



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**REDISEÑO DEL PROCESO DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA PARA
PRODUCTOS TERMINADOS EN UNA EMPRESA CHOCOLATERA**

PROYECTO DE GRADO PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN INGENIERÍA
DE NEGOCIOS CON TECNOLOGÍAS DE INFORMACIÓN

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL

JAVIERA FERNANDA PARRA NAVARRO

PROFESORA GUÍA:
ROCÍO RUIZ MORENO

PROFESOR CO-GUÍA:
FELIPE VERA CID

COMISIÓN:
CINTHYA VERGARA SILVA

SANTIAGO DE CHILE
2022

Resumen Ejecutivo

Moulie es una empresa dedicada a la producción y venta de chocolatería fina artesanal dentro del mercado de chocolates gourmet. Su propuesta de valor se basa en entregar productos innovadores respetando la fabricación artesanal del chocolate y la presentación impecable del mismo. Una de las actividades claves de la empresa corresponde a la venta de sus productos, la cual se realiza de forma directa a través de sus 11 tiendas presenciales y también a clientes corporativos.

En la actualidad, se observa que la empresa no logra satisfacer correctamente la demanda de sus clientes, lo cual se evidencia a través de quiebres de stock y sobre-stock de productos en tiendas. Más aún, se detectó que en noviembre y diciembre de 2021, cada tienda tuvo en promedio el 31,9% y 32,3% de sus productos de línea agotados diariamente, provocando ventas perdidas a nivel empresa que corresponden al 16% y 6% de la venta total de cada mes.

Tras el análisis del problema, se detecta que la estimación de demanda es imprecisa y carente de un modelo robusto. A raíz de lo anterior, el objetivo general del proyecto de tesis es “Rediseñar el proceso de estimación de demanda de productos terminados, a nivel de SKU y para los diferentes puntos de ventas (tiendas), con el fin mejorar y robustecer el método de pronóstico y la gestión de la reposición de productos al cliente-tienda”.

Para lograr el objetivo, se utiliza la metodología de Ingeniería de Negocios propuesta por Oscar Barros junto con CRISP-DM para el trabajo de minería de datos y el modelo de Kotter para la gestión del cambio. El rediseño logra estimar la demanda de productos en 7 tiendas de la Región Metropolitana utilizando modelos de series de tiempo y midiendo el desempeño a través de 3 métricas, además se genera un prototipo de aplicación web que permite automatizar la generación y análisis de los pronósticos, entregando robustez al proceso, anticipación a la demanda y mejora en la coordinación de toda la cadena de suministro. Por otra parte, mejora las prácticas de trabajo disminuyendo las tareas manuales.

Se concluye que el proyecto podría ser implementado en un plazo de 9 meses y con una inversión inicial estimada en \$24.881.521. Al evaluar económicamente la propuesta, se obtiene una TIR de 36% y un VAN \$20.623.139 por lo que el proyecto es rentable para la empresa.

*A Isabella y Luna,
que me cuidan desde el cielo y a quienes extraño cada día.*

Agradecimientos

Que emoción se siente estar finalmente culminando una gran etapa, miro hacia atrás y aún recuerdo a esa Javiera que recién ingresaba a la universidad, intrigada, ansiosa y un poco dudosa de si misma, y me veo hoy, escribiendo estos agradecimientos y feliz de lo que he logrado, de todos los aprendizajes, lindos momentos y personas con las cuales he compartido este camino.

Por lo mismo, quiero comenzar agradeciendo a mi familia. A mi mamá, Carmen, por jugársela por mi desde el primer día, por luchar y trabajar por darme lo mejor, por entregarme educación y valores y por instarme a ser mejor. Este logro lo comparto contigo y aunque no lo diga seguido, valoro, aprecio y agradezco tus esfuerzos diarios por nuestra pequeña familia. A mi abuelita Eliana y mi tata Hugo, por ser un apoyo fundamental para mi y mi mamá, por cuidarme, regalónearme y estar presente en cada momento de mi vida, espero la vida me dé el tiempo suficiente para poder retribuirles todo lo que han hecho por mi durante tantos años. A mi tío Tuto, Johanna, Fernanda y Sofía, por su apoyo, por estar presentes y por las risas en cada junta familiar.

Agradecer también a mi familia perruna, Isabella, Pelusa, Rodrigo, Pepa, Luna, Florencia, Gaspar, Lukas y Puntito, por todos los languetazos de amor y años juntos, por enseñarme el amor más puro y desinteresado que existe, por cada siesta, juego, risa y momentos lindos vividos. A mi Isabella por desvelarse conmigo estudiando desde que tengo 11 años y a Rodrigo por la hermosa conexión que tenemos. Desería que todos pudiesen ser eternos, pero agradezco siempre el pedacito de vida que compartimos juntos y lo atesoro en mi corazón.

Agradecer a Felipe, mi pololo, gracias por ser un tremendo partner y apoyo fundamental en mi vida y proceso de tesis. Por escuchar activamente toodo mi trabajo, por barajar ideas juntos, ayudarme a concretar las ideas y celebrar mis logros como si fueran tuyos. Por alentarme y confiar en mí cuando tengo días difíciles y por compartir el amor que nos tenemos.

Agradecer también a las personas que he tenido la fortuna conocer a lo largo de mi vida. A mi gran amiga del colegio, Francisca, que desde los 14 años hemos crecido y aprendido juntas, gracias por tu cariño y apoyo siempre, estoy feliz de que cumplas tus metas y sueños. Gracias a mi amiga Rubí, que la universidad supo colocar en mi camino, gracias por tu preocupación y cariño, por tener siempre el mejor consejo, por creer en mí y por cada junta donde

arreglamos el mundo. Gracias a mi amigo Titan, que a pesar de que nos vemos poquito, el cariño sigue siempre ahí.

Gracias también a los compañeros y amigos que conocí a penas entré a plan común: Enzo, mi primer amigo de la U. A Max, Pao, Benja, Matías, Conchi, Alan, Paty, Cami, Nicolini, que a pesar que no nos veamos o hablemos seguido, guardo lindos recuerdos de nuestras juntas y almuerzos en la U. Gracias a los amigos que conocí en el DII, Fele, Jose B y Nico Fredes, quién también fue un tremendo compañero durante el MBE; y también a todos los tutores con los cuales tuve la suerte de coincidir y trabajar juntos es de las mejoras cosas que me pasaron en la U y los recuerdo siempre como mi familia tutora.

Gracias a Paula Cabrera, por ser una excelente profesora y una guía cada vez que la he necesitado. A Lili, Gaby, Moni y todas las personas que hacen del DII un lugar cálido y de confianza.

A mi profesora guía Rocío, que fue un apoyo muy importante durante todo el proceso de tesis, por dedicar tiempo a este proyecto y por creer en mi. Gracias también a todos aquellos profesores y profesoras del MBE y de la carrera de Ingeniería Industrial que me enseñaron y ayudaron a ser la profesional que soy hoy.

Muchas gracias a Moulie que hizo posible este trabajo de tesis, gracias especialmente a Cote y Pablo, que hicieron que todo mi proceso fuese mucho más divertido.

Finalmente agradecerme a mi, por creer en mi, por no dejarme caer cuando me saqué un rojo, me eché un ramo o tuve alguna dificultad, por persistir y sacar la voz en esta carrera muchas veces catalogada “de hombres” y por abrir – junto a muchas – el camino para que más mujeres se aventuren en la ingeniería.

Por último, y como dijo Bad Bunny, gracias a todo el que creyó en mi, desde el primer día <3.

Tabla de Contenido

1. INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO	1
1.1. ANTECEDENTES DE LA INDUSTRIA	1
1.1.1. El Mercado del chocolate en Chile	1
1.2. DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA EMPRESA	1
1.2.1. Moulie Chocolaterie	1
1.2.2. Clientes	2
1.2.3. Líneas de productos	2
1.2.4. Competidores	2
1.3. ACERCA DEL PROBLEMA Y SU JUSTIFICACIÓN	3
1.3.1. Problema	3
1.3.1.1. Efectos	4
1.3.1.2. Causas	5
1.4. OBJETIVOS Y RESULTADOS ESPERADOS DEL PROYECTO	6
1.4.1. Objetivo general	6
1.4.2. Objetivos específicos	6
1.4.3. Resultados Esperados	6
1.5. ALCANCE	7
1.6. RIESGOS POTENCIALES	7
2. MARCO TEÓRICO	9
2.1. METODOLOGÍA PARA EL REDISEÑO DE PROCESOS	9
2.1.1. Metodología Ingeniería de Negocios	9
2.1.2. Clasificación de procesos APQC	10
2.1.3. CRISP-DM	10
2.1.4. Modelo de Kotter	11
2.2. MARCO TEÓRICO PARA LA LÓGICA DE NEGOCIOS	12
2.2.1. Modelos de Pronóstico de Demanda	12
2.2.1.1. Modelo Promedio	13
2.2.1.2. Modelo Naive	13
2.2.1.3. Modelo Seasonal Naive	13
2.2.1.4. Modelos ARIMA (AutoRegresive Integrated Moving Average)	13
2.2.1.5. Modelo Regresión Armónica	14

2.2.1.6.	Modelo TBATS	14
2.2.2.	Errores de pronóstico	15
2.2.2.1.	RMSE: Raíz del error cuadrático medio	15
2.2.3.	Porcentaje de sesgo	15
2.2.4.	Coeficiente de correlación de Pearson	16
2.2.5.	Imputación de datos perdidos	16
3.	PLANTEAMIENTO ESTRATÉGICO Y ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL	17
3.1.	POSICIONAMIENTO ESTRATÉGICO	17
3.2.	MODELO DE NEGOCIOS	18
3.2.1.	Segmento de clientes	18
3.2.2.	Propuesta de valor	19
3.2.3.	Canales	19
3.2.4.	Relación con clientes	19
3.2.5.	Actividades clave	20
3.3.	DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL	20
3.3.1.	Problema / Oportunidad identificada	20
3.3.2.	Arquitectura de Procesos AS-IS	22
3.3.3.	Modelamiento Detallado de Procesos AS IS (BPMN)	23
3.4.	CUANTIFICACIÓN DEL PROBLEMA U OPORTUNIDAD	26
3.4.1.	Ventas históricas	26
3.4.2.	Quiebres de stock	27
3.4.3.	Traspaso de stock entre tiendas	30
4.	PROPUESTA DE DISEÑO DE PROCESOS	31
4.1.	DIRECCIONES DE CAMBIO Y ALCANCE	31
4.1.1.	Anticipación	31
4.1.2.	Coordinación	31
4.1.3.	Prácticas de trabajo	31
4.2.	PROPUESTA DE SOLUCIÓN	32
4.2.1.	Arquitectura de Procesos TO-BE	32
4.2.2.	Modelamiento Detallado de Procesos TO BE (BPMN)	32
4.2.2.1.	Proceso de Estimación de Demanda	34
4.2.2.2.	Proceso Medición capacidad predictiva	35
4.2.3.	Diseño de Lógica de Negocios	35
4.2.3.1.	Unificar y seleccionar datos	36
4.2.3.2.	Selección productos a pronosticar	36
4.2.3.3.	Generación de modelos de pronóstico	37
4.2.3.4.	Medición de la capacidad predictiva	38
4.3.	RESULTADOS OBTENIDOS	38
4.3.1.	Selección de productos	38

4.3.2.	Resultados de modelos de pronóstico	38
4.3.3.	Resultados del rediseño en comparación con el modelo actual	40
5.	PROPUESTA DE APOYO TECNOLÓGICO	41
5.1.	Especificación de requerimientos	41
5.1.1.	Requerimientos funcionales	41
5.1.2.	Requerimientos no funcionales	42
5.2.	ARQUITECTURA TECNOLÓGICA	42
5.3.	PROTOTIPO FUNCIONAL DESARROLLADO	43
6.	PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN	47
6.1.	Crear sentido de urgencia	47
6.2.	Crear una coalición	48
6.3.	Crear una visión clara	49
6.4.	Comunicar la visión	49
6.5.	Eliminar los obstáculos	50
6.6.	Asegurar victorias a corto plazo	50
6.7.	Consolidar las ganancias y generar más cambios	51
6.8.	Arraigar los nuevos enfoques en la cultura	52
7.	EVALUACIÓN DEL PROYECTO	53
7.1.	EVALUACIÓN TÉCNICA	53
7.2.	EVALUACIÓN ECONÓMICA	54
7.2.1.	Beneficios	54
7.2.1.1.	Ahorro de horas hombre (HH)	54
7.2.1.2.	Aumento de ventas por mayor precisión de pronósticos	55
7.2.2.	Costos	55
7.2.2.1.	Sueldos	55
7.2.2.2.	Equipo informático y Licencias	56
7.2.2.3.	Costos por aumento de ventas	56
7.2.3.	Flujo de Caja	56
7.2.4.	Análisis de Sensibilidad	57
8.	CONCLUSIONES	59
8.1.	Conclusiones	59
8.2.	Limitaciones y trabajo futuro	61
	Bibliografía	61
	Anexos	63

Índice de Figuras

1.1.	Árbol causa-efecto	4
3.1.	Posicionamiento estratégico Moulie	18
3.2.	Procesos operacionales de Moulie con framework APQC.	22
3.3.	Categoría 4.0 Entrega de productos Moulie.	23
3.4.	BPMN Proceso Planificación de reposición de productos a tiendas.	24
3.5.	BPMN Proceso Estimación de demanda.	25
3.6.	Ventas históricas 2016 a 2020	26
3.7.	Descomposición ventas históricas según componente estacional (rojo), tendencia (verde) y estocástica (azul).	27
3.8.	Porcentaje promedio de productos sin stock según tienda y mes.	28
3.9.	Estimación ventas perdidas.	29
3.10.	Comparación venta real y perdida.	29
3.11.	Productos terminados traspasados vs vendidos Mar-Nov 2021	30
4.1.	Modelamiento de proceso TO BE: Estimación de demanda	33
4.2.	Comparación de indicadores para modelo AS IS vs TO BE	39
4.3.	Forecast Accuracy para modelo AS IS vs TO BE	40
5.1.	Arquitectura tecnológica para prototipo funcional de Estimación de demanda	43
5.2.	Panel 1 Prototipo funcional.	44
5.3.	Panel 2 Prototipo funcional.	45
5.4.	Panel 3 Prototipo funcional.	46
5.5.	Panel 4 Prototipo funcional.	46
7.1.	Encuesta de usabilidad aplicada a Jefe de Planificación	53
7.2.	Flujo de caja del proyecto en escenario conservador	57
7.3.	Análisis de sensibilidad VAN y TIR	58

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO

1.1. ANTECEDENTES DE LA INDUSTRIA

1.1.1. El Mercado del chocolate en Chile

Chile es el país de Latinoamérica que más chocolate consume por persona, con un promedio de 2.1 kg per cápita al año, seguido por Brasil que consume 1.3 kg por persona. Este consumo se traduce, a nivel nacional, en un gasto anual per cápita de 33 USD (ICEX, 2020)

La importación y venta de chocolate en Chile posee una tendencia creciente en valor y volumen. Solo en 2019, Chile importó más de 87 millones de dólares en chocolate, lo que significa aproximadamente 18500 toneladas. Además, las importaciones de cacao en polvo, pasta y manteca de cacao alcanzaron los 53.5 millones de dolares en 2019 (ICEX, 2020).

El mercado del chocolate en Chile ha sido influenciado por tendencias globales como el éxito del chocolate negro y el chocolate extra fino, la diversidad, sofisticación y alta calidad, además de productos con aplicaciones e ingredientes específicos (MIFIC, 2014). Este mercado se subdivide en dos tipos: **chocolates de consumo masivo**, tales como Nestlé, Ambrosoli, Costa o Ferrero Rocher, los cuales se encuentran principalmente en góndolas de supermercados y canales mayoristas; y **chocolate fino gourmet**, donde destacan marcas como Moulie, La Fete, Varsoviene y Bozzo. En Anexos A.1 se observa una tabla que muestra cifras relevantes sobre la industria del chocolate en Chile en 2019.

1.2. DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA EMPRESA

1.2.1. Moulie Chocolaterie

Moulie es una empresa dedicada a la producción y venta de chocolatería fina artesanal, fundada en 2013. A Julio de 2022, poseen 11 tiendas: 8 de ellas en Santiago y 3 en regiones. Sumado a esto, la empresa tiene presencia en el mundo online mediante su e-commerce, lo

cual ha posicionado fuertemente a la marca en tiempos de pandemia.

La **misión** de Moulie busca *"Fusionar el oficio y la tradición de los chocolates fabricados artesanalmente con la innovación y tendencias del mundo actual. Privilegiando la calidad antes que la cantidad, valorando lo hecho a mano, uno a uno y buscando la perfección absoluta en sabor, calidad y diseño. Desde esta visión queremos potenciar y dar a conocer nuestra marca, como un lugar único, acogedor donde todo es delicado y especial"*. Mientras que la **visión** no se encuentra definida por la empresa.

Respecto a sus ingresos, la empresa posee una venta anual promedio de 3.4 mil millones de pesos aproximadamente¹, considerando la venta de los últimos 3 años.

1.2.2. Clientes

Los clientes de Moulie se pueden clasificar en clientes B2B y B2C. Los **clientes B2B** o **Clientes-empresa** de Moulie corresponden principalmente a empresas del rubro de la banquetería y hotelería, comercialización, actividades bancarias, aseguradoras, retailers, entre otros, donde el principal motivo de la compra corresponde a regalos corporativos o a comercialización de productos de Moulie junto a la entrega de otros productos o servicios. Por otra parte, los **clientes B2C** son aquellos consumidores finales que compran productos directamente en tienda física y/o internet. Las principales motivaciones de estos clientes para comprar corresponden a consumo personal o regalos para terceros. En la sección 3.2 se describe y cuantifica en mayor detalle cada segmento.

1.2.3. Líneas de productos

Las líneas de productos de Moulie se pueden clasificar en 4 grandes categorías: *Calugas, Chocolat, Dessert y Estacional*, las cuales a su vez, se dividen en subcategorías detalladas en A.2. Dentro de cada categoría también se encuentran productos con aplicaciones específicas de acuerdo a las necesidades de los clientes, como por ejemplo productos sin leche, sin frutos secos, sin azúcar y veganos.

