado

```
> Mejillon.ts=ts(Mejillon, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Mejillon.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	404185	0	0	0	27483	41780	741474	41730	76645	742565	115186	813429
2020	1271195	0	746634	1024784	1075295	1478199	111911	1032856	253987	70067	1792439	558697
2021	1456784	123142	600332	1081386	798271	888139	409511	40349	743479	10	1987028	264652
2022	264652	1794919	145752	264586	1090683	619973	2191750	135996	0	216484	79368	966201
2023	1008415	1014795	150299	209019	371518	844984	158059					

Tabla 61 Datos Ventas

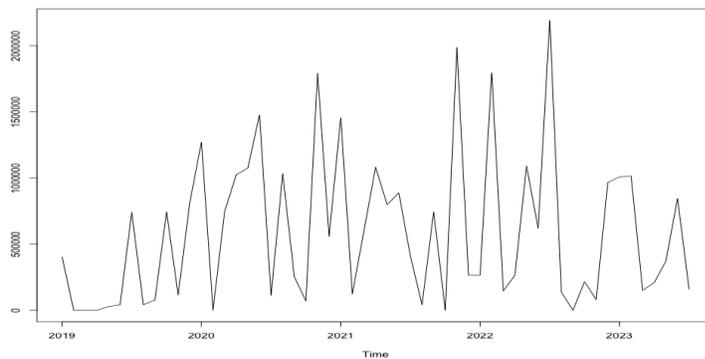


Figura 145 Serie de Tiempo Ventas

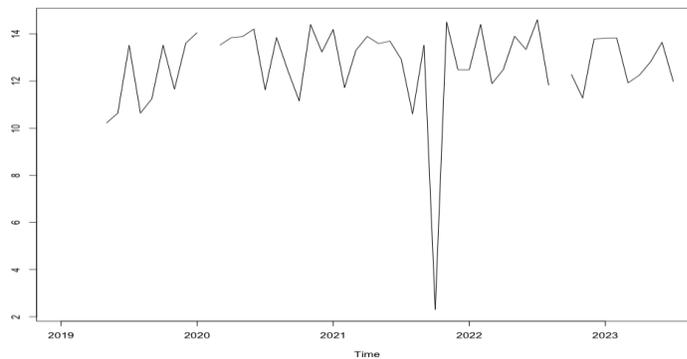


Figura 146 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
  NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 62 Resultado Estacionalidad

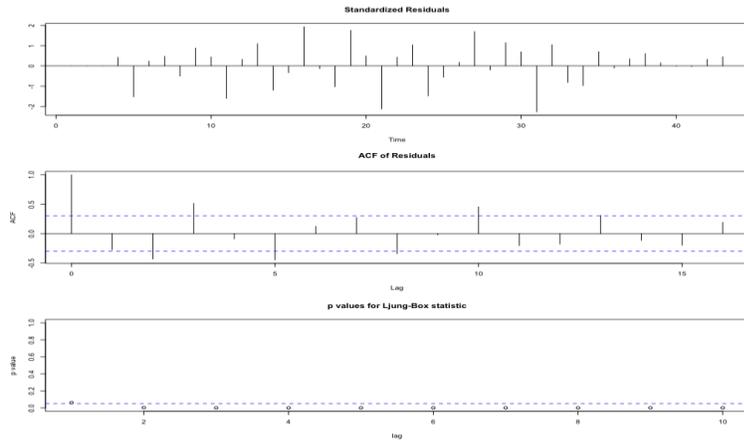


Figura 147 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 63 Datos Pronostico

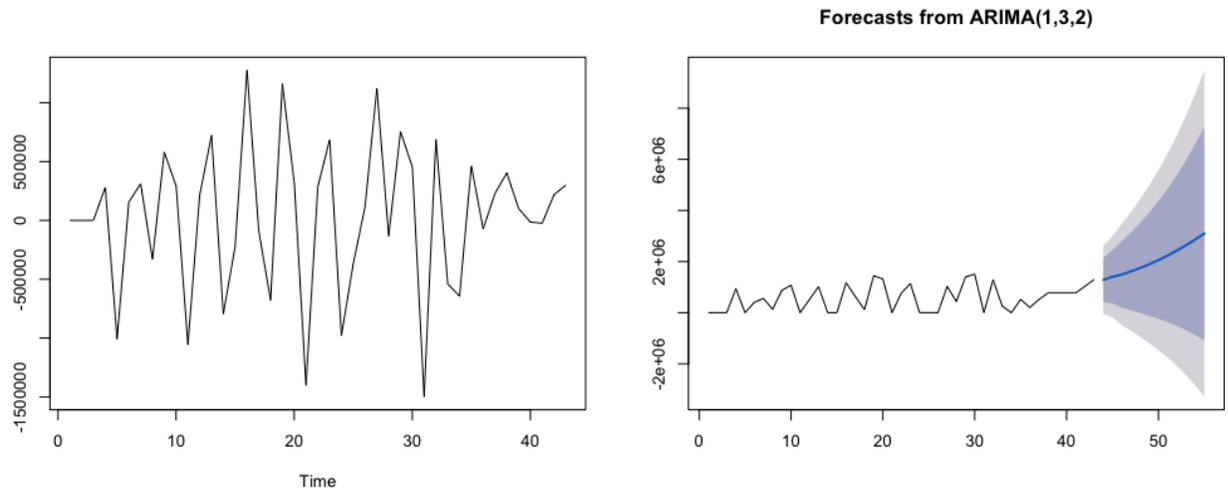


Figura 148 Grafico Pronostico

## Terminate Bacteria Premix 4Kg.

