

Universidad de Lima
Facultad de Ingeniería
Carrera de Ingeniería Industrial



OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE ABASTECIMIENTO PARA MEJORAR LA EXACTITUD DEL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA EN UNA EMPRESA DEL SECTOR INDUSTRIAL DE PLÁSTICOS

Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero Industrial

Artículo Científico

Fernando Jaime Olivares Escobar

Código 20182989

Nicole Kaory Perez Huarcaya

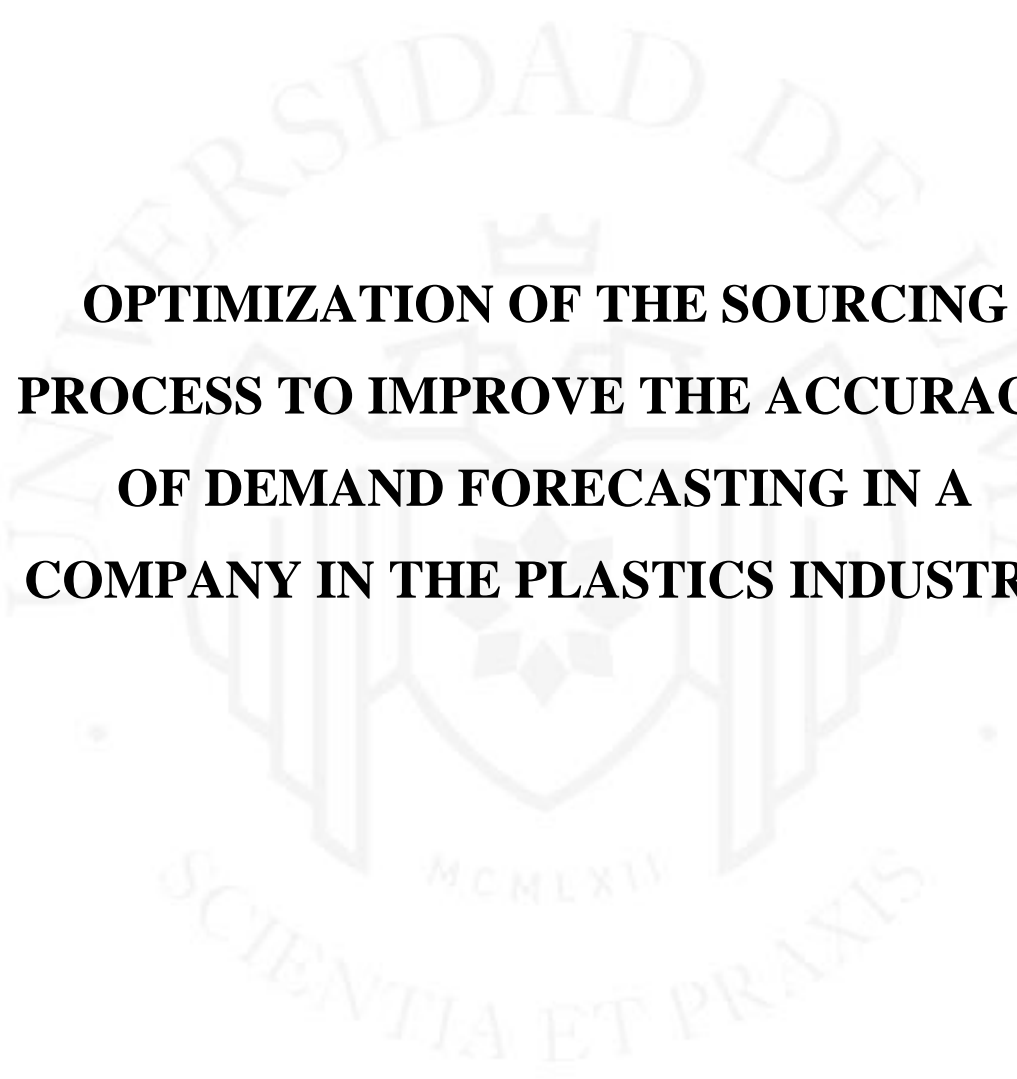
Código 20183059

Asesor

José Antonio Taquía Gutiérrez

Lima – Perú

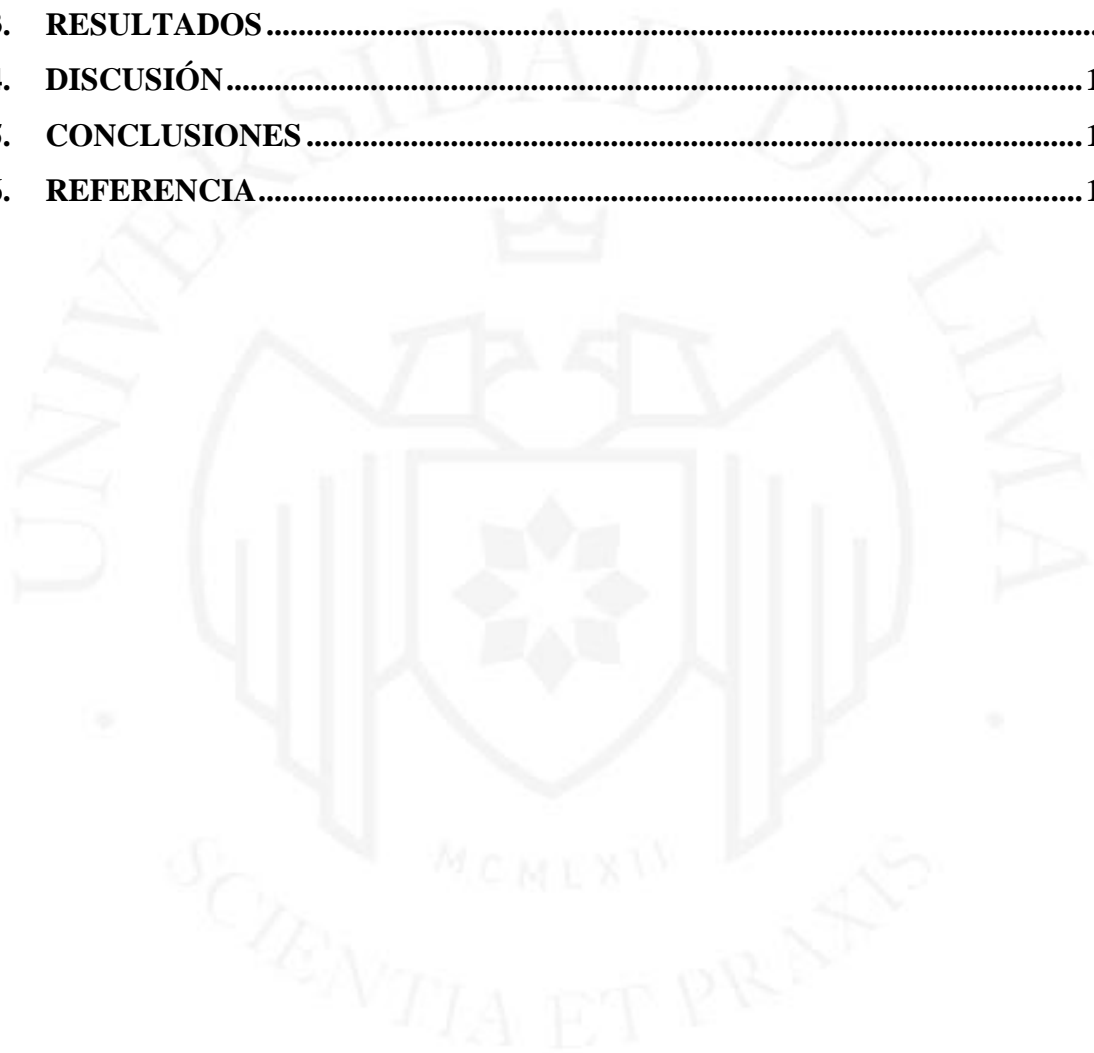
Junio de 2025



**OPTIMIZATION OF THE SOURCING
PROCESS TO IMPROVE THE ACCURACY
OF DEMAND FORECASTING IN A
COMPANY IN THE PLASTICS INDUSTRY**

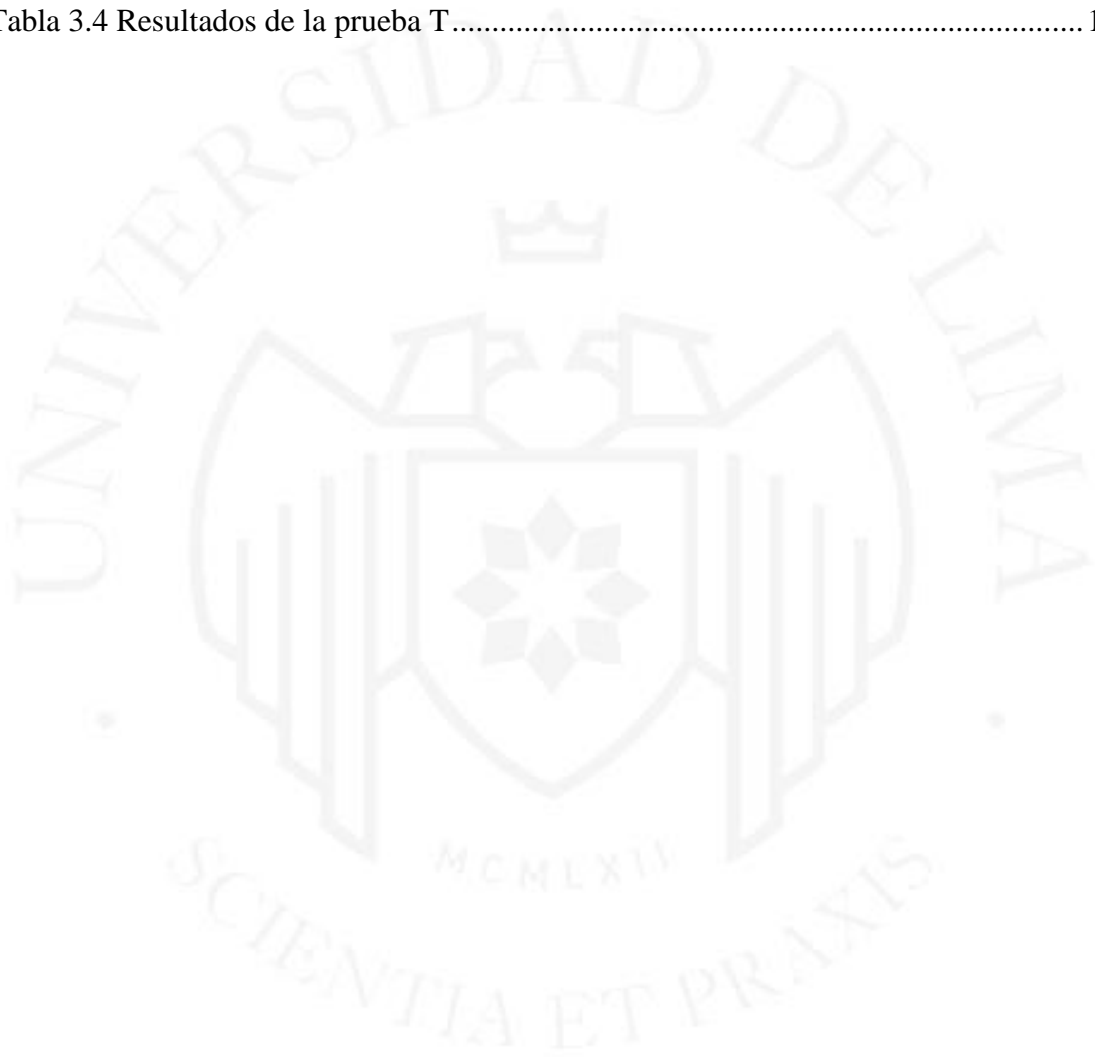
TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	vii
ABSTRACT.....	viii
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. METODOLOGÍA.....	4
3. RESULTADOS	8
4. DISCUSIÓN.....	13
5. CONCLUSIONES.....	14
6. REFERENCIA.....	16



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1 Distribución del error porcentual absoluto entre el 31/12/2022 y el 31/07/2023.....	9
Tabla 3.2 Parámetros y valores para la mejora de la gestión de inventarios	10
Tabla 3.3 Parámetros de la media pareada en Minitab	13
Tabla 3.4 Resultados de la prueba T.....	13



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Etapas de la investigación	7
Figura 3.2 Pronóstico de la demanda de los siguientes 7 meses.....	8
Figura 3.3 Comparación de los ingresos medios en miles de dólares	10
Figura 3.4 Diagrama del modelo propuesto en el programa Arena Simulation	12



RESUMEN

Actualmente, muchas empresas del sector industrial de productos de plásticos se enfrentan al reto de manejar su inventario de manera eficiente ante una demanda cada vez más fluctuante. Este estudio se centra en una empresa peruana fabricante de plásticos, con el objetivo de optimizar el abastecimiento para mejorar la exactitud de la demanda y aumentar la rentabilidad mediante el uso de técnicas avanzadas de pronóstico y simulación a través del software Arena.

Para ello, se implementaron parámetros logísticos clave, como el punto de reorden y el tiempo de entrega (lead time), y se evaluaron dos escenarios: uno basado en datos de demanda histórica y otro incorporando una demanda pronosticada junto con los parámetros establecidos.