1.2.4. Competidores

Los competidores de Moulie corresponden a aquellas empresas que se dedican a la elaboración y venta de chocolates. Según la actividad económica de las empresas registradas en el Servicio de Impuestos Internos (SII) en el año 2020, existen 584 empresas cuya actividad corresponde a *"Elaboración de cacao, chocolate y de productos de confitería"* (SII, 2021), tal como se desglosa en el Anexo A.3. Adicionalmente, en A.4 se observa la cantidad de empresas y monto de ventas en UF según cada tramo declarado por SII.

¹ Según información proporcionada por la empresa.

Respecto al posicionamiento de la empresa en el mercado, cabe destacar que Moulie corresponde al rubro de chocolatería fina. Al respecto, la organización declara que se encuentra posicionada en el tercer lugar del mercado, antecedida por La Fete y Varsoviene en el primer y segundo lugar respectivamente.

1.3. ACERCA DEL PROBLEMA Y SU JUSTIFICACIÓN

El trabajo de tesis se desarrolla en el área de Organización y Métodos de la empresa, dependiente de la Gerencia de Administración y Finanzas. Mientras que el problema a abordar recae en el área de Planificación dependiente de la Gerencia de Operaciones, tal como se observa en el organigrama del Anexo B.1.

El área de Organización y Métodos tiene como objetivo levantar y definir los procesos de negocio de cada una de las áreas de la empresa e identificar también la interacción entre procesos de distintas áreas. Dentro de las funciones del área se encuentra la revisión y mejora de los procesos existentes con el fin de optimizar tiempos, evitar errores y mejorar la calidad de la información. Por otra parte, el área de Planificación se encarga de estimar la demanda de productos, planificar compra de ciertos insumos de producción y planificar y gestionar la reposición de stock de productos a tienda.

A nivel general, el flujo operativo de Moulie (detallado en B.2) consiste, en primer lugar, en la compra de materia prima e insumos necesarios que son utilizados por la fábrica para crear los productos de la empresa. La fábrica, ubicada en la comuna de Recoleta, se encarga de producir, envasar y empaquetar los productos, los cuales son almacenados por el área de Bodega, donde posteriormente el área abastece a las tiendas con productos para la venta. Una vez despachados los productos a tienda, se realiza la atención al cliente y la venta de productos y, en caso de requerirlo, se otorga servicio de post-venta para atender consultas, sugerencias y reclamos por parte de los clientes.

1.3.1. Problema

En la actualidad, se ha observado el problema de que **la empresa no logra satisfacer la demanda de sus clientes** referente a los productos ofrecidos en tienda, evidenciado a través de quiebres de stock, donde los clientes no logran comprar el producto deseado y por otra parte, a través de sobre-stock de productos en algunas tiendas. Para entender el problema, se analizan las causas y efectos a través de la herramienta “Árbol causa-efecto” presentada en la Figura 1.1.

1.3.1.2. Causas

Analizando las causas, se detectan en primera instancia dos grandes hipótesis de la existencia del problema, las cuales se revisan en mayor profundidad para llegar a la causa raíz.

▪ **Hipótesis 1:** Estimación de demanda imprecisa

La primera hipótesis presentada en la rama izquierda del árbol causa-efecto se refiere a la estimación de demanda donde se detecta que actualmente la estimación es imprecisa y no existe un proceso formal y estándar para realizar el pronóstico. No se utilizan modelos de estimación robustos, sino que se utiliza un promedio simple de la venta de semanas anteriores, basándose también en criterio experto. Esto a su vez es generado por otras 3 causas: ausencia de diagnóstico sobre el desempeño del proceso, dificultad a nivel empresarial para trabajar con grandes volúmenes de datos y análisis manual de datos lo cual requiere tiempo. Indagando en causas raíces, esto se puede deber al crecimiento acelerado e inorgánico de la organización, dado que tras la apertura del e-commerce la empresa tuvo un aumento de demanda que no fue acompañado de áreas, equipos y procesos que soporten dicho crecimiento. Por otra parte, se trabaja bajo una gestión reactiva donde se le ha dado prioridad a otros problemas más urgentes.

▪ **Hipótesis 2:** Área de logística no logra abastecer tiendas con los productos necesarios

La segunda hipótesis hace referencia a un problema en la cadena de suministro, particularmente en el despacho de productos desde fábrica (bodega) a cada tienda donde puede que el área de Logística no logre abastecer a la tienda con los productos que ésta necesita, lo cual se puede explicar por:

- Planificación de productos a despachar no es certera, es decir, el mix de productos definidos para cada tienda no es suficiente, lo cual al igual que en la hipótesis 1 radica en el análisis manual de datos.
- Productos no se encuentran en bodega al momento de armar el despacho. Esto último radica en que si bien, se tiene una planificación de qué productos despachar, cuando se arma el despacho, los productos no se encuentran en bodega por un problema de inventario.

Para el trabajo de tesis se abordará la primera causa. Se decide no trabajar con la hipótesis 2 dado que, por una parte, el área de Logística se encuentra en articulación, con incorporación de nuevos trabajadores y definición de procesos, mientras que por otra parte, se observa que en la actualidad el área de Logística no posee autonomía propia respecto a sus actividades, sino que es el Área de Planificación quién se encarga de entregar los lineamientos al Área de Logística, actuando este último como mero ejecutor. También, se considera que el proceso de estimación de demanda genera un resultado que sirve como input para el área de Logística, por lo tanto, desde una mirada estratégica, poder estimar la demanda genera que otros procesos de la cadena de suministro se puedan organizar correctamente.

La problemática resulta relevante a nivel de negocio ya que, dada la insatisfacción de la demanda, la empresa no logra dar cumplimiento a su propuesta de valor ni puede diferenciarse estretatégicamente de su competencia. Adicionalmente, la empresa pierde ganancia bruta por cada venta no satisfecha, lo cual limita la captura de una mayor cuota de mercado.

1.4. OBJETIVOS Y RESULTADOS ESPERADOS DEL PROYECTO

Dada la relevancia del proceso, se definen los siguientes objetivos y resultados esperados del proyecto:

1.4.1. Objetivo general

Rediseñar el proceso de estimación de demanda de productos terminados, a nivel de SKU y para los diferentes puntos de ventas (tiendas), con el fin mejorar y robustecer el método de pronóstico y la gestión de la reposición de productos al cliente-tienda de una empresa chocolatera.

1.4.2. Objetivos específicos

- Identificar y analizar los procesos relacionados con la estimación de demanda, como lo es el proceso de planificación de reposición de productos.
- Estimar la demanda para los productos seleccionados utilizando modelos de series de tiempo.
- Rediseñar el proceso de estimación de demanda.
- Desplegar resultados de la estimación en una plataforma de visualización para apoyar la toma de decisiones y facilitar la observación de los datos.
- Elaborar plan de implementación y planificar la gestión del cambio asociada al proyecto para obtener una guía que permita implantar el proyecto en la empresa.
- Realizar una evaluación económica del proyecto para analizar la viabilidad del proyecto.

1.4.3. Resultados Esperados

- Levantamiento y mapeo de procesos relacionados a la estimación de demanda utilizando notación BPMN.
- Modelos de estimación de demanda.
- Rediseño del proceso con sus respectivos actores y tareas.

- Prototipo de plataforma de visualización que muestre la estimación de demanda.
- Plan de implementación del proyecto que considere la gestión del cambio y conocimiento al interior de la organización.
- Evaluación económica del proyecto que permita identificar y cuantificar el aporte de valor del proyecto para la empresa con el objetivo de facilitar la toma de decisión de inversión.

1.5. ALCANCE

El proyecto se realiza en el área Organización y Métodos de la organización. Los alcances del proyecto se enmarcan en:

- Se estimará la demanda para las 7 tiendas presenciales actualmente operativas en la Región Metropolitana.
- Se utilizarán datos de ventas históricas desde el año 2016 hasta 2021, considerando solo los productos actualmente activos para los cuales se tenga una serie de tiempo representativa que será estudiada durante el proyecto.
- No se consideran los productos estacionales o recientemente lanzados ni productos que se venden por otro canal que no sea tienda presencial.
- Se busca que los modelos desarrollados sean un apoyo al proceso que gestionará el Área de planificación, ayudando en la toma de decisiones informada y complementando su juicio y experiencia.

1.6. RIESGOS POTENCIALES

Los riesgos potenciales referentes al proyecto son:

- **Data incompleta o errónea:** Dado que la estimación de demanda se realizará utilizando ventas históricas, es posible que la información proporcionada esté incompleta o posea datos erróneos, lo cual podría producir problemas a futuro respecto a los resultados de los modelos de pronóstico y las conclusiones de éstos. Para mitigar este riesgo, la estrategia será realizar un análisis exploratorio de los datos y un análisis de la calidad de los datos, además se definirán criterios para filtrar aquellos datos que no tengan sentido con la operación del negocio y se contrastarán los resultados del análisis con criterio experto del Jefe de área de Organización y Métodos.
- **Resistencia al cambio:** Existe el riesgo de que la empresa no de continuidad al proyecto dada la comodidad con las prácticas actuales. La estrategia de mitigación en este caso, sería establecer sentido de urgencia del proyecto y realizar acciones de cambio

acompañada de un plan de implementación específico, capacitaciones y documentos de uso de la herramienta.

En la Anexos C se observan los riesgos con su respectiva probabilidad de ocurrencia e impacto.

Capítulo 2

MARCO TEÓRICO

2.1. METODOLOGÍA PARA EL REDISEÑO DE PROCESOS

2.1.1. Metodología Ingeniería de Negocios

Para la investigación y planteamiento del proyecto, se utilizará la Metodología de Ingeniería de Negocios propuesta por Oscar Barros (Barros, 2015), la cual permite analizar organizaciones desde su estrategia y modelo de negocio hasta sus procesos, incorporando también las tecnologías de información como herramienta habilitante.

En la figura D.1 se observa la ontología del modelo, la cual se explica a continuación.

- **Planteamiento estratégico:** El posicionamiento estratégico de una organización refleja la elección de la empresa sobre qué tipo de valor creará para sus clientes y cómo ese valor será diferente al que entregan los competidores. Para realizar el análisis del posicionamiento, se utiliza el Modelo Delta de Hax (Hax, 2010), el cual establece 3 principales opciones para posicionarse estratégicamente: *Mejor Producto por bajo costo o diferenciación*, *Solución Integral para el cliente* y *Lock-in sistémico*.
- **Definición Modelo de Negocios:** El modelo de negocio se encarga de materializar el planteamiento estratégico. Para ello se utilizará la herramienta planteada por Osterwalder (Osterwalder and Pigneur, 2010), la cual describe las bases sobre las cuales una empresa crea, proporciona y capta valor, a través de 9 módulos principales.
- **Diseño Arquitectura de Procesos:** Para el diseño de la Arquitectura de procesos se utilizará el framework APQC (APQC, 2019b) detallado más adelante. Esta arquitectura permite instanciar los procesos de alto nivel de la organización, hasta llegar a un nivel operativo de procesos.
- **Diseño Detallado de Procesos:** A partir de la arquitectura diseñada en la fase anterior, se instancian y diseñan los procesos a un nivel operativo. Para esto, se utilizará la

metodología BPMN: *Business Process Model and Notation* (Object Management Group, 2011), la cual permite diagramar flujos de procesos con sus respectivos actores y actividades.

- **Diseño Aplicación apoyo TI:** Soportado por el rediseño y la lógica de negocios vista en las etapas anteriores, en esta etapa se define la tecnología de apoyo para mejorar e integrar los procesos propuestos. Para esta etapa se utilizará la metodología CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) detallada más adelante.
- **Construcción e implementación:** En esta etapa se construye e implementa el apoyo TI. También se incorpora la lógica de gestión del cambio asociada para lo cual se utilizará la metodología de 8 pasos de John Kotter detallada en 2.1.4

2.1.2. Clasificación de procesos APQC

El marco de clasificación de procesos multi-industria, *Process Classification Framework (PCF)* en inglés, es una taxonomía de procesos de negocios con la intención de permitir una comparación objetiva del desempeño de la organización. El PCF fue desarrollado por APQC y sus empresas miembros como un estándar abierto para facilitar la mejora a través de la gestión de procesos y puntos de referencia sin importar la industria, tamaño o ubicación.

El PCF organiza los procesos de operación y dirección en 13 categorías de nivel empresarial, las cuales se observan en Anexos D.2. Se distinguen 6 procesos *Operacionales* y 7 procesos de *Gestión y Soporte* (APQC, 2019b).

2.1.3. CRISP-DM

CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) es una metodología creada en el año 2000 por el grupo de empresas SPSS, NCR y Daimler Chrysler con el objetivo de orientar trabajos de minería de datos. La metodología se describe en términos de un modelo jerárquico de procesos, que consta de tareas descritas en 4 niveles, de lo general a lo específico: fase, tarea genérica, tarea especializada e instancia de proceso (Chapman et al., 2000).

CRISP-DM establece 6 fases descritas a continuación:

- **Comprensión del negocio:** Esta primera fase se enfoca en entender los objetivos y requisitos del proyecto desde una perspectiva de negocio.
- **Comprensión de los datos:** La fase inicia con una colección inicial de datos y procede con actividades que ayuden a familiarizarse con la data, para identificar insights y/o información relevante para formular hipótesis.

- **Preparación de los datos:** En esta etapa se construye el conjunto final de datos a partir de los datos iniciales. Las tareas incluyen el registro y selección de tablas y atributos, limpieza de los datos, construcción de nuevos atributos y transformación de datos para realizar posteriormente el modelamiento.
- **Modelamiento:** Se seleccionan y aplican diversas técnicas de modelado, ajustando etiquetas o parámetros para lograr un modelo que cumpla con los objetivos planteados.
- **Evaluación:** En esta etapa del proyecto ya se ha creado un modelo con una alta calidad desde la perspectiva del análisis de datos. Antes de proceder con la implementación del modelo, es importante evaluar y revisar los pasos ejecutados para asegurarse de que éstos logran cumplir correctamente los objetivos planteados.
- **Despliegue o Implementación:** En esta fase se muestran los resultados con interés de negocio, buscando aportar a las áreas de interés para que logren tomar decisiones informadas.

A su vez, cada una de las fases contiene tareas, resultados esperados y actividades específicas que permiten completar la fase satisfactoriamente, los cuales se pueden observar en Anexos D.3.

Para realizar la elección de esta metodología se analizaron también otras metodologías para la gestión de proyectos de minería de datos, tales como *KDD*, *SEMMA* y *Catalyst*. Se prefiere utilizar CRISP-DM para el proyecto dado que en comparación con las otras metodologías:

- Posee mayor nivel de detalle en las tareas a realizar en cada fase.
- CRISP-DM propone una planificación para el control futuro y un análisis de cierre del proyecto .
- Incorpora la fase del análisis del negocio y la difusión del nuevo conocimiento, a diferencia de *SEMMA* que no lo considera. En ese sentido, ambas fases mencionadas se alinean también con la metodología propuesta por Oscar Barros en la etapa de Planteamiento estratégico y Gestión del cambio.

2.1.4. Modelo de Kotter

John Kotter¹ propone un modelo de 8 pasos para el cambio (Kotter, 2004), observados en la Figura D.4.

- **Crear sentido de urgencia:** Infundir el sentido de urgencia resulta crucial para lograr la cooperación necesaria (Kotter, 2004). En esta etapa se busca identificar potenciales amenazas sobre el actual problema, examinar oportunidades que podrían ser explotadas e iniciar debates al respecto.

¹ Kotter es catedrático Konosuke Matsushita de Liderazgo en la Escuela de Administración de Harvard, y fundador y director de Kotter Associates en Cambridge, Massachusetts

- **Crear una coalición:** Se trata de generar un grupo dentro de la empresa que comparta la misma visión y apoye el cambio.
- **Crear una visión para el cambio:** Esta etapa busca desarrollar una visión y estrategia para evitar la resistencia al cambio.
- **Comunicar la visión:** Consiste en compartir la visión del cambio a toda la empresa, aplicando la visión en todos los aspectos operativos.
- **Eliminar los obstáculos:** Se trata de eliminar las barreras estructurales que generan resistencia para lograr avanzar con el cambio.
- **Asegurar victorias a corto plazo:** Busca motivar a la empresa a través del éxito y de la obtención de resultados rápidamente para lo cual se crean metas a corto plazo.
- **Consolidar las ganancias y generar más cambios:** Según Kotter, muchos proyectos de cambio fallan porque se declara la victoria muy tempranamente, dado esto, la etapa busca lograr la transformación organizacional.
- **Arraigar los nuevos enfoques en la cultura:** Esta etapa busca que el cambio forme parte del núcleo de la organización con el fin de garantizar el cambio y de seguir potenciándolo.

2.2. MARCO TEÓRICO PARA LA LÓGICA DE NEGOCIOS

2.2.1. Modelos de Pronóstico de Demanda

Un pronóstico es el promedio o la media de los futuros simulados de una serie de tiempo.

Los métodos de pronósticos se pueden clasificar en 3 grupos: cualitativos, de proyección histórica y causales. Respecto a los métodos cualitativos, utilizan el juicio, la intuición, las encuestas técnicas comparativas para generar estimados cuantitativos acerca del futuro. Por el contrario, los métodos de proyección histórica se utilizan cuando existen datos históricos disponibles. Los métodos basados en datos históricos, considerados como los métodos de series de tiempo, consisten en el uso de métodos analíticos, para poder determinar las tendencias y las variaciones estacionales (Juárez et al., 2016). Los métodos de series de tiempo se usan para hacer análisis detallados de los patrones históricos de la demanda a lo largo del tiempo y proyectarlos hacia el futuro. Uno de los supuestos, es que la demanda puede descomponerse en elementos básicos como nivel promedio, tendencia, estacionalidad, ciclo y error (G. Schroeder et al., 2011), tal como se muestra en Anexos D.5.

Para estimar la demanda en el presente proyecto de tesis, se propone utilizar 6 métodos, desde los más simples (promedio, naive y seasonal naive) a los más complejos (ARIMA, regresión armónica y TBATS), los cuales se detallan a continuación.

2.2.1.1. Modelo Promedio

Con el método de estimación del Promedio, también llamado Average, los pronósticos de los valores futuros son iguales al promedio de la data histórica utilizada (Hyndmann and Athanasopoulos, 2018).