```
> Terminate.ts=ts(Terminate, start=c(2019,1), frequency = 12)
> Terminate.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2019	7843	7735	35428	7844	62695	111122	197339	7907	90717	213830	55576	31771
2020	317842	7950	95552	71983	39531	100059	151129	343774	591330	0	89949	89530
2021	132035	7762	112216	30964	108317	3868	11493	11497	106717	190240	83508	7342
2022	7342	77116	340362	317009	436941	212612	158889	11436	225953	88423	205411	499185
2023	106783	289701	343381	315173	290423	1001161	395197					

Tabla 64 Datos Ventas

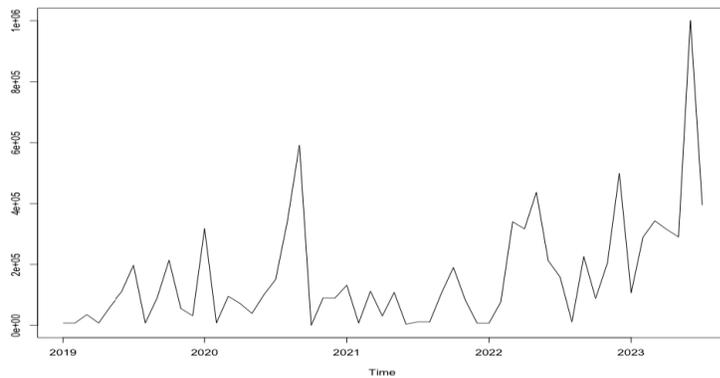


Figura 149 Serie de Tiempo Ventas

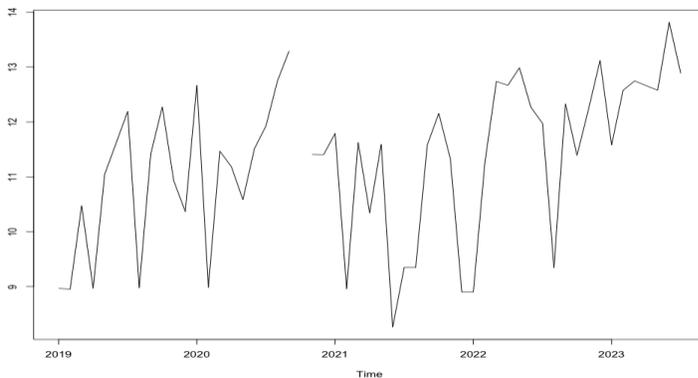


Figura 150 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 65 Resultado Estacionalidad

