

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



**MARCO TEÓRICO PARA EL DIAGNÓSTICO Y PROPUESTAS DE
MEJORA EN LA GESTIÓN DE INVENTARIOS EN UNA EMPRESA
COMERCIALIZADORA DE PRODUCTOS DE CONSUMO MASIVO**

**Trabajo de investigación para la obtención del grado de BACHILLER EN
CIENCIAS CON MENCIÓN EN INGENIERÍA INDUSTRIAL**

AUTOR

Manuel Adrián Arroyo Saldaña

ASESORA:

Mery Roxana León Perfecto

Lima, septiembre, 2021

Resumen

Con el presente informe se buscará presentar propuestas de mejora en la gestión de inventarios de una empresa comercializadora de consumo masivo a través de la implementación de modelos de pronóstico de demanda y sistemas de control de inventarios.

En primer lugar, se presentarán definiciones clave, tales como los métodos y sistemas clásicos e híbridos de control de existencias, sumado con ciertas terminologías empleadas en dicho marco. Posteriormente, se presentarán las propuestas de mejora basadas en modelos de pronóstico de la demanda.

Luego, se abordarán las definiciones de herramientas para el desarrollo de análisis de procesos que permiten elaborar el diagnóstico e identificar puntos de mejora más relevantes en una empresa.

Finalmente, se presentarán casos de aplicación de modelos de pronóstico y su impacto en la gestión de inventarios en empresas comercializadoras y de producción, describiendo la empresa, indicando la situación antes de la implementación, las herramientas utilizadas y finalmente las conclusiones de los estudios realizados que demuestren una mejora en los indicadores de las empresas.

Tabla de contenidos

Resumen	i
Capítulo 1. Marco teórico	1
1.1 Gestión de inventarios	1
1.1.1 Clasificación de inventarios ABC	1
1.1.2 Lote económico de compra (EOQ)	3
1.1.3 Stock de seguridad	4
1.1.4 Sistemas de control de inventarios	5
1.1.4.1 Sistema de revisión continua (Sistema Q)	5
1.1.4.2 Sistema de revisión periódica (Sistema P)	5
1.1.4.3 Sistemas híbridos	7
1.1.4.3.1 Sistema de reabastecimiento opcional	7
1.1.4.3.2 Sistema de inventario base	7
1.2 Métodos de series de tiempo	8
1.2.1 Método de promedio móvil simple	8
1.2.2 Método de suavizado exponencial	8
1.2.3 Método de suavizado exponencial ajustado a la tendencia	9
1.3 Herramientas de análisis para mejora de procesos	10
1.3.1 Diagrama de Causa –Efecto	11
1.3.2 Diagrama de Pareto	12
1.3.3 Diagrama de Flujo de proceso	14

Capítulo 2. Contenido de la investigación	15
2.1. Contenido introductorio de la investigación.....	15
2.2. Casos de estudio	17
2.2.1 Caso sobre la demanda de vacunas y el análisis comparativo entre un método estadístico y la aplicación del Machine Learning.....	17
2.2.2. Caso de una empresa farmacéutica y su enfoque empírico en el pronóstico de la demanda.	18
2.2.3 Caso de una empresa comercializadora de productos de consumo masivo y la implementación de un modelo de pronóstico colaborativo.	19
2.2.4. Caso en la industria retail.....	21
2.2.5 Caso sobre la aplicación de un método de predicción para series de tiempo en el sector salud de Brasil	22
Capítulo 3. Conclusiones.....	24
Referencias bibliográficas	25
Artículos	25
Libros.....	26
Tesis.....	27

Índice de figuras

<i>Figura 1.</i> Curva de Clasificación ABC	2
<i>Figura 2.</i> Representación del lote económico de compra y los costos involucrados	4
<i>Figura 3.</i> Modelo Q	5
<i>Figura 4.</i> Sistema de revisión periódica.....	6
<i>Figura 5.</i> Diagrama de análisis de procesos.	11
<i>Figura 6.</i> Esquema del Diagrama Causa-Efecto (Diagrama de Ishikawa).....	12
<i>Figura 7.</i> Diagrama de Pareto	13
<i>Figura 8.</i> Esquema de Flujograma	14
<i>Figura 9.</i> Etapas en la implementación de pronósticos de demanda	20
<i>Figura 10.</i> Gráfico del método ABC de Pareto	22

Capítulo 1. Marco teórico

En el presente acápite, se mostrará el marco teórico con su respectiva teoría y herramientas, las cuales permitirán realizar posteriormente el diagnóstico actual de la empresa y la generación de las propuestas de mejora.

1.1 Gestión de inventarios

Si bien los inventarios son esenciales para todo tipo de organizaciones, sus colaboradores y su cadena de suministro; su adecuada gestión es la que permitirá lograr las prioridades competitivas del negocio. En ese sentido, menciona también que dicha gestión tiene un impacto sobre los flujos de efectivo de una organización, ya que por un lado contar con demasiado inventario genera una reducción de la rentabilidad, y por el otro, contar con poca disponibilidad de estos, crea escasez en la cadena de suministros y por ende se daña la confianza con los clientes (Krajewski, Maheltra y Ritzman, 2018).

1.1.1 Clasificación de inventarios ABC

Cuando en las organizaciones se presentan restricciones en el uso de recursos para el control de inventarios, realización de pedidos, manejo de existencias, etc. se evidencia la necesidad de priorización con los recursos disponibles buscando la mejor manera de concentrarse en los productos más relevantes de las existencias.

En el siglo XIX, en Milán, Vilefredo Pareto, encontró en una de sus investigaciones que el 20 por ciento de las personas que habitaban en dicha ciudad, concentraba el 80 por ciento de la riqueza. Este principio, ha logrado aplicarse a diferentes situaciones, siendo una de ellas, en los sistemas de inventarios (Jacobs, 2018).

El esquema de clasificación de inventarios ABC estructura los artículos en 3 grupos de acuerdo con sus prioridades: los artículos A, considerados de alta importancia; los B, de

importancia media; y los artículos C, de baja importancia. No obstante, lo más destacado de dicha asignación es la identificación de los artículos de gran importancia y los de importancia baja, así como del porcentaje de productos que representan en cada uno de los grupos (Macías, León, Limón, 2019).

Cabe mencionar, que los ítems de clase A, constituirán la mayor inversión en recursos de inventario puesto que son esenciales para el negocio, mientras que, los otros, llamados de clase B y C se caracterizan por ser cuantiosos, pero con una participación no tan significativa (Méndez y López, 2014).

De acuerdo con Rubén-Macías, Antonio-León y Cintya-Limón (2019), el procedimiento que implica la aplicación del método explicado, inicia por seleccionar variables por artículos, seguido por fijar porcentajes y factores de clasificación para el análisis ABC, identificar los intervalos correspondientes y los valores mínimo y máximo dentro de cada uno de ellos, culminando por la asignación de puntajes, a través de los factores de ponderación definidos anteriormente.

