

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

**Pronóstico y Modelo de Inventario Óptimo en la Industria
Florícola: Caso de Aplicación en una Empresa Ecuatoriana.**

**Diana Nicol Puga Cadena
Nicole Alexandra Cárdenas Salazar
Lucía Alejandra Gómez Andino**

Ingeniería Industrial

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

Quito, 22 de diciembre de 2020

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

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

**Pronóstico y Modelo de Inventario Óptimo en la Industria Florícola: Caso
de Aplicación en una Empresa Ecuatoriana.**

Diana Nicol Puga Cadena

Nicole Alexandra Cárdenas Salazar

Lucía Alejandra Gómez Andino

Nombre del profesor, Título académico

María Camacho Cordovez, MS.

Quito, 22 de diciembre de 2020

© 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: Diana Nicol Puga Cadena

Código: 00131625

Cédula de identidad: 1724266034

Nombres y apellidos: Nicole Alexandra Cárdenas Salazar

Código: 00125602

Cédula de identidad: 1724980329

Nombres y apellidos: Lucía Alejandra Gómez Andino

Código: 00122484

Cédula de identidad: 1721371977

Lugar y fecha: Quito, 22 de diciembre de 2020

ACLARACIÓN PARA PUBLICACIÓN

Nota: 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UNPUBLISHED DOCUMENT

Note: 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

En nuestra vida diaria y en la industria minorista, los productos perecederos representan un área vital. Sin embargo, la corta vida útil de estos productos crea importantes desafíos para la planificación de ventas y la gestión de inventario. Hoy en día, los mercados altamente globales y competitivos no dejan que las empresas se equivoquen o tengan falta de planificación. Como se muestra en el año 2020, las industrias deben estar preparadas para tiempos difíciles. Además, se deben aplicar métodos adecuados para evaluar los datos de ventas y proporcionar soluciones sólidas para todo el sistema que sean precisas, fáciles de entender y capaces de adaptarse a las incertidumbres. Por ello, el presente estudio propone y aplica el uso de métodos de pronóstico y manejo de inventarios en una empresa ecuatoriana dedicada al cultivo y exportación de rosas que representa el 79% de la exportación total de flores en este país. Se utilizaron las pruebas de Man Kendall, Coeficiente de variación y Dicky Fuller para identificar la estacionalidad, estacionalidad y determinar mediante pruebas estadísticas una respuesta más precisa. El estudio incluye la aplicación de modelos de predicción de series de tiempo como: Holt, ARIMA, Holt-Winters, Moving Average y modelos de inventario como: EOQ y sus variaciones. Los métodos y herramientas presentados conducen a resultados que permiten a la empresa tener una mejor planificación, un mayor nivel de servicio al cliente y una visión holística de la gestión. Reducir los costos de inventario no vendido que ronda los \$11.003,95 anuales y obtener MAPE's menos de 30 por cada SKU.

Palabras clave: Pronósticos, Perecederos, Inventarios, Ingeniería Industrial, Gestión de inventarios.

ABSTRACT

In our daily lives and the retail industry, perishable products represent a vital area. Nevertheless, the short lifetime of these products creates significant challenges for sales planning and inventory management. Nowadays, the highly global and competitive markets do not leave room for enterprises to make mistakes or have a lack of planification. As shown in the year 2020, industries must be prepared for rough times. Furthermore, appropriate methods must be applied to evaluate sales data and provide robust solutions for the whole system that are accurate, simple to understand, and able to adapt to uncertainties. Therefore, the present study proposes and applies the use of forecasting and inventory management methods in an Ecuadorian company dedicated to the growing and exportation of roses which represents the 79% of the total exportation of flowers in this country. Man Kendall, Variation Coefficient and Dicky Fuller tests were used in order to identify stationarity, estacionality and to determine through statistical tests, a more accurate answer. The present study includes the application of forecasting time series models such as: Holt, ARIMA, Holt-Winters, Moving Average and inventory models such as: EOQ and its variations. The presented methods and tools lead to results that allow the enterprise to have a better planification, a higher customer service level and an holistic view of management. Reducing By Obtaining forecasts with MAPE's of less than 30% and by with reducing the costs of unsold inventory by \$11.003,95 annually.

Key words: Forecasting, Perishables Goods, Inventory, Industrial Engineering, Inventory Management

TABLA DE CONTENIDO

Introducción.....	10
Panorama mundial del sector florícola.....	12
El sector florícola en el Ecuador.....	12
Las rosas en el Ecuador.....	13
Descripción de la empresa: caso de aplicación.....	14
Desarrollo del Tema.....	15
Revisión Literaria.....	15
Pronósticos.....	15
Importancia y características generales.....	15
Importancia de los pronósticos en productos perecederos.....	16
Métodos de pronósticos.....	17
Medidas de error de pronósticos.....	19
Inventarios.....	20
Importancia y características generales.....	20
Modelos para el control y manejo de inventarios.....	21
Metodología.....	22
Descripción de la metodología.....	22
Descripción de cada etapa.....	23
Etapa 1: Definición del problema.....	23
Etapa 2: Recolección, limpieza y análisis de datos.....	25
Etapa 3: Clasificación de artículos.....	26
Etapa 4: Pronósticos.....	27
Etapa 4.1: Análisis del patrón de la demanda.....	28
Etapa 4.2: Diseño de pronósticos.....	29
Etapa 5: Inventarios.....	31
Etapa 5.1: Análisis de costos.....	31
Etapa 5.2: Gestión de inventarios.....	33
Resultados.....	37
Resultados para pronósticos.....	37
Resultados para inventarios.....	41
Conclusiones.....	45
Limitaciones.....	46
Referencias Bibliográficas.....	47

Anexo 1. Comparación de la demanda histórica entre años.....	56
Anexo 2. Gráfico de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2018.....	56
Anexo 3. Tabla de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2018.....	56
Anexo 4. Tabla de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2019.....	56
Anexo 5. Tabla de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2020.....	56
Anexo 6. Gráfico Familia 1, con sus variedades correspondientes.....	57
Anexo 7. Gráfico Familia 2, con sus variedades correspondientes.....	57
Anexo 8. Gráfico Familia 3, con sus variedades correspondientes.....	57
Anexo 9. Gráfico Familia 4, con sus variedades correspondientes.....	57
Anexo 10. Análisis del patrón de la demanda para cada SKU.....	58
Anexo 11. Tabla resumen de selección de pronósticos óptimo para cada SKU.....	59
Anexo 12. Pronóstico V1: Resultado del modelo ganador Winters, n= 9.....	59
Anexo 13. Pronóstico V2: Resultado del modelo ganador Winters, n=12.....	60
Anexo 14. Pronóstico V3: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2).....	60
Anexo 15. Pronóstico V4: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2).....	60
Anexo 16. Pronóstico V5: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2).....	61
Anexo 17. Pronóstico V6: Resultado del modelo ganador ARIMA (0,0,1).....	61
Anexo 18. Pronóstico V7: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,1).....	61
Anexo 19. Pronóstico V8: Resultado del modelo ganador ARIMA (0,1,2).....	62
Anexo 20. Pronóstico V9: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2).....	62
Anexo 21. Pronóstico V10: Resultado del modelo ganador Winters, n=11.....	62
Anexo 22. Pronóstico V11: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,0).....	63
Anexo 23. Pronóstico V12: Resultado del modelo ganador PM centrado, n=4.....	63
Anexo 24. Pronóstico V13: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2).....	63
Anexo 25. Pronóstico F1 : Resultado del modelo ganador Winters, n=3.....	64
Anexo 26. Pronóstico F2: Resultado del modelo ganador PM centrado, n=2.....	64
Anexo 27. Pronóstico F3: Resultado del modelo ganador Winters, n=3.....	64
Anexo 28. Pronóstico F4: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2).....	65
Anexo 29. Pronóstico SF22: Resultado del modelo ganador ARIMA (0,1,2).....	65
Anexo 30. Tabla de pronósticos obtenidos para los diferentes SKU’s.....	65
Anexo 31. Cantidad histórica de tallos promedio vendida mensualmente.....	66
Anexo 32. Modelo de inventario a emplear según coeficiente de variación v y tipo de demanda para cada SKU.....	67
Anexo 33. Tabla resumen para la gestión de inventarios para cada SKU.....	68

Anexo 34. Tallos para cada producto en cada familia.....	69
Anexo 35. Métodos de pronósticos.....	69
Anexo 36. Modelos para el control de inventarios.....	70

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características principales de los métodos de series de tiempo.....	29
Tabla 2. Fórmulas de métodos de series de tiempo.....	30
Tabla 3. Resumen de MAPE en modelo de Promedio Móvil para variedad “V1”.....	38
Tabla 4. Resumen de MAPE en modelo de Holt Winters para variedad “V1”.....	38
Tabla 5. Resumen de MAPE en modelo ARIMA para variedad “V1”.....	38
Tabla 6. Pronóstico para la variedad “V1” para los siguientes 6 meses	40
Tabla 7. Resumen de método óptimo de pronósticos para cada SKU con MAPE.....	40
Tabla 8. Coeficiente de variación promedio v para V1.....	41
Tabla 9. Datos del sistema de inventarios para V1.....	42
Tabla 10. Resultados del sistema de inventarios para V1.....	43
Tabla 11. Resumen de la gestión de inventarios.....	44

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Demanda histórica para V1.....	37
Figura 2. Criterio de evaluación de pronósticos.....	39
Figura 3. Pronóstico para variedad “V1”, utilizando método Holt Winters.....	39

INTRODUCCIÓN

Panorama mundial del sector florícola

Las flores se han convertido en objeto de manifestaciones culturales y artísticas en el mundo (AVAL, 2019). Anualmente en la ciudad de Zundert, en Holanda, se realiza una de las exposiciones de flores más grandes, donde se muestra la diversidad y la belleza de las mismas (AVAL, 2019). En la actualidad, la floricultura es una de las industrias que mueve millones de dólares alrededor del mundo (Tejeda et al., 2015). De acuerdo con la Asociación de Productores y Exportadores de Flores del Ecuador, el comercio de las flores, se ha vuelto una de las actividades económicas más importantes para países desarrollados y subdesarrollados con un valor estimado global de 7644 millones de dólares al año (ExpoFlores, 2019). A nivel global, Holanda es el principal productor y exportador de flores representando el 50% del total de exportaciones en el mundo (ExpoFlores, 2019). Colombia, con un 16 % se posiciona como segundo actor representativo en el mercado (ExpoFlores, 2019). Ecuador se constituye como el tercer mayor exportador del mundo con el 10% de la participación global y un valor de exportaciones de 874 millones de dólares FOB (Free On Board), término logístico que se utiliza para establecer en qué punto de en la cadena de transporte la responsabilidad de los bienes cambia del proveedor al cliente. (ExpoFlores, 2019).

El sector florícola en el Ecuador

Ecuador es uno de los mayores productores mundiales de flores gracias a su clima ecuatorial favorable, condiciones óptimas del suelo, largos periodos de sol y caída de rayos solares de manera casi vertical (Paredes, 2019). De acuerdo con el Instituto de Promoción de Exportaciones e Inversiones del Ecuador (ExpoFlores, 2019), el sector florícola es

considerado uno de los sectores más relevantes para la agricultura y la economía del país (Cerón, 2017), siendo la tercera actividad agrícola que genera más divisas y un 0.70% del PIB (Producto Interno Bruto) (ExpoFlores, 2019).

De acuerdo con el Banco Central del Ecuador, las flores cortadas representan la tercera exportación no petrolera más grande del país, y para el año 2019 se obtuvo 874 millones de dólares en valor FOB, registrando un crecimiento del 4,7% con respecto al 2018 (ExpoFlores, 2019). Al momento, en el país existen registradas 422 empresas dedicadas al cultivo de flores, siendo Pichincha aquella provincia con más empresas florícolas activas, representando el 73 % de todas las provincias del Ecuador (AVAL, 2019), seguido de Carchi y Cotopaxi (ExpoFlores, 2019). En el año 2019, se registraron 4984 hectáreas cultivadas con flores de exportación (ExpoFlores, 2019); de las cuales se destacan las rosas con 74% del total exportado, seguido de las flores de verano con un 12%, la gypsophila con el 8%, los claveles con el 2%, crisantemos y lirios con el 1% y, 2% para las demás flores (ExpoFlores, 2019).

Las rosas en el Ecuador

Las exportaciones del sector florícola han apoyado al desarrollo y economía del país desde los años 80, y los ingresos económicos del sector corresponden mayoritariamente a la exportación de rosas ecuatorianas (Paredes, 2019). En el informe del año 2019 de la Asociación de Productores y Exportadores de Flores del Ecuador (ExpoFlores) se muestra que las exportaciones de rosas representaron el USD 649 millones para el sector floricultor ecuatoriano (ExpoFlores, 2019). En Ecuador, varias fincas cultivan gypsophila, hypericum, delphinium y lirios, pero sin duda la flor más cultivada es la rosa con un 78 % del total de flores cultivadas en el país (ExpoFlores, 2019). Muchas de estas fincas productoras de flores y rosas se han desarrollado a gran velocidad, pero de manera empírica, manteniendo sus procesos, planificación y producción de manera limitada (Gómez, Egas, 2014). Por ello, en

los últimos años los productores se han visto en la necesidad de analizar y optimizar sus operaciones para obtener cultivos eficientes.

Descripción de la empresa: caso de aplicación

La empresa en la que se realizó el estudio es una florícola localizada en el Quinche, al este de la ciudad de Quito. Según datos de la finca, esta tiene más de 20 años en el mercado de producción y exportación de rosas y mini rosas (Villacis, 2020). La misma cuenta con un solo terreno de 7.5 hectáreas, de las cuales 4 hectáreas se encuentran cultivadas, donde 264.000 plantas están en ciclo de producción y 70.000 en proceso de siembra (Villacis, 2020). La florícola cuenta con una post-cosecha donde se realizan todos los procesos administrativos y gerenciales. Sin embargo, el departamento de ventas se encarga de uno de los procesos de mayor importancia, ya que este debe tener una capacidad de respuesta frente a las fluctuaciones de la demanda que presenta el sector florícola ornamental (Villacis, 2020).