Los resultados muestran que después de utilizar el método de previsión Holt-Winters e implementar un plan de gestión bien definido, los ingresos totales aumentaron significativamente en un 28,29%.

Palabras Clave: Gestión de la demanda, Gestión de inventarios, Series de tiempo, Simulación.

ABSTRACT

Currently, many companies in the industrial plastic products sector face the challenge of managing their inventory efficiently in the face of increasingly fluctuating demand. This study focuses on a Peruvian plastic manufacturing company, aiming to optimize supply management to improve demand forecast accuracy and increase profitability through the use of advanced forecasting and simulation techniques using Arena software.

To achieve this, key logistics parameters such as the reorder point and lead time were implemented, and two scenarios were evaluated: one based on historical demand data and another incorporating forecasted demand along with the established parameters.

The results show that after applying the Holt-Winters forecasting method and implementing a well-defined management plan, total revenues increased significantly by 28.29%.

Keywords: Demand Management, Inventory Management, Time Series, Simulation.

1. INTRODUCCIÓN

Las empresas manufactureras requieren de una previsión de la demanda para la toma de decisiones operativas y estratégicas, ya que tienden a tener múltiples canales de distribución y una variedad de gama de productos destinados a varios sectores del mercado (Huber & Stuckenschmidt, 2020). Por ello, la toma de decisiones sin respaldo ni fundamentos puede generar desventajas competitivas en las empresas. En caso de una predicción incorrecta, puede afectar significativamente la participación en los ingresos, las estrategias de distribución y producción, el valor entregado a los accionistas, relación con los clientes, además de afectar negativamente la imagen de la empresa.

Desde la pandemia, muchas empresas industriales se vieron obligadas a adaptar sus modelos de producción y distribución, incorporando canales digitales e incrementando su capacidad de respuesta ante variaciones de la demanda. En este contexto, la gestión eficiente del inventario se volvió clave para garantizar altos niveles de servicio, la continuidad operativa y responder oportunamente a los cambios del mercado, específicamente en sectores donde la estacionalidad y volatilidad son frecuentes. Un indicador principal en este proceso es el fill rate, el cual permite evaluar qué porcentaje de la demanda puede quedar satisfecha sin generar retrasos ni faltantes de stock. Esto a su vez, representa un mayor reto en el entorno industrial, debido a la complejidad de los procesos productivos, la necesidad de mantener estándares de calidad, la alta inversión en materia prima y tiempos de entrega específicos (Lalou et al., 2020). Asimismo, con la llegada del COVID-19, incrementó significativamente la incertidumbre en la predicción de la demanda lo que hizo aún más necesario contar con modelos de pronósticos confiables y sustentables (Güven et al., 2021).

El pronóstico de la demanda en sectores industriales permite que las empresas puedan planificar con anticipación sus niveles de producción, coordinar la cadena de suministro, optimizar el uso de recursos y minimizar los costos de almacenamiento. Además, estas decisiones son influenciadas por factores internos y externos como los precios de materias primas, estacionalidad, variabilidad de mercados y demandas específicas de los clientes. (Ma & Fildes, 2021).

Un pronóstico erróneo de la demanda industrial puede tener consecuencias críticas. Por un lado, si la demanda real es menor a la esperada, la empresa puede incurrir en

sobreproducción, trayendo consigo altos costos de almacenamiento y obsolescencia de inventario. Por otra parte, si la demanda supera la capacidad de respuesta de la empresa, se enfrentará a problemas de desabastecimiento, posible incumplimiento de contratos, deterioro de la imagen y pérdidas de ventas (Muqodas & Kusuma, 2021). Un correcto sistema de previsión permite simular distintos escenarios de producción, evaluar nuevas líneas de productos y definir programas de mejora continua en la cadena de suministro (Ma & Fildes, 2021) ya su vez permite planificar la demanda de ventas requerida para proporcionar el stock necesario y tratar con el número esperado de clientes (Panay et al., 2021).

Muchas empresas aprovechan sus datos históricos de producción y ventas para integrar sistemas inteligentes que respalden una gestión avanzada de inventarios. Estos sistemas ayudan a identificar patrones, anticipar cambios en la demanda y optimizar la planificación operativa (Benhamida et al., 2021). Actualmente, existen múltiples métodos aplicables para el pronóstico de demanda en la industria como: métodos estadísticos, algoritmos de machine learning como random forest(RF), k-nearest neighbors(KNN), suavización exponencial, modelos de regresión múltiple, redes neuronales y entre otros. Estas herramientas se han ido incluyendo cada vez más en el entorno industrial para responder con mayor flexibilidad y precisión a los cambios del mercado.

En los últimos años, la creciente necesidad de contar con pronósticos precisos de demanda ha motivado el desarrollo y aplicación de diversos modelos cuantitativos, especialmente en el sector industrial con demanda estacional o variable. A continuación, se presentan estudios recientes que analizan distintos enfoques para el pronóstico de la demanda y sus niveles de desempeño.

Diversos estudios han identificado el uso de técnicas avanzadas de aprendizaje automático para la mejora de precisión de demanda en sectores con patrones de consumo irregular. Por ejemplo, en un estudio realizado en Turquía se aplicaron los modelos de: Random Forest (RF) y k-Nearest Neighbors (KNN), para pronosticar la demanda intermitente de ropa mayorista donde se usó 28 variables diferentes para aumentar precisión del modelo. La evaluación del rendimiento se utilizó el error cuadrático medio (RMSE), obteniendo como resultado que el método RF superó en desempeño al método KNN (Güven et al., 2021). De forma complementaria, en un trabajo presentado en Indonesia, se comparó

diversos enfoques como KNN, Generalized Linear Model (GLM) y Support Vector Regression (SVR) para pronosticar las ventas futuras en función de datos de escenario de promoción con el principal objetivo de descubrir el mejor algoritmo ya su vez el modelo adecuado para pronosticar ventas futuras. Los resultados demostraron que K-NN obtuvo la mayor capacidad de correlación, mientras que GLM fue un mal predictor de la demanda en comparación con los otros métodos y GLM presentó limitaciones significativas al predecir (Muqodas & Kusuma, 2021).

Por otro lado, el método Holt-Winters ha demostrado ser una alternativa efectiva para pronosticar series temporales con estacionalidad, como se evidenció en su aplicación a procesos de producción agrícola con fines industriales. Aunque el caso específico no pertenece al sector del plástico, la estructura metodológica resulta aplicable a entornos manufactureros con patrones de producción periódicos. Esto refuerza la utilidad del modelo en industrias donde la demanda y la producción varían estacionalmente, como ocurre en ciertos subsectores del plástico, permitiendo adaptar el pronóstico a las particularidades de cada contexto (Pleños, 2022).

