

**UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ**

**Colegio de Ciencias e ingenierías**

**Optimización en manejo de inventarios dentro del sector  
ferretero: Caso de estudio de pronósticos y modelos de  
inventario en una empresa de ferretería**

**Paulo David Helguero Delgado**

**Ingeniería Industrial**

Trabajo de fin de carrera presentado como requisito  
para la obtención del título de  
**INGENIERO INDUSTRIAL**

Quito, 9 de mayo de 2023

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

**Colegio de Ciencias e Ingenierías**

**HOJA DE CALIFICACIÓN  
DE TRABAJO DE FIN DE CARRERA**

**Optimización en manejo de inventarios dentro del sector ferretero:  
Caso de estudio de pronósticos y modelos de inventario en una  
empresa de ferretería**

**Paulo David Helguero Delgado**

**Nombre del profesor, Título académico**

**Cristina Camacho, MS**

Quito, 9 de mayo de 2023

## © DERECHOS DE AUTOR

Por medio del presente documento certifico que he leído todas las Políticas y Manuales de la Universidad San Francisco de Quito USFQ, incluyendo la Política de Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a lo dispuesto en esas Políticas.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en la Ley Orgánica de Educación Superior del Ecuador.

Nombres y apellidos: Paulo David Helguero Delgado

Código: 00208465

Cédula de identidad: 0928353853

Lugar y fecha: Quito, 9 de mayo de 2000

## **ACLARACIÓN PARA PUBLICACIÓN**

El presente trabajo, en su totalidad o cualquiera de sus partes, no debe ser considerado como una publicación, incluso a pesar de estar disponible sin restricciones a través de un repositorio institucional. Esta declaración se alinea con las prácticas y recomendaciones presentadas por el Committee on Publication Ethics COPE descritas por Barbour et al. (2017) Discussion document on best practice for issues around theses publishing, disponible en <http://bit.ly/COPETHeses>.

## **UNPUBLISHED DOCUMENT**

The following capstone project is available through Universidad San Francisco de Quito USFQ institutional repository. Nonetheless, this project – in whole or in part – should not be considered a publication. This statement follows the recommendations presented by the Committee on Publication Ethics COPE described by Barbour et al. (2017) Discussion document on best practice for issues around theses publishing available on <http://bit.ly/COPETHeses>.

## RESUMEN

El presente estudio detalla el análisis realizado dentro de una empresa de venta de materiales de construcción y ferretería que tiene el objetivo de optimizar los procesos de manejo de inventario. Un gran problema al que se enfrentan las empresas de venta de productos es el manejo de inventario y los costos asociados al mismo, los cuales se deben a un incorrecto manejo del sector de compras debido a que no se ajusta la demanda con la oferta. Este problema se debe principalmente a la ausencia de pronósticos de demanda. Por esto el estudio propone el uso de pronósticos de ventas de los productos más rentables para la empresa por medio de software de predicciones que se basaron en los años anteriores. A partir de entonces se podrá diseñar nuevas políticas de inventario a partir de un modelo que se adapte a la empresa, optimice el flujo de órdenes y cumpla con la gran mayoría de oportunidades de venta. Se integrarán los pronósticos y las nuevas políticas de inventario al sistema de planificación de recursos empresariales del negocio con el fin de ajustar mantener facilitar el desarrollo de las nuevas medidas. El estudio tiene el objetivo de llegar a reducir costos de inventario y llegar a cumplir la gran mayoría de ventas que la demanda disponga. Este proyecto permitirá a la empresa abrir frente hacia una planificación de abastecimiento estandarizada que optimice los procesos dentro de las bodegas.

Palabras Clave: Pronósticos, Cluster, Predicción, Modelo de inventarios, utilidades, políticas de inventario.

## ABSTRACT

The Present study details the analysis done in a construction materials warehouse. This study has the objective of optimizing the stock management processes of the company. The analysis was done with the purpose of reducing costs related to the management of stock at the warehouse by developing prediction methods that can reduce the negative effects of demand uncertainty. Stock managing and the costs that this activity generates are a big problem to businesses. One of the causes of these problems can be an inefficient management of the purchasing department. This department must develop standardized processes to adjust the offer to the demand. This is why this project proposed the use of demand forecasting for the top sales products. Forecasting software is going to be used in this project as well as data management principles to study databases of the last 2 years of sales. New stocking policies will be defined by a stock managing model to be able to optimize the orders flow and reduce stock costs. These new policies will be implemented in the ERP of the company to ensure an efficient stock managing system is in place. This Project has the objective to reduce approximately \$5000 dollars annually related to stock managing costs.

Keywords: forecasting, Cluster, Prediction, Stock system, profit, Optimization, stock policies.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	10
<b>Descripción de la industria Ferretera en Ecuador</b> .....	10
<b>Descripción de la empresa</b> .....	10
<b>Situación de la empresa</b> .....	11
<b>REVISIÓN LITERARIA</b> .....	12
Importancia de los Pronósticos.....	12
Métodos de pronósticos.....	13
Medidas de error de pronósticos.....	15
Limpieza y normalización de datos.....	16
Clustering.....	16
Modelos de inventarios.....	17
<b>METODOLOGÍA</b> .....	<b>19</b>
<b>ETAPA 1: DEFINICIÓN DEL PROBLEMA</b> .....	<b>20</b>
<b>ETAPA 2: RECOLECCIÓN, LIMPIEZA Y FILTRO DE DATOS</b> .....	<b>21</b>
<b>Recolección de datos</b> .....	21
<b>Limpieza de datos</b> .....	22
<b>Filtro de datos</b> .....	24
<b>ETAPA 3: CLASIFICACIÓN DE PRODUCTOS</b> .....	<b>25</b>
<b>Clasificación</b> .....	25
<b>Análisis del patrón de demanda en clusters</b> .....	27
<b>ETAPA 4: PRONÓSTICOS</b> .....	<b>28</b>
<b>ETAPA 5: MODELO DE INVENTARIOS</b> .....	<b>29</b>
<b>Análisis de costos</b> .....	31
<b>Cálculo de valores en modelo de inventario</b> .....	32
<b>Implementación de modelo Q, R servicio tipo 2</b> .....	34
<b>ETAPA 6: ANÁLISIS DE OPORTUNIDAD</b> .....	<b>34</b>
<b>Reducir el número de ítems en inventario en las bodegas</b> .....	35
<b>Descontinuar la venta de SKUs que generen bajas utilidades anuales</b> .....	36
<b>Elección de la parte de la bodega a reducir</b> .....	36
<b>RECOMENDACIONES</b> .....	<b>37</b>

<b>LIMITACIONES</b> .....	37
<b>CONCLUSIONES</b> .....	38
<b>REFERENCIAS</b> .....	39
<b>ANEXOS</b> .....	41
<b>Anexo 1:</b> Hierarchical dendogram para productos independientes .....	41
<b>Anexo 2:</b> Gráfica de componentes principales de productos independientes .....	41
<b>Anexo 3:</b> Codo de Jambu para productos independientes .....	41
<b>Anexo 4:</b> Patrones de demanda Cluster 5.....	42
<b>Anexo 5:</b> Resultado de modelo de pronóstico óptimo y error respectivo .....	42
<b>Anexo 6:</b> Resultados de pronósticos por producto 2023 .....	43
<b>Anexo 7:</b> Pronóstico Winters de Cemento en Minitab.....	43
<b>Anexo 8:</b> Patrón de demanda intermitente Piedra $\frac{3}{4}$ M3.....	43
<b>Anexo 9:</b> Valores de Q,R tipo 2 para Cemento Campeón.....	44
<b>Anexo 10:</b> Iteraciones Q, R tipo 2.....	44
<b>Anexo 11:</b> Espacio de bodegas.....	44
<b>Anexo 12:</b> Cálculo de % de reducción de stock para Romeral S/Amarillo 25 KLS .....	44
Anexo 13: Análisis de utilidades anuales generadas y productos en cada bodega.....	45

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Base de datos demanda de productos 2022. ....	22
<b>Figura 2:</b> Criterio de error MAPE .....	25
<b>Figura 3:</b> Pareto según utilidades demanda 2022.....	32
<b>Figura 4:</b> según utilidades demanda 2021 .....	33
<b>Figura 5:</b> Pronósticos 2023 por producto .....	33
<b>Figura 6:</b> Graficas de pronósticos 2023 por producto .....	34
<b>Figura 7:</b> Prueba de coeficiente de variación .....	34
<b>Figura 8:</b> Resultados nuevas políticas de modelo de inventarios por productos .....	34
<b>Figura 9:</b> Resultados cálculo de reducción de stock con nuevas políticas de inventario por productos .....	35

## INTRODUCCIÓN

### **Descripción de la industria Ferretera en Ecuador**

El sector de ferretería y construcción llega a generar una suma de ingresos bastante considerable para la economía del país. Las ferreterías se ven profundamente relacionadas con la construcción (Leon, 2022). En los años 2015 y 2017 el sector de construcción llegaba a representar casi el 10% del PIB del país (INEN, 2023). Tras la pandemia global del 2020 se denota una caída de la participación de esta industria dentro de la economía del país, aún cuando en el 2016 existían alrededor de 7000 establecimientos de ferretería en el Ecuador y en el presente año existen alrededor de 11000, según los datos del INEC (Instituto Nacional de Estadística y censos) (INEN, 2023).. Sin embargo, este sector ha crecido linealmente 0.1% dentro de los dos últimos años postpandemia y ha logrado permanecer como el quinto sector más importante para la economía ecuatoriana (Ramírez, 2022).

Con estos datos se logra percibir a este sector como bastante competitivo. Los establecimientos de ventas de materiales de construcción y ferretería son cada vez más y la demanda, a pesar de que está en crecimiento, no es igual a la de los años previos a la pandemia. Además, el mercado ferretero indica una alta preferencia hacia precios más bajos, lo que exige a las empresas a reducir los precios para mantenerse en el mercado (Castillo, 2016). Por este motivo las ferreterías independientes deben llevar una alta competitividad si desean permanecer en el mercado y aumentar sus utilidades anuales. Una de las formas más viables de lograrlo es a través de la reducción de los costos de operación o de la cadena de suministro en general (Salazar, 2016).

### **Descripción de la empresa**

La Empresa de ferretería es una empresa dedicada a la venta y distribución de materiales de construcción y ferretería. Está ubicada en Salinas, Ecuador, donde ha logrado posicionarse como una de las mejores en el mercado local a través de 28 años de operación (Ponce, 2023). Dentro de este tiempo la empresa de ferretería ha logrado obtener varios contratos de construcción y clientes independientes que comprenden altos volúmenes de venta (Delgado, 2023). La empresa se maneja dentro de un solo establecimiento con 3 distintas bodegas (ferretería, materiales de construcción y áridos) que llevan distintos procesos logísticos y de control de inventarios. Las 3 bodegas mantienen alrededor de 2300 SKUS disponibles para la venta (Ponce, 2023).

Esta empresa comenzó como un negocio pequeño solo con ítems de ferretería a la venta. Al

pasar de los años, al conseguir más experiencia y posicionamiento dentro del mercado se incluyeron los sectores de materiales de construcción y pétreos al negocio, lo que logró mayores volúmenes de venta y su vez mayor complejidad en la logística que debía llevar cada producto en cuanto a su compra, inventario y distribución (Delgado, 2023). La empresa ha intentado adaptarse a los cambios, sin embargo, en algunos aspectos no ha logrado ser eficiente en el manejo de compras, inventarios y el control correcto del capital de trabajo (Ponce, 2023).