Sin embargo, las rosas, al ser un producto perecedero tienen un proceso de cosecha, clasificación y empaque de un día; y una vez terminado, este dura únicamente 5 días en el cuarto frío antes de ser enviadas lo que hace que la planificación dentro de este sector sea de suma importancia (Villacis, 2020). Actualmente, la empresa no cuenta con una metodología de análisis de su demanda ni un sistema de control de inventario, por lo que el presente estudio busca (1) proporcionar una dirección objetiva para el departamento de ventas de la empresa a través del pronóstico de la demanda utilizando datos de 3 años atrás, empezando por enero del 2018 hasta octubre del 2020 y, (2) desarrollar un sistema de control de inventario óptimo para sus rosas y minirosas frescas (Villacis, 2020).

DESARROLLO DEL TEMA

Revisión Literaria

Pronósticos.

Importancia y características generales.

De acuerdo con Contreras, Atziry & Martínez (2016), los pronósticos son una herramienta que proporciona un estimado cuantitativo de probables eventos futuros, basados en información objetiva de eventos pasados y presentes (Köppelová & Jindrová, 2017). El objetivo de los pronósticos es proporcionar la información más relevante y confiable previa a la toma de decisiones, con el fin de encontrar aquellas decisiones que sean óptimas y mejores en la gestión empresarial (Köppelová & Jindrová, 2017). La necesidad de pronosticar es inherente a cada empresa, ya que al realizar pronósticos las organizaciones obtienen una ventaja competitiva debido a su eficiente manejo de recursos, el cual ha sido resultado de una planificación objetiva basada en pronósticos (Contreras et al., 2016).

De igual manera, Da Veiga & Duclós (2010) afirman que el realizar pronósticos sirve para proporcionar apoyo a la planificación estratégica de la empresa y, asignar adecuadamente la capacidad productiva para hacer que esta se adapte a la demanda. Dentro de este tema, Burgaentzle (2016) menciona dos características relevantes que las organizaciones deben tener presentes al momento de realizar pronósticos, las cuales son el horizonte de tiempo y la intervención humana. El horizonte de tiempo se define con el número de periodos futuros en los que se evaluará el pronóstico, mientras que el intervalo de predicción es la frecuencia o el periodo de tiempo en el que se calcula la nueva predicción (semanal, mensual, trimestral) (Cecatto, Belfiore & Vieira, 2012). Por otro lado, los autores McCarthy, Davis, Golicic & Mentzer (2016) mencionan 3 tipos de periodos: a largo plazo,

aquel cuyo horizonte de planeación es mayor a 2 años; a mediano plazo, se refiere cuando este está entre 3 meses y 2 años; y corto plazo, cuando es menor a 3 meses. Es así como mientras el horizonte de planeación aumenta, la exactitud de los pronósticos disminuye (Nahmias, 2007). Como segunda característica, presente en grado de variable, se destaca la intervención humana; debido a que la experiencia y el conocimiento de los analistas asegura la capacidad o incapacidad de detectar cambios estructurales, datos anormales o atípicos, características estacionales, entre otros (Burgaentzle, 2016).

Importancia de los pronósticos en productos perecederos.

En el caso de las florícolas, los productos que se manejan son perecederos, mismos que se caracterizan por tener un corto tiempo de vida, causando a las empresas a mantener una gestión de inventario de alto nivel (Rosero, 2016). El problema es significativo en la industria de productos perecibles debido a que los productos pierden fácil y rápidamente su valor durante la manufactura, almacenamiento o distribución (Gustavsson, Cederberg, Sonesson, Van Otterdijk, & Meybeck, 2011).

Ramadhan & Simatupang en el 2012 afirman que una mala estimación o un error en la gestión de pronósticos e inventarios genera pérdidas por excesos de inventarios que no se logran rotar. Por otro lado, el resultado obtenido puede utilizarse en varios departamentos dentro de una organización como son: ventas, planeación y producción, para establecer niveles de beneficios y necesidades de capital para las ventas al igual que una proyección de costos (Mentzer & Bienstock, 1998). El departamento de ventas se encarga de organizar la fuerza de ventas por lo que requiere de un buen conocimiento o una buena proyección del volumen de ventas de sus productos (Mentzer & Bienstock, 1998).

Métodos de pronósticos.

Nahmias (2007) establece que existen alrededor de 70 métodos de pronósticos y que se pueden clasificar en cualitativos; los cuales se basan en juicios u opiniones y en cuantitativos; los cuales se derivan de un análisis de datos. Stevenson (2015) expone que los métodos cuantitativos se utilizan cuando se sabe que los datos históricos son relevantes en el futuro. Por lo general, se emplean ambos métodos en la industria, pero el uso de estos, depende del horizonte del pronóstico, tiempo e información disponible (Makridakis, 1995).

Los métodos cuantitativos, pueden ser divididos a su vez en métodos causales, métodos de series de tiempo y modelos híbridos que han sido obtenidos de una combinación de los dos (Burgaentzle, 2016). Prusa & Chocholac (2015) exponen que los métodos causales emplean una relación de causa-efecto que se mantiene estable a lo largo del tiempo entre la variable que se está pronosticando frente a otra(s) variable(s). Es así, que estos modelos relacionan estos factores como variables entre sí con el fin de ajustar una función para lograr predecir datos futuros (Burgaentzle, 2016). Usualmente, los métodos causales son aplicados en estudios de pequeña escala, debido a que el analista busca una alta dependencia de las variables causales con la variable a pronosticar (Lasek et al., 2003).

Por otro lado, los métodos de series de tiempo son aquellos que suponen una serie de tiempo que contiene puntos de datos secuenciales mapeados en una determinada duración de tiempo sucesiva (Chatfield, 2020). Es así que estos modelos se basan en datos de ventas históricos observados a intervalos regulares para predecir una demanda futura (Arunraj & Ahrens, 2015). La predicción de datos mediante análisis de series de tiempo comprende el uso de algún modelo significativo para pronosticar conclusiones futuras sobre la base de resultados pasados conocidos (Chatfield, 2020). Para encontrar el modelo adecuado, Nahmias (2007) expone los patrones más importantes dentro de los métodos de series de tiempo: habla

de tendencia, que exhibe patrones estables de crecimiento o decrecimiento, y menciona la estacionalidad, que muestra un patrón repetido en intervalos fijos, es decir, picos cada cierto tiempo. Diversos productos perecederos se caracterizan por mostrar patrones de estacionalidad (Burgaentzle, 2016). En lo que concierne los casos de aplicación de los distintos modelos dentro de los métodos de series de tiempo, Barbosa, Christo, & Costa (2015), realizaron un suavizamiento exponencial triple, donde para pronósticos en una empresa de alimentos en Brasil, Barbosa et. al (2015) concluyeron que el método de Holt-Winters, aplicado en la serie temporal analizada en dicho trabajo, mostró su efectividad para pronosticar la demanda de productos que presenta patrones de tendencia y estacionalidad en el historial de ventas y recomiendan su uso para PYMES (Empresas Medianas y Pequeñas) que no pueden permitirse inversiones importantes en sus operaciones de planeación. Otra de las ventajas de usar este método según Nahmias (2007) es que el mismo puede actualizarse fácilmente conforme se dispone de nuevos datos. La razón por la que los modelos de suavizamiento exponencial son mayormente utilizados es porque es un método mucho más fácil de entender y es menos complicado que modelos como ARIMA (Goojier and Hydman, 2006). Sin embargo, su larga lista de uso en la agricultura con productos perecibles es un punto importante a analizar. Tal es el caso de Amir-Hamjah (2014), autor que pronosticó en Bangladesh la producción de cultivos frutales (plátano, papaya, piña, guayaba y mango), Tripathi, Nayak, Raja, Shahid, Kumar, Mohanty, Panda, Lal, & Gautam (2014) pronosticando en India la producción de arroz, Amin, Amanullah & Akbar (2014) en Pakistán utilizando el método para la producción de trigo, y Badmus & Ariyo (2011) en Nigeria con la producción de maíz.

En el anexo 35, se muestra la clasificación de los métodos de pronósticos para series de tiempo (Burgaentzle, 2016).

Medidas de error de pronósticos.

Toda actividad de predicción conlleva un grado de incertidumbre (Macias, 2007). Debido a esto la exactitud y control de un pronóstico son aspectos vitales al momento de elegir el método de pronóstico adecuado (Sahu & Kumar, 2013 en Burgaentzle, 2016). Según Torres (2016), un método de pronóstico que subestime la demanda tiene impacto en varias áreas y variables logísticas en una organización. Además, Stevenson (2015) establece que esta subestimación de la demanda impacta en el nivel de rotación de inventarios, en el nivel de servicio, en la cantidad de recursos, en el output o producto terminado, en los costos y actúa como dominó en la cadena de suministro.

Según Nahmias (2007), el error de un pronóstico se define como la diferencia entre el pronóstico del período y la demanda real de dicho período. Por otro lado, Hyndman, Koehler (2008) en Vélez y Nieto (2016) y Makridakis (1995), clasificaron los métodos de evaluación de pronósticos en medidas dependientes de la escala, medidas de errores basadas en porcentajes y medidas basadas en errores relativos; concluyendo que las medidas más utilizadas en el área empresarial son las medidas basadas en porcentajes y medidas dependientes de la escala.

Las medidas dependientes de la escala son las que se basan en errores absolutos y cuadráticos, y se componen de: Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) y Median Absolute Error (MdAE) (Burgaentzle, 2016). El RMSE es mejor que el MAE cuando se espera que la distribución del error tenga distribución Gaussiana de acuerdo a Chai y Draxler (2014) en Vélez y Nieto (2016). Mientras que Hyndman y Koehler (2005) en Vélez y Nieto (2016) prefieren utilizar tanto el MSE como RMSE debido a que tienen relevancia estadística, pero también son más sensibles que el MAE Y MdAE en la presencia de datos atípicos. Vélez y Nieto (2016), establecen que es preferible trabajar con el RMSE, ya que se encuentra en la misma escala de

los datos. En el caso de las medidas basadas en porcentajes, se componen por el Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Median Absolute Percentage Error (MdAPE), Root Mean Square Percentage Error (RMSPE) y Root Median Square Percentage Error (RMdSPE) (Burgaentzle, 2016). Según Vélez y Nieto (2016), la medida más utilizada es el MAPE, ya que es fácil de entender. Woschnagg Y Cipan (2004) exponen que MdAPE no es sensible a la presencia de datos atípicos ya que resume los errores en un porcentaje promedio. Por otro lado, Makridakis(1995) expone que no existe un método de medición de error mejor que otro, ya que el método de medición elegido debe basarse en el objetivo del pronóstico. También, es importante mencionar que existen competencias M (Makridakis), las cuales son series de competencias abiertas organizadas por el investigador de pronósticos Spyros Makridakis, donde se han utilizado las medidas: MAPE, sMAPE Y MASE.

Inventarios.

Importancia y características generales.

De acuerdo con Miner & Transchel (2010), el control de inventarios consiste en todas las actividades y procesos que se llevan a cabo para realizar un seguimiento de los niveles de inventario, realizar pedidos y garantizar que se mantengan en stock las cantidades adecuadas de cada artículo. Jackson, Tolujevs & Kegenbekov (2020), señalan que el control de inventario implica tener conocimiento de qué productos existen en stock, dónde se encuentran y en qué cantidades están disponibles. Además, argumentan que el control de inventario eficiente reduce la inversión en inventario y minimiza los costos de manejo sin afectar adversamente los niveles de satisfacción del cliente (Jackson et al., 2020). Sin embargo, no todos los productos merecen una política de inventario, según afirma Nahmias (2007), sino solo los productos que tienen un mayor peso en cuanto a las ganancias de la empresa. Por ello, para evitar un costo de capital elevado, es decir disponer de una inversión

monetaria inmóvil de productos que no generan flujo constante de dinero, Miner & Transchel (2010) proponen que la empresa debe buscar un balance en el inventario que satisfaga los requerimientos del cliente y a la vez minimice los costos de inventario que incurren en esto, lo cual se logra mediante el desarrollo de un sistema de control de inventario óptimo de los productos más rentables para la empresa (Nahmias, 2007).

Modelos para el control y manejo de inventarios.

Los modelos de inventarios se basan en varios modelos básicos, desde los cuales a partir de modificaciones se obtienen modelos más sofisticados (Nahmias, 2007) Uno de los modelos más utilizados y el más básico es el modelo Economic Order Quantity (EOQ) (Nahmias, 2007). Çalışkan, (2020) considera a dicho modelo apropiado para artículos que se deterioran exponencialmente, llevando a un decrecimiento en el nivel de función del inventario con el transcurso del tiempo de la misma manera que sucede con las rosas. El modelo Multi-Echelon, tiene una gran cantidad de variables lo que lo hace complicado de resolver y una razón para que no existan muchos estudios enfocados en productos perecibles a pesar de ser una situación muy común en las empresas (Duong, et. al., 2015). Por otro lado, existe otro modelo conocido como Single-Echelon, el cual ha sido muy investigado y utilizado en la literatura a comparación del modelo Multi-Echolon (Duong, Wood & Wang, 2015) Sin embargo, dicho modelo es muy utilizado para incertidumbre en la demanda, sustitución de productos o situaciones escasas (Greary, Disney & Towill en Duong et. al, 2006). Por otro lado, el modelo de revisión periódica es el más adecuado para productos perecederos especialmente en alimentos debido a que tienen un valor de salvamento una vez pasada la fecha de caducidad (Nahmias, 2007) Dicho valor es incorporado al momento de calcular el costo de excedentes (Nahmias, 2007).