La comparación entre modelos como la regresión lineal múltiple y Holt-Winters ha permitido identificar ventajas específicas de cada enfoque según el comportamiento de la demanda. Aunque la aplicación original estuvo orientada al sector minorista, los resultados ofrecen una base metodológica útil para industrias manufactureras con productos de demanda estacional, como ocurre en el rubro del plástico. Este tipo de análisis comparativo es relevante para seleccionar modelos que se ajusten no solo a la estructura de los datos, sino también al contexto operativo de la empresa (İnce & Taşdemir, 2024)

Con base en la revisión de la literatura, hacer un pronóstico preciso, especialmente en el sector plástico industrial, requiere una gran consideración de variables. Si solo se consideran las ventas pasadas, la realidad de estas puede desaparecer.

El presente trabajo busca responder la siguiente pregunta: ¿En qué medida es posible mejorar la precisión del abastecimiento aplicando técnicas de pronóstico en una empresa del sector plástico?

Los modelos actuales de gestión de inventarios tienen muchas soluciones para el pedido correcto, pero se basan en una única incógnita: la demanda de los próximos periodos.

Por ello, nuestra propuesta de investigación busca lograr los siguientes objetivos:

- Analizar el impacto que genera el uso del método de serie de tiempo para pronosticar la demanda de ventas de la empresa manufactura de plásticos.
- Modelar el proceso de abastecimiento con técnicas de simulación para evaluar la gestión de inventarios en una empresa del sector de plásticos.

A fin de lograr los objetivos del estudio, se utilizó el modelo de suavización exponencial para el pronóstico de la demanda, dado que ha demostrado buenos resultados en investigaciones previas para este sector industrial. La precisión del modelo se evaluará a través del error porcentual absoluto medio (MAPE), el cual permitirá validar la capacidad del modelo para ajustarse a la realidad de una empresa manufacturera peruana de plástico. En la sección de Metodología se explicará teóricamente el modelo suavizado exponencial, para el pronóstico de la demanda, así como el uso complementario del software Arena Simulation para simular la gestión de inventario. En la sección de Resultados se presentarán los valores del MAPE obtenido, y en Discusión se analizarán los hallazgos junto con recomendaciones para futuras investigaciones.

2. METODOLOGÍA

La incertidumbre económica, la competencia global y el rápido crecimiento han aumentado la importancia de la previsión de series temporales en diversas industrias. Actualmente, con el desarrollo de la tecnología han surgido varios modelos y técnicas de pronóstico de la demanda, dentro de ellos se encuentra el Machine Learning (Uthayakumar et al, 2024). Este método de análisis de datos generó un gran impacto en el campo de previsión de la demanda para series temporales (Benhamida et al., 2021).

Una serie temporal es una serie de valores reales, cada uno de los cuales representa un valor en un momento específico. El objetivo principal del análisis de series temporales es crear pronósticos, es decir, predecir el futuro. Un pronóstico es el valor esperado del comportamiento futuro del modelo estimado (Arora & Singh, 2023). Esta técnica nos ayuda a generar pronósticos, concretamente, de la demanda para el desarrollo de un sistema de gestión de inventarios. Por ello, para la presente investigación se utilizó el modelo de

suavización exponencial para el pronóstico de la demanda y Arena Simulation para simular la gestión de inventarios.

El modelo Suavizado Exponencial (SE) el cual se ha ido utilizando ampliamente para pronósticos de series de tiempo con el fin de obtener promedios ponderados de observaciones pasadas (Benhamida et al., 2021). Asimismo, es un modelo univariado, ya que se utiliza como punto de referencia el historial de ventas anteriores y se ejecuta más para productos con baja elasticidad de precio o periodos de baja intensidad promocional (Ma & Fildes, 2021).

Este modelo presenta diferentes variantes tales como: simple, doble y triple. Por una parte, el método Suavizado Exponencial Simple, es una relación entre el método de promedio móvil (MA) y Naive. El modelo MA estima el promedio de los datos históricos donde trata cada período por igual con el fin de obtener un resultado predictivo y el modelo Naive compara el valor pronosticado con el valor real observado en el último periodo. Por ello, SES es un método de predicción estadística que otorga mayor peso a datos observados utilizando el parámetro de suavizado (Tian et al., 2021). Por otra parte, Holt-Winters, es parte del método de suavizado exponencial, el cual se adapta fácilmente debido a su simplicidad, adaptabilidad y precisión. Este método puede implementarse en series temporales sin componente estacional (Qur'ani & Widyaningrum, 2024).

Arena Simulation es una herramienta de simulación de eventos discretos desarrollada por Rockwell Automation. Es ampliamente utilizada en la industria y en instituciones académicas para modelar y analizar procesos complejos, permitiendo a los usuarios visualizar y optimizar operaciones antes de implementarlas en el mundo real (Rockwell Automation, s.f.).

El trabajo propuesto es una investigación con alcance descriptivo – correlacional, ya que este enfoque es fundamental para hallar vínculos entre las variables al aplicar procesos estadísticos (Osada & Salvador-Carrillo, 2021) y obtener resultados que permitan mejorar las utilidades de la empresa industrial. Asimismo, presenta un enfoque cuantitativo, el cual se basa en la recolección y análisis de datos numéricos mediante el uso de técnicas estadísticas (Cajide Val, 2024). El diseño de la investigación es de tipo no experimental, dado que no se ha manipulado las variables y ya se contaba con una base de datos, la cual

fue extraída de una empresa peruana industrial de plástico.

Dicha empresa proporcionó su base de datos de ventas históricas (2021–2023), y además ya había realizado previamente un análisis ABC, lo que permitió clasificar los productos según su rotación. La categoría A agrupa los productos con mayor rotación. Este análisis facilitó la delimitación del tamaño de la población. Se cuenta con una población total de 47 productos con mayor rotación durante el periodo de estudio ($N=47$). Para obtener una muestra representativa de esta población, se aplicará la fórmula de tamaño de muestra para poblaciones finitas:

$$n = \frac{N \cdot Z^2 \cdot p \cdot q}{(N - 1) \cdot E^2 + Z^2 \cdot p \cdot q}$$

Donde:

- N = Tamaño de la población
- Z = Valor de confianza (1.96 para el 95%)
- E = Margen de error (5%)
- p = Proporción esperada de la característica (0.05)
- $q = 1 - p = 0.95$

Aplicando los valores:

$$n = \frac{47 * 1.96^2 * 0.05 * 0.95}{(47 - 1) * 0.05^2 + 1.96^2 * 0.05 * 0.95} \approx 28.83$$

