

# UNIVERSIDAD POLITÉCNICA ESTATAL DEL CARCHI

## POSGRADO



## MAESTRÍA EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTROS

**“Modelos de planificación de demanda para la eficiencia operativa en la cadena de suministros”**

Trabajo de titulación previa la obtención del  
Título de Magister en Logística y Cadena de Suministros

Autora: Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa

Tutor: Msc. Daniel Beltrán del Hierro

Tulcán, 2025

## CERTIFICADO DEL TUTOR

Certifico que el maestrante Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa con el número de cédula 0401881545 ha elaborado el trabajo de titulación: “Modelos de planificación de demanda para la eficiencia operativa en la cadena de suministros”.

Este trabajo se sujeta a las normas y metodología dispuestas en el Reglamento de la Unidad de Titulación de Postgrado con RESOLUCIÓN N° 150-CSUP- 2020, por lo tanto, autorizo su presentación para la sustentación respectiva



Firmado electrónicamente por:  
**DANIEL MAURICIO  
BELTRAN DEL HIERRO**  
Validar únicamente con FirmaEC

f.....

Msc. Daniel Mauricio Beltrán del Hierro

**TUTOR**

Tulcán, septiembre de 2025

## ACTA DE CESIÓN DE DERECHOS DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa declaro ser autora de los criterios emitidos en el trabajo de titulación: “Modelos de planificación de demanda para la eficiencia operativa en la cadena de suministros” y eximo expresamente a la Universidad Politécnica Estatal del Carchi y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales.



f.....

Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa

**AUTORA**

Tulcán, septiembre de 2025

## AUTORÍA DE TRABAJO

El presente trabajo de titulación constituye un requisito previo para la obtención del título de Magister en Logística y Cadena de Suministros.

Yo, Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa con cédula de identidad número 0401881545 declaro: que la investigación es absolutamente original, auténtica, personal y los resultados y conclusiones a los que he llegado son de mi absoluta responsabilidad.



f.....

Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa

**AUTORA**

Tulcán, septiembre de 2025

## DEDICATORIA

*Al ángel más bonito del cielo, Papá.*



## **AGRADECIMIENTO**

*A mi madre, por su apoyo incondicional en cada momento.*

## ÍNDICE

RESUMEN.....	xii
ABSTRACT .....	xiii
CAPÍTULO I.....	14
PROBLEMA.....	14
1.1. Planteamiento del problema .....	14
1.2. Preguntas de investigación o hipótesis .....	15
1.3. Objetivos de investigación .....	15
1.3.1. Objetivo General .....	15
1.3.2. Objetivos Específicos.....	15
1.4. Justificación .....	15
CAPÍTULO II.....	17
FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA .....	17
2.1. Antecedentes de investigación.....	17
2.2. Marco teórico .....	19
2.2.1 Enfoque epistemológico.....	19
2.2.2 Cadena de suministros en las industrias de manufactura .....	20
2.2.3 La planificación de la demanda en las industrias manufactureras.....	20
2.2.4 Eficiencia operativa en la cadena de suministros .....	21
2.2.5 Modelos de pronósticos cuantitativos aplicables en una industria de manufactura .....	21
2.3. Marco legal .....	26
2.3.1 Norma Internacional de Contabilidad 2 (NIC 2)-Inventarios.....	26
2.3.2 Reglamento General Sustitutivo para la Administración, Utilización, Manejo y Control de los Bienes e Inventarios Del Sector Público.....	26
CAPÍTULO III.....	27
METODOLOGÍA .....	27
3.1. Descripción del área de estudio/grupo de estudio.....	27
3.2. Enfoque y tipo de investigación.....	27

3.3. Definición y operacionalización de variables .....	29
3.4. Procedimientos .....	30
3.5. Consideraciones bioéticas .....	32
CAPÍTULO IV .....	33
RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	33
4.1 Resultados.....	33
4.1.1 Comparación de los diferentes modelos de planificación de demanda .....	33
4.1.2 Determinar el impacto de la precisión de los pronósticos en la eficiencia operativa ....	45
4.1.3 Diseñar estrategias de mejora en la planificación de la demanda y reducción del impacto en la eficiencia operativa .....	52
4.2 Discusión.....	53
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	55
Conclusiones .....	55
Recomendaciones .....	57
REFERENCIAS .....	58
ANEXOS.....	61

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Sistema de pronósticos recomendados acorde a cada patrón .....	24
Tabla 2 Operacionalización de las variables .....	29
Tabla 3 Histórico de datos Industria Textil .....	33
Tabla 4 Histórico de datos Industria Química.....	34
Tabla 5 Histórico de datos Industria Consumo Masivo.....	34
Tabla 6 Coeficiente de variación .....	35
Tabla 7 Coeficiente de variabilidad .....	35
Tabla 8 Intervalo promedio de demanda.....	36
Tabla 9 Identificación de modelos de pronóstico para la serie de datos.....	37
Tabla 10 Descripción modelos pronóstico R Studio .....	38
Tabla 11 Pronóstico próximos 12 meses. Industria Textil .....	40
Tabla 12 Pronóstico próximos 12 meses. Industria química.....	43
Tabla 13 Pronóstico próximos 12 meses. Industria Consumo Masivo.....	45
Tabla 14 Resumen MAPE modelos de pronóstico aplicados. ....	45
Tabla 15 Precisión pronóstico Industria Textil.....	45
Tabla 16 Precisión pronóstico Industria Química .....	46
Tabla 17 Precisión pronóstico Industria Consumo Masivo .....	46
Tabla 18 Impacto de la precisión de los pronósticos en la eficiencia operativa .....	47
Tabla 19 Cálculo excedentes inventario Industria Textil.....	48
Tabla 20 Cálculo costo de almacenamiento adicional Industria Textil.....	49
Tabla 21 Cálculo nivel de servicio Industria Textil.....	49
Tabla 22 Cálculo excedentes inventario Industria Química.....	49
Tabla 23 Cálculo costo de almacenamiento adicional Industria Química .....	50
Tabla 24 Cálculo nivel de servicio Industria Química .....	50
Tabla 25 Cálculo excedentes inventario Industria Consumo Masivo.....	51
Tabla 26 Cálculo costo de almacenamiento adicional Industria Consumo Masivo.....	51
Tabla 27 Cálculo nivel de servicio Industria Consumo Masivo.....	52
Tabla 28 Estrategias para modelación del pronóstico.....	52
Tabla 29 Estrategias para optimización de proceso.....	53
Tabla 30 Indicadores clave de desempeño.....	53

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 <i>Cadena de suministros</i> .....	20
Figura 2 <i>Ambiente sistema de pronósticos</i> .....	22
Figura 3 <i>Diversos tipos de patrones de demanda</i> .....	23
Figura 4 Ubicación geográfica de Quito .....	27
Figura 5 Configuración “tsintermittent” .....	30
Figura 6 Configuración “TSstudio” .....	31
Figura 7 <i>Histórico de datos Industria Textil</i> .....	33
Figura 8 <i>Histórico de datos Industria Química</i> .....	34
Figura 9 <i>Histórico de datos Industria Consumo masivo</i> .....	35
Figura 10 Caracterización de la demanda R Studio .....	37
Figura 11 Comportamiento MAPE modelos de pronóstico de Industria Textil .....	38
Figura 12 Aplicación modelo Syntetos Boylan próximos 12 meses. Industria .....	39
Figura 13 Aplicación Suavización Exponencial próximos 12 meses. Industria Textil.....	40
Figura 14 Valores de error pronóstico 12 meses. Industria Textil.....	40
Figura 15 Prueba modelo de pronóstico periodo 2023. Industria Química .....	41
Figura 16 Comportamiento del MAPE en modelos de pronóstico de Industria Química.....	41
Figura 17 Valores de error periodo de prueba 2023. Industria química.....	42
Figura 18 Aplicación modelo SARIMA próximos 12 meses. Industria química.....	42
Figura 19 Prueba modelo de pronóstico periodo 2023. Consumo masivo.....	43
Figura 20 Comportamiento MAPE modelos de pronóstico de Industria Consumo Masivo ..	43
Figura 21 Valores de error serie de datos 2023. Consumo masivo .....	44
Figura 22 Aplicación modelo SARIMA próximos 12 meses. Consumo masivo.....	44

## ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A Certificado del abstract por parte de idiomas.....	61
Anexo B Estacionalidad, tendencia y aleatoriedad Industria Textil.....	63
Anexo C Estacionalidad, tendencia y aleatoriedad Industria Química.....	63
Anexo D Estacionalidad, tendencia y aleatoriedad Industria Consumo Masivo.....	64
Anexo E Cálculo de sesgo porcentual medio Industria Textil.....	65
Anexo F Cálculo de sesgo porcentual medio Industria Consumo Masivo.....	66
Anexo G Cálculo de sesgo porcentual medio Industria Química.....	67
Anexo H Tabla de distribución normal estándar.....	68

## RESUMEN

En el presente trabajo se aplicó el estudio de diferentes modelos de planificación de la demanda en las industrias manufactureras de la ciudad de Quito (Textil, Química y Consumo Masivo). En cada industria se tomó una muestra de 60 datos históricos, utilizando códigos de programación en R Studio para la aplicación de diferentes modelos de pronóstico y el comparativo de cada uno de ellos. Mediante el uso de las medidas de error MAPE y RMSE se identificó el modelo de pronóstico que genera menor error. En la segunda etapa del proceso se realizó el cálculo de la precisión que genera el modelo seleccionado para cada tipo de industria, así como también una prueba con el sesgo medio y el sesgo medio porcentual para validación de los resultados. Los modelos de pronóstico aplicados generan rangos de precisión menor al 80%, lo que incurre en excedentes y faltantes de inventario, que genera el pago de almacenamiento adicional y afectación al nivel de servicio respectivamente. Se concluye que se deben utilizar variables explicativas para mejorar la precisión de los resultados obtenidos. Se identifican los vínculos en la cadena de suministro, así como el aspecto en el que la precisión de la previsión influye. En la tercera etapa del proceso, se incluyen estrategias para mitigar el impacto en la eficiencia operativa, entre las cuales se abordan aspectos para ajustar el modelo de previsión, la optimización de procesos y los indicadores clave de desempeño que contribuyen al monitoreo y control en la gestión de la cadena de suministro.

Palabras clave: Pronósticos, precisión, eficiencia

## **ABSTRACT**

This study applied different demand planning models to manufacturing industries in the city of Quito (textiles, chemicals, and mass consumption). A sample of 60 historical data points was taken from each industry, using programming codes in R Studio to apply different forecasting models and compare each of them. Using the MAPE and RMSE error measures, the forecasting model that generates the least error was identified. In the second stage of the process, the accuracy generated by the selected model for each type of industry was calculated, and a test was performed with the mean bias and mean percentage bias to validate the results. The forecasting models applied generate accuracy ranges of less than 80%, which results in inventory surpluses and shortages, leading to additional storage costs and affecting service levels, respectively. It is concluded that explanatory variables should be used to improve the accuracy of the results obtained. Links in the supply chain are identified, as are the aspects in which forecast accuracy has an influence. The third stage of the process includes strategies to mitigate the impact on operational efficiency, including aspects to adjust the forecasting model, process optimization, and key performance indicators that contribute to monitoring and control in supply chain management.

Keywords: Forecasts, accuracy, efficiency

## CAPÍTULO I

### PROBLEMA

#### 1.1. Planteamiento del problema

En un mundo globalizado como el que se presenta actualmente gestionar de manera adecuada la cadena de suministros de una empresa se ha convertido en uno de los factores determinantes para que las empresas se enfrenten a los cambios constantes que se presentan en el ámbito internacional.

Según Mora-García (2010), a nivel global la filosofía de cadenas de suministro ha ido tomando gran importancia, debido a que los mercados son más competitivos y exigentes en los requerimientos, las organizaciones se han visto obligadas a formar modelos integrales en sus funciones empresariales a través de la planificación de la demanda, a fin de satisfacer las expectativas del cliente a la par de cumplir los objetivos propuestos y eficiencia operativa de la empresa.

Por ejemplo, la empresa KODAK, una empresa exitosa que tuvo que declararse en bancarota en el año 2012, ya que a pesar de los retos que presentaba la innovación sus pronósticos se mantenían enfocados al manejo de un único producto, las cámaras fotográficas de rollo, en este caso a pesar de contar con un equipo multidisciplinario la planificación de su demanda fue errónea y les precisó a tomar decisiones equivocadas y con consecuencias severas (Blanco, 2022).

Manzano (2017), en su trabajo en una industria ecuatoriana señala que uno de los principales problemas de las empresas se genera por la descoordinación entre áreas de la cadena de suministros, de tal manera, la planificación de la demanda juega un papel fundamental dentro de cada actividad porque contribuye a la eficiencia operativa y ayuda a cubrir las fluctuaciones que se presentan en el mercado.

El contexto mencionado anteriormente para las industrias manufactureras de la ciudad de Quito, provincia de Pichincha, no resulta ser diferente. Actualmente, las industrias manufactureras sin importar su tamaño presentan un sistema de planificación de la demanda muy limitado y con grandes restricciones, e ignoran la importancia de tener uno, los problemas más comunes es creer que las empresas pequeñas por su condición no requieren realizar planificación de la demanda.

Sin embargo, no tener este proceso sincronizado puede generar afectaciones rigurosas en la eficiencia operativa (retrasos en producción, incumplimiento de pedidos, recursos limitados, etc.). El principal reto en las industrias manufactureras en la ciudad no es comprar y vender un producto, sino pronosticar el tipo de materia prima que requiere el cliente (Gordon, 2017).

En base a lo expuesto anteriormente, surge la problemática en la industria manufacturera de la ciudad de Quito, pues se considera tres casos de estudio en 3 tipos de industria (textil, consumo masivo y química) en las cuales se presenta el impacto de la precisión en la planificación de la demanda y eficiencia operativa en la cadena de suministros.

## **1.2. Preguntas de investigación o hipótesis**

¿Cómo influye la planificación de la demanda en la eficiencia operativa de la cadena de suministros?

¿Cuáles son los modelos de pronóstico de la demanda aplicables a las industrias manufactureras?

¿Cómo podemos identificar los factores que afectan a la eficiencia operativa de la cadena de suministros?

## **1.3. Objetivos de investigación**

### **1.3.1. Objetivo General**

Analizar la relación de los modelos de planificación de la demanda de productos y la eficiencia operativa en las empresas manufactureras, identificando estrategias que permitan el mejoramiento la gestión de la cadena de suministros.

### **1.3.2. Objetivos Específicos**

- Comparar los diferentes modelos de planificación de demanda.
- Determinar el impacto de la precisión de los pronósticos en la eficiencia operativa, en tres tipos de industria (textil, consumo masivo, química).
- Diseñar estrategias de mejora en la planificación de la demanda que contribuyan a la reducción del impacto en la eficiencia operativa

## **1.4. Justificación**

El autor López Fernández (2017), menciona “La demanda es la cantidad de un bien o servicio que los consumidores están dispuestos a adquirir por unidad de tiempo” (p. 27). La demanda de los bienes o servicios que comercializa la industria manufacturera depende de muchos factores, en cualquier caso, para saber qué cantidad de bienes o servicios es necesario producir, es fundamental contar con una buena planificación de la demanda.

La planificación de la demanda y la eficiencia operativa son dos aspectos elementales en la gestión de la cadena de suministros ya que garantizan su continuidad, competitividad y crecimiento en el mercado. Estos tres aspectos representan la capacidad de una industria de prever y responder efectivamente a los cambios que presenta la demanda en las actividades comerciales, asociado a la optimización de los procesos operativos, mediante el análisis y la

tendencia de consumo del público objetivo para determinar los bienes o servicios que son necesarios proyectar para el futuro.

La presente investigación se ajusta a problemas reales que se han observado en las industrias manufactureras de la ciudad Quito, en las cuales se presentan conflictos por faltantes de materia prima, insumos, productos terminados que afectan al nivel de servicio de la industria, provocan pérdidas de clientes y por ende posicionamiento en el mercado. Además, el presente estudio puede ser base para solventar los posibles problemas de exceso de inventarios, productos en obsolescencia, costos elevados de almacenamiento, entre otros. Así como también se sugiere el soporte de los análisis realizados para empresas comerciales o de servicios

Con el presente estudio se espera establecer los modelos de pronósticos que generen el menor error acorde a los datos de ventas obtenidos, de los cuales se podría crear diferentes instrumentos o herramientas para facilitar las proyecciones de cada industria. Al integrar la planificación de la demanda con la eficiencia operativa, los principales beneficiarios son las industrias manufactureras de la ciudad de Quito, el país y el mundo quienes pueden alcanzar niveles más altos de rendimiento y competitividad en el mercado global.

Así como también contribuye a la academia, a la Universidad Politécnica Estatal del Carchi, en su repositorio digital constaría la misma, accesible para estudiantes de posgrado y pregrado, para fortalecer sus investigaciones durante su formación académica.

## CAPÍTULO II

### FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

#### 2.1. Antecedentes de investigación

En este apartado se presentan las investigaciones previas que se realizaron en el contexto de planificación de la demanda para eficiencia operativa en las cadenas de suministro.