Por otra parte el método de revisión continuo (Q, r) es utilizado por Braglia, Castellano, Marrazzini & Song en el 2019 como modelo de inventario para un ítem de deterioro con demanda aleatoria en donde según resultados numéricos, el modelo propuesto proporciona una buena aproximación de la política óptima a partir de un rango razonablemente amplio de valores de parámetros. Otro de los métodos existentes utilizado por Qiu, Sun & Fong (2017) considera un problema de gestión de inventario de revisión periódica de un solo producto de horizonte finito con incertidumbre en la distribución de la demanda. El problema se formula como un programa dinámico y se llega a la conclusión y a probar la existencia de una política óptima (s, S) (Qiu, et. al, 2017). Los resultados obtenidos sugieren que el costo total cambia de manera estable a medida que cambian los niveles de incertidumbre y está cerca del costo óptimo (Qiu, et. al, 2017). Esto implica que los modelos propuestos son robustos y los enfoques de solución correspondientes son potentes para resolver problemas de gestión de inventario sin distribuciones de demanda conocidas (Qiu, et. al, 2017). Estos sólidos enfoques de optimización también pueden incorporar varios niveles de incertidumbre en la distribución de la demanda (Qiu, et. al, 2017).

Finalmente, las soluciones de inventario propuestas e implementados por Ramadhan & Simatupang (2012) son los modelos PEPS, (primeras entradas primeras salidas), revisión periódica y revisión continua; utilizados en una industria de comida en Indonesia. En el anexo 36, se muestra la clasificación de los distintos modelos utilizados para el control de inventarios.

Metodología

Descripción de la metodología.

La metodología de aplicación que siguió el presente caso de estudio resultó de una combinación de dos metodologías, las cuales establecían una relación entre sí, acorde a temas

de pronósticos y manejo de inventarios. La metodología base es la expuesta por Toro y Bastidas (2011), la cual denotaba pasos a seguir para el desarrollo de sistemas de control de inventario. Sin embargo, para este caso de estudio, dicha metodología resultó incompleta ya que a pesar de contar con etapas importantes como la recolección de datos y la clasificación de artículos, entre otras, esta no contaba con un apartado específico para analizar el patrón de la demanda antes de realizar pronósticos. Además, esta no separaba en etapas distintas los pronósticos y los inventarios. Por esto, la metodología base fue combinada con la metodología de pronósticos: “Forecasting Process” expuesta por Montgomery, Jennings & Kulahci, (2008), la cual contaba con una etapa en específico para pronósticos e incluía el análisis del patrón de la demanda. Obteniendo así la metodología óptima para el presente caso de estudio. Las etapas se presentan a continuación:

1. Definición del problema
2. Recolección, limpieza y análisis de datos
3. Clasificación de artículos
4. Pronósticos
 - 4.1 Análisis del patrón de la demanda
 - 4.2 Diseño de pronósticos
5. Inventarios
 - 5.1 Análisis de costos
 - 5.2 Gestión de inventarios

Descripción de cada etapa.

Una vez encontrada la metodología indicada para el presente estudio, su ejecución inició. A continuación, se describe lo realizado en cada etapa de la metodología empleada.

Etapa 1: Definición del problema.

Actualmente, la empresa en la que se realizó el estudio se encuentra en crecimiento lo cual hace que la necesidad de conectar las ventas con la producción de la finca sea cada vez mayor para así realizar una planificación desde un punto de vista más holístico (Linda, Carman & Pervaiz, 2020). Según datos de la empresa, la finca produce un promedio mensual de 211933 tallos de 53 variedades de rosas y 8 variedades de mini rosas mensualmente; sin embargo, de esta cantidad producida se vende un promedio mensual 197142 tallos entre rosas y mini rosas (Villacis, 2020). Por otro lado, según Villacís (2020) de todos los tallos producidos por la empresa en el año 2019, se tiene un desperdicio de 5.6%; es decir de cada 100 tallos que llegan del campo y del proceso de cosecha para ser clasificados en la postcosecha se desechan 6 en promedio. Por otra parte, debido a que las rosas son un producto perecedero la duración de las mismas una vez procesadas es muy corta, llegando así a durar entre máximo de 3 a 5 días antes de ser dadas de baja o desechadas (Villacis, 2020). Este problema es representado por el 3.2% del total de tallos producido que no se vende (Villacis, 2020). Por lo que en total se obtiene un 8.8% de desperdicio total debido a la falta de planificación y análisis de datos según datos del 2019 de la florícola (Villacis, 2020).

El desperdicio generado por la mala planificación de la empresa representa alrededor de más de \$45.000 dólares anuales según sus datos históricos del 2019 (Villacis, 2020). Valor significativo para implementar pronósticos y gestión de inventarios. Los beneficios cuantificables que se buscan a través de la implementación de pronósticos y de gestión de inventarios, es reducir el porcentaje de desperdicio no vendido y producido en un 3% o más, para que los costos causados por los problemas mencionados anteriormente se reduzcan de una manera significativa, debido a que la meta de la empresa es llegar a mantenerse en un porcentaje de desperdicio menor o igual a 5% (Villacis, 2020).

Por consiguiente, para lograr que el proyecto sea exitoso es de suma importancia tomar en cuenta la cantidad de SKU's que maneja la finca debido a que al tener 53 variedades de rosas y 8 de mini rosas es importante diferenciar las variedades más significativas para la empresa y de esta manera partir desde dicho análisis objetivo. Por otro lado, es importante tomar en cuenta la mayor cantidad de datos históricos posibles que dispone la finca y entender las fluctuaciones, picos y variantes de la demanda a lo largo del tiempo (Theocharis & Harvey, 2019).

Etapa 2: Recolección, limpieza y análisis de datos.

En la etapa de recolección de datos, se reunieron todas las facturas de ventas de la empresa del año 2018, 2019 y 2020 que se encontraban archivadas en la finca y se almacenó manualmente la información extraída de las mismas en la herramienta Microsoft Excel, se obtuvo 27.324 registros. Posteriormente se verificó el número de datos y las consistencias de los mismos. Finalmente, se obtuvieron aproximadamente 24000 registros con los siguientes atributos: fecha, cliente, tipo de rosa, tamaño de rosa, número de tallos, precio por unidad y precio final. Después, se analizaron los datos históricos para comprobar si podían estar dentro del análisis. Para esto, se graficaron los datos históricos del año 2018, 2019 y 2020 a través del tiempo y se compararon para utilizarlos al pronosticar (Anexo 1).

Cabe mencionar, que los datos históricos del año 2020 no fueron utilizados para pronosticar debido a la pandemia de COVID-19. Sin embargo, para los análisis de clasificación de artículos que se mencionan posteriormente sí se utilizó la información del año 2020, ya que el catálogo de la empresa es del presente año, cuenta con los productos que oferta la empresa en la actualidad y que por ende eran relevantes para definir de qué productos se debía partir para los pronósticos y sucesivamente para la gestión de inventarios.

Etapa 3: Clasificación de artículos.

Una vez obtenidos los datos, se determinó los productos con más relevancia para la empresa (Zuluaga et al, 2011). Para esto, se realizó la construcción de paretos de clasificación ABC multicriterio, la cual consistió en identificar los artículos que tienen un impacto importante en el valor global de una organización mediante criterios (de inventario, de venta, de costes, entre otros). La clasificación ABC multicriterio permite crear categorías de artículos que necesitan niveles y modos de control distintos (Zuluaga et al, 2011). De esta manera, la herramienta separó los productos disponibles en la florícola en A, B y C, mediante dos criterios: [1] el margen de utilidad que genera cada producto a la empresa, y [2] la cantidad de tallos vendidos para cada producto de la empresa. Con el método ABC las existencias del inventario se dividieron en tres tipos de categorías; siendo la categoría A aquella que contiene los productos más importantes y por ende los que reciben más atención en el manejo de inventarios, ya que, por lo general representan el 80% del valor de consumo anual de una organización y el 20% de todos los productos del inventario (Benítez & Guzmán, 2011).

De esta manera y empleando la herramienta, se construyeron tres diagramas de paretos, uno para cada año respectivamente (en el Anexo 2, se muestra el diagrama de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2018, en calidad de ejemplo y mejor comprensión de la manera en que se puede ver una gráfica de Pareto concluida); logrando así, obtener todos los productos que oferta la empresa clasificados en las distintas categorías A, B y C. Los productos A, se tradujeron como los productos estrella de la compañía ya que representaban aproximadamente el 20% de productos con el mayor volumen de ventas y margen de utilidad, siendo así los autores del 80% de la ganancia total de la empresa, y en efecto, se posicionaron como los productos que debían ser analizados en el estudio. Sin embargo, entre todos los

productos de categoría “A”, existían varios que se repetían entre los años 2018, 2019 y 2020. Para esto, se realizó un conteo, dando como resultado un total de 22 productos estrella.

Una vez encontrados los 22 productos, se requería conocer si aquellos productos debían ser pronosticados individualmente o por familias. Los productos estrella que lograron mantenerse como productos de categoría “A” en dos o tres años se pronosticaron de manera individual. Sin embargo, los productos estrella que aparecían como categoría “A” en tan solo un año, indicó que por desconocidos factores no pudieron mantenerse en el mercado durante varios años, por lo cual su error en los pronósticos podría resultar significativamente alto, traducándose así en pronósticos no aceptables (Chopra & Meindl, 2013); por lo tanto, la construcción de familias con aquellos productos fue inminente. Para realizar la agrupación por familias, se graficó la demanda de cada producto para ir analizando y agrupando aquellos que seguían patrones similares (Nahmias, 2007) (Anexos 6-9, gráficos de familias con sus respectivas variedades), obteniendo así 4 familias para la siguiente etapa. Finalmente, para los productos estrella que en efecto lograron mantenerse en el mercado como categoría “A” por 2 o 3 años, la precisión del pronóstico no iba a verse afectada ya que su relevancia en el mercado permaneció en el tiempo y, su componente aleatorio o ruido no resultaría en un desempeño deficiente del pronóstico (Chopra & Meindl, 2013). De esta manera, se obtuvieron 14 productos y 4 familias, ó a su vez, 18 SKU's (Stock Keeping Unit(s), en español, Unidad de Mantenimiento en Almacén) listos para iniciar con la etapa de pronósticos. Toda la etapa 3 fue realizada en la herramienta Microsoft Excel.

Etapa 4: Pronósticos.

En esta etapa, se analizaron los patrones de la demanda de los productos escogidos en la anterior etapa, y se diseñaron los pronósticos, sin incluir los datos históricos del año 2020.

Etapa 4.1: Análisis del patrón de la demanda.

Para el análisis del patrón de la demanda se realizó la prueba de Dickey Fuller para estacionariedad y de Mann Kendall para tendencia junto al estudio de las características de la serie de tiempo mediante gráficos para las 14 variedades individuales y 4 familias de productos.

Dickey Fuller.

Elder y Kennedy (2001), exponen que la mejor estrategia para detectar raíces unitarias en las series de tiempo es probando la hipótesis nula de un proceso con raíz unitaria contra la hipótesis alterna, donde el proceso generador de los datos proviene de un proceso estacionario.

$$H_o : Y_t = \delta + Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$H_a : Y_t = \delta + \beta_t + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Es importante destacar, que esta prueba se basa en el estadístico de tau y analiza si las propiedades estadísticas de las serie no varían con el tiempo (Elder y Kennedy,2001).

Mann Kendall

Kundzewicz y Robson (2000), exponen este método como uno de los más utilizados para analizar tendencias en las series de tiempo. La prueba de Man Kendall se basa en el estadístico S y mide estadísticamente la fuerza de asociación monótona de la variable a lo largo del tiempo. Esta asociación puede tender a la alza o a la baja (Muñoz, 2008).

$$H_o : \text{No hay tendencia en la serie}$$

$$H_a : \text{Existe tendencia en la serie}$$

Las pruebas anteriormente descritas se realizaron en el software XLSTAT, donde se analizó el valor p contra las hipótesis anteriormente mencionadas para concluir

estadísticamente la presencia de estacionariedad, no estacionariedad y tendencia o no tendencia en las series de tiempo analizadas. Los resultados obtenidos para cada SKU en cuanto al análisis del patrón de la demanda se pueden observar en el Anexo 10.

Etapa 4.2: Diseño de pronósticos.

Una vez realizadas las pruebas cualitativas y cuantitativas expuestas anteriormente a cada variedad, se propuso los modelos de pronósticos en base a las características o comportamiento que siguen los métodos de series de tiempo expuestas por Nahmias (2007), Stevenson (2015), Chopra y Meindl (2013) en la Tabla 1.

Tabla 1. Características principales de los métodos de series de tiempo.

Métodos series de tiempo	Características principales
Promedio Móvil	-No presenta tendencia, es estacionario (Nahmias,2007). -No tiene tendencia ni estacionalidad (Chopra y Meindl, 2013). -Variaciones randómicas (Stevenson,2015).
Suavizamiento Exponencial Simple	-Estacionariedad (Nahmias,2007). -No hay tendencia ni estacionalidad observable (Chopra y Meindl, 2013). -Cuando los datos varían alrededor de una media y mantiene cambios graduales (Stevenson,2015).
Suavizamiento Exponencial Doble (Holt)	-Tendencia lineal (Nahmias,2007). -Tendencia, pero no estacionalidad (Chopra y Meindl, 2013). -Tendencia lineal o no lineal (Stevenson,2015).
Suavizamiento Exponencial Triple (Holt- Winters)	-Estacional con o sin tendencia (Nahmias,2007). -Tendencia y factor estacional (Chopra y Meindl, 2013).
Box Jenkins	-ARMA: Estacionarios (Chopra y Meindl, 2013). -ARIMA: No estacionarios (Chopra y Meindl, 2013).

Después de indicar qué métodos de serie de tiempo se iba a emplear para cada variedad en base a la tabla 1, se realizaron los pronósticos en XLSTAT.