Denotando la data histórica como y_1, \dots, y_T , entonces la fórmula de pronóstico es:

$$\hat{y}_{T+h|T} = \bar{y} = (y_1 + \dots + y_T)/T \quad (2.1)$$

siendo T , la cantidad de periodos de la data histórica.

2.2.1.2. Modelo Naive

Un método simple de pronóstico es utilizar la observación más reciente, este modelo se conoce como Naive, cuya fórmula es:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T \quad (2.2)$$

donde $\hat{y}_{T+h|T}$ es el pronóstico en periodo $T + h$ con h el horizonte de pronóstico dado T y y_T corresponde a la observación en el periodo T (Hyndmann and Athanasopoulos, 2018)

2.2.1.3. Modelo Seasonal Naive

Un método similar al anterior es Seasonal Naive, el cual es útil para datos altamente estacionales. En este caso, se establece que cada pronóstico es igual al último valor observado de la misma temporada (por ejemplo, el mismo mes del año anterior). Formalmente, el pronóstico para el periodo $T + h$ corresponde a:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_{T+h-m(k+1)} \quad (2.3)$$

donde $m =$ periodo estacional y k es la parte entera de $(h - 1)$, es decir, el número de años completos en el periodo de pronóstico antes del tiempo $T + h$.

2.2.1.4. Modelos ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)

Los modelos ARIMA permiten describir un valor como una función lineal de datos anteriores y errores debidos al azar, además, pueden incluir un componente cíclico o estacional.

ARIMA se puede dividir en dos partes: como un modelo autoregresivo (AR) y un modelo de promedio móviles (MA), con los dos anteriores se tiene un modelo ARMA que funciona con data estacionaria.

Para obtener un modelo ARIMA, se necesita la i , de integridad (contrario de diferenciar), en la cual para poder diferenciar la serie se requiere obtener las d veces para convertir la serie original en estacionaria, abajo se muestra la formula general de un modelo ARIMA(p, d, q) (Urrutia, 2020).

$$\Delta^d y_t = \phi_1 \Delta^d y_{t-1} \dots \phi_p \Delta^d y_{t-p} + \epsilon_t + \Theta_1 \epsilon_{t-1} + \Theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \Theta_q \epsilon_{t-q} \quad (2.4)$$

donde p = orden de la parte autoregresiva, d = grado de primera diferenciación involucrada y q = orden de la parte de media móvil. Estos tres parámetros deben ser estimados considerando la serie de tiempo que se ingresará al modelo (Hyndmann and Athanasopoulos, 2018).

2.2.1.5. Modelo Regresión Armónica

El modelo de Regresión Armónica es un método complejo que suele ser útil para trabajar con periodos estacionales largos. En este caso, resulta relevante ya que el proyecto de tesis busca realizar pronósticos en un horizonte de tiempo semanal, lo cual considera una frecuencia de 52 semanas al año.

El enfoque de Regresión Armónica modela el patrón estacional utilizando términos de Fourier con dinámicas de series de tiempo a corto plazo manejadas por un error ARIMA.

La fórmula del pronóstico es:

$$\hat{y}_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^K [\alpha_k s_k(t) + \gamma_k c_k(t)] + e_t \quad (2.5)$$

donde m = periodo estacional, α_k y γ_k son los coeficientes de la regresión, $s_k(t)$ y $c_k(t)$ son los términos de Fourier y e_t corresponde al error que es modelado como un proceso ARIMA no estacional (Hyndmann and Athanasopoulos, 2018).

2.2.1.6. Modelo TBATS

El modelo TBATS combina varios componentes de los métodos mencionados anteriormente: incluye términos trigonométricos para la estacionalidad, transformaciones para la heterogeneidad de la serie de tiempo, errores ARMA como una regresión dinámica y términos de tendencia. Este modelo es útil para datos con grandes periodos estacionales y múltiples estaciones, donde se automatiza la elección de cada parámetro (Hyndmann and Athanasopoulos, 2018).

2.2.2. Errores de pronóstico

Resulta relevante estimar el error de los pronósticos por varios motivos (G. Schroeder et al., 2011):

- Para vigilar las observaciones erráticas de la demanda o los outliers, los cuales deben evaluarse cuidadosamente.
- Para determinar el momento en el que el método de pronóstico ya no le da un seguimiento a la demanda real y, por lo tanto, debe configurarse nuevamente.
- Para establecer los valores de los parámetros que proporcionan el pronóstico con el menor error.

Dado lo anterior, existen diversas métricas para evaluar el desempeño de los modelos, algunas miden el error del pronóstico en términos de unidades, tales como el MAD, MSE y RMSE, y otras entregan el error en términos porcentuales, como el MAPE. Particularmente, para series de tiempo de bajo volumen, se suelen utilizar métricas que miden el error en unidades, ya que las métricas porcentuales se indefinen cuando la observación $y_t = 0$ para cualquier t en el periodo de interés (Hyndman and Koehler, 2005), por ende, es imposible usar dichas métricas en series de bajo volumen donde las ocurrencias de valores nulos son frecuentes.

2.2.2.1. RMSE: Raíz del error cuadrático medio

Para medir el desempeño de los modelos explicados anteriormente se utilizará la **raíz del error cuadrático medio (RMSE)**, esta métrica se define como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}} \quad (2.6)$$

donde e_t corresponde al error, es decir, la diferencia entre el valor predicho y el valor real para el periodo t con $t = 1..n$ (Chai and Draxler, 2014). En general, modelos con menor RMSE poseen menor error y, por ende, entregan un mejor pronóstico.

2.2.3. Porcentaje de sesgo

El porcentaje de sesgo o sesgo porcentual mide la tendencia promedio de los valores simulados a ser mayores o menos que los valores observados. El valor óptimo es 0. Cuando el valor es positivo, indica un sesgo de sobreestimación, mientras que un valor negativo indica sesgo de subestimación del modelo (Zambrano-Bigiarini, 2020). La fórmula se define como:

$$PBIAS = 100 \frac{\sum_i^N (S_i - O_i)}{\sum_i^N O_i} \quad (2.7)$$

donde S_i y O_i son los valores simulados y observados en el periodo i , respectivamente.

2.2.4. Coeficiente de correlación de Pearson

El coeficiente de correlación r de Pearson mide el grado de asociación lineal entre dos variables. Los valores del coeficiente van de -1 a 1, donde el cero indica ausencia de relación entre los datos y mientras más cerca de 1, mayor es la fuerza de la asociación (Dagnino, 2014). Particularmente, en el caso de los pronósticos se busca una asociación positiva cercana a 1, ya que esto indica que existe una relación lineal entre los valores pronosticados y reales (Pessoa et al., 2021). A continuación se presenta la formula de cálculo, donde x e y corresponden a la variable de valores simulados y observados en el periodo i , respectivamente.

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.8)$$

2.2.5. Imputación de datos perdidos

Al trabajar con series de tiempo, suele ocurrir que la data es incompleta o posee valores perdidos, lo cual podría generar problemas en el posterior análisis de los resultados ejecutados utilizando dichas series. Para solucionar este problema existen distintos métodos de imputación de datos. En el caso de las series de tiempo, se utiliza la imputación de series temporales empleando correlaciones intertemporales, dada la ausencia de otros atributos que permitan estimar los datos faltantes (Moritz and Bartz-Beielstein, 2017).

Para el presente proyecto de tesis, se utilizará la metodología de **Imputación de valores perdidos descompuestos estacionalmente**, la cual consiste en imputar los datos mediante la interpolación considerando la estacionalidad de la serie, para lo cual, primero se elimina el componente estacional de la serie temporal, luego se realiza la imputación sobre la serie desestacionalizada y finalmente, se vuelve a agregar la componente estacional (Moritz and Bartz-Beielstein, 2017). Se opta por este método ya que frente a series de tiempo con una marcada estacionalidad, el algoritmo presenta un mejor desempeño en comparación a otros métodos de imputación, tales como, interpolación lineal, imputación por última observación realizada, imputación por el valor promedio e imputación por la mediana.

Capítulo 3

PLANTEAMIENTO ESTRATÉGICO Y ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL

3.1. POSICIONAMIENTO ESTRATÉGICO

Moulie se posiciona estratégicamente a través de 5 pilares fundamentales:

- **Producto:** La empresa se dedica a fabricar y ofrecer un producto de calidad superior, respetando el proceso de fabricación artesanal.
- **Estilo y estética:** Cada punto de contacto con el cliente es cuidado minuciosamente. Moulie se preocupa de cuidar la presentación de sus tiendas y de su personal, con tal de que visitar la tienda se sienta como un viaje. El packaging de los productos y la presentación de estos en el sitio web y sus redes sociales sigue la misma línea.
- **Storytelling:** Moulie busca perpetuar la tradición de elaboración artesanal del chocolate, lo cual es fundamental en su operación.
- **Clientes:** La atención a sus clientes es acogedora, personalizada y experta.
- **Innovación:** Moulie se preocupa de estar a la vanguardia en las incipientes tendencias relacionadas al chocolate, en la creación de nuevos productos y distintas formas de sorprender a sus clientes.

Dado lo anterior, el posicionamiento estratégico de Moulie, según el modelo Delta Hax, es el de *Mejor producto por diferenciación.*, diferenciándose de su competencia a través de los 5 pilares mencionados (ver Figura 3.1).

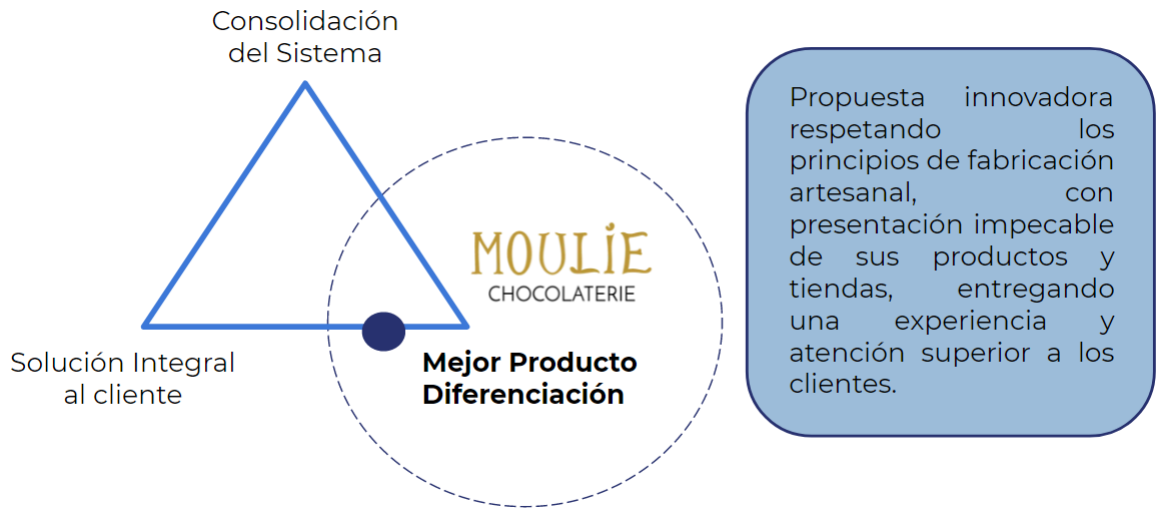


Figura 3.1: Posicionamiento estratégico Moulie

3.2. MODELO DE NEGOCIOS

El modelo de negocios describe las bases sobre las que una empresa crea, proporciona y capta valor (Osterwalder and Pigneur, 2010). Utilizando la herramienta *Business Model Canvas* planteada por OsterWalder, se detallan los elementos más relevantes del modelo de negocios en relación al proyecto de tesis. El lienzo completo se puede apreciar en E.

3.2.1. Segmento de clientes

Como se mencionó anteriormente en 1.2.2, Moulie apunta a dos grandes segmentos de clientes: *Cientes tipo B2B* y *Cientes tipo B2C*.

Los clientes B2B o Clientes-empresa de Moulie corresponden principalmente a empresas del rubro de la banquetería y hotelería, comercialización, actividades bancarias, aseguradoras, retailers, entre otros. Durante el año 2021, Moulie presenta 245 clientes-empresa dentro de su cartera. En Anexos, en la Figura F se aprecia la frecuencia de compras de los clientes-empresa durante el año 2021, donde se observa que 83,7% de las empresas compra entre 1 a 3 veces al año.

Por otra parte, los clientes B2C son aquellos consumidores finales que compran productos Moulie directamente en tienda física y/o en su e-commerce. Es posible categorizar a este tipo de cliente según su personalidad y poder adquisitivo, como se muestra en la figura de Anexos G. Respecto a los clientes del e-commerce, la cartera alcanza los 32884 clientes¹ durante los años 2020 y 2021.

¹ De acuerdo a base de datos de clientes e-commerce.

3.2.2. Propuesta de valor

La propuesta de valor de Moulie es *entregar innovación respetando los principios de la fabricación artesanal del chocolate, con presentación impecable en estilo Moulie y cuidando siempre dar una atención superior a nuestro cliente*. Para esto, se basan en 5 pilares de marca: *Producto, Estilo y estética, Storytelling, Clientes e Innovación*.

3.2.3. Canales

La empresa se comunica con sus clientes a través de varios canales, los cuales apuntan a atender al cliente en los puntos de contacto de: información, compra de productos, entrega de productos y servicio de postventa. Estos son:

- Tiendas físicas: Moulie posee tiendas físicas en Santiago y en otras Regiones de Chile, donde atiende directamente a sus clientes.
- Sitio web: la empresa posee presencia en la web mediante su e-commerce integrado con la aplicación *JUSTO*, donde cuenta con servicio de despacho a domicilio de productos.
- Redes sociales y Correo: presencia en las redes sociales *Instagram, Facebook y Whatsapp*. Tanto en Instagram como Facebook dan a conocer sus productos, realizan concursos y resuelven dudas de clientes. Por otra parte, *Whatsapp* y *correo electrónico* son utilizados para atender consultas, reclamos y requerimientos de clientes, correspondiendo al único canal para atender la post-venta y gestionar compensaciones y devoluciones a clientes.
- Ejecutiva de Venta Empresa: Las ejecutivas del Área de Venta Empresa atienden los requerimientos y consultas de los clientes corporativos de forma personalizada.

3.2.4. Relación con clientes

La forma de conectar con los clientes se puede clasificar en distintos tipos en relación a los canales de atención y formas de comprar productos.

- Relación directa: La relación directa en clientes B2C se da en las tiendas físicas de la empresa, cuando el cliente acude a comprar algún producto. Aquí la asistencia es personal, ya que un vendedor/a se encuentra asistiendo al cliente durante todo el proceso de venta y lo asesora con tal de brindar la mejor experiencia posible. Por otra parte, la relación con clientes B2B también es directa y asistida pero a través de medios digitales, siendo atendido por una ejecutiva del área de venta empresa.
- Relación indirecta: La relación indirecta se da a través de la página web, donde los clientes deben auto-atenderse para realizar una compra. No obstante lo anterior, existe un canal de atención al cliente vía digital, donde la atención es personalizada para atender las dudas o requerimientos del cliente.

3.2.5. Actividades clave

Las actividades claves de la empresa son las siguientes:

- **Compra a proveedores:** Moulie realiza compra de distintos insumos para la fabricación de los productos, donde se encuentra la materia prima, envases, empaques y maquinaria. También se realizan otros tipos de compras como artículos de oficina y limpieza que son necesarios en cada una de las tiendas.
- **Estimación de demanda y planificación de producción:** La estimación de demanda es clave para determinar la cantidad a producir y el mix de productos con el cual se debe abastecer cada tienda. Resulta importante para anticiparse a estacionalidades y evitar quiebres de stock.
- **Fabricación de productos:** Esta actividad resulta clave ya que es el *core* o giro del negocio. La fabricación contempla la transformación de materia prima en productos semi-terminados y, posteriormente, el envasado y empaque de productos para lograr productos terminados.
- **Distribución de productos:** Trata sobre el surtido y abastecimiento de productos en tienda. La distribución es clave para lograr que los productos sean vendidos al cliente final, donde se trabaja con distintas asociaciones dependiendo del tipo de distribución que se realice: a tienda de Santiago, a tienda de otras regiones, a clientes corporativos, etc.
- **Venta de productos:** Corresponde a la fuente de ingresos de la compañía. La venta se puede dar por tienda presencial, on-line o venta empresa.
- **Servicio atención al cliente y post-venta:** Resulta clave atender los requerimientos y consultas del cliente, así como también atender reclamos y eventualidades luego de que el cliente realizó una compra, esta actividad ayuda a fidelizar al cliente y aumentar la credibilidad de la compañía. Particularmente en Moulie, se realiza a través de canales digitales.
- **Pago de remuneraciones:** Esta actividad es clave ya que asegura una buena relación empleador-empleado y es una obligación con la cual la empresa debe cumplir. Moulie cuenta con un área de RRHH que se encarga de esta labor.

3.3. DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL

3.3.1. Problema / Oportunidad identificada

Un input relevante tanto en la producción y abastecimiento de productos como en la satisfacción de los clientes, es la **estimación de la demanda**. Actualmente, el proceso de

estimación de demanda presenta una oportunidad de mejora importante dentro de la empresa, ya que, como se vio en el árbol causa-efecto de la Sección 1.3, la estimación de demanda es imprecisa dado que el proceso no está instanciado formalmente y el modelo de estimación utilizado no es robusto, sino que más bien se utiliza el juicio de expertos y algunas variables analizadas en un corto horizonte de tiempo.

La estimación de la demanda se enmarca, al día de hoy, dentro de otro proceso realizado por la Jefe de Planificación, el cual corresponde al proceso de **Planificación de reposición de productos a tiendas**. Cuando la Jefa de Planificación debe estimar qué productos y en qué cantidad enviar a cada tienda, realiza un cálculo de las *semanas de stock*² con el fin de cumplir el objetivo declarado por la Gerencia General: que cada tienda presente 2 semanas de stock. Para realizar esto, la Jefa de Planificación calcula por una parte, la venta semanal, a través de un promedio simple de la venta de las últimas tres semanas y por otra parte, el inventario de productos en tienda y en bodega de Producto Terminado³. Con esto, calcula las semanas de stock y busca surtir las tiendas con una cantidad tal que cumpla el objetivo.