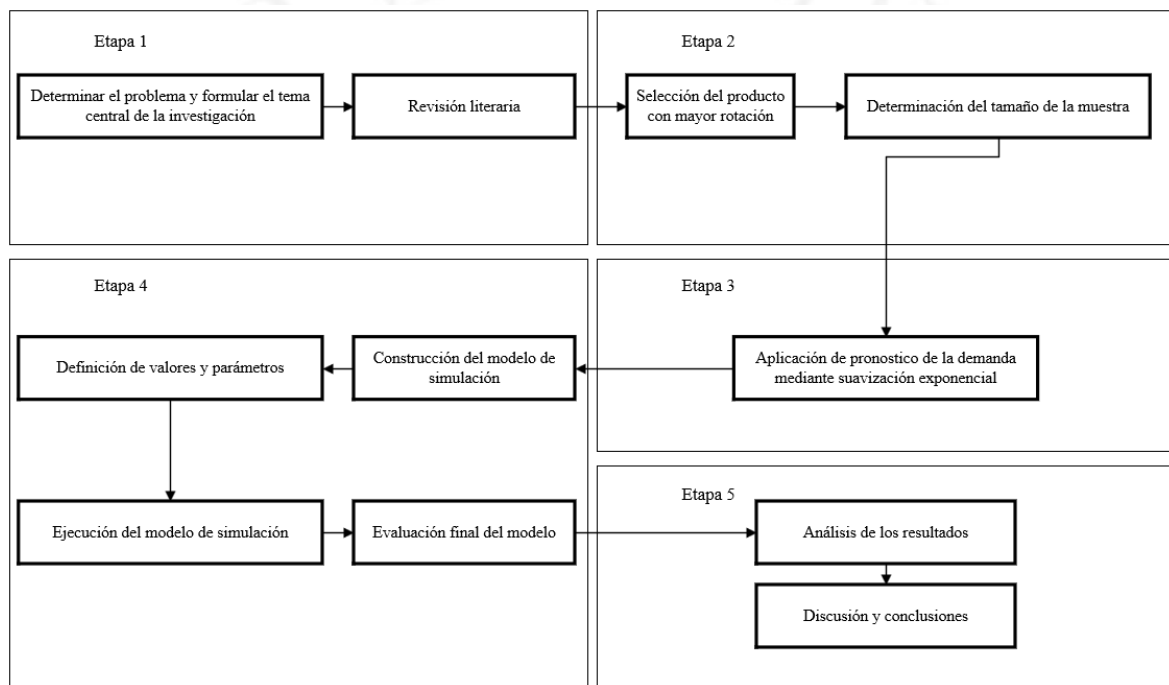
Se obtuvo que la muestra representativa necesaria para este trabajo es de 29 productos. En este estudio, se decidió consolidar los 29 productos seleccionados con el fin de lograr un mayor entendimiento del comportamiento de los productos de mayor rotación, lo cual es especialmente útil para analizar la demanda, realizar pronósticos y gestionar los inventarios.

Para lograr el objetivo del presente trabajo, se aplicó los métodos a los datos históricos de 29 productos de una empresa manufacturera, las cuales fueron: Suavizado exponencial por Holt Winter, con el fin de pronosticar la demanda y el precio futuro, y Arena Simulation, con la finalidad de simular la gestión de inventarios.

En la figura 2.1 se puede apreciar cómo se estructuró la metodología de este estudio en cinco etapas, que abarcan desde la definición del problema hasta el análisis de los resultados, su discusión y conclusiones. Se muestra el flujo metodológico seguido, destacando la integración de técnicas de pronóstico mediante serie de tiempos y la construcción de un modelo de simulación en Arena.

Figura 2.1

Etapas de la investigación



En la primera etapa, se determinó el problema y se hizo una revisión literaria. En la segunda etapa, se extrajo la data histórica (2021-2023) de ventas de una muestra representativa de 29 productos de una importante empresa peruana manufacturera de plástico. En la tercera etapa se aplicó el método de serie de tiempo al método de suavización exponencial donde se utilizó el programa R y de misma forma, se empleó el software Microsoft Excel con el objetivo principal de pronosticar los próximos 7 meses de ventas. En la siguiente etapa, para una mejor gestión del inventario, se concretó un modelo óptimo de simulación a través del programa Arena con datos de la demanda, punto de reorden y ventas.

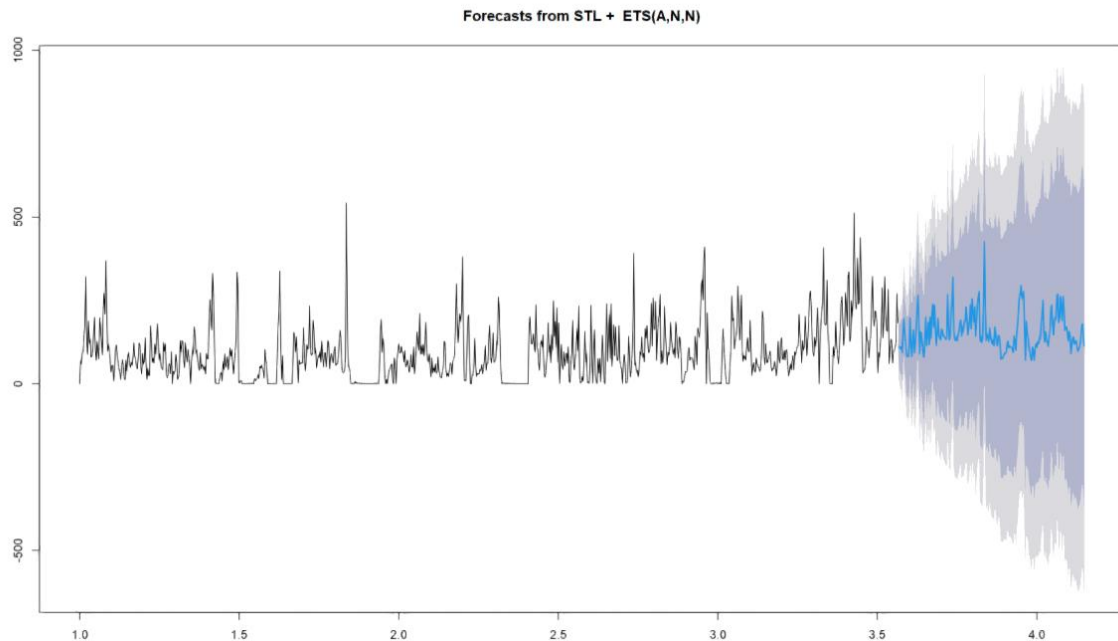
3. RESULTADOS

Los hallazgos encontrados en esta investigación muestran los siguientes resultados, luego de aplicar el método de serie temporal al registro histórico de la demanda, mediante el lenguaje de programación R en Power Bi donde se obtuvo el pronóstico de la demanda.