La tabla 2 menciona los métodos utilizados en el estudio y sus fórmulas correspondientes.

Tabla 2. Fórmulas de métodos de series de tiempo

Métodos de series de tiempo	Fórmulas
Promedio móvil	$F_t = \frac{\sum_{i=t-N}^{t-1} D_i}{N}$ (Nahmias,2007)
Suavizamiento Exponencial Simple	$F_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1}$ (Nahmias,2007)
Suavizamiento Exponencial Doble (Holt)	$F_{t,t+\tau} = S_t + \tau G_t$ $S_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1})$ $G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1}$ (Nahmias,2007)
Suavizamiento Exponencial Triple (Holt Winters)	$S_t = \alpha \left(\frac{D_t}{c_{t-N}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1})$ $G_t = \beta [S_t + S_{t-1}] + (1 - \beta)G_{t-1}$ $c_t = \gamma \left(\frac{D_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)c_{t-N}$ $F_{t,t+\tau} = (S_t + \tau G_t)c_{t+\tau-N}$ (Nahmias,2007)
Box Jenkins ARMA Y arima	<p>p: Orden autorregresivo</p> <p>d: Orden integrado, las diferencias necesarias para convertir la serie analizada en estacionaria.</p> <p>q: Orden del promedio móvil.</p> (Nahmias,2007)

Etapa 5: Inventarios.

Etapa 5.1: Análisis de costos.

El paso inicial para desarrollar la metodología óptima de inventarios fue identificar los costos relacionados al costo de mantener el inventario (H) y el costo de preparación (K) los cuales serán utilizados posteriormente en las fórmulas utilizadas calcular el número

óptimo de tallos a producirse (Nahmias, 2007). Todos los costos son entregados en dólares americanos.

Nahmias (2007) define que el costo de mantener el inventario está dado por los siguientes costos: 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.

$$\text{Costo de espacio ocupado} = \frac{\frac{\$5.26}{m^2}}{\frac{1000 \text{ tallos}}{m^2}} = \frac{0.005 \text{ ctvs}}{\text{tallo}} \quad (10)$$

Para el cálculo de este valor se dividió el valor de cada metro cúbico para el número de tallos que caben y ocupan un metro cuadrado del cuarto frío, lugar donde se almacenan las rosas (Villacis, 2020)

$$\text{Costo 2 empleados} = \frac{\frac{\$966.66}{\text{mes}}}{\frac{203945 \text{ tallos}}{m^2}} = \frac{0.002 \text{ ctvs}}{\text{tallo}} \quad (11)$$

Se obtiene el costo de 2 empleados que la empresa utiliza para manejar su inventario y almacenar las rosas, donde cada operario a la empresa le cuesta \$483.33 y este valor se lo multiplica por el número total de empleados para dividirlo por el número de tallos almacenados mensualmente que la empresa nos proporcionó (Villacis, 2020)

$$\text{Costo de servicios básicos} = \frac{\frac{\$423.69}{\text{mes}}}{\frac{203945 \text{ tallos}}{m^2}} = \frac{0.002 \text{ ctvs}}{\text{tallo}} \quad (12)$$

Para el cálculo del costo de servicios básicos se dividió la suma del costo mensual de agua potable, luz eléctrica, internet y teléfono para la cantidad de tallos almacenada mensualmente (Villacis, 2020)

Finalmente, el costo de almacenamiento se obtiene la suma del resultado de las ecuaciones (10), (11) y (12) obteniendo un costo total de \$0.009 ctvs por cada tallo.

$$\text{Costo de Impuestos} = \frac{\frac{\$1214.76}{\text{mes}}}{\frac{203945 \text{ tallos}}{\text{m}^2}} = \frac{0.004 \text{ ctvs}}{\text{tallo}} \quad (13)$$

El costo calculado previamente se obtuvo tomando en cuenta los impuestos municipales, impuestos del SRI, impuestos a la renta y los impuestos de exportaciones (Villacis, 2020). La suma obtenida se dividió para la cantidad de tallos producida mensualmente.

$$\text{Costo de oportunidad} = \frac{5.40\%}{\text{año}} * \frac{1 \text{ año}}{12 \text{ meses}} * \frac{\$0.19 \text{ ctvs}}{\text{tallo}} \quad (14)$$

$$\text{Costo de oportunidad} = \frac{\$0.009 \text{ ctvs}}{\text{tallos}} \quad (15)$$

Para el cálculo del costo de oportunidad en la fórmula utilizada en la ecuación (14) se empleó una tasa de interés anual del 5.40% misma que se ofrece por una inversión en Diners Club (Diners Club, 2020).

$$\text{Costo de Obsoletos} = \frac{\frac{\$917}{\text{mes}}}{\frac{\$38373.99 \text{ tallos}}{\text{m}^2}} = \frac{\$0.024 \text{ ctvs}}{\text{obsoleto}} \quad (16)$$

Finalmente, para el costo de mantener el inventario se suman los costos obtenidos en las ecuaciones (10), (11), (12), (13), (15) y (16), obteniendo así el siguiente valor:

$$H = \$0.04 \quad (17)$$

Por lo tanto, el costo de mantener el inventario de cada tallo es de \$0.04.

Por otro lado, para el cálculo de preparación se dividieron los costos relacionados a la preparación de un pedido en Costos de Manejo (\$7331.16), Costo de Recepción (\$41.25), Costo de Generación (\$4877.76) y Costos Fijos (\$9618.54). El costo total se obtuvo a través de la suma de los cuatro costos previamente mencionados (\$21868.72) y se divide para la cantidad de tallos producida mensualmente obtenido así el siguiente resultado:

$$\text{Costo de Preparar (K)} = \frac{\frac{\$21868.72}{\text{mes}}}{\frac{203945 \text{ tallos}}{\text{mes}}} = \frac{\$0.11 \text{ ctvs}}{\text{tallo}} \quad (18)$$

Cabe mencionar que el costo de preparar K obtenido, debe ser multiplicado por cada “cantidad mensual promedio” histórica de cada SKU, ya que la producción/preparación varía dependiendo el SKU. Dichas cantidades se pueden visualizar en el Anexo 31.

Etapa 5.2: Gestión de inventarios.

Esta etapa inició con una prueba denominada “Prueba de Coeficiente de Variación v ”, 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). Es decir que, para el presente caso de estudio, mediante la prueba fue posible determinar si la demanda que seguían los datos obtenidos de los pronósticos para los distintos SKU’s, era determinística o probabilística (Taha, 2012).

La prueba está dada por la siguiente fórmula:

$$\text{Coeficiente de variación} = v = \frac{\text{Desviación estándar}}{\text{Media}} \times 100 \quad (19)$$

Taha (2012) utiliza el siguiente lineamiento, en donde la fórmula se debía usar para el conjunto de datos que correspondían a un mismo mes. Se realizó esto para todos los meses del año, por lo cual se obtuvieron 12 coeficientes de variación v , para finalmente promediarlos y obtener un v final. En donde si v permanecía razonablemente pequeño (v menor o igual a 20) podría considerarse una demanda determinística, y si v era alto (v mayor a 20) podría considerarse una demanda probabilística o estocástica (Taha, 2012).

La prueba fue realizada para cada SKU y, con los resultados obtenidos se corroboró que, en efecto, para aquellos SKU’s que seguían un patrón de demanda estacionaria, la prueba de coeficiente de variación entregaba como resultado una demanda determinística, por

lo cual se debía emplear el modelo EOQ clásico (Nahmias, 2007). Mientras para aquellos SKU's que seguían un patrón de demanda no estacionaria, la prueba de coeficiente de variación entregó como resultado una demanda probabilística, siendo así el modelo “nivel de servicio de Q,R” el que fue seleccionado para estos casos (Bayona, 2013) y (Nahmias, 2007); la selección del último modelo mencionado se debió a que la empresa realiza una inspección continua de su inventario por lo cual el modelo de punto de reorden-tamaño de lote (Q,R) debía ser el empleado, sin embargo, la empresa no contaba con un registro de faltantes, es decir, un registro de los productos que no pudieron ser vendidos por escasez en inventario, por lo cual el modelo ideal fue el modelo de “Nivel de Servicio de Q,R” (Bayona, 2013).

Para el modelo de cantidad económica de pedido EOQ, Nahmias (2007) afirma que el modelo busca determinar el tamaño óptimo de pedido Q^* , y el tiempo entre colocación de pedidos o tiempo de espera LT , sin embargo, en el presente estudio los productos son preparados y, o producidos en la empresa, y el tiempo promedio que se demora cada SKU en ser preparado es de aproximadamente un mes, por lo cual se define a LT igual a 1 mes.

El autor define el modelo de la siguiente manera:

$$Q = \sqrt{\frac{2k\lambda}{h}} \quad (20)$$

Donde

k : Costo de pedido

λ : Demanda

h : Costo de mantener inventario

Q : Cantidad económica de pedido

El costo de este sistema de inventario está dado por la suma entre el costo de mantener inventario h por unidad mantenida por unidad de tiempo, el costo proporcional de pedido c por unidad pedida y el costo de preparación k por pedido colocado:

$$\text{Costo promedio total} = \frac{k\lambda}{Q} + \lambda c + \frac{hQ}{2} \quad (21)$$

Para el modelo de nivel de servicio de Q,R, Nahmias (2007) explica que el sistema consta de dos variables de decisión: Q y R, donde Q es el tamaño de pedido, y R es el punto de reorden. Cuando el inventario de existencias alcanza R, entonces se realiza un pedido de Q unidades. Para el componente de nivel de servicio, Ríos, Martínez & Palomo (2011) señalan que la mayoría de las veces, las empresas no logran determinar un valor exacto del costo de faltantes y de la cantidad de faltantes por periodo. En esta extensión del modelo, el criterio para decidir si es conveniente o no aumentar R en una unidad, ya no es únicamente la comparación del costo anual esperado de agregar otra unidad a R con el costo anual esperado de no agregar la unidad adicional, sino que además se incluye el componente de nivel de servicio (Bayona, 2013). Además, la estimación del costo de un faltante, se fundamenta en el problema de determinar el nivel de servicio deseado (Ríos et al, 2011). Este modelo puede aplicarse en sistemas de revisión continua según el tipo de nivel servicio escogido; en este caso, la empresa ha definido un nivel de servicio tipo 1 de 85%, en donde Nahmias (2007) señala que el servicio tipo 1 se especifica como la probabilidad de no tener faltantes durante el tiempo de demora.

Para el modelo de nivel de servicio de Q,R, Ríos, Martínez & Palomo (2011) y Nahmias (2007) definen la cantidad óptima de pedido Q de igual forma que el modelo EOQ clásico y, los demás componentes de la siguiente manera:

$$\text{Punto de reorden} = R = \bar{d} * LT + z \sqrt{\sigma_d^2 * LT} \quad (22)$$

Donde

\bar{d} : demanda promedio

σ_d^2 : Desviación estándar de la demanda promedio

LT: tiempo de espera (lead time), que es igual a 1 mes, ya que es el tiempo promedio que se tarda en preparar/producir una rosa.

$$\text{Inventario de seguridad} = IS = z * \sigma_d^2 * \sqrt{LT} \quad (23)$$

$$\text{Número esperado de órdenes} = \lambda/R \quad (24)$$

El costo de este sistema de inventario está dado por la suma entre el costo por mantener inventario, el costo de preparación y el costo de mantener inventario por el inventario de seguridad.

$$\text{Costo Promedio Total} = \frac{hQ}{2} + \frac{k\lambda}{Q} + h * IS \quad (25)$$

Donde IS hace referencia al inventario de seguridad

Resultados

Resultados para Pronósticos.

Los resultados para pronósticos se presentan para la variedad 1 "V1".

Figura 1. Demanda histórica para V1.



Se puede observar que la Figura 1. cualitativamente puede tener estaciones y no presenta tendencia. Por otro lado, se realizó el análisis cuantitativo con las pruebas de Dickey Fuller para estacionalidad y Mann Kendall para tendencia anteriormente descritas, donde se pudo concluir que la variedad V1 es no estacionaria y sin tendencia.

Es por esto por lo que se realizaron los siguientes pronósticos:

Promedio móvil.

Tabla 3. Resumen de MAPE en modelo de Promedio Móvil para variedad “V1”

n	nc(8)	nc(9)	nc(11)	c(12)	nc(12)
MAPE	20	21	22	16	22

La tabla 3 muestra que el mejor modelo para promedio móvil fue con n de 12 no centrado con un error de 16.

Holt winters.

Tabla 4. Resumen de MAPE en modelo de Holt Winters para variedad “V1”

N	5	6	7	8	9	10	11	12
MAPE	35.02	27.69	30.46	28.98	24.95	28.8	32.42	35.81

La tabla 4 muestra que el mejor modelo para Holt Winters fue con un n=9 y un error de 24.95.

ARIMA.

Tabla 5. Resumen de MAPE en modelo de pronósticos ARIMA para variedad “V1”

Modelo	(1,0,1)	(1,0,0)	(0,0,1)	(0,1,1)	(1,1,1)
--------	---------	---------	---------	----------------	---------

MAPE	26.51	27.25	27.24	26.15	27,01
------	-------	-------	-------	--------------	-------

La tabla 5 muestra que el mejor modelo ARIMA es (0,1,1) con un error de 26.15.