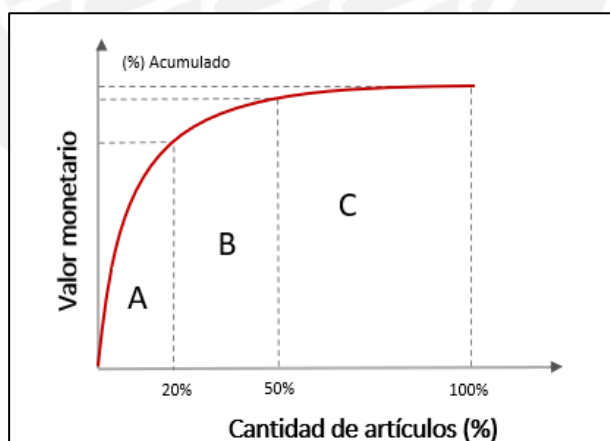


Figura 1. Curva de Clasificación ABC.
Se elaboró la siguiente figura.

1.1.2 Lote económico de compra (EOQ)

Según Krajewski, Malhotra y Ritzman (2018), el lote económico de compra (EOQ), es el tamaño de lote que minimiza los costos de pedido y mantenimiento de inventario de ciclo anual total. Respecto al primer tipo de costo, este hace referencia al costo de preparación de una orden de producción o el de una orden de compra destinado a algún proveedor. Por otro lado, de acuerdo con los costos de mantenimiento de existencias, se encuentra el costo de capital y todos los costos variables de mantener los artículos *on hand.*, tales como seguros, almacenamiento, impuestos, mermas, entre otros.

La determinación del EOQ se basa en los siguientes supuestos:

- El ratio de demanda para el artículo es constante.
- Solo existen dos costos importantes: el costo fijo por lote para ordenar y el costo por mantener existencias.
- El plazo de entrega se conoce con certeza y es constante.
- Es factible combinar pedidos que van dirigidos a un mismo proveedor.
- No se imponen restricciones sobre la medida de cada lote. A modo de ejemplo, se restringen de capacidad o de manipulación de insumos.

En primer lugar, para hallar el lote económico de compra (EOQ) es importante determinar el costo anual que se destina para los niveles de stock gestionados por la compañía. Este último se obtiene de la siguiente manera:

$$CT(q) = D \times C + (D/Q) \times A + (Q/2) \times H$$

Donde:

D = Demanda anual

Q = Tamaño del lote

C = Costo unitario de artículo

A = Costo de un pedido

H = Costo de mantener una unidad en inventario por un periodo de un año (C x

i% = C x Tasa de mantenimiento anual)

Posteriormente, se procede a derivando la función del costo total e igualando a cero, obteniendo de esta manera la siguiente ecuación:

$$EOQ = [(2 \times A \times D) / H]^{1/2}$$

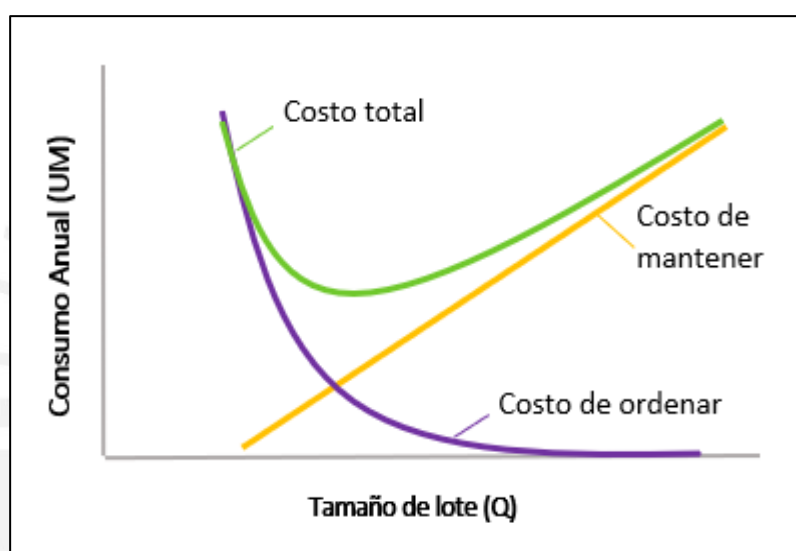


Figura 2. Representación del lote económico de compra y los costos involucrados. Se elaboró la siguiente figura.

Como se aprecia en la Figura 2, conforme el tamaño de lote a comprar se incrementa, el costo de mantenimiento de existencias también aumenta, mientras que para el caso del costo de pedido disminuye, por lo que el lote económico de compra siempre buscará un balance entre ambos costos con la finalidad de obtener el menor costo total posible.

1.1.3 Stock de seguridad

El stock de seguridad también conocido como existencias de seguridad es el nivel extra de inventarios cuya función es proteger contra las incertidumbres de la demanda, los cambios en la oferta y por ende también contra el tiempo de entrega. Es así que Jacobs y Chase (2018),

mencionan que según la política de inventarios que practique una determinada empresa solicitará una cierta cantidad de pedido antes de que el artículo sea necesario y de esta manera evitar problemas de costos ocultos de no disponibilidad de componentes y de servicio al cliente.

1.1.4 Sistemas de control de inventarios

1.1.4.1 Sistema de revisión continua (Sistema Q)

Las existencias se controlan, de manera constante, en los modelos de revisión continua, en donde se conoce como “punto de pedido”, al momento en que se ordena una nueva compra para disponer de inventario. La cantidad a pedir vendría a ser el EOQ. A continuación, se muestra el modelo para este sistema:

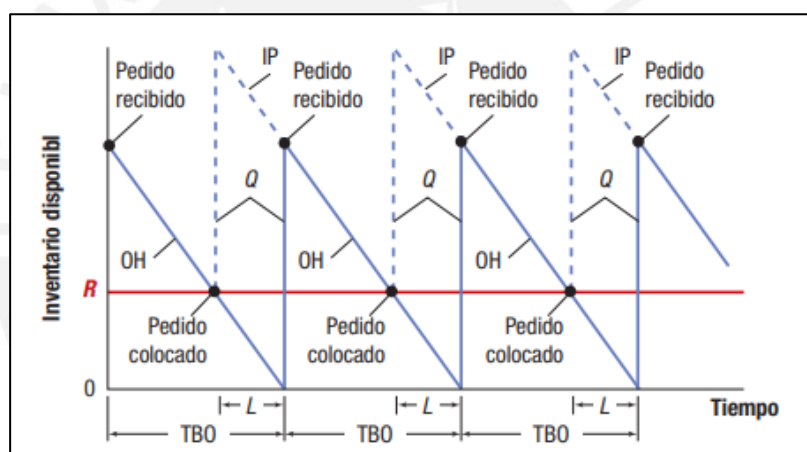


Figura 3. Modelo Q.

Tomado de “Operations Management Institute, Processes and Supply Chains” por Krajewski, Malhotra y Ritzman (2018).

Cabe mencionar que, frente a un caso real, se considera que el punto de pedido (R) se generará cuando el nivel de existencia sea equivalente a la demanda a atender en el periodo de reposición más la suma del stock de seguridad.