### **Situación de la empresa**

Según indican los gerentes generales de la empresa, un problema que reduce las utilidades a final del año radica en que no se ha encontrado un apropiado método de manejo del inventario para la venta (Delgado, 2023). La empresa de ferretería compra mercadería para la venta a partir de la inferencia. Se compra mercadería cuando el stock está bajo y cuando los proveedores dan descuento si se compran altas cantidades productos (Ponce, 2023). De esta manera en ocasiones hay exceso de unos productos que impiden el flujo rápido de ordenes en la bodega. Un exceso en el monto de compras disminuye significativamente la liquidez a la empresa (Araneda, 2013). Este factor ocasiona un incremento en los costos mensuales e incluso se cuenta con menor capital para financiar las compras de las próximas semanas (Delgado, 2023). En ocasiones este problema lleva al retraso en pagos de salarios de los empleados y se debe financiar estos gastos con saldos de los accionistas (Ponce, 2023).

El efecto látigo dentro de la empresa de ferretería aplica como en cualquier otra empresa que necesita abastecerse dentro de sus operaciones. En ocasiones el efecto incide en una rotura de inventario ocasionado por la falta de inventario para la venta en algunos productos, lo que conlleva a la reducción de la credibilidad y confianza en la empresa por parte de los clientes y la pérdida de una posible venta (Cantanero, 2019).

Otro inconveniente ocasional dentro de la empresa es el exceso de inventario de algunos productos (Delgado, 2023). El exceso de inventario yace de un mal manejo en el departamento de compras, el cual, ocasionado por un mal manejo de predicciones de venta, llena las bodegas influyendo en el deterioro o daño de la mercadería por un extenso tiempo en inventario (Nahmias, 2014). Dentro de la empresa de ferretería, existen ítems que llevan más de 1 año dentro del inventario que tienen costos altos y que en ocasiones se ha tenido que declarar contablemente como montos altos de pérdidas. El pasado año 2021, la empresa de ferretería cerró con un saldo de \$5000 dólares en el monto de pérdidas de mercadería (Ponce, 2023). Uno de los factores que impide la rotación de

inventario son los cambios en las tendencias de construcción o herramientas de ferretería, llegan al mercado nuevos productos de mayor interés en los clientes que dejan de comprar productos antiguos (Giménez, 2014).

Según indica el Gerente General de la empresa, el equipo es consciente del problema, pero no han dejado de comprar algunos productos, en primer lugar, por intentar mantener un nivel de servicio alto y que la empresa permanezca bien variada en productos aún si estos tienen una rotación baja (Delgado, 2023). Además, indica que es consciente que existen productos que se venden casi al costo y no se gana casi nada, sin embargo, no se deja de venderlos porque resultan como un puente para vender otros productos que si son rentables para la empresa (Ponce, 2023).

El objetivo del proyecto será el encontrar los métodos de manejo de inventarios más adecuados que permitan reducir los costos generados por la demanda incierta dentro de la empresa de ferretería.

## REVISIÓN LITERARIA

### **Importancia de los Pronósticos**

La mejora continua dentro de las empresas se ha vuelto fundamental para el correcto desarrollo de una empresa debido a la alta competitividad del mercado impulsada por las nuevas tecnologías dentro de los últimos años (Flores, 2010). Cuando se habla del sector de ferretería y materiales de construcción, se denota una alta complejidad en el manejo de productos debido a su alto número de ítems manejados con diferentes procesos (Rojas, 2018).

La eficiencia en el departamento de compras es vital para el desarrollo de una empresa. Este cuenta con la responsabilidad del abastecimiento de mercadería y la minimización de costos de compras, lo que permite reducir el precio del producto final y ser más competitivo dentro del mercado (Beltran, 2014).

El efecto látigo es un concepto bastante estudiado dentro de campo de la gerencia de operaciones. Este se puede entender como un fenómeno de tendencia de cambios bastante variables en inventario en respuesta a cambios en la demanda del cliente (European Journal of operational research, 2015). En algunos negocios este efecto dificulta el poder llevar normativas y procesos constantes durante todo el año e indirectamente en pérdidas monetarias (Diaz, 2017).

Sanjita Jaipuria , S.S. Mahapatra (2019), dentro de su investigación del efecto Látigo,

plantean que entre algunas maneras de reducirlo, la que demuestra mayor efectividad es la pronóstico de demanda. Un requerimiento para que las pronósticos de demanda funcionen en su implementación es asegurarse que las distintas áreas que componen la empresa trabajen en conjunto bajo un mismo plan. los métodos cuantitativos para predicciones son sistemas matemáticos-estadísticos que solo pueden ser utilizados siempre y cuando exista historial de la demanda (Ghiani, 2016).

### **Métodos de pronósticos**

Steven Nahmias describe dentro de su título “Análisis de la producción y las operaciones” una gran cantidad de modelos de pronóstico de series de tiempo junto con los parámetros necesarios para realizarlos (Nahmias, 2014). Este indica que existen alrededor de 70 métodos de pronósticos entre cuantitativos y cualitativos. Este libro propone circunstancias o situaciones bajo las que un modelo suele funcionar mejor que otros. Además, se propone el estudio de costos relacionados al manejo del inventario con la finalidad de conocer que tan efectivos serían los resultados integrándolos con un análisis económico (Nahmias, 2014).

Las series de tiempo, los métodos causales y los métodos híbridos incluyen métodos cuantitativos de predicción. Estos métodos tienen los patrones de tendencias, estacionalidad, ciclos y aleatoriedad y existen modelos matemáticos que se utilizan para poder identificarlos (Ghiani, 2016). Los métodos matemáticos más usados para la búsqueda de patrones de demanda para la pronóstico son: promedio, promedio móvil, método ingenuo, suavizamiento exponencial simple, Holt y Winters (Hoot, 2013).

El Promedio móvil es un modelo simple que consiste únicamente de realizar un promedio de las observaciones y usar este número como el pronóstico del siguiente periodo (Ghiani, 2016). Nahmias (2014) indica que este método al igual que el método ingenuo son sencillos de realizar ya que no requieren de una gran magnitud de datos además de que no llegan a buscar patrones para su desarrollo. Si estos modelos son usados en demandas con alta tendencia o estacionalidad se llegaría a un aumento del error considerable (Mejia, 2017). En un estudio del efecto látigo dentro de una empresa de alimentos, Cardenas, Gomez y Puga (2020) solo tomaron en consideración este método para ítems con demanda aparentemente constante en cada periodo o que generaban un bajo costo. Por lo contrario, Barbosa, Alonso y Da Silva (2015), con su estudio en un restaurante temporada de playa en Brasil, realizaron pronósticos en los que no tomaron en consideración el promedio móvil debido a que conocían que la mayoría de sus datos tendrían estacionalidad y tendencia.

El Suavizamiento exponencial simple utiliza el promedio ponderado del último pronóstico y el valor de la demanda actual para el cálculo del pronóstico del último periodo (Nahmias, 2014) Mejia (2017) uso este método en familias de producto sin tendencia definida ni estacionalidad dentro de las series de tiempo de la demanda. Además, Burgaentzle (2016) , en un proyecto de pronósticos para una empresa de lácteos en Ecuador, indica que dentro de su estudio tuvo que usar suavizamiento exponencial simple en demandas que contenían datos que variaban alrededor de una media y que mantengan cambios graduales.

El Método creado por Charles Holt o también llamado Suavizamiento Exponencial doble fue una innovación dentro de su tiempo debido a que este utiliza 2 constantes  $\alpha$  y  $\beta$  para identificar la intercepción y la tendencia de los datos de demanda (Nahmias, 2014). Cardenas, Gomez y Puga (2020) utilizaron el método de suavizamiento exponencial doble dentro de pronósticos de demanda de alimentos que aparentaban comportarse solo con tendencia y no estacionalidad dentro del año.

El Método suavizamiento exponencial triple o también conocido como método de Holt-Winters es usado para casos en los que se conoce que existe una tendencia y estacionalidad en los datos (Nahmias, 2014). Este método posee 2 variaciones: El método multiplicativo, el cual es usado cuando las variaciones estacionales cambian proporcionalmente con el nivel de la serie, y el método aditivo que se usa cuando las variaciones estacionales permanecen constantes (Sunil, 2013).

Casos de aplicación de modelos como el de Barbosa, Alonso y Da Silva (2015) tomaron en consideración el suavizamiento exponencial triple para pronosticar la demanda los alimentos de temporada de playa en Brasil. Estos investigadores concluyeron que el método de Holt-Winters fue efectivo en series temporales que también tuvieron que analizarse. Ellos recomiendan este método para demandas en pequeñas y medianas empresas (PYMES) ya que no llevan inversiones de gran magnitud como otras empresas de alcance global. Cardenas, Gomez y Puga (2020) también utilizaron el método de Suavizamiento triple dentro de la mayoría de sus familias de productos que poseían cualidades con o sin tendencia o de tendencia y factor estacional. Nahmias(2014) indica que el suavizamiento exponencial es bastante usado debido a que es fácil de entender y se puede actualizar una vez que aparezcan datos de la demanda real.

Burgaentzle (2016) recomienda que, aunque exista un modelo que encaje con las cualidades de la mayoría de los productos, se debe utilizar otros pronósticos para verificar si el resultado es similar y en caso contrario analizar la variación. Barbosa, Alonso y Da Silva (2015) incluso indican dentro de sus recomendaciones que, aunque se encuentre un EPAM (Error Porcentual Absoluto Medio) bajo dentro de unos pronósticos, se debe verificar para cuantos datos de la estacionalidad

está tomando en consideración para la pronosticación.

### **Medidas de error de pronósticos**

Cuando se trata del mercado, el comportamiento dentro del futuro es bastante incierto por lo que se puede decir que toda actividad de predicción conlleva a un grado de incertidumbre (Sandoval, 2018). Por esta razón se debe tomar en consideración el control y exactitud de los pronósticos. Se debe elegir el método más adecuado para pronosticar según las cualidades de la demanda (Burgaentzle, 2016). Torres (2016) indica que un error en la pronosticación de la demanda puede llegar a impactar la gran mayoría de áreas y actividades de una organización (Torres, 2016). En un caso adverso, una sobrestimación de la demanda puede llegar a impactar directamente la rotación de inventario, reducir el flujo de las ordenes e incluso gastar gran parte de los presupuestos para mercadería de la empresa (Ghiani, 2016).

Nahmias (2014) indica que los errores de pronósticos se basan en la diferencia entre la demanda real de un periodo y el pronóstico para dicho periodo. Sin embargo, dentro de textos de estadística de pronosticación como el de Hyndman, Koehler o Makridakis (1995) se indica que se deben clasificar los métodos de evaluación de errores como métodos de pronósticos en medidas dependientes de la escala, medidas en base a errores relativos y medidas de errores basadas en porcentajes (Makridakis, 1995). Además, establece que dentro de los ámbitos de empresas de venta de productos las más comunes a usar son las medidas basadas en porcentajes y medidas dependientes de la escala (Hyndman, 2008)

Las medidas dependientes de la escala se basan en errores cuadráticos y errores absolutos, estas pueden ser: Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto medio (EAM), Error Absoluto de Mediana (EAMD) y Error de Raíz Cuadrada Media (ERCM). Dentro de un estudio de pronósticos de errores de hidráulica en alcantarillado, Chai y Draxler indican que el Error de Raíz Cuadrada Media es más preciso que el Error Absoluto Medio si se espera una distribución gaussiana. Adicionalmente, Hyndman y Koehler (2008) consideran que se debe usar los dos (ERCM y ECM) por la relevancia estadística, además que el EAM y EAMD son más sensibles a datos atípicos. Jung Wang (2018) dentro de su estudio de comparación del EAM y el ERCM, indica una preferencia hacia el ERCM debido a que se encuentra en la misma escala de los datos originales.