En la figura 3.2 se observan las cantidades vendidas por día durante el periodo 2021 al 2023 y se proyecta la demanda pronosticada para los siguientes 7 meses.

Figura 3.2

Pronóstico de la demanda de los siguientes 7 meses



Para evaluar la precisión del modelo utilizado en esta investigación, se empleó el error porcentual absoluto medio (MAPE). Este indicador permite medir la desviación promedio entre los valores reales y los valores pronósticos, expresado como un porcentaje. Para hallar este indicador se utilizó la siguiente fórmula matemática:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100$$

Donde:

- Y_t = Valor real observado en el tiempo t
- \hat{Y}_t = Valor pronosticado en el tiempo t
- n = Número total de observaciones

A continuación, en la tabla 3.1, se muestra el resumen de los errores porcentuales obtenidos del periodo 31/12/2022 al 31/07/2023 (7 meses).

Tabla 3.1

Distribución del error porcentual absoluto entre el 31/12/2022 y el 31/07/2023.

Fecha	Real (y^a)	Pronóstico (\hat{y}^a)	Error Abs ^a	Error % Abs
31/12/2022	0	0	0	0.00%
1/01/2023	0	0	0	0.00%
2/01/2023	3	3	0	0.00%
3/01/2023	0	0	0	0.00%
4/01/2023	0	0	0	0.00%
5/01/2023	3	2	1	33.33%
...
26/07/2023	97	82	15	15.46%
27/07/2023	98	113	15	15.31%
28/07/2023	108	92	16	14.81%
29/07/2023	128	147	19	14.84%
30/07/2023	270	230	40	14.81%
31/07/2023	183	156	27	14.75%
MAPE	—	—	—	13.84%

^aUnidades en miles

El modelo desarrollado presenta un MAPE de 13.84%, lo cual indica una aceptable capacidad predictiva dentro del periodo evaluado. Esto respalda su uso para el pronóstico de la demanda de los siguientes 7 meses.

Seguido a ello, se procedió a definir los parámetros y valores necesarios para una adecuada política de gestión de inventarios, con el fin de optimizar la simulación propuesta en esta investigación. Según los valores mostrados en la Tabla 3.2, la demanda diaria promedio es de 91 unidades, con una desviación promedio de 80,68 unidades, lo que indica una alta variabilidad del consumo diario. Con un plazo de entrega de 7 días y un nivel de servicio del 95 % ($Z = 1,65$), se ha calculado un stock de seguridad (SS) de 352 unidades para cubrir la incertidumbre de la demanda durante el período de recuperación. De esta manera, el punto de reorden se establece en 989 unidades, lo que indica que se debe crear un nuevo pedido de demanda cuando el inventario disponible alcance este nivel, garantizando así la continuidad del suministro y reduciendo el riesgo de rotura de stock.

Tabla 3.2

Parámetros y valores para la mejora de la gestión de inventarios

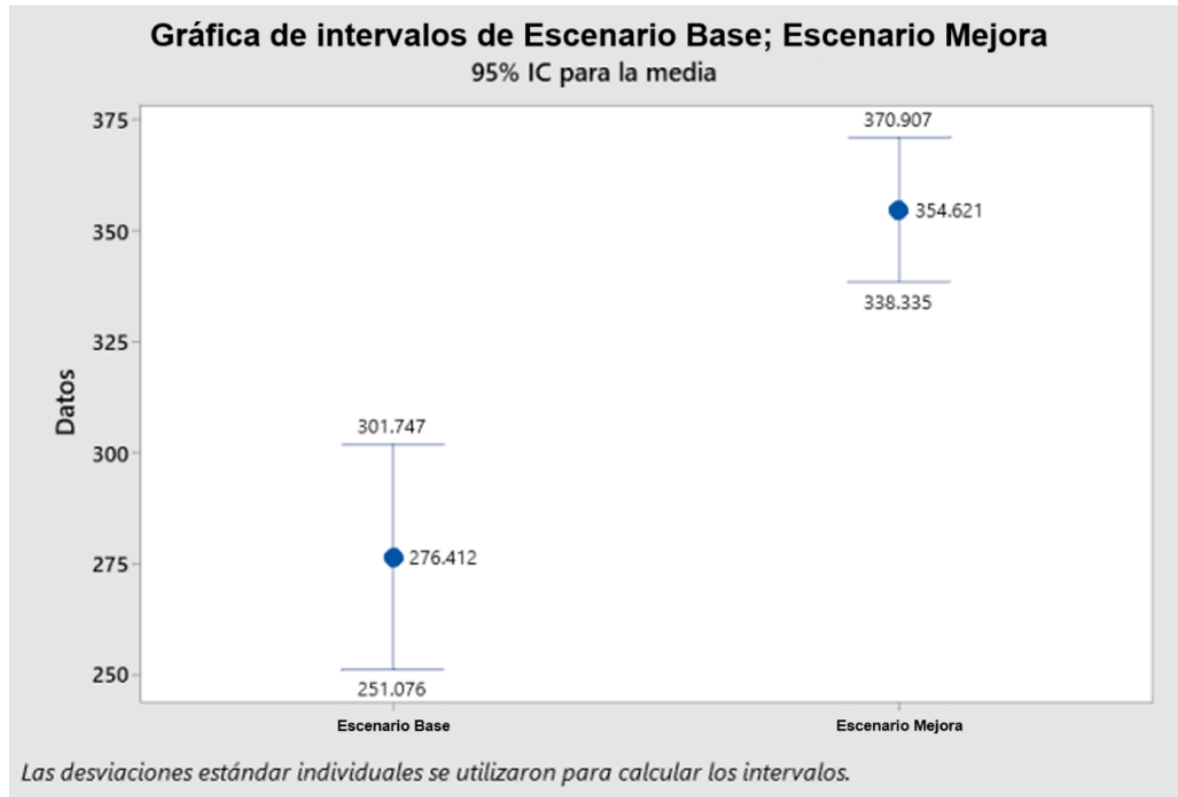
Demanda promedio (Diario^a)	Desviación estándar (Diario)	Lead time (Días)	Z	SS^a	Punto de reorden^a
91	80,68	7	95%	352	989

^a Unidades en miles

Una vez definido los parámetros para la gestión de inventarios, se procedió a simular 2 escenarios. En el escenario base, escenario sin mejoras, se simuló el comportamiento de la demanda de los últimos 7 meses registrados por la empresa. En el escenario de mejora, escenario optimizado o escenario con gestión propuesta, se simuló la demanda pronosticada, tomando en cuenta las mejoras del método de serie temporales más los parámetros de gestión de inventarios. Como criterio de comparación se utilizó el ingreso bruto. Tras la ejecución del simulador, el análisis de la propuesta de mejora dio como resultado una optimización en los ingresos brutos. En el escenario base registra un ingreso medio de 276 412,00 dólares, mientras que el escenario de mejora registró un valor mayor de 354 621,00 dólares, demostrando una mejora del 28.29% respecto al escenario inicial.