1.1.4.2 Sistema de revisión periódica (Sistema P)

Este sistema, llamado también sistema de reabastecimiento de pedidos a intervalos fijos, se caracteriza por colocar una nueva orden al final de cada revisión, cuyo intervalo de tiempo es fijado en P . Este se caracteriza por presentar a la demanda como una variable aleatoria,

1.1.4.3 Sistemas híbridos

En esta sección, se presentan nuevos sistemas de control de inventarios, los cuales se ajustan mejor a ciertos criterios de costos. Estos son explicados y comparados con los sistemas explicados en el acápite anterior.

1.1.4.3.1 Sistema de reabastecimiento opcional

Este sistema se emplea para realizar una revisión del nivel de las existencias en intervalos fijos de tiempo en los cuales si dicho nivel se encuentra por debajo de un nivel determinado se pide una cierta cantidad con la finalidad de cubrir la necesidad esperada.

A diferencia del sistema P, no se puede realizar un nuevo pedido luego de una revisión, salvo que el posicionamiento del stock descienda nuevamente y se encuentre por debajo del nivel requerido. Cabe indicar que dicho punto mínimo se comporta como lo hace el punto de reorden en el sistema Q. Cuando los costos de orden y de revisión suelen ser más relevantes, el sistema presentado suele ser una buena propuesta.

1.1.4.3.2 Sistema de inventario base

Este sistema de control de inventarios se caracteriza por realizar una orden de reabastecimiento igual al tamaño que se retiró del almacén. De esta manera, logra mantener una cantidad de existencias equivalente a la demanda esperada más un stock de seguridad. Dicho sistema es ventajoso cuando se trata del manejo de artículos muy costosos. A diferencia del sistema Q, las cantidades de pedido son variables con la finalidad de mantener un mismo nivel en todo momento.

1.2 Métodos de series de tiempo

1.2.1 Método de promedio móvil simple

De acuerdo con Jacobs & Chase (2018), esta propuesta de pronóstico, en su mayoría, es útil cuando la demanda de un producto no presenta características estacionales, ni tiende a bajar o a subir con rapidez. En tal sentido, es importante que al emplearlo se identifique si existe una tendencia en los datos ya que tiene la característica de retrasar la tendencia. A continuación, para este método, se presenta la siguiente fórmula:

$$F_t = (F_{t-1} + F_{t-2} + F_{t-3} + \dots + F_{t-n}) / n$$

Donde:

F_t = Pronóstico para el periodo próximo

n = Cantidad de periodos a promediar

A_{t-1} = Ocurrencia real en el periodo anterior

A_{t-2} , A_{t-3} y A_{t-n} = Ocurrencias reales de 2 periodos, hace 3 periodos, y así consecutivamente hasta hace n -periodos.

1.2.2 Método de suavizado exponencial

El presente modelo es uno de los métodos más lógicos cuando se trata de trabajar bajo la siguiente premisa: la importancia de los datos decrece conforme el pasado se vuelve más lejano.

De acuerdo con Jacobs & Chase (2018), la suavización exponencial es muy empleado en empresas tanto minoristas como grandes compañías, agencias de servicio, etc, usándose en mayor frecuencia para ordenar el inventario.

Para aplicar el método de suavización exponencial, se requiere del último pronóstico, su demanda real, que se presentó en el periodo de pronóstico, y una constante de uniformidad alfa (α). Esta última, establece velocidad y uniformidad de reacción entre las diferencias de pronósticos y datos reales.

A continuación, se muestra la ecuación para dicho método:

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

Donde:

F_t = El pronóstico suavizado exponencialmente para el tiempo t

F_{t-1} = El pronóstico suavizado exponencialmente para el tiempo previo

A_{t-1} = La demanda real para el tiempo previo

α = Constante de uniformidad alfa

Por otro lado, según Krajewski (2018), el método de suavizado exponencial se caracteriza por asignar una ponderación mayor a las demandas más recientes. De acuerdo con la fórmula mostrada, el pronóstico para el siguiente periodo es equivalente al del periodo presente más una parte del error de este.

1.2.3 Método de suavizado exponencial ajustado a la tendencia

Este planteamiento se caracteriza por suavizar las estimaciones de la tendencia y del promedio siendo necesario el requerimiento de dos constantes de suavizamiento.

$$A_t = \alpha \times D_t + (1 - \alpha) \times (A_{t-1} + T_{t-1})$$

$A_t = \alpha \times (\text{Demanda del periodo actual}) + (1 - \alpha) \times (\text{Promedio} + \text{Estimación de la tendencia en el periodo anterior})$

$$T_t = \beta \times (A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1}$$

$$T_t = \beta \times (\text{Promedio del periodo actual} - \text{Promedio del periodo anterior}) + (1 - \beta) \times (\text{Tendencia estimada en el periodo anterior})$$

$$F_{t-1} = A_t + T_t$$

A_t = promedio de la serie con suavizado exponencial en el periodo t

T_t = promedio suavizado exponencialmente de la tendencia en el periodo t

α = parámetro de suavizado para el promedio, con un valor entre 0 y 1

β = parámetro de suavizado para la tendencia, con un valor entre 0 y 1

F_{t+1} = pronóstico para el periodo $t + 1$

De acuerdo con Krajewski (2018), el método de suavizado exponencial ajustado a la tendencia tiene el beneficio de ajustar el pronóstico a las variaciones presentadas en la tendencia. No obstante, cuando se registran variaciones en la tendencia, más impreciso será el pronóstico al intentar proyectarla cada vez más hacia el futuro.

1.3 Herramientas de análisis para mejora de procesos

Los análisis de procesos en las organizaciones son herramientas que contribuyen a mejorar los flujos operacionales; según Krajewski (2008), explica que es importante que todo el personal de la empresa esté interesado e involucrado, ya que toda mejora se da de forma más efectiva cuando se trabaja en equipo y hacia el mismo objetivo. Asimismo, comenta que existen 6 pasos del modelo sistemático para un entendimiento más detallado de los procesos y; por ende, obtener mejores resultados.

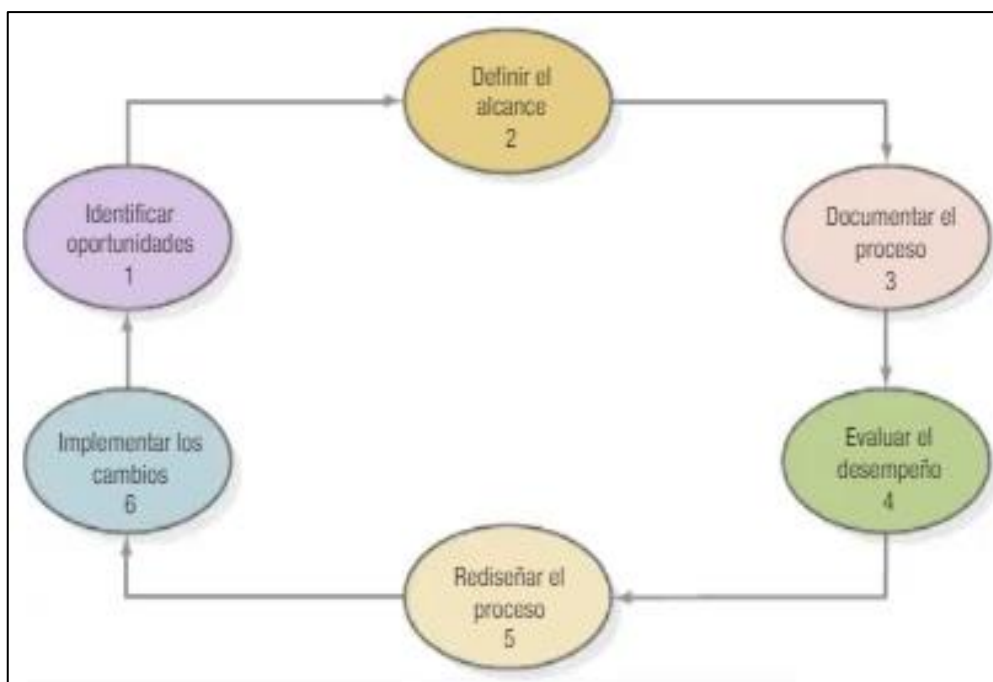


Figura 5. Diagrama de análisis de procesos.
Tomado de “Administración de Operaciones” por Krajewski (2008).