Las medidas basadas en porcentajes son: Error porcentual absoluto medio (EPAM), Error porcentual de raíz cuadrada media (EPRCM), Error porcentual absoluto de mediana (EPAMD) y Error porcentual de raíz cuadrática de mediana (EPRCMD) (Torres, 2016). La medida basada en

porcentaje más utilizada es el EPAM debido a su intuitiva interpretación (Burgaentzle, 2016). El Error porcentual absoluto medio considera el porcentaje de rango de error que tiene el pronóstico comparado con la demanda real (Myttenaere, 2016).

Dentro de los estudios de Burgaentzle (2016) y Puga, Cardenas y Gomez (2020) se indica que el EPAM es una medida de mayor recomendación para investigaciones de demanda. Ambos estudios usaron este único error como medida para analizar sus pronósticos. Sin embargo, Mejia (2017) decidió también utilizar el Error de raíz cuadrática media como su principal medida de error para evaluar sus datos. El indica que tomó esta decisión debido a que deseaba enfocar su estudio hacia medidas dependientes de la escala. Además, Burgaentzle (2016) indica que no existe método de medición de error mejor que otro, la elección debe basarse en los objetivos de los pronósticos.

### **Limpieza y normalización de datos**

La limpieza de datos o “Data Scrubbing” dentro de una base de datos engloba varios procesos destinados a la mejora de la calidad de datos existentes. Eliminar registros inexactos o que no siguen un comportamiento constante dentro de las bases de datos es un factor para considerar antes de llegar a la etapa de análisis, debido a que sin esta acción los resultados pueden mostrarse sesgados o distorsionados y ofrecer conclusiones deficientes (Clint, 2019).

La normalización de datos es una herramienta de transformación de números a unidades más pequeñas y estables. Consiste en designar y aplicar fórmulas que permitan tener los números en un rango más estable (Bookdown, 2020).

Dentro de algoritmos de Machine learning de predicción y regresiones lineales, la etapa de normalización de datos demuestra ser crucial en la mayoría de los casos de estudio (Bookdown, 2020). Rangos de datos muy grandes llevan a diferir resultados de manera significativa (Lopez & Sanchez, 2006). Datos atípicos deben ser normalizados o considerar eliminarlos del estudio con el fin de no alterar propiedades de los datos como su distribución, independencia o escala (Estoque & Baro, 2013). Se recomienda mantener los datos dentro de una escala controlable para reducir errores de los algoritmos (Franklin, 2020).

### **Clustering**

El Clustering es una herramienta de uso dentro de métodos de regresiones, pronósticos o machine learning (Carlson, 2019). Esta técnica aglomera en grupos ítems con características similares basadas en un criterio. Su uso es común cuando se cuenta con un número de ítems de los cuales no se quiere tomar acciones independientes. Los ítems con características similares son unidos

con la finalidad de ahorrar tiempo de trabajo al usuario (Franklin, 2020). Dentro de los métodos de clustering se pueden referenciar los más usados: Hierarchical Clustering y K-means clustering.

Clustering Jerárquico: Este es un método de análisis de grupos puntuales, el cual se basa en agrupar los datos de manera jerárquica bajo dos tipos: Aglomerativas y divisivas. Se le entrega un número de clusters que se desea y este calcula las familias según su distribución y tendencia jerárquicamente (Carlson, 2019).

K-means clustering: Es otro método de agrupamiento el cual parte de un número de observaciones dado y usa distintas heurísticas para formar los grupos según un valor medio más cercano (Schmuell, 2012).

El código de Jambu se basa en el cálculo de un error denominado WCSS (Wthin-Cluster-Sum-of-Squares) que comprende a la suma de cuadrados de las distancias. El WCSS es el cálculo de un error dado por el número de clusters. Mientras mayor sea el número de Clusters, el error WCSS será menor y viceversa (Schmuell, 2012).

### **Modelos de inventarios**

Las Políticas de control de inventarios son de suma importancia para las empresas que llevan abastecimiento dentro de sus procesos (Alvarez, 2014). La falta o exceso de inventario puede llevar a pérdidas monetarias y grandes gastos para este tipo de empresas. Dentro de estudios de control de inventario se incluyen medidas que lleven a estandarizar procesos y políticas de inventario que logran disminuir costos significativos para la empresa además de incrementar el nivel de servicio (Buffel, 2018).

Steven Nahmias (2014) dentro de su libro indica que las políticas más usadas son las siguientes:

1. Punto de reorden (R): Este valor indica a cuánto debe llegar el stock del producto para poner una nueva orden para llenar el stock.
2. Cantidad óptima de pedido (Q): Es la cantidad que se debe ordenar en el punto de reorden. Este valor solicitará una cantidad que cumpla con la demanda pronosticada para cierto periodo minimizando los costos.
3. Inventario de seguridad (S): Este valor indicará una cantidad de producto que se deberá reservar en bodega con el fin de minimizar la pérdida de ventas dada por la incertidumbre de la demanda.

4. Numero de órdenes esperadas anuales (N): Según la demanda anual y la cantidad pedida se calcula la cantidad esperada de órdenes de un producto dentro del año.

5. Costo Anual esperado (Co): Este es el costo que tendrá el producto dentro de todo el año sumando todas las órdenes que se harán. Este valor permite pasar a un plan de presupuestos como capital de trabajo.

Cada uno de estos valores son calculado para cada producto independiente o para líneas de producto que mantienen características similares dentro de la demanda. Existen varios modelos matemáticos con algoritmos que permiten el cálculo de estos valores (Rosling, 2019). Sin embargo, es importante conocer a profundidad los procesos y funcionamiento del inventario dentro de la empresa con la finalidad de identificar el modelo que más se adapte a la demanda y logre minimizar los costos asegurando la disponibilidad de producto para la venta (Ortega, 2017).

Gianpaolo Ghiani (2016) indica que los modelos de inventario más usados dentro de las empresas que llevan una demanda incierta son modelos con revisión periódica o de revisión continua. Los Modelos de Revisión Periódica limitan la posibilidad de conocer el número de productos en inventario, es decir que se puede conocer este número periódicamente (Mendelson, 2016). Los modelos de revisión continua tienen la posibilidad de conocer el estado del inventario en cualquier momento. Los Modelos de revisión continua se asemejan más a la realidad de las empresas debido a que la gran mayoría de ellas tienen la posibilidad de conocer el estado de su inventario en cualquier momento (Salazar, 2016).

Dentro de los modelos de inventario de Revisión continua se encuentran los niveles de Servicios Q, R tipo 1 y tipo 2 (Buffel, 2018). Estos Modelos funcionan con demandas aleatorias y registradas conforme suceden. Llevan un reabastecimiento dinámico de inventario bajo cierta incertidumbre que considera el tiempo de demora de abastecimiento y los costos de preparación o pedido (Nahmias, 2014).

El Modelo Q, R tipo 1 dicta un algoritmo que utiliza una probabilidad preestablecida de no tener faltantes durante el tiempo de demora y que esta sea igual a un valor específico ( $\alpha$ ) (Nahmias, 2014). Por otro lado, El Modelo Q, R tipo 2 converge el cálculo de escojo la cantidad optima a pedir (Q) y el punto de reorden R para que la proporción de demandas que se satisfagan con existencias sea igual a un valor específico ( $\beta$ ) (Nahmias, 2014). Dentro de su estudio en una empresa de producción de alimentos para animales, Causado (2015) implementa un modelo de servicio Q, R tipo 1. El autor justifica la elección de este modelo de inventarios indicando que la empresa deseaba reducir la probabilidad de tener faltantes a partir de un estudio previo en el cual

había calculado dicha probabilidad ( $\alpha=0.1$ ). Además, indica que el costo de penalidad era desconocido en la industria. La empresa cuenta con una demanda probabilística y tenía la posibilidad de revisar el inventario en cualquier momento. Los tiempos de demora para recibir la materia prima solicitada eran altos, por esto el tener faltantes generaría problemas dentro de la producción.

Otro caso de estudio ejemplo es el de Zambrano y Ulloa (2018) que realizaron un modelo de inventarios para el control económico de pedidos en una microempresa de calzado en Guayaquil. De igual manera su demanda era desconocida como su costo de penalidad. Este estudio es bastante similar al de Causado (2015) en cuanto a metodología de implementación. Zambrano y Ulloa (2018) a diferencia de Causado (2015) implementaron un nivel de servicio tipo 2. La empresa de calzado propuso a principios de estudio una proporción de la demanda que deseaban satisfacer dentro del año ( $\beta=0.9$ ), debido a que se percibía un alto porcentaje de demanda insatisfecha dentro de la empresa por parte de los gerentes y operarios.

Contreras y Escalante (2019) al igual que Zambrano y Ulloa (2018) también implementaron un modelo probabilístico para suplir un porcentaje de la demanda. Este estudio fue realizado en una empresa dedicada a la venta de repuestos de automóviles en Sahagún. Dentro de sus recomendaciones, el estudio indica una preferencia hacia niveles de  $\beta$  más bajos cuanto hay lead times muy altos. Además, recomienda llevar distintos niveles de  $\beta$  distintos productos si es que el tiempo del estudio lo permite. Esto se debe a que no se debe establecer el mismo nivel de  $\beta$  en productos originales importados que los productos genéricos nacionales o los de origen chino. Los productos dentro de la empresa de automóviles llevan distintos tiempos de importación y si se establece un solo nivel de  $\beta$  no se tomaría esta consideración significativa para el proyecto.

## METODOLOGÍA

La metodología que se llevará a cabo dentro de esta implementación de pronósticos dentro de la empresa de ferretería será una propuesta por Victoria Toro y Luz Bastidas en su texto “Metodología para el control de gestión de inventarios en una empresa minorista de electrodomésticos”. Esta metodología toma en cuenta 5 etapas principales, las cuales se perciben como interesantes ya que el negocio analizado en este estudio es similar al de la empresa de ferretería (Toro & Bastidas, 2014).

El estudio realizado por Toro y Bastidas no lleva la gestión de los pronósticos y modelos de inventario por separado, este los engloba en un mismo proceso. Además, se considera que deberían

existir pasos previos al desarrollo de pronósticos en el que se deba analizar los patrones de demanda realizados en los subgrupos después de la etapa de clasificación de productos, lo que no es incluido en dicha metodología.

Por estas razones se desarrollará parte de la metodología de Montgomery expuesta en su libro “Introduction to time series análisis and forecasting” en el que recomienda el análisis del patrón de la demanda de los clusters y llevar etapas de estudio de modelos de inventario por separado (Montgomery, 2016). La metodología final es la siguiente:

1. Definición del problema
2. Recolección, Limpieza y normalización de datos
3. Clasificación de productos
  - a. Normalización y Clasificación
  - b. Análisis del patrón de demanda en clusters
4. Pronósticos
  - a. Diseño de pronósticos
  - b. Análisis del patrón del pronóstico y errores de pronósticos
5. Inventarios
  - a. Análisis de costos
  - b. Gestión de Inventarios
6. Estudio de oportunidad

### **ETAPA 1: DEFINICIÓN DEL PROBLEMA**

Desde el año 2010 la empresa la empresa de ferretería. ha utilizado un ERP llamado DOBRA EMPRESARIAL. Esta herramienta ha permitido llevar el registro todas las operaciones y actividades tributarias de la empresa. Si bien este es un ERP diseñado y gestionado solo en Ecuador, se denota como un sistema robusto y escalable con las funcionalidades esenciales y otras interesantes que disponen de informes, restricciones, condiciones y otras que pueden llegar a estandarizar los procesos dentro de la empresa de ferretería. Sin embargo, la empresa no ha logrado aprovechar todas las funcionalidades del software ni utilizarlo de manera adecuada, por ello se realizará una reimplementación de los procesos para el uso del ERP (Planificador de recursos económicos) dentro

de la empresa de ferretería.