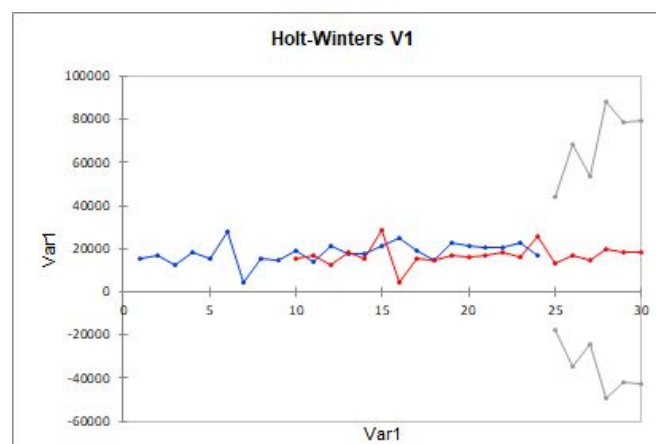
Después de realizar el análisis de cada modelo de pronóstico realizado, se comparó entre los modelos de pronósticos utilizados para escoger el que menor error tenía y al mismo tiempo el modelo de predicción que mejor se ajustaba a los datos reales de la demanda para la variedad. Es importante mencionar, que los errores de predicción fueron aceptados en un rango de 0 a 30%, ya que Ghiani, Laporte & Musmanno (2005) exponían la importancia de la evaluación del pronóstico en base a su criterio propuesto como se muestra en la Figura 2.

Figura 2. Criterio de evaluación de pronósticos

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

Para la variedad “V1” se escogió el modelo Holt Winters, ya que se encontraba dentro del rango aceptable de error y el pronóstico se ajustaba de mejor manera a la serie de tiempo.

Figura 3. Pronóstico para variedad “V1”, utilizando método Holt Winters



Se puede observar en la Figura 3. los datos históricos de color azul y el pronóstico con el modelo Holt Winters en color rojo. Además, se puede visualizar el intervalo de confianza del 95% de color plomo. Se puede concluir, que este modelo es el recomendado para la variedad “V1”, ya que el pronóstico se ajusta a los datos históricos.

Tabla 6. Pronóstico para la variedad “V1” para los siguientes 6 meses

Mes	Pronóstico
1	1879
2	2963
3	2653
4	2106
5	1639
6	2321

En la tabla 6 se puede visualizar el pronóstico de los siguientes 6 meses para la variedad “V1”. El proceso anteriormente descrito para la variedad “V1” fue el proceso realizado para cada SKU. La tabla resumen de la selección del modelo de pronóstico óptimo para cada SKU se puede observar en la tabla 7.

Tabla 7. Resumen de método óptimo de pronósticos para cada SKU y su respectivo MAPE

SKU	PM	S.E Simple	S.E Doble	Winters	ARIMA	Óptimo
V1	16.00	-	-	24.95	26.15	Winters
V2	-	-	43.00	29.16	29.48	Winters
V3	17.00	-	-	21.93	21.54	ARIMA
V4	-	-	26.00	21.11	20.50	ARIMA
V5	-	-	31.83	33.10	29.77	ARIMA

V6	61.00	-	-	52.03	20.72	ARIMA
V7	-	-	29.60	29.42	28.73	ARIMA
V8	33.00	-	-	33.22	29.45	ARIMA
V9	-	-	32.00	40.64	24.45	ARIMA
V10	-	-	49.00	32.88	37.92	Winters
V11	28.00	-	-	39.42	39.23	ARIMA
V12	35.00	53.00	-	-	65.50	PM
V13	-	-	33.00	26.61	25.13	ARIMA
F1	-	-	43.00	27.15	32.42	Winters
F2	27.00	36.00	-	-	29.50	PM
F3	-	-	48.30	28.67	40.51	Winters
F4	28.95	-	-	31.57	28.48	ARIMA
SF22	29.20	-	-	34.48	30.71	ARIMA

Y, a su vez, cada gráfico de pronóstico correspondiente para cada SKU se puede visualizar detalladamente en el apartado de anexos, desde el anexo 12 hasta el anexo 29. Además, en el anexo 30 se encuentra la tabla de pronósticos para cada SKU.

Resultados para Inventarios.

De igual forma, los resultados para la gestión de inventarios se presentan para “V1”.

Se inició con el cálculo del coeficiente de variación v , dado por la siguiente tabla:

Tabla 8. Coeficiente de variación promedio v para V1.

Mes, años 2018-2019	Coeficiente de variación v
Enero	11.58839
Febrero	2.34468
Marzo	34.31055

Abril	21.52134
Mayo	16.26604
Junio	45.75884
Julio	95.65978
Agosto	24.14982
Septiembre	23.92352
Octubre	6.52164
Noviembre	35.28447
Diciembre	16.09475
Promedio ν	27.78532

Para “V1”, que seguía un patrón de demanda no estacionario, el coeficiente de variación ν promedio fue de 27.79 el cual fue mayor a 20, $27.79 > 20$, por lo cual se puede corroborar que, en efecto, V1 sigue una demanda probabilística y que el modelo de inventario a emplearse es el modelo con revisión continua de servicio tipo 1 de Q,R. Los coeficientes de variación ν para los demás SKU’s, se encuentran especificados en el Anexo 32.

Datos necesarios para el cálculo sistema de inventario se detallan a continuación:

Tabla 9. Datos del sistema de inventarios para V1.

Demanda Promedio \bar{d}	16.821 tallos al mes
Demanda Anual λ	201.850 tallos al año
Desviación estándar	252 tallos
Lead Time LT	1 mes
Nivel de servicio	85%
Z	1.03643
Costo de mantener	USD \$0.041

Costo de preparar	USD \$0.11
-------------------	------------

Aplicando las fórmulas correspondientes al modelo de nivel de servicio de Q,R, los resultados que se obtuvieron para V1 fueron los siguientes:

Tabla 10. Resultados del sistema de inventarios para V1.

Descripción	Resultado
Punto de reorden R	17.082 tallos
Inventario de seguridad IS	262 tallos/mes
Cantidad óptima de pedido Q	37.514 tallos/preparación
Núm. esperado de órdenes N	12
Costo Total	USD \$ 10.055

En donde, cada vez que el inventario de V1 llegue a tener 17.082 tallos, se debe poner en marcha una nueva orden, que en este caso, indica poner en marcha un nuevo lote de V1 para preparar/producir. Adicionalmente, se debe contar con un inventario de seguridad de 262 tallos por mes. El número óptimo de unidades por lote Q es de 37.514 tallos cada vez que se coloca un nuevo lote de preparación. El número esperado de órdenes para V1 es de 12, es decir que se colocan 12 preparaciones de V1 en el año. Finalmente, empleado este sistema de inventario el costo total en el que incurriría la empresa para el SKU V1, sería de USD \$10.055. Finalizando con la sección, los resultados para cada sistema de inventario de cada SKU fueron obtenidos, y se encuentran detallados a continuación:

Tabla 11 . Resumen de la gestión de inventarios.

SKU	Modelo de inventario	Q [tallos/mes]	R [tallos/mes]	Costo total anual
V1	Nivel de servicio de Q,R	37.514	17.082	USD \$ 10.055

V2	Nivel de servicio de Q,R	4.700	2.900	USD \$ 1.285
V3	Nivel de servicio de Q,R	13.837	9.857	USD \$ 5.847
V4	Nivel de servicio de Q,R	14.247	12.121	USD \$ 7.111
V5	Nivel de servicio de Q,R	4.311	2.375	USD \$ 1.158
V6	Nivel de servicio de Q,R	10.282	6.483	USD \$ 3.384
V7	Nivel de servicio de Q,R	4.724	2.573	USD \$ 1.267
V8	Nivel de servicio de Q,R	4.061	2.147	USD \$ 1.357
V9	Nivel de servicio de Q,R	4.618	2.484	USD \$ 1.505
V10	Nivel de servicio de Q,R	7.312	5.216	USD \$ 2.302
V11	EOQ Clásico	2.779	2.113	USD \$ 745
V12	Nivel de servicio de Q,R	7.477	N/A	USD \$ 3101
V13	Nivel de servicio de Q,R	14.277	11.023	USD \$ 3.924
F1	EOQ Clásico	7.942	5.408	USD \$ 2.441
F2	Nivel de servicio de Q,R	6.136	N/A	USD \$ 2.156
F3	Nivel de servicio de Q,R	7.508	5.945	USD \$ 2.097
F4	Nivel de servicio de Q,R	7.517	5.391	USD \$ 2.016
SF22	Nivel de servicio de	2.534	1.605	USD \$ 679

CONCLUSIONES

En general, se puede concluir que, la industria agrónoma, específicamente el sector floricultor de rosas tiene una alta variabilidad en la demanda, es por esta razón, que el *expertise* humano juega un rol importante dentro de la selección de los métodos a utilizarse cuando se trata de pronósticos y análisis de datos ligados a la misma. Dentro del estudio, se obtuvieron resultados basados en su mayoría en pruebas cuantitativas como la de Dicky Fuller, Man-Kendall y el coeficiente de variación.

En cuanto a pronósticos se concluye que, todos los pronósticos finalmente seleccionados se encuentran dentro del rango aceptable, donde se indica que el MAPE debe caer dentro del rango de 20 a 40. El método de pronóstico con menor error y para la mayoría de casos fue ARIMA-Box Jenkins siendo aplicado a todas las variedades y 1 familia por lo que se puede concluir que se recomienda utilizar este método para productos perecederos en la agricultura.

En cuanto a inventarios, se puede concluir que, se usa el nivel de servicio tipo 1 en el modelo de nivel de servicio de Q,R debido a su fácil aplicación en la industria, ya que, la empresa espera continuar implementando pronósticos y gestión de inventarios en sus procesos, por lo cual el manejo de las herramientas y modelos deben lograr ser tanto amigables como funcionales. Existen diversas investigaciones en donde surgen nuevas extensiones del EOQ para modelos de inventarios para productos perecederos. Sin embargo, dichos modelos resultan ser extensos y difíciles de comprender, por lo cual en los mismos estudios el modelo que resulta ser el óptimo es el modelo EOQ clásico o sus extensiones menos complejas.

La gestión de inventarios tiene que ver con mantener registros precisos de los bienes que están listos para ser enviados a sus clientes. Esto significa tener suficientes existencias de bienes para los totales del inventario, así como mantener cifras precisas en el inventario de productos terminados hace posible transmitir rápidamente información al personal de ventas sobre lo que está disponible y listo para ser enviado en cualquier momento. Los modelos de inventarios empleados en este caso de estudio y sus diferentes etapas aportaron a controlar los inventarios y mantener el equilibrio entre la demanda y los recursos que disponía la organización. Esto evitó que existan pérdidas de ventas por no tener el producto para suplir con la demanda, lo cual se puede traducir en la pérdida de clientes y además evitó que exista una sobreproducción y pérdida del producto. Adicionalmente, con la gestión de inventarios se logrará mantener bajos los costos y, al mismo tiempo, cumplir con las regulaciones. La oferta y la demanda es un equilibrio delicado, y la gestión de inventarios realizada en el presente caso de estudio espera asegurar que el dicho equilibrio no se altere. Además, los modelos empleados para cada variedad ayudará a que la gestión de inventario sea un éxito. Para concluir, la gestión de inventario se verá en formas de aumento de ingresos y beneficios, atmósfera positiva de los empleados y aumento general de la satisfacción del cliente.

LIMITACIONES

A pesar de que existieron pocas limitaciones para el estudio, estas fueron de gran importancia iniciando con los datos del año 2020 que no se pudieron utilizar en el diseño de pronósticos y por ende gestión de inventarios, debido a los grandes cambios y fluctuaciones que existieron debido a la pandemia causada por el COVID, por lo que se utilizaron únicamente los años 2018 y 2019 para el estudio.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alonso, J. (2010). Tutorial para Pruebas de Raíces Unitarias: Dickey-Fuller Aumentado y Phillips Perron en EasyReg. Obtenido el 06/12/2020 desde: https://www.researchgate.net/publication/254399807_Tutorial_para_Pruebas_de_Raices_Unitarias_Dickey-Fuller_Aumentado_y_Phillips_Perron_en_EasyReg
- Amin, M., Amanullah, M., & Akbar, A. (2014). Time series modeling for forecasting wheat production of Pakistan. *Journal of Animal and Plant Sciences*, 24(5), 1444–1451.
- Amir-Hamjah, M. (2014). Forecasting Major Fruit Crops Productions in Bangladesh using Box-Jenkins ARIMA Model. *Journal of Economics and Sustainable Development*, 5(7), 96–108.
- Arunraj, N. S., & Ahrens, D. (2015). A hybrid seasonal autoregressive integrated moving average and quantile regression for daily food sales forecasting. *International Journal of Production Economics*, 170, 321–335. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.09.039>
- AVAL (2019). Situación financiera actualizada del sector florícola. Recuperado de: <https://www.aval.ec/informacion-general-de-empresas/situacion-financiera-actualizada-del-sector-floricola/#:~:text=Las%20empresas%20que%20operan%20dentro,segundo%20lugar%20con%2030%20flor%C3%ADcolas>.
- Badmus MA, Ariyo OS. Forecasting cultivated areas and production of maize in Nigeria using ARIMA model. *Asian Journal of Agricultural Sciences*. 2011; 3(3):171- 176.
- Barbosa, N. P., Christo, E. S., & Costa, K. A. (2015). Demand forecasting for production planning in a food company. *ARN Journal of Engineering and Applied Sciences*, 10(16), 7137–7141.

- Battini, D., Persona, A., & Sgarbossa, F. (2014). A sustainable EOQ model: Theoretical formulation and applications. *International Journal of Production Economics*, 149, 145-153.
- Bayona, R. A. B., & Zapata, T. D. G. (2013). Control del proceso de reposición para la gestión de stocks y su impacto en el nivel de servicio al cliente en una empresa de comercialización masiva. *Industrial Data*, 16(2), 25-37.
- Braglia, M., Castellano, D., Marrazzini, L., & Song, D. (2019). A continuous review, (Q, r) inventory model for a deteriorating item with random demand and positive lead time. *Computers and Operations Research*, 109, 102–121. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.04.019>
- Benítez, L. A. T., & Guzmán, V. E. B. (2011). Metodología para el control y la gestión de inventarios en una empresa minorista de electrodomésticos. *Scientia et Technica*, 16(49), 85-91.
- BSA.(2015).¿Por Qué son tan importantes los datos. obtenido el 04/12/2020 desde: https://data.bsa.org/wp-content/uploads/2015/10/BSADataStudy_es.pdf
- Çalışkan, C. (2021). A simple derivation of the optimal solution for the EOQ model for deteriorating items with planned backorders. *Applied Mathematical Modelling*, 89, 1373–1381. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2020.08.037>
- Cecatto, C., Belfiore, P., Geraldo, J., & Vieira, V. (2012). Forecasting Practices in Brazilian Food Industries. *Journal of Logistics Management*, 1(4), 24–36. <https://doi.org/10.5923/j.logistics.20120104.01>

Chang & Wang.(2007).Applying Six Sigma Methodology to collaborative forecasting.