En la figura 5, se observan los 6 lineamientos a seguir, empezando desde la identificación de oportunidades, en donde se analizan, por ejemplo, la relación con los proveedores, la relación con los clientes y lanzamientos o desarrollos de nuevos productos/servicios, y finalizando con la implementación de los cambios.

Así, para poder llevar a cabo la implementación de estos 6 pasos, es necesario conocer acerca de las herramientas de mejora y/o diagnóstico; por ello, a continuación, se presentarán y explicarán algunas de ellas.

1.3.1 Diagrama de Causa –Efecto

El diagrama de causa y efecto, también conocido como diagrama de espina de pescado, es una técnica que permite efectuar un diagnóstico de las principales causas potenciales que se encuentran relacionadas a un problema. Este fue creado por Kaoru Ishikawa, en 1943, el cual permite esquematizar dichas causas (López, 2016).

De acuerdo con el Instituto Uruguayo de Normas Técnicas (2009), las etapas para realizar un diagrama de espina de pescado son la siguientes:

- Identificar el problema que se quiere controlar o mejorar.
- Colocar dicho problema en el extremo de una flecha.
- Escribir las causas significativas vinculadas con el efecto sobre las flechas dirigidas hacia la flecha principal.
- Escribir en cada una de las espinas, las causas secundarias. Esta debe contar con al menos dos niveles de ramificación.
- Completar el diagrama, verificando que todos los factores hayan sido identificados.

Según Krajewski, Malhotra & Ritzman (2018), dentro de las categorías que pueden ser consideradas al momento de la construcción y uso del diagrama de causa-efecto, se encuentran recursos tales como materiales o máquinas, procesos, métodos, personas, entre otros.

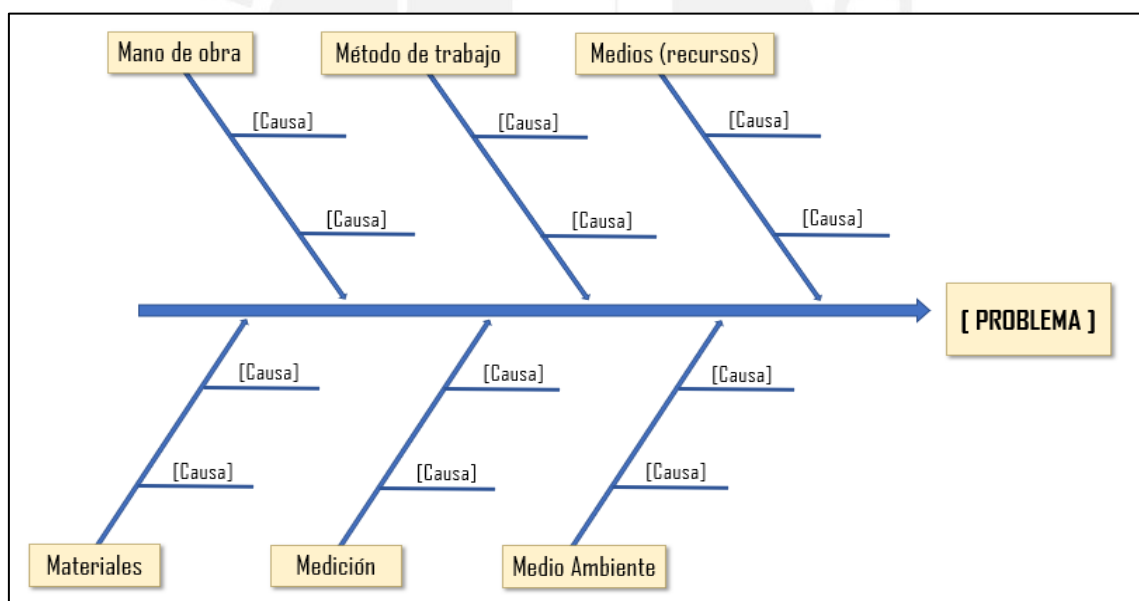


Figura 6. Esquema del Diagrama Causa-Efecto (Diagrama de Ishikawa).
Se elaboró la siguiente figura.

1.3.2 Diagrama de Pareto

Schroeder & Meyer (2017), afirman que el diagrama de Pareto es muy útil como un primer paso cuando uno está estudiando un problema de calidad ya que justo permite enfocar todos los esfuerzos de solución del problema en la zona donde pueda generarse mayor impacto.

mostrar los problemas más importantes. Es así que el diagrama de Pareto es un método de análisis que permite discriminar entre las causas más relevantes de un problema, las cuales son menos frecuentes, y las triviales, que son las que se presentan con mayor frecuencia. Cabe indicar que se basa en el Principio de Pareto, en el cual el 80% de los problemas son provocados por un 20% de causas. Vilfredo Pareto observó que unos pocos elementos en cualquier población constituyen un porcentaje significativo de todo el grupo: los pocos vitales. Según la ley de Pareto, algunas de las causas logran explicar la mayoría de los defectos observados.

El siguiente paso en el análisis es tomar una de estas causas relevantes y generar ideas para ellas. Lo mencionado anteriormente se realiza usando el diagrama de causa y efecto, también llamado como diagrama de Ishikawa, el cual se detalla en el siguiente ítem.