Khan et al. (2020), plantearon que los modelos de planificación de demanda tradicionalmente son cualitativos y cuantitativos, al analizar datos históricos y datos actuales del mercado permitieron predecir la demanda futura y producir los bienes que se requieren en el mercado, los compradores potenciales, y cumplir con las exigencias del mercado. La investigación realizada por el autor mencionado fue de gran soporte para el objeto de estudio, ya que se aplica un diseño completo de redes neuronales, y se obtuvo resultados más eficientes que los planteados con fórmulas de Excel y concluye que aplicar estos sistemas mejora la eficiencia operativa y reduce las pérdidas y desperdicios ya que la empresa carece de unidades que no sean requeridas por el mercado.

La investigación realizada por Murali y Prabukarthi (2020), es una más de las referencias que permitieron soportar el tema de investigación, en este documento se buscaba realizar la mejora de la eficiencia operativa de una industria manufacturera, en este caso del sector mobiliario, se aplicaron métodos estadísticos para obtener la planificación de la demanda: media móvil simple, media móvil ponderada, y el método de regresión estacional siendo esta última la que aportó el mejor escenario para los datos presentados, el método presenta una considerable reducción en la desviación de las proyecciones del 17.37%, lo que representa una mejor transparencia de los datos y eficiencia operativa. Finalmente, se concluyó que se obtuvo una mayor utilización del equipo operativo del 29% al 54% y la producción se incrementó a un 50%.

En el estudio realizado por Tanaka et al. (2020), consideran a la capacidad de planificación de la demanda como un componente de la capacidad de gestión ya que en el artículo usa datos cuantitativos mencionado considera los modelos de pronósticos para proyectar el PIB en la toma de decisiones financieras.

Otros autores como Seyedan y Mafakheri (2020), realizaron una investigación mixta, aplicaron diferentes modelos de pronósticos, y plantearon que una combinación de algoritmos predictivos con optimización o simulación aportan a los modelos de planificación de la demanda capacidades prescriptivas en respuesta a escenarios y expectativas futuros. Y concluyeron que este tipo de estudios se realizan debido a la constante y creciente necesidad de estudiar el comportamiento de los clientes y

pronosticar la demanda futura que se derivan de la globalización, el incremento de la competitividad en el mercado, y la digitalización de las cadenas de suministro, así como también, influyen en la eficiencia operativa de la compañía, generando una mayor eficiencia, precisión, y beneficio económico de toda la cadena de suministros, los mismos que se encuentran asociados a lo planteado en el problema de investigación.

En el área de servicios el estudio realizado por Serna (2021), estableció que la planificación de la demanda es un requisito básico para desarrollar un plan maestro de aeropuertos. En el caso de las industrias manufactureras de la ciudad de Quito, la planificación de la demanda representaría un requisito básico para establecer los planes maestros de producción y planes agregados de producción. En el desarrollo de la investigación planteada en el documento, se mencionó los diferentes tipos de metodologías cuantitativas para desarrollar el pronóstico, se validó cada uno de estos métodos y se resolvió aplicar metodologías basadas en redes neuronales y se obtiene resultados favorables que permiten obtener un margen de error del 3% al 9% según el escenario. Esto permitió establecer predicciones de relativa precisión, desarrollar pronósticos confiables a corto y mediano plazo, mismos que contribuyeron a la eficiencia operativa de la línea aérea.

Rodríguez (2022) plantea las mejoras realizadas en la planificación de la demanda. En su estudio se utilizó metodologías cuantitativas y se analizaron tres modelos diferentes para pronosticar la demanda de alcohol, se estableció para las primeras pruebas un periodo de tiempo durante seis meses, posteriormente se toma una muestra más amplia y se concluyó que mientras más extenso es el horizonte de tiempo analizado menor es el error generado. Además, concluyó que elaborar una planificación de la demanda asertiva con una variación mínima en relación con las ventas genera ahorros a la empresa en estudio.

Mohibul y Arakawa (2020) analizaron los datos obtenidos, y determinaron que la demanda es inestable, ya que se pueden presentar casos que se realizan productos que no son requeridos o el desabastecimiento de los productos, mediante el presente estudio se busca estimar la producción óptima, las cantidades de entrega y mantener un nivel satisfactorio de inventario. Se aplicaron modelos numéricos y concluyeron que los modelos de planificación móvil se ajustan a este tipo de demanda, el estudio aporta al problema planteado debido a que se manejan el mismo enfoque para determinar los modelos de pronósticos que mejor se acoplen a los datos obtenidos y contribuyan a la eficiencia operativa.

Altamirano y Marín (2022) realizaron el desarrollo aplicando modelos estadísticos para determinar las unidades facturadas de un determinado producto de una industria de plásticos (manufactura), a través del modelo de redes neuronales

recurrentes LSTM para datos a largo plazo. Mediante la aplicación de esta red neuronal el autor concluyó que solucionaron el problema de planificación de la demanda y resolvió el problema que se presentaba cuando se requerían datos de muchos ciclos atrás para obtener la predicción del nuevo ciclo.

Matiz et al. (2023) establecieron que al realizar la planificación de la demanda en las industrias farmacéuticas evita que la industria no tenga pérdidas de administración de inventarios, causadas por asertividad nula de la planificación de los pronósticos, debido a que estos productos presentan fechas de caducidad muy cortas y estos en caso de no estar acordes a las demandas del mercado, la compañía puede presentar pérdidas en producto y económicas que afectan directamente a los resultados. Por ello, se realizó la integración de la metodología S&OP para poder garantizar los cumplimientos de los pronósticos y evitar pérdidas en productos, por caducidad, obsolescencia entre otros.

El estudio realizado por Potter (2024), establece que mantener la eficiencia operativa, es crucial para que las cadenas de suministro prosperen. Y concluyó que las mejoras en los pronósticos permiten a las organizaciones satisfacer la demanda de los clientes de manera eficiente. También el autor planteó que es primordial realizar este proceso ya que afecta directamente a la eficiencia operativa.

Todas las referencias citadas anteriormente contribuyeron a la problemática planteada y a la metodología que se aplicó para poder solventar el problema de estudio. Los antecedentes permitieron observar que este tipo de investigación fue aplicable a industrias de manufactura, sino también a empresas comerciales y de servicios.

## **2.2. Marco teórico**

### **2.2.1 Enfoque epistemológico**

El propósito de la teoría de sistemas es estudiar el sistema como un todo, de forma integral tomando como base los componentes y analizando las relaciones. La teoría general de sistemas puede aplicarse a las industrias manufactureras y su cadena de suministros debido a que se integran los procesos de aprovisionamiento, producción y ventas, es útil para mejorar la eficiencia operativa, así como también entender la relación que existe entre cada área. El autor Marín (2023), plantea que “la teoría general de sistemas (TGS) es un enfoque de investigación que basa su estudio en la observación global de todas las partes que componen el objeto de estudio” (p. 1).

En la actualidad todas las empresas se encuentran en búsqueda de adaptarse a los cambios constantes que se presentan debido a la globalización, en aras de incrementar su eficiencia operativa y ser más competitivos. Al ser un enfoque práctico permite determinar los cuellos de botella y eliminarlos de ser posible, Iván Aguilera (2000), plantea que “la teoría de las restricciones es una metodología al servicio de la

gerencia que permite direccionar la empresa hacia la consecución de resultados de manera lógica y sistemática, garantizando el principio de la continuidad empresarial” (p. 54).

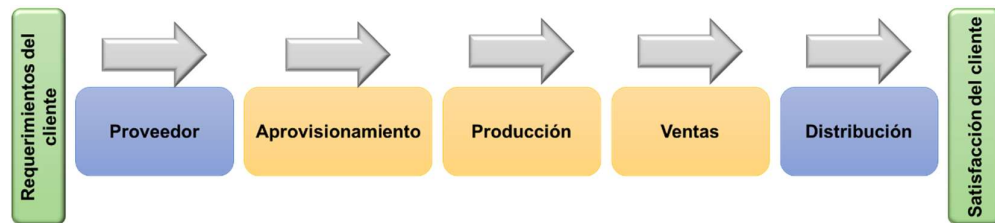
Por ello, la planificación de la demanda se proyecta a identificar los modelos de pronósticos que más se ajusten a las ventas de los datos obtenidos y así poder determinar las estrategias que influyan de manera positiva a la eficiencia operativa de la cadena de suministros.

### **2.2.2 Cadena de suministros en las industrias de manufactura**

El presente estudio se encuentra enfocado en la eficiencia operativa de las áreas aprovisionamiento, producción y ventas. Según Krajewski et al. (2008), “cadena de suministros es la red de servicios, materiales y flujos de información que vincula los procesos de relaciones con los clientes” (p. 372). En la Figura 1 se muestra el esquema que presenta una cadena de suministros y que se encuentra ligado a los eslabones que se analizan en las industrias manufactureras.

**Figura 1**

*Cadena de suministros*



*Nota. La figura muestra los eslabones de la cadena de suministros desde el requerimiento del cliente hasta la entrega.*

Fuente: Camacho et al. (2012).

### **2.2.3 La planificación de la demanda en las industrias manufactureras**

En un mundo globalizado y competitivo al que las industrias manufactureras se enfrentan, requieren que sus procesos manejen una planificación de la demanda precisa, este aspecto es crucial para optimizar los niveles de inventario, los programas de producción y la asignación de recursos. El autor Potter (2024), plantea que las industrias que desean realizar la planificación de la demanda deben aprovechar los datos históricos, la inteligencia de mercado y los análisis avanzados para desarrollar modelos sólidos de previsión de la demanda.

En la actualidad, existen diferentes autores que han presentado el significado de demanda a lo largo del tiempo bajo diversos enfoques, los mismos que coinciden en que es un factor determinante para la continuidad y competitividad de las industrias productoras de bienes y servicios; los autores Rodríguez (2022), definen a la demanda

como “La cantidad de un bien o un servicio que los consumidores están dispuestos a comprar a los posibles precios del mercado” (p.1).

#### **2.2.4 Eficiencia operativa en la cadena de suministros**

Con el paso de los años en el contexto empresarial, las direcciones de cada área presentan sus preocupaciones en conocer el estado futuro de sus ventas, la demanda que se presenta en el mercado los insumos que son requeridos, de esta manera poder representar si este concepto corresponde a un riesgo o una oportunidad de mejora que relacione la eficiencia operativa con la consecución de los objetivos empresariales.

Según López (2014) el aprovisionamiento consiste en la realización de pedidos, el transporte y el almacenaje de materias primas y otros insumos necesarios para arrancar el proceso de producción, garantizando las condiciones más favorables y evitar a toda costa los excedentes de stock. Los objetivos del aprovisionamiento se encuentran ligados a la eficiencia operativa de una industria, debido a que al carecer de un elemento o componente del BOM del producto que se está trabajando representa grandes pérdidas para la empresa, por paros de maquinaria, producciones ineficientes, baja productividad, etc.

El aprovisionamiento como se puede visualizar en la Figura 1 es el proceso previo a la producción, entiéndase por producción el concepto planteado por Gómez Aparicio (2013), como el proceso de transformación de los productos aprovisionados hasta obtener un producto final denominado bien o a su vez producir servicios que cumplan con la demanda que se presenta en el mercado, por ello el análisis que se realiza en la presente investigación se encuentra asociada a productos de industrias manufactureras.

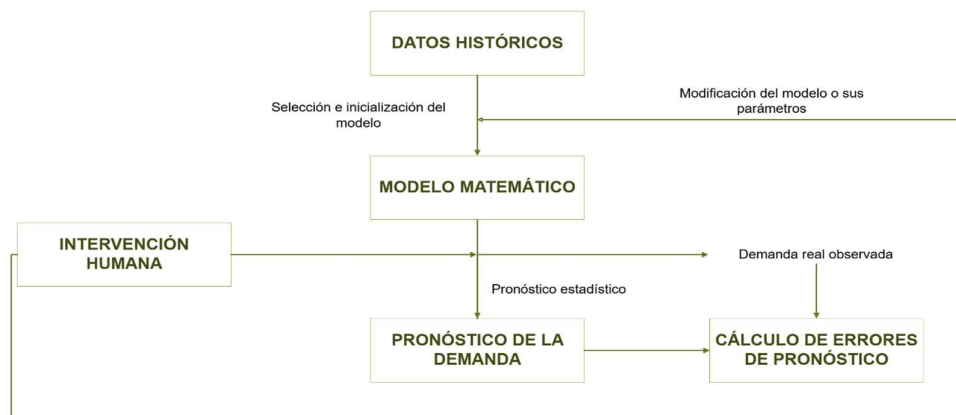
Los productos que se elaboran van a ser entregados al siguiente eslabón de la cadena, es decir a ventas, y que posteriormente serán puestos a disposición del cliente. Para ejecutar este proceso es necesario planificar y gestionar adecuadamente los recursos disponibles. Al alinear los planes de producción y aprovisionamientos con la demanda anticipada, los socios de la cadena de suministro pueden optimizar la utilización de recursos, reducir el desabastecimiento y evitar el exceso de inventario, lo que conduce a una mayor eficiencia operativa

#### **2.2.5 Modelos de pronósticos cuantitativos aplicables en una industria de manufactura**

Para las industrias manufactureras es de vital importancia obtener la certera realización de pronósticos, ya que los pronósticos permiten planificar, organizar y ejecutar las actividades que brinden el mejor aprovechamiento de los factores productivos. Los pronósticos permiten identificar los procesos más críticos y poder tomar decisiones acertadas y que brinden el mayor beneficio a la compañía.

El ambiente en el cual un sistema de pronósticos se desenvuelve se encuentra relacionado con el registro de los datos históricos que permiten determinar el mejor modelo de aplicación, otro aspecto que forma parte de este sistema es la intervención humana a fin de refinar los datos obtenidos que requieren el seguimiento administrativo del evaluador basado en su experiencia. Así como también definir la eficiencia de los modelos mediante el uso de los errores de pronóstico.

**Figura 2**  
*Ambiente sistema de pronósticos*



*Nota. La figura muestra el ambiente común de un sistema de pronósticos*

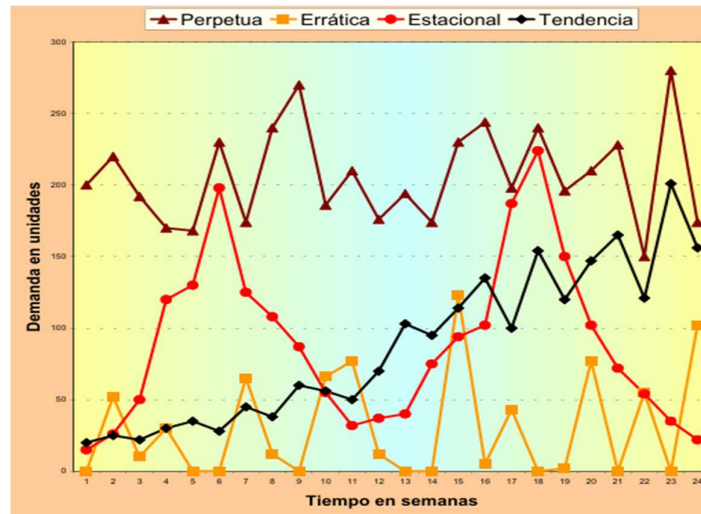
Fuente: Vidal, (2005).

En la selección de un método de pronósticos es importante realizar la caracterización de la demanda como demanda independiente o dependiente, la demanda independiente es generada por factores externos de la empresa y la demanda dependiente, está sujeta a otras demandas.

De igual manera es importante determinar los patrones de la demanda que pueden ser perpetua o estacionaria, misma que se mantiene por extensos periodos de tiempo, otros aspectos influyen cuando se esperan picos en determinadas épocas del año, este patrón es conocido como periódico o estacional. También tenemos patrones de demanda errática los cuales presentan grandes variaciones a lo largo del tiempo.

**Figura 3**

*Diversos tipos de patrones de demanda*



*Nota.* La figura muestra el comportamiento que presentan los diferentes tipos de demanda a lo largo del tiempo

Fuente: Vidal, (2005).

En la práctica la mejor forma para determinar el patrón de la demanda que se presenta en los casos de estudio es mediante el coeficiente de variación (CV) (*FUNDAMENTOS DE GESTIÓN DE INVENTARIOS*, 2005)

$$\text{Coeficiente de variación de la demanda} = \frac{\text{Desviación estándar de la demanda}}{\text{Demanda promedio}}$$

Si el coeficiente de variación es mayor o igual que 1, la demanda puede clasificarse como errática, caso contrario se considera estacionaria (*FUNDAMENTOS DE GESTIÓN DE INVENTARIOS*, 2005)

Sin embargo, Silver y Peterson (1985) plantean un segundo indicador, cuando la demanda presenta un valor de variación considerable se procede con el cálculo del coeficiente de variabilidad (VC)

$$\text{Coeficiente de variabilidad} = \frac{\text{Varianza de la demanda por periodo}}{\text{Cuadrado de la demanda promedio por periodo}}$$

Si el coeficiente de variabilidad es menor a 0.2 se sugiere usar modelos de pronóstico determinísticos, caso contrario se considera modelos heurísticos.

Los modelos heurísticos representan estrategias de simplificación para encontrar soluciones factibles, aunque no necesariamente óptimas, mediante reglas basadas en el conocimiento del dominio específico del problema, de manera especial cuando los métodos exactos o analíticos serían inviables (Wolfinger et al., 2023).

