

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



**MEJORA EN LA PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA
PARA UNA EMPRESA CERVECERA**

**Trabajo de suficiencia profesional para obtener el título profesional de Ingeniera
Industrial**

AUTOR: Melanie Valeria Rodriguez Muñoz

ASESOR: Dr. Jorge Vargas Florez

Lima, mayo, 2022

Resumen Ejecutivo

La importancia de la planificación de la demanda es parte fundamental para mejorar la eficiencia dentro de la cadena de suministro de una empresa. Gracias a esto, se generará una mayor rentabilidad utilizando los recursos de manera correcta.

El presente trabajo tiene como finalidad evaluar el desempeño de la planificación de la demanda para la línea de cervezas importadas de Backus centrándonos en el pronóstico de la demanda del producto con mayores ventas.

En primer lugar, se empezará detallando la importancia de la planificación de la demanda en empresas industriales y la elaboración de pronósticos en base al enfoque en la atención de clientes internos y externos. Luego, se revisarán dos casos de empresas en las que se logró mejorar la gestión dados los cambios en los pronósticos.

Después, se presentará la empresa mediante el detalle de sub áreas, principales reportes, resultados y la evaluación de los pronósticos actuales. Una vez realizado el diagnóstico y el análisis de la información, se procederá a detallar la propuesta de mejora aplicando una serie de técnicas de pronóstico sobre el producto más representativo: Corona 355 ml.

Finalmente, se realizará la evaluación económica del proyecto donde se mostrará si el proyecto resulta viable para la empresa.

ÍNDICE GENERAL

Contenido

Resumen Ejecutivo.....	ii
ÍNDICE GENERAL.....	iii
INDICE DE TABLAS	v
ÍNDICE DE FIGURAS.....	vi
CAPITULO 1. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	1
1.1. Importancia de planificación de la demanda en una empresa industrial	1
1.2. Elaboración de pronósticos con enfoque en clientes	2
1.3. Modelos de pronóstico	2
1.3.1. Modelo Bayesiano (Naive model)	2
1.3.2. Series de tiempo.....	3
1.3.3. Deep Learning	3
1.3.4. Suavización Exponencial Ajustada a la tendencia (Holt Winters).....	4
CAPÍTULO 2. PRESENTACIÓN DE CASOS	5
Caso 1: Empresa distribuidora de bebidas alcohólicas.....	5
Alcance del proyecto	5
Problema actual.....	5
Solución.....	6
Resultados	7
Caso 2: Empresa de sorbetes y mermeladas "Tarihi Yudumla"	9
Alcance del proyecto	9
Problema actual.....	9
Solución.....	9
Resultados	11
CAPÍTULO 3. PRESENTACIÓN DE LA EMPRESA	12

3.1. Gestión de la planificación	12
3.2. Resultados actuales.....	12
CAPITULO 4. ANÁLISIS Y DIAGNÓSTICO DE LA PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA	14
4.1. Clasificación ABC	14
4.2. Pronóstico del producto más importante: Corona 355ml	17
4.2.1. Regresión lineal	18
4.2.2. Promedio Móvil Simple	19
4.2.3. Promedio Móvil Ponderado.....	20
4.2.4. Suavización Exponencial Simple	21
Resumen de los métodos utilizados	22
CAPÍTULO 5. PROPUESTA DE MEJORA	23
CAPITULO 6. EVALUACIÓN ECONÓMICA DE LA PROPUESTA	27
CAPITULO 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	29
Bibliografía	30

INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Resultados de MAPE después de la normalización.....	10
Tabla 2: Resultados del análisis de regresión.....	11
Tabla 3: Clasificación ABC.....	14
Tabla 4: Diagrama 5 porqués.....	15
Tabla 5: Error del pronóstico actual.....	18
Tabla 6: Análisis pronóstico por regresión lineal	18
Tabla 7: Análisis Promedio Móvil Simple.....	19
Tabla 8: Análisis pronóstico por promedio móvil ponderado.....	20
Tabla 9: Análisis Pronostico por Suavización Exponencial Simple	21
Tabla 10: Resumen técnico de pronósticos.....	22
Tabla 11: Cálculo actual del pronóstico.....	23
Tabla 12: Comparación de los pronósticos del producto estrella.....	24
Tabla 13: Estudio pronóstico de la empresa Backus	25
Tabla 14: Análisis de pronósticos.....	25
Tabla 15: Inversión del proyecto	27
Tabla 16: Gastos del proyecto	27
Tabla 17: Flujo de caja (S/.).....	28

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Ventas del Producto 1 por cliente (2013-2019)	6
Figura 2: Comparación de modelos para el horizonte de pronóstico de 6 meses.....	7
Figura 3: Demanda de productos en el periodo 2013-2015.....	10
Figura 4: Diagrama de Pareto	15
Figura 5: Diagrama de Ishikawa del problema	16
Figura 6: Ventas Corona 355 ml (Feb-Oct 2019).....	17
Figura 7: Pronóstico por Regresión Lineal	19
Figura 8: Pronóstico por Promedio Móvil Simple.....	20
Figura 9: Pronóstico por Promedio Móvil Ponderado	21
Figura 10: Pronóstico por Suavización Exponencial Simple.....	22
Figura 11: Comparación entre venta, pronóstico Backus y pronósticos del equipo	24



CAPITULO 1. REVISIÓN DE LA LITERATURA

En este primer capítulo revisaremos la importancia de una planificación adecuada de la demanda y el impacto que genera en una empresa. Luego, analizaremos dos casos en donde se realizaron modificaciones a fin de lograr su optimización.

1.1. Importancia de planificación de la demanda en una empresa industrial

Existen en la actualidad, diferentes autores que han conceptualizado el significado de la demanda a lo largo del tiempo bajo diversos criterios, de esta manera, coinciden en que es un factor preponderante en la vida de las empresas. Por ejemplo, un concepto conocido define la demanda como “La cantidad de un bien o un servicio que los consumidores están dispuestos a comprar a los posibles precios del mercado (Fischer & Espejo, 2004).

Pronosticar se ha convertido en uno de los retos más grandes para las compañías, a su vez, conseguir predecir con un error mínimo representa un recurso sumamente valioso ya que implica utilizar eficazmente los recursos tanto materiales como humanos.

El objetivo de la planificación es anticipar y prever el uso de la capacidad de la empresa de acuerdo a las metas trazadas, por ejemplo, en el caso de Backus se plantean políticas de frescura en la que un producto no debe distribuirse si ya excedió el 80% de su vida útil.

Por otro lado, planear permite establecer estándares con proveedores en cuanto a tiempos de entrega y una rotación adecuada de inventarios puesto que se tiene una visión macro de los requerimientos.

A fin de lograrlo, la planificación de la demanda emplea históricos de ventas, indicadores de mercado y revisión de pedidos de acuerdo a la ubicación geográfica, frecuencia, tipo y cantidad. De esta forma se busca predecir mejor los patrones de comportamiento de la demanda y así decidir idóneamente sobre los planes de producción (Tablado, 2016)

Asimismo, planificar permite medir los niveles de inventario no solo de productos actuales sino para el lanzamiento de nuevos e ir desarrollando paralelamente promociones para diversas estacionalidades y tipos de demanda sin incurrir en proyectos sobredimensionados (Landaure, 2018). A su vez, precisa también el stock de seguridad lo cual trae consigo una reducción de costos directos e indirectos por almacenar inventario. Dada su complejidad, las empresas

recurren a softwares especializados que involucran nuevas variables y mejoran el procedimiento.

Finalmente, el papel del planeamiento tiene una alta influencia en la economía de una empresa. Contar con una demanda certera implica mejorar niveles de inventario, reducir los tiempos de espera y optimizar el servicio al cliente.

1.2. Elaboración de pronósticos con enfoque en clientes

Un pronóstico adecuado trae consigo clientes satisfechos, lo que influye directamente en la reputación de la empresa y en su posicionamiento en el sector. Según Southern Technology Group (2020), uno de los factores más importantes para la medición del rendimiento es el nivel de servicio que se mide según el stock disponible para atender la demanda en donde, a mayor rapidez, mayor satisfacción y más elevado el indicador.

El enfoque primordial es satisfacer las necesidades de los clientes y/o usuarios finales, para ello, se deben identificar y hallar cómo proporcionarlas. Esto implica también analizar los riesgos y variables que influyen en cumplir la demanda. Dado ello, podemos considerar a la planificación de la demanda como una ventaja que ayuda a lograr cubrir dichos requerimientos en plazos de entrega cortos. Es así como esta herramienta brinda estabilidad a la cadena de suministro y ayuda a su éxito (Velásquez, 2018).

Cabe mencionar que su correcta implementación aporta a clientes internos ya que genera un orden, mayor certeza y preparación frente a imprevistos en áreas de finanzas, ventas, comercial, producción, entre otras.

1.3. Modelos de pronóstico

Pronosticar es el proceso de estimación en situaciones de incertidumbre. El término predicción es similar, pero más general, y usualmente se refiere a la estimación de series temporales o datos instantáneos. A continuación, se describen modelos que serán aplicados en los siguientes capítulos.

1.3.1. Modelo Bayesiano (Naive model)

Los modelos bayesianos son una alternativa que sirve para elaborar pronósticos cuando se cuenta con pocos datos históricos y/o ayudan a complementar la información que se tenga. Estos se basan en la observación de variables como ventas, ganancias y flujos de efectivo.