Lo relatado anteriormente se realiza de manera manual, descargando las bases de datos desde el ERP Odoo y consolidando la información utilizando Excel. Dado el tamaño de las bases de datos y la necesidad de contar con información actualizada, se descargan bases de inventario diariamente mientras que la venta semanal se descarga 2 veces por semana.

Se detecta que este proceso en sí no genera un pronóstico de demanda pero es la forma utilizada actualmente para estimar cuánto se venderá en la semana. El sistema no incorpora ventas históricas, estacionalidades, ni inteligencia de negocios que respalde la toma de decisiones. Tampoco se cuenta con indicadores respecto a qué tan certera fue la estimación y qué tan correcta fue la distribución de productos a tienda, respecto a la venta real de la semana ni tampoco se valida o ajusta el pronóstico con otras áreas o jefaturas. Además, cabe destacar que al utilizar el promedio de las 3 semanas anteriores, este cálculo podría sobrestimar o subestimar lo que se venderá la semana siguiente, dada la estacionalidad de los productos, cuya venta aumenta en ciertas festividades.

Tener un mal pronóstico de demanda resulta particularmente riesgoso y dañino para una empresa que maneja productos delicados como lo son los chocolates, ya que se trata de productos con fecha de vencimiento, lo cual incide directamente en la venta. El sobreestimar la demanda significa tener un sobre stock de productos con fecha de expiración, donde los clientes no aceptarán comprar productos que se encuentren próximos a vencer, por lo que para lograr vender estos productos, la empresa debe recurrir a precios con descuento, perdiendo

² *Semanas de stock* es un indicador que señala el número de días de consumo que las existencias pueden cubrir. Por ejemplo, 1 semana de stock significa que se tiene stock para cubrir la venta de 1 semana.

³ La bodega de Producto Terminado (PT) es la bodega de la fábrica, donde se almacenan los productos luego de producirlos.

rentabilidad, o a declarar productos como merma, perdiendo potenciales ingresos. Por otra parte, subestimar la demanda conlleva a quiebres de stock y por consiguiente a consecuencias internas, dado que se realizan trasposos de stock de una tienda a otra para poder surtir la demanda (perjudicando a la tienda que realiza el traspaso ya que pierde stock) y consecuencias respecto a los clientes, como las ventas perdidas e insatisfacción de éstos.

3.3.2. Arquitectura de Procesos AS-IS

Para instanciar la arquitectura de procesos de Moulie, se utiliza el framework APQC donde en la Figura 3.2 se pueden apreciar los procesos operacionales de la empresa.

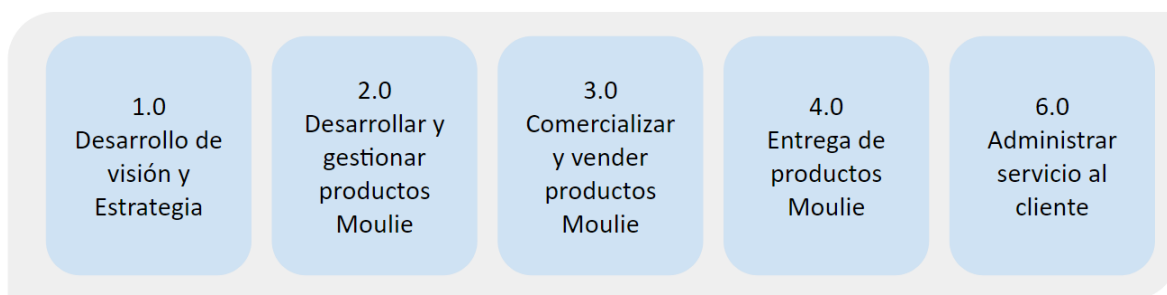


Figura 3.2: Procesos operacionales de Moulie con framework APQC.

- **Desarrollo de visión y estrategia de Moulie:** Trata sobre establecer una dirección y visión para la empresa, lo cual implica definir el concepto de negocio y la visión de negocio, desarrollar y la estrategia comercial y gestionar iniciativas estratégicas (APQC, 2019a).
- **Desarrollar y gestionar productos Moulie:** Hace referencia a las prácticas y procedimientos relacionados con el concepto de desarrollo y gestión de productos y servicios (APQC, 2019a).
- **Comercializar y vender productos Moulie:** Trata sobre la comprensión de los mercados, clientes y capacidades de la empresa, como también del desarrollo de estrategias y planes de marketing y ventas (APQC, 2019a).
- **Entrega de productos Moulie:** Este proceso ejecuta actividades relacionadas a la cadena de suministro, incluyendo la planificación de la cadena, adquisición de materiales y servicios y la gestión logística (APQC, 2019a).
- **Administrar servicio al cliente:** Gestiona la relación con los clientes antes y después de la entrega del producto, lo cual incluye la planificación y desarrollo de prácticas de servicio al cliente (APQC, 2019a).

Particularmente, la problemática a abordar se centra en el proceso **4.0 Entrega de productos Moulie**, por lo que en la Figura 3.3 se instancia la arquitectura hasta su cuarto

nivel, destacando de color azul el grupo de procesos, procesos y actividades relevantes respecto al proyecto de tesis.

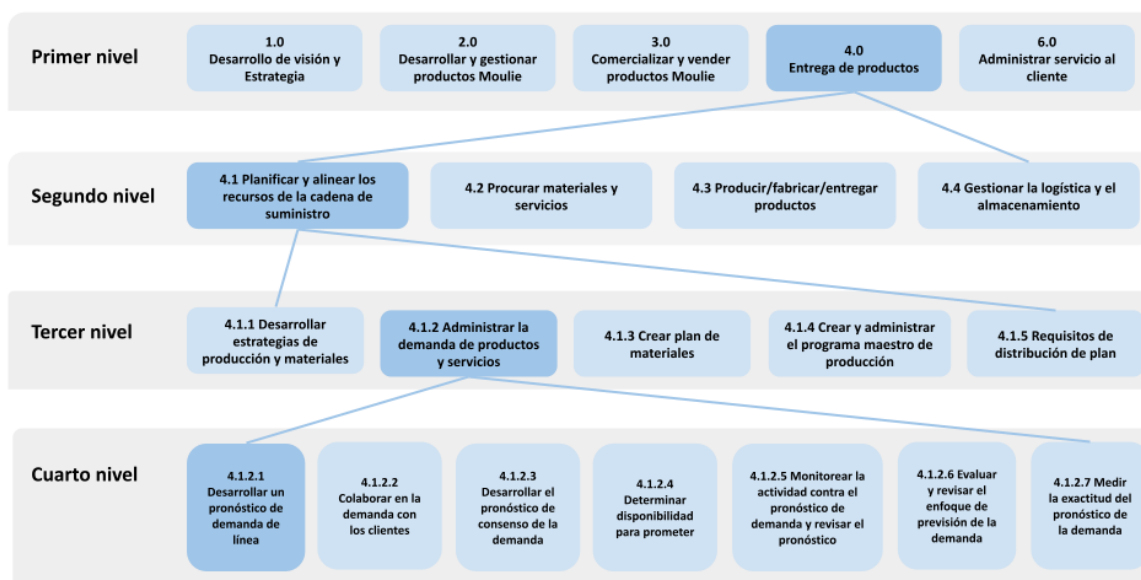


Figura 3.3: Categoría 4.0 Entrega de productos Moulie.

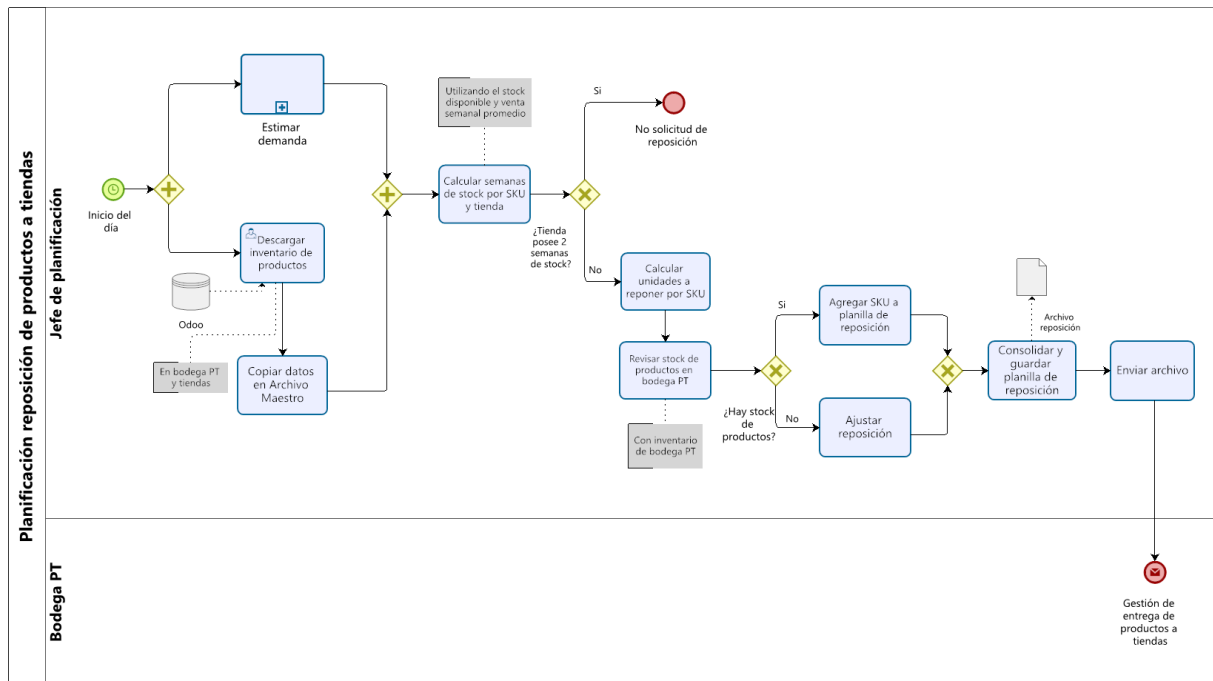
Si bien el proceso de estimación de demanda se enmarca en el proceso **4.1.2 Administrar la demanda de productos y servicios**, cabe destacar que, al analizar la situación actual, la empresa solo desarrolla la actividad **4.1.2.1 Desarrollar un pronóstico de demanda en línea**, el cual según APQC se define como: estimar la demanda futura de productos y servicios utilizando datos históricos, análisis del entorno del mercado y cualquier externalidad para crear aproximaciones ex ante⁴.

3.3.3. Modelamiento Detallado de Procesos AS IS (BPMN)

En la Figura 3.4, se observa el modelamiento del proceso Planificación de reposición de productos a tiendas donde, como se mencionó anteriormente, se enmarca la estimación de demanda. A modo de contexto se explicará este macroproceso para luego detallar el proceso de interés, esto debido a que el proceso de estimación de demanda no se encuentra definido como tal, sino que éste ha sido identificado durante la realización del proyecto de tesis.

El proceso de Planificación comienza al inicio de la jornada laboral de la Jefe de Planificación, donde se realizan paralelamente dos actividades, por una parte, se estima la demanda y por otra se descarga una base de datos desde el ERP Odoo, la cual contiene el inventario de productos de la Bodega PT y de cada una de las tiendas, esta información la copia en un archivo maestro que corresponde a una planilla en Excel. Luego, calcula las semanas de

⁴ “Antes del suceso”.



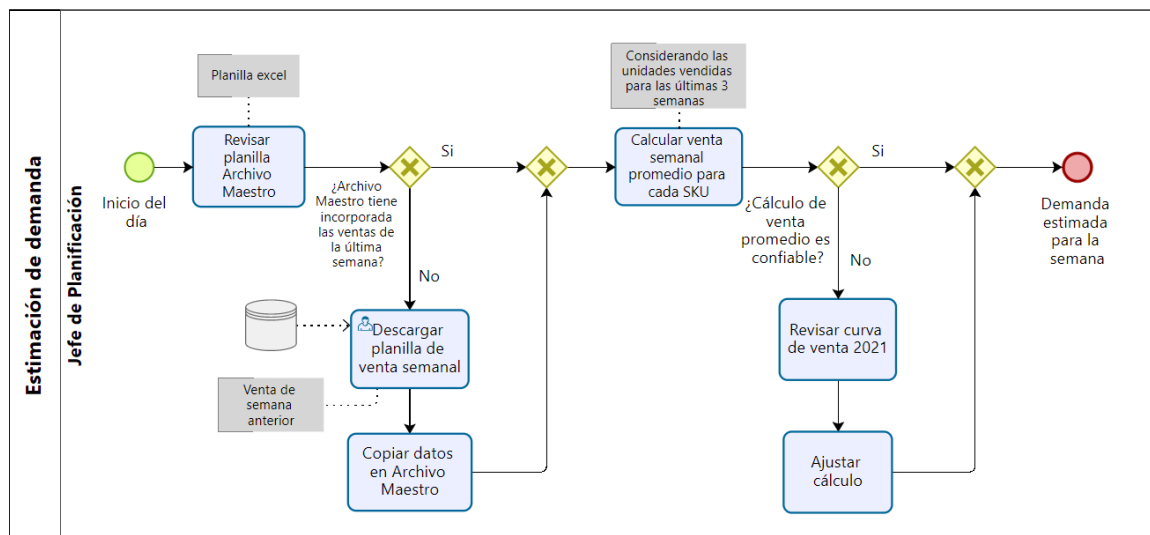
Fuente: Elaboración propia en Bizagi.

Figura 3.4: BPMN Proceso Planificación de reposición de productos a tiendas.

stock (*stock/venta*) de cada producto. El objetivo es que cada tienda tenga 2 semanas de stock, por lo que la Jefe de Planificación determina la cantidad de productos a reponer de acuerdo a ese indicador. En caso de que la tienda posea 2 semanas de stock, entonces no solicita reposición de productos, mientras que si ocurre el caso contrario, entonces se calculan las unidades a reponer por cada SKU. Posteriormente, se revisa el stock de productos en la bodega PT donde si hay stock, entonces se solicita el producto (SKU) para lo cual, se crea y agrega el producto a una planilla de reposición, la cual corresponde a planilla excel que contiene el SKU, nombre del producto y la cantidad a despachar para cada tienda. Si no hay stock de producto, entonces la Jefe de Planificación ajusta la reposición para lo cual puede optar por no pedir el producto o por intercambiar ese producto por otro para compensar. Por último, consolida y guarda la planilla de reposición y envía ese archivo al área de Bodega PT vía mail, quienes son los encargados de gestionar la entrega de productos a cada tienda.

Se identifica que los dos inputs utilizados para planificar la reposición de stock son la demanda y el inventario, siendo el primero el proceso de interés para el desarrollo de la tesis. En la Figura 3.5 se observa el diagrama de flujo del proceso de estimación de demanda, el cual se explica a continuación.

El proceso de estimación de demanda comienza con la revisión de la planilla Archivo Maes-



Fuente: Elaboración propia en Bizagi.

Figura 3.5: BPMN Proceso Estimación de demanda.

tro, si la planilla no tiene incorporada los datos de la venta de la última semana observada, entonces la Jefe de planificación descarga la planilla de venta semanal desde el ERP Odo y copia los datos en el Archivo Maestro. En caso de que las ventas ya estén incorporadas, entonces el flujo continúa hacia la siguiente actividad que corresponde al cálculo de la venta semanal promedio para cada SKU. Particularmente se calcula un promedio móvil simple de 3 periodos, es decir, se toma la venta de las 3 últimas semanas y se promedian. Si este cálculo es confiable, entonces se tiene la demanda estimada para la tienda. En caso contrario, la Jefe de Planificación revisa un archivo en excel que contiene una curva de venta⁵ del año 2021 y ajusta el cálculo. Este parametro se basa principalmente en juicio experto, tomando en cuenta el comportamiento de la venta y de la operación hasta ese momento. Por ejemplo, si se sabe que la última semana hubo un productos sin stock y dado eso la venta fue baja, entonces el promedio de venta semanal también será bajo; en esos casos la Jefe de Planificación decide ajustar el cálculo de la demanda según la curva y criterio propio.

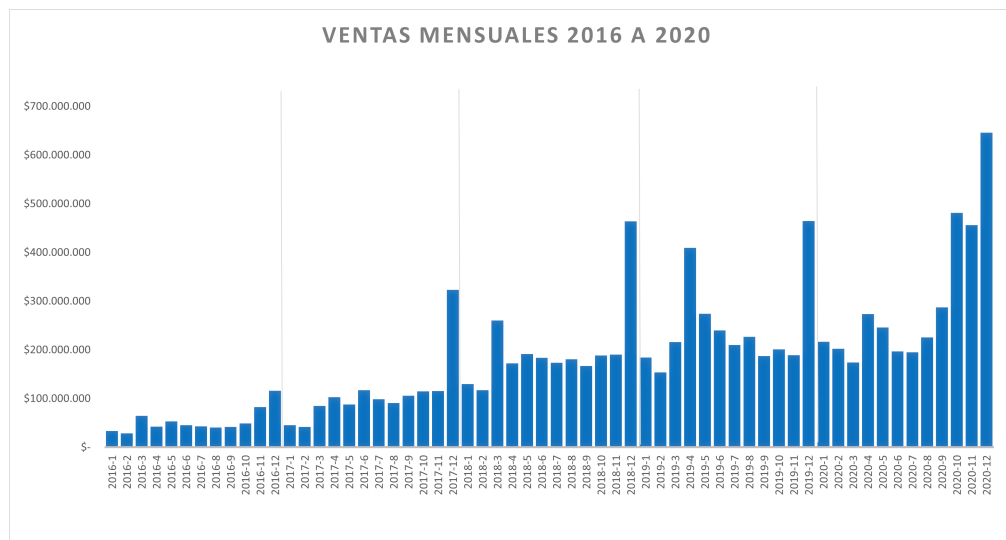
Cabe destacar que el macroproceso de Planificación de reposición se realiza de manera manual, donde dado el tamaño de las bases de datos, la ausencia de inteligencia de negocios y la necesidad de contar con información actualizada, se descargan bases de inventario diariamente mientras que la venta semanal se descarga 2 veces por semana, lo cual implica estar cargando el Archivo Maestro constantemente.

⁵ La curva de venta fue construida por la Jefe de Planificación tomando las ventas del 2021 y realizando una aproximación de la venta semanal promedio de ese producto.