Los modelos determinísticos utilizan variables de demanda independiente y se basan en datos históricos disponibles, la demanda de un artículo es independiente de

la demanda de cualquier otro artículo. La demanda de estos artículos se estima a partir de pronósticos o de pedidos reales de los clientes (Bustos y Chacón, 2012)

Como parte del proceso de caracterización de demanda y establecer el mejor modelo de pronóstico, es importante definir si la demanda es intermitente o no intermitente, por ello, según Boylan y Syntetos (2021), es importante realizar el cálculo del intervalo promedio de demanda (ADI), esto con la finalidad de determinar el tipo de demanda que se está trabajando.

$$ADI = \frac{\text{Número de periodos}}{\text{Número de periodos con demanda distinta de cero}}$$

Por ello, si ADI es mayor que 1.25 la demanda se encuentra caracterizada como intermitente, en los casos para los cuales el valor es menor se establece que la demanda es frecuente o regular, es decir, no intermitente.

En la Tabla 1 se presenta los principales modelos de pronósticos que pueden ser aplicados en la cadena de suministros acorde con los indicadores presentados anteriormente.

**Tabla 1**

*Sistema de pronósticos recomendados acorde a cada patrón*

Patrón de demanda	de	Coefficiente de variación	Intervalo promedio de demanda	de	Sistema de pronóstico recomendado
Demanda Suavizada		CV < 0.5	ADI < 1.32		*Promedio móvil simple (SMA) *Suavización exponencial simple (SES) *Modelos ARIMA
Demanda errática		CV > 0.5	ADI < 1.32		*Método de Croston *SBA (Syntetos Boylan Aproximation) *TSB (Teunder- Syntetos- Babai)
Demanda grumosa		CV > 0.5	ADI > 1.32		*Método de Croston Modificado *SBA (Syntetos Boylan Aproximation) *Bootstrapping
Demanda intermitente		CV < 0.5	ADI > 1.32		*Método de Croston *SBA (Syntetos Boylan Aproximation) *Modelo de Poisson compuesto

*Nota.* En la tabla se presenta los principales modelos de pronósticos que pueden ser aplicados en la cadena de suministros acorde con los indicadores ADI y CV

*Fuente.* (Boylan y Syntetos, 2021).

- **Promedios móviles simples.**

En este método se utiliza el promedio de los k valores de datos más recientes en la serie de tiempo como pronóstico para el siguiente periodo. (Villarreal, 2016)

$$F_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1}}{k}$$

En el caso de los promedios móviles simples de orden tres se promedian solo las tres últimas observaciones.

- **Suavización exponencial**

En este método se utiliza un promedio ponderado de valores de series de tiempo, es un caso especial del método de promedios móviles ponderados, en el cual se considera el peso de la observación más reciente (Villarreal, 2016).

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)F_t$$

Los pesos para los demás valores se calculan de forma automática y se vuelven más pequeños mientras las observaciones se alejan en el pasado.

- **Método de Holt Winters:**

Es un método que utiliza datos con variaciones estacionales, a diferencia del método de Holt incluye tres constantes de suavizamiento entre 0 y 1, es una ecuación adicional para trabajar con estacionalidad (Alarcón, 2009)

$$F_{t+m} = F_t + (m * b_t)l_{t-L+m}$$

- **Syntetos Boylan Aproximation**

Es una técnica de pronóstico diseñada específicamente para demandas intermitentes, caracterizadas por períodos frecuentes de cero demandas intercalados con períodos de demanda positiva (Boylan y Syntetos, 2021)

$$D'_t = \left(1 - \frac{\beta}{2}\right) * \left(\frac{Z'_t}{T'_t}\right)$$

La precisión de los pronósticos se mide en base a los errores, los cuales representan la diferencia entre los valores reales obtenidos y el pronóstico:

- **Error medio absoluto**

Se define como el promedio de los errores absolutos sobre un número determinado de períodos (Julio et al., 2005).

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_t|}{n}$$

- **Error cuadrático medio**

Corresponde al promedio de los errores cuadráticos sobre un determinado número de periodos (Julio et al., 2005).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_t)^2}{n}$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

- **Error medio absoluto porcentual**

Proporciona una indicación de cuan grande son los errores de pronóstico en comparación con los valores reales de la serie (Rodríguez, 2022).

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_t}{y} \right|}{n}$$

- **Sesgo medio**

El sesgo es una medida que indica si el modelo tiende sistemáticamente a sobreestimar o subestimar los valores reales de los pronósticos. Es la diferencia entre el valor de referencia y las mediciones (Hyndman y Koehler, 2006).

$$\text{Sesgo medio} = \frac{\sum \text{residuos}}{n} = \frac{\sum(\text{real} - \text{pronóstico})}{n}$$
$$\text{Sesgo porcentual medio} = \frac{\sum(\text{real} - \text{pronóstico})}{\sum(\text{real})} \times 100$$

### **2.3. Marco legal**

#### **2.3.1 Norma Internacional de Contabilidad 2 (NIC 2)-Inventarios**

En esta norma internacional presenta normativas y regulaciones aplicables para las empresas que cuenten con inventarios existentes en su organización.

#### **2.3.2 Reglamento General Sustitutivo para la Administración, Utilización, Manejo y Control de los Bienes e Inventarios Del Sector Público**

El reglamento mencionado se encuentra enfocado al sector público, sin embargo, en el apartado 406-02, se establecen los criterios para la planificación de los recursos, mismo que se asocia a la presente investigación, el apartado 406-04, se enfoca en el almacenamiento y distribución, estos criterios son aplicables tanto para el sector público, como privado.

## CAPÍTULO III

### METODOLOGÍA

#### 3.1. Descripción del área de estudio/grupo de estudio

En la presente investigación se estudió la planificación de la demanda y eficiencia operativa en la cadena de suministros, principalmente en las industrias manufactureras de la ciudad de Quito, provincia de Pichincha.

La industria en Quito representa cerca del 10% de los establecimientos económicos que se encuentran en la capital, sus coordenadas geográficas son -0.1785, -78.4667.

#### Figura 4

*Ubicación geográfica de Quito*



*Nota.* En la figura se muestra la delimitación del área de estudio

*Fuente.* Google Maps, (2024).

#### 3.2. Enfoque y tipo de investigación

La presente investigación es de enfoque cuantitativo debido a que se realizó la recolección de datos, en base a mediciones numéricas, matemáticas y estadísticas para establecer los diferentes modelos de comportamiento de la demanda, y validar los modelos de pronósticos que mejor se ajusten a estos datos.

De acuerdo con lo planteado por Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), “la ruta cuantitativa de la investigación representa el conjunto de procesos de forma secuencial para comprobar ciertas suposiciones” (p. 5); fue la más apropiada para probar magnitudes u ocurrencia de los fenómenos, comportamiento de la demanda, el modelo de pronóstico y definir los impactos que presentan en la eficiencia operativa de la cadena de suministros.

El tipo de investigación que fue usado en este estudio corresponde a descriptiva y correlacional como lo expone Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), “la investigación descriptiva tiene como finalidad especificar propiedades y características de conceptos, fenómenos, variables o hechos en un contexto determinado” (p. 15), este enfoque busca determinar patrones y relaciones entre variables que generan un impacto en la demanda, el enfoque se realizó en tres casos de estudio de la demanda que se presenta en las industrias manufactureras de la ciudad de Quito.

Así como también se aplicó la investigación documental, debido a que se está haciendo uso de diferentes autores y fuentes bibliográficas para obtener información que fundamente las variables de estudio. La investigación se caracteriza por tener naturaleza longitudinal, se analizaron series temporales con la finalidad de determinar la evolución de los datos históricos y realizar la proyección de tendencias futuras (Chase y Jacobs, 2018).

### 3.3. Definición y operacionalización de variables

**Tabla 2**

*Operacionalización de las variables*

Variable	Definición conceptual	Dimensiones	Indicadores	Técnica
<b>Independiente</b> Planificación de la demanda	Es un eslabón de la cadena de suministros que permite proyectar la demanda futura	✓ Modelos de pronósticos heurísticos	✓ Caracterización de la demanda ✓ Medidas de error	✓ Promedio móvil simple
		✓ Modelos de pronósticos determinísticos		✓ Suavización exponencial ✓ ARIMA ✓ SBA (Syntetos Boylan Aproximation)
<b>Dependiente</b> Eficiencia operativa	Es el resultado de la aplicación de acciones adecuadas y estratégicas para la reducción del uso de recursos y aprovechamiento de estos.	✓ Aprovisionamiento ✓ Producción ✓ Ventas ✓ Distribución	✓ Precisión del pronóstico	✓ Análisis de datos ✓ MAPE ✓ RMSE ✓ Excel ✓ R Studio

### 3.4. Procedimientos

#### **Fase 1: Comparar los diferentes modelos de pronóstico de demanda**

Esta etapa se inicia mediante la compilación de los datos necesarios como información base, se consideran tres casos de estudio en diferentes empresas manufactureras de la ciudad de Quito, se utiliza el producto que mayor cantidad de ventas mensuales tiene durante los periodos de análisis, se utiliza valores históricos de ventas de años anteriores en aras de comparar los modelos y definir cuál es comportamiento de la demanda para cada caso de estudio. Se inició por validar que la cantidad de datos históricos para la aplicación sea la misma para todos los casos, durante la primera fase del proceso se identificó los coeficientes de variación, variabilidad y ADI, en aras de identificar el tipo de demanda de los productos analizados, si se deben aplicar modelos heurísticos o determinísticos y si la demanda es intermitente o no intermitente, finalmente se utilizan los coeficientes calculados para determinar el modelo de pronóstico recomendado para cada serie de datos. Una vez segmentados los modelos para cada tipo de industria se procede a aplicar los modelos de pronóstico sugeridos para cada una de ellas.

En esta fase se hizo uso del programa R Studio para procesar los modelos de pronóstico. El primer paquete utilizado para obtener los modelos de Syntetos Boylan Aproximación, Croston y Teunder es "tsintermittent", a pesar de que el modelo fue diseñado para demandas intermitentes en el estudio realizado por Babai et al. (2019), se muestra un nuevo método para pronosticar la demanda no intermitente en la cual se actualiza los tamaños de demanda, los intervalos de demanda y el estimador.

**Figura 5**

*Configuración "tsintermittent"*

```
install.packages("tsintermittent")
# Load the required library
library(tsintermittent)

# Syntetos-Boylan approximation (SBA)
'*****'
f.sba <- crost(y,h=h,type="sba")
f.sba
f.sba$frc.out # out-of-sample forecast (Demand/Interval)

# Croston's method
'*****'
f.crost <- crost(y,h=h,outplot=TRUE)
f.crost

# Teunter, Syntetos and Babai (TSB)
'*****'
f.tsb <- tsb(y,h=h)
f.tsb
f.tsb$frc.out
```

*Nota.* La figura muestra la adaptación en el modelo tsintermittent para demanda no intermitente.

*Fuente.* (Babai et al., 2019).

Para los modelos de pronóstico suavización exponencial, ARIMA, Holt Winters, RNN, y regresión lineal, se utilizó el paquete “TSstudio”, este paquete permite realizar el análisis descriptivo y predictivo de la serie temporal, así como también la visualización interactiva para entrenar y evaluar los diferentes modelos de pronóstico (Krispin, 2025).

Durante el proceso de evaluación del modelo se realiza la configuración de cada parámetro para determinar el menor error posible de las series analizadas.

**Figura 6**

*Configuración “TSstudio”*

```
install.packages("TSstudio")
library(TSstudio)
#en este codigo se usa TSstudio 0.1.6
library(forecast)
#EJECUTAR UNA COMPETENCIA ENTRE VARIOS MODELOS:
# Run horse race between multiple models
methods <- list(ets1 = list(method = "ets",
                           method_arg = list(opt.crit = "lik"),
                           notes = "ETS model with opt.crit = lik"),
               ets2 = list(method = "ets",
                           method_arg = list(opt.crit = "amse"),
                           notes = "ETS model with opt.crit = amse"),
               arima1 = list(method = "arima",
                             method_arg = list(order = c(2,1,0)),
                             notes = "ARIMA(2,1,0)"),
               arima2 = list(method = "arima",
                             method_arg = list(order = c(2,1,2),
                                                 seasonal = list(order = c(1,1,1))),
                             notes = "SARIMA(2,1,2)(1,1,1)"),
               ,
               hw = list(method = "Holtwinters",
                         method_arg = NULL,
                         notes = "Holtwinters Model"),
               tslm = list(method = "tslm",
                           method_arg = list(formula = input ~ trend + season),
                           notes = "tslm model with trend and seasonal component"),
               nnetar = list(method = "nnetar",
                              method_arg = NULL,
                              notes = "nnetar Model"))
```

*Nota.* Configuración del modelo para las series de tiempo de la industrias en estudio

*Fuente.* .(Krispin, 2025)

En el desarrollo de los modelos aplicados se utilizó un error de pronóstico, como lo menciona Hyndman y Koehler (2006), este valor representa la diferencia entre lo observado y su pronóstico, es decir, los aspectos impredecibles de las observaciones realizadas. El Root Mean Square Error (RMSE) posee la ventaja de ser independiente de la escala, por ello es usado para comparar el desempeño en los modelos de pronóstico en las diferentes series de datos de los tres tipos de industria y de esta manera identificar cuál es el modelo de aplicación.

***Fase 2: Determinar el impacto de la precisión de los pronósticos en la eficiencia operativa, en tres tipos de industria (textil, consumo masivo, química).***

Una vez aplicado los modelos de pronóstico e identificado el que genera un menor error, se procedió a calcular la precisión de los valores obtenidos con el modelo seleccionado vs las ventas reales que se han generado en el último periodo. Esta fase permite observar si

el pronóstico genera excedentes o faltantes de inventario y así determinar el impacto que genera en cada uno de los eslabones de la cadena de suministros.

En aras de identificar la precisión que presenta el modelo de pronóstico se utiliza el Mean Absolute Percentage Error (MAPE), mismo que permite comparar diferentes series temporales con distintas magnitudes. Green & Armstrong (2015) mencionan que el MAPE es la medida más utilizada en el entorno empresarial, debido a que presenta el valor de error en términos porcentuales, los mismos que facilitan su comprensión y comunicación entre departamentos. En la fase 1 se realiza el cálculo del ADI para cada serie de datos, con el cual se confirma que en estas no se presentan valores de cero que contribuyen a que el uso de MAPE sea el más acertado. Se realizó también un análisis del sesgo medio y el sesgo porcentual medio que permite identificar las diferentes variaciones que se presentan en los pronósticos utilizados.

***Fase 3: Diseñar estrategias de mejora en la planificación de la demanda que contribuyan a la reducción del impacto en la eficiencia operativa***

En base a los resultados obtenidos en las primeras etapas se procedió a incluir estrategias para ajustar los modelos de pronósticos aplicados, optimización de procesos, y KPI's para monitoreo de las estrategias seleccionadas.

**3.5. Consideraciones bioéticas**

El estudio realizado no contempla el uso de experimentos en animales o grupos de personas que puedan sentirse vulnerados por los datos que en el presente documento se expongan. Es importante considerar que la presente investigación se realiza con fines académicos, en ninguna circunstancia este estudio representa un vínculo lucrativo o un conflicto de intereses con las partes

## CAPÍTULO IV

### RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 4.1 Resultados

##### 4.1.1 Comparación de los diferentes modelos de planificación de demanda

##### Caracterización de la demanda

A continuación, se presenta en las tablas 3, 4 y 5 los datos históricos obtenidos de las ventas en unidades de cada industria, se tomaron muestras desde el enero 2019 hasta diciembre 2023, con un total de 60 datos históricos para cada tipo de producto, camisetas en la Industria Textil, pintura base agua en la Industria Química y crema lavavajilla en la Industria de consumo masivo.

**Tabla 3**

*Histórico de datos Industria Textil*

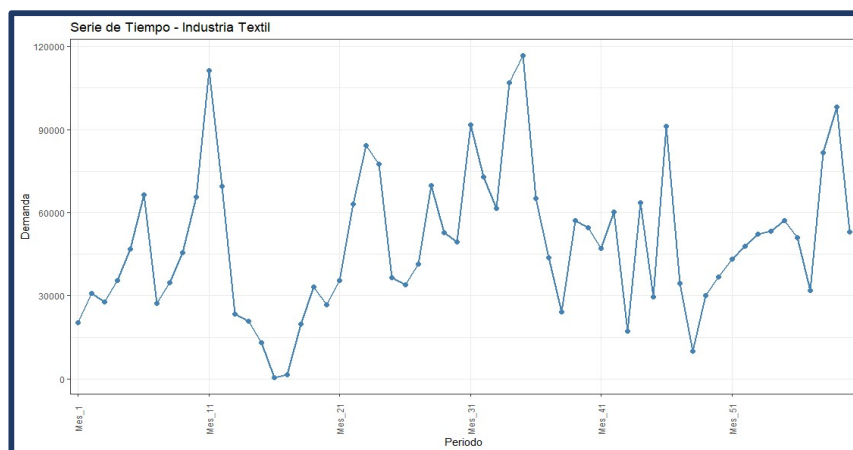
I. Textil	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2019	20409	30775	27817	35466	46772	66385	27357	34821	45674	65601	111333	69412
2020	23419	20857	13083	393	1552	19813	33168	26804	35650	63204	84289	77447
2021	36663	33972	41504	69806	52739	49357	91580	72805	61566	106920	116757	65106
2022	43813	24278	57104	54478	47096	60263	17138	63706	29635	91243	34396	10151
2023	30130	36867	43193	47944	52166	53420	57287	51021	31846	81550	98203	53123

*Nota.* Información obtenida de la industria seleccionada

En la figura 7 se puede visualizar el comportamiento de la serie de datos correspondiente a la industria textil.