Se hará una integración de los resultados de los pronósticos y las nuevas políticas de inventario al ERP de la empresa con el fin de que logre reducir el efecto látigo ocasionado por la demanda incierta. Se desea que todo el proceso se logre llevar de manera estándar y automatizada. El software no dispone de alguna herramienta para proyectos de pronósticos de demanda, por esto se deberá obtener bases de datos de las ventas de los años pasados y analizar los datos con ayuda de software externos.

## **ETAPA 2: RECOLECCIÓN, LIMPIEZA Y FILTRO DE DATOS**

### **Recolección de datos**

Majid Bahramian en su investigación de dos décadas sobre los ciclos de vida de la industria de construcción establece que las tendencias en la industria de ferretería tienen un ciclo de vida corto. Los productos de ferretería adquieren nuevas tendencias constantemente dentro de las nuevas construcciones, esto se debe a que las empresas dedicadas a la manufactura de productos ferreteros innovan dentro de sus productos mejorando su calidad y funciones. Sin embargo, cuando se trata de nuevas tendencias de construcción se logra mantener los mismos métodos, materiales y productos de manera casi constante (Bahramia, 2020).

La decisión de cuánta data llegaría a ser representativa de la demanda en la empresa de ferretería con el fin de llegar a pronosticar la demanda del próximo año resultaba un factor que se debía analizar. Los productos de ferretería llegan a nuevas tendencias continuamente y los de construcción se mantienen constantes. Algunos productos de ferretería que eran tendencia antes del año 2021 no llegan a cumplir los nuevos requerimientos de los clientes comparado con las innovaciones que ha traído el nuevo mercado (Ponce, 2023). Se ha decidido extraer las bases de datos de las ventas de los dos años pasados (2021, 2022) desde el ERP de la empresa. Las ventas del 2021 y 2022 llegan a representar dentro de sus datos las nuevas tendencias de ferretería y las preferencias de los clientes. Además, esta data también llegaría a ser representativa de la demanda de materiales de construcción ya que esta se mantiene casi constante durante todos los años.

Las bases de datos fueron extraídas del ERP “Dobra Empresarial”, sistema que maneja la empresa para su facturación y contabilidad. Las bases de datos contenían columnas que indicaban:

- Numero de factura (Index)
- Mes de la factura
- Cliente

- Producto facturado
- Cantidad
- Utilidad generada

Con el fin de llevar una mejor organización y orden de los datos, se decidió realizar una limpieza y orden dentro de ambas bases de datos.

### **Limpieza de datos**

Dentro de la etapa de limpieza de datos se tuvieron que realizar 3 actividades dentro de las bases de datos del 2021 y 2022 las cuales incluían eliminar registros, sumar o combinar registros y llenar datos nulos.

#### 1. A Eliminar:

- Ventas en contratos con instituciones públicas: Desde el año 2015, la empresa de ferretería ha logrado establecer contratos con instituciones públicas del Gobierno para construcciones varias. El número de contratos conseguidos en el año es bastante variable. Los volúmenes de venta en este tipo de contratos son bastante altos, por lo que los precios de venta llegan a diferenciarse bastante de los normales debido a descuentos o precios más altos. Dentro de la empresa se ha considerado la separación de las actividades de ventas en contratos con instituciones públicas de las actividades comunes de la empresa de ferretería debido a que estas forman una variación en los informes de ventas llevando a conclusiones erróneas. Por esto el estudio ha decidido excluir los datos de las ventas a instituciones públicas para erradicar la variación que se puede llegar a generar dentro de la etapa de análisis.
- Pedidos Puntuales: Otros registros que se deben eliminar serían los pedidos puntuales que no se almacenaban en la bodega (pedidos make to order). Una de las formas de venta de la empresa de ferretería también incluye vender sin tener la mercadería o no tenerla en la bodega. La mercadería es pedida al proveedor una vez realizada la venta al cliente y el proveedor se encarga de enviar la mercadería directamente a la ubicación que el cliente indique. Estos registros de venta se tuvieron que eliminar ya que no resultaría viable realizar pronósticos o modelos

de inventario en vista de que no será necesario anticiparse a la venta de estos productos o almacenarlos en bodega.

2. A Combinar (sumar):

- Mismos productos en distintas marcas: El ERP de la empresa lleva el registro de cada uno de los 2300 SKUs de la empresa. Dentro de estos 2300 existen productos que son iguales, pero son producidos por distintos proveedores o llevan una marca distinta. El ERP toma productos de distintas marcas como productos distintos. Por esto se realizará una suma de los productos iguales en distintas marcas con el fin de obtener el dato de la demanda total de dicho producto independientemente de la marca.
- Mismos productos en distinto color o medida (producto con variaciones): Existen productos de una misma línea que pueden incluso percibirse como iguales o de igual funcionalidad. Estos productos suelen diferir en el color como es el caso de la *pintura*, o en dimensión como es el *cable Flex* que viene en distintos amperajes (30 amps, 20 amps y 15 amps). Con el fin de reducir el número de productos a tomar en cuenta, se realizará la suma de la demanda de estos productos dentro del estudio.

Se debe conocer que se tomarán las proporciones en las que estos productos son demandados. Se tendrá a disposición la información de cuales fueron los productos cuyas demandas fueron sumadas y se conocerá en qué proporción son demandados más que sus combinaciones.

3. A Llenar:

- Demanda insatisfecha o demanda 0: Dentro de la demanda de algunos productos, existen meses que se lleva un registro vacío. Esto podría llegar a percibirse como una demanda 0, es decir que no se realizaron ventas de estos productos en aquel mes. Sin embargo, no se tomaría en cuenta que tal vez dentro de ese mes o en la posibilidad de venta no se contaba con stock de dicho producto. Para reducir la complejidad del estudio se llenarán cada uno de estos registros vacíos con 0, es decir que se tomara una demanda nula en aquel mes.

## Filtro de datos

Dentro de sus ejemplos de pronósticos Nahmias (2014) indica que no es necesario pronosticar cada uno de los productos de una empresa, solo los que representan la mayor inversión para la empresa o los que requieren muchos procesos o tiempo la gestión de la. Un estudio bastante usado para conocer las utilidades representadas por los productos vendidos es un Pareto.

Se realizaron 2 *Paretos* uno para la base de datos de las ventas del año 2021 y otro para el 2022. Dentro del 2021 se identificaron 120 productos que se encontraban representando el 80% de las utilidades anuales, mientras que en 2022 fueron apenas 103. Debido a las indicaciones por parte del gerente en cuanto a tomar las consideraciones de las últimas tendencias de ferretería, se tomaron en cuenta solo los productos 80% del 2022. Sin embargo, se logró identificar que 92 de los productos estrella en 2022 también habían representado el 80% de utilidades en 2021. Solo serían 11 los productos nuevos que serán percibidos como tendencia en este 2022.

**Figura 1:** Pareto según utilidades demanda 2022

1	PRODUCTOS	Enero	Febrero	Diciembre	Total Suma de CANTIDAD
2	CEMENTO CAMPEON 50 KLS	2623	1277	1536	21811
3	OMEGA GYPSUM 69*22*3.66*0.40	3386	3111	3475	37354
4	BLOQUE PL-9*19*39	4917	1995	1982	41567
5	TORNILLO P/GYPSUM NEGRO 1*6 CJ/200 UNS	903	862	854	10136.5
6	TUBO CUAD.NEGRO 4*3	34	0	3	212
7	ANGULO GYPSUM 19*19*3MTR*0.40	4924	4577	4922	55646
8	PANEL USG GYPSUN INTERIOR ULTRALIGHT 1/2	107	2240	0	10160
9	CANAL GYPSUM /PRIMARIO 40*11*3.66*0.70(CARGA	1702	1697	1521	19234
10	ARENA GRUESA	119.5	98.1	41.95	1339.95
11	PIEDRA CALIZA 3-4	92.5	122	0	894.25
12	ROMERAL S/AMARILLO 25 KLS	222.89	91	65	1351.64
13	VARILLA CORRUG . 12MM * 12M	379.5	598	154	4890.5
14	TUBO CUAD. GALVANIZADO 3*3	0	0	0	90
15	ARENA FINA	82.8	69.1	49.4	1349.73
16	SIKA EMPASTE PROFESIONAL 20 KL	345	353	381	3172
17	ANGULO H/N 50*6MM	0	0	0	150
18	PANEL REY INTERIOR 1.22*2.44	2868	355	0	4523

**Figura 2:** Pareto según utilidades demanda 2021

1	Producto	Enero	Febrero	Diciembre	Total Suma de CANTIDAD
2	CEMENTO CAMPEON 50 KLS	1349	1587	1733	21742
3	ARENA GRUESA	36	46.8	225	1511.16
4	PIEDRA CALIZA 3-4	52.9	46.8	182.9	1527.37
5	PANEL SUPER PLACA INTERIOR	1709	1750	1250	20599
6	BLOQUE PL-9*19*39	3492	7097	7361	47596
7	OMEGA GYPSUM 69*22*3.66*0.40	1707	2082	4022	30493
8	ARENA FINA	44.1	61.75	85.55	691.82
9	VARILLA CORRUG . 12MM * 12M	190	323	816	7411
10	TORNILLO P/GYPSUM NEGRO 1*6 CJ/200 UNS	398	478	1070	7814
11	VARILLA CORRUG . 8MM * 12MT	659	638	910	8764
12	VARILLA CORRUG . 10MM * 12MT	184.25	326.5	1126	5093.75
13	SIKA EMPASTE PROFESIONAL 20 KL	246	144	298	2931
14	CANAL GYPSUM /PRIMARIO 40*11*3.66*0.70(CARGA	912	1148	1940	15379
15	ANGULO GYPSUM 19*19*3MTR*0.40	2638	3536	6339	44077

Se considera que el software Jupyter notebook Python será útil en el análisis de clasificación de productos.

### ETAPA 3: CLASIFICACIÓN DE PRODUCTOS

#### Clasificación

Al inicio de la etapa de clasificación se logró identificar 11 productos que encabezaban la lista de utilidades anuales generadas. Estos productos llevaban montos de utilidades y cantidades anuales que sobresalían respecto al resto de la lista. Estos productos generan la mayor inversión y utilidades dentro del año. El Gerente General indicó que estos productos son gestionados de forma diferente a los demás ya que se necesita pedir un número alto de ítems al proveedor para que estos sean rentables en la venta. Por esta razón y para desarrollar una mayor precisión en estos productos “Top”, se decidió que estos pasen independientemente a la etapa de pronósticos y no sean clasificados.

Al quitar los 11 productos “top” de la etapa de clasificación quedan 66 “productos independientes” y 26 “productos con variaciones”, sumando un total de 92 productos que ingresarán a la etapa de clasificación.

Esta etapa sería llevada a cabo en el software Jupyter notebook Python. Dentro de este software se implementarían 4 herramientas previamente investigadas. Estas son la normalización de datos, hierarchical clustering, K-means clustering y el codo de Jambu.