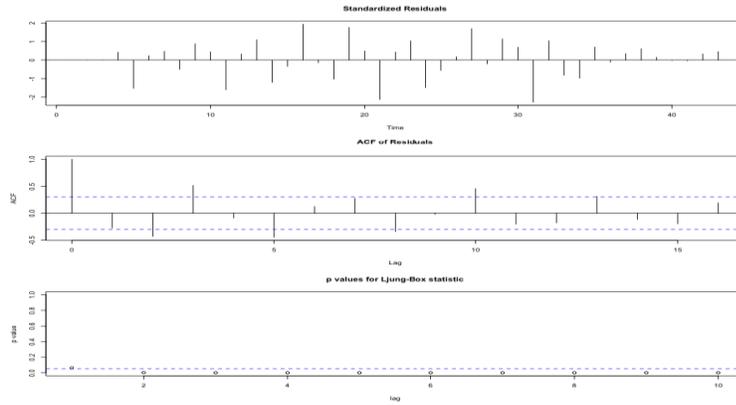


Figura 151 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 66 Datos Pronostico

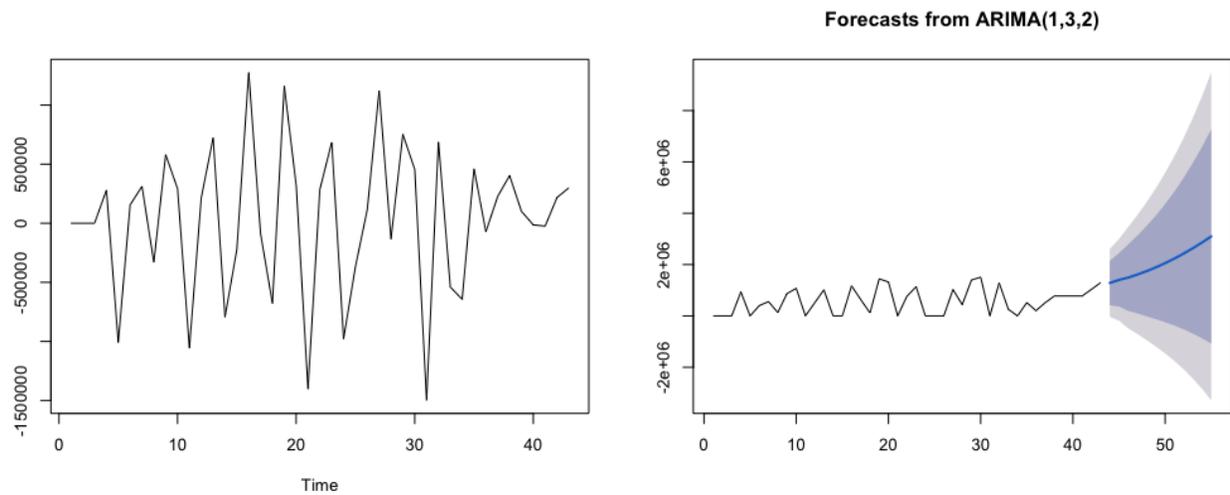


Figura 152 Grafico Pronostico

## Edta Trilon B

```
> EDTA.ts=ts(EDTA, start=c(2021,1), frequency = 12)
```

```
> EDTA.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2021	0	0	0	0	0	32300	528535	6066	0	3033	20707	20707
2022	54184	203872	152028	278157	603111	0	0	313748	71322	0	0	0
2023	24197	406007	50512	80876	13945	69939	78885					