El naive model se puede clasificar en dos grupos: uno que consta de modelos de proyección simple que requieren entradas de datos referidos a observaciones recientes, pero sin realizar algún análisis estadístico, y el segundo grupo está formado por modelos que son lo suficientemente complejos como para requerir ser analizados a computadora. Algunos ejemplos son la descomposición clásica, media móvil y los modelos de suavizado exponencial.

En este tipo de modelo, el pronóstico para un determinado tiempo t es el valor de los datos en el tiempo $t-1$. Se puede calcular empleando promedio móvil para una longitud del promedio móvil en 1 o con suavización exponencial estableciendo la ponderación en 1. Luego se comparan las medidas de error del modelo junto a un modelo de un método distinto. Si el modelo bayesiano ofrece un mejor ajuste, se trata del más idóneo.

1.3.2. Series de tiempo

El pronóstico de series temporales se produce cuando realiza predicciones basadas en datos históricos para un tiempo determinado. Esto a fin de poder realizar observaciones e impulsar la toma de decisiones estratégicas. Un punto que distingue a este método es el resultado de un forecast futuro no está disponible en su totalidad y solo puede estimarse mediante un análisis y datos previos basados en la evidencia.

Consiste en analizar datos de series de tiempo utilizando estadísticas, tendencias y modelos para pronosticar. La probabilidad de una variabilidad en los pronósticos puede tener un alto porcentaje, especialmente cuando se trata de variables que comúnmente son volátiles en los datos de series de tiempo y/o estén fuera del control de la empresa. La precisión del pronóstico dependerá de qué tan completos son los datos con lo que se cuentan.

1.3.3. Deep Learning

El modelo Deep Learning puede realizar automáticamente la extracción de características sin ningún procesamiento previo. Por otro lado, las redes neuronales recurrentes (RNN) son uno de los métodos más utilizados sobre datos de series de tiempo. Estas aprenden funciones de mapeo arbitrarias para entradas y salidas. En Deep Learning, se utilizan las redes para construir modelos jerárquicos y son exponencialmente más eficientes en la representación de funciones en comparación con modelos más "superficiales".

Hay varias ventajas en Deep Learning como ser no lineal y no requerir de suposiciones fuertes, lo que lo hace adecuado para casos con dependencias no lineales complejas. Adicionalmente, durante la preparación de datos, no requiere como entrada de información una serie temporal

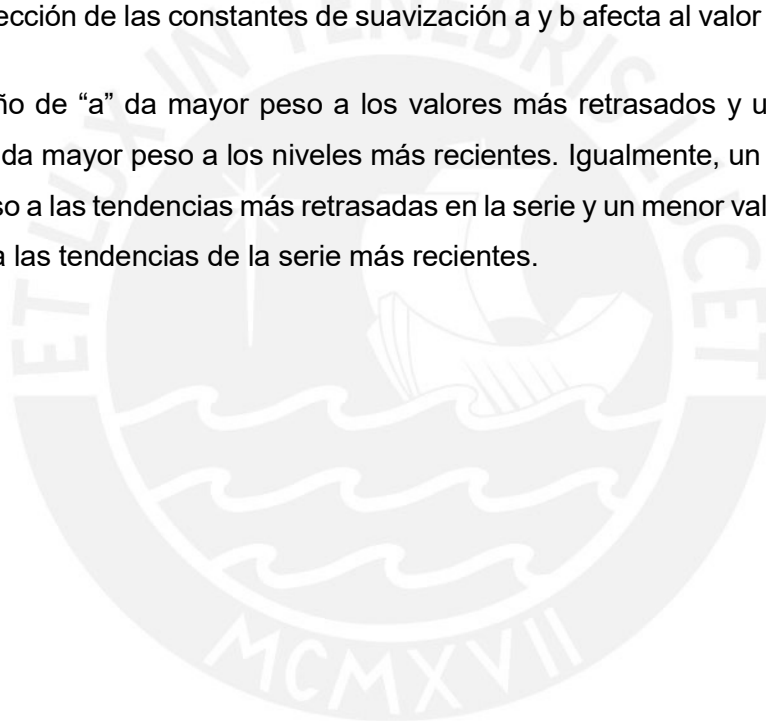
escalada o estacionaria. Finalmente, y lo más importante, maneja entradas multivariadas y es capaz de brindar pronósticos de largo plazo.

1.3.4. Suavización Exponencial Ajustada a la tendencia (Holt Winters)

Es un método sofisticado de extensión de la suavización exponencial. A diferencia del método de suavización exponencial, el método de Holt Winters también permite el estudio de la tendencia de la serie a través de pronósticos a mediano y largo plazo (Holt, 2013).

Este modelo utiliza dos constantes (α y β) para realizar los pronósticos. Estas constantes deben determinarse experimentalmente para señalar los valores reales de la serie de tiempo. El modelo de Holt – Winters se utiliza cuando existe la presencia de una tendencia en la serie de tiempo. La elección de las constantes de suavización a y b afecta al valor de los resultados.

Un valor pequeño de “ a ” da mayor peso a los valores más retrasados y un mayor valor en dicha constante da mayor peso a los niveles más recientes. Igualmente, un valor pequeño de “ b ” da mayor peso a las tendencias más retrasadas en la serie y un menor valor de la constante da mayor peso a las tendencias de la serie más recientes.



CAPÍTULO 2. PRESENTACIÓN DE CASOS

Se explayarán los casos de dos empresas en las que incluir y/o mejorar el método de pronóstico influyó positivamente en su cadena de suministro. También, veremos el alcance, la situación inicial y cómo se solucionaron los problemas a fin de evaluar nuevas técnicas de mejora que servirán como guía para el trabajo.

Caso 1: Empresa distribuidora de bebidas alcohólicas

Jiang, Lei; Rollins, Kristen M.; Ludlow, Meredith; and Sadler, Bivin (2020). Demand Forecasting for Alcoholic Beverage Distribution. SMU Data Science Review. Vol. 3: No. 1, Art 5. Recuperado de <https://scholar.smu.edu/datasciencereview/vol3/iss1/5>

Este caso trata de hallar el modelo adecuado de pronóstico para una marca de vodka que pertenece al portafolio de una empresa distribuidora de bebidas alcohólicas estadounidense.

Alcance del proyecto

Para delimitar el alcance del proyecto, el enfoque se fijó en la predicción de la demanda de la marca denominada a partir de ahora como Producto 1 para los tres clientes principales: A, B y C.

Esta información se extrajo de la plataforma MicroStrategy de la empresa, en donde registran detalladamente sus transacciones. De allí se obtuvieron los registros de las compras realizadas por los tres clientes, los cuales están ubicados en la misma ciudad, y se dedican como único rubro a la venta de licores.

El primer paso fue realizar el análisis exploratorio de datos (EDA) sobre la data proporcionada para determinar qué variables son las más importantes para predecir la demanda. Seguido de ello, se proyectará la demanda en base a tres modelos para luego evaluar el EAM y hallar el más adecuado.

Problema actual

Dados tantos años de recopilación de data y diversos puntos de vista acerca de las variables que influyen en la demanda, es complicado saber por dónde iniciar. Por ello, se desarrollaron modelos y series temporales que pronostican la demanda.

Además, se busca optimizar la cadena de suministro mediante la anticipación de la demanda y así poder reducir costos con proveedores, minimizando la cantidad de inventario y lograr un mayor compromiso con los clientes.

Solución

A continuación, se muestran las ventas en el gráfico 1 del periodo 2013- 2019. Por otro lado, se verificó el número de cajas vendidas mensual durante ese periodo para los 5 principales vodkas del mercado y se observó una tendencia bastante uniforme e incluso un patrón estacional en las compras cada tres meses: febrero, mayo, agosto y noviembre. Dicha estacionalidad se aprecia ligeramente en el Producto 1.

Adicionalmente, el gráfico muestra que cada cliente tiene patrones de compra diferentes. Por ejemplo, el cliente A ha realizado compras con patrones bastante estables. Tanto el cliente B como el C iniciaron sus compras en el 2015. Para el B se visualiza un aumento en ventas, pero niveladas recientemente. Por su parte el cliente C ha aumentado rápidamente con el tiempo y continúa con una tendencia ascendente con mayor variabilidad que los otros dos clientes.

Con base en el análisis exploratorio, un par de variables podrían jugar potencialmente un papel importante en la predicción de las ventas como la época del año que parece tener un efecto en los patrones de compra. A su vez, se debe agregar un componente de estacionalidad.

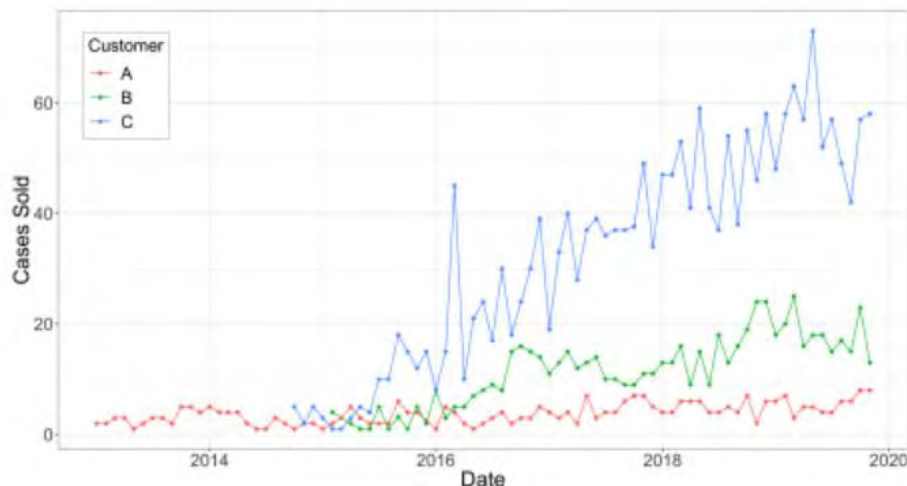


Figura 1: Ventas del Producto 1 por cliente (2013-2019)
Fuente: Demand Forecasting for Alcoholic Beverage Distribution (2020)

Ahora se evaluarán tres tipos de modelos utilizados en este estudio para pronosticar la demanda de alcohol: Modelo Bayesiano (Naive model), series de tiempo y Deep Learning.