**Figura 7**

*Histórico de datos Industria Textil*



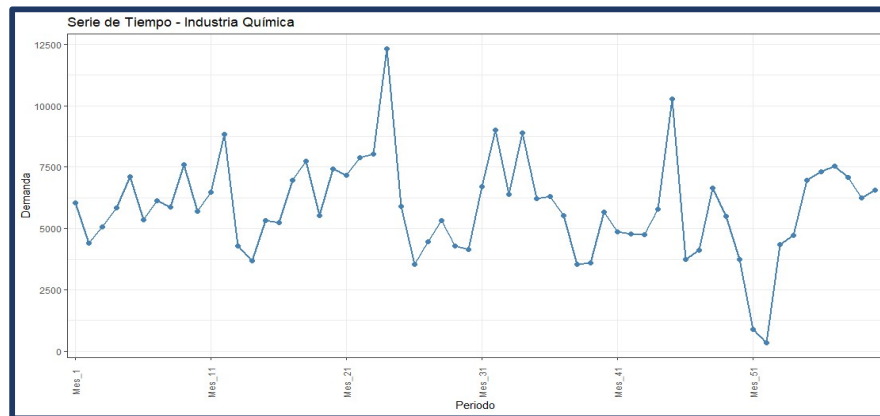
*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

**Tabla 4***Histórico de datos Industria Química*

I. Química	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2019	6029	4391	5053	5851	7096	5350	6117	5871	7600	5697	6467	8831
2020	4274	3681	5331	5230	6977	7740	5528	7418	7168	7873	8039	12323
2021	5910	3531	4450	5312	4281	4136	6691	9020	6402	8886	6213	6306
2022	5527	3539	3597	5673	4863	4780	4753	5789	10266	3741	4104	6646
2023	5482	3741	881	336	4352	4725	6952	7321	7549	7070	6230	6560

*Nota.* Información obtenida de la industria seleccionada

En la Figura 8 se puede visualizar la serie de datos correspondiente a la industria química.

**Figura 8***Histórico de datos Industria Química*

*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

**Tabla 5***Histórico de datos Industria Consumo masivo*

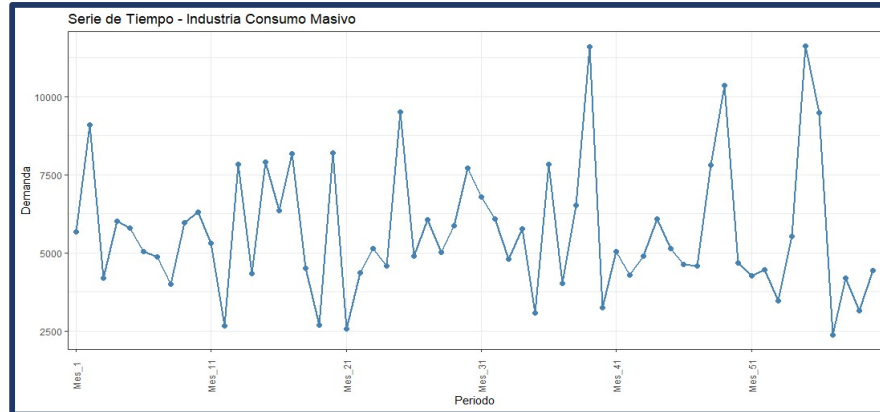
I. Consumo Masivo	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2019	5664	9096	4200	6024	5784	5040	4872	4008	5976	6312	5304	2664
2020	7824	4344	7896	6360	8184	4512	2688	8208	2568	4368	5136	4584
2021	9504	4896	6072	5016	5880	7704	6792	6096	4800	5760	3069	7824
2022	4032	6528	11592	3240	5040	4296	4896	6096	5136	4632	4584	7800
2023	10368	4680	4272	4464	3456	5520	11616	9480	2376	4200	3144	4440

*Nota.* Información obtenida de la industria seleccionada

En la figura 9 se puede visualizar la serie de datos correspondiente a la industria consumo masivo.

**Figura 9**

*Histórico de datos Industria Consumo masivo*



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

Se procedió a determinar el patrón de demanda que se tiene para las series de datos de las tablas 2, 3 y 4 para cada tipo de industria en base a al coeficiente de variación.

**Tabla 6**

*Coefficiente de variación*

Tipo empresa	Desviación Estándar	Demanda Promedio	Coefficiente de variación (CV)
Industria Textil	26283,7	49172,1	0,53
Industria Química	1981,0	5859,2	0,34
Industria Consumo Masivo	2121,3	5682,0	0,37

*Nota.* Se calcula el coeficiente de variación para cada tipo de industria

Debido a que el valor del coeficiente de variación es menor que 1, se concluyó que las tres series de datos corresponden a un patrón de demanda **Estacionario o Perpetuo**.

**Tabla 7**

*Coefficiente de variabilidad*

Tipo empresa	Varianza	Cuadrado demanda promedio	Coefficiente de variabilidad (VC)
Industria Textil	690831198	2417897057,5	0,286
Industria Química	3924297,87	34329834,0	0,114
Industria Consumo Masivo	4499735,95	32284555,8	0,139

*Nota.* Se calcula el coeficiente de variabilidad para cada tipo de industria

Dado que el valor del coeficiente de variabilidad de la industria textil es mayor que 0.2 se concluyó que el mejor modelo de pronóstico es **Heurístico**. En los casos de las industrias química y consumo masivo el valor del coeficiente de variabilidad es menor que 0.2, por ello se concluyó que el mejor modelo de pronóstico es **Determinístico**.

En la Tabla 8 se aplicó el intervalo promedio de demanda, para establecer si la demanda es intermitente o no intermitente.

**Tabla 8***Intervalo promedio de demanda*

<b>Tipo empresa</b>	<b>ADI</b>	<b>Tipo demanda</b>
Industria Textil	1,00	DEMANDA NO INTERMITENTE
Industria Química	1,00	DEMANDA NO INTERMITENTE
Industria Consumo Masivo	1,00	DEMANDA NO INTERMITENTE

*Nota.* Se establece el tipo de demanda para cada tipo de industria

En las series de datos de las industrias manufactures se identifica que no existen valores de cero, por ello el ADI tiene un valor de 1, mismo que permite confirmar que la demanda es no intermitente.

Ahora, con base a lo detallado en la Tabla 1, se procede a definir los modelos de pronóstico que se deben aplicar en cada serie de datos.

**Tabla 9**

*Identificación de modelos de pronóstico para la serie de datos*

Tipo empresa	(CV)	(VC)	ADI	Patrón de demanda	Promedio Móvil simple	Suavización exponencial simple	Modelos ARIMA	Holt Winters	R N N	Regresión Lineal	Método de Croston	Syntetos Boylan Aproximation	Teunter
Industria Textil	0,53	0,286	1,00	DEMANDA ERRÁTICA		X	X	X	X	X	X	X	X
Industria Química	0,34	0,114	1,00	DEMANDA SUAVIZADA	X	X	X	X	X	X			
Industria Consumo Masivo	0,37	0,139	1,00	DEMANDA SUAVIZADA	X	X	X	X	X	X			

*Nota.* Se muestra los modelos que son aplicables para cada tipo de industria

Se diseñó el modelo en R Studio y se observa que los resultados coinciden como se muestra en la Figura 10

**Figura 10**

*Caracterización de la demanda R Studio*

```

===== RESULTADOS DE LA CARACTERIZACIÓN DE DEMANDA =====
              SKU TotalDemanda DemandaMedia CV2_DemandaNoZero
1      Industria Textil      2950327      49172.117      0.2857157
2      Industria Química      351550      5859.167      0.1143116
3      Industria Consumo Masivo      340917      5681.950      0.1393774
IntervaloMedioDemanda VarianzaDemanda IndiceDispersionPoisson
1              1      690831198      14049.2467
2              1      3924298      669.7707
3              1      4499736      791.9352
PorcentajePeriodosCero      TipoDemanda      MetodoRecomendado
1              0 Errática (Erratic)      Método de Croston o SBA
2              0 Suave (Smooth) SES ARIMA O PROM MOV SIMPLE
3              0 Suave (Smooth) SES ARIMA O PROM MOV SIMPLE
    
```

*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

En la Tabla 9, para la industria textil fueron agregado los modelos de Suavización Exponencial, ARIMA, Holt Winters, Redes Neuronales y Regresión Lineal, en aras de usar el código creado en R para análisis de las series de datos obtenidas

En el Anexo 3 se presenta la descomposición de la serie de datos, en la cual se muestra estacionalidad, tendencia y aleatoriedad obtenida del programa R Studio con el cual se confirma los resultados presentados en la Tabla 9.

### Comparativo de los diferentes modelos de pronóstico

Para realizar el comparativo de los diferentes modelos de pronóstico se diseñó código en R Studio para identificar el modelo que mejor se ajusta al pronóstico de la demanda, se toma en cuenta como periodo de prueba desde enero 2023 a diciembre 2023.

**Tabla 10**

*Descripción modelos pronóstico R Studio*

Nombre	Significado	Nombre	Significado
arima1	ARIMA	ets1	Suavización exponencial
arima2	SARIMA	ets2	Suavización exponencial segunda prueba
HW	Holt Winters	Nnetar	Red Neuronal
Tslm	Regresión Lineal		

*Nota.* Se presenta la simbología que se usa en el programa R Studio

### Industria Textil

Para la Industria textil se usó un código en R Studio para validar los modelos Syntetos Boylan, Croston y Teunder. Se usó un código adicional para comparar la serie de datos con diferentes modelos de pronósticos

En la Figura 11, a la izquierda se muestra un gráfico de líneas en el cual se evidencia el comportamiento que presentan los modelos de pronóstico en diferentes horizontes de tiempo, a la derecha se muestra la distribución del MAPE para cada modelo mediante un boxplot.

**Figura 11**

*Comportamiento MAPE modelos de pronóstico de Industria Textil*



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

Como se puede evidenciar en la figura 11 todos los modelos de pronóstico tienden a perder la precisión conforme el horizonte de pronóstico se extiende. En relación con el gráfico de líneas se puede observar las siguientes características:

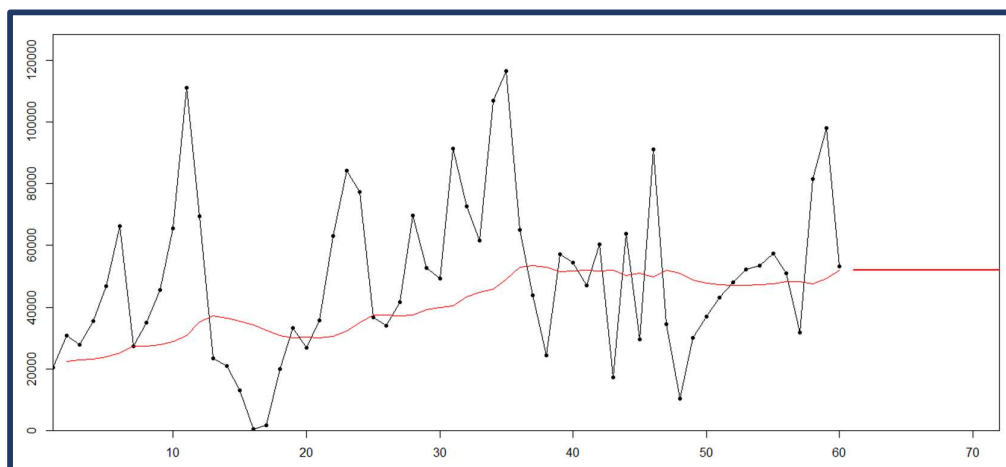
- Los modelos ets1 y ets2 parten con el mayor valor de MAPE, mismo que se acerca a 250%, sin embargo, mejoran significativamente, en el nivel 3 el error se reduce a 20-30%.
- El modelo nnetar muestra la caída más rápida de la precisión.
- El modelo de hw presenta un incremento en el error antes de mejorar.
- En el boxplot se pueden observar las siguientes características
- Los modelos ets1 y ets2 muestran la mayor variabilidad, con rangos amplios y mayor variabilidad.
- El modelo hw parece tener una distribución más compacta, sin embargo, su error se incrementa con el tiempo.
- El modelo tsm muestra una asimetría hacia la parte inferior.
- El nnetar presenta una distribución amplia con varios valores atípicos.

En base con los datos proporcionados, se evidencia que el modelo Suavización Exponencial (ets1), muestra la mayor capacidad de adaptación de todos los modelos y capta los patrones fundamentales que los otros modelos no están considerando, por esta razón este modelo será considerado para el comparativo con el modelo de Syntetos Boylan, Croston y Teunder.

En la figura 12 se puede observar el comportamiento del pronóstico para los próximos 12 meses usando el método de Syntetos Boylan. En la figura 13 se puede observar el comportamiento del pronóstico utilizando el método de Suavización exponencial.

### Figura 12

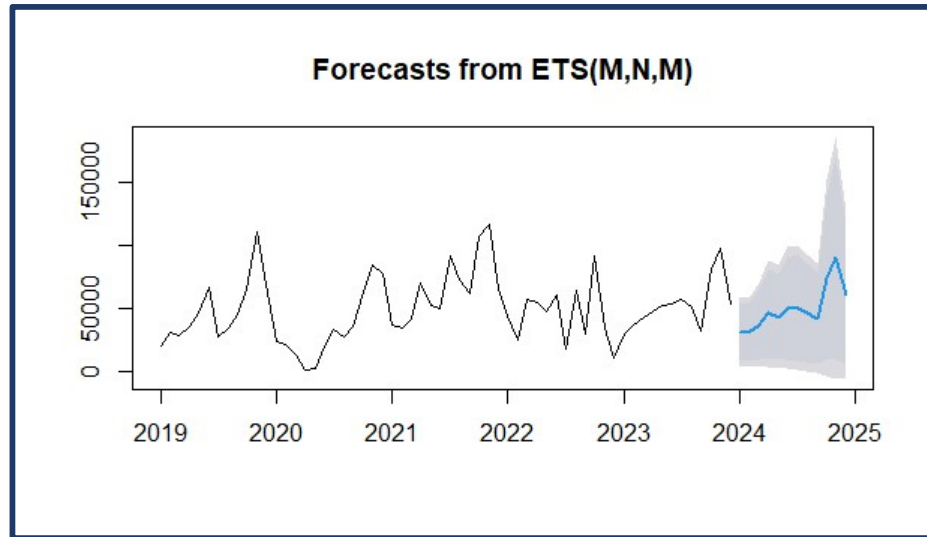
*Aplicación modelo Syntetos Boylan próximos 12 meses. Industria Textil*



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

**Figura 13**

*Aplicación Suavización Exponencial próximos 12 meses. Industria Textil*



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

Como se puede observar en las series de datos los pronósticos son diferentes para los próximos 12 meses, por lo que se considera la medida de error de las dos series, como se puede evidenciar en la figura 14

**Figura 14**

*Valores de error pronóstico 12 meses. Industria Textil*

model_id	model	notes	avg_mape	avg_rmse
ets1	ets	ETS ...	0.753	24066.
nnetar	nnetar	nnet...	0.882	30922.
tslm	tslm	tslm...	0.951	29718.
hw	Holtwinters	Holt...	1.14	40962.
ets2	ets	ETS ...	1.15	39358.
SBA	SBA	SBA		51364.
croston	croston	croston		51984.
TSB	TSB	TSB		51933.

*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

En la tabla 11 se presentan los valores pronosticados para el siguiente periodo de 12 meses.

**Tabla 11**

*Pronóstico próximos 12 meses. Industria Textil*

I. Textil	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2024	31183	30863	37145	45880	43181	50238	50502	46230	41989	74214	90084	60806

*Nota.* Valores obtenidos mediante la aplicación del modelo en R Studio.

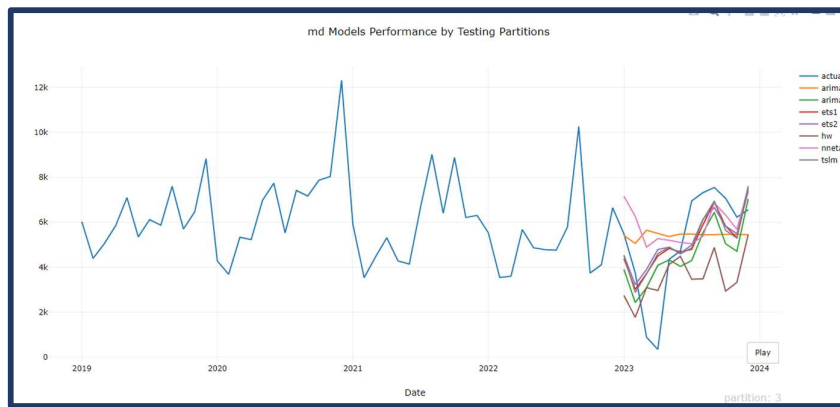
## Industria Química

Según lo presentado en la Tabla 9, se procedió a aplicar los diferentes modelos de pronóstico para la serie de datos, se procede al cálculo de los 12 periodos futuros. Por ello, en este caso de estudio no se aplicará el modelo de promedio móvil simple en base a lo mencionado por Montgomery et al. (2008), el promedio móvil simple no puede capturar patrones estacionales o tendencias en periodos a largo plazo.