Tabla 67 Datos Ventas

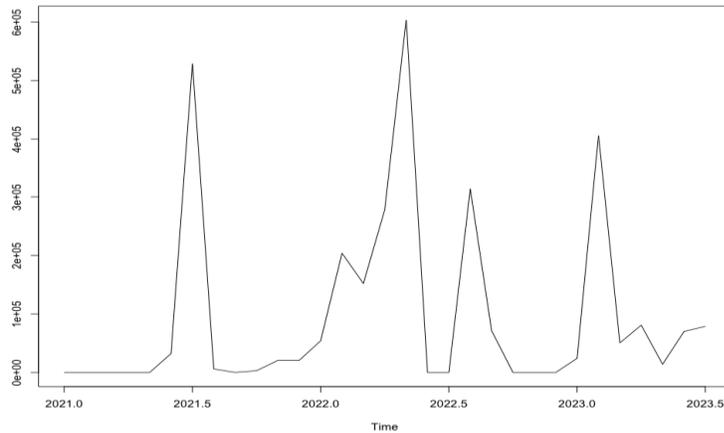


Figura 153 Serie de Tiempo Ventas

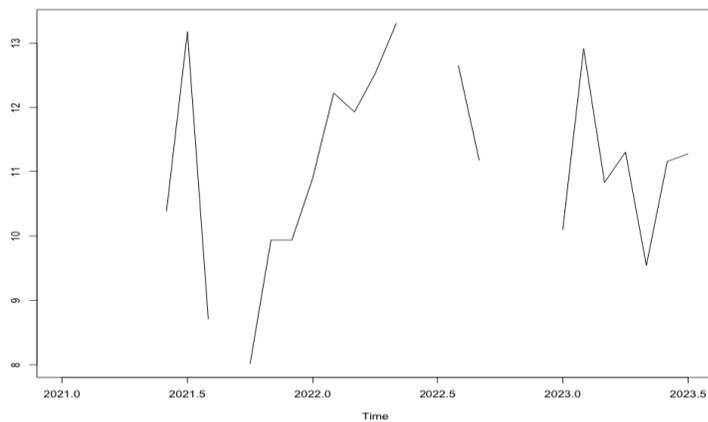


Figura 154 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 68 Resultado Estacionalidad

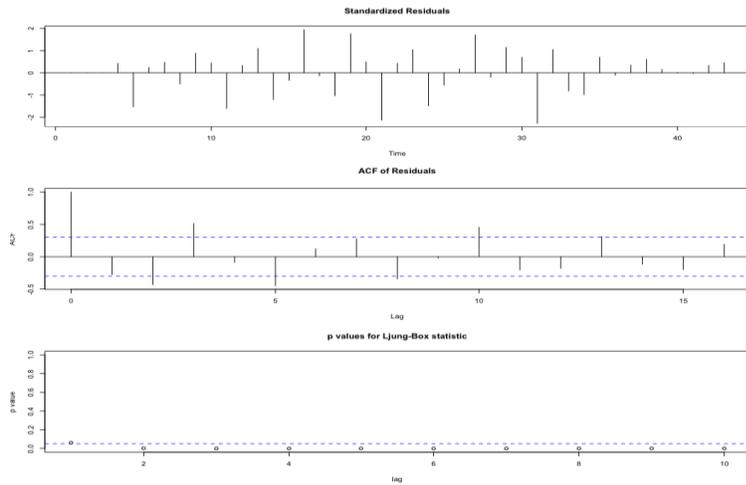


Figura 155 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 69 Datos Pronostico

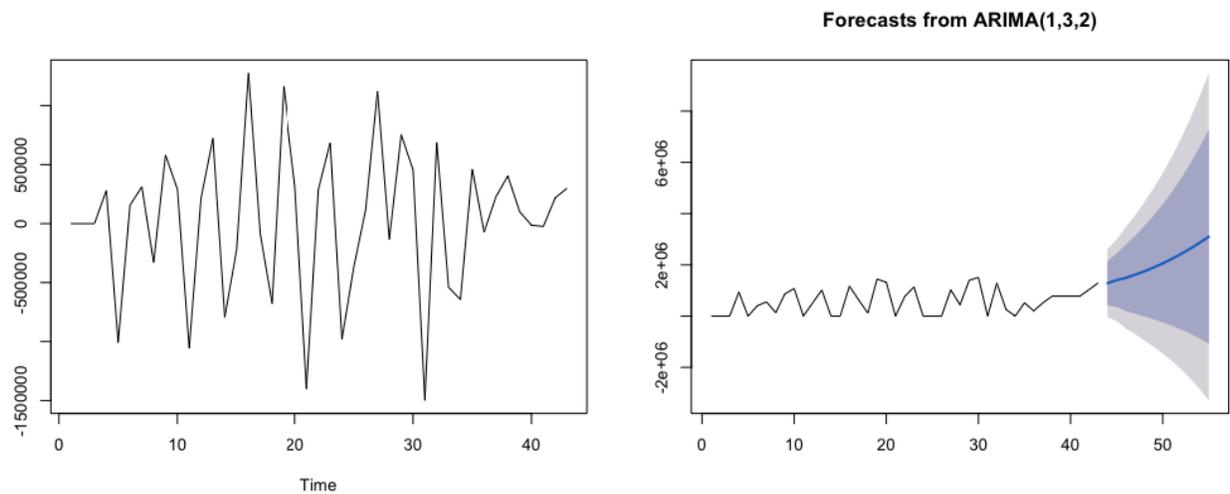


Figura 156 Grafico Pronostico

## Polvo de Saponina