3.4. CUANTIFICACIÓN DEL PROBLEMA U OPORTUNIDAD

3.4.1. Ventas históricas

Se analizaron la ventas históricas de Moulie, con el fin de estudiar su comportamiento. Para obtener la información desde 2016-1 a 2020-5 se utilizó una base de datos del antiguo ERP de la empresa, *Manager*. Mientras que desde 2020-5 en adelante, se extrae la información del ERP actual, *Odoo*.

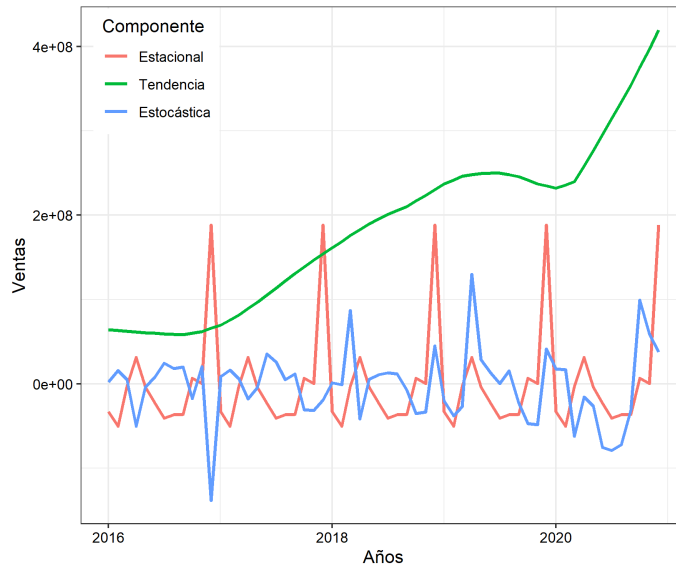


Fuente: Elaboración propia a partir de bases de datos de ventas de la empresa.

Figura 3.6: Ventas históricas 2016 a 2020

Como se observa en la Figura 3.6 las ventas de la empresa han ido incrementando a través de los años y se observa particularmente, un peak de ventas en los meses de diciembre, lo cual se explica por la temporada navideña. Pareciera entonces, que las ventas presentan ciertos patrones de estacionalidad y tendencia, para lo cual, se analizó la serie de tiempo en *R Studio*, con el fin de desagregar la serie en una serie de tendencia, estacional y estocástica.

En la componente estacional del gráfico de la Figura 3.7 se observa que, efectivamente, las ventas presentan un peak en los meses de marzo-abril-mayo y diciembre, lo cual tiene relación con las festividades donde se suele consumir y regalar chocolate, como lo son: pascua de resurrección (marzo-abril), día de la madre (abril-mayo) y navidad (diciembre), por lo que se aprecia un patrón de estacionalidad claro. Cabe destacar, que el patrón de estacionalidad se desestabiliza a mediados de 2020, lo cual puede ser explicado por el cambio de ERP en junio 2020, donde se presume que durante el periodo de adaptación se pueden haber producido pérdida de datos o mal ingreso de éstos.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 3.7: Descomposición ventas históricas según componente estacional (rojo), tendencia (verde) y estocástica (azul).

Por otra parte, se observa una tendencia al alza en las ventas (línea verde), lo cual incrementa en el año 2020. Justamente en dicho año, Moulie abrió su ecommerce con lo cual se amplió el espectro de potenciales clientes.

3.4.2. Quiebres de stock

Uno de los efectos generados por una incorrecta estimación de la demanda es el quiebre de stock, por lo que, para cuantificar esta problemática, se estudiaron los quiebres de stock de los meses de noviembre y diciembre de 2021. Particularmente, el análisis recae solo en estos meses ya que estimar los quiebres de stock resulta complejo dada la forma en que opera el sistema ERP Odoo para guardar la información del inventario. Odoo solo permite recuperar las cantidades de inventario actual, es decir, del momento en que se desea descargar la base de datos de inventario. Dado esto, la información utilizada para realizar el análisis se obtuvo de la Jefe de Planificación, quién diariamente ingresa a Odoo a descargar la planilla de inventario. Cabe destacar que no se cuenta con la información del inventario de los fines de semana, ya que la Jefe de Planificación solo trabaja de lunes a viernes y, por el mismo problema comentado anteriormente, no es posible descargar data histórica del inventario correspondiente a esos días.

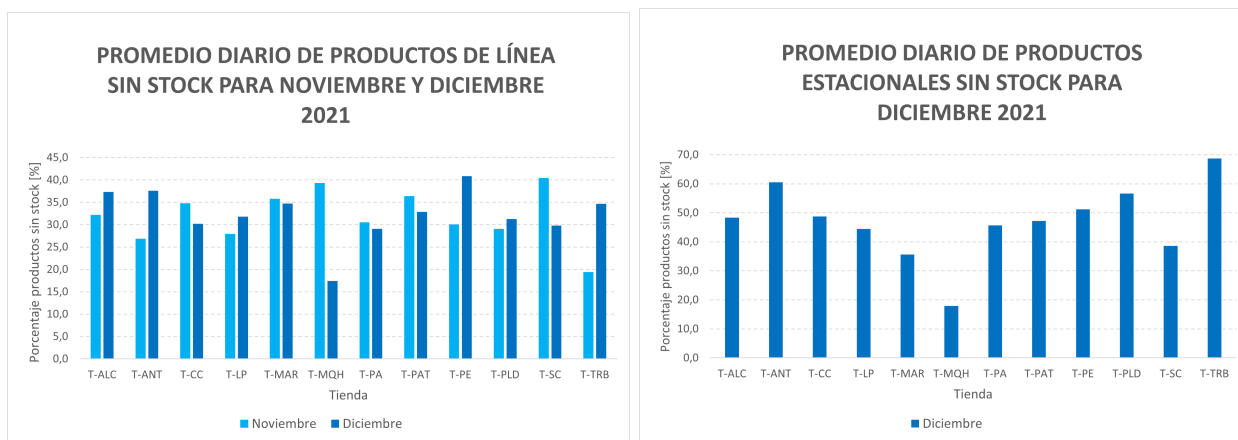
El análisis se realiza para cada tienda y SKU activo para los meses de estudio, donde se aprecia un aumento de SKUs para el mes de diciembre dada la activación de productos estacionales por la temporada navideña. Dado lo anterior, se hace la distinción entre productos de línea, es decir, productos que se comercializan durante todo el año, versus productos es-

tacionales, que se activan en ciertas festividades. Resulta importante destacar que se decidió realizar el análisis diferenciando por tienda dado que éstas pueden variar su comportamiento entre sí⁶ y también para lograr identificar aquellos locales que poseen mayor grado de quiebres de stock.

Para cada base de datos referente a cada tienda se construyeron indicadores respecto al stock observado:

- Para cada día:
 - Total productos sin stock: General, De línea y Estacionales
 - Porcentaje de productos sin stock (respecto al total)
- Para cada SKU:
 - Días sin stock en el mes.
 - Días consecutivos sin stock.
 - Venta promedio diaria del producto, para lo cual se consideraron las ventas 2021.
 - Venta perdida mensual, calculado como: días sin stock · venta promedio · precio producto.

En la Figura 3.8.a se observa el promedio diario de productos de línea sin stock según mes y tienda⁷, desde donde se obtiene que a nivel empresa, cada tienda tuvo en promedio el 31,9% y 32,3% de sus productos agotados para los meses de noviembre y diciembre 2021. De igual manera, al analizar los productos estacionales de diciembre en la Figura 3.8.b, se obtuvo que, en promedio, cada tienda presentó el 47% de sus productos sin stock.



(a) Productos de línea

(b) Productos estacionales

Fuente: Elaboración propia.

Figura 3.8: Porcentaje promedio de productos sin stock según tienda y mes.

⁶ Por ejemplo, pueden existir tiendas que venden más cierto tipo de productos en comparación a otras

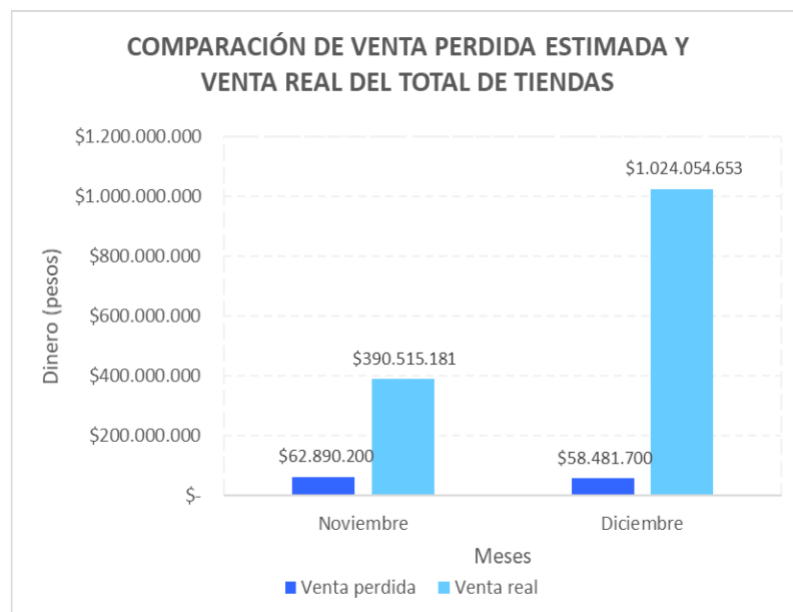
⁷ En I se aprecia una tabla que indica el significado que cada abreviatura según tienda

Respecto a las ventas perdidas asociados a estos quiebres de stock, la Figura 3.9 muestra la estimación de ventas perdidas según tienda para los meses de noviembre y diciembre 2021, donde en promedio, cada tienda perdió \$5.240.850 y \$4.873.475 pesos respectivamente por ventas no satisfechas. Ahora, comparando la pérdida con la venta real a nivel empresa, se obtiene las ventas perdidas representan el 16 % y 6 % de la venta del respectivo mes, como se observa en la Figura 3.10.



Fuente: Elaboración propia

Figura 3.9: Estimación ventas perdidas.



Fuente: Elaboración propia

Figura 3.10: Comparación venta real y perdida.

3.4.3. Traspaso de stock entre tiendas

Cuando se producen quiebres de stock o por el contrario, cuando una tienda posee mucho stock que no será capaz de vender, las jefas de tiendas buscan realizar traspasos de mercadería a otras tiendas para suplir el problema. En el primer caso, la tienda con quiebre de stock busca a una tienda que tenga stock y que pueda enviarle unidades del producto faltante. En el segundo caso, la tienda busca traspasar su stock a aquella tienda con mayor fuerza de venta.

Estos traspasos de stock gatillan una guía de despacho y un traslado desde la tienda de origen que enviará productos a la tienda de destino, lo cual se gestiona mediante la modalidad *JUSTO favor* ofrecida por el partner JUSTO, el cual tiene un costo de despacho dependiendo de la distancia entre las tiendas.

Entre marzo y noviembre del presente año, se realizaron **265 guías de despacho** para traspasos entre tiendas, sumando un total de **20950** productos y envases/empaques traspasados, de los cuales el 75 % (15610) corresponden a productos terminados.

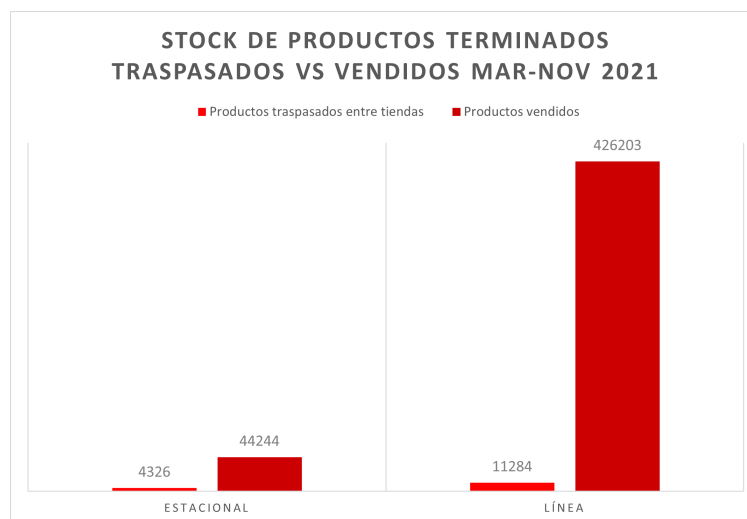


Figura 3.11: Productos terminados traspasados vs vendidos Mar-Nov 2021

Al analizar los productos que fueron traspasados a través de su categorización por familia y tipo de producto y compararlo con los productos vendidos para el mismo periodo de tiempo, se obtuvo la Figura 3.11 donde se aprecia que los productos estacionales y de línea traspasados corresponden al 10 % y 3 % de los productos vendidos. Estos valores resultan particularmente altos en el sentido de que no se debería realizar ningún traspaso de stock si es que las tiendas fueran capaces de satisfacer su propia demanda. Hoy en día se observa que eso no ocurre, por lo que las tiendas deben buscar maneras de obtener stock para poder concretar o completar una venta. Cabe destacar además, que el porcentaje es mayor en los productos estacionales, justamente en épocas donde ocurre un incremento considerable de la demanda.

Capítulo 4

PROPUESTA DE DISEÑO DE PROCESOS

4.1. DIRECCIONES DE CAMBIO Y ALCANCE

Siguiendo la metodología de Ingeniería de Negocios planteada por Oscar Barros (Barros, 2015), se analizan a continuación las variables y direcciones de cambio involucradas en el proceso, las cuales permiten direccionar a la empresa en el cambio deseado.

4.1.1. Anticipación

El rediseño busca direccionar el proceso hacia la anticipación con tal de satisfacer requerimientos futuros. En este sentido, la dirección de cambio apunta a **mejorar la estimación de demanda**, donde en el AS-IS se observa que el proceso no incorpora herramientas o técnicas de inteligencia de negocios que permitan la anticipación de la estimación. Dado lo anterior, se propone generar 6 modelos de pronóstico, tal que se elija el mejor modelo según producto y tienda, lo cual permite anticipar la planificación de reposición de productos y prevenir quiebres de stock.

4.1.2. Coordinación

Dentro de esta variable, se busca **mejorar la coordinación entre el área y las gerencias involucradas** ya que, como se vió en el capítulo anterior, la estimación de demanda solo es conocida por la Jefe de Planificación, sin instancias de consenso o validación. Por eso, la propuesta TO-BE busca generar un proceso donde exista una discusión, ajuste y validación del pronóstico por la Gerencia de Operaciones, Comercial y Finanzas.

4.1.3. Practicas de trabajo

La dirección relacionada a esta variable apunta a la **automatización de tareas** dado que en la actualidad el proceso se realiza de manera manual involucrando manejo de varias

bases de datos, lo cual ralentiza el proceso. El diseño TO-BE propone automatizar el proceso creando una aplicación TI donde se pueda observar el pronóstico calculado.

4.2. PROPUESTA DE SOLUCIÓN

4.2.1. Arquitectura de Procesos TO-BE

La arquitectura del proceso TO-BE es instanciada utilizando el framework APQC (APQC, 2019b), tal como se observa en la Figura de Anexos J.1. Al igual que en la arquitectura AS-IS desarrollada en 3.3.2, el proceso se enmarca, en su primer, segundo y tercer nivel, en los procesos **4.0 Entrega de productos**, **4.1 Planificar y alinear los recursos de la cadena de suministro** y **4.1.2 Administrar la demanda de productos y servicios**. Sin embargo, en su último nivel de detalle, el proceso TO-BE se hace cargo de 4 nuevas actividades en comparación al proceso AS-IS, estas son:

- **4.1.2.3 Desarrollar el pronóstico de consenso de la demanda:** Según APQC, consiste en llegar a un consenso sobre los niveles previstos de demanda de productos, reclutando a los responsables de la toma de decisiones de alto nivel. En el caso del proyecto y rediseño, se busca generar instancias de validación incorporando a la Gerencia Comercial, de Finanzas y Operaciones en un Comité.
- **4.1.2.5 Monitorear la actividad contra el pronóstico de demanda y revisar el pronóstico:** Trata sobre seleccionar cualquier actividad que se desvíe del pronóstico y ajustarla, redefinir el pronóstico según sea necesario.
- **4.1.2.6 Evaluar y revisar el enfoque de previsión de la demanda:** Consiste en examinar la metodología utilizada para estimar la demanda futura. En este sentido, el rediseño considera la incorporación 6 modelos de pronóstico para cada SKU, con tal de obtener y evaluar constantemente distintas metodologías.
- **4.1.2.7 Medir la exactitud del pronóstico de la demanda:** Cálculo e inspección de la precisión de las previsiones de demanda. En el caso del proyecto, cada modelo desarrollado va asociado a métricas para medir el desempeño, donde también se recomienda el modelo a elegir tal de entregar el menor error de pronóstico. Además, se mide el desempeño general del proceso de estimación, contrastando los datos pronosticados con los datos reales de venta, una vez transcurrido el horizonte de pronóstico.

Estas 4 actividades se añaden a la actividad 4.1.2.1, donde el rediseño busca robustecer el desarrollo y despliegue de los pronósticos.