En la Figura 15 se muestra la gráfica de los modelos de pronóstico aplicados en el periodo 2023.

**Figura 15**

*Prueba modelo de pronóstico periodo 2023. Industria Química*

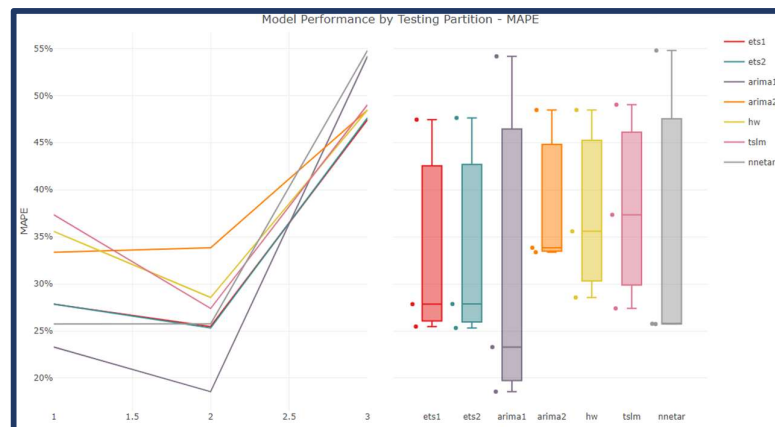


*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

Se realiza el análisis de los gráficos de líneas y de boxplot en aras de identificar el mejor modelo de pronóstico figura 16.

**Figura 16**

*Comportamiento del MAPE en modelos de pronóstico de Industria Química*



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

En el gráfico de líneas se identifica las siguientes características:

- Todos los modelos presentan un error moderado en el inicio del pronóstico tienden a reducirse en el segundo horizonte y muestran un deterioro considerable en el tercer

horizonte. El modelo arima2 comienza con un MAPE aproximado de 33%, se mantiene estable en el horizonte 2 y luego se incrementa a 48% en el horizonte tres. Se evidencia que es el único modelo que se mantiene estable en los periodos cercanos. En el boxplot se pueden identificar las siguientes características:

- Los modelos ets1 y ets2 muestran distribuciones muy similares, la mediana se encuentra en aproximadamente 27%, rangos intercuantiles moderados y valores poco atípicos.
- En arima1 se identifica la mediana más baja, pero con el rango intercuartil más amplio, por lo que se sugiere que existe una mayor variabilidad.
- El rango intercuartil de arima2 sugiere una mayor fiabilidad y predicciones más centradas, la mediana se encuentra entre 33% y 34%, los valores atípicos son menos extremos que en otros modelos como nnetar.

Se pudo observar que los modelos que más se ajustan a la serie de tiempo son ets1, ets2 y arima2. Por lo cual se consideró el RMSE y MAPE para determinar el pronóstico que presenta el menor error.

**Figura 17**

Valores de error periodo de prueba 2023. Industria química

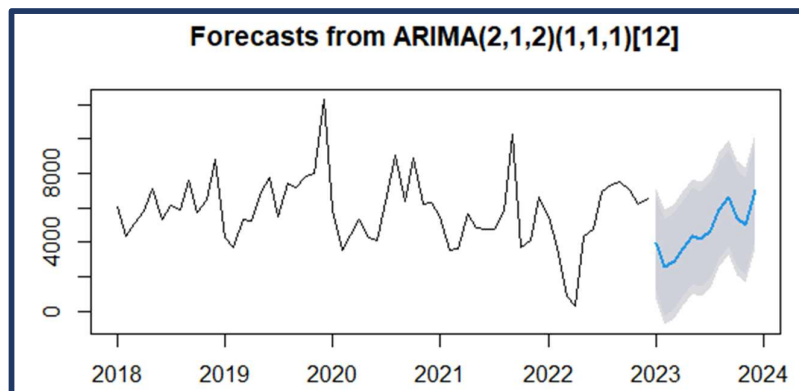
model_id	model	notes	avg_mape	avg_rmse	avg_coverage_80%	avg_coverage_95%
<chr>	<chr>	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
ts1m	ts1m	ts1m...	1.16	2025.	0.694	0.861
ets1	ets	ETS ...	1.20	2149.	0.722	0.833
ets2	ets	ETS ...	1.25	2153.	0.667	0.778
arima2	arima	SARI...	1.13	2264.	0.639	0.833
arima1	arima	ARIM...	1.35	2384.	0.889	0.944
nnetar	nnetar	nnet...	1.24	2388.	NA	NA
hw	Holtwinters	Holt...	1.20	2651.	0.472	0.778

*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

Como se muestra en la figura 16 y en la figura 17 el modelo que presenta el menor error corresponde a arima2 (SARIMA).

**Figura 18**

Aplicación modelo SARIMA próximos 12 meses. Industria química



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

En la tabla 12 se presentan los valores pronosticados para el siguiente periodo de 12 meses.

**Tabla 12**

*Pronóstico próximos 12 meses. Industria química*

I. Química	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2024	3934	2564	2924	3618	4382	4188	4716	5871	6612	5423	4997	7039

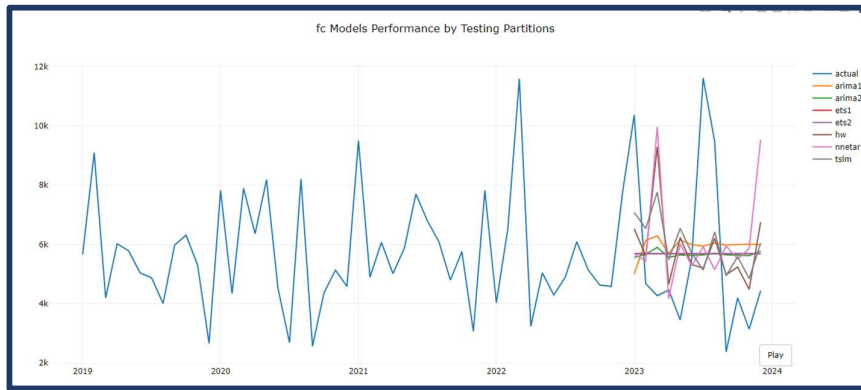
*Nota.* Valores obtenidos mediante la aplicación del modelo en R Studio.

**Industria Consumo masivo**

En la figura 19 se muestra la gráfica de los modelos de pronóstico aplicados en el periodo 2023, al igual que en la Industria Química en este caso no se aplicará el modelo de promedio móvil simple.

**Figura 19**

*Prueba modelo de pronóstico periodo 2023. Consumo masivo*

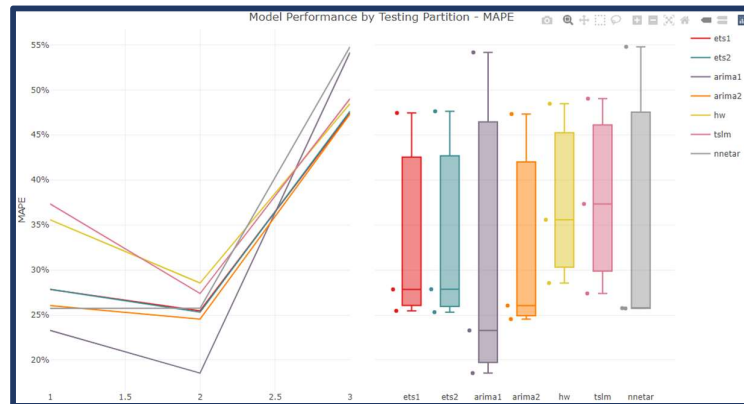


*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

En la figura 20 se presenta el gráfico de líneas y boxplot comparativo de los modelos de pronóstico aplicados

**Figura 20**

*Comportamiento del MAPE en modelos de pronóstico de Industria Consumo Masivo*



*Nota.* Se obtiene del programa R Studio

En el gráfico de líneas se puede identificar las siguientes características:

- Todos los modelos mantienen un patrón similar, mejor y se mantienen en los horizontes 1 y 2 y presentan una reducción en su rendimiento en el horizonte 3. Los modelos arima1 y arima2 presentan valores de MAPE moderados que se encuentran entre 26% y 33%.

En el boxplot se puede observar las siguientes características:

- El modelo arima1 presenta la mediana más baja, pero su rango intercuartil es más amplio, lo que representa que existen una gran variabilidad.
- Los modelos hw y tslm muestran medianas altas y dispersión media, así como también nnetar con valores extremos y atípicos importantes.
- El modelo arima2, presenta una mediana alrededor del 33%, su distribución es moderada y compacta con algunos valores atípicos.

Se pudo observar que los modelos arima1 y arima2 son los que más se acercan a la serie de prueba, sin embargo, se toma en consideración el valor de RMSE y MAPE para determinar el modelo que presenta la mayor precisión.

**Figura 21**

Valores de error serie de datos 2023. Consumo masivo

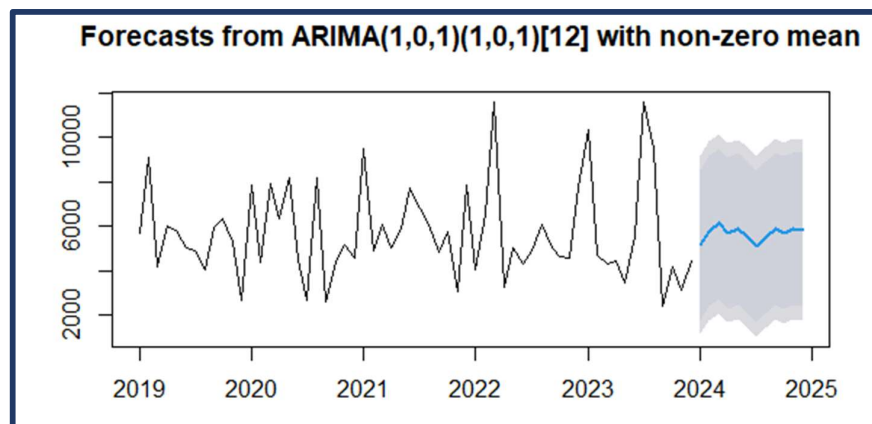
model_id	model	notes	avg_mape	avg_rmse	avg_coverage_90%	avg_coverage_95%
<chr>	<chr>	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
arima2	arima	SARI...	0.346	2338.	0.792	0.833
ets2	ets	ETS ...	0.355	2362.	0.792	0.833
ets1	ets	ETS ...	0.359	2369.	0.792	0.833
hw	Holtwinters	Holt...	0.387	2636.	0.854	0.917
tslm	tslm	tslm...	0.396	2494.	0.958	0.958
nnetar	nnetar	nnet...	0.425	2736.	NA	NA
arima1	arima	ARIM...	0.439	2825.	0.854	0.979

Nota. Se obtiene del programa R Studio

Como se muestra en la figura 22, el modelo que presenta el menor valor de error es SARIMA.

**Figura 22**

Aplicación modelo SARIMA próximos 12 meses. Consumo masivo



Nota. Se obtiene del programa R Studio

En la tabla 13 se presentan los valores pronosticados para el siguiente periodo de 12 meses.

**Tabla 13**

*Pronóstico próximos 12 meses. Industria Consumo Masivo.*

I. Consumo Masivo	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2024	5131	5769	6128	5698	5856	5552	5082	5479	5862	5708	5898	5838

*Nota.* Valores obtenidos mediante la aplicación del modelo en R Studio.

En la tabla 14, se presentan un resumen de los valores de error obtenidos en cada modelo de pronóstico aplicado:

**Tabla 14**

Resumen MAPE modelos de pronóstico aplicados.

Tipo empresa	SARIMA	ARIMA	Suavización Exponencial	Holt Winters	Regresión Lineal	Red Neuronal
Industria Textil			0.753	1.14	0.951	0.882
Industria Química	1.13	1.35	1.20	1.20	1.16	1.24
Industria Consumo Masivo	0.346	0.439	0.355	0.387	0.396	0.425

*Nota.* Comparativo de los modelos aplicados en R Studio.

#### **4.1.2 Determinar el impacto de la precisión de los pronósticos en la eficiencia operativa**

Una vez realizado el análisis de los pronósticos que presentan el menor error se considera el cálculo del indicador MAPE en las tablas 15, 16 y 17 para definir cuál es la precisión que estos valores pronosticados presentan vs las ventas reales del año 2024.

**Tabla 15**

*Precisión pronóstico Industria Textil*

Mes	Real	Pronóstico	MAPE	Precisión
Enero	49562	31183	0,37	63%
Febrero	23858	30863	0,29	71%
Marzo	27086	37145	0,37	63%
Abril	39515	45880	0,16	84%
Mayo	43532	43181	0,01	99%
Junio	29641	50238	0,69	31%
Julio	50038	50502	0,01	99%
Agosto	53234	46230	0,13	87%
Septiembre	43825	41989	0,04	96%
Octubre	80990	74214	0,08	92%
Noviembre	64983	90084	0,39	61%
Diciembre	58055	60806	0,05	95%
		<b>MAPE</b>	<b>22%</b>	
		<b>Precisión</b>	<b>78,33%</b>	

**Tabla 16***Precisión pronóstico Industria Química*

<b>Mes</b>	<b>Real</b>	<b>Pronóstico</b>	<b>MAPE</b>	<b>Precisión</b>
Enero	3800	3934	0,04	96%
Febrero	4264	2564	0,40	60%
Marzo	2800	2924	0,04	96%
Abril	3700	3618	0,02	98%
Mayo	5315	4382	0,18	82%
Junio	4200	4188	0,00	100%
Julio	5398	4716	0,13	87%
Agosto	5746	5871	0,02	98%
Septiembre	4079	6612	0,62	38%
Octubre	8878	5423	0,39	61%
Noviembre	12001	4997	0,58	42%
Diciembre	7600	7039	0,07	93%
		<b>MAPE</b>	<b>21%</b>	
		<b>Precisión</b>	<b>79%</b>	

**Tabla 17***Precisión pronóstico Industria Consumo Masivo*

<b>Mes</b>	<b>Real</b>	<b>Pronóstico</b>	<b>MAPE</b>	<b>Precisión</b>
Enero	3960	5131	0,30	70%
Febrero	4656	5769	0,24	76%
Marzo	7000	6128	0,12	88%
Abril	5200	5698	0,10	90%
Mayo	10488	5856	0,44	56%
Junio	5232	5552	0,06	94%
Julio	3672	5082	0,38	62%
Agosto	4848	5479	0,13	87%
Septiembre	6000	5862	0,02	98%
Octubre	7500	5708	0,24	76%
Noviembre	6800	5898	0,13	87%
Diciembre	7200	5838	0,19	81%
		<b>MAPE</b>	<b>20%</b>	
		<b>Precisión</b>	<b>80,37%</b>	

Se identificó que los pronósticos aplicados presentan un nivel de precisión de 78.33% para la Industria Textil, 79% para Industria Química y 80.37% para industria Consumo Masivo.

Con el propósito de obtener un segundo valor de error para comparativo el anexo 6 muestra la aplicación del sesgo porcentual medio para los modelos de pronósticos aplicados en la Industria Textil, en este se puede evidenciar que se obtiene -7.38% en el modelo de Suavización Exponencial para la serie de datos obtenidos, siendo este el mejor. Y como se muestra en la figura 11 se prioriza sobre los resultados obtenidos con el modelo Holt Winters.

En el anexo 7 se aplicó el cálculo del sesgo porcentual medio para los valores obtenidos en cada modelo de la Industria de Consumo Masivo, e identificar el comportamiento

de estos, en los cuales se puede evidenciar que para la industria de Consumo Masivo el mejor modelo podría ser la aplicación de redes neuronales con un valor de 0.21%, sin embargo, como se muestra en figura 20 este modelo tiende a presentar mayores errores a lo largo del tiempo.

En el anexo 8, se puede evidenciar que el valor del sesgo porcentual medio para los valores obtenidos en cada modelo de la Industria Química refleja que el menor error se encuentra en Suavización Exponencial con un valor -0.58% que se aproxima considerablemente a cero, sin embargo, la cantidad de producto pronosticado es 5681 unidades para todos los periodos lo que significa que el modelo en realidad aplana todos los picos de la demanda en un mismo valor.

Por ello, se determina que acorde con los datos obtenidos pueden existir sobreestimación de la demanda o subestimación de esta, en la figura 1 se muestra la estructuración de la cadena de suministros, por ello se presentan los principales impactos en la eficiencia operativa en los eslabones que se identifican en la tabla 18:

**Tabla 18**

*Impacto de la precisión de los pronósticos en la eficiencia operativa*

<b>Eslabón</b>	<b>Detalle</b>	<b>Impacto</b>
Aprovisionamiento	-Adquisiciones desalineadas -Órdenes de compra inconsistentes	-Compras emergentes con sobre costo -Deterioro de las relaciones con proveedores
Producción	-Programación de producción con excedentes o faltantes	-Cambios frecuentes en plan de producción -Reducción en productividad -Cambios de secuencia en procesos productivos -Utilización de la capacidad de producción -Planificación de personal inadecuado, sobre costos por rotación de personal o pagos innecesarios de horas extras. -Faltantes o excedentes de materia prima. -Incremento de caducidades en materiales -Incumplimiento de tiempos de entrega -Afectación al nivel de servicio -Pérdida de clientes y confiabilidad
Ventas	-Tiempos de entrega -Valor de la marca	-Incumplimiento de contratos comerciales -Deterioro reputacional de la marca oferente a mediano plazo -Descuentos no planificados para liberar excedentes -Reducción de Fill Rate. -Percepción negativa de confiabilidad. -Costos de almacenamiento elevados por excedentes de inventario
Distribución	-Sobreestimación de la demanda -Subestimación de la demanda	-Productos de lenta rotación generan obsolescencia. -Almacenamiento ineficiente -Incremento de costos logísticos por urgencias -Ineficiencia en la capacidad de transporte
Finanzas	-Excedentes de inventario	-Deterioro del Cash Flow por inventario inmovilizado. -ROI Reducido -Reducción de margen operativo -Pago de penalizaciones por desabastecimiento

En base a la información presentada en la tabla 18 en las industrias analizadas en el presente estudio, se cuantifican los casos de impacto a la eficiencia operativa en los siguientes eslabones:

**-Producción:** Se identifica que las producciones realizadas con el modelo de pronóstico seleccionado generan faltantes y excedentes de inventario, lo que incurre en cambios constantes en el programa de producción de la industria.