Para comparar el rendimiento de los modelos, se utilizará el EAM o error absoluto medio dado que esta métrica no penaliza grandes errores tanto como el error cuadrático medio. A su vez permite una mejor interpretación puesto que está en las mismas unidades que el valor.

La ventana de tiempo analizada tenía 24 puntos de datos y se utilizaron para pronosticar 6, 12 y 23 puntos de datos hacia adelante junto al cálculo del EAM para cada uno. Luego, se desplazaría un paso de tiempo adelante a fin de hallar un nuevo EAM para el nuevo conjunto de 24 puntos. De esta forma se continuó hasta completar el conjunto de datos y promediar los errores absolutos medios para el EAM total para el modelo.

Resultados

Para un mejor entendimiento de los resultados, se realizó un gráfico de barras donde se presenta el mejor EAM para cada tipo de modelo según los horizontes mencionados anteriormente. En la figura 2 se visualiza lo hallado para un horizonte de pronóstico de 6 meses en el que la barra más pequeña representa el error más bajo y así constituye un mejor ajuste del modelo.

Asimismo se puede ver que el rendimiento del modelo varía de acuerdo a las combinaciones de producto/cliente. En general, los tres horizontes de previsión los modelos alcanzaron entre un 2,5% y un 66,7% de reducción de errores del modelo bayesiano o naive model, la mejora más destacada es la del Cliente C, donde el modelo de series de tiempo mejoró el error de pronóstico en un 51,4 % en comparación al método actual.

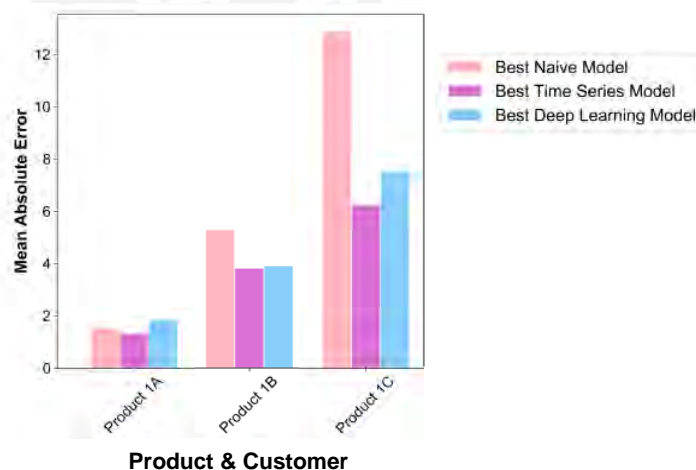
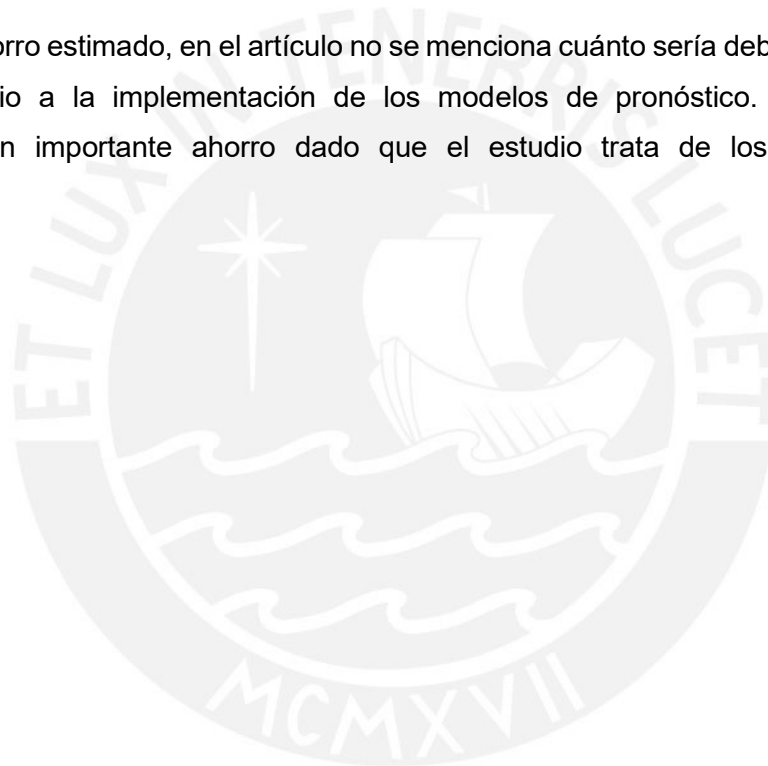


Figura 2: Comparación de modelos para el horizonte de pronóstico de 6 meses
Fuente: Demand Forecasting for Alcoholic Beverage Distribution (2020)

Se encontraron patrones similares para los pronósticos a mediano y largo plazo de 12 y 23 meses, la mejora más notable fue 52,4% durante 12 meses y 66,7% durante 23 meses (ambos para el Cliente C), mientras que la más pequeña se dio en el periodo de 23 meses con una reducción del 8,6 % para el Cliente A.

A partir de estos resultados, se concluyó que conforme aumenta el horizonte, el error se reduce y muestra parámetros más estables. El estudio demostró que el modelo con más precisión es el modelo bayesiano para cinco de las seis combinaciones. A pesar de la mejora, se debe analizar los diversos patrones de compra por clientes y no generalizar a fin de generar predicciones más precisas.

En cuanto al ahorro estimado, en el artículo no se menciona cuánto sería debido a este estudio se realiza previo a la implementación de los modelos de pronóstico. Sin embargo, si representaría un importante ahorro dado que el estudio trata de los 3 clientes más significativos.



Caso 2: Empresa de sorbetes y mermeladas "Tarihi Yudumla"

Güzin Tirkeş, Cenk Güray, Neş'e Çelebi (2017). Demand Forecasting: A Comparison between The Holt-Winters, Trend Analysis and Decomposition Models. Technical Gazette 24, Suppl. 2(2017), 503-509.

En este estudio, se desarrolla un modelo de series de tiempo para calcular el pronóstico a partir de los datos de ventas mensuales de la empresa de sorbetes y mermeladas "Tarihi Yudumla" para su cliente principal.

Alcance del proyecto

Según la cantidad total de producción y las ventas registradas entre los años 2013-2015, se observó que el cliente principal adquirió el 67 % de mermelada (arándanos, frambuesa y mora negra), 62,7% de sorbete de bayas (mora negra, arándanos y grosellas rojas) y el 74,6% de limonada. Es por ello que se delimitará el alcance del proyecto a los productos mencionados.

Para este análisis, se revisarán tendencias, descomposición y métodos de Holt Winters (una extensión de la suavización exponencial) a fin de buscar el modelo que se ajuste mejor al conjunto de datos para predecir la demanda del 2015. Para verificar el desempeño se empleará el MAPE. Cabe mencionar que el grupo de productos a evaluar representa aproximadamente el 70 % de las ventas totales de la empresa.

Problema actual

Los pedidos que realiza el cliente principal (en adelante: empresa X) no suelen ser sistemáticos por lo que, para la programación de la producción, la empresa debe decidir qué producir y en qué cantidad.

A su vez, en diferentes períodos de tiempo no determinados, la empresa X envía la cantidad de inventario y un aproximado de las ventas con lo que la empresa debe planificar lo que trae incertidumbre y una demanda imprecisa.

Solución

Para identificar con mayor facilidad la estacionalidad, podemos ver en la figura 3 el comportamiento de la demanda durante el periodo del 2013 al 2015. Se determina una estacionalidad para la limonada y una tendencia estable a lo largo del tiempo para el grupo de mermeladas. Por otro lado, para el caso de los sorbetes de bayas se visualiza un incremento,

pero no sigue una tendencia estable.

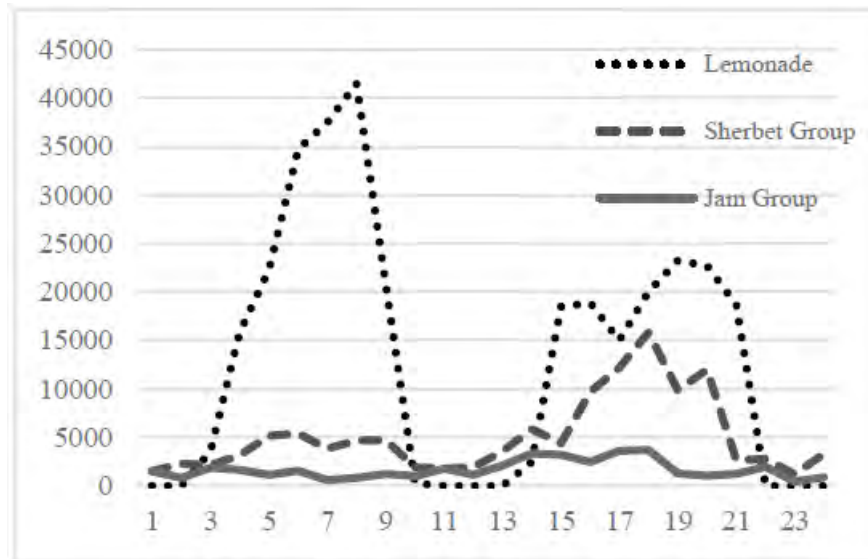


Figura 3: Demanda de productos en el periodo 2013-2015

Fuente: Demand Forecasting: A Comparison Between the Holt-Winters, Trend Analysis and Decomposition Models (2017)

Seguidamente se realizó el proceso de normalización de la data para luego buscar el modelo estadístico más adecuado al comparar los resultados del pronóstico hallado con el valor real para el año 2015. Para asegurar la confiabilidad de los datos del pronóstico, se hizo un análisis de regresión como se observa en la tabla 1. El MAPE determina el error porcentual absoluto medio y menor a 10% se considera un buen pronóstico según Lewis (1997).