Obtenido el 18/11/2020 desde:
https://www.researchgate.net/publication/225215972_Applying_Six_Sigma_methodology_to_collaborative_forecasting

Chatfield, C. (2000). *Time-series forecasting*. CRC press.

Chávez, N. (1997). MODELOS ARIMA. Revista Ciencia y Cultura, (1), 23-30. Recuperado

el 07 de diciembre de 2020, desde
http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-33231997000100005&lng=es&tlng=es.

Chopra,S y Meindl,P.(2013). Administración de la Cadena de Suministro.México: Pearson Educación.

Contents, T. O. F., & Board, E. (2020). Advances in Industrial and Manufacturing Engineering. 1–11.

Contreras, A., Atziry, C. & Martínez, J. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. Estudios Gerenciales 32 (2016) 387–396.

Da Veiga, C. & Duclós, L. (2010). The accuracy of demand forecast models as a critical factor in the financial performance of the food industry. Future Studies Research Journal, v.2, n.2, pp. 81-104.

Duong, L. N. K., Wood, L. C., & Wang, W. Y. C. (2015). A Multi-criteria Inventory Management System for Perishable & Substitutable Products. Procedia Manufacturing, 2(February), 66–76. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.012>

- Elder, J. & Kennedy, P. (2001). "Testing for Unit Roots: What Should Students Be Taught?"
Journal of Economic Education, 32:2, pp. 137-46.
- ExpoFlores (2019). Informe Anual de Exportaciones 2019. Obtenido el 07 de Octubre, 2020 desde
https://expoflores.com/wp-content/uploads/2020/04/reporte-anual_Ecuador_2019.pdf
- Felipe Burgaentzle Jarrín, (2016). Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos : caso de estudio de una empresa láctea ecuatoriana. Quito- Ecuador. COBUEC.
- Fildes, R., Ma, S., & Kolassa, S. (2019). Retail forecasting: Research and practice. *International Journal of Forecasting*, xxxx.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.06.004>
- Gómez, C y Egas, A.(2014).Análisis histórico del sector florícola en el Ecuador y estudio del mercado para determinar su situación actual. Obtenido el 08/10/2020 desde:
<http://repositorio.usfq.edu.ec/bitstream/23000/3323/1/110952.pdf>
- González, M.(2009).Análisis de series de tiempo: modelos ARIMA. Sarriko-On, pp 1 - 169
- Goojier, J. & Hydman, R. (2006). 25 years of time series forecasting. *International Journal of Forecasting* 22(3), 443-473.
- Gustavsson, J., Cederberg, C., Sonesson, U., Van Otterdijk, R., & Meybeck, A. (2011). Global food losses and food waste: Extent, causes and prevention. Retrieved from www.fao.org/docrep/014/mb060e/mb060e.pdf.

- Hyndman, R., Koehler, A., Keith, J., & Snyder, R. (2008) *Forecasting With Exponential Smoothing*. Washington: Springer Science & Business Media. pp 281.
- Jackson, I., Tolujevs, J. & Kegenbekov, Z. (2020). Review of inventory control models: a classification based on methods of obtaining optimal control parameters. *Transport and Telecommunication*, 2020, volume 21, no. 3, 191–202.
- Jha, J. K., & Shanker, K. (2013). Single-vendor multi-buyer integrated production-inventory model with controllable lead time and service level constraints. *Applied Mathematical Modelling*, 37(4), 1753–1767. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2012.04.042>
- Johnston, F. R., Boylan, J. E., Shale, E., & Meadows, M. (1999). A robust forecasting system, based on the combination of two A.A. Willemain,
- Köppelová, J. & Jindrová, A. (2017). Comparative Study of Short-Term Time Series Models: Use of Mobile Telecommunication Services in CR Regions. *Agris online Papers in Economics and Informatics*, Volume IX Number 1 (2017).
- Kundzewicz, Z. & Robson, A. (2000). Setting the scene. In: *Detecting trend and other changes in hydrological data*. World Meteorological Organization. World Climate Programme – Water. WCDMP-45. WMO/TD-No. 1013: 1-5.
- Lasek, A., Cercone, N. & Saunders, J. (2003). *Smart Restaurants: survey on customer demand and sales forecasting*. Department of Electrical Engineering and Computer Science, Lassonde School of Engineering, York University, Toronto, ON, Canada; Fuseforward Solutions Group, Vancouver, BC, Canada.

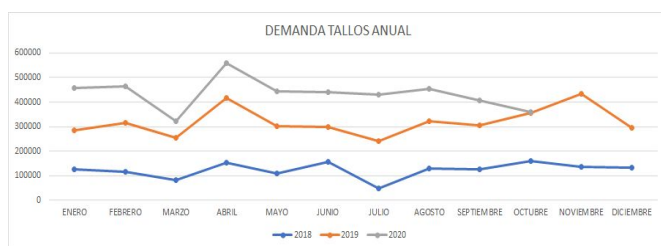
- Macías, G.(2007).Metodología para calcular el pronóstico de la demanda y una medición de su precisión, en una empresa de autopartes: Caso de estudio. Obtenido el 5/10/2020 desde: <http://www.virtual.sepi.upiicsa.ipn.mx/tesis/332.pdf>
- Makridakis, S, Hyndman, R y Petropoulos, F.(2020).Forecasting in social settings: The state of the art. *International Journal of Forecasting* Volume 36, Issue 1, January–March 2020, Pages 15-28.
- Makridakis,S.(1995).Forecasting accuracy and system complexity. *Recherche opérationnelle/Opérations Research*. Vol. 29, n° 3, 1995, p. 259 a 283.
- McCarthy, T.M., Davis, D.F., Golicic, S.L. & Mentzer, J.T. (2006). The evolution of sales forecasting management: a 20-year longitudinal longitudinal study of forecasting practices. *J. Forecast.* 25(5), 303–324.
- Mentzer, J. T., & Bienstock, C. C. (1998). *Sales forecasting management: understanding the techniques, systems and management of the sales forecasting process*. Thousand Oaks, CA: Sage publications.
- Montgomery, C., Jennings, C. & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada: John Wiley & sons, INC.
- Muñoz, C.(2008).Análisis de la Variabilidad en Series Hidrometeorológicas en una Cuenca de Cabecera del Río Segura. *Cuenca del Río Mundo*.Obtenido el 06/12/2020 desde: <https://core.ac.uk/download/pdf/60416059.pdf>
- Nahmias, S. (2007). *Análisis de la producción y las operaciones* (5th ed.). México D.F.: McGraw-Hill Interamericana.

- Paredes, M. (2019). Posicionamiento de los floricultores ecuatorianos, frente a los cambios y tendencias del mercado ruso, americano, europeo y chino en la exportación de rosas de corte, como fuente para la toma de decisiones. Obtenido el 07 de Octubre, 2020 desde <https://repositorio.uide.edu.ec/bitstream/37000/3834/1/T-UIDE-2210.pdf>
- Prusa, P. & Chocholac, J (2015). Demand Forecasting in production Logistics of Food Industry. *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 803, 63-68.
- Qiu, R., Sun, M., & Lim, Y. F. (2017). Optimizing (s, S) policies for multi-period inventory models with demand distribution uncertainty: Robust dynamic programming approaches. *European Journal of Operational Research*, 261(3), 880–892. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.02.027>
- Ramadhan, A. N., & Simatupang, T. M. (2012). Determining Inventory Management Policy for Perishable Materials in Roemah Keboen Restaurant. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 65, 992–999. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.11.232>
- Ríos, F., Martínez, A., Palomo, T., Cáceres, S., & Díaz, M. (2008). Inventarios probabilísticos con demanda independiente de revisión continua, modelos con nuevos pedidos. *CIENCIA ergo-sum, Revista Científica Multidisciplinaria de Prospectiva*, 15(3), 251-258.
- Rosero, C. (2016) Consumo eficiente de energía: modelo de gestión de inventario para cuartos fríos en una florícola: Proyecto de investigación. Quito-Ecuador. COBUEC
- Schoenbach.(2004).Análisis e interpretación de datos. Obtenido el 04/12/2020 desde: <http://www.epidemiolog.net/es/endesarrollo/AnalisisEinterpretacionDeDatos.pdf>

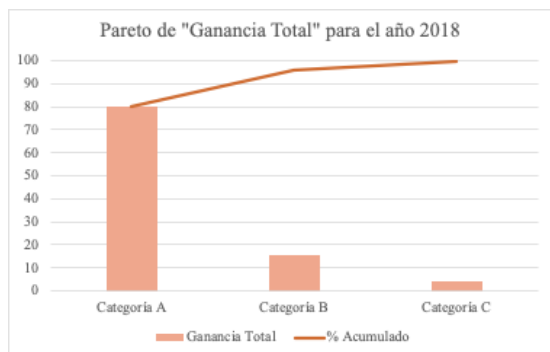
- Shenstone, L. & Hyndman, R. (2005). Stochastic models underlying Croston's method for intermittent demand forecasting.
- Stevenson, W.(2015).Operations Management.New York, Estados Unidos: McGrawhill.
- Taleizadeh, A. A., Pentico, D. W., Jabalameli, M. S., & Aryanezhad, M. (2013). An EOQ model with partial delayed payment and partial backordering. *Omega*, 41(2), 354-368.
- Tejeda, O et al. (2015). Caracterización de la producción y comercialización de flor de corte en Texcoco, México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* Vol.6 Núm.5 30 de junio - 13 de agosto, 2015 p. 1105-1118.
- Theocharis, Z., & Harvey, N. (2019). When does more mean worse? Accuracy of judgmental forecasting is nonlinearly related to length of data series. *Omega (United Kingdom)*, 87, 10–19. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.11.009>
- U.S. Department of Commerce (2020). Performance data. Recuperado de: <https://performance.commerce.gov/>
- Vélez, J y Nieto, P.(2016). Validación de Medidas de Evaluación para el Pronóstico de Tasa de Cambio en Colombia. Obtenido el 08/11/2020 desde: <https://repository.cesa.edu.co/bitstream/handle/10726/1577/MFC00491.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Villacis, J. (24 de Septiembre de 2020). (D. Puga, G. Lucía & C. Nicole Entrevistadores) Volume 9, Issue 4, December 1993, Pages 527-529
- Woschnagg, E y Cipan, J.(2004).Evaluating Forecast Accuracy. Obtenido el 08/11/2020 desde: <https://homepage.univie.ac.at/robert.kunst/procip.pdf>

- Zhang, L. L., Lee, C. K. M., & Akhtar, P. (2020). Towards customization: Evaluation of integrated sales, product, and production configuration. *International Journal of Production Economics*, 229(March 2019), 107775. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107775>
- Zuluaga, C. A. C., Gallego, M. C. V., & Urrego, J. A. C. (2011). Clasificación ABC Multicriterio: tipos de criterios y efectos en la asignación de pesos. *Iteckne*, 8(2), 163-170.

Anexo 1. Comparación de la demanda histórica entre años.



Anexo 2. Gráfico de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2018.



Anexo 3. Tabla de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2018.

Categoría: Participación estimada.	Número de productos: y porcentaje	Ganancia Total: y porcentaje	Porcentaje Acumulado
A: 0 - 80%	8: 14.8%	\$10.118: 78.9%	78.87%
B: 81 - 95%	7: 12.9%	\$3.742: 15.4%	94.31%
C: 96 - 100%	39: 72.2%	\$1.380: 5.7%	100%

Anexo 4. Tabla de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2019.

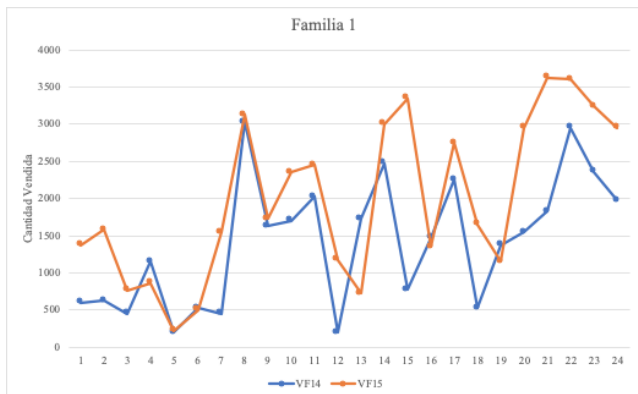
Categoría: Participación estimada.	Número de productos: y porcentaje	Ganancia Total: y porcentaje	Porcentaje Acumulado
A: 0 - 80%	18: 33.3%	\$113.342: 79.8%	79.85%
B: 81 - 95%	16: 29.6%	\$22.448: 15.8%	95.67%
C: 96 - 100%	20: 37.1%	\$6.153: 4.3%	100%

Anexo 5. Tabla de Pareto de “Ganancia Total” para el año 2020.