**-Ventas:** Los faltantes de inventario generan afectaciones al nivel de servicio, que representan clientes insatisfechos y posibles pérdidas de estos.

**-Distribución:** Los excedentes de inventario generan costos extras por pago de almacenamiento adicional por la posición pallet excedente.

En la tabla 19, se presenta el nivel de inventario objetivo que garantice el nivel de servicio de 95%, el lead time de 20 días y el inventario de seguridad que debe mantener la Industria Textil

**Tabla 19**

*Cálculo excedentes inventario Industria Textil*

Mes	Real	Pronóstico	MAPE	$\delta$ Estimado	Inv. SS	Inv. Fin Objetivo	Dif.	Excedente/ Faltante real	Obs
Enero	49562	31183	0,37	18379	24610	37414	-12148	6231	Faltante
Febrero	23858	30863	0,29	8847	11847	33863	10005	3000	Excedente
Marzo	27086	37145	0,37	10044	13450	40551	13465	3406	Excedente
Abril	39515	45880	0,16	14653	19622	50848	11333	4968	Excedente
Mayo	43532	43181	0,01	16143	21616	48654	5122	5473	Excedente
Junio	29641	50238	0,69	10992	14719	53965	24324	3727	Excedente
Julio	50038	50502	0,01	18556	24847	56793	6755	6291	Excedente
Agosto	53234	46230	0,13	19741	26434	52923	-311	6693	Faltante
Septiembre	43825	41989	0,04	16252	21762	47499	3674	5510	Excedente
Octubre	80990	74214	0,08	30033	40216	84397	3407	10183	Excedente
Noviembre	64983	90084	0,39	24098	32268	98254	33271	8170	Excedente
Diciembre	58055	60806	0,05	21528	28828	68105	10050	7299	Excedente

*Nota.* Se identifica que los excedentes reales se presentan en los meses febrero, marzo, abril, mayo, junio, julio, septiembre, octubre, noviembre, diciembre.

Se procede a calcular el costo de almacenamiento adicional en el cual se incurre por excedentes, los valores de la posición pallet se obtiene de la estructura de costo de cada industria, las cuales consideran los costos de infraestructura, operativos, administrativos y otros costos asociados que son específicos de cada industria.

En la Industria Textil, se almacenan 1584 camisetas de diferentes tallas por pallet americano de dimensiones 120\*100cm, el costo de almacenamiento por posición pallet es \$9.20.

**Tabla 20***Cálculo costo de almacenamiento adicional Industria Textil*

Mes	Excedente real	Unidades Pallet	Pallet adicional	Costo unitario	Costo total
Febrero	3000	1584	2	\$ 9,20	\$ 18,40
Marzo	3406	1584	3	\$ 9,20	\$ 27,60
Abril	4968	1584	4	\$ 9,20	\$ 36,80
Mayo	5473	1584	4	\$ 9,20	\$ 36,80
Junio	3727	1584	3	\$ 9,20	\$ 27,60
Julio	6291	1584	4	\$ 9,20	\$ 36,80
Septiembre	5510	1584	4	\$ 9,20	\$ 36,80
Octubre	10183	1584	7	\$ 9,20	\$ 64,40
Noviembre	8170	1584	6	\$ 9,20	\$ 55,20
Diciembre	7299	1584	5	\$ 9,20	\$ 46,00
<b>Valor total</b>					<b>\$ 386,40</b>

*Nota.* Se evidencia el valor de \$386.40 por pago de almacenamiento excedente.

En la tabla 19 existen dos periodos con faltantes de inventario, en los cuales el nivel de servicio se ve afectado. El objetivo para el nivel de servicio de la Industria Textil es 95%

**Tabla 21***Cálculo nivel de servicio Industria Textil*

Mes	Real	Pronóstico	Observación	NS
Enero	49562	31183	Faltante	63%
Agosto	53234	46230	Faltante	87%
<b>Nivel de servicio</b>				<b>75%</b>

*Nota.* Con las afectaciones que se muestran en la tabla 21 el nivel de servicio cae al 75%.

En la tabla 22, se presenta el nivel de inventario objetivo que garantice el nivel de servicio de 95%, el lead time de 12 días y el inventario de seguridad que debe mantener la Industria Química, y así identificar los excedentes reales y faltantes obtenidos con el modelo de pronóstico aplicado.

**Tabla 22***Cálculo excedentes inventario Industria Química*

Mes	Real	Pronóstico	MAPE	$\delta$ Estimado	Inv. SS	Inv. Fin Objetivo	Diferencia	Excedente/ Faltante real	Observación
Enero	3800	3934	0,04	134	139	3939	139	5	Excedente
Febrero	4264	2564	0,40	150	156	2570	-1694	6	Faltante
Marzo	2800	2924	0,04	99	102	2928	128	4	Excedente
Abril	3700	3618	0,02	130	135	3623	-77	5	Faltante
Mayo	5315	4382	0,18	187	194	4389	-926	7	Faltante
Junio	4200	4188	0,00	148	154	4194	-6	6	Faltante
Julio	5398	4716	0,13	190	197	4723	-675	7	Faltante
Agosto	5746	5871	0,02	203	210	5879	133	8	Excedente
Septiembre	4079	6612	0,62	144	149	6617	2538	5	Excedente

Octubre	8878	5423	0,39	313	325	5435	-3443	12	Faltante
Noviembre	12001	4997	0,58	423	439	5013	-6988	16	Faltante
Diciembre	7600	7039	0,07	268	278	7049	-551	10	Faltante

*Nota.* Se identifica que los excedentes reales se presentan en los meses enero, marzo, agosto, y septiembre.

Se procede a calcular el costo de almacenamiento adicional en el cual se incurre por excedentes. En la Industria Química se almacenan 678 unidades por pallet americano de dimensiones 120\*100cm, el costo de almacenamiento por posición pallet es \$12.50.

**Tabla 23**

*Cálculo costo de almacenamiento adicional Industria Química*

Mes	Excedente real	Unidades Pallet	Pallet adicional	Costo unitario	Costo total
Enero	5	678	1	\$ 12,50	\$ 12,50
Marzo	4	678	1	\$ 12,50	\$ 12,50
Agosto	8	678	1	\$ 12,50	\$ 12,50
Septiembre	5	678	1	\$ 12,50	\$ 12,50
<b>Valor total</b>					<b>\$ 50,00</b>

*Nota.* Como se muestra en la tabla 23, el pago por almacenamiento excedente es \$50.

En la tabla 22 existen ocho periodos con faltantes de inventario, en los cuales el nivel de servicio se ve afectado. El objetivo para el nivel de servicio de la Industria Química es 95%.

**Tabla 24**

*Cálculo nivel de servicio Industria Química*

Mes	Real	Pronóstico	Observación	NS
Febrero	4264	2564	Faltante	60%
Abril	3700	3618	Faltante	98%
Mayo	5315	4382	Faltante	82%
Junio	4200	4188	Faltante	99,7%
Julio	5398	4716	Faltante	87%
Octubre	8878	5423	Faltante	61%
Noviembre	12001	4997	Faltante	42%
Diciembre	7600	7039	Faltante	93%
<b>Nivel de servicio</b>				<b>78%</b>

*Nota.* Con las afectaciones que se muestran en la tabla 24 el nivel de servicio cae al 78%.

En la tabla 25, se presenta el nivel de inventario objetivo que garantice el nivel de servicio de 95%, el lead time de 15 días y el inventario de seguridad que debe mantener la Industria Consumo Masivo, para identificar los excedentes reales y faltantes obtenidos con el modelo de pronóstico aplicado.

**Tabla 25***Cálculo excedentes inventario Industria Consumo Masivo*

Mes	Real	Pronóstico	MAPE	$\delta$ Estimado	Inv. SS	Inv. Fin Objetivo	Diferencia	Excedente/ Faltante real	Observación
Enero	3960	5131	0,30	1171	1358	5318	1358	187	Excedente
Febrero	4656	5769	0,24	1377	1597	5989	1333	220	Excedente
Marzo	7000	6128	0,12	2070	2400	6458	-542	330	Faltante
Abril	5200	5698	0,10	1538	1783	5943	743	245	Excedente
Mayo	10488	5856	0,44	3101	3597	6351	-4137	495	Faltante
Junio	5232	5552	0,06	1547	1794	5799	567	247	Excedente
Julio	3672	5082	0,38	1086	1259	5255	1583	173	Excedente
Agosto	4848	5479	0,13	1434	1662	5708	860	229	Excedente
Septiembre	6000	5862	0,02	1774	2058	6145	145	283	Excedente
Octubre	7500	5708	0,24	2218	2572	6062	-1438	354	Faltante
Noviembre	6800	5898	0,13	2011	2332	6219	-581	321	Faltante
Diciembre	7200	5838	0,19	2129	2469	6178	-1022	340	Faltante

*Nota.* Se identifica que los excedentes reales se presentan en los meses enero, febrero, abril, junio, julio, agosto y septiembre.

Se procede a calcular el costo de almacenamiento adicional en el cual se incurre por excedentes. En la Industria de Consumo Masivo se almacenan 1320 unidades por pallet americano de dimensiones 120\*100cm, el costo de almacenamiento por posición pallet es \$11.60.

**Tabla 26***Cálculo costo de almacenamiento adicional Industria Consumo Masivo*

Mes	Excedente real	Unidades Pallet	Pallet adicional	Costo unitario	Costo total
Enero	187	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
Febrero	220	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
Abril	245	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
Junio	247	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
Julio	173	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
Agosto	229	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
Septiembre	283	1320	1	\$ 11,60	\$ 11,60
				<b>Valor total</b>	<b>\$ 81,20</b>

*Nota.* Como se muestra en la tabla 26, se obtiene el valor de \$81.20 por pago de almacenamiento excedente.

En la tabla 25 existen cuatro periodos con faltantes de inventario, en los cuales el nivel de servicio se ve afectado. El objetivo para el nivel de servicio de la Industria Consumo Masivo es 95%.

**Tabla 27***Cálculo nivel de servicio Industria Consumo Masivo*

Mes	Real	Pronóstico	Observación	NS
Marzo	7000	6128	Faltante	88%
Mayo	10488	5856	Faltante	56%
Octubre	7500	5708	Faltante	76%
Noviembre	6800	5898	Faltante	87%
Diciembre	7200	5838	Faltante	81%
<b>Nivel de servicio</b>				<b>77%</b>

*Nota.* Con las afectaciones que se muestran en la tabla 27 el nivel de servicio cae al 77%.

#### **4.1.3 Diseñar estrategias de mejora en la planificación de la demanda y reducción del impacto en la eficiencia operativa**

Para mejorar la planificación de la demanda y reducir el impacto en la eficiencia operativa se requiere aplicar estrategias en diferentes áreas de la cadena de suministro, como se presenta a continuación:

- **Modelos de pronóstico**

A continuación en la tabla 28, se presentan los ajustes técnicos que se consideran importantes aplicar en la metodología aplicada para obtener valores con mayor precisión:

**Tabla 28***Estrategias para modelación del pronóstico*

Modelo	Factor	Detalle
Modelo SARIMA	Optimizar (pdq)(PDQs)	-Reevaluar los parámetros aplicados. -Incorporar variables explicativas, considerar inputs cualitativos -Actualización continua de los parámetros asignados para ajustar los datos a tiempo en el corto, mediano y largo plazo -Combinar SARIMA y suavización exponencial con otros modelos -Complementar con algoritmos de machine learning. -Captar específicamente los patrones estacionales que presentan altas desviaciones.
Suavización exponencial	Alfa	-Verificar la aplicación con 36 datos históricos -Validar los cambios estructurales recientes, la disrupción del patrón en el último trimestre -Verificar la granularidad del proceso, crear pruebas de análisis semanal, por una posible agregación excesiva en los datos mensuales.

- **Optimización de procesos**

En la tabla 29 se muestran las estrategias que se pueden aplicar en diferentes áreas de la cadena de suministros, con la finalidad de mantener la optimización de los procesos que forman parte de las Industrias analizadas

**Tabla 29***Estrategias para optimización de proceso*

Proceso	Estrategias Cuantitativas	Estrategias Cualitativas	Beneficio
S&OP	-Porcentaje de incremento en venta por promociones y descuentos -Análisis de asertividad, top+10 y top-10	Alineación entre áreas para detectar fluctuaciones futuras.	Actualización continua de datos
Planificación	-Análisis de escenarios optimista, pesimista y línea base -Aplicar modelos estocásticos -Indicadores predictivos	Presentación de riesgos cualitativos Inputs de ventas y marketing Definir SKU como MTS o MTO	Minimización de desabastecimientos Resiliencia ante eventos disruptivos Incorporación de conocimiento tácito Reducción de inventario. Mejora en el nivel de servicio
Producción	-Stock de seguridad y punto de reorden dinámico -Capacidad disponible	Adaptación al cambio. Equipos multidisciplinares Flexibilidad de proveedores	Mejora en el nivel de servicio Incremento de la polivalencia Realismo en los datos Anticipación de cuellos de botella
Ejecución y control	-KPI de desempeño -Ajustes cuantificados	Cultura de responsabilidad	Ciclo de mejora continua

- **Sistema de KPI's para monitoreo**

Es importante realizar el seguimiento a los indicadores de desempeño que se proponen a continuación para la toma de decisiones efectivas.

**Tabla 30***Indicadores clave de desempeño*

Indicador	Definición	Valor esperado
Rotación de inventario	$\frac{\text{Ventas}}{\text{Inventario promedio}}$	>12 vueltas al año
Fill Rate	$\frac{\text{Unidades entregadas}}{\text{Unidades solicitadas}} * 100\%$	>95%
OTIF	$\frac{\text{Entregas a tiempo y completas}}{\text{Total de entregas}} * 100\%$	>95%
Costo Logístico	$\frac{\text{Valor de fletes realizados}}{\text{Valor de ventas realizadas}}$	2.5%
MAPE	Error porcentual absoluto medio	<12%

**4.2 Discusión**

Los valores presentados por pagos de almacenamiento adicional afectan a la eficiencia operativa de las industrias, sin embargo, esta no es la única afectación generada Chase y Jacobs (2018) mencionan que el exceso de inventario también genera complejidad en los procesos de picking, incrementa los tiempos de respuesta en la preparación de pedidos e incrementa la posibilidad de cometer errores.

En los mercados competitivos los excedentes de inventario pueden resultar en pérdida de competitividad por obsolescencia, como lo menciona Porter (2008) la incapacidad de respuesta a las preferencias del cliente por excedentes de inventario resulta en afectaciones

al nivel de servicio por una falsa sensación de seguridad, así como también generan inconformidad en el cliente por posibles productos obsoletos entregados, que repercuten en la buena reputación de la marca y lealtad del cliente (Aaker, 1996).

Por ello las estrategias presentadas contribuyen a mitigar estos impactos, se requiere modificar el modelo de pronóstico aplicado y ajustar los parámetros para obtener una mayor precisión, es importante el trabajo en la optimización de los procesos como se detalla en la tabla 29, debido a que todas las áreas están involucradas en el funcionamiento de la cadena de suministros y mediante el uso de KPI poder determinar el comportamiento que se presenta mensualmente en las industrias, así como garantizar que no existan inventarios obsoletos o faltantes y afectaciones a los clientes por un servicio incompleto o de mala calidad.