Figura 3.3

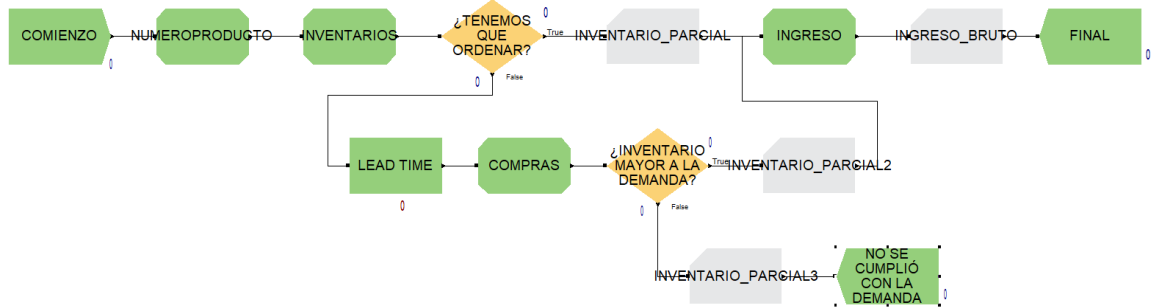
Comparación de los ingresos medios en miles de dólares



Las propuestas de mejora para la empresa industrial peruana de plástico que se proponen en la situación actual se basan en los hallazgos de este trabajo de investigación. La primera mejora a considerar es la aplicación de técnicas de pronóstico de series de tiempo en la variante de suavización exponencial desarrollada en el lenguaje de programación R en Power BI. Esto se hace para reducir la incertidumbre de la demanda y evitar problemas de escasez y exceso de existencias. Del mismo modo, la segunda mejora a considerar es establecer una política de controles continuos y parámetros logísticos para equilibrar la demanda y el inventario. Los conceptos implementados en la lista de verificación se presentan luego como sugerencias para mejorar el estado actual de la empresa manufacturera. Como tercera y última mejora, se plantea el uso de un modelo de simulación mediante el programa Arena Simulation. Esta última mejora utiliza las dos primeras mejoras con la finalidad de hallar un balance entre la demanda y el inventario; así mismo, el ingreso bruto que genera la empresa industrial. A continuación, en la figura 3.4 se presenta un esquema de la secuencia lógica del modelo.

Figura 3.4

Diagrama del modelo propuesto en el programa Arena Simulation



Para validar el modelo de simulación se comparó la similitud del comportamiento del escenario de mejora con el escenario base. Cabe mencionar, que para este modelo se determinaron 213 réplicas para la simulación en el programa Arena Simulation. Además, se realiza una evaluación estadística de los dos conjuntos de valores del modelo para comprobar si los valores obtenidos después de implementar las mejoras propuestas, los pronósticos de demanda y las políticas de gestión de inventarios, representan la optimización del modelo. Comparando ambos escenarios se obtuvo un incremento en los ingresos del escenario de mejora con un valor de 16 658 000,00 dólares que representa un incremento del 28.29% con respecto al escenario base. Por lo tanto, el escenario base con una utilidad de 58 875 000,00 dólares puede ser optimizada a un ingreso bruto de 75 534 000,00 dólares.

Para probar la afirmación anterior, en Minitab se realizó un análisis estadístico de los dos conjuntos de valores de ingreso. Por lo tanto, se aplicó una prueba T pareada con un intervalo de confianza del 95 %. Del mismo modo, se propone la hipótesis nula (H_0) de que no hay diferencia de ingresos entre los dos escenarios, por lo que no hay mejora ni optimización en el escenario base. La hipótesis alternativa es un escenario en el que existe una gran diferencia entre las muestras, por lo que existe una optimización de ingresos en el escenario de mejora.

Tabla 3.3*Parámetros de la media pareada en Minitab*

Media (dólares)	Desviación Estándar	Error estándar de la media	IC de 95% para μ
78,20	229	15,70	(47.2;109.2)

Como resultado de la prueba T se rechazó la hipótesis nula al obtener un valor p menor al 5% al nivel de significancia planteado y se aceptó el escenario de la hipótesis alterna. En otras palabras, las propuestas de mejora optimizan los ingresos de la empresa manufacturera.

Tabla 3.4*Resultados de la prueba T*

Prueba T	
Hipótesis nula:	Ho: diferencia = 0
Hipótesis alterna:	H ₁ : diferencia \neq 0
Valor T:	4,98
Valor p:	0.000

4. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en el presente estudio y al compararlo con el estudio de Meyer & Smith (2021), se confirma que ARIMA ofrece un mejor rendimiento ante las ventas perdidas. Sin embargo; este modelo no fue tan marcado para nuestro estudio de una empresa peruana de plástico, ya que su comportamiento se caracteriza más por patrones estacionales; por ello Holt Winter se ajusta más en los pronósticos. En contextos manufactureros, como el caso de estudio presente, Holt Winters se posiciona como un modelo adecuado para la gestión eficiente de inventario y planificación operativa.

Mientras que el estudio de Pleños (2022) se limitó a una aplicación aislada del modelo Holt-Winters sobre datos históricos de ventas, esta investigación optó por incorporar variables clave como el stock disponible y los niveles de reabastecimiento. Esta decisión estratégica no solo mejoró la precisión del pronóstico, como lo indica un menor MAPE, sino que también permitió una gestión más eficiente del inventario, incrementando el fill rate y reduciendo las pérdidas por quiebre de stock.

El resultado hallado sobre la demanda al usar la técnica de series temporales Suavización exponencial confirma lo planteado por Tian et al., (2021) donde menciona que el modelo de SE estima el promedio de datos históricos con la finalidad de obtener un resultado predictivo. El método de SE es univariado dado que se utiliza como punto de referencia el historial de ventas anteriores y esto conlleva una mejora de rendimiento para hallar el pronóstico (Ma & Fildes, 2021).

En la parte de simulación, la realización de una simulación para evaluar mejoras en base a una política de gestión de inventarios, se tiene los resultados expuestos por Alsolami, (2020), quien afirma que por medio de la simulación la disponibilidad de stock causará menos daño, mientras que un inventario menor a la demanda siempre dará pérdidas a la organización y dañará la reputación de la empresa. Este estudio muestra la versatilidad de Arena Simulator para construir modelos logísticos. Si bien el presente estudio utiliza simulación como técnica para emular un modelo de inventario, el estudio descrito no aplica alguna técnica de pronóstico para la demanda y tampoco aplica alguna política de gestión de inventarios.