Tabla 1: Resultados de MAPE después de la normalización

Product Type	Accuracy Measure (MAPE) values of Estimation methods		
	Trend Analysis	Decomposition	HW
Black Mulb. J.	2.77	1.22	2.29
Lemonade	2.88	0.47	0.59
Blue Berry Sh.	2.46	1.32	1.50
Raspberry J.	2.20	1.80	1.72
Currant Sh.	2.38	0.47	1.53
Black Mulb. Sh.	2.26	1.58	1.50
Blue Berry Jam	2.36	2.58	2.34

Fuente: Demand Forecasting: A Comparison Between the Holt-Winters, Trend Analysis and Decomposition Models (2017)

Tabla 2: Resultados del análisis de regresión

Product Type	Regression Analysis	
	R^2 (adj.)	R^2
Black Mulb. J.	0.618	0.722
Lemonade	0.822	0.871
Blue Berry Sh.	0.699	0.754
Raspberry J.	0.494	0.662
Currant Sh.	0.533	0.673
Black Mulb. Sh.	0.612	0.718
Blue Berry Jam	0	0.217

Fuente: Demand Forecasting: A Comparison Between the Holt-Winters, Trend Analysis and Decomposition Models (2017)

Resultados

Finalmente se obtuvo que los dos modelos de estimación por descomposición y HW alcanzaron un desempeño compatible dado que los resultados de MAPE muestran que los valores de precisión están muy cerca en limonada, sorbete de arándanos, mermelada de frambuesa, mermelada de mora negra y sorbete de arándanos. Por dicha razón, no podemos afirmar que un modelo supera al otro.

El objetivo principal de este estudio era plantear un nuevo modelo de optimización del pronóstico utilizando el análisis de tendencias, el suavizado exponencial de HW y el método de descomposición de series temporales para estimar una futura demanda. Para ello se compararon entre sí tres métodos de pronóstico para encontrar el más idóneo

Podemos concluir en que el análisis de tendencia puede funcionar exitosamente en casos donde se observan tendencias marcadas, el método de descomposición tiene un alto rendimiento en modelos en los que se repite un ciclo y el método HW se aplica mejor en modelos estacionales donde hay también datos cíclicos. A su vez, no se menciona el ahorro estimado, pero se considera representativo al tratarse de la implementación de modelos de pronóstico para el 70% de las ventas.

CAPÍTULO 3. PRESENTACIÓN DE LA EMPRESA

Backus es la empresa líder del mercado cervecero peruano, cuenta con cinco de las veinte marcas más valiosas del país (Cristal, Pilsen Callao, Cusqueña, Arequipeña, Pilsen Trujillo). Además, forma parte de AB Inbev, la primera corporación cervecera más grande a nivel mundial lo cual ha promovido la exportación de marcas como Cusqueña e importación de marcas globales como Corona, Stella Artois, Budweiser, entre otras. La compañía cuenta con 5 plantas de producción de cerveza descentralizadas ubicadas en Lima, Arequipa, Cusco, Motupe y Pucallpa; además de una maltería en Huachipa y una planta productora de agua mineral en San Mateo. Su portafolio cuenta con diferentes marcas y se reparte a través de los 42 centros de distribución a nivel nacional.

De acuerdo a la Clasificación Internacional Industrial Uniforme (CIIU), Unión de Cervecerías Peruanas Backus y Johnston SAA se encuentra en el sector consumo masivo teniendo como principal actividad la producción de cerveza, maltas, gaseosas y agua: CIIU-1 1553 y 1554.

3.1. Gestión de la planificación

Las áreas de logística y control de operaciones tienen como misión el planeamiento y seguimiento de la producción de cervezas, gaseosas, maltas y aguas a nivel nacional. A su vez, se encargan de la gestión de envases, retorno de botellas vacías y el planeamiento de las marcas globales del grupo Ambev.

Entre sus funciones y reportes principales se encuentran:

- Monitorear los distintos indicadores logísticos y plantear las medidas correctivas
- Consolidar y controlar los costos logísticos totales
- Brindar herramientas de autogestión a los Centros de Distribución y APTs
- Realizar un seguimiento mensual al presupuesto asignado

3.2. Resultados actuales

Ya que la empresa se encuentra en una etapa de expansión de portafolio mediante la compra de empresas locales como Barbarian e ingresando nuevas marcas globales como Pacífico y Golsch, el volumen de productos a cargo del área va en aumento.

En lo que refiere al almacén, actualmente hay sobre stocks en la mayoría de marcas importadas dados los pronósticos imprecisos. Esto debido a que, al no contar con un historial de ventas, la demanda no es certera y conlleva a un costo de inventario elevado.



CAPITULO 4. ANÁLISIS Y DIAGNÓSTICO DE LA PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA

4.1. Clasificación ABC

La clasificación ABC nos permite identificar aquellos productos que son más críticos y/o representativos dentro de la cartera de productos de la empresa, en base a ello se podrá plantear estrategias diferentes para cada uno de los grupos con la finalidad de lograr objetivos específicos y poner principal atención a aquellos que son más relevantes por su volumen y rotación. En el siguiente cuadro se muestran las ventas de los 06 tipos de productos de importación que mantiene Backus:

Tabla 3: Clasificación ABC

Producto	Total	%	% Acum	Clasificación
Corona 355ml	4 712 832	70,45%	70,45%	A
Coronita 210ml	877 071	13,11%	83,56%	B
Michelob Ultra 355ml	434 456	6,49%	90,06%	B
Stella Artois 330ml	381 534	5,70%	95,76%	C
Budweiser Lata 269ml	180 307	2,70%	98,46%	C
Corona 710ml	103 194	1,54%	100,00%	C
Total	6 689 395			

Fuente: Elaboración propia

Para elaborar la clasificación ABC se empleó el método tradicional, se sumaron las ventas mensuales por producto para identificar el porcentaje representativo de cada uno de ellos del total de las ventas del periodo (Feb- Oct), luego se ordenan de mayor a menor y se le asigna una categoría según el siguiente criterio:

- **Categoría A:** En torno al 20% de las referencias representan aproximadamente el 80% del volumen de ventas.
- **Categoría B:** En torno al 30% de las referencias representan aproximadamente el 15% del volumen de ventas.
- **Categoría C:** En torno al 50% de las referencias representan sólo el 5% del volumen de ventas.

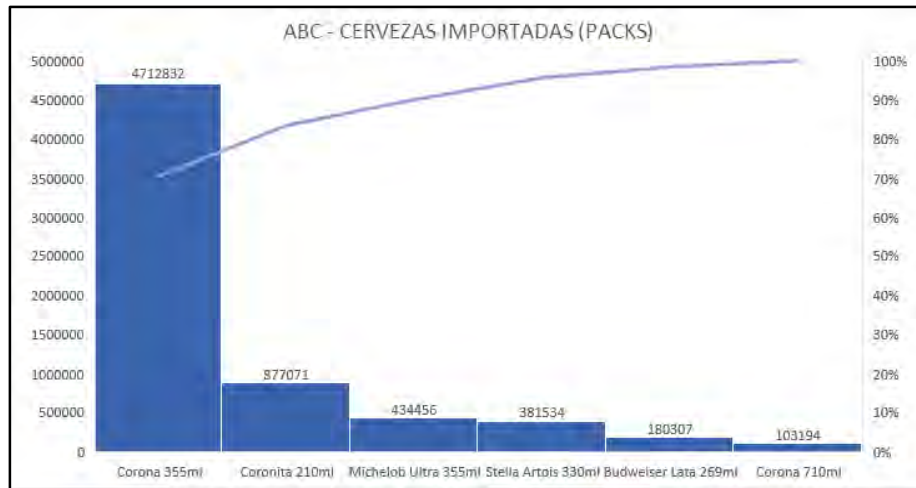


Figura 4: Diagrama de Pareto
Fuente: Elaboración propia

Se concluye que el producto más representativo es la Corona en la presentación de 355 ml puesto que la venta supera los 4 millones de packs vendidos en los nueve meses de data analizada, ello representa poco más del 70% de la venta total.