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### Conclusiones

- Los modelos matemáticos que se aplicaron en el presente trabajo demuestran que la precisión obtenida no es la esperada, debido a que la demanda presenta comportamientos irregulares que no fueron captados, esto refuerza la importancia de agregar inputs cualitativos que permitan reducir el error o manejen de mejor manera los extremos. Para reducir el impacto de la precisión de los pronósticos en la planificación de la demanda, es importante realizar cambios en la metodología de pronósticos aplicada, así como también en cada uno de los eslabones de la cadena de suministros, creando proceso de S&OP, análisis de la capacidad instalada, stock de seguridad y el monitoreo mediante KPI que permitan realizar el monitoreo constante del comportamiento y prever fluctuaciones de gran magnitud.
- En la Industria Textil se proyectan 602315 unidades de camisetas y las ventas reales fueron de 564319 unidades, en la Industria Química se pronostica 56268 unidades de pintura base agua y ventas reales de 67781 unidades y en la Industria Consumo Masivo se pronostican 68001 unidades de crema lavavajilla y el valor real es 72556 unidades. Estos valores fueron calculados para el periodo enero a diciembre 2024, a nivel general se puede establecer que existe un faltantes y excedentes de inventario para cada caso, sin embargo, en las tablas 19, 22 y 25 en diferentes meses existen excedentes de inventario que repercuten en el pago de valores adicionales por almacenamiento. De igual manera se identificó que el nivel de servicio cae en todos los casos como se puede evidenciar en las tablas 21, 24 y 27 por los faltantes que se presentan. Estos análisis permiten realizar ajustes a los meses que presentan mayor complejidad en el modelo de pronóstico aplicado y evitar el impacto a los eslabones de la cadena de suministros, es importante incorporar a los modelos las estrategias presentadas en la tabla 28, a fin de permitir que los indicadores de desempeño se mantenga y contribuyan al correcto desarrollo de la Industria.
- Mediante el uso de las diferentes fuentes bibliográficas se determina los principales modelos de planificación de la demanda, mismo que se ajuste a la serie de datos y genere el menor valor de error posible. Para una industria textil, el mejor modelo de pronóstico es Suavización Exponencial, el menor valor de MAPE es 0.753 y en base al diagrama boxplot presentado en la figura 11 el modelo de ets1 muestra una alta variabilidad, su mediana se encuentra en (~100%) que puede contribuir a obtener un pronóstico más acertado para la serie de datos analizada de manera especial si se realizan análisis a largo plazo.

- Para la Industria Química el menor valor de MAPE es 1.13 y para la Industria de Consumo Masivo el menor valor de MAPE es 0.346 el mejor modelo utilizado es SARIMA, dado que según lo presentado en la figura 16 y en la figura 20 este modelo destaca por su estabilidad, consistencia y comportamiento predecible, ya que en los dos casos el modelo mantiene un rendimiento constante en los horizontes a mediano plazo, estas características contribuyen en los entornos con alta variabilidad como lo son estas industrias y requieren equilibrio entre precisión y confiabilidad.

## Recomendaciones

- Realizar la proyección a cuatro meses futuros mediante el uso del modelo Holt Winters con la serie de datos de una Industria Textil para identificar los sesgos que se presentan en la serie de datos, ya que según lo visualizado en la figura 11, este modelo podría presentar un comportamiento considerable a corto plazo.
- Aplicar el modelo SARIMA+ con variables explicativas que permitan validar el comportamiento de los datos en la serie de tiempo. En base a los Anexos 3, 4 y 5 se identifica que las series de datos presentan estacionalidad, los cuales en base a la información obtenida pueden ser las siguientes: En la Industria Textil se realizan campañas de promoción en los meses de marzo y abril por “Día de la Madre”, así como también septiembre y octubre se proyectan para “Navidad” y “Fin de año”. En la Industria Química se consideran estacionales los meses de junio al ser verano y agosto que corresponde al mes de la construcción, así como también noviembre donde se realiza la mayor cantidad de promociones por Black Friday, mismo que también se observa en la Industria de Consumo Masivo.
- Aplicar el método promedio móvil simple y determinar la precisión del pronóstico en un corto plazo de un único periodo pronosticado, así como también validar el uso de los modelos SARIMA a periodos de corto plazo, dado que como se muestra en el análisis realizado este modelo presenta un comportamiento constante en horizontes de tiempo más cortos.
- En la metodología aplicada se tomó una muestra de datos de 60 meses, desde el año 2019. En futuras investigaciones se sugiere excluir el periodo 2020, debido a que este año presentó cambios considerables en ventas por pandemia, en el caso de la Industria Textil y la Industria Química las ventas se redujeron; por el contrario, las ventas se incrementaron para la Industria de Consumo Masivo. En las pruebas realizadas al cambiar la muestra a 36 datos históricos el patrón de la demanda de la Industria Textil cambia de demanda errática a demanda suavizada. Y al reducir la muestra a 12 datos históricos el patrón de la demanda de la Industria Consumo Masivo se convierte en errática, por ello se recomienda segmentar los datos por temporadas para realizar un mejor ajuste.
- Realizar el cálculo de asertividad para todos los SKU de las empresas, cuya información permita ser input en reuniones de S&OP para la toma de decisiones efectivas.

## REFERENCIAS

- Aaker, D. (1996). *Building Strong Brands*. The Free Press.
- Alarcón, M. (2009). Calificación del método de pronóstico de torres. *Poliantea*, 1, 27.
- Altamirano, F., y Marín, M. (2022). *PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE UN PRODUCTO CON REDES NEURONALES*.
- Babai, M. Z., Dallery, Y., Boubaker, S., y Kalai, R. (2019). A new method to forecast intermittent demand in the presence of inventory obsolescence. *International Journal of Production Economics*, 209, 30–41.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.01.026>
- Boylan, J., y Syntetos, A. (2021). Front Matter. In *Intermittent Demand Forecasting*. *Intermittent Demand Forecasting*, i–xxiii.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1002/9781119135289.fmatter>
- Bustos Flores, C. E., y Chacón Parra, G. B. (2012). Modelos determinísticos de inventarios para demanda independiente: Un estudio en Venezuela. *Contaduría y Administración*, 57(3), 239–258.  
[https://doi.org/https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0186-10422012000300011&lng=es&nrm=iso&tlng=es](https://doi.org/https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0186-10422012000300011&lng=es&nrm=iso&tlng=es)
- Camacho, H. C., Lorena, K., Espinosa, G., y Monroy, C. A. (2012). *Importancia de la cadena de suministros en las organizaciones*.  
<https://doi.org/https://www.liderempresarial.com/num115/13.php>
- Chase, R., y Jacobs, R. (2018). *Operations and Supply Chain Management\_1*.
- FUNDAMENTOS DE GESTIÓN DE INVENTARIOS (2005).
- Gómez Aparicio, J. Miguel. (2013). *Gestión logística y comercial*. McGraw-Hill/Interamericana de España.
- Green, K. C., y Armstrong, J. S. (2015). Simple versus complex forecasting: The evidence. *Journal of Business Research*, 68(8), 1678–1685.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.03.026>
- Hernández-Sampieri, R., y Mendoza, C. (2018). *METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN: LAS RUTAS CUANTITATIVA, CUALITATIVA Y MIXTA*. McGRAW-HILL.
- Hyndman, R. J., y Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688.  
<https://doi.org/10.1016/J.IJFORECAST.2006.03.001>
- Iván Aguilera, C. C. (2000). UN ENFOQUE GERENCIAL DE LA TEORÍA DE LAS RESTRICCIONES. *Estudios Gerenciales*, 1, 18.
- Julio, C., Holguín, V., y Valle, D. (2005). *FUNDAMENTOS DE GESTIÓN DE INVENTARIOS* (3rd ed.). Universidad del Valle.

- Khan, M. A., Saqib, S., Alyas, T., Ur Rehman, A., Saeed, Y., Zeb, A., Zareei, M., & Mohamed, E. M. (2020). Effective Demand Forecasting Model Using Business Intelligence Empowered with Machine Learning. *IEEE Access*, 8, 116013–116023. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3003790>
- Krajewski, L. J., Ritzman, L. P., Malhotra, M. K. *Administración de operaciones: procesos y cadenas de valor*. Pearson Educación.
- Krispin, R. (2025). *TSstudio: Tools for time series analysis and forecasting*. <https://doi.org/https://github.com/RamiKrispin/TSstudio>
- López, R. (2014). *Logística de aprovisionamiento* (Parainfo). [https://doi.org/https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=KhlfAwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA64&dq=Log%C3%ADstica+de+aprovisionamiento&ots=Ta\\_2\\_jnVNk&sig=m\\_ak9pO4NEZQoec6VJ34CJBM1Lc#v=onepage&q=Log%C3%ADstica%20de%20aprovisionamiento&f=false](https://doi.org/https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=KhlfAwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA64&dq=Log%C3%ADstica+de+aprovisionamiento&ots=Ta_2_jnVNk&sig=m_ak9pO4NEZQoec6VJ34CJBM1Lc#v=onepage&q=Log%C3%ADstica%20de%20aprovisionamiento&f=false)
- Marín, A. (2023). *Teoría general de sistemas (TGS) - Qué es, definición y concepto*. <https://doi.org/https://economipedia.com/definiciones/teoria-general-de-sistemas-tgs.html>
- Matiz, F., Castro, L., y Bustos, Y. (2023). *PROPUESTA DE MEJORA EN EL PROCESO DE PLANEACIÓN DE LA DEMANDA BAJO LA HERRAMIENTA SOP EN UN LABORATORIO FARMACEUTICO* [Tesis de Posgrado, Universidad ECCI]. <https://doi.org/https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/21668/1/UPS-GT003569.pdf>
- Mohibul, I., y Arakawa, M. (2020). Rolling Planning Method for Logistic System for Controlling Inventory and Stock-out Under Unsteady. *IOP SCIENCE*. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/947/1/012001>
- Montgomery, D., Jennings, C., y Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*.
- Murali, C. S., y Prabukarthi, A. (2020). Productivity improvement in furniture industry using lean tools and process simulation. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 30(2). <https://doi.org/10.1504/IJPQM.2020.107812>
- Porter, M. (2008). *Competitive Strategy*.
- Potter, K. (2024). Cadenas de suministro resilientes y colaborativas en un mundo pospandémico: un enfoque en mitigar los riesgos y mejorar la productividad. *Easy Chair*. <https://doi.org/www.onlinedoctranslator.com>
- Rodríguez, M. (2022). *MEJORA EN LA PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA PARA UNA EMPRESA CERVECERA* [Tesis de grado, Pontificia Universidad Católica del Perú]. <https://doi.org/http://hdl.handle.net/20.500.12404/22590>

- Serna, E. (2021). *Desarrollo e Innovación en Ingeniería. I*, 277–291.  
<https://doi.org/10.5281/zenodo.5513899>
- Seyedan, M., y Mafakheri, F. (2020). Predictive big data analytics for supply chain demand forecasting: methods, applications, and research opportunities. *Journal of Big Data*, 7(1).  
<https://doi.org/10.1186/s40537-020-00329-2>
- Silver, E., y Peterson, R. (1985). *Decision Systems for Inventory Management and Production Planning: Vol. II*. Sons.
- Tanaka, M., Bloom, N., David, J. M., & Koga, M. (2020). Firm performance and macro forecast accuracy. *Journal of Monetary Economics*, 114, 26–41.  
<https://doi.org/10.1016/J.JMONECO.2019.02.008>
- Villarreal, D. F. (2016). “*Introducción a los Modelos de Pronósticos.*”
- Wolfinger, D., Gansterer, M., Doerner, K. F., y  
Popper, N. (2023). A Large Neighbourhood Search Metaheuristic for the Contagious Disease Testing Problem. *European Journal of Operational Research*, 304(1), 169–182.  
<https://doi.org/10.1016/J.EJOR.2021.10.028>

## ANEXOS

### Anexo A Certificado del abstract por parte de idiomas.



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA ESTATAL DEL CARCHI FOREIGN  
AND NATIVE LANGUAGES CENTER

ABSTRACT- EVALUATION SHEET				
<b>NAME:</b> Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa <b>DATE:</b> Lunes, 15 de septiembre de 2025 <b>Topic:</b> "Modelos de planificación de demanda para la eficiencia operativa en la cadena de suministros" <b>MARKS AWARDED</b> <span style="float: right;"><b>QUANTITATIVE AND QUALITATIVE</b></span>				
VOCABULARY AND WORD USE	Use new learnt vocabulary and precise words related to the topic	Use a little new vocabulary and some appropriate words related to the topic	Use basic vocabulary and simplistic words related to the topic	Limited vocabulary and inadequate words related to the topic
	EXCELLENT: 2 <input type="checkbox"/>	GOOD: 1,5 <input type="checkbox"/>	AVERAGE: 1 <input type="checkbox"/>	LIMITED: 0,5 <input type="checkbox"/>
WRITING COHESION	Clear and logical progression of ideas and supporting paragraphs.	Adequate progression of ideas and supporting paragraphs.	Some progression of ideas and supporting paragraphs.	Inadequate ideas and supporting paragraphs.
	EXCELLENT: 2 <input type="checkbox"/>	GOOD: 1,5 <input type="checkbox"/>	AVERAGE: 1 <input type="checkbox"/>	LIMITED: 0,5 <input type="checkbox"/>
ARGUMENT	The message has been communicated very well and identify the type of text	The message has been communicated appropriately and identify the type of text	Some of the message has been communicated and the type of text is little confusing	The message hasn't been communicated and the type of text is inadequate
	EXCELLENT: 2 <input type="checkbox"/>	GOOD: 1,5 <input type="checkbox"/>	AVERAGE: 1 <input type="checkbox"/>	LIMITED: 0,5 <input type="checkbox"/>
CREATIVITY	Outstanding flow of ideas and events	Good flow of ideas and events	Average flow of ideas and events	Poor flow of ideas and events
	EXCELLENT: 2 <input type="checkbox"/>	GOOD: 1,5 <input type="checkbox"/>	AVERAGE: 1 <input type="checkbox"/>	LIMITED: 0,5 <input type="checkbox"/>
SCIENTIFIC SUSTAINABILITY	Reasonable, specific and supportable opinion or thesis statement	Minor errors when supporting the thesis statement	Some errors when supporting the thesis statement	Lots of errors when supporting the thesis statement
	EXCELLENT: 2 <input type="checkbox"/>	GOOD: 1,5 <input type="checkbox"/>	AVERAGE: 1 <input type="checkbox"/>	LIMITED: 0,5 <input type="checkbox"/>
TOTAL/AVERAGE	9 - 10: EXCELLENT 7 - 8,9: GOOD 5 - 6,9: AVERAGE 0 - 4,9: LIMITED		TOTAL 9	



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA ESTATAL DEL  
CARCHI- FOREIGN AND NATIVE LANGUAGES  
CENTER**

**Informe sobre el Abstract de Artículo Científico  
o Investigación.**

**Autor:** Eliana Francisca Ramírez Guanoluisa

**Fecha de recepción del abstract:** Lunes, 15 de septiembre de 2025

**Fecha de entrega del informe:** Lunes, 15 de septiembre de 2025

El presente informe validará la traducción del idioma español al inglés si alcanza un porcentaje de: 9 – 10 Excelente.

Si la traducción no está dentro de los parámetros de 9 – 10, el autor deberá realizar las observaciones presentadas en el ABSTRACT, para su posterior presentación y aprobación.

**Observaciones:**

Después de realizar la revisión del presente abstract, éste presenta una apropiada traducción sobre el tema planteado en el idioma Inglés. Según la rúbrica de evaluación de la traducción en Inglés, ésta alcanza un valor de 9; por lo cual se valida dicho trabajo.

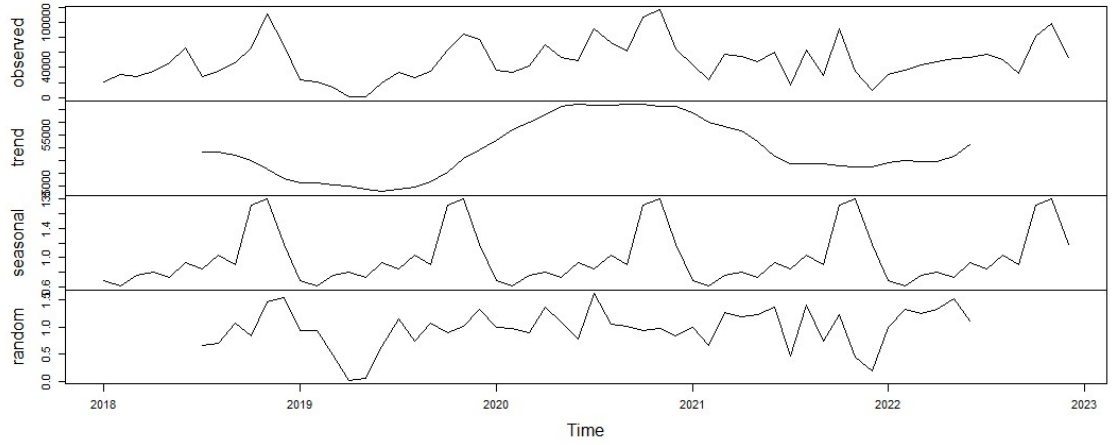
Atentamente



MA. Martha Viveros  
Docente responsable del  
CIDEN

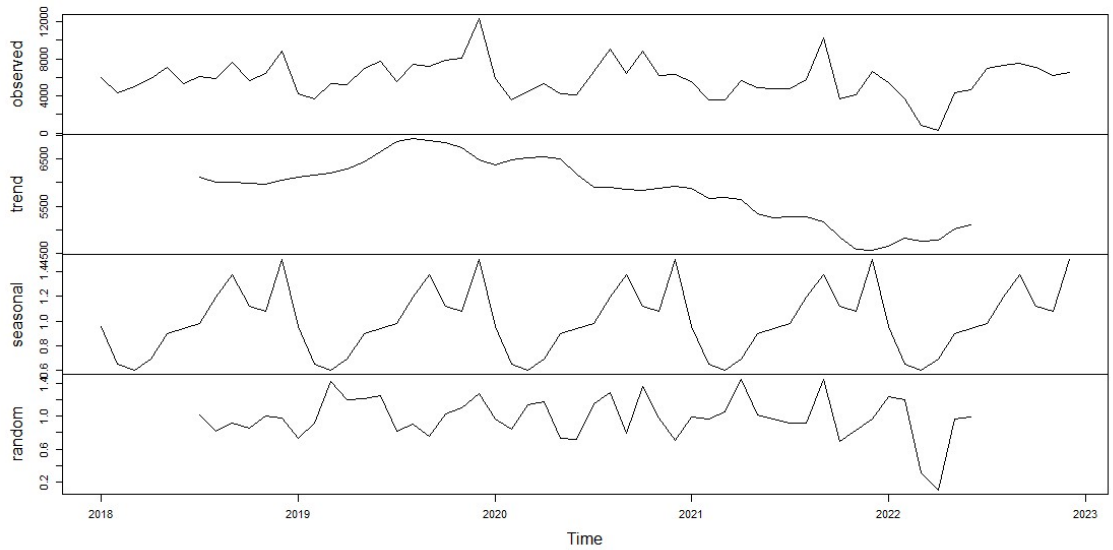
## Anexo B Estacionalidad, tendencia y aleatoriedad Industria Textil