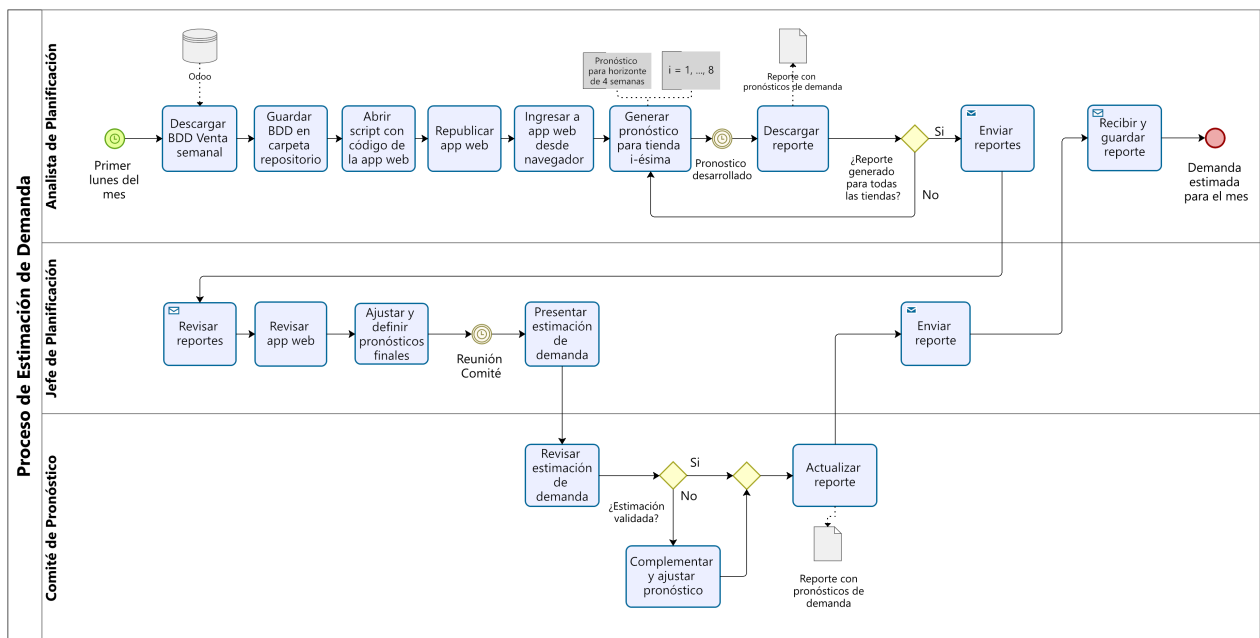
4.2.2. Modelamiento Detallado de Procesos TO BE (BPMN)

El rediseño del proceso de Estimación de Demanda considera 3 actores. De estos, el Analista de Planificación y el Comité de Pronóstico constituyen nuevos roles no existentes en el

proceso AS IS.

- Analista de Planificación:** Integra el área de Planificación bajo la dependencia del Jefe de Planificación. Este rol se encarga de nutrir la herramienta de pronóstico de demanda con nuevos datos, generar los pronósticos y descargar los reportes generados por la aplicación web, los cuales son enviados al Jefe de Planificación. Adicionalmente, se encarga del proceso de **Medición de la capacidad predictiva del modelo**, donde se contrastan las estimación de demanda con las ventas.
- Jefe de Planificación:** Se encarga de analizar los modelos de pronóstico, ajustarlos y definir el pronóstico final para cada SKU en su respectiva tienda. Además, lidera la reunión de validación de pronóstico.
- Comité de Pronóstico:** Integrado por el Gerente Comercial, Gerente de Operaciones y Gerente de Administración y Finanzas. Este comité revisa, ajusta y valida la demanda estimada para cada tienda en el horizonte de pronóstico establecido.

En la Figura 4.1 se presenta el modelamiento del proceso TO BE en notación BPMN¹, el cual se explica a continuación:



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4.1: Modelamiento de proceso TO BE: Estimación de demanda

¹ En Anexos J.2 se muestra el diagrama en mayor tamaño en caso de ser necesario

4.2.2.1. Proceso de Estimación de Demanda

El proceso de Estimación de Demanda se ejecuta de manera mensual, donde el horizonte de pronóstico es de 4 semanas. Cabe destacar que la estimación de la demanda se genera de manera automática a través de modelos de pronósticos ejecutados en lenguaje de programación R utilizando el programa R Studio.

El proceso inicia el primer lunes de cada mes, donde el Analista de Planificación debe ingresar al ERP de la empresa y descargar la base de datos de ventas correspondiente al último mes previo al mes de estimación². La nueva base de datos es alojada en una carpeta existente en el computador del Analista, la cual actúa como carpeta repositorio, donde también se encuentra la base de datos de venta histórica y el script de código que genera tanto el pronóstico como la aplicación web. Tras el guardado del archivo, el Analista debe abrir el script en R Studio y ejecutarlo, lo cual genera la actualización del servidor de la aplicación web, republicando dicha aplicación. Es importante destacar que el Analista mes a mes debe ir incorporando la información del último mes con el fin de ir nutriendo la base de datos histórica con la cual se dará inicio al proceso³

Posteriormente, el Analista debe ingresar a la aplicación web desde el navegador de internet del computador e interactuar con la aplicación para generar los pronósticos. Particularmente, el usuario debe definir la tienda a pronosticar, el SKU y el horizonte de tiempo (4 semanas), con lo cual la aplicación, en el back-end, comienza a generar y desplegar los pronósticos. Una vez que el pronóstico de la tienda i se encuentra desarrollado, el Analista debe descargar el reporte generado por la aplicación, el cual corresponde a un archivo en Excel que contiene el pronóstico a nivel semanal (4 semanas) de todos los productos de la respectiva tienda. Esto se debe realizar una vez para cada tienda, siendo 8 el número total de tiendas, tal como se definió en el alcance del proyecto. Una vez que el Analista ya descargó todos los reportes, los envía, ese mismo día, al Jefe de Planificación vía correo electrónico.

El Jefe de Planificación revisa los reportes y la aplicación web, esto último le permite ver en detalle algún SKU en específico e interactuar con los distintos gráficos desplegados por la herramienta. Adicionalmente, la aplicación web incluye un panel de visualización resumen donde puede ver el total de productos que se demandarán para cada tienda y a nivel empresa. Luego, bajo su criterio, ajusta y define los pronósticos finales para cada SKU en cada tienda. Una vez realizado, el proceso espera hasta la reunión de Comité de Pronóstico, la cual se lleva a cabo al día siguiente. En la reunión participa el Jefe de Planificación y el Comité de Pronóstico, donde el primer actor se encarga de presentar la estimación de demanda definida, tras lo cual el Comité la revisa y tiene dos opciones: validar la estimación inmediatamente o complementar y ajustar el pronóstico (según criterio experto y situaciones a analizar durante

² Por ejemplo, si se estima Febrero, se debe descargar la base de datos de ventas de Enero

³ Por ejemplo, si se da inicio al proceso en 2023, la base de ventas histórica tendrá hasta diciembre del 2022.

la reunión). Posteriormente, se actualiza el reporte de pronóstico (archivo formato .xlsx) y el Jefe de Planificación envía dicho archivo vía correo al Analista de Planificación, quién recibe y guarda el archivo, con lo cual el proceso finaliza y se tiene la demanda estimada para el mes.

4.2.2.2. Proceso Medición capacidad predictiva

Para mantener el uso de los modelos en el tiempo y medir el desempeño del rediseño, se define el proceso de **Medición de la capacidad predictiva**. Este proceso consiste en medir la precisión del pronóstico contrastando con la venta real, lo cual se realiza de manera mensual y con 1 mes de desfase. Por ejemplo, en el mes N se medirá la capacidad predictiva del modelo en el mes N-1 contrastando con la venta real obtenida en el mes N-1.

Particularmente, el Analista debe ingresar a la aplicación web y cargar el reporte de pronóstico definitivo que fue enviado el mes anterior por el Jefe de Planificación y que se aloja en su computador (ver Figura en Anexos J.3). La aplicación despliega el indicador *Precisión de pronóstico* o *Forecast Accuracy*, para cada tienda y a nivel general, considerando todas las tiendas. Posteriormente, el Analista debe analizar y comparar este indicador con las mediciones de meses anteriores y se dan 3 opciones: Precisión de pronóstico aumenta, precisión de pronóstico se mantiene o precisión de pronóstico disminuye. Para las dos primeras opciones, el proceso termina ya que se tiene una buena capacidad predictiva, mientras que para la tercera opción se debe evaluar si la disminución del indicador se presenta por más de 3 periodos consecutivos. En ese caso, se deben revisar los modelos de pronóstico para aplicar acciones correctivas, las cuales se deben definir de acuerdo a criterio del experto (analista). Estas acciones pueden ser: revisar si disminución del indicador se debe a factores internos o externos, revisar data con la cual se construyen las series de tiempo de los modelos para identificar anomalías u outliers.

4.2.3. Diseño de Lógica de Negocios

El diseño de la lógica compleja se encuentra en la estimación de demanda, para lo cual se tienen 4 actividades no triviales que logran la estimación y corresponden a las actividades que serán automatizadas.

Se propone utilizar la técnica de modelos de series de tiempo para predecir la demanda de cada SKU en cada tienda, para lo cual se debe pre-procesar la data, analizar la calidad de los datos de los productos a pronosticar, construir y ejecutar los modelos. Estas actividades son realizadas en programa RStudio a través del lenguaje R.

4.2.3.1. Unificar y seleccionar datos

Se trabaja con 2 grandes bases de datos de ventas históricas. La primera corresponde a datos extraídos del ERP Manager, la cual contiene transacciones (compras) realizadas entre enero 2017 y mayo 2020, mientras que la segunda contiene datos extraídos desde el ERP Odo, desde junio 2020 hasta diciembre 2021. En Anexos K.1 y K.2 se muestran extractos de archivos .xlsx correspondientes a cada base de datos.

Las bases de datos contienen la información en variables diferentes entre una base y otra, por lo que éstas se manipulan de manera independiente para luego unir ambas bases. En la Figura L se muestran un diagrama en notación BPMN con las actividades realizadas por el sistema⁴, donde se importa cada uno de los archivos a R Studio, se seleccionan y renombran las variables relevantes⁵ para luego unir las bases de datos. Posterior a esto, se seleccionan aquellos productos que corresponden a la Familia *Producto Terminado* y que son de línea, es decir, se eliminan los productos estacionales. Luego, se elimina la variable *Familia*, ya que solamente se utiliza para ejecutar el filtro mencionado. Por último, se eliminan los productos inactivos y los datos perdidos que figuran como *NA* en la base de datos.

Tras la limpieza de los datos, la última tarea corresponde a la creación de nuevas bases de datos, una para cada tienda, las cuales contienen la fecha y la cantidad vendida para cada SKU a nivel diario, como se aprecia en el Anexo M.

4.2.3.2. Selección productos a pronosticar

Tras la selección y formateo de los datos, se tiene una base de datos para cada tienda con la venta diaria por SKU, sin embargo, la información debe ser analizada con tal de obtener productos que contengan series de tiempo de ventas de calidad.

Tras la exploración de las bases de datos se detectó que la calidad de los datos es deficiente dado que:

- Existen productos que se venden una vez y luego pasan muchos días sin venta, lo que generaría una serie de tiempo que posee en su mayoría valores iguales a 0.
- Cada producto tiene una serie de tiempo con fecha de inicio particular.
- Existen productos cuya data histórica es muy acotada (meses), lo cual podría ser insuficiente para ejecutar los modelos de pronóstico.

Dado lo anterior, para abordar el primer problema se cambia la agregación de los datos a nivel semanal ya que esto mitigaría el efecto de los datos nulos presentes en las ventas desagregadas a nivel diario. Lo anterior se suma a que tanto la fabricación de productos como

⁴ Código en R

⁵ Tienda, Fecha, SKU, Cantidad vendida y Categoría/Familia del producto

la planificación de reposición de éstos se realiza a nivel semanal, por lo tanto tiene sentido ejecutar modelos de pronóstico con ese nivel de agregación. Respecto al segundo y tercer problema, se propone una metodología para seleccionar los productos a pronosticar, basado en la data disponible, lo cual se observa en diagrama de Anexos N.

Esta metodología analiza la serie de tiempo de cada SKU y calcula las métricas de **Cantidad de semanas totales de la serie de tiempo**, **Cantidad de semanas con venta mayor a 0** y **Porcentaje de semanas con venta mayor a 0**. Dado esto, se evalúan 2 criterios para definir los productos a pronosticar:

- **Cantidad de semanas totales de la serie de tiempo mayor a 104 semanas:** Se busca que la serie de tiempo contenga un mínimo de 104 semanas de información (2 años) con el objetivo de lograr captar el patrón de tendencia de la venta.
- **Porcentaje de venta mayor a cero superior al 50 %:** Se elige un porcentaje mayor o igual al 50 % para evitar que la serie de tiempo posea en su mayoría ventas no nulas. Con este filtro se asegura tener un mínimo de datos positivos para utilizar en los modelos de pronósticos.

Tras ejecutar el respectivo código con la rutina de selección, se obtiene una base de datos con los productos a pronosticar en cada tienda.

4.2.3.3. Generación de modelos de pronóstico

Los pronósticos se realizarán a nivel de SKU para cada tienda, utilizando la serie de tiempo de venta histórica con agregación de venta semanal. La demanda de cada SKU es pronosticada utilizando los 6 modelos explicados en 2. Para esto, el lenguaje R ya posee librerías que automatizan la construcción de los modelos, por lo que se utiliza el paquete *Forecast* (Hyndman et al., 2022).

Previo a la ejecución de los modelos, se importa el archivo que contiene la venta semanal de la tienda por SKU, luego se recorre uno a uno cada SKU donde:

- Se convierte la columna de venta semanal del SKU al formato de serie de tiempo (ts), ya que es el input que recibirán los modelos.
- Se define el horizonte de pronóstico h , en este caso, igual a 4 semanas.
- Si la serie de tiempo posee datos perdidos, se realiza una imputación de los datos, utilizando el método de *Imputación de valores perdidos descompuestos estacionalmente* detallado en 2.2.5.

Luego, se ejecutan los modelos Average, Naive, Seasonal Naive, ARIMA, Regresión Armónica y TBATS para el horizonte de pronóstico definido. Cada modelo entrega como output la cantidad pronosticada para cada fecha del horizonte de pronóstico y 3 indicadores: RMSE,

porcentaje de sesgo y coeficiente de correlación.

4.2.3.4. Medición de la capacidad predictiva

Se define la medición de la capacidad predictiva del modelo para cuantificar qué tan bien se desempeñan los pronósticos en contraste con los datos reales observados. El indicador utilizado es el de Precisión de pronóstico o Forecast accuracy (FA), cuya fórmula se define como $FA = 100 - e_{abs}(\%)$ donde $e_{abs}(\%)$ corresponde al error absoluto porcentual, es decir, al porcentaje de la resta entre el valor observado y el pronosticado. Mientras más cercano a 100 % sea el valor, más preciso fue el pronóstico respecto a la demanda real.

Adicionalmente, existe una quinta actividad correspondiente al **Despliegue de los resultados**, la cual también corresponde a la lógica compleja de negocios. Sin embargo, se opta por explicarla en detalle en el siguiente capítulo de Propuesta de Apoyo Tecnológico ya que tiene relación con la construcción de la herramienta TI.

4.3. RESULTADOS OBTENIDOS

4.3.1. Selección de productos

Como se mencionó en 4.2.3.2, se aplicó una metodología de selección de productos basada en la calidad de su data histórica, a través de 2 criterios. En el gráfico de Anexos Ñ se muestra el resultado de la selección donde en el eje X se encuentran las tiendas y en el eje Y se observan los SKU. Los productos señalados en el gráfico con un círculo color verde son aquellos productos seleccionados, mientras que los que poseen una equis roja son aquellos que quedan fuera. Se obtiene entonces que el número de productos a pronosticar cuyo oscila entre los 43 y 49 productos, tal como se observa en la tabla de la esquina inferior de dicho gráfico.

Cabe destacar, que la tienda “T-PE”(Plaza Egaña) no posee ningún producto que cumpla con los dos criterios. En el marco del trabajo de tesis se opta por no pronosticar la demanda de esta tienda, no obstante se dejará planteada la incorporación de tiendas que no cuentan con suficiente data histórica en la sección de Trabajo Futuro de este informe.

4.3.2. Resultados de modelos de pronóstico

A modo ilustrativo, se mostrarán los resultados de los modelos para el pronóstico del mes de febrero 2021 (horizonte de 4 semanas) en un SKU y tienda es específico, para luego observar el comportamiento general. El SKU elegido es el **38**, el cual corresponde al producto *Tabletón prohibido amargo*, se escoge este producto ya que es un producto insigne e identificador de la empresa, por lo cual su correcta estimación de demanda resulta relevante. Por otra parte, la tienda escogida es *T-LP* (Luis Pasteur) ya que es la tienda con mayor venta durante dicho mes, abarcando el 25 % de las ventas totales.

La Figura O muestra el pronóstico de demanda para el SKU 38 según cada modelo, donde la curva azul muestra el pronóstico calculado y la curva roja muestra la venta observada real para ese intervalo de tiempo. El objetivo es seleccionar aquel modelo que posea menor RMSE, lo que se cumple para el modelo ARIMA. Este modelo posee un error promedio de 10.768 unidades, un porcentaje de sesgo que indica que el pronóstico se subestima en un 16.1% y un coeficiente de correlación es cercano a 1, es decir, una alta relación entre los valores observados y pronosticados.

Para lograr comparar qué tan bien se desempeña el modelo, se compara dicho modelo con el método de pronóstico actualmente utilizado por la empresa, el cual consiste en el promedio de la venta de las últimas 3 semanas. En la Figura P se muestra el desempeño del modelo actual, el que posee un error RMSE 11.705 unidades, un sesgo de -17.1% y un coeficiente de correlación de 0.518. Se observa entonces, que el desempeño del modelo ARIMA (TO BE) es mejor que el modelo actual (AS IS).

Para analizar el desempeño de los 3 indicadores a nivel general, se realizó una simulación del modelo actual y modelo TO BE para cada producto en cada tienda y mes del 2021. Entregando como resultado la tabla mostrada en la Figura 4.2, donde se observa el promedio de los indicadores para cada mes simulado. En general, el modelo TO BE presenta estimaciones de demanda con menor error en términos de unidades, menor porcentaje de sesgo, es decir que sub o sobrestima la demanda en menor cantidad comparado con el modelo actual, y mayor correlación promedio entre los datos simulados (pronóstico) y observados (venta real).

Mes	RMSE [unidades]		Porcentaje de Sesgo [%]		Coeficiente de Correlación	
	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE
Enero	14.0	5.8	144.6	2.2	0.0	0.5
Febrero	10.0	7.4	34.2	0.5	-0.1	0.5
Marzo	12.2	8.8	77.6	1.3	-0.1	0.5
Abril	9.2	5.6	64.9	-6.8	0.1	0.5
Mayo	16.2	12.7	21.1	0.0	0.0	0.6
Junio	12.6	9.2	27.6	-4.4	-0.1	0.5
Julio	9.7	7.1	20.6	-1.2	-0.1	0.5
Agosto	11.8	9.2	24.7	-7.7	0.1	0.4
Septiembre	11.3	7.9	100.2	-1.3	0.0	0.5
Octubre	13.5	9.7	92.8	15.7	-0.1	0.5
Noviembre	12.2	7.1	119.8	25.1	-0.2	0.5
Diciembre	21.0	15.1	45.8	27.9	0.0	0.6
PROMEDIO	12.8	8.8	64.5	4.3	0.0	0.5

Fuente: Elaboración propia.