El codo de Jambu se basa en el cálculo de un error denominado WCSS (Wthin-Cluster-Sum-

of-Squares) que comprende a la suma de cuadrados de las distancias. El WCSS es el cálculo de un error dado por el número de clusters. Mientras mayor sea el número de clusters, el error WCSS será menor y viceversa (Schmuell, 2012).

Dentro de los productos en la empresa de ferretería se llevan distintas medidas para la venta (metros cuadrados, pies, pulgadas, centímetros). Los productos están declarados con distintas unidades de medidas como pueden ser metros, centímetros o milímetros. Las unidades demandadas de producto dentro de la base de datos llegan a diferir mucho por este factor y se tiene un rango muy alto, lo que podría llevar a errores en el algoritmo de clasificación. Por esto se utilizó una técnica bastante común de normalización de datos que considera los valores máximos y mínimos dentro de una formula con el fin de transformar todos los valores a un rango entre 0 y 1.

$$z_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

Una vez normalizados los datos, se examinó las alternativas de métodos de clasificación. Dentro de las librerías de Jupyter notebook Python se pueden ver varios métodos de clasificación o clustering. Entre los métodos más usados están el “K-means clustering” y el “Hierarchical clustering”. Se tuvo que realizar un análisis de cada una de las propiedades de ambos métodos con el fin de determinar el que más se adaptaría al proyecto.

El Hierarchical clustering es un modelo de clasificación que se subdivide en métodos aglomerativos. Para este modelo no es necesario indicar un número de subgrupos(clusters) definido. Uno lo elige en base a un gráfico de dendograma que subdivide el conjunto en grupos. El Hierarchical clustering es recomendado para clasificación donde N sea menor que 50 objetos, ya que a partir de este valor las fusiones en serie llegan a ser menos eficientes e indican un mayor error. Además, dentro del gráfico de dendograma es difícil percibir visualmente más de 50 objetos (Schmuell, 2012). Se puede revisar un Hierarchical Clustering del estudio en el anexo 1.

El método de K-means se basa en distancias más cortas de centroides dentro de un gráfico de componentes principales para definir una clasificación óptima. Este algoritmo no disminuye su eficiencia a un mayor valor de N. A este método se le debe ingresar un numero de clusters definidos. El K-means method reduce su eficiencia cuando la gráfica de componentes principales indica formas hiper-esfericas o lineales. Este método funciona de mejor manera cuando se perciben centroides bien definidos de forma esférica dentro de la gráfica (Carlson, 2019). Dentro del Anexo 2 se puede ver una grafica de componentes principales realizada en el estudio.

Previo a la selección del método de clasificación se tuvo que indagar en definición de número

de clusters ya que se desconocía el número de clusters deseados y que reduzcan el error de pronóstico en la siguiente etapa. Por esto se utilizó el método de codo de Jambu (Elbow Method). Esta técnica fue realizada dentro de jupyter notebook Python y trata del cálculo del error WCSS (Within clusters sum of squared errors). Este error será percibido dentro de una gráfica, en el que se define que a un mayor número de clusters, el WCSS se reducirá, mientras que a un menor número de clusters este error aumentará.

El método de clasificación seleccionado para el proyecto fue el K-means clustering. Esto se debe a que la cantidad de objetos a pronosticar es mayor a 50. Además, al realizar la gráfica de componentes se pudo notar que se percibía una forma esférica en los datos que tenían centroides bien definidos. Por esto con el fin de obtener el número de clusters óptimo a realizar se implementó la técnica de Jambu. Se debe considerar que para la técnica de codo de Jambu se elegirá un número de clusters que mantenga un equilibrio entre un WCSS bajo y un número que no sea exhaustivo para el estudio con el fin de poder llegar a terminarlo. Se puede revisar uno de los Codos de Jambu realizados en el Anexo 3.

Se realizó la técnica de codo de jambu a los productos independientes y otro para los productos con variaciones. De esta manera se obtuvieron en principio 9 clusters (5 productos independientes y 4 clusters productos con variaciones). Al revisar los clusters se pudo percibir que existían unos que tenían solo un producto dentro del subgrupo, esto se debía a que la distribución de su demanda era muy distinta a la de los demás, así que se decidió pronosticar estos de manera independiente. Además, existían algunos clusters que tenían un exceso de productos (mayor a 20). Los clusters con exceso de productos fueron introducidos en el algoritmo de clasificación nuevamente, obteniendo un resultado final de 13 clusters y 4 productos a pronosticar independientemente.

### **Análisis del patrón de demanda en clusters**

Con fin de confirmar la efectividad de la clasificación de productos en clusters se realizó un análisis de las gráficas de demanda dentro de cada cluster. Para esto se realizaron graficas de cada uno de ellos y la demanda histórica de los productos que contenían. Se examinó si existía una relación en tendencia, estacionalidad y sobre todo cantidades demandadas en los mismos subgrupos. Todos los resultados fueron positivos. En el Anexo 4 se puede revisar un ejemplo de gráfica para el análisis de patrones de demanda en Clusters.

## ETAPA 4: PRONÓSTICOS

La etapa de pronósticos es la que llevara más tiempo dentro del estudio. Mejia (2016) en su etapa de pronósticos de la empresa de alimentos realizó un análisis de la demanda con SPSS con una herramienta de pronóstico masiva llamada “Expert modeler” la cual indica un método que optimiza el pronóstico analizando patrones de tendencia o estacionalidad. Este sistema entrega su resultado junto con el nombre del método de pronóstico que optimizó el resultado. Además, se le puede indicar que este calcule un error de pronóstico de inmediato entre algunas opciones de errores basados en porcentajes o dependientes de la escala.

Se indicó que el error establecido a analizar en el estudio será el MAPE (Error promedio absoluto medio), el cual se establece que debe ser inferior a 30 con el fin de que sea un pronóstico certero. Además, otro parámetro a evaluar será la gráfica de la demanda pronosticada, la cual deberá de guardar relación con la gráfica de la demanda histórica.

**Figura 2:** Criterio de error MAPE

MAPE	Calidad del pronóstico
$F_t \leq 10\%$	Muy Bueno
$10\% < F_t \leq 20\%$	Bueno
$20\% < F_t \leq 30\%$	Moderado
$F_t > 30\%$	Pobre

Se introdujeron 28 ítems con su demanda histórica al proceso de pronósticos dentro de expert modeler de SPSS (11 productos top, 4 productos independientes y 13 clusters). De estos hubo resultados positivos con MAPE inferior a 30 y gráficas certeras. Sin embargo, hubo 15 productos que se tuvieron que pronosticar dentro del software minitab ya que el expert modeler de SPSS indicaba modelos de pronóstico que no cumplían con los parámetros de evaluación establecidos. Se puede revisar un extracto del proceso de pronósticos en los anexos 4 y 5.

Dentro de Minitab se realizaron pronósticos de Winters con el fin de pronosticar los 15 productos restantes. Se eligió este modelo de pronóstico ya que es el que tiene más parámetros a editar. El parámetro que se cambió en mayoría fue el de la longitud estacional, el cual, con variaciones de 6, 12 y 18 se logró obtener resultados viables para el pronóstico de estos productos. Se puede revisar un extracto de pronóstico de Winters en el anexo 6.

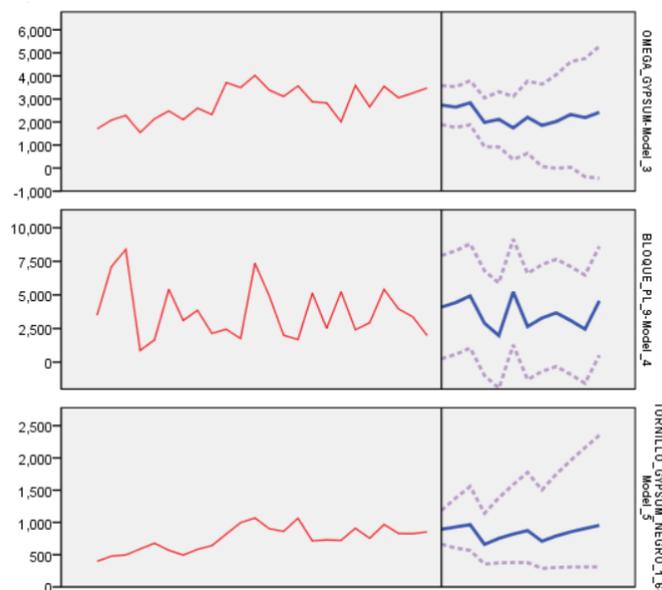
Hubo 2 productos que no se pudieron pronosticar, provenientes del cluster 2. Estos

productos contaban con muy pocos datos históricos dentro de los dos años. Existían 7 de 24 datos en ambos productos, por este motivo los métodos de pronóstico indicaban un error alto. Se consideró el aplicar un modelo de demanda intermitente Croston, sin embargo, este modelo requiere datos en al menos el 30% de los periodos (Muñoz, 2022), lo que no se tenía. Se puede revisar la gráfica de demanda intermitente de uno de estos productos en el anexo 7.

**Figura 5:** Pronósticos 2023 por producto

MES	CEMENTO CAMPEON/ HOLCIM	PANEL GYPSUM INTERIOR	OMEGA GYPSUM 69*22*3.66*0.40	BLOQUE PL-9*19*39
ENERO 2023	2433.63	2990.86	2732.821204	3300.13
FEBRERO 2023	1596.31	2710.13	2645.166524	6765.49
MARZO 2023	2028.31	2787.44	2836.040847	8064.72
ABRIL 2023	2076.77	2653.86	1982.444607	847.62
MAYO 2023	1742.11	2604.71	2119.372821	1619.47
JUNIO 2023	1893.33	1947.61	1741.817604	5320.22
JULIO 2023	1437.82	2796.12	2207.2704	3065.31
AGOSTO 2023	1564.52	2384.59	1853.225978	3823.87
SEPTIEMBRE 2023	1811.99	2806.46	2022.683986	2128.32
OCTUBRE 2023	1690.13	3478.2	2327.649598	2449.35
NOVIEMBRE 2023	2054.95	3147.56	2188.63319	1757.84
DICIEMBRE 2023	1350.65	3122.62	2421.64814	7395.07

**Figura 6:** Gráficas de pronósticos 2023 por producto



## ETAPA 5: MODELO DE INVENTARIOS

El objetivo del estudio de inventarios de forma general fue el reducir los costos de inventario

y problemas de liquidez para la empresa. La mayor parte de los modelos de inventarios se basan en el cálculo de valores estandarizados de stock que logren optimizar el mismo dentro de la bodega , además de una minimización de los costos. Dentro de esta etapa se desea conocer cuáles serían los siguientes valores para los productos pronosticados.

1. Punto de reorden (R): Este valor indica a cuanto debe llegar el stock del producto para poner una nueva orden para llenar el stock.
2. Cantidad óptima de pedido (Q): Es la cantidad que se debe ordenar en el punto de reorden. Este valor solicitará una cantidad que cumpla con la demanda pronosticada para cierto periodo minimizando los costos.
3. Inventario de seguridad (S): Este valor indicará una cantidad de producto que se deberá reservar en bodega con el fin de minimizar la perdida de ventas dada por la incertidumbre de la demanda.
4. Número de órdenes esperadas anuales (N): Según la demanda anual y la cantidad pedida se calcula la cantidad esperada de órdenes de un producto dentro del año.
5. Costo Anual esperado (Co): Este es el costo que tendrá el producto dentro de todo el año sumando todas las órdenes que se harán. Este valor permite pasar a un plan de presupuestos como capital de trabajo.