```
> Saponina.ts=ts(Saponina, start=c(2021,1), frequency = 12)
```

```
> Saponina.ts
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2021	0	0	0	0	0	0	0	0	3855	8496	0	0
2022	0	44757	116471	16894	59974	104767	78306	211158	74391	100758	158674	207802
2023	78717	24188	23251	131755	157576	30195	101906					

Tabla 70 Datos Ventas

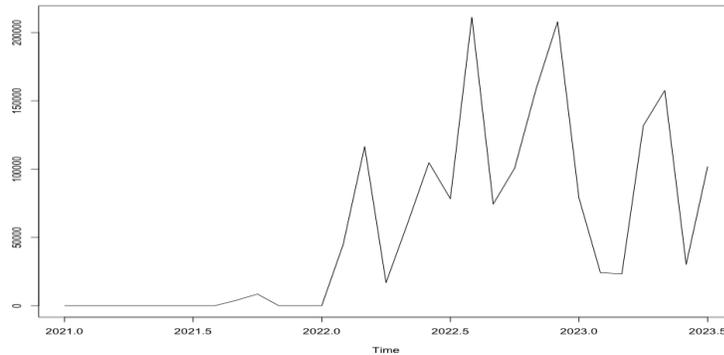


Figura 157 Serie de Tiempo Ventas

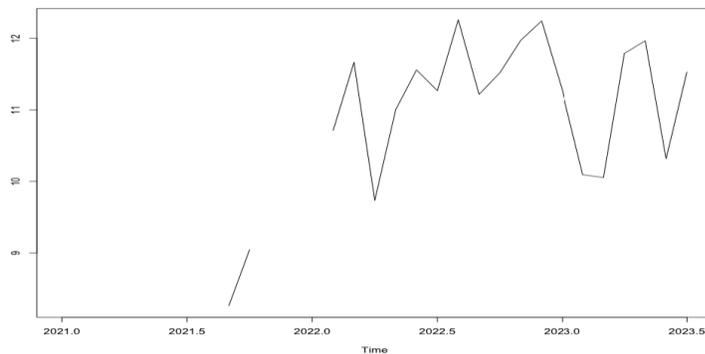


Figura 158 Grafica serielog

```
> adf.test(serielog, alternative = "stationary")
```

```
Error in lm.fit(x, y, offset = offset, singular.ok = singular.ok, ...) :  
NA/NaN/Inf in 'x'
```

Tabla 71 Resultado Estacionalidad

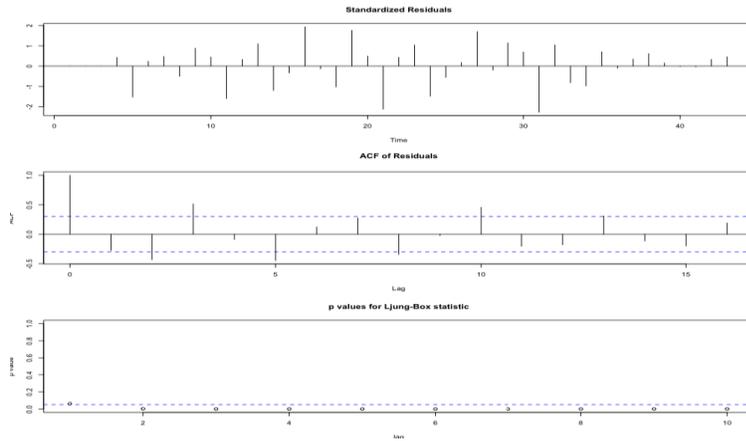


Figura 159 Grafica P Values

```
> pronostico
```

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
44	1284503	420714.35	2148291	-36547.6	2605553
45	1403605	363404.35	2443806	-187244.8	2994455
46	1492623	199018.64	2786228	-485774.3	3471021
47	1614822	99646.54	3129998	-702439.1	3932084
48	1745149	-14679.91	3504978	-946277.1	4436575
49	1893524	-123875.63	3910925	-1191822.7	4978872
50	2056020	-243269.29	4355309	-1460439.5	5572479
51	2234191	-373142.57	4841525	-1753381.7	6221764
52	2427422	-518720.64	5373565	-2078314.4	6933159
53	2635957	-682613.15	5954527	-2439358.0	7711272
54	2859699	-867912.51	6587310	-2841190.6	8560588
55	3098686	-1077076.21	7274448	-3287591.0	9484962