Según entrevistas realizadas a los analistas de planeamiento de las marcas globales en Perú y en México, existen complicaciones como los altos leadtimes, demoras en registros de nuevas mercaderías para su ingreso por Aduanas, entre otros. Sin embargo, el problema actual más importante está relacionado con el forecasting dado que presenta inexactitud y ello genera sobre stock, mayor costo de inventario y producto mermado. A continuación, utilizaremos la metodología de los 5 porqués para hallar su origen:

Tabla 4: Diagrama 5 porqués

Por qué	Motivo
¿Por qué hay un problema actualmente de exceso de inventario para la Corona 355 ml?	Se están solicitando contenedores a Abinbev México según pronósticos imprecisos.
¿Por qué la planificación de demanda es imprecisa?	No hay una metodología establecida para el cálculo de pronósticos.
¿Por qué no hay un método de pronósticos?	Se cuenta con corto historial de ventas.
¿Por qué se tiene un historial corto de ventas?	Las ventas de los primeros meses no siguen una tendencia, es decir, son atípicos.
¿Por qué no siguen una tendencia los meses de venta cercanos al lanzamiento?	Se dio un alto volumen de venta debido a las campañas de marketing, por ello solo se consideraran las del 2019 dado que se ve un escenario más estable.

Fuente: Elaboración propia

Vemos que, al no contar con un método adecuado, los pronósticos son imprecisos. Para un mejor análisis, se realizó un diagrama de Ishikawa con 3 ejes fundamentales: método, medición y persona. En base a ello, se pudo conocer que los pronósticos eran difíciles de realizar porque se realizaban ajustes que ocasionaban variabilidad y no se contaba con consumos históricos. El tiempo de transporte es de aproximadamente 20 días, por lo que se debe confirmar el plan con tiempo de anterioridad no menor a un mes.

En la práctica, resultaba más certero pedir en menor cantidad de la estimada, lo cual ya indicaba que existía un problema en la técnica escogida por el área.

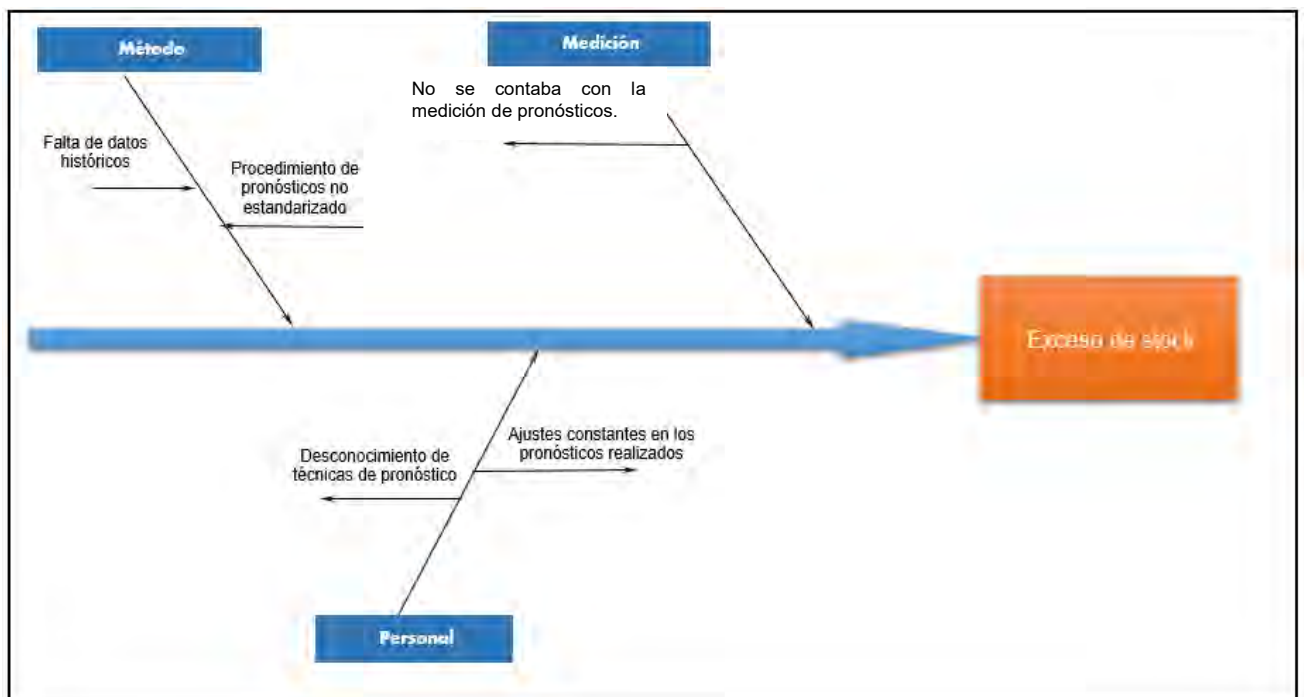


Figura 5: Diagrama de Ishikawa del problema

Fuente: Elaboración propia

Esta es una problemática que se da en varios países de la región y dados los altos costos de importación, tratarlo representa un ahorro significativo para Backus. Es por ello que el enfoque será mejorar el pronóstico del producto más crítico: Corona 355 ml.

4.2. Pronóstico del producto más importante: Corona 355ml

Una vez identificado el producto que se analizará, el enfoque de este análisis es proponer un modelo de pronóstico de la demanda de acuerdo a un estudio comparativo empleando análisis de tendencias, métodos de regresión lineal, promedio móvil simple y ponderado y suavización exponencial simple.

Para realizar los pronósticos de los productos, se procedió a identificar en primer lugar el patrón de demanda de cada uno para luego trabajar con el coeficiente de variación. El coeficiente de variación nos indicará el tipo de demanda, se calcula dividiendo la desviación estándar de los valores entre el promedio de los mismos. Para valores por debajo del 20% indican que el producto presenta una demanda determinista y aquellos que superen este valor tendrán una demanda probabilística. Una vez identificado el tipo de demanda, se procederá a trabajar con técnicas de pronósticos acordes al coeficiente de variación y al patrón de demanda identificado previamente.

Cabe mencionar que para los cálculos se utilizará el periodo 2019 ya que las ventas previas a febrero se consideran atípicas por coincidir con activaciones y campañas de marketing por posicionamiento de la marca, este tramo de tiempo se considera estable para su análisis.

Se calculó que el producto Corona 355ml el CV es de 14.94% lo que indica que posee una demanda determinística. Asimismo, en la figura 6, se ve un comportamiento horizontal con tendencia decreciente. Esto se refleja también en el coeficiente $R^2 = 0.8905$, lo que indica linealidad en los datos.

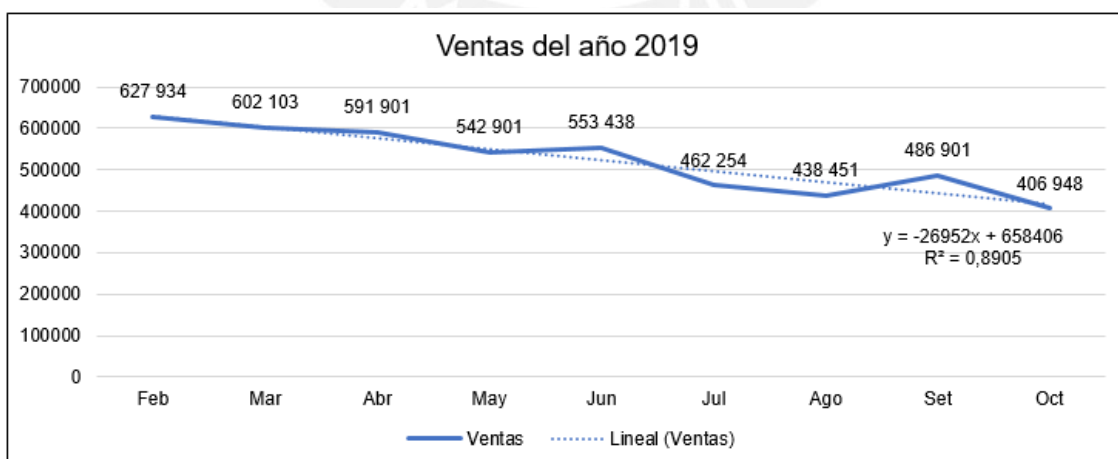


Figura 6: Ventas Corona 355 ml (Feb-Oct 2019)
Fuente: Elaboración propia

A continuación, se muestran la demanda real mostrada previamente junto al pronóstico actual de la empresa y se visualiza la magnitud del error.

Tabla 5: Error del pronóstico actual

Periodo	Demanda	Pronóstico actual	Et
Feb	627 934	636 637	(8 703)
Mar	602 103	679 913	(77 809)
Abr	591 901	860 682	(268 781)
May	542 901	597 984	(55 083)
Jun	553 438	597 506	(44 068)
Jul	462 254	600 939	(138 685)
Ago	438 451	612 576	(174 125)
Set	486 901	639 499	(152 597)
Oct	406 948	459 569	(52 620)

Fuente: Elaboración propia

Una vez identificado el patrón de la demanda y el CV, se procederá a trabajar con las técnicas de pronósticos de regresión lineal, promedio móvil simple y ponderado y suavización exponencial simple para evaluar su error y hallar el método idóneo.