Los resultados de la presente investigación muestran la factibilidad de usar el método de serie temporal Suavización exponencial a través de programación con la finalidad de pronosticar una demanda más predecible para la empresa manufacturera peruana. De misma forma, es factible aplicar la técnica de simulación con los datos obtenidos previos del modelo Suavización exponencial, donde también se incluyó punto de reorden y datos de ventas. Con ello, se obtuvo una mejora del 28.29% de rendimiento con respecto al escenario real.

5. CONCLUSIONES

Este artículo concluye que sí es factible realizar un escenario de optimización de la gestión de inventario a través del método de pronóstico SE a base de lenguaje de programación R y técnicas de simulación. Los resultados de este estudio muestran que es viable plantear un escenario de optimización donde el ingreso bruto incrementó en 16 659 000,00 dólares, un aumento del 28.29% respecto al escenario inicial.

El MAPE del 13,84% del modelo predictivo desarrollado indica un buen grado de precisión en la estimación de la demanda futura. Esta precisión permite reducir la

incertidumbre en los cálculos de la demanda diaria, lo que a su vez mejora la eficacia de las decisiones relativas a la retención de inventario. Un menor error de predicción reduce la necesidad de mantener altos niveles de inventario de seguridad sin sacrificar la calidad del servicio. En este caso, un modelo con un MAPE bajo aumenta directamente la tasa de cumplimiento al permitir atender un mayor número de solicitudes en menos tiempo y de forma más eficaz, evitando así el desperdicio y el exceso de inventario. Este aumento en la tasa de finalización se traduce en una mayor.

Asimismo, se logró cumplir con los objetivos principales del estudio de analizar el uso del método de series de tiempos para pronosticar la demanda de ventas de la empresa y construir un modelo de simulación para gestionar el inventario de la empresa industrial peruana. Se debe resaltar que fue necesario la implementación de políticas de gestión de inventarios y un modelo de revisión continua. El modelo también se puede mejorar hallando la utilidad bruta, sin embargo; la data obtenida para este trabajo no contaba con los costos. La idea puede ser hallar la variable lote económico y obtener la utilidad.

En cuanto a las implicaciones prácticas de este estudio, los resultados de este estudio se presentan como una herramienta de mejora para la gestión de inventario para otras empresas con características, sectores y tamaños similares.

6. REFERENCIA

- Alsolami, F. J. (2020). Measuring the performance of inventory management system using Arena simulator. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(6), 186–193. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110624>
- Arora, S., & Singh, R. (2023). Forecasting the Future: A Comprehensive Review of Time Series Prediction Techniques. *ResearchGate*.
https://www.researchgate.net/publication/379671801_Forecasting_the_Future_A_Comprehensive_Review_of_Time_Series_Prediction_Techniques
- Benhamida, F. Z., Kaddouri, O., Ouhrouche, T., Benaichouche, M., Casado-Mansilla, D., & López-De-Ipiña, D. (2021). Demand forecasting tool for inventory control smart systems. *Journal of Communications Software and Systems*, 17(2), 185–196. <https://doi.org/10.24138/jcomss-2021-0068>
- Cajide Val, J. (2024). Investigación cuantitativa y cualitativa: algunas consideraciones. *Innovación Educativa*, (34), Artículo por invitación. <https://doi.org/10.15304/ie.34.10166>
- Güven, İ., Uygun, Ö., & Şimşir, F. (2021). Machine learning algorithms with intermittent demand forecasting: An application in retail apparel with plenty of predictors. *Tekstil ve Konfeksiyon*. <https://doi.org/10.32710/tekstilvekonfeksiyon.809867>
- Huber, J., & Stuckenschmidt, H. (2020). Daily retail demand forecasting using machine learning with emphasis on calendric special days. *International Journal of Forecasting*, 36(4), 1420–1438. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.02.005>
- İnce, M. N., & Taşdemir, Ç. (2024). Forecasting retail sales for furniture and furnishing items through the employment of multiple linear regression and Holt–Winters models. *Systems*, 12(6), 219. <https://doi.org/10.3390/systems12060219>
- Lalou, P., Ponis, S. T., & Efthymiou, O. K. (2020). Demand forecasting of retail sales using data analytics and statistical programming. *MM Science Journal*. <https://doi.org/10.2478/mmcks-2020-0012>
- Ma, S., & Fildes, R. (2021). Retail sales forecasting with meta-learning. *European Journal of Operational Research*, 288(1), 111–128. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.05.038>
- Meyer, G. D., & Smith, T. P. (2021). A comparative assessment of Holt-Winters exponential smoothing and ARIMA models for demand forecasting. *International Journal of Production Economics*, 239, 108148. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108148>
- Muqodas, A. U., & Kusuma, G. P. (2021). Promotion scenario based sales prediction on E-retail groceries using data mining. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 11(6), 9–18. https://doi.org/10.46338/IJETAE0621_02

- Osada, J., & Salvador-Carrillo, J. (2021). Estudios “descriptivos correlacionales”: ¿término correcto? *Revista Médica de Chile*, *149*(9), 1383–1384. <https://doi.org/10.4067/S0034-98872021000901383>
- Panay, B., Baloian, N., Pino, J. A., Peñafiel, S., Frez, J., Fuenzalida, C., Sanson, H., & Zurita, G. (2021). Forecasting key retail performance indicators using interpretable regression. *Sensors*, *21*(5), 1874. <https://doi.org/10.3390/s21051874>
- Pleños, M. C. F. (2022). Time series forecasting using Holt-Winters exponential smoothing: Application to abaca fiber data. *Problems of World Agriculture*, *22*(2), 17–29. <https://doi.org/10.22630/PRS.2022.22.2.6>
- Qur’ani, A., & Widyaningrum, C. S. (2024). The Non-Seasonal Holt-Winters Method for Forecasting Stock Price Returns of Companies Affected by BDS Action. *Mikailsys Journal of Mathematics and Statistics*, *2*(1), 8–26. <https://doi.org/10.58578/mjms.v2i1.2673>
- Rockwell Automation. (s.f.). Academic offerings | Arena Simulation Software. Recuperado el 22 de mayo de 2025, de <https://www.rockwellautomation.com/en-us/products/software/arena-simulation/academic.html>
- Tian, X., Wang, H., & E, E. (2021). Forecasting intermittent demand for inventory management by retailers: A new approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *61*, 102662. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102662>
- Uthayakumar, R., Aramudhan, M., & Benjamas, C. (2024). An open innovative inventory management based demand forecasting approach using machine learning techniques. *Engineering Reports*, *6*(4), e12737. <https://doi.org/10.1002/eng2.12737>




3% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography
- Quoted Text

Top Sources

- 3%  Internet sources
- 0%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.