Existen diversos modelos aplicables a una empresa que desea llevar un proceso de inventarios estandarizado. Sin embargo, se debe tomar en cuenta que hay unos que se adaptan más a la logística de una empresa que otros.

Con el fin de conocer si la demanda pronosticada seria determinística o probabilística, se tuvo que desarrollar “Prueba de Coeficiente de Variación”, la cual consiste en una estimación aproximada inicial que se basa en el cálculo de la media y la desviación estándar de los datos durante un periodo específico para valorar la naturaleza de la demanda (Taha, 2012). Esta prueba tomara en cuenta todas las demandas pronosticadas con sus desviaciones estándar. Se usó la siguiente formula:

$$\text{Coeficiente de variación} = \frac{\text{Desviación estandar}}{\text{Media}} \times 100\% \quad (1)$$

Para cada uno de los productos, como resultado se obtuvo que todos siguen una demanda probabilística, es decir una demanda incierta.

**Figura 7:** Prueba de coeficiente de variación

	CEMENTO CAMPEON/ HOLCIM	PANEL GYPSUM INTERIOR	OMEGA GYPSUM 69*22*3.66*0.40
demanda 2022	25202	32781	37354
demanda 2021	21742	24660	30493
promedio	1956	2393.375	2826.958333
desviacion estandar (s)	454.5502316	574.2461836	698.6692618
coeficiente de variación	23.24%	23.99%	24.71%

El “Nivel de servicio Q, R tipo 2” es un modelo de inventarios que toma en cuenta cada uno de los valores que se desean conocer nombrados previamente. Este modelo es usado en demandas inciertas, es decir que exista un pronóstico de demanda con cierto error o desviación estándar. Además, este modelo es de revisión continua, es decir que el nivel de inventario se puede verificar siempre.

Una de las ventajas del modelo “Nivel de servicio Q, R tipo 2” es que no se necesita del valor del costo de penalidad (p) por perder una venta. El cálculo de este valor llega a ser complejo en varios casos de empresas en la realidad. El costo de perder una venta no es un valor del que se lleva registro comúnmente.

### **Análisis de costos**

El modelo “Nivel de servicio Q, R tipo 2” requiere de 2 valores predeterminados con el fin de desarrollar su sistema iterativo. Entre los valores están el costo de mantener inventarios como % de costo de productos en inventario (i). Este valor es un porcentaje calculado a partir de los costos de mantener inventarios y el valor de los productos en bodega. Por este motivo, previo al cálculo de este valor se tuvo que indagar en los costos de mantener los inventarios dentro de la empresa de ferretería. El nivel de servicio tipo 2 definido para el estudio será de 95%. Se desea cumplir con este porcentaje de ordenes debido a que la pérdida de una venta dentro de este negocio podría ser significativa.

Dentro de su libro, Nahmias (2014) indica que los costos de mantener inventario están dados por: costo de suministrar el espacio físico para almacenar los productos, impuestos y seguros, deterioros u obsolescencias y finalmente el costo de oportunidad o inversión alternativa (Nahmias, 2014).

Se indago en todos estos costos dentro de la empresa. A continuación, se disponen cada uno de los costos.

- Servicios básicos: Agua, luz, internet
- Seguros y permisos: Seguro de incendios y líneas aleadas, permiso de funcionamiento, impuestos prediales por terrenos, cuerpo de bomberos y servicios de monitoréo de cámaras.
- Gasto operativo: Sueldo de 4 empleados, gastos de mantenimientos de bodega
- Pérdida y obsolécncia de inventario: valor monetario de mercadería declarada contablemente como pérdida anualmente
- Costo de oportunidad: Inversión de la sumatoria de dinero invertido en los 4 puntos anteriores dentro de Diners club (tasa anual del 5.4%).

### **Cálculo de valores en modelo de inventario**

A Partir de obtener los valores de estos costos se realizó el cálculo de (I) con la siguiente fórmula.

$$I = \frac{\Sigma \text{Costos}}{\Sigma \text{valor de productos en stock}} \quad (2)$$

$$I = 19.03\%$$

Otro valor necesario para el estudio fue el costo de realizar una orden (K). Este se percibe como un costo fijo en cada vez que se realiza una orden de compra de productos para abastecimiento. Para el caso de la empresa de ferretería el costo de realizar una orden es bajo comparado con empresas que se dedican a manufactura de un producto. La empresa de ferretería no tiene costos de transporte para reabastecimiento, así que el único valor que se tomará en cuenta será el del encargado de compras, el cual invierte el 30% de su tiempo en esta operación.

$$k = \frac{\text{Sueldo de operador} * 0.3}{\text{Número de ordenes promedio anuales}} \quad (3)$$

$$K = \$2.00$$

A Partir de la obtención de estos valores se pudo seguir con el proceso iterativo en el cálculo

de Q y R en el modelo de inventario establecido.

Dentro de sus libros, Nahmias (2014) y Ghiani (2016) definen el modelo de la siguiente manera:

Cantidad económica para pedir (Q) iteración 0:

$$Q_0 = \sqrt{\frac{2k\lambda}{h}} \quad (4)$$

Donde

K: costo de realizar un pedido

$\lambda$ : demanda anual

H: costo de mantener inventarios

Q: Cantidad económica de pedido

Cantidad económica para pedir(Q) a partir de la iteración 1:

$$Q = \frac{n(R)}{1 - F(R)} + \sqrt{\frac{2k\lambda}{h} + \left(\frac{n(R)}{1 - F(R)}\right)^2}$$

Punto de reorden (R):

$$R = \bar{d} * LT + z\sqrt{\sigma^2 * L} \quad (5)$$

Donde

$\bar{d}$ : demanda promedio  
cuadrado

$\sigma^2$ : desviación estándar de la demanda promedio al

LT: tiempo de espera (lead time)

z: estadístico de distribución normal tabla z

Costo promedio total (Co)

$$Co = \frac{k\lambda}{Q} + \lambda_c + \frac{hQ}{2} \quad (8)$$

Donde

Co: costo unitario de cada producto

Inventario de seguridad (IS)

$$IS=2 * \sigma^2 * \sqrt{LT} \quad (6)$$

Número esperado de ordenes (Co)

$$N = \lambda / R \quad (7)$$

### Implementación de modelo Q, R servicio tipo 2

Según Nahmias (2014) , el nivel de servicio Q, R es un sistema que itera en el cálculo de dos variables (Q y R) dentro de un mismo modelo. Se realizan iteraciones hasta que ambos valores converjan con el valor de su anterior iteración o difieran en un máximo de 1 unidad. De manera resumida, este modelo utiliza estadísticos de prueba de distribución normal (z) así como también estadísticos de esperanza L(z) con el fin de calcular derivadas parciales y obtener valores de Q y R que converjan hacia un valor determinado (Nahmias, 2014).

Se realizó el cálculo de estos valores para cada uno de los productos pronosticados. Los resultados se dieron a partir de entre 3 y 8 iteraciones del modelo Q, R tipo 2. En el anexo 8 y 9 se dispone un ejemplo del cálculo para el producto “Cemento Campeón”.

**Figura 8: Resultados nuevos políticas de modelo de inventarios por productos**

<b>CEMENTO CAMPEON/ HOLCIM</b>	
Q (Cantidad a ordenar)	472
R (Punto de reorden)	5744
S (Inventario de seguridad)	7412
N (Número esperado de ordenes)	46
Co (Costo promedio total)	9377
<b>OMEGA GYPSUM 69*22*3.66*0.40</b>	
Q (Cantidad a ordenar)	845
R (Punto de reorden)	7048
S (Inventario de seguridad)	7156
N (Número esperado de ordenes)	32
Co (Costo promedio total)	2238
<b>TORNILLO P/GYPSUM NEGRO 1*6 CJ/200 UNS</b>	
Q (Cantidad a ordenar)	536
R (Punto de reorden)	2459
S (Inventario de seguridad)	0
N (Número esperado de ordenes)	18
Co (Costo promedio total)	83

### ETAPA 6: ANÁLISIS DE OPORTUNIDAD

Dentro de la etapa final del estudio se realizó el análisis de una oportunidad en la que la empresa “TuTi” propuso a la empresa de ferretería el alquiler de una parte de su bodega. TuTi desea alquilar 350 metros cuadrados de la bodega de la empresa de ferretería, lo que incurre en una ganancia anual significativa para la empresa. El objetivo de esta etapa es analizar la factibilidad que esta propuesta podría traer a la empresa de ferretería. En el Anexo 11 se puede revisar información del espacio de bodega. Se propusieron acciones a tomar con el fin de liberar espacio en la bodega de la empresa de ferretería para considerar la propuesta de alquiler. Las posibles acciones serían:

- Reducir el número de ítems en inventario en las bodegas
- Descontinuar venta de SKUs que generen bajas utilidades
- Elección de la parte de bodega a reducir

Se tomaron en consideración estas 3 acciones previo a decidir si esta propuesta sería posible y viable. En principio se tomó en cuenta la reducción de stock que generarían las nuevas políticas de inventario por parte del modelo de inventario de la etapa anterior.

### **Reducir el número de ítems en inventario en las bodegas**

Para el cálculo de porcentaje de reducción de stock que se lograría a partir de las políticas de inventario, se obtuvieron datos las cantidades de reorden que se habían llevado dentro de los 2 últimos años. En muchos productos, el Q que se llevaba era mucho más alto que el Q establecido en las nuevas políticas de inventario. Se determinó que esto llevaría a una reducción del número de productos en stock dentro de las 3 bodegas. Cabe indicar que, dentro de otros productos, las nuevas políticas de inventario llevaban cantidades de pedido mucho más altas que las que se habían llevado históricamente, sin embargo, se determinó que se debe a que en estos productos las nuevas políticas de inventario piden menos órdenes dentro del año, pero en mayores cantidades. Esto es lo que evitaría reordenar productos muy seguido. En el Anexo 12 se puede revisar un ejemplo de este resultado.

Tomando en cuenta las nuevas políticas de inventario de manera estricta, se realizó una comparación del Q óptimo con el Q histórico que se habían llevado en los productos con el fin de calcular el porcentaje de stock que se reduciría usando las nuevas políticas de inventario. Finalmente, se determinó que las nuevas políticas de inventario podrían llegar a reducir el stock de estos productos en un 47.02%.

**Figura 9:** Resultados cálculo de reducción de stock con nuevas políticas de inventario por

## productos

CEMENTO CAMPEON/ HOLCIM	Q (Cantidad a ordenar)	472	Q real	480
	R (Punto de reorden)	5744	% de reduccion	1.67%
PANEL GYPSUM INTERIOR	Q (Cantidad a ordenar)	560	Q real	1300
	R (Punto de reorden)	8780	% de reduccion	56.92%
OMEGA GYPSUM 69*22*3.66*0.40	Q (Cantidad a ordenar)	845	Q real	3000
	R (Punto de reorden)	7048	% de reduccion	71.83%
BLOQUE PL-9*19*39	Q (Cantidad a ordenar)	3445	Q real	2100
	R (Punto de reorden)	14288	% de reduccion	-64.05%
TORNILLO P/GYPSUM NEGRO 1*6 CJ/200 UNS	Q (Cantidad a ordenar)	536.1	Q real	5000
	R (Punto de reorden)	2459	% de reduccion	89.28%
TUBO CUAD.NEGRO 4*3	Q (Cantidad a ordenar)	20.42	Q real	25
	R (Punto de reorden)	52.86	% de reduccion	18.34%
ANGULO GYPSUM 19*19*3MTR*0.40	Q (Cantidad a ordenar)	1753	Q real	3500
	R (Punto de reorden)	10711	% de reduccion	49.91%

### Descontinuar la venta de SKUs que generen bajas utilidades anuales

Dentro de la primera etapa se realizó el Pareto para todos los SKUs en stock dentro del 2022 y 2021. A partir de estos resultados se determinaron 202 productos de baja rotación que generaban menos de \$2 de utilidades anuales. Estos podrían ser considerados para ser descontinuados de la venta después de realizar un análisis de factibilidad.