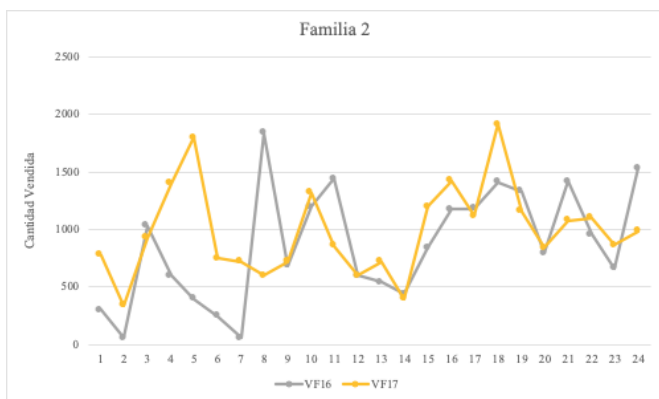
Categoría: Participación estimada.	Número de productos: y porcentaje	Ganancia Total: y porcentaje	Porcentaje Acumulado
A: 0 - 80%	15: 28.3%	\$109.573: 79.7%	79.69%

B: 81 - 95%	17: 32.1%	\$22.090: 16.1%	95.76%
C: 96 - 100%	21: 39.6%	\$5.830: 4.2%	100%

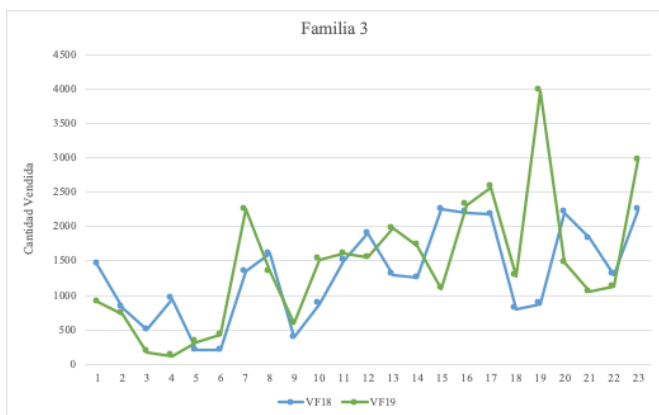
Anexo 6. Gráfico Familia 1, con sus variedades correspondientes.



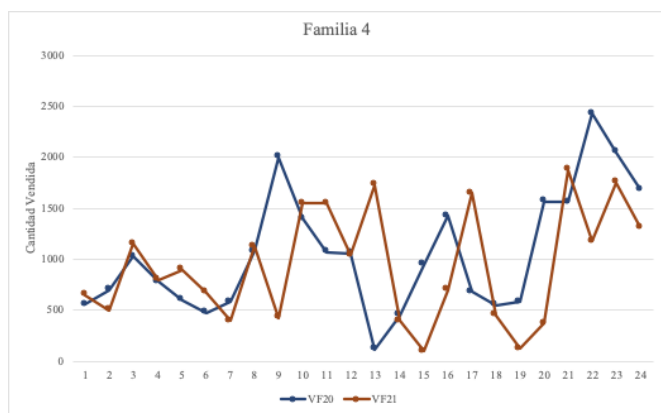
Anexo 7. Gráfico Familia 2, con sus variedades correspondientes.



Anexo 8. Gráfico Familia 3, con sus variedades correspondientes.



Anexo 9. Gráfico Familia 4, con sus variedades correspondientes.



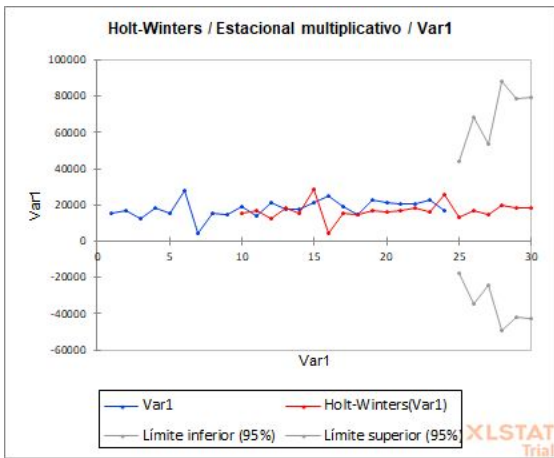
Anexo 10. Análisis del patrón de la demanda para cada SKU. Resultados prueba cualitativa, prueba de Dickey-Fuller y prueba de Man-Kendall, para cada SKU.

SKU	Cualitativa	Dickey-Fuller	Man-Kendall
V1	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia
V2	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
V3	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia
V4	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
V5	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
V6	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia
V7	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
V8	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia
V9	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
V10	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
V11	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia
V12	-----	Estacionaria	Con tendencia +
V13	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
F1	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
F2	-----	Estacionaria	Con tendencia +
F3	Estacional	No estacionaria	Con tendencia +
F4	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia
SF22	Estacional	No estacionaria	Sin tendencia

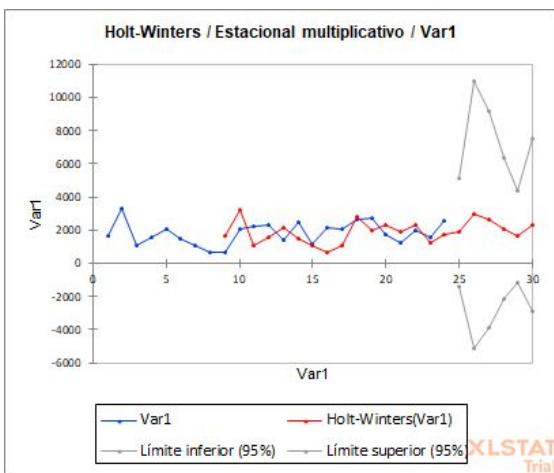
Anexo 11. Tabla resumen de selección de pronósticos óptimo para cada SKU según medida de error MAPE.

SKU	PM	S.E Simple	S.E Doble	Winters	ARIMA	Óptimo
V1	16.00	-	-	24.95	26.15	Winters
V2	-	-	43.00	29.16	29.48	Winters
V3	17.00	-	-	21.93	21.54	ARIMA
V4	-	-	26.00	21.11	20.50	ARIMA
V5	-	-	31.83	33.10	29.77	ARIMA
V6	61.00	-	-	52.03	20.72	ARIMA
V7	-	-	29.60	29.42	28.73	ARIMA
V8	33.00	-	-	33.22	29.45	ARIMA
V9	-	-	32.00	40.64	24.45	ARIMA
V10	-	-	49.00	32.88	37.92	Winters
V11	28.00	-	-	39.42	39.23	ARIMA
V12	35.00	53.00	-	-	65.50	PM
V13	-	-	33.00	26.61	25.13	ARIMA
F1	-	-	43.00	27.15	32.42	Winters
F2	27.00	36.00	-	-	29.50	PM
F3	-	-	48.30	28.67	40.51	Winters
F4	28.95	-	-	31.57	28.48	ARIMA
SF22	29.20	-	-	34.48	30.71	ARIMA

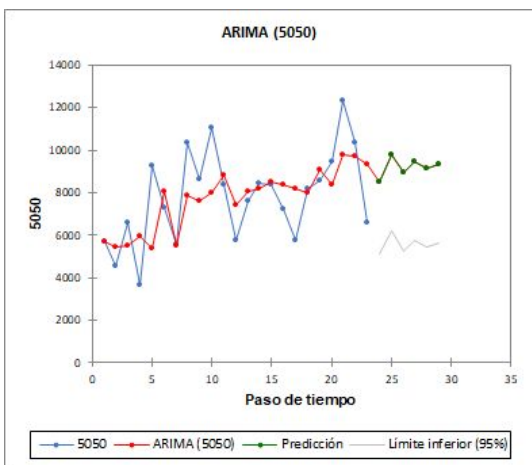
Anexo 12. Pronóstico V1: Resultado del modelo ganador Winters, n= 9



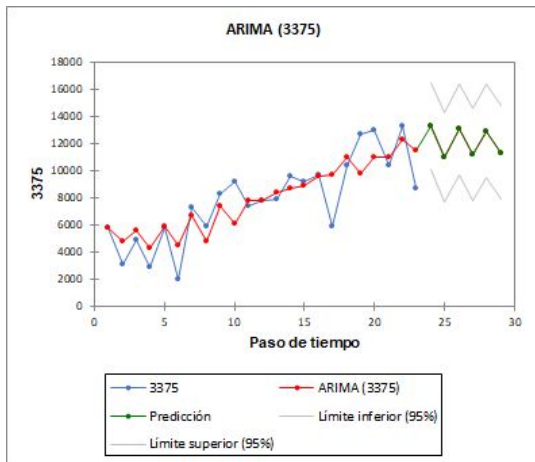
Anexo 13. Pronóstico V2: Resultado del modelo ganador Winters, n=12



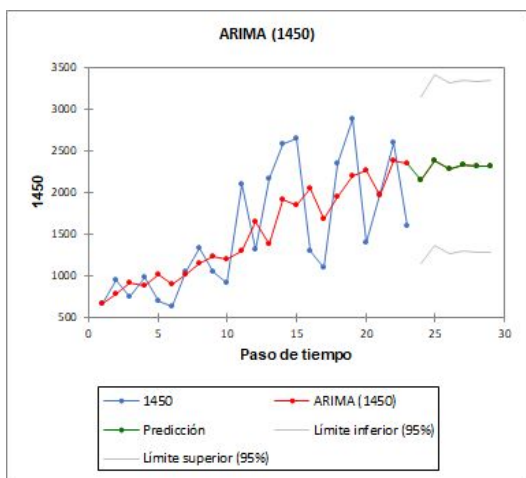
Anexo 14. Pronóstico V3: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2)



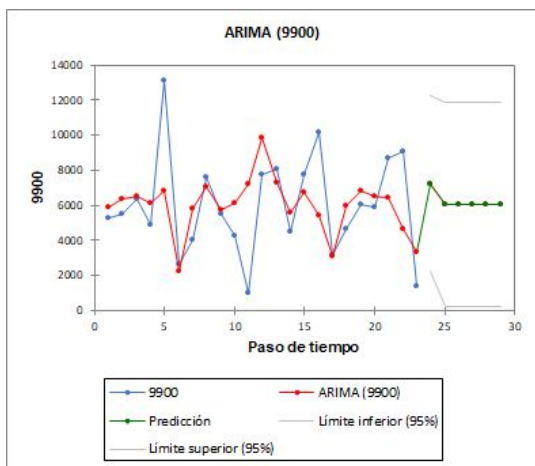
Anexo 15. Pronóstico V4: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2)



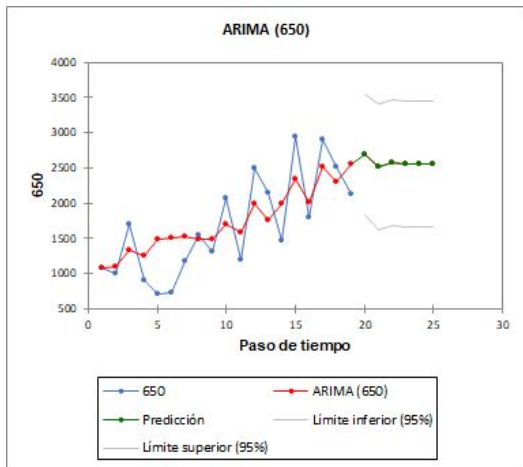
Anexo 16. Pronóstico V5: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2)



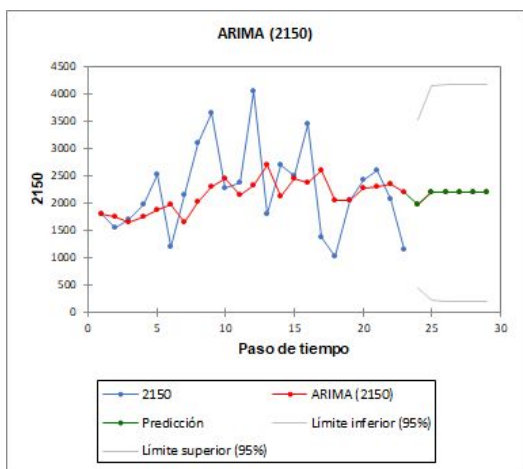
Anexo 17. Pronóstico V6: Resultado del modelo ganador ARIMA (0,0,1)



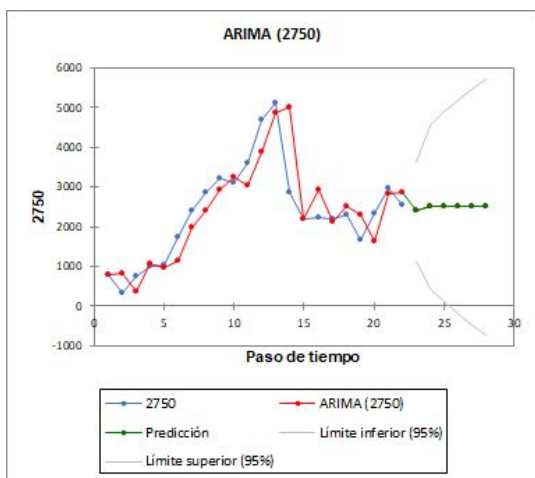
Anexo 18. Pronóstico V7: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,1)



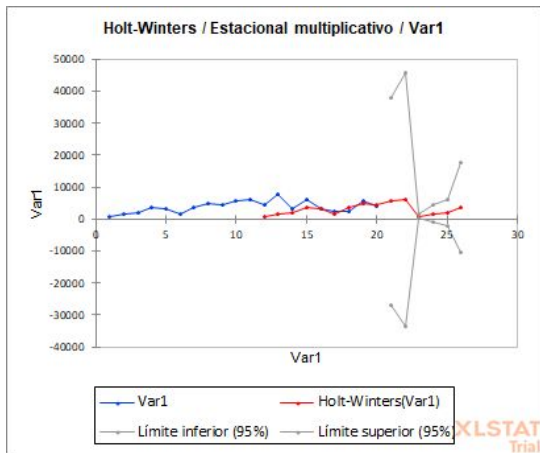
Anexo 19. Pronóstico V8: Resultado del modelo ganador ARIMA (0,1,2)