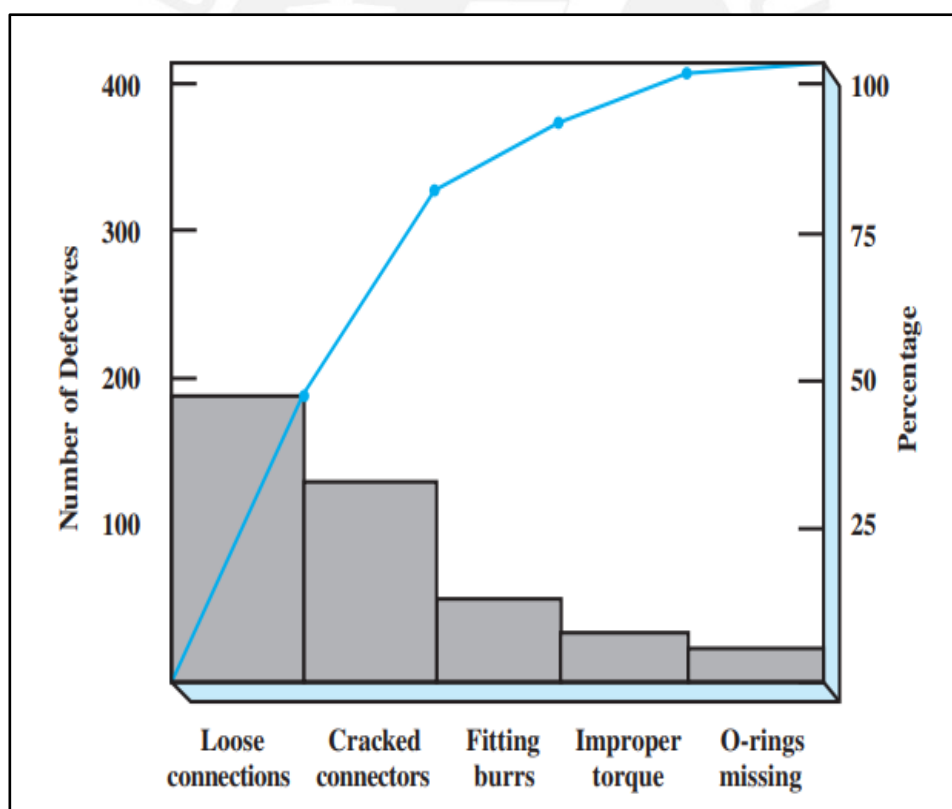


Figura 7. Diagrama de Pareto.

Tomado de “Operations Management in the Supply Chain, Decisions and Cases” por Schroeder y Meyer (2018).

1.3.3 Diagrama de Flujo de proceso

De acuerdo con Krajewski (2018), los diagramas de flujo de procesos, llamados también mapas relacionales, se caracterizan por no contar con un formato preciso; sin embargo, tiene la finalidad de rastrear el manejo de información, equipos, clientes o materiales mediante diferentes pasos. Por ejemplo, uno de los formatos más empleados de un diagrama de flujo es el “*Swim Lane Flowchart*”, el cual agrupa áreas responsables de diversos subprocessos que se pueden organizar de modo horizontal y verticalmente.

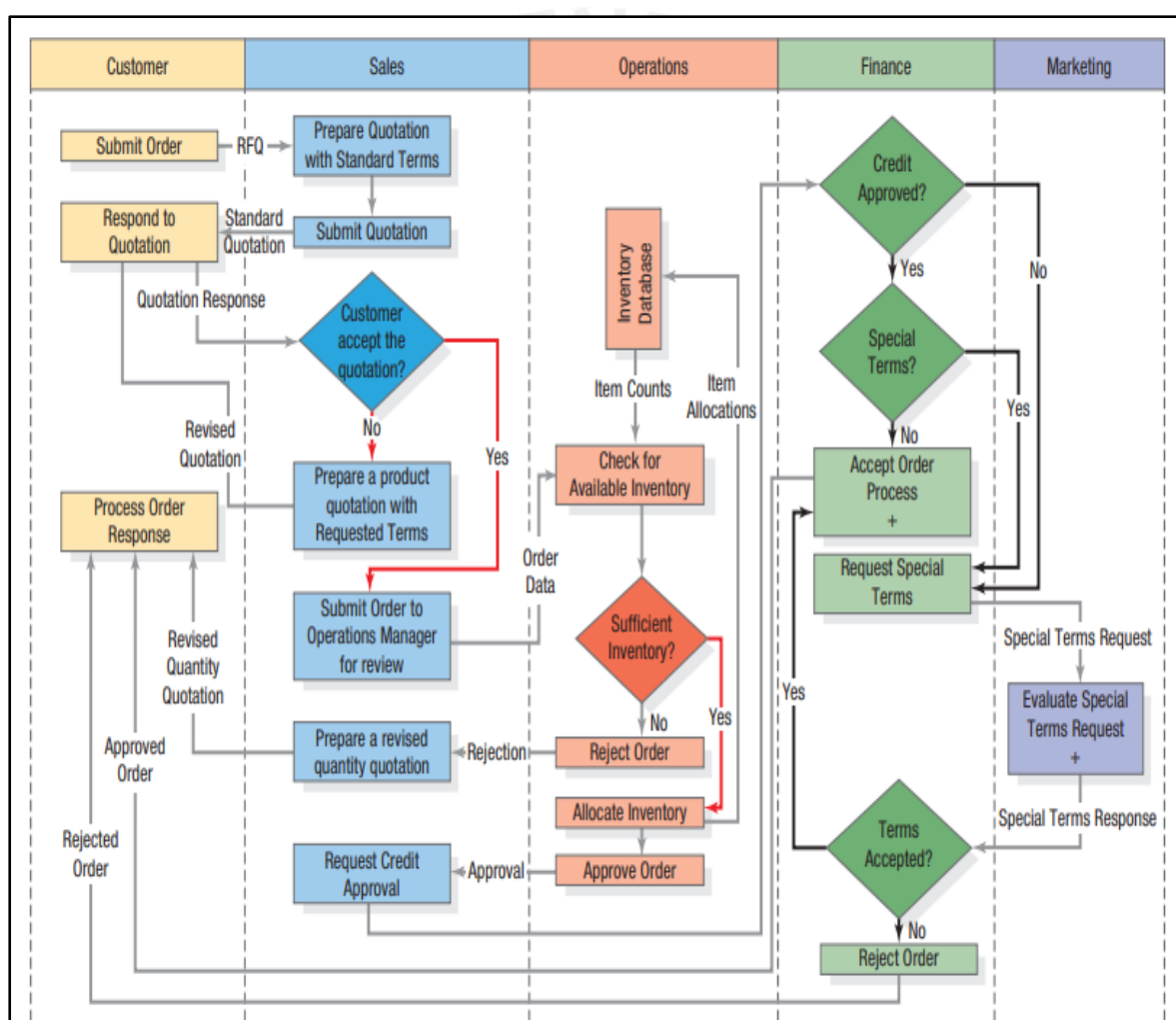


Figura 8. Esquema de Flujograma.

Tomado de “Operations Management Institute, Processes and Supply Chains” por Krajewski, Malhotra y Ritzman (2018).

Capítulo 2. Contenido de la investigación

En el presente capítulo, se presentará una breve contextualización sobre la planeación de la demanda y su importancia en la industria de consumo masivo. A través de esta, se aborda diversos aportes de investigadores complementándose, asimismo, con casos de estudio los cuales abordarán la implementación de modelos de pronóstico de demanda según el caso.

2.1. Contenido introductorio sobre la gestión de inventarios y su implicancia en la industria de consumo masivo.

De acuerdo con Feraud & Flores (2019), debido al aumento del consumo per cápita, el sector manufacturero ha tenido un progresivo crecimiento en los últimos años, apoyado necesariamente por las importaciones, considerando a dicho sector como una actividad clave para los países desarrollados. Por otra parte, en el escenario de las industrias, está presente un término puesto muy de moda: la innovación. Puesto que específicamente el sector de consumo masivo suele ser muy competitivo, la innovación es clave para cada una de las áreas funcionales y de soporte dentro de una compañía. En este aspecto, según Durand y Pérez (2019), esta debe basarse en la capacidad para alcanzar un nivel óptimo que demandan los mercados estimulando una fuerte competencia para gestionar las cadenas de suministro. No obstante, Santa Cruz (2017) considera que dicha gestión implica un cierto reto ya que suelen presentarse sobreventas, subventas, pérdidas de clientes al no cumplir con ciertos pedidos, entre otras particularidades.