4.2.1. Regresión lineal

La regresión lineal será el primer método a escoger, este se trabajó con la ecuación del modelo $Y = -26952x + 658406$. Dado que el coeficiente $R^2 = 0.8905$ es cercano a 1 se puede determinar que el ajuste lineal del modelo es preciso. Esto se refleja en el valor del MAPE de 4%

Tabla 6: Análisis pronóstico por regresión lineal

Periodo	Demanda	FT	Et	[Et]	Et ²	%abs
Feb	627 934	631 454	(3 520)	3 520	12 388 483	0,56%
Mar	602 103	604 502	(2 399)	2 399	5 753 827	0,40%
Abr	591 901	577 550	14 351	14 351	205 962 925	2,42%
May	542 901	550 598	(7 697)	7 697	59 238 967	1,42%
Jun	553 438	523 646	29 792	29 792	887 564 942	5,38%
Jul	462 254	496 694	(34 440)	34 440	1 186 146 585	7,45%
Ago	438 451	469 742	(31 291)	31 291	979 145 191	7,14%
Set	486 901	442 790	44 111	44 111	1 945 816 356	9,06%
Oct	406 948	415 838	(8 890)	8 890	79 025 756	2,18%
			MAD	19 610	MAPE	4,00%

Fuente: Elaboración propia

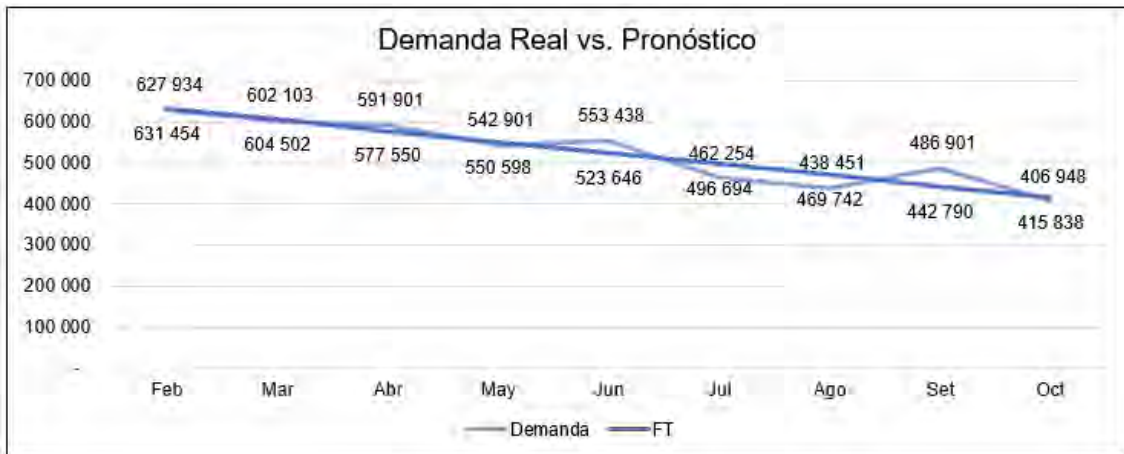


Figura 7: Pronóstico por Regresión Lineal
Fuente: Elaboración propia

4.2.2. Promedio Móvil Simple

Debido a que la demanda es determinística y presenta un patrón horizontal, se procedió a trabajar con la técnica de promedio móvil simple con (n=2 y n=3). Los resultados fueron similares con un MAPE de 11.80% para n=3 y un MAPE de 11.35% para n=2

Tabla 7: Análisis Promedio Móvil Simple

Periodo	Demanda	n=3	ET	[Et]	Et^2	%abs	n=2	ET	[Et]	Et^2	%abs
Feb	627 934										
Mar	602 103										
Abr	591 901						615 019	23 117	23 117	534 412 837	3,91%
May	542 901	607 313	64 412	64 412	4 148 863 811	11,86%	597 002	54 101	54 101	2 926 921 757	9,97%
Jun	553 438	578 969	25 531	25 531	651 813 662	4,61%	567 401	13 963	13 963	194 974 678	2,52%
Jul	462 254	562 747	100 493	100 493	10 098 922 626	21,74%	548 170	85 916	85 916	7 381 584 871	18,59%
Ago	438 451	519 531	81 080	81 080	6 574 007 004	18,49%	507 846	69 395	69 395	4 815 675 799	15,83%
Set	486 901	484 714	(2 187)	2 187	4 784 386	0,45%	450 352	(36 549)	36 549	1 335 851 022	7,51%
Oct	406 948	462 535	55 587	55 587	3 089 898 389	13,66%	462 676	55 728	55 728	3 105 576 495	13,69%
			MAD	54 882	MAPE	11,80%		MAD	52 609	MAPE	11,35%

Fuente: Elaboración propia

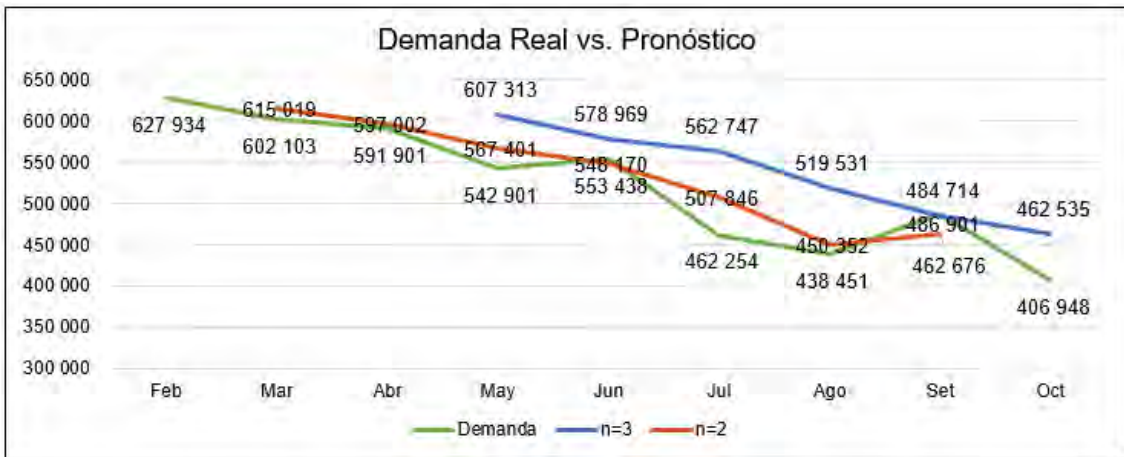


Figura 8: Pronóstico por Promedio Móvil Simple
Fuente: Elaboración propia

4.2.3. Promedio Móvil Ponderado

De la misma manera que lo explicado anteriormente, se procedió a trabajar con la técnica de promedio móvil ponderado para lo cual se seleccionaron 3 meses a los cuales se les otorgaron los siguientes pesos: al primer mes se le asignó un peso de 0; al segundo, se le otorgó un peso de 0.22; y, por último, el tercer mes fue seleccionado con un peso de 0.78. El resultado fue un MAPE de 10.76%.

Tabla 8: Análisis pronóstico por promedio móvil ponderado

Periodo	Demanda	FT	ET	[Et]	Et^2	%abs
Feb	627 934					
Mar	602 103					
Abr	591 901					
May	542 901	594 095	(51 194)	51 194	2 620 809 386	9,43%
Jun	553 438	553 438	0	0	0	0,00%
Jul	462 254	551 172	(88 919)	88 919	7 906 545 648	19,24%
Ago	438 451	481 861	(43 411)	43 411	1 884 476 492	9,90%
Set	486 901	443 569	43 332	43 332	1 877 687 947	8,90%
Oct	406 948	476 483	(69 535)	69 535	4 835 049 223	17,09%
			MAD	49 398	MAPE	10,76%

Fuente: Elaboración propia

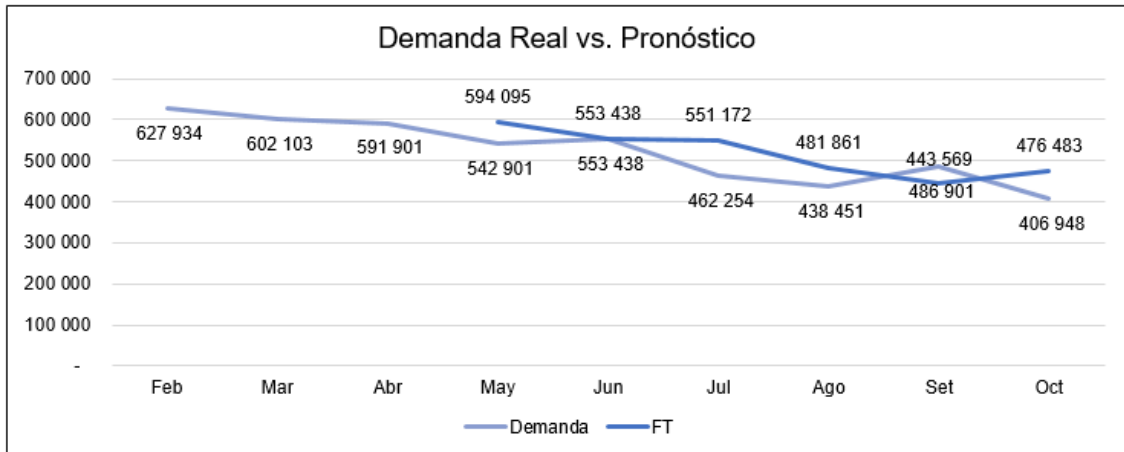


Figura 9: Pronóstico por Promedio Móvil Ponderado
Fuente: Elaboración propia

4.2.4. Suavización Exponencial Simple

El método de suavización exponencial se considera como una evolución del promedio móvil simple y se ajusta a modelos con patrones horizontales, por ello se trabajará con esta técnica para el producto en mención. Para esto, se trabajó con un alpha óptimo de 0.5. El resultado obtenido fue un MAPE de 8.96%