Figura 4.2: Comparación de indicadores para modelo AS IS vs TO BE

4.3.3. Resultados del rediseño en comparación con el modelo actual

Para medir la mejora del rediseño, se calculó el indicador de Precisión de Pronóstico o Forecast Accuracy para el modelo AS IS y el modelo TO Be. Para esto, se realizó una simulación para el mismo horizonte de tiempo planteado en la sección anterior (2021).

En la Figura 4.3 se observa el porcentaje Forecast Accuracy de cada método en cada tienda y mes, donde para cada mes del 2021, el método propuesto para el rediseño entrega pronósticos más precisos. Considerando el promedio de Forecast Accuracy a nivel empresa⁶, se tiene un 51,8% y 73% de precisión de pronóstico mensual para el método actual y propuesto, respectivamente. Por lo tanto, se observa que en promedio, el rediseño presenta una mejora en la precisión de los pronósticos de un 21,2%.

FORECAST ACCURACY	T-ALC		T-CC		T-LP		T-PA		T-PAT		T-PLD		T-SC	
	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE	AS IS	TO BE
Enero	16.5	76.0	30.4	72.8	27.8	72.8	12.4	75.1	27.7	70.5	16.2	66.6	27.1	68.5
Febrero	60.1	75.5	53.3	71.2	54.5	71.9	50.7	74.3	44.4	68.5	56.1	72.5	43.1	61.9
Marzo	54.2	73.4	54.6	73.3	55.6	65.2	49.8	73.8	49.4	64.3	51.9	80.0	43.2	61.1
Abril	16.9	49.7	40.7	78.0	55.0	76.2	45.2	66.7	54.1	80.6	66.1	80.6	55.7	65.6
Mayo	32.1	68.7	58.4	68.6	67.4	73.4	50.1	68.3	65.0	70.1	73.9	81.6	55.8	62.7
Junio	45.8	69.1	60.7	80.2	63.0	78.1	37.0	54.8	60.1	78.2	59.3	75.4	56.2	73.5
Julio	57.5	80.1	65.4	77.5	59.9	79.6	51.1	69.3	56.3	80.5	62.5	70.2	56.0	78.4
Agosto	65.9	82.1	56.6	74.4	75.3	79.7	60.9	77.8	59.2	72.1	55.2	71.2	56.2	74.7
Septiembre	64.6	78.2	50.0	58.9	59.1	80.5	51.6	78.2	48.3	75.0	66.6	81.3	60.5	74.5
Octubre	57.2	74.4	61.2	73.7	70.9	76.9	50.8	69.0	51.3	69.4	60.8	84.5	50.9	68.9
Noviembre	56.8	81.4	53.9	75.7	35.1	71.1	54.5	83.8	37.8	74.9	48.2	69.1	37.6	73.1
Diciembre	53.2	73.9	58.2	70.6	52.8	75.3	54.2	76.9	58.5	71.6	50.9	65.5	60.8	70.6
PROMEDIO	48.4	73.5	53.6	72.9	56.4	75.1	47.4	72.3	51.0	73.0	55.6	74.9	50.3	69.5

Fuente: Elaboración propia.

Figura 4.3: Forecast Accuracy para modelo AS IS vs TO BE

⁶ Considerando las 7 tiendas pronosticadas

Capítulo 5

PROPUESTA DE APOYO TECNOLÓGICO

5.1. Especificación de requerimientos

5.1.1. Requerimientos funcionales

- El input que recibe la aplicación web corresponde a:
 - Archivo en formato .xlsx que contiene ventas históricas.
 - Archivo en formato .xlsx con ventas del último mes previo al mes que se pronosticará, el cual debe ir descargándose e incorporándose mes a mes.
- Los archivos que actúan como input deben alojarse en una carpeta repositorio dentro computador del Analista de Planificación, junto al código en R que ejecuta la aplicación web.
- Para incorporar el archivo con las ventas del último mes, este se debe descargar directamente desde el ERP de la empresa, asegurándose que contenga como mínimo las variables *Fecha*, *Tienda*, *SKU*, *Cantidad vendida* y *Categoría del producto* y que posea formato .xlsx.
- Adicional a lo anterior, existe un tercer input, el cual se utiliza para medir el desempeño (precisión) general del pronóstico del mes anterior. Este corresponde a un archivo .xlsx que debe contener las variables *Tienda*, *SKU* y *Cantidad pronosticada a nivel semanal*. A diferencia de los inputs anteriores, este no debe alojarse en una carpeta específica ya que es ingresado manualmente a la aplicación web por parte del Analista.
- Los outputs que se esperan de la herramienta es el despliegue online de los pronósticos, donde se pueden observar gráficos interactivos. Además, la aplicación despliega dos tablas descargables en formato .xlsx, la primera contiene el pronóstico semanal (4 semanas) para cada SKU en la tienda seleccionada y el pronóstico mensual por SKU (suma de las 4 semanas) para todas las tiendas pronosticadas.

- La aplicación se despliega en línea en una página web a través de *Shinyapp.io*, para lo cual los archivos que residen en la carpeta repositorio, también deben ser cargados a Shinyapp.io.

5.1.2. Requerimientos no funcionales

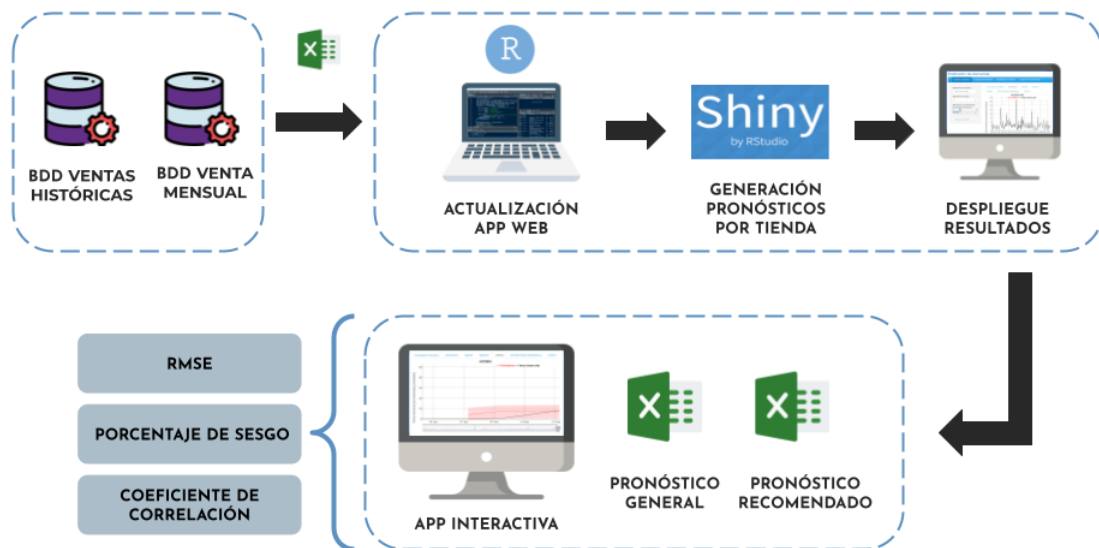
- Tanto el profesional que se desempeñe como Analista de Planificación como el Ingeniero de Desarrollo debe tener un perfil orientado al análisis de datos y programación, con conocimientos intermedios en lenguaje R, programa R Studio y paquete Shiny de dicho programa.
- El computador del Analista de Planificación debe contener una memoria RAM mínima de 16 GB, en conjunto con un procesador de al menos Core i5 o similar.
- Cuenta en Shinyapp.io con Plan Professional, el cual tiene un costo de \$3300 USD al año (RStudio, 2020).
- Paquete de Microsoft Office 365 que contenga Excel, correspondiente a \$72 USD anual (Microsoft, 2022).

5.2. ARQUITECTURA TECNOLÓGICA

La herramienta de apoyo TI consiste en una aplicación web que genera los pronósticos de demanda de manera automática y permite la visualización interactiva y descarga de los datos.

La creación de la app web se realiza a través de un código en R, utilizando una librería llamada Shiny. Shiny es un paquete integrado en R, el cual posee distintas funciones y algoritmos que permiten convertir análisis de datos en aplicaciones webs interactivas sin dejar el entorno de R. La aplicación posee dos partes: la interfaz de usuario, que contiene los botones, cajas de textos y otros elementos con los cuales el cliente puede interactuar, y el servidor o backend, donde se manipula la data y se ejecutan los modelos. Ambas partes son creadas a través de un código en RStudio y es guardado como un script.

La arquitectura que soporta la herramienta TI se observa en la Figura 5.1, donde el sistema recibe 4 inputs. Los primeros 3 inputs sirven para realizar el proceso de estimación de demanda y corresponden a 2 bases de datos con ventas históricas (base de datos ERP Manager y base de datos ERP Odo) y una base de datos con la venta del último mes, la cual se guarda mes a mes en una carpeta repositorio por parte del Analista de Planificación. El cuarto input sirve para realizar el proceso de medición de la capacidad predictiva del proceso y corresponde a un archivo .xlsx que es cargado directamente en la aplicación por parte del Analista. Estos archivos son leídos por el código de R, el cual se ejecuta generando la actualización de la app web. Luego, se debe interactuar con la app web para la generación de los pronósticos para cada tienda, tras eso la aplicación muestra los resultados de los



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5.1: Arquitectura tecnológica para prototipo funcional de Estimación de demanda

pronósticos generando 3 outputs: la misma aplicación interactiva, la cual contiene gráficos y tablas con los pronósticos generados por cada modelo y 2 archivos .xlsx que se deben descargar manualmente desde la aplicación. El primer archivo contiene el pronóstico semanal (4 semanas) para cada SKU en la tienda seleccionada junto con sus indicadores: RMSE, Porcentaje de sesgo y Coeficiente de correlación, mientras que el segundo archivo muestra el pronóstico mensual por SKU (suma de las 4 semanas) para todas las tiendas pronosticadas.

5.3. PROTOTIPO FUNCIONAL DESARROLLADO

A continuación se muestra y explica el prototipo funcional desarrollado, correspondiente a la aplicación web que automatiza el proceso de estimación de demanda. La aplicación contiene 4 partes o paneles de visualización:

- **Generación pronóstico**

La primera parte corresponde a la pantalla de inicio de la aplicación donde se debe generar el pronóstico. En el costado izquierdo se debe seleccionar la tienda a pronosticar, el SKU y el horizonte de pronóstico, el cual se encuentra fijado en 4 semanas, sin embargo, el usuario puede deslizar el botón y fijar otro horizonte entre 1 y 12 semanas. La decisión de incorporar la opción de pronosticar con distintos horizontes radica en generar una herramienta escalable y que pueda prevenir ciertos riesgos del rediseño del proceso, por ejemplo, si por algún evento especial, el pronóstico no se puede realizar el primer lunes del mes, podría setearse un pronóstico de 5 semanas tal de tener una

Estimador de demanda



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5.2: Panel 1 Prototipo funcional.

semana de seguridad.

Tras realizar clic en el botón *Ejecutar pronóstico*, se despliegan los resultados de la estimación al costado derecha de la pantalla. La primera ventana llamada *Resultados Pronóstico* muestra una tabla que contiene el SKU, el modelo escogido para el pronóstico, la fecha y número de semana que se está pronosticando y la cantidad pronóstica en unidades. Más abajo, se presenta otra tabla que muestra las métricas asociadas al modelo: RMSE, Coeficiente de Correlación y Porcentaje de Sesgo. La segunda ventana llamada **Gráfico** muestra un gráfico interactivo con la curva de venta pronosticada y la curva de venta histórica del producto (ver Q).

■ Pronóstico recomendado

El segundo panel de visualización (ver Figura 5.3), muestra una tabla interactiva con el pronóstico semanal de cada SKU para la tienda seleccionada. Cabe destacar que la estimación entregada corresponde al resultado del mejor de los 6 modelos evaluados, el cual se indica en la tercera columna de dicha tabla.

La tabla puede ser descargada a un archivo .xlsx y corresponde al reporte que utiliza el Analista y Jefe de Planificación para el proceso de estimación.

Estimador de demanda



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5.3: Panel 2 Prototipo funcional.

■ Resumen pronóstico mensual

En el tercer panel de visualización se despliega una tabla con el pronóstico mensual para cada SKU en cada tienda. Es una tabla interactiva que permite seleccionar la tienda a observar haciendo clic en las casillas del recuadro izquierdo de la pantalla. La tabla permite ordenar las columnas de mayor a menor (o viceversa) y buscar por alguna palabra o caracter ingresado en la barra de filtro ubicada en la esquina superior derecha. Además, la tabla es descargable a un archivo .xlsx y se decidió incluir esta visualización para otorgar una comparación y panorama general del total de productos que se demandarán por tienda, así como el total de productos que se demandarán a nivel empresa, lo cual se ve en la última columna de la tabla.

Estimador de demanda



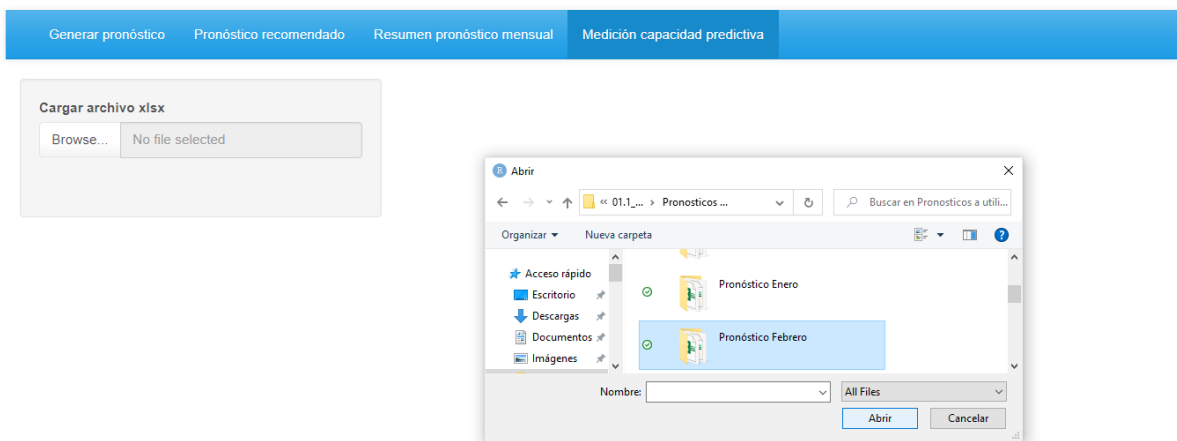
Fuente: Elaboración propia.

Figura 5.4: Panel 3 Prototipo funcional.

■ Medición de capacidad predictiva

El último panel corresponde a la herramienta que mide la precisión o accuracy del pronóstico del mes anterior, ya que se contrasta la demanda pronosticados con la venta real de cada producto. En este panel, se debe cargar el archivo .xlsx que contiene el último pronóstico ajustado y la herramienta desplegará los resultados del indicador de Precisión o Forecast Accuracy.

Estimador de demanda



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5.5: Panel 4 Prototipo funcional.

Capítulo 6

PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN

Para ejecutar e implantar cualquier rediseño en una organización, resulta necesario gestionar el cambio junto a un plan de implementación que permita mantener el nuevo proceso en el tiempo. Si bien el alcance del proyecto de tesis no considera la implementación del proceso diseñado, a continuación se presenta la estrategia de gestión del cambio propuesta para el proyecto. Para esto, el Modelo de 8 pasos de John Kotter (Kotter, 2004) entrega las bases que permiten definir el plan de implementación con tiempos y responsables en cada paso. Cabe destacar que la propuesta considera un plazo de 36 semanas, es decir, 9 meses.

En Anexos S se observan los 8 pasos que integran el proceso de gestión del cambio, donde los 3 primeros pasos ayudan a crear un clima idóneo para el cambio al interior de la empresa, luego, las siguientes 3 etapas comprometen y habilitan a toda la organización para que, por último, el paso 7 y 8 se encarguen de implementar y mantener el cambio en el tiempo, fortaleciendo la transformación.

6.1. Crear sentido de urgencia

Infundir el sentido de urgencia resulta crucial para lograr la cooperación de las personas involucradas y generar la transformación. En el caso del presente proyecto, es necesario crear sentido de urgencia respecto a la necesidad de resolver el problema visto en los capítulos anteriores: la insatisfacción de demanda de los clientes respecto a productos y el deficiente método de estimación de demanda utilizado actualmente.

Para este primer paso, se propone generar reuniones con las distintas personas y áreas involucradas en el proceso de estimación de demanda y que se ven afectadas de una u otra manera por la insatisfacción de demanda de los clientes, las cuales corresponden a:

- Área de Planificación, con la representación de la Jefe de Planificación.

- Área Comercial y Ventas, con la representación del Gerente Comercial, Jefa de Tiendas y Ejecutiva de Servicio al Cliente.
- Jefe de Cocina y Jefe de Envasado, pertenecientes al Área de Operaciones.
- Área de Administración y Finanzas, con la representación del Gerente de Administración y Finanzas

Según Kotter, una de las formas de elevar el nivel de urgencia consiste en bombardear a la gente sobre oportunidades futuras y analizar la incapacidad actual de la organización para ir en pos de esas oportunidades. Dado lo anterior, se recomienda que en las instancias de reunión se generen conversaciones en torno dos temas: posicionamiento de la organización dentro del mercado de chocolates y consecuencias del problema a nivel operacional e imagen de marca hacia los clientes. Adicionalmente, desde cada área se pueden plantear distintas preguntas para reflexionar sobre las mejoras del rediseño, como por ejemplo: ¿Cuánta utilidad se generaría si se estimara mejor?, ¿Cómo mejoraría la satisfacción de los clientes, bajarían los reclamos?, ¿Cómo mejoraría la producción si se pudiese anticipar la demanda con mayor antelación?.

6.2. Crear una coalición

Según Kotter, son cuatro las características claves para integrar coaliciones conductoras efectivas: Poder del puesto, Experiencia, Credibilidad y Liderazgo. Para este proyecto, se necesita contar con personas del área tanto ejecutiva y estratégica como operacional. Dado esto, la persona clave para liderar el proyecto es la Jefe de Planificación¹ dada la experiencia en el área y proceso de estimación de demanda, la credibilidad y la capacidad de liderazgo. Además, su puesto corresponde a un nexo entre el área ejecutiva y la operación en producción y logística.