Frente a esos mismos problemas, resulta importante conocer el impacto del sistema de gestión de inventarios en una compañía y específicamente en el área logística. En ese marco, Pérez, Cifuentes & Vásquez (2013), mencionan que la aplicación de un determinado sistema denota no solo conocer el stock de seguridad o intentar reducir al máximo el inventario para invertir menos; sino que, aún más importante es poner foco en el nivel de servicio meta con el cual se quiere lograr un mejor desempeño y las fluctuaciones de la demanda presentadas en su

contexto. Por un lado, respecto al nivel de servicio, es preciso mencionar que según Chamorro, Díaz, Fuentes & Lovo (2018), dentro de la gestión de inventarios, es importante considerar otros aspectos tales como la política de inventarios que maneja la empresa, la cual debe analizar si es necesario realizar alguna modificación en ella o mantenerla porque si bien se apunta a lograr un determinado nivel de servicio, de por medio está el cómo, resaltando que existen políticas que si bien cubren tu mercado meta, generan altos niveles de inventario que recaen en mayores costos de mantenimiento, los cuales son importantes evaluar. Por otro lado, respecto al segundo punto, no todas las empresas son conscientes de la importancia de la previsión de la demanda futura, puesto que asumen, por simple o mera intuición los requerimientos precisos a producir, conllevándoles a errores en el manejo de sus inventarios.

Apoyando esta idea, Santa Cruz & Correa (2017), mencionan que al presentarse bajos niveles de producción o una sobre estimación de los volúmenes de venta ya se está impactando sustancialmente a una compañía que no cuenta con un adecuado control de su demanda, puesto que este desemboca no solo en un incremento de costos sino también en la pérdida de importantes clientes.

En efecto, Saldarriaga (2014) citada por Niño (2018), resalta que el aplicar un pronóstico, utilizando data histórica y métodos estadísticos, cumple un papel fundamental dentro de la administración de la cadena de suministro, ya que permite tanto manejar y planear efectivamente la demanda como generar estrategias coherentes para el negocio. En ese sentido, Niño (2018), explica que la literatura muestra varios modelos cuantitativos para pronosticar la demanda los cuales siendo ajustados según el comportamiento de la información histórica se puede lograr a un mejor acercamiento de la demanda real.

De la misma manera, existen factores que pueden complejizar la labor de estimar la demanda de un producto; como, por ejemplo, el que resalta Santa Cruz (2017), en su investigación sobre métodos de pronóstico aplicados al segmento de piezas de reposición, en el

cual detalla que para aquellos productos que presentan una demanda nula durante ciertos periodos de tiempo, suele ser una tarea difícil el poder estimar el nivel de ventas porque se requiere evaluar primero su nivel de intermitencia.

Por otro lado, Jiménez (2019), menciona que no solo basta con la aplicación de un modelo de pronóstico para intentar acercarse a la venta real sino también de la implementación de la metodología S&OP, ya que al hacer un trabajo colaborativo en el que son partícipes otras áreas funcionales como el de ventas, marketing y finanzas, permite integrar sus respectivos planes con la gestión de la cadena de suministro. No obstante, según Ambrose, Matthews & Rutherford (2018), su ineficiente aplicación ha ido evitando el éxito de muchas empresas puesto que se requiere comprender que es más que la realización de reuniones mensuales. Es ahí donde se debe lograr una integración entre los distintos equipos para lograr un mejor compromiso y calidad de la información y de esta manera se permita un mejor lineamiento y ajuste entre la demanda con la oferta de productos.

2.2. Casos de estudio

En la presente sección, se explicarán 5 casos de estudio, los cuales abordarán temas de modelos de pronóstico de la demanda y cómo su implementación logra mejoras en la gestión de inventarios. Para cada uno de los casos, se muestra en forma breve, la descripción del proyecto de investigación, el objetivo del estudio o problemas encontrados, la implementación del modelo y las conclusiones de los investigadores.

2.2.1 Caso sobre la demanda de vacunas y el análisis comparativo entre un método estadístico y la aplicación del Machine Learning.

Según Alegado & Tumibay (2020) en su estudio sobre métodos de pronóstico para la previsión de la demanda de vacunas, realiza una comparación entre dos métodos en particular para pronosticar datos de series de tiempo: Modelo Móvil Integrada Auto-Regresiva (ARIMA) y Red Neuronal de Percepción Multicapa (MLPNN). El primero en mención, es considerado

como el modelo más robusto entre todos los modelos de pronóstico tradicionales, el cual pronostica datos de series de tiempo basados en los procesos Promedio Móvil y el proceso Autorregresivo; no obstante, el segundo, es el modelo de redes neuronales artificiales más utilizado, aplicado también para el pronóstico de series de tiempo. En dicha investigación, se utilizó como datos de estudio el número de bebés que recibieron las vacunas para combatir la tuberculosis durante 72 meses en un periodo comprendido entre enero del 2014 y diciembre del 2019. En este caso, para poder realizar la comparación de ambos métodos, tomaron en cuenta el error absoluto medio (MAE) y el error cuadrático medio (RMSE) para medir la precisión del modelo seleccionado. Los pasos para la preparación de datos, modelado e implementación fueron las siguientes:

1. Cargar base de datos proporcionado por un hospital
2. Tratamiento de datos atípicos a través del diagrama de caja
3. Descomposición de series de tiempo con la ayuda del lenguaje de programación R.
4. Con el paquete de pronóstico en R y el uso de funciones proporcionados por el mismo programa se identifica el modelo de mejor ajuste.

Ambos investigadores, concluyen que el modelo “MLPNN” es superior al modelo ARIMA para pronosticar la demanda mensual de vacunas, ya que mostró menores valores de error, por lo que lo proponen como una ayuda para los gobiernos al momento de tomar decisiones para una mejora en la cobertura de vacunación. Cabe resaltar que para un próximo estudio proponen complementarlo con modelos híbridos de pronóstico.

2.2.2. Caso de una empresa farmacéutica y su enfoque empírico en el pronóstico de la demanda.

Aragaki (2019), basó su investigación sobre una empresa farmacéutica, la cual destacaba en el mercado elaboración de cápsulas de gelatina blanda, además de contar ya con más de dos décadas en el mercado mexicano.

Dentro del caso de estudio, se puede evidenciar, que dicha empresa contaba con un proceso de pronóstico mensual el cual presentaba dos grandes problemas: no era estandarizado y no era medible. Esto debido a que dicho pronóstico era armado a partir de los conocimientos empíricos de las distintas áreas directivas, las cuales en una reunión presentaban números de venta para los siguientes 6 meses. Por lo tanto, Aragaki (2019), al evidenciar esto, propuso un modelo de pronóstico el cual permita una mejor gestión de sus recursos y un mejor balance en la producción en los meses donde se requería una mayor demanda.