Tabla 9: Análisis Pronóstico por Suavización Exponencial Simple

Periodo	Demanda	FT	ET	[Et]	Et ²	%abs
Feb	627 934					
Mar	602 103	627 934	(25 831)	25 831	667 239 833	4,29%
Abr	591 901	602 103	(10 202)	10 202	104 078 313	1,72%
May	542 901	591 901	(49 000)	49 000	2 401 009 202	9,03%
Jun	553 438	542 901	10 537	10 537	111 022 334	1,90%
Jul	462 254	553 438	(91 185)	91 185	8 314 614 325	19,73%
Ago	438 451	462 254	(23 803)	23 803	566 574 092	5,43%
Set	486 901	438 451	48 451	48 451	2 347 470 740	9,95%
Oct	406 948	486 901	(79 953)	79 953	6 392 490 467	19,65%
			MAD	42 370	MAPE	8,96%

Fuente: Elaboración propia

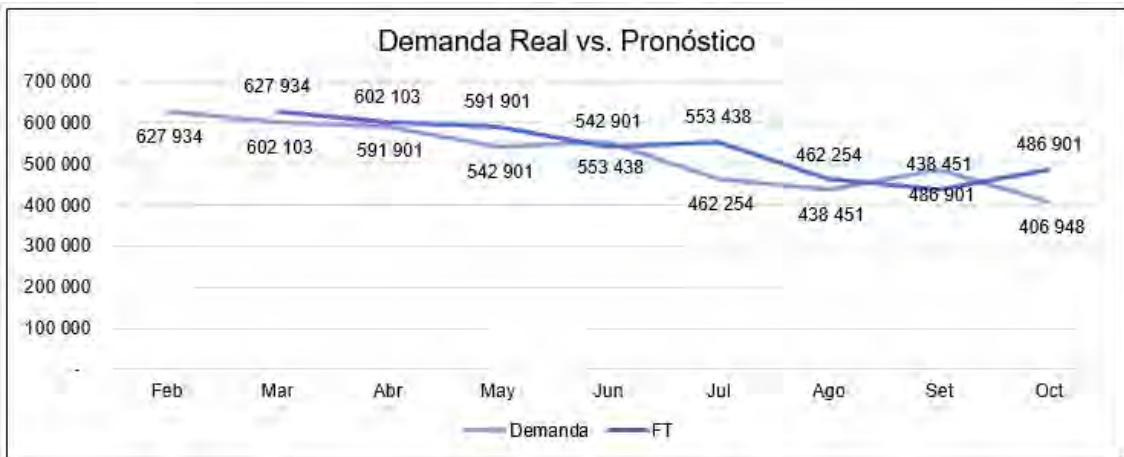


Figura 10: Pronóstico por Suavización Exponencial Simple
Fuente: Elaboración propia

Resumen de los métodos utilizados

Realizados los cálculos de los pronósticos y los indicadores de error (MAD Y MAPE) se procederá a seleccionar la técnica de Regresión Lineal, pues presenta un MAPE de 4% y el coeficiente R2 de 0.89 (cercano al valor óptimo de 1).

Tabla 10: Resumen técnico de pronósticos

Técnica de Pronóstico	MAPE
Regresión lineal	4.00%
Promedio Móvil Simple	11.35%
Promedio Móvil Ponderado	10.76%
Suavizacion Exponencial Simple	8.96%

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO 5. PROPUESTA DE MEJORA

Las ventas previas al periodo a febrero se consideran atípicas debido a las campañas de marketing durante ese periodo, por ello se evaluará el historial de demanda de febrero a octubre 2019.

En la actualidad, el área de planificación emplea un método que combina promedios y un factor de ajuste aproximado basado en el histórico de comportamiento de las marcas ya posicionadas en el mercado y su tendencia estacional.

Tabla 11: Cálculo actual del pronóstico

Periodo	Ventas (HI)	Ventas (Packs)	Promedio	Factor	Pronóstico actual
Oct	8786	412 488			
Nov	13074	613 803			
Dic	20512	963 005			
Ene	18161	852 629			
Feb		627 934	710 481	0,896064	636 637
Mar		602 103	764 343	0,889539	679 913
Abr		591 901	761 418	1,130368	860 682
May		542 901	668 642	0,894326	597 984
Jun		553 438	591 210	1,010649	597 506
Jul		462 254	572 586	1,049517	600 939
Ago		438 451	537 624	1,139414	612 576
Set		486 901	499 261	1,280891	639 499
Oct			485 261	0,947055	459 569

En la tabla 10 se muestran las ventas en unidades de hectolitros y packs, el cálculo se realiza promediando los cuatro meses previos y multiplicando por el factor para obtener el pronóstico. Sin embargo, este ha demostrado ser impreciso como veremos más adelante y se debe a que las marcas no se comportan igual, más aún una como Corona que tiene menor tiempo en el mercado en comparación a una Pilsen o Cristal, en las que se basa el factor.

Cabe mencionar que este factor de ajuste se halla promediando las ventas de años anteriores, la estacionalidad de la temporada y el crecimiento de la marca en la región, éste es brindado por la gerencia de planeamiento de la zona (Latinoamérica y Caribe) lo cual incrementa la posibilidad de imprecisión ya que, la mayor parte del tiempo, suele ser muy elevado como veremos más adelante.

Para elaborar un diagnóstico sobre la planificación de la demanda del producto estrella importado (cantidad de packs Corona 355 ml) se procederá a comparar los pronósticos de demanda efectuados por el área de planificación de Backus y los elaborados según el método de regresión lineal.

Tabla 12: Comparación de los pronósticos del producto estrella

Periodo	Demanda	Pronóstico actual	Pronóstico propuesto
Feb	627 934	636 637	631 454
Mar	602 103	679 913	604 502
Abr	591 901	860 682	577 550
May	542 901	597 984	550 598
Jun	553 438	597 506	523 646
Jul	462 254	600 939	496 694
Ago	438 451	612 576	469 742
Set	486 901	639 499	442 790
Oct	406 948	459 569	415 838

Fuente: Elaboración propia

Para mejorar la comparación de resultados, podemos ver en la figura 11 una mayor precisión del pronóstico según el método de regresión lineal, puesto que se aproxima más a la demanda real.

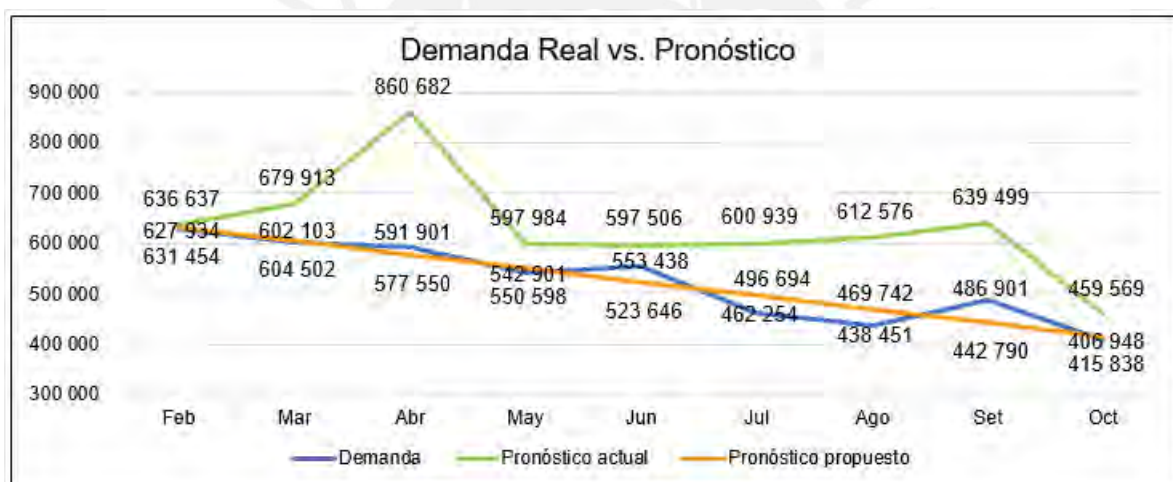


Figura 11: Comparación entre venta, pronóstico Backus y pronósticos del equipo
Fuente: Elaboración propia

En la tabla 13, se visualiza el análisis del pronóstico actual de Backus donde se calcula un MAPE mayor al 21% y un exceso de inventario valorizado en 700 mil dólares.

Tabla 13: Estudio pronóstico de la empresa Backus

Periodo	Demanda	Pronóstico actual	Et	[Et]	Et^2	%abs	Valor del inventario (USD)
Feb	627 934	636 637	(8 703)	8 703	75 736 734	1,39%	6 962,15
Mar	602 103	679 913	(77 809)	77 809	6 054 283 587	12,92%	62 247,42
Abr	591 901	860 682	(268 781)	268 781	72 243 142 677	45,41%	215 024,68
May	542 901	597 984	(55 083)	55 083	3 034 089 823	10,15%	44 066,06
Jun	553 438	597 506	(44 068)	44 068	1 941 972 073	7,96%	35 254,25
Jul	462 254	600 939	(138 685)	138 685	19 233 652 935	30,00%	110 948,36
Ago	438 451	612 576	(174 125)	174 125	30 319 619 281	39,71%	139 300,24
Set	486 901	639 499	(152 597)	152 597	23 285 919 209	31,34%	122 077,80
Oct	406 948	459 569	(52 620)	52 620	2 768 894 059	12,93%	42 096,23
			MAD	108 052	MAPE	21,31%	

Fuente: Elaboración propia

En la siguiente tabla, se presenta el análisis realizado para la comparación con lo pronosticado de Backus. Se obtuvo un MAPE del 4% según el método de regresión lineal y el inventario en exceso representa monetariamente la quinta parte de lo obtenido con el pronóstico actual, es decir, menos de 150 mil dólares.