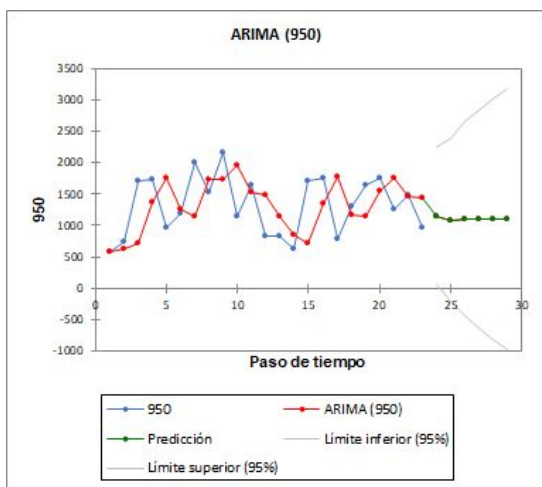
Anexo 20. Pronóstico V9: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2)



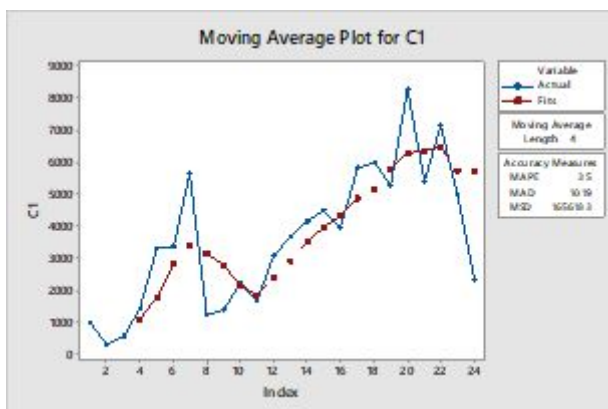
Anexo 21. Pronóstico V10: Resultado del modelo ganador Winters, n=11



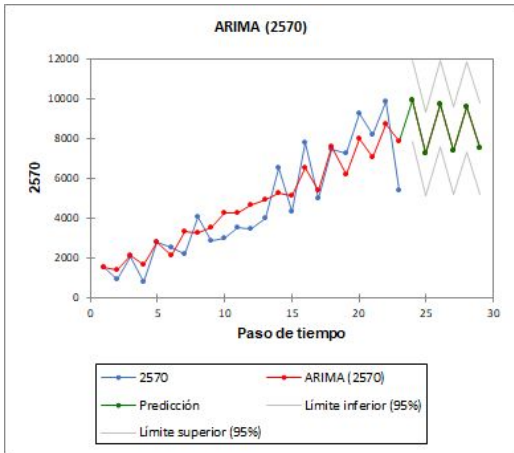
Anexo 22. Pronóstico V11: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,0)



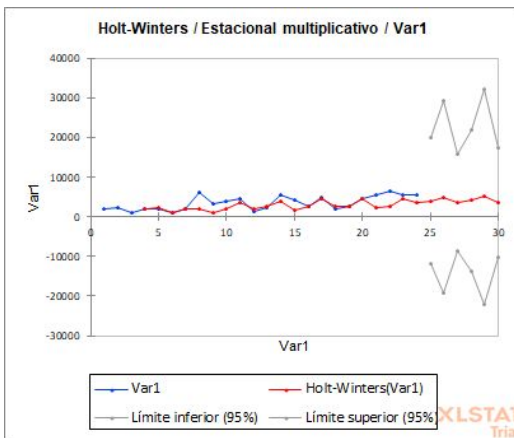
Anexo 23. Pronóstico V12: Resultado del modelo ganador Promedio móvil centrado, n=4



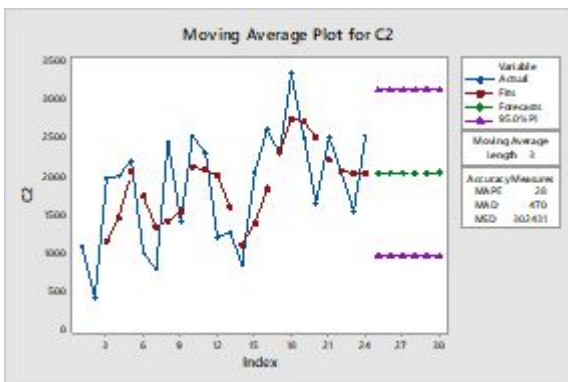
Anexo 24. Pronóstico V13: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2)



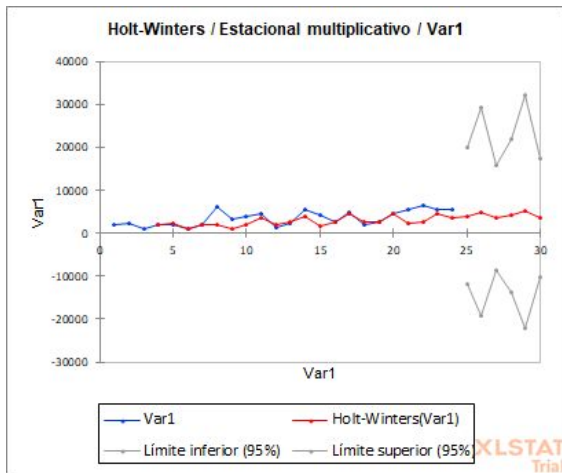
Anexo 25. Pronóstico F1 : Resultado del modelo ganador Winters, n=3



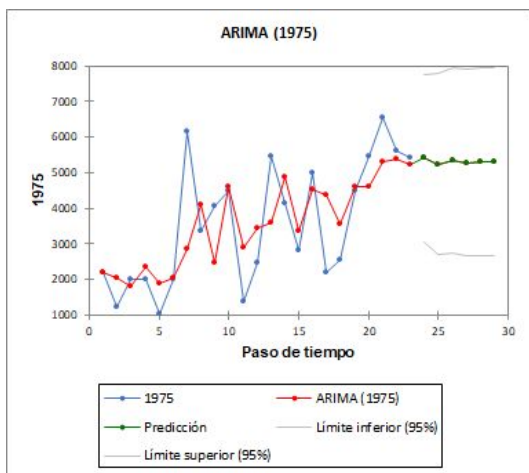
Anexo 26. Pronóstico F2: Resultado del modelo ganador Promedio móvil centrado, n=2



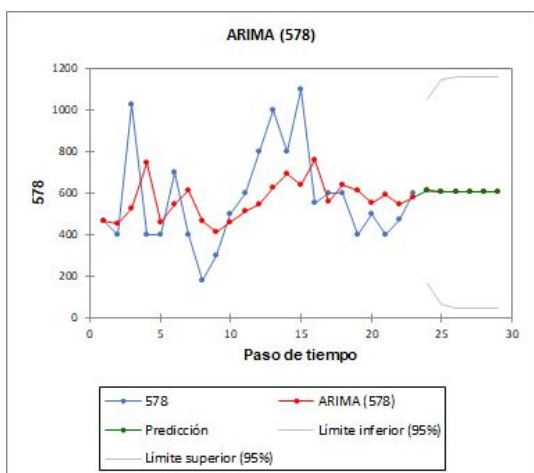
Anexo 27. Pronóstico F3: Resultado del modelo ganador Winters, n=3



Anexo 28. Pronóstico F4: Resultado del modelo ganador ARIMA (1,1,2)



Anexo 29. Pronóstico SF22: Resultado del modelo ganador ARIMA (0,1,2)



Anexo 30. Tabla de pronósticos obtenidos para los diferentes SKU's.

P.	V1	V2	V3	V4	V5	V6
----	----	----	----	----	----	----

1	13204	1879	8518	13279	2146	7235
2	16976	2963	9763	10943	2381	6034
3	14681	2653	8948	13067	2283	6034
4	19499	2106	9481	11137	2324	6034
5	18240	1639	9133	12891	2307	6034
6	18325	2321	9361	11296	2314	6034

P.	V7	V8	V9	V10	V11	V12
1	2693	1974	2403	5675	1156	5700
2	2513	2181	2498	6275	1085	5700
3	2570	2181	2501	811	1111	5700
4	2552	2181	2501	1636	1101	5700
5	2557	2181	2501	2011	1105	5700
6	2556	2181	2501	3724	1104	5700

P.	V13	F1	F2	F3	F4	SF22
1	9900	4101	2038	2178	5409	8693
2	7231	5075	2038	5201	5243	3149
3	9744	3609	2038	4113	5339	3149
4	7378	4139	2038	2186	5283	3149
5	9606	5122	2038	5221	5316	3149
6	7508	3642	2038	4129	5297	3149

Anexo 31. Cantidad histórica de tallos promedio vendida por la empresa mensualmente para cada SKU. Co-requisito para el cálculo del costo de preparación K en los modelos de inventarios.

SKU	Cantidad mensual promedio de tallos
V1	15.665

V2	2.798
V3	9.738
V4	11.327
V5	2.570
V6	6.427
V7	2.025
V8	2.646
V9	2.695
V10	3.896
V11	1.135
V12	4.494
V13	6.959
F1	4.594
F2	3.457
F3	2.294
F4	2.256
SF22	729

Anexo 32. Modelo de inventario a emplear según coeficiente de variación v y tipo de demanda para cada SKU.

SKU	v	Demanda	Modelo de inventario
V1	27.7	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V2	25.8	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V3	21.5	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V4	42.9	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V5	46.7	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V7	33.7	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V8	56.1	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R

V9	25.1	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V10	41.4	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V11	21.4	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
V12	18.6	Determinística	EOQ Clásico
V13	64.1	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
F1	41.1	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
F2	17.4	Determinística	EOQ Clásico
F3	52.7	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
F4	23.8	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R
SF22	23.4	Probabilística	Nivel de servicio de Q,R

Anexo 33. Tabla resumen para la gestión de inventarios para cada SKU.

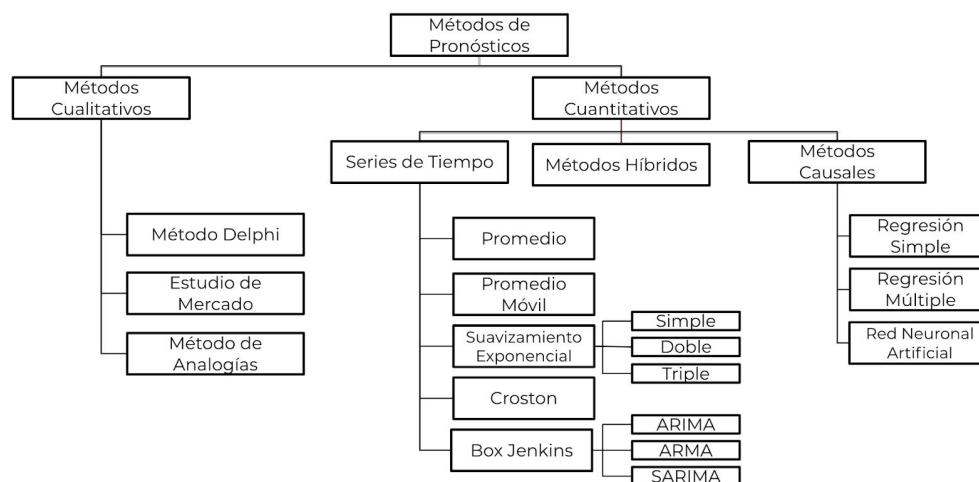
SKU	Q [tallos/mes]	R [tallos/mes]	Costo total anual
V1	37.514	17.082	USD \$ 10.055
V2	4.700	2.900	USD \$ 1.285
V3	13.837	9.857	USD \$ 5.847
V4	14.247	12.121	USD \$ 7.111
V5	4.311	2.375	USD \$ 1.158
V6	10.282	6.483	USD \$ 3.384
V7	4.724	2.573	USD \$ 1.267
V8	4.061	2.147	USD \$ 1.357
V9	4.618	2.484	USD \$ 1.505
V10	7.312	5.216	USD \$ 2.302
V11	2.779	2.113	USD \$ 745
V12	7.477	N/A	USD \$ 3101
V13	14.277	11.023	USD \$ 3.924
F1	7.942	5.408	USD \$ 2.441

F2	6.136	N/A	USD \$ 2.156
F3	7.508	5.945	USD \$ 2.097
F4	7.517	5.391	USD \$ 2.016
SF22	2.534	1.605	USD \$ 679

Anexo 34. Tallos para cada producto en cada familia.

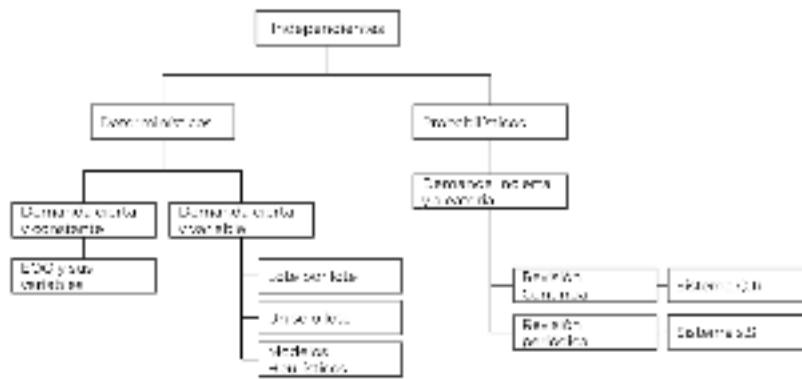
Familia	Variedad	% agregado	Q [tallos/mes]
F1	V14	70%	5.560
F1	V15	30%	2.382
F2	V16	43%	3.498
F2	V17	57%	2.638
F3	V18	55%	4.129
F3	V19	45%	3.379
F4	V20	32%	2.405
F4	V21	68%	5.112

Anexo 35. Métodos de pronósticos.



Fuente: Burgaentzle (2016).

Anexo 36. Modelos para el control de inventarios.



Fuente: (Burgaentzle, 2016) & (Nahmias, 2007).