Tras la implementación del modelo de pronóstico *Holt-Winter*, logró poder cubrir la demanda al 100% en varios meses y enfocar los recursos de la empresa para fabricar los productos con mayor probabilidad de venta.

2.2.3 Caso de una empresa comercializadora de productos de consumo masivo y la implementación de un modelo de pronóstico colaborativo.

Molano (2018), presenta su investigación sobre una empresa comercializadora de productos de consumo masivo en la cual detalla lo valioso que puede significar la aplicación de un modelo de pronóstico colaborativo con el objetivo de que estas empresas consigan mejores resultados en su planeación de demanda, puesto que es uno de los eslabones más fundamentales de su cadena de suministro. Asimismo, esta viene a ser parte de la evolución de la planeación de la demanda determinado por los objetivos de cada compañía con el fin de que obtengan la madurez suficiente para llevar a cabo un proceso de pronóstico colaborativo. A continuación, la figura 9 muestra las diferentes etapas por las que atraviesa una empresa en su búsqueda de implementar mejores pronósticos a su proceso.



Figura 9. Etapas en la implementación de pronósticos de demanda.

Tomado de artículo: Metodología para la implementación de un modelo CPFR en una empresa comercializadora de productos de consumo masivo con sus clientes comerciales de canales modernos.

El autor menciona que temas como incumplimientos de reabastecimiento, desviaciones del forecast, altos días de inventario, entre otros, son factores que afectan terriblemente en la relación con socios comerciales, y, por ende, en la rentabilidad de estas empresas. Es así como, para afianzar dicha relación comercial buscó un modelo de pronóstico colaborativo que impacte positivamente en el negocio, tal es el caso del modelo CPFR (Colaboración, Planeamiento, Pronóstico y Reposición) en el cual abarcó los siguientes procesos:

- Estrategia y planificación: Detalló subprocesos tales como planificación del socio comercial y de las áreas de marketing y ventas.
- Administración de la oferta y la demanda: Presentó actividades a realizarse a nivel de análisis de data, clasificación de SKU's y planificación de demanda.
- Ejecución: Enfatizó que durante esta etapa se realizan ajustes del lead time y la generación de órdenes de compra.

- Análisis: Indicó como actividades principales la revisión de la precisión del pronóstico durante ese periodo y la evaluación de indicadores logísticos tales como despachos y entregas.

En primera instancia, se identificaron problemas tales como incumplimiento en la disponibilidad de productos, desviaciones a nivel de pronóstico, de más del 50 % en el 23 % de sus productos categoría A, inconformidad y bajos niveles de servicio por parte del cliente final.

Luego de implementar cada uno de los procesos en las empresas en estudio, se evidenció mejoras tales como, una mejor comunicación con proveedores tras la integración de áreas transversales, disminución de la variación de la demanda a través del ajuste de inventarios y una mayor confiabilidad con sus clientes y, por último, mejoraron su capacidad de respuesta al momento del abastecimiento logrando aumentar su objetivo de 95% a 98%.

2.2.4. Caso en la industria retail

Galvis (2017), en su artículo sobre planificación de la demanda en el sector retail, realiza una investigación sobre los modelos y herramientas empleadas en empresas de este rubro y cómo pueden lograr cadenas de abastecimiento más eficientes y rentables. En dicha investigación, menciona que hoy en día uno de los grandes retos que tiene el sector retail es determinar la variedad de productos a ofrecer y cuál es la cantidad óptima que garantice una rentabilidad para estas empresas. En ese sentido propone modelos de planificación colaborativo que consideren factores externos de la demanda con la idea de considerar una variedad de fluctuaciones presentes en la industria. Por un lado, se plantea la implementación de Lean Retail (ver figura 11), el cual se traduce en la búsqueda de un menor tamaño de lote a pedir con el objetivo de reducir el lead time y el tiempo de fabricación. Asimismo, esta, lo complementa con la herramienta 5S para evitar tener grandes reservas de inventario y, por el contrario, estandarizar procesos y mejorar el control de este.



Figura 10. Gráfico del método ABC de Pareto.

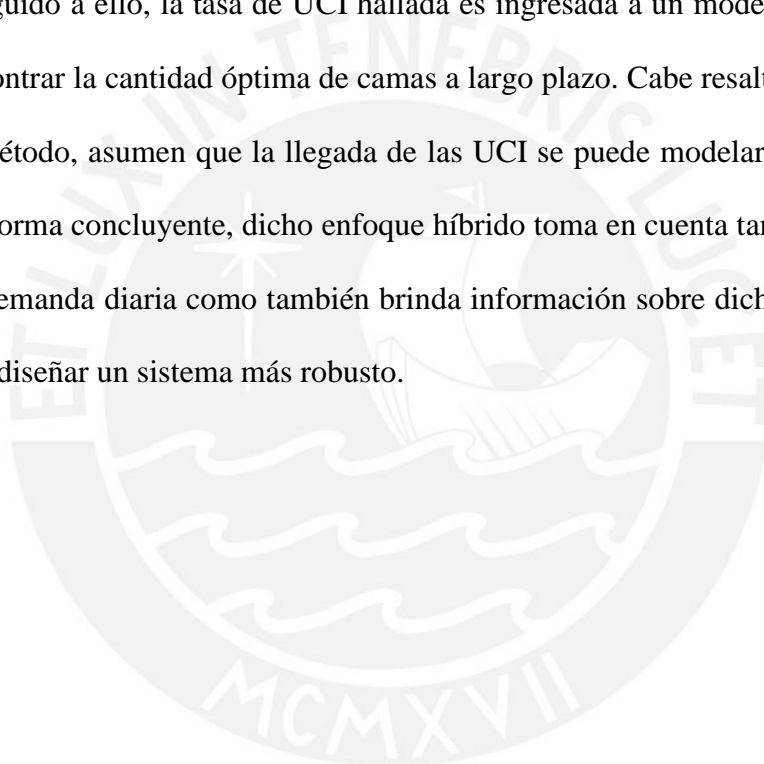
Tomado de artículo: Planeación de la demanda en la industria retail.

Por otro lado, propone implementar la Planeación de Ventas y Operaciones (S&OP) junto a modelos cuantitativos enfocado en mejorar una categoría de productos en específico; sin embargo, menciona que, si los participantes no se enfocan en los recursos críticos de la empresa, sería en vano su aplicación. Por último, propone la planeación, pronóstico y reabastecimiento colaborativo el cual aporta en las relaciones entre socios del negocio y se enfoca en que cada uno de los eslabones de la cadena de aprovisionamiento escuche al cliente, logrando una visibilidad más ajustada de la demanda. De esta manera, concluye que, si bien se presentan dificultades al momento de implementar cualquiera de estas metodologías colaborativas, estas suelen traer mayores beneficios a la industria retail no solo por el hecho de compartir información entre distintas áreas con una comunicación efectiva sino también porque permite medir el trabajo en equipo y les otorga mayor participación a áreas como finanzas y logística.