Tabla 14: Análisis de pronósticos

Periodo	Demanda	Pronóstico propuesto	Et	[Et]	Et^2	%abs	Valor del inventario (USD)
Feb	627 934	631 454	(3 520)	3 520	12 388 483	0,56%	2 815,78
Mar	602 103	604 502	(2 399)	2 399	5 753 827	0,40%	1 918,97
Abr	591 901	577 550	14 351	14 351	205 962 925	2,42%	11 481,13
May	542 901	550 598	(7 697)	7 697	59 238 967	1,42%	6 157,35
Jun	553 438	523 646	29 792	29 792	887 564 942	5,38%	23 833,62
Jul	462 254	496 694	(34 440)	34 440	1 186 146 585	7,45%	27 552,38
Ago	438 451	469 742	(31 291)	31 291	979 145 191	7,14%	25 033,04
Set	486 901	442 790	44 111	44 111	1 945 816 356	9,06%	35 289,13
Oct	406 948	415 838	(8 890)	8 890	79 025 756	2,18%	7 111,71
			MAD	19 610	MAPE	4,00%	

Fuente: Elaboración propia

Hay meses como abril y junio en donde se observa que el pronóstico no cubre la demanda real dado que no estamos incluyendo el inventario inicial en el cálculo. A pesar de ello, podríamos considerar incluir un factor de comportamiento y un seguimiento no solo a esta marca, sino a las que están ingresando al mercado.

Del análisis presentado, se observó que los pronósticos efectuados por Backus presentaban una gran variabilidad y ello se ve reflejado en un MAPE de 21.31%. En conclusión, los pronósticos efectuados por el grupo presentaron mayor exactitud y reflejaron la problemática en la planificación de la demanda para este producto.

Dado ello se proponen las siguientes mejoras:

- Adoptar la técnica de pronóstico de regresión lineal para este producto, esto disminuiría la cantidad de inventario en la cuarta parte aproximadamente. Dado que, al haberse pronosticado una mayor cantidad de la real, las necesidades de producción aumentan y se realizarán en vano debido a que el requerimiento real sería menor.
- Dentro de las funciones que se deben implementar, se recomienda que la empresa compare los pronósticos hallados con los datos de los puntos de venta, realizando un seguimiento a los canales a fin de mejorar el planeamiento.
- Con el objetivo de brindarle una mayor atención al producto, se debe contar con un planificador para estas marcas debido a que están generando pérdidas mensuales por exceso de stock de 50k dólares aproximadamente en los meses analizados. Asimismo, los envíos tienen un lead time de 4 semanas para lo cual se deben revisar con minuciosidad y constantemente con un estudio de pronósticos como el realizado.



CAPITULO 6. EVALUACIÓN ECONÓMICA DE LA PROPUESTA

A fin de lograr una propuesta que implique una fácil adaptación y cumpla con las condiciones, se optó por la inversión en equipos para la implementación de hardware y una extensión de software. Se busca cumplir con los requerimientos para laptops e implementos de trabajo con un valor estimado de 9750 soles + IGV. Por otro lado, la empresa ya cuenta con la licencia ERP SAP, por lo que se adquirirá la extensión APO que permitirá ajustar mejor los pronósticos de este nuevo portafolio ya que es un sistema que viene utilizándose en varias empresas del sector producción y realiza cálculos en base a data histórica, políticas de cobertura, entre otros y tiene un costo al mes de 2000 soles + IGV, como se muestra en la tabla:

Tabla 15: Inversión del proyecto

INVERSIÓN	Precio (S/.)
HARDWARE	
Laptops	9 000
Audífonos + Mouses	750
SOFTWARE	
Licencia ERP SAP extensión APO (mensual)	2 000
Total	11 750

En cuanto a los gastos, se está considerando la contratación de una consultoría para un control y mejor asesoramiento en la implementación del proyecto. Además, se debe capacitar al área de logística al tratarse de una nueva herramienta que involucra el cambio en la metodología de trabajo. En cuanto al nuevo personal, se agregarán un líder del proyecto y un analista quienes estarán a cargo de la mejora y el seguimiento.

Tabla 16: Gastos del proyecto

GASTOS	Precio (S/.)
Consultoría	30 000
Capacitación	3 000
Líder proyecto	6 000
Analista	4 000
Total	43,000

Para el análisis económico de las propuestas, se comparó el ahorro obtenido por mes de planificación y para hacerlo más realista, se incluyó el inventario para visualizar las cantidades reales de packs con las que se contaban y las políticas de cobertura que para este producto es 38 días.

Sabemos que una mayor cantidad de packs pronosticados representa un impacto en el costo por almacenamiento. Por ejemplo, para el mes de febrero, Backus pronóstico 636,637 packs de Corona 355 ml frente a una demanda real de 627,934 packs. Esto significó un impacto en el costo de almacenamiento, pues existieron 8,703 packs en stock (Pronóstico de Backus) frente a los 3,520 packs en stock de los pronósticos elaborados según la regresión lineal.

A fin de evaluar económicamente la propuesta, se procedió a armar un flujo de caja con los ahorros mensuales y considerando una inversión en un perfil profesional por una duración de un año. Este profesional será un planificador de demanda con un sueldo mensual de S/.4000 y también se considerará a un líder de proyecto con un sueldo mensual de S/.6000.

Tabla 17: Flujo de caja (S/.)

	Periodo 0	Feb-19	Mar-19	Abr-19	May-19	Jun-19	Jul-19	Ago-19	Set-19	Oct-19	Nov-19	Dic-19	Ene-20
Ingresos		16 585	24 131	83 311	15 163	7 031	33 358	45 707	41 913	13 994	15 214	14 518	15 902
Egresos		12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000	12 000
Costo líder del proyecto		6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000	6 000
Costo planificador		4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000	4 000
Extensión APO		2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000
Inversión	42 750												
Flujo de Caja	(42 750)	(38 165)	(26 033)	45 278	48 442	43 473	64 831	98 538	128 451	130 445	133 659	136 177	140 079

Fuente: Elaboración propia

En conclusión, evaluando el flujo de caja con extensión de un año y considerando un costo de oportunidad (COK) de 21% se obtuvo un VAN de S/. 121 685 y un TIR de 39% lo que hace rentable el proyecto.

CAPITULO 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

- Es importante identificar el patrón de demanda de los productos, pues esto nos ayuda a plantear una técnica de pronóstico que mejor se adapte a aquella serie de tiempo. Entonces, el coeficiente de variabilidad (CV) es un indicador sumamente útil para determinar el tipo de demanda del producto a estudiar.
- Según el análisis de los pronósticos y los indicadores del error, podemos observar que si se utiliza la técnica de promedio móvil simple se obtiene como resultado un valor del MAPE de 11.35%, la técnica no es la más apropiada para el análisis de estos datos ya que supera el valor del 10% en valor MAPE. Por ello el caso recomendable para nuestro análisis va ser la regresión lineal para obtener el Error Porcentual Absoluto Medio es de 4%.
- Es de suma importancia iniciar con un plan de inversión a fin de mejorar los pronósticos debido a que, de acuerdo a lo revisado, los costos por sobre stock representan menores ganancias por el producto, falta de almacenaje para otros, incumplir políticas de frescura y mermas. Además, la corona 355 ml representa el 71% de las ventas de marcas importadas por lo que un plan de acción generará un alto impacto en el cash-flow de la empresa.
- La clasificación ABC es una herramienta muy importante para determinar la relevancia de cada producto dentro de la cartera de la empresa, en este caso el producto Corona 355, debe recibir mayor importancia en la planificación de la demanda, ya que al ser considerado el producto estrella se debe poner especial atención en sus pronósticos con la finalidad de cubrir la demanda y evitar desabastecimiento.
- Elaborar un pronóstico de la demanda asertivo con una variación mínima respecto a las ventas reales genera ahorros a la empresa, ya que disminuye el costo de posesión de inventarios, el cual significa dinero inmovilizado para Backus. Este dinero se puede invertir en proyectos de mejora.

Bibliografía

Doctum (2016). Diagrama de Ishikawa. Recuperado de <https://www.doctum.cl/diagrama-de-ishikawa/>

Güzin Tirkeş, Cenk Güray, Neş'e Çelebi (2017). Demand Forecasting: A Comparison between The Holt-Winters, Trend Analysis and Decomposition Models. Technical Gazette 24, Suppl. 2(2017), 503-509.

Jiang, Lei; Rollins, Kristen M.; Ludlow, Meredith; and Sadler, Bivin (2020). Demand Forecasting for Alcoholic Beverage Distribution. SMU Data Science Review. Vol. 3: No. 1, Art 5. Recuperado de <https://scholar.smu.edu/datasciencereview/vol3/iss1/5>

Macías, R. (2018, 23 de noviembre). Análisis de la cadena de suministro por clasificación ABC: el caso de una empresa mexicana. Revista Academia & Negocios Vol. 4, pp. 84

Piggot, N. (2003). The Nested Piglog Model: An Application to U.S. Food Demand. American Agricultural Economics Association, 1–15.

Porter, Michael (2009). Estrategia Competitiva: Técnicas para el análisis de la empresa y sus competidores.

R. Cigolini & T. Rossi (2006). A note on supply risk and inventory outsourcing, Production Planning & Control: The Management of Operations, 17:4, 424-437. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1080/09537280600650338>