### Elección de la parte de la bodega a reducir

La empresa de ferretería cuenta con 3 bodegas: Ferretería, materiales de construcción y la bodega de Pétreos. Estos espacios suman un total de 1250 metros cuadrados. Dentro de esta parte se estableció como objetivo el estudiar que parte de la bodega se presenta como la más factible a liberar con fin de cumplir la propuesta de alquiler. Las opciones se limitarían a elegir entre la bodega de ferretería y la bodega de materiales de construcción, ya que son las únicas que cuentan con el espacio requerido. En el Anexo 12 se puede revisar la tabla analizada para este estudio.

Se realizó nuevamente un análisis del Pareto del año 2022 y 2021. Se categorizó cada uno de los SKUs según la bodega en que se ubique. Con el uso de filtros y orden dentro del Pareto, se pudieron determinar las siguientes conclusiones:

- 95% de las utilidades representadas por ventas de materiales de construcción se encuentran en el 80% de las utilidades. Es decir que 90 de los 166 productos de materiales de construcción se encuentran representando el 80% de utilidades de la empresa.

- Tan solo el 6% de los productos de ferretería (93 de 1507) se encuentran representando el 80% de utilidades. Es decir que los otros 1416 productos de ferretería podrían ser considerados para un estudio futuro con el fin de discontinuar su venta.

## **RECOMENDACIONES**

Previo a tomar las consideraciones dentro del estudio en cuanto a la discontinuación de productos para la venta, se recomienda realizar un análisis de factibilidad de discontinuar dichos productos en stock. Se debe estudiar el impacto que esta acción generaría en el nivel de servicio de la empresa de ferretería, en vista de que los clientes podrían resultar insatisfechos al no encontrar dicho producto que esperaba. Además, esto podría tener un efecto negativo en ventas, debido a que si el producto falta, tal vez el cliente ya no quiera realizar la compra de otros productos y buscar el conjunto completo en otra ferretería competencia.

El nuevo modelo de inventario requiere volúmenes altos de productos. Se recomienda realizar acuerdos de descuentos por montos más altos en compras de mercadería a proveedores. De esta manera al realizar compras más grandes a partir de las nuevas políticas de inventario, se permite un menor costo y de por sí un posible menor precio de venta.

Dentro de las bodegas se ha podido percibir que la distribución de productos no es la óptima en cuanto a flujo de ordenes o espacio ocupado. Se recomienda plantear un estudio de diseño de planta que optimice la distribución de productos en bodega con el fin de reducir el espacio ocupado y un mejor flujo de órdenes.

Finalmente se encontraron algunas fallas en el ERP de la empresa que en ocasiones se los datos mostraban inquietudes en sus montos. Se recomienda una estandarización de proceso de ingreso de facturas al ERP.

## **LIMITACIONES**

El tiempo del estudio no permitió poner a prueba la efectividad de los pronósticos de demanda. Se espera que, para futuros proyectos de la empresa de ferretería, la efectividad de los pronósticos sea puesta a prueba y recalculada para verificar la veracidad del estudio.

Los pedidos realizados en muchos productos solo se distribuyen en cajas o camiones enteros, lo que impide realizar pedidos con cantidades puntuales como indica el nuevo modelo de inventario Q, R. Por más que se quieran realizar los pedidos Q que optimicen el inventario, se debe entender que dentro de algunos productos esta acción no se podrá realizar.

No se tuvo información de dimensiones o volumen de cada producto, lo que impidió calcular con exactitud el espacio reducido de bodega con el nuevo modelo de inventario. Se deseaba calcular con exactitud los metros cuadrados que serían reducidos de stock con el fin de comprobar si realmente llegaran a ser 350 metros cuadrados que se necesitaban con el fin de cumplir la propuesta de alquiler.

## CONCLUSIONES

Se lograron obtener pronósticos de venta para el nuevo año que permiten un mejor manejo del presupuesto, mantener liquidez y reducir los efectos negativos del efecto látigo que ocasiona la demanda incierta.

El modelo de inventario Q, R permitirá un mejor flujo dentro de las bodegas de la empresa. Se asegurará cumplir con stock en el 95% de las ventas con ayuda del stock de seguridad. El número esperado de órdenes y el costo promedio de cada orden ayudaran a tener un mejor control de los fondos de la empresa.

El nuevo modelo de inventario podría reducir las bodegas hasta un 47%, lo que permitiría considerar nuevos ingresos del alquiler de la bodega a la empresa TUTI.

Finalmente se podría indicar que los estudios de pronósticos y modelos de inventario llevan a anticiparse a los efectos negativos del efecto látigo. Ambos estudios se muestran bastante útiles dentro de la realidad de las empresas, ya que logran desarrollar una idea más clara de las acciones a tomar para planificar las actividades a realizar dentro del futuro de la empresa.

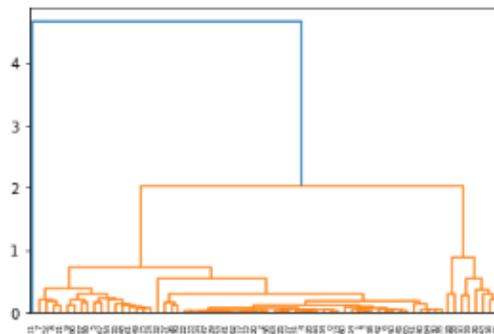
## REFERENCIAS

- Alvarez, C. (2014). *Control de Inventario y mantenimiento*. Panama: Universidad de San Eduardo.
- Araneda, M. A. (2013). *El comportamiento de la liquidez de valores de Pymes en un mercado alternativo bursátil*. A Coruña: ECONSTOR.
- Bahramian, M. (2020). Life cycle assessment of the building industry: An overview of two decades of research (1995-2018). *ELSEVIER*, 4-6.
- Barbosa, N., Da silva, E., & Alonso, K. (2015). Demand forecasting for production planning in a food company. *Research Gate*, 3-5.
- Beltran, J. E. (2014). *importancia del departamento de compras en las empresas y su relacion con la cadena de suministro y la reduccion de costos*. Sonora: Universidad de Sonora.
- Bookdown. (2020). *Normalizacion de datos*. Kansas: Bookdown.org.
- Buffel, H. (2018). *Stock Policies calculation*. Kansas: RNET.
- Burgaentzle, F. (2016). Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos: caso de. *UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ*, 7.
- Cantanero, J. M. (2019). *Stockout risk analysis and minimization applied to hospital pharmacy management*. Porto: Scienza Direct.
- Carlson, H. (2019). *Hierarchical clustering vs K-means*. Houston: Analytics vidhya.
- Castillo, B. L. (2016). *Competitividad y capacidad en Obras de construcción*. Bogota: Universidad Nacional de Colombia.
- Clint, A. (2019, July 21). *Datacleaning Limpieza de datos: Optimizacion de veracidad del analisis*. Retrieved from Datascientest: <https://datascientest.com/es/datacleaning-limpieza-de-datos-definicion-tecnicas-importancia-en-data-science#:~:text=La%20limpieza%20de%20datos%20es,%2C%20para%20poder%20explotarlos%20de%20esp%C3%A9s>.
- Contreras, A., & Escalante, M. (2019). *Modelo de lote económico de pedido EOQ en el inventario de partes de servicio automotriz*. Sahagún: UAEH.
- Cristina, M. U., W. A., & B. Q. (2006). *Tecnicas e instrumentos de recoleccion de datos cuantitativos*. Guajira: Universidad de Shiki Ekraja.
- Delgado, J. (2023, Enero 29). Entrevista a la empresa. (P. Helguero, Interviewer)
- Diaz, N. N. (2017). *Análisis e integración de la cadena de suministro para evitar el efecto látigo*. Medellín: Dialnet.
- Draxler, C. T. (2014). Root mean error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? *Scientifit research*, 2-4.
- Estoque, E., & Baro, L. G. (2013). *Implementación de algoritmos para la limpieza de datos*. Habana: Universidad de las ciencias informaticas.
- European Journal of operational research. (2015). *The bullwhip effect : process, trends and directions*. Cardiff: ELSEVIER.
- Flores, R. M. (2010, Julio 21). *Estudios de organizacion industrial*. Retrieved from Mejora continuo y su desarrollo.
- Franklin, H. (2020). *Clustering machine learning*. Spain: Universidad Europea.
- Fuente, E. (Director). (2018). *Calculo de niveles de inventario Q,R* [Motion Picture].
- Ghiani, G. (2016). Introduction to logistics Systems Planning and control. In G. Ghiani, *Vol 5* (p. 29). Cincinnati: Wiley.
- Giménez, I. (2014). *La Obsolescencia Programada*. Peru: Universidad del Pais Vasco.
- Hoot, N. R. (2013). *Forecasting Emergency Department Crowding by Discrete Event Simulation*. Georgia: Department of Bioestatics USGT .
- Hyndman, R. J. (2008). *Forecasting with exponential smoothing*. Springer.
- INEN. (2023). *Datos sector Ferretero a nivel Nacional*. Quito: INEN Ecuador.