Decomposition of multiplicative time series



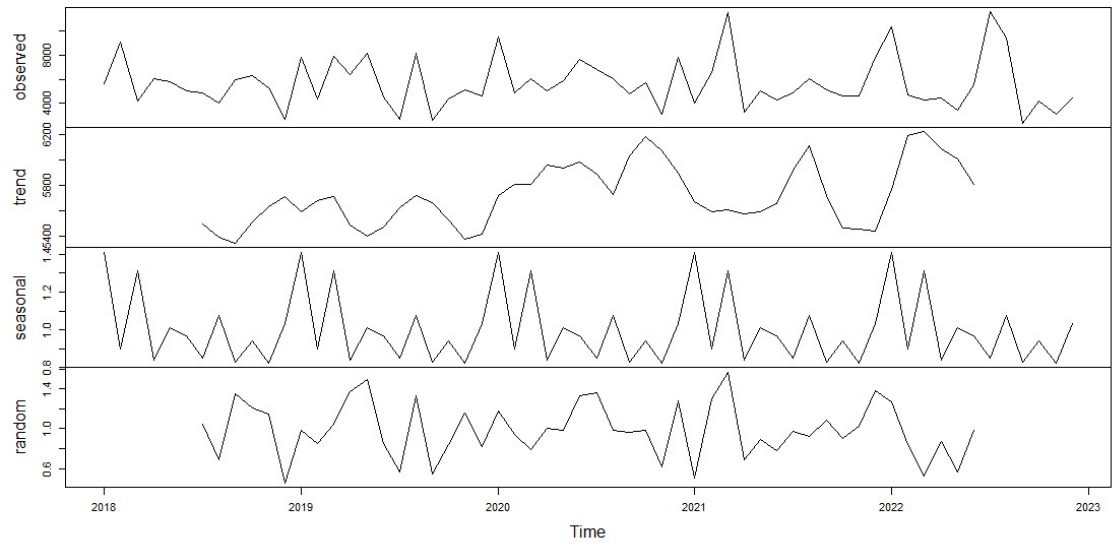
## Anexo C Estacionalidad, tendencia y aleatoriedad Industria Química

Decomposition of multiplicative time series



## Anexo D Estacionalidad, tendencia y aleatoriedad Industria Consumo Masivo

Decomposition of multiplicative time series



**Anexo E** Cálculo de sesgo porcentual medio Industria Textil

Mes	PRONÓSTICO					RESIDUOS			
	Real	Suav. Exp	Holt W	Red Neuronal	Regresión Lineal	Suav. Exp	Holt W	Red Neuronal	Regresión Lineal
Enero	49562	31183	59413	34728	36974	18379	-9851	14834	12588
Febrero	23858	30863	52207	41139	35437	-7005	-28349	-17281	-11579
Marzo	27086	37145	58317	59620	42628	-10059	-31231	-32534	-15542
Abril	39515	45880	56771	65567	47705	-6365	-17256	-26052	-8190
Mayo	43532	43181	48937	68358	46152	351	-5405	-24826	-2620
Junio	29641	50238	47938	68037	55935	-20597	-18297	-38396	-26294
Julio	50038	50502	41350	68274	51393	-464	8688	-18236	-1355
Agosto	53234	46230	46208	67623	55919	7004	7026	-14389	-2685
Septiembre	43825	41989	27991	59760	46962	1836	15834	-15935	-3137
Octubre	80990	74214	79810	69084	87791	6776	1180	11906	-6801
Noviembre	64983	90084	78974	75316	95083	-25101	-13991	-10333	-30100
Diciembre	58055	60806	43184	69666	61135	-2751	14871	-11611	-3080
					<b>Sesgo medio</b>	<b>-3166,33</b>	<b>-6398,42</b>	<b>-15237,75</b>	<b>-8232,92</b>
					<b>Sumatoria real</b>	<b>514757</b>	<b>514757</b>	<b>514757</b>	<b>514757</b>
					<b>Sesgo porcentual medio</b>	<b>-7,38%</b>	<b>-14,92%</b>	<b>-35,52%</b>	<b>-19,19%</b>

**Anexo F** Cálculo de sesgo porcentual medio Industria Consumo Masivo

Mes	PRONÓSTICO						RESIDUOS						
	Real	SARIMA	Holt W.	Red N.	Regresión Lineal	Arima1	Suav. Exp	SARIMA	Holt W	Red N.	Regresión Lineal	Arima 1	Suav. Exp
Enero	3960	5131	8294	8345	7662	3979	5682	-1171	-4334	-4385	-3702	-19	-1722
Febrero	4656	5769	5199	7575	6093	3863	5682	-1113	-543	-2919	-1437	793	-1026
Marzo	7000	6128	7213	8697	6990	4074	5682	872	-213	-1697	10	2926	1318
Abril	5200	5698	4830	2860	5205	3982	5682	-498	370	2340	-5	1218	-482
Mayo	10488	5856	5414	4218	5853	3972	5682	4632	5074	6270	4635	6516	4806
Junio	5232	5552	5472	4589	5598	4005	5682	-320	-240	643	-366	1227	-450
Julio	3672	5082	7755	5414	6357	3989	5682	-1410	-4083	-1742	-2685	-317	-2010
Agosto	4848	5479	7488	7311	6962	3989	5682	-631	-2640	-2463	-2114	859	-834
Septiembre	6000	5862	4070	8138	4355	3994	5682	138	1930	-2138	1645	2006	318
Octubre	7500	5708	4986	5681	5238	3991	5682	1792	2514	1819	2262	3509	1818
Noviembre	6800	5898	4085	4190	4431	3992	5682	902	2715	2610	2369	2808	1118
Diciembre	7200	5838	5628	5385	5646	3992	5682	1362	1572	1815	1554	3208	1518
							<b>Sesgo medio</b>	<b>379,58</b>	<b>176,83</b>	<b>12,75</b>	<b>180,50</b>	<b>2061,17</b>	<b>364,33</b>
							<b>Sumatoria real</b>	<b>72556</b>	<b>72556</b>	<b>72556</b>	<b>72556</b>	<b>72556</b>	<b>72556</b>
							<b>Sesgo porcentual medio</b>	<b>6,28%</b>	<b>2,92%</b>	<b>0,21%</b>	<b>2,99%</b>	<b>34,09%</b>	<b>6,03%</b>

**Anexo G** Cálculo de sesgo porcentual medio Industria Química

PRONÓSTICO							RESIDUOS						
Mes	Real	SARIMA	Holt Winters	Red N.	Regresión Lineal	Arima1	Suavización Exponencial	SARIMA	Holt Winters	Red Neuronal	Regresión Lineal	Arima 1	Suav. Exp
Enero	3800	3934	8294	8345	7663	3979	5681	-134	-4494	-4545	-3863	-179	-1881
Febrero	4264	2564	5199	7575	6093	3863	5681	1700	-935	-3311	-1829	401	-1417
Marzo	2800	2924	7213	8697	6991	4074	5681	-124	-4413	-5897	-4191	-1274	-2881
Abril	3700	3618	4830	2860	5205	3982	5681	82	-1130	840	-1505	-282	-1981
Mayo	5315	4382	5414	4218	5853	3973	5681	933	-99	1097	-538	1342	-366
Junio	4200	4188	5472	4589	5599	4006	5681	12	-1272	-389	-1399	194	-1481
Julio	5398	4716	7755	5414	6357	3989	5681	682	-2357	-16	-959	1409	-283
Agosto	5746	5871	7488	7311	6962	3989	5681	-125	-1742	-1565	-1216	1757	65
Septiembre	4079	6612	4070	8138	4355	3994	5681	-2533	9	-4059	-276	85	-1602
Octubre	8878	5423	4986	5681	5239	3991	5681	3455	3892	3197	3639	4887	3197
Noviembre	12001	4997	4085	4190	4432	3992	5681	7004	7916	7811	7569	8009	6320
Diciembre	7600	7039	5628	5385	5647	3992	5681	561	1972	2215	1953	3608	1919
							<b>Sesgo medio</b>	<b>959,42</b>	<b>-221,08</b>	<b>-385,17</b>	<b>-217,92</b>	<b>1663,08</b>	<b>-32,58</b>
							<b>Sumatoria real</b>	<b>67781</b>	<b>67781</b>	<b>67781</b>	<b>67781</b>	<b>67781</b>	<b>67781</b>
							<b>Sesgo porcentual medio</b>	<b>16,99%</b>	<b>-3,91%</b>	<b>-6,82%</b>	<b>-3,86%</b>	<b>29,44%</b>	<b>-0,58%</b>

## Anexo H Tabla de distribución normal estándar

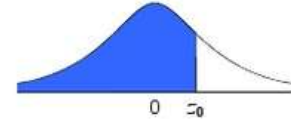
### Probabilidad acumulada inferior para distribución normal N(0,1)

[www.vaxasoftware.com](http://www.vaxasoftware.com)

$\mu$  = Media

$\sigma$  = Desviación típica

$$P(z \leq z_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{z_0} e^{-\frac{z^2}{2}} dz$$



Tipificación:  $z_0 = \frac{x - \mu}{\sigma}$

$z_0$	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09	$z_0$
<b>0,0</b>	0,5000	0,5040	0,5080	0,5120	0,5160	0,5199	0,5239	0,5279	0,5319	0,5359	<b>0,0</b>
<b>0,1</b>	0,5398	0,5438	0,5478	0,5517	0,5557	0,5596	0,5636	0,5675	0,5714	0,5753	<b>0,1</b>
<b>0,2</b>	0,5793	0,5832	0,5871	0,5910	0,5948	0,5987	0,6026	0,6064	0,6103	0,6141	<b>0,2</b>
<b>0,3</b>	0,6179	0,6217	0,6255	0,6293	0,6331	0,6368	0,6406	0,6443	0,6480	0,6517	<b>0,3</b>
<b>0,4</b>	0,6554	0,6591	0,6628	0,6664	0,6700	0,6736	0,6772	0,6808	0,6844	0,6879	<b>0,4</b>
<b>0,5</b>	0,6915	0,6950	0,6985	0,7019	0,7054	0,7088	0,7123	0,7157	0,7190	0,7224	<b>0,5</b>
<b>0,6</b>	0,7257	0,7291	0,7324	0,7357	0,7389	0,7422	0,7454	0,7486	0,7517	0,7549	<b>0,6</b>
<b>0,7</b>	0,7580	0,7611	0,7642	0,7673	0,7704	0,7734	0,7764	0,7794	0,7823	0,7852	<b>0,7</b>
<b>0,8</b>	0,7881	0,7910	0,7939	0,7967	0,7995	0,8023	0,8051	0,8078	0,8106	0,8133	<b>0,8</b>
<b>0,9</b>	0,8159	0,8186	0,8212	0,8238	0,8264	0,8289	0,8315	0,8340	0,8365	0,8389	<b>0,9</b>
<b>1,0</b>	0,8413	0,8438	0,8461	0,8485	0,8508	0,8531	0,8554	0,8577	0,8599	0,8621	<b>1,0</b>
<b>1,1</b>	0,8643	0,8665	0,8686	0,8708	0,8729	0,8749	0,8770	0,8790	0,8810	0,8830	<b>1,1</b>
<b>1,2</b>	0,8849	0,8869	0,8888	0,8907	0,8925	0,8944	0,8962	0,8980	0,8997	0,9015	<b>1,2</b>
<b>1,3</b>	0,9032	0,9049	0,9066	0,9082	0,9099	0,9115	0,9131	0,9147	0,9162	0,9177	<b>1,3</b>
<b>1,4</b>	0,9192	0,9207	0,9222	0,9236	0,9251	0,9265	0,9279	0,9292	0,9306	0,9319	<b>1,4</b>
<b>1,5</b>	0,9332	0,9345	0,9357	0,9370	0,9382	0,9394	0,9406	0,9418	0,9429	0,9441	<b>1,5</b>
<b>1,6</b>	0,9452	0,9463	0,9474	0,9484	0,9495	0,9505	0,9515	0,9525	0,9535	0,9545	<b>1,6</b>
<b>1,7</b>	0,9554	0,9564	0,9573	0,9582	0,9591	0,9599	0,9608	0,9616	0,9625	0,9633	<b>1,7</b>
<b>1,8</b>	0,9641	0,9649	0,9656	0,9664	0,9671	0,9678	0,9686	0,9693	0,9699	0,9706	<b>1,8</b>
<b>1,9</b>	0,9713	0,9719	0,9726	0,9732	0,9738	0,9744	0,9750	0,9756	0,9761	0,9767	<b>1,9</b>
<b>2,0</b>	0,9772	0,9778	0,9783	0,9788	0,9793	0,9798	0,9803	0,9808	0,9812	0,9817	<b>2,0</b>
<b>2,1</b>	0,9821	0,9826	0,9830	0,9834	0,9838	0,9842	0,9846	0,9850	0,9854	0,9857	<b>2,1</b>
<b>2,2</b>	0,9861	0,9864	0,9868	0,9871	0,9875	0,9878	0,9881	0,9884	0,9887	0,9890	<b>2,2</b>
<b>2,3</b>	0,9893	0,9896	0,9898	0,9901	0,9904	0,9906	0,9909	0,9911	0,9913	0,9916	<b>2,3</b>
<b>2,4</b>	0,9918	0,9920	0,9922	0,9925	0,9927	0,9929	0,9931	0,9932	0,9934	0,9936	<b>2,4</b>
<b>2,5</b>	0,9938	0,9940	0,9941	0,9943	0,9945	0,9946	0,9948	0,9949	0,9951	0,9952	<b>2,5</b>
<b>2,6</b>	0,9953	0,9955	0,9956	0,9957	0,9959	0,9960	0,9961	0,9962	0,9963	0,9964	<b>2,6</b>
<b>2,7</b>	0,9965	0,9966	0,9967	0,9968	0,9969	0,9970	0,9971	0,9972	0,9973	0,9974	<b>2,7</b>
<b>2,8</b>	0,9974	0,9975	0,9976	0,9977	0,9977	0,9978	0,9979	0,9979	0,9980	0,9981	<b>2,8</b>
<b>2,9</b>	0,9981	0,9982	0,9982	0,9983	0,9984	0,9984	0,9985	0,9985	0,9986	0,9986	<b>2,9</b>
<b>3,0</b>	0,99865	0,99869	0,99874	0,99878	0,99882	0,99886	0,99889	0,99893	0,99896	0,99900	<b>3,0</b>
<b>3,1</b>	0,99903	0,99906	0,99910	0,99913	0,99916	0,99918	0,99921	0,99924	0,99926	0,99929	<b>3,1</b>
<b>3,2</b>	0,99931	0,99934	0,99936	0,99938	0,99940	0,99942	0,99944	0,99946	0,99948	0,99950	<b>3,2</b>
<b>3,3</b>	0,99952	0,99953	0,99955	0,99957	0,99958	0,99960	0,99961	0,99962	0,99964	0,99965	<b>3,3</b>
<b>3,4</b>	0,99966	0,99968	0,99969	0,99970	0,99971	0,99972	0,99973	0,99974	0,99975	0,99976	<b>3,4</b>
<b>3,5</b>	0,99977	0,99978	0,99978	0,99979	0,99980	0,99981	0,99981	0,99982	0,99983	0,99983	<b>3,5</b>
<b>3,6</b>	0,99984	0,99985	0,99985	0,99986	0,99986	0,99987	0,99987	0,99988	0,99988	0,99989	<b>3,6</b>
<b>3,7</b>	0,99989	0,99990	0,99990	0,99990	0,99991	0,99991	0,99992	0,99992	0,99992	0,99992	<b>3,7</b>
<b>3,8</b>	0,99993	0,99993	0,99993	0,99994	0,99994	0,99994	0,99994	0,99995	0,99995	0,99995	<b>3,8</b>
<b>3,9</b>	0,99995	0,99995	0,99996	0,99996	0,99996	0,99996	0,99996	0,99996	0,99997	0,99997	<b>3,9</b>

$1-\alpha$	90%	92%	94%	95%	96%	97%	98%	99%
$\alpha$	10%	8%	6%	5%	4%	3%	2%	1%
$z_{\alpha/2}$	1,645	1,751	1,881	1,960	2,054	2,170	2,326	2,576
$z_{\alpha}$	1,282	1,405	1,555	1,645	1,751	1,881	2,054	2,326

Siendo:

$1-\alpha$  = Nivel de confianza

$\alpha$  = Nivel de significación

[www.vaxasoftware.com](http://www.vaxasoftware.com)