Tabla 72 Datos Pronostico

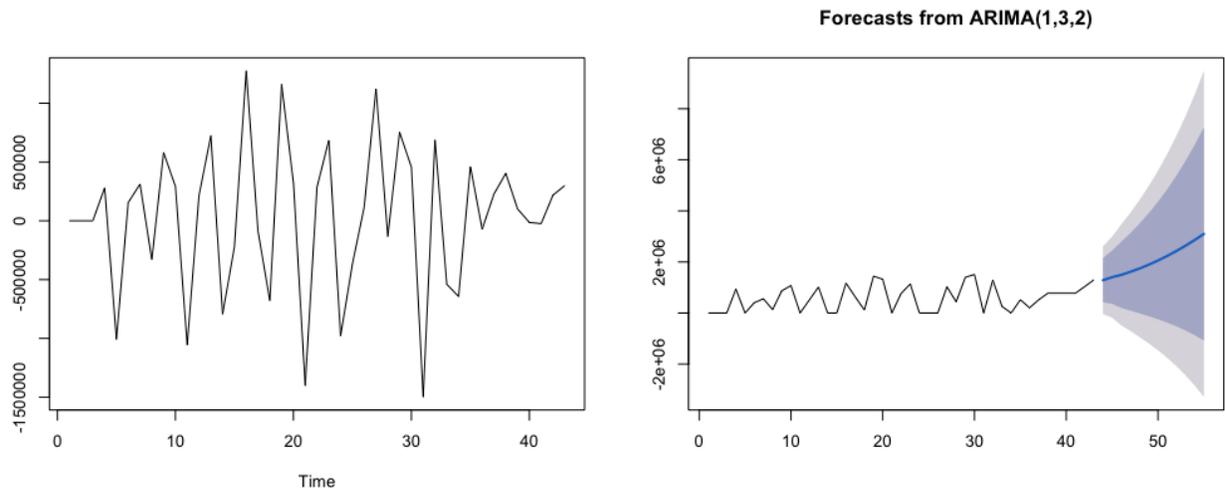


Figura 160 Grafico Pronostico

# ANEXO 4: CARTA DE AUTORIZACION DE LA EMPRESA O INSTITUCION

## ANEXOS

### ANEXO 1: CARTA DE AUTORIZACIÓN DE LA EMPRESA O INSTITUCIÓN

Choluteca, Choluteca, 25 / 08 / 2023  
(Ciudad), (Departamento) (Día, mes y año)

Julio Abel Guillen Lazo  
(Nombre y apellidos del Director o Gerente)

Gerente General  
(Puesto Laboral)

Prilacento S. de R.L. de C.V.  
(Empresa o Institución)

Boulevard Enrique Weddle y Paulino Valladares, Edificio Prilabsa.  
(Dirección principal de la empresa o institución)

Estimado Señor(a): Julio Abel Guillen Lazo  
Reciba un cordial y atento saludo. Por medio de la presente deseamos solicitar su apoyo, dado que somos alumnos de UNITEC y nos encontramos desarrollando el Trabajo Final de Graduación previo a obtener nuestro título de maestría en **Análítica de Negocios**. Hemos seleccionado como tema **Implementación de Modelo Predictivo de Ingresos por Venta con Series de Tiempo**, por lo que estaríamos muy agradecidos de contar con el apoyo de la empresa que usted representa para poder desarrollar nuestra investigación. En particular, dicha solicitud se circunscribe a peticionar que se nos autorice a realizar: El análisis de Datos de la información de las ventas para los periodos correspondientes a los años 2019 a Julio 2023, el análisis estará orientado a preparar Series de Tiempo de las ventas por cantidad y ventas en moneda local. (encuestas, sondeos, etc).

A la espera de su aprobación, me suscribo de

Usted. Atentamente,

Erick Mauricio Perdomo Saucedo  
Nombre y apellidos  
No. de cuenta: 11053008

[Firma]  
Firma

Por este medio, Prilacento S. de R.L. de C.V.  
(empresa / institución).

Autoriza la realización dentro de sus instalaciones el proyecto de investigación de Postgrado antes mencionado.

Julio Abel Guillen Lazo  
(Nombre y sello del Director / Gerente)