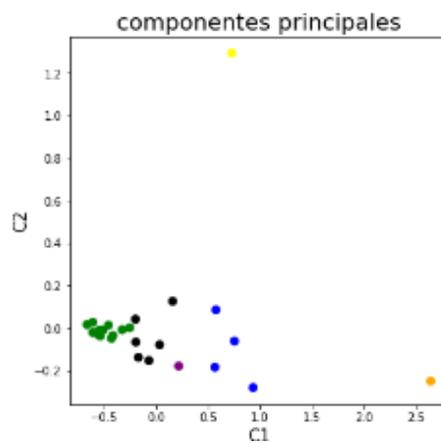
- Jaipuria, S. (2019). *An improved demand forecasting method to reduce bullwhip effect in supply chains*. Kansas: Science Direct.
- Leon, V. (2022). Sector de la construcción en la economía ecuatoriana. *Mundo Constructor*, 1-2.
- Lopez, D. O., & Sanchez, M. C. (2006). *Tecnicas de recoleccion de detos en entornos virtuales mas usadas en la investigacion cualitativa*. Salamanca: Universidad de Salamanca.
- Makridakis, S. (1995). *Forecasting accuracy and system complexity*. Marsella: Numdam.
- Mejia, S. (2017). USFQ. *USFQ Repositorio*, 8.
- Mendelson, H. (2016). *Stock and bond liquidity and its effect on prices and financial policies*. Cincinnati: ProQuest.
- Montgomery, D. (2016). *Introduction to time series forecasting*. Boston: Wiley.
- Muñoz, L. (Director). (2022). *Metodo Croston* [Motion Picture].
- Myttenaere, A. d. (2016). Mean absolute percentage error for regression models. *Elsevier*, 5-8.
- Nahmias, S. (2014). Cincinnati: Mc Graw Hill.
- Nahmias, S. (2014). Santa Clara: Mc Graw Hill.
- Ortega, A. M. (2017). *NIVEL DE IMPORTANCIA DEL CONTROL INTERNO DE LOS INVENTARIOS DENTRO DEL MARCO CONCEPTUAL DE UNA EMPRESA*. Barranquilla: Universidad Simón Bolívar.
- Ponce, J. (2023, Enero 21). Entrevista a gerentes. (P. Helgiuero, Interviewer)
- Puga, D., Cardenas, N., & Lucia, G. (2020). *Pronóstico y Modelo de Inventario Óptimo en la Industria Florícola: Caso de aplicacion en una empresa ecuatoriana*. Quito: Universidad San Francisco de Quito.
- Ramírez, H. (2022). El PIB del Sector de Construcción espera crecer un 3.5% en 2023. *Mundo Constructor*, 3-5.
- Raschka, S. (2018). *Machine Learning algorithms with Python*. Kansas: MARCOMBO.
- Rodriguez, E. C. (2012). *Modelo de inventarios para control económico de pedido en una empresa comercializadora de alimentos*. Medellín: Universidad de Medellín.
- Rojas, C. B. (2018). *ADMINISTRACIÓN DEL CAPITAL DE TRABAJO EN EMPRESAS*. Barranquilla: Universidad de la Costa.
- Rosling, K. (2019). *Installation vs. echelon stock policies for multilevel inventory control*. Chicago: Science Direct.
- Salazar, A. (2016). *Estrategia y decisiones financieras: factores de competitividad empresarial*. Madrid: Repositorio de la red internacional de competitividad.
- Sandoval, L. J. (2018). Algoritmos de aprendizaje automatico para analisis y prediccion de datos. *Revista tecnologica N11*, 3.
- Schmuell, G. (2012). *Data mining for business analytics*. York: Wiley.
- Solvers, S. (Director). (2020). *Analisis de datos con minitab* [Motion Picture].
- Sunil, P. C. (2013). Supply Chain Management. In P. C. Sunil, *Fifth edition* (p. 193). Pasadena: Pearson.
- Toro, V., & Bastidas, L. (2014). *Metodologia para el pronostico de demanda de una empresa de electrodomesticos*. Cartagena: Bandt .
- Torres, R. (2016). Errores de pronostico y variabilidad de la demanda. *NG logistica*, 1-2.
- Wang, W. (2018). Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model. *IOP conference series*, 4-5.
- Zambrano, D., & Ulloa, F. (2018). *Modelo de inventario para el control económico de pedidos en Microempresa de calzado*. Guayaquil: ReciMundo.

## ANEXOS

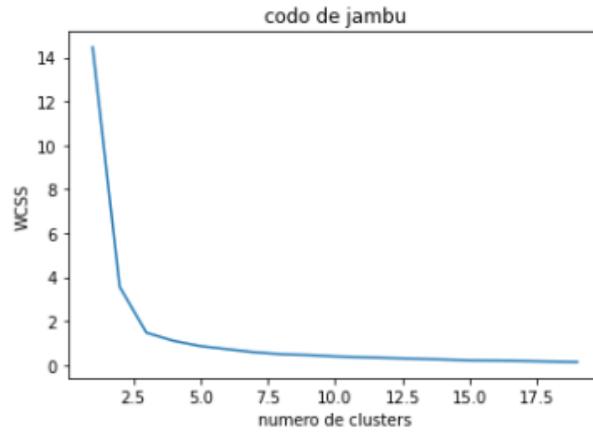
**Anexo 1:** Hierarchical dendrogram para productos independientes



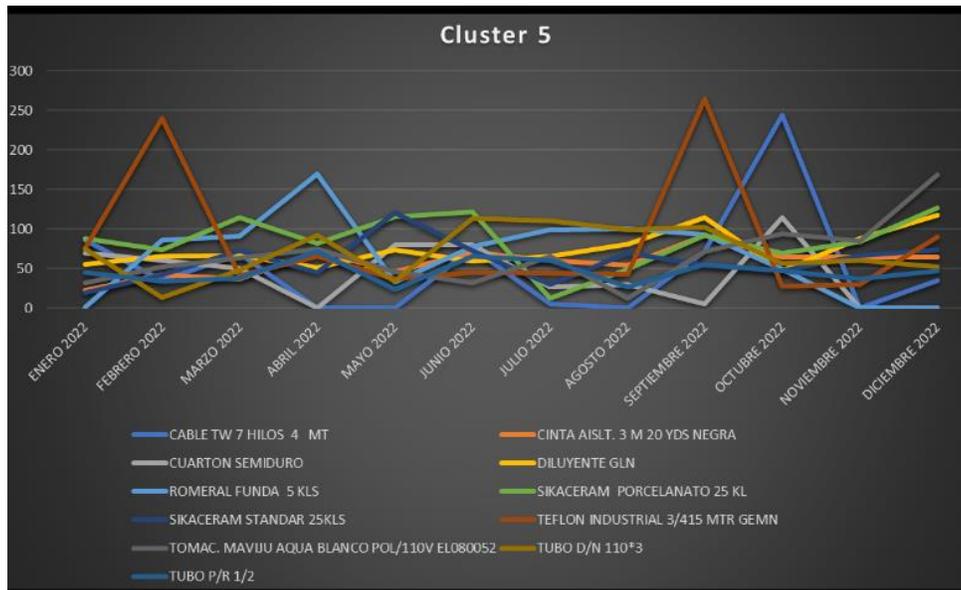
**Anexo 2:** Gráfica de componentes principales de productos independientes



**Anexo 3:** Codo de Jambu para productos independientes



**Anexo 4: Patrones de demanda Cluster 5**



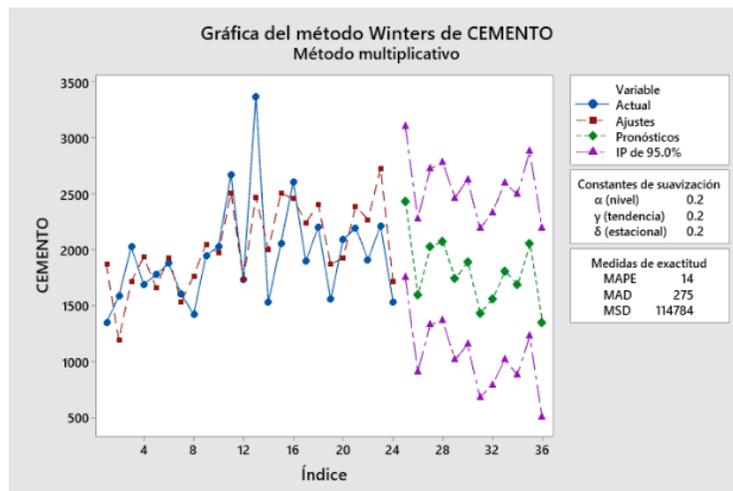
**Anexo 5: Resultado de modelo de pronóstico óptimo y error respectivo**

Model ID	Model Type	MAPE
CEMENTO_CAMPEON_50KG	Model_1 ARIMA(0,0,0)	13.232
PANEL_GYPSUM_INTERIOR	Model_2 ARIMA(0,1,0)	12.441
OMEGA_GYPSUM	Model_3 Winters' Additive	11.332
BLOQUE_PL_9	Model_4 Simple Seasonal	54.770
TORNILLO_GYPSUM_NEGRO_1_6	Model_5 ARIMA(0,1,0)	12.401
TUBO_CUAD_NEGRO_4_3	Model_6 Simple Seasonal	98.635

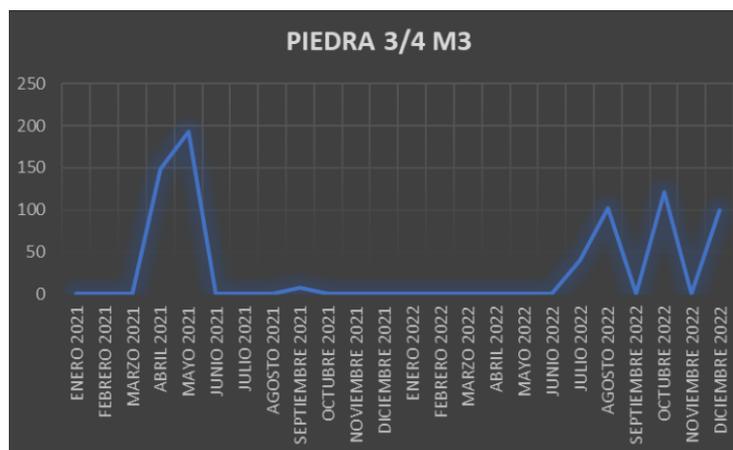
**Anexo 6: Resultados de pronósticos por producto 2023**

Model		Jan 2023	Feb 2023	Mar 2023	Apr 2023	May 2023	Jun 2023
CEMENTO_CAMPEON_50KG-Model_1	Forecast	3371	1919	1919	1919	1919	1919
	UCL	4067	2615	2615	2615	2615	2615
	LCL	2675	1223	1223	1223	1223	1223
PANEL_GYPSUM_INTERIOR-Model_2	Forecast	3028	3028	3028	3028	3028	3028
	UCL	3979	4373	4675	4930	5154	5357
	LCL	2077	1683	1381	1126	902	699

**Anexo 7: Pronóstico Winters de Cemento en Minitab**



**Anexo 8: Patrón de demanda intermitente Piedra 3/4 M3**



**Anexo 9:** Valores de Q,R tipo 2 para Cemento Campeón

Demanda (anual)	$\lambda$	21680.5
Desviación estandar (anual)	$\sigma$	308.81
Costo unitario	$c$	6.39
Lead time	$t$	0.00548
Tasa de interés de mantener inventario (anual)	$i$	19.00%
Costo de hacer pedido	$k$	\$2.00
Nivel de servicio	$B$	0.95
Costo de mantener inventario por unidad mantenida por unidad de tiempo	$h$	1.2141

**Anexo 10:** Iteraciones Q, R tipo 2

<b>Q,R 0</b>	
Q0	267.2622
L(z)	0.043273
z	1.33
1-F(R)	0.0918
RO	5830.844
<b>Q,R 1</b>	
n(R)	13.36311
Q1	449.90
L(z)	0.072845
z	1.07
1-F(R)	0.1423
R1	5750.554
<b>Q,R 2</b>	
n(R)	22.49507
Q2	468.60
L(z)	0.075872
z	1.05
1-F(R)	0.1469
R2	5744.378
<b>Q,R 3</b>	
n(R)	23.42981
Q3	470.221
L(z)	0.075872
z	1.05
1-F(R)	0.1469
R3	5744.378

**Anexo 11:** Espacio de bodegas

Bodega	m <sup>2</sup> de bodega
ferretería	500
materiales de construcción	500
petrios	250
<b>Total</b>	<b>1250</b>

**Anexo 12:** Cálculo de % de reducción de stock para Romeral S/Amarillo 25 KLS

ROMERAL S/AMARILLO 25 KLS	
Cantidad óptima a ordenar (Q)	86
Cantidad ordenada real (Q real)	130
% de reducción	33.85%

Anexo 13: Análisis de utilidades anuales generadas y productos en cada bodega

Total					
Bodega	utilidades en 80%	utilidades en 20%	número de items	en 80%	en 20%
ferreteria	54.80%	45.20%	1507	5.97%	94.03%
materiales de construcción	95.39%	4.61%	166	56.02%	43.98%
petrios	99.64%	0.36%	8	62.50%	37.50%
<b>Total</b>			<b>1681</b>		