2.2.5 Caso sobre la aplicación de un método de predicción para series de tiempo en el sector salud de Brasil

El artículo elaborado por Angelo, Arruda & Goldwasser (2017), se enfoca en una problemática de categoría mundial relacionado al sector salud: la falta de camas en la Unidad de Cuidados Intensivos (UCI). Su estudio situado en la ciudad de Río de Janeiro, Brasil, busca presentar un modelo que permita identificar el método de pronóstico más adecuado para la tasa

diaria de solicitudes de UCI y de esta manera planificar de forma más eficiente la expansión de dichas unidades, planteando un diseño de servicio más robusto. En esa línea, proponen la aplicación de métodos de predicción para series de tiempo: el método de Holt-Winters aditivo y multiplicativo, tendencia amortiguada aditiva y multiplicativa y el modelo autorregresivo de media móvil. Tras los resultados obtenidos, tomando en cuenta aquel que presenta el menor error, se determinó que el mejor método de predicción de los mencionados, resultó ser el método de tendencia multiplicativa amortiguada el cual es un método de suavizado exponencial. Seguido a ello, la tasa de UCI hallada es ingresada a un modelo de colas con la finalidad de encontrar la cantidad óptima de camas a largo plazo. Cabe resaltar que, durante la aplicación del método, asumen que la llegada de las UCI se puede modelar como un modelo estocástico. De forma concluyente, dicho enfoque híbrido toma en cuenta tanto la variabilidad temporal en la demanda diaria como también brinda información sobre dicha variación en un corto lapso para diseñar un sistema más robusto.



Capítulo 3. Conclusiones

Se concluye que para la comparación de métodos de pronóstico ya sea a nivel de modelos tradicionales o aquellos relacionados a machine Learning, es importante calcular indicadores de error tales como el error cuadrático medio y el error absoluto medio, haciendo referencia al menor valor como aquel indicador de ser el mejor modelo para aplicar para el caso.

De acuerdo con los casos planteados, la planeación de la demanda representa uno de los eslabones fundamentales dentro de la cadena de suministro. No obstante, se concluye que no basta con la implementación del modelo de pronóstico sino también llevarlo en conjunto con un proceso colaborativo tales como la metodología S&OP o CPFR, que permitan afianzar las relaciones comerciales y aprovechar las oportunidades de negocios.

Dentro del análisis mostrado, se ha podido establecer la necesidad e importancia de la implementación de métodos cuantitativos de pronóstico de demanda sobre una mala práctica de estimación de esta a través del conocimiento empírico sin un previo análisis de una data histórica.

En resumen, dentro de los principales beneficios de planear adecuadamente la demanda se encuentran el tener una mejor relación con los proveedores, reducción de costos de inventario, alcanzar el target o nivel de servicio meta, redireccionar mejor los productos hacia un tipo de cliente en específico y la capacidad de identificar productos o recursos críticos dentro de este.

Referencias bibliográficas

Artículos

- Alegado, R. & Tumibay, G. (2020). *Statistical and Machine Learning Methods for Vaccine Demand Forecasting: A Comparative Analysis*. s. Journal of Computer and Communications, 8, 37-49. <https://doi.org/10.4236/jcc.2020.810005>
- Aragaki, R (2019). *Gestión de pronósticos e inventarios de seguridad en productos estacionales para una empresa farmacéutica*. [Artículo de investigación de fin de especialidad]. Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente.
- Feraud, K. & Flores, J. (2019). Impacto de las importaciones en la industria manufacturera a nivel global: Un análisis de datos panel. [Vol. 6 Núm. 1 \(2019\): Revista Vista Económica vol 6 \(Enero-Junio 2019\)](#)
- Durand, R. & Pérez, A. (2019). Innovación de la gestión y éxito competitivo en medianas y grandes empresas del sector manufacturero peruano. *Universidad y Sociedad*, 11(4), 141-153. Recuperado de <http://rus.ucf.edu.cu/index.php/rus>
- Jimenez, A. (2019). Propuesta para la implementación de metodología s&op en una compañía comercializadora de materias primas para elaboración de bebidas.
- Molano, L. (2018). Metodología para la implementación de un modelo cpfr en una empresa comercializadora de productos de consumo masivo con sus clientes comerciales de canales modernos.
- Chamorro, J., Díaz, J., Fuentes, D. & Lovo, H. (2018). Política de inventarios máximos y mínimos en cadenas suministro multinivel. Caso de estudio. [Vol. 31, N°. 2, 2018](#), págs. 144-156.
- Ambrose, S., Matthews, L. & Rutherford, B. (2018). Cross-functional teams and social identity theory: A study of sales and operations planning (S&OP). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.07.052>
- Niño, J. (2018). Propuesta para la implementación de un método de pronóstico de la demanda del material de embalaje en una empresa distribuidora de dispositivos médicos. [Artículo de investigación].

González, A. (2020). Un modelo de gestión de inventarios basado en estrategia competitiva. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 28(1), 133-142. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-33052020000100133>

Santa, R. & Correa, C. (2017). Previsión de demanda intermitente con métodos de series de tiempo y redes neuronales artificiales: Estudio de caso. DOI: [10.15446/dyna.v84n203.63141](http://dx.doi.org/10.15446/dyna.v84n203.63141)

Galvis, J. T. (2017). Planeación de la demanda en la industria retail. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10654/17120>.

Angelo, S., Arruda, E. & Goldwasser, R. (2017). DEMAND FORECAST AND OPTIMAL PLANNING OF INTENSIVE CARE UNIT (ICU) CAPACITY. <https://doi.org/10.1590/0101-7438.2017.037.02.0229>.

Perez, I., Cifuentes, A., Vasquez, C. & Ocampo, D. (2013). Un modelo de gestión de inventarios para una empresa de productos alimenticios. *Ing. Ind.* vol.34 no.2 La Habana mayo-ago. 2013.

Libros

Jacobs & Chase (2018). *Operations and Supply Chain Management*. (15th. ed.) USA: Mc. Graw Hill Education

Krajewski, Malhotra & Ritzman (2018). *Operations Management. Processes and Supply Chains*. (11th. ed.) USA: Pearson Education

López, P (2016). *Herramientas para la mejora de la calidad. Métodos para la mejora continua y la solución de problemas*. (1a ed.) Madrid, España. Fundación Confemetal.

Méndez G., Germán A. & López, E. (2014). Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. *Tecnura*, 18(40), 89-102

Macias, R; León, A. & Limón, C. (2019). Análisis de la cadena de suministro por clasificación ABC. *Revista Academia & Negocios*. 4(2), 83-94.

Schroeder & Meyer (2017). *Operations Management in the Supply Chain. Decisions and cases*. (7th. ed.) USA: Mc. Graw Hill Education

Krajewski, Malhotra & Ritzman (2008). Administración de operaciones. (8va. ed.). USA: Pearson Education.

Tesis

Flores, J. & Laguna, B. (2020). *Propuesta de implementación de un sistema de planificación y control de operaciones para una mype de calzado utilizando inventarios agregados, MRP/CRP y Heijunka.* [Tesis de bachiller]. Pontificia Universidad Católica del Perú.

Párraga, J. (2011). Investigación, análisis y propuestas de políticas de planeamiento y control de inventarios para el sector comercial de productos siderúrgicos. Tesis para optar el Título de Ingeniero Industrial, que presenta el bachiller.