Por otra parte, resulta vital la participación del Gerente de Operaciones, Gerente Comercial y Gerente de Administración y Finanzas, quienes concentran el poder del cargo y la toma de decisiones a nivel estratégico. Estas 3 personas serían las encargadas de comunicar y respaldar el cambio hacia el resto de la organización. Por último, desde el punto de vista operacional, es necesario agregar dos nuevos cargos: Analista de Planificación, quién se encarga de gran parte de la operación del nuevo proceso de estimación de demanda y apoyará la implementación del mismo y, el segundo cargo de Ingeniero/a de Desarrollo, encargado de construir los modelos de pronóstico y aplicación TI. Ambas personas estarán bajo la dependencia de la líder del proyecto, donde se busca que el Analista de Planificación sea contratado por plazo indefinido tras la creación de la coalición, con el objetivo de que forme parte de ésta y apoye en las distintas discusiones, mientras que el Ingeniero de Desarrollo

¹ Actualmente Francisca Guajardo.

debe ser contratado por un plazo fijo de 3 meses. En R se muestra un diagrama de la coalición propuesta.

6.3. Crear una visión clara

La visión se refiere a una imagen del futuro con algún comentario relacionado al motivo por el cual la organización debe luchar para crear ese futuro. Según Kotter, una buena visión cumple con 3 propósitos: esclarece la dirección general del cambio, motiva a las personas a emprender acciones en la dirección apropiada y contribuye a coordinar las acciones de diferentes personas de manera rápida y eficiente.

Lo ideal es construir una visión común entre las personas involucradas en el proceso. Para cumplir con este objetivo se recomienda que la visión gire en torno a 2 ideas centrales, que se encuentran intrínsecamente dentro de los 5 pilares de marca de la empresa:

- Ser una empresa que ofrece una experiencia de calidad y que garantiza a sus clientes la disponibilidad de productos en formato, tiempo y cantidad.
- Asegurar la eficiencia operacional mediante la anticipación de la estimación de la demanda y aumentar la capacidad de programación de la cadena de suministro.

Para crear la visión se recomienda generar al menos 3 reuniones y jornadas reflexivas de creación de visión en conjunto, donde participe la coalición y las mismas áreas planteadas en 6.1.

6.4. Comunicar la visión

Es fundamental comunicar la visión a toda la organización para dar a conocer el propósito de cambio y el objetivo a alcanzar, de manera de generar tracción al proyecto. Para esto, se recomienda crear un plan de comunicación que permita dar a conocer la visión y los avances del proyecto durante toda la duración de éste. Para esto, se requiere el apoyo del Área de Diseño de la empresa y se deben ejecutar 2 acciones:

- Creación de infografías que detallen el proceso de cambio, los actores involucrados (coalición) y los plazos en que se llevará a cabo el cambio. Estas infografías se pueden enviar vía mail a los trabajadores de la empresa y también colocar en forma física en las dependencias de la empresa.
- Crear y enviar mensualmente un boletín de los avances del proyecto, lo cual será responsabilidad de la coalición.

6.5. Eliminar los obstáculos

Se detectan 3 principales obstáculos, los cuales deben ser eliminados para asegurar el éxito del proyecto. Como primer obstáculo se detecta que la empresa no posee personal con las competencias técnicas para programar y realizar análisis de grandes volúmenes de datos, por otra parte, se cuenta con datos erróneos o incompletos que requieren un análisis profundo y, por último, la empresa desconoce técnicas y modelos más complejos para estimar la demanda.

Respecto al primer y segundo obstáculo y tal como se mencionó en 6.2, se recomienda contratar a un Ingeniero(a) de Desarrollo que analice los datos a utilizar y construya los modelos de pronóstico y herramienta TI. Particularmente, para tratar el problema de los datos erróneos o incompletos, el Ingeniero de Desarrollo debe extraer, limpiar y seleccionar los datos referentes a ventas históricas de cada producto. Para esto, se estima un plazo de 4 meses y como apoyo a la ejecución de dichas tareas se recomienda seguir el diseño de la Lógica de Negocios planteada en la capítulo 4 del presente informe.

Por otra parte, para eliminar el tercer obstáculo, se propone que el Analista de Planificación se encargue de concientizar y educar a la organización sobre los métodos de pronóstico a utilizar en el rediseño y sobre las tecnologías habilitantes que lo sustentan, es decir, el lenguaje R, el programa RStudio y la aplicación desarrollada con Shiny. Esto con el objetivo de gestionar el conocimiento sobre las nuevas metodologías y herramientas a utilizar y romper la barrera de incertidumbre que pueda generar el cambio. Para cumplir lo anterior, se sugiere realizar al menos 2 reuniones teórico-demostrativas donde se pueda enseñar lo planteado anteriormente.

6.6. Asegurar victorias a corto plazo

Se plantean 4 grandes victorias a cumplir en el corto plazo:

- Verificar la calidad de los datos: Tras extraer, limpiar y seleccionar los datos, el Ingeniero de Desarrollo contará con el set de datos final para trabajar los modelos de pronóstico. Esta se considera la primera victoria, donde se espera contar con archivos .xlsx que contengan la venta histórica para cada SKU en cada tienda.
- Construcción de modelos de pronóstico y App de Visualización: El Ingeniero de Desarrollo debe construir los 6 modelos de pronóstico en R y construir la herramienta TI que actúa como plataforma de visualización de los pronósticos para cada SKU en cada tienda. Se estima un plazo de 2 meses para ambas acciones y se sugiere considerar lo planteado en la sección 4.2.3.3 del capítulo 4 y la totalidad del capítulo 5.
- Probar modelos y app: El Analista de Planificación es el encargado de probar los modelos y la aplicación con los datos existentes. Para esto, se estima un tiempo de 2 semanas,

donde se recomienda realizar simulaciones de pronóstico utilizando información real de meses anteriores, con tal de poder comparar la demanda pronosticada con la venta real, para cada SKU en cada tienda. Por ejemplo, se pueden probar los modelos pronosticando meses del año 2022 y compararlo con la información real de venta del mismo mes en dicho año.

- Implementar rediseño en tiendas de la Región Metropolitana: En el mes 7 (semana 25) del proyecto se sugiere implementar el rediseño en las tiendas de la Región Metropolitana. La puesta en marcha del nuevo proceso de estimación de demanda se considera como una victoria de corto plazo y para lograr ejecutarla con éxito se debe iniciar el proceso el primer lunes de dicho mes siguiendo la metodología y diagrama de proceso planteado en la sección 4.2.2 del presente informe.

6.7. Consolidar las ganancias y generar más cambios

Una vez implementado el rediseño considerando la estimación de demanda de productos en un grupo acotado de tiendas (región metropolitana), resulta necesario afianzar las ganancias obtenidas y generar más cambios incorporando la estimación de demanda en más tiendas, otorgándole escalabilidad al proyecto. Para esto, se proponen las siguientes acciones:

- Analizar resultados de implementación en tiendas R.M: La Jefe de Planificación debe analizar los resultados del cambio para lo cual debe observar el desempeño del indicador *Forecast Accuracy*, el cual se encarga de medir la capacidad predictiva² del rediseño. Adicionalmente, se sugiere realizar una reunión de feedback con los actores involucrados en el nuevo proceso, con tal de descubrir los errores y aciertos de la implementación, identificar lo aprendido y aumentar el conocimiento del proceso ejecutado por cada actor. Para esto último, son útiles las preguntas: ¿Cómo resultó la implementación?, ¿Cuáles son las nuevas ventajas y desventajas del proceso? y ¿Que se ha de mejorar?.
- Implementar rediseño añadiendo tiendas de otras regiones y analizar resultados: Tras lo aprendido de la implementación anterior, se pueden incluir nuevas tiendas para ejecutar los pronósticos, éstas tiendas corresponden a las ubicadas en otras regiones, tales como tienda Mall Plaza Antofagasta, tienda Marina Arauco, tienda Montemar y tienda Mall Plaza Trébol.
- Analizar nuevos resultados e identificar oportunidades de mejora: Tras la implementación del rediseño en todas las tiendas de la empresa, se deben analizar los resultados e identificar oportunidades de mejora. Para esto, se sugiere realizar las mismas acciones planteadas en el primer ítem.

² Parte del rediseño del proceso. Para más detalles del indicador, ver 4.2.3.4

6.8. Arraigar los nuevos enfoques en la cultura

El último paso de la propuesta de implementación de encarga de instaurar el cambio dentro de la cultura organizacional de la empresa. Según John Kotter, arraigar los nuevos enfoques en la cultura depende de los resultados y de la comunicación. Por ende, se sugiere que para finalizar el proyecto, se den a conocer los resultados del cambio a toda la organización mediante al menos 2 reuniones, cuya responsabilidad está a cargo del líder del proyecto (Jefe de Planificación). Para esto se sugiere evidenciar la mejoría del rediseño en 2 aspectos:

- Mejoras a nivel operacional: Evidenciar cómo modificar el proceso optimizó las horas invertidas en la estimación de demanda, cómo se mejoró la comunicación entre las áreas, cómo aportó obtener una mirada desde distintas perspectivas gracias a validar la estimación mediante la incorporación de un comité de pronóstico, como mejoró la precisión de pronóstico midiendo el *Forecast Accuracy*.
- Mejoras en las ventas: Evidenciar si existe crecimiento en las ventas asociado al rediseño y si obtener pronósticos más precisos ayuda en la disponibilidad de productos en tienda y compras por parte de los clientes. Se puede analizar y comparar el volumen de ventas en meses donde se utilizó el antiguo método de demanda versus el nuevo método.

Finalmente, en Anexos T se presenta la carta gantt asociada al proyecto en términos de semanas, la cual contiene los pasos de la propuesta de implementación con su respectiva tarea, responsable y plazo asociado.

Capítulo 7

EVALUACIÓN DEL PROYECTO

7.1. EVALUACIÓN TÉCNICA

Para analizar la factibilidad técnica del proyecto, se construyó el prototipo funcional detallado en la sección 5 mediante la lógica de negocios explicada en 4.2.3. Se observa, a través del diseño de la aplicación, que a nivel computacional es posible desarrollar los modelos de estimación para cada producto en cada tienda y que, dada la construcción de los códigos en R, es posible incorporar nuevas tiendas y productos. A nivel de proceso, se simularon las actividades que debería realizar el Analista de Proceso, donde se determina que la factibilidad de cumplir con los plazos propuestos en el modelamiento TO BE, es decir, realizar la estimación de demanda el primer lunes el mes durante la mañana y entregar los resultados durante la tarde al Jefe de Planificación para su posterior análisis.

Cargo: Jefe de Planificación	Puntaje				
Ítem	1	2	3	4	5
La aplicación web me parece visualmente atractiva			X		
La aplicación web es fácil de usar				X	
La aplicación web es útil					X
La aplicación web me permite ver datos relevantes respecto a la estimación de demanda					X
Las funcionalidades de la aplicación web son adecuadas para el objetivo propuesto.					X
La aplicación web es un buen apoyo para la toma de decisiones					X
La aplicación web se integra de forma adecuada a mi forma de trabajo					X

Fuente: Elaboración propia.

Figura 7.1: Encuesta de usabilidad aplicada a Jefe de Planificación

Respecto a la herramienta TI propuesta, se realizó una encuesta de usabilidad a la Jefe de Planificación de la empresa, con el fin de obtener su evaluación respecto al prototipo diseñado. La encuesta constó con 6 ítems asociados a la utilidad, apoyo y diseño de la aplicación web,

donde es posible evaluar cada pregunta mediante la escala likert desde muy en desacuerdo (1) a muy de acuerdo (5). En la Figura 7.1 se observan los resultados, donde se concluye que la evaluación fue satisfactoria.

7.2. EVALUACIÓN ECONÓMICA

7.2.1. Beneficios

Los beneficios que presenta el rediseño propuesto son de corto, mediano y largo plazo. En el corto plazo, los beneficios se relacionan con una disminución en los tiempos de estimación de la demanda y por ende, en los tiempos de planificación de producción y de reposición de productos, ya que la estimación de demanda corresponde a un input importante para dichas planificaciones operacionales. A su vez, el disminuir los tiempos genera un ahorro en horas hombre (HH), las cuales son cuantificadas más adelante.

En el mediano y largo plazo, el rediseño pretende proporcionar una mayor integración de la información a nivel operacional y estratégico. En la actualidad, la estimación de demanda solo es conocida por una persona, mientras que el rediseño propone instancias de observación, análisis y validación de los datos, lo cual enriquece y mejora la toma de decisiones informada. Además, se espera que los plazos de estimación puedan ir aumentando con el tiempo, lo que permitiría la anticipación frente a estacionalidades de la demanda y compra de insumos.

Adicionalmente, se espera que los pronósticos de demanda sean cada vez más precisos, ya que los modelos contendrán información más certera a medida que avanza el tiempo. Esto conllevaría a reposición de stock más certera, asegurando la disponibilidad de productos en tiendas y disminuyendo los quiebres de stock. Lo anterior supondría entonces, aumento en las ventas de la empresa dado el aumento en la precisión de la estimación.

En resumen, el rediseño trae consigo una serie de beneficios en distintos horizontes de tiempo, algunos de ellos se irán descubriendo a medida que la implementación avance y otros no son posibles de cuantificar dada la escasa información registrada por la empresa y la ausencia de indicadores clave. No obstante lo anterior, se cuantifican a continuación los beneficios relacionados al ahorro de horas y aumento de ventas.

7.2.1.1. Ahorro de horas hombre (HH)

Como se ha evidenciado a lo largo de la presente tesis, el proceso actual de estimación de demanda es un proceso lento, que se realiza diariamente. Tras levantar el proceso y entrevistar a la Jefe de Planificación a cargo del mismo, se determinó que estimar la demanda involucra 1 HH diaria, lo que mensualmente se traduce en 20 HH.

Comparando lo anterior con el proceso propuesto, la estimación de demanda TO BE le

requeriría 5 HH mensuales, es decir, un ahorro de 15 HH. Multiplicando el ahorro por el valor¹ de HH del cargo, se calcula un ahorro mensual de \$200.000, osea, \$2.400.000 anual.

7.2.1.2. Aumento de ventas por mayor precisión de pronósticos

Bajo el supuesto de que una mejor estimación de demanda generaría un aumento en la disponibilidad de productos y por ende un aumento en las ventas, se calculó el beneficio asociado. Dada la complejidad de estimar cuánto dinero representa cada punto de mejora de la precisión de los pronósticos, se propuso la siguiente metodología para estimar cómo aumentarían las ventas. En primer lugar, se simuló la estimación de la demanda para cada producto en cada tienda para todo el año 2021 utilizando el método propuesto en el rediseño y comparando con el método as-is. Con esto, se tiene el porcentaje de mejora del rediseño asociado a cada SKU, calculado como $PorcentajeMejora_{SKU} = Forecast Accuracy TO BE - Forecast Accuracy AS IS$.

Luego, se calculó la venta estimada para el año 2021, multiplicado por la mejora y por una tasa de aprovechamiento del beneficio definida en 4%. Esto bajo el supuesto de que sería muy optimista pensar que la empresa aprovechará el 100% del beneficio asociado a la mejora de los pronósticos. Entonces, utilizando la ecuación X y bajo una condición *ceteris paribus*, si la empresa aprovechara el 4% de los beneficios del rediseño el beneficio estimado es de \$42.891.774.70.

$BeneficioAnual = TasaAprovechamiento \cdot$

$$\sum_{k=1}^{12} \sum_{j=1}^7 \sum_{i=1}^N (PorcentajeMejora_{i,j,k} \cdot Demanda_{i,j,k} \cdot Precio_i) \quad (7.1)$$

donde $i = 1, \dots, N$ corresponde al $producto_i$ hasta el $producto_N$, $j = 1, \dots, 7$ corresponde a la cantidad de tiendas y $k = 1, \dots, 12$ corresponde a la cantidad de meses.

7.2.2. Costos

7.2.2.1. Sueldos

Los honorarios a considerar corresponden a los cargos de la empresa que forman parte del proyecto, es decir, los integrantes de coalición para la transformación. Para cada rol, se estimó la cantidad de horas destinada al proyecto basándose en la planificación de la implementación detallada en el capítulo anterior y luego, se multiplicó el total de horas por el valor en pesos de horas hombre (HH), lo cual se detalla en la Figura U.1 y entrega un costo estimado de \$20.433.333.

¹ \$12.222 según valor de mercado del cargo.

7.2.2.2. Equipo informático y Licencias

Como se planteó anteriormente en los requerimientos no funcionales de la herramienta de apoyo TI, resulta necesario contar con un computador. Tras cotizar en distintas marcas de computadores con aquellas características, se define el costo del equipo en \$1.399.990 (Lenovo Chile, 2022). Por otra parte, las licencias necesarias corresponden a la suscripción en Shinyapp.io en el plan Professional y al paquete de Microsoft Office 365. Ambos costos se detallan en la U.2, donde se observa que los costos por equipo informático y licencias corresponden a \$4.448.188.

7.2.2.3. Costos por aumento de ventas

Si bien el aumento de ventas conlleva a un beneficio, también se debe incurrir en un costo de producción, almacenamiento y logística asociado al producto. Bajo la lógica planteada en 7.2.1.2, el costo anual se estima en 14.185.082

7.2.3. Flujo de Caja

A continuación se presenta el flujo de caja del proyecto para un horizonte de 5 años. Para ello se tienen las siguientes consideraciones:

- La inversión inicial del proyecto se basa en los costos de sueldos, equipo y licencias explicadas en la sección 7.2.2 y ascienden a \$32.833.370 de pesos.
- Los costos anuales corresponden al costo por aumento de ventas, sueldo del Analista, ya que este rol se contrata para que forme parte permanente del nuevo proceso, y licencias.
- Se estima que los beneficios y costos asociados al aumento de ventas tendrán una tasa de crecimiento anual del 7.5 % desde el año 2 en adelante.
- Para la tasa de aprovechamiento del beneficio de aumento de ventas se consideró una tasa de 4 % en un escenario conservador y un 3 % y 5 % en un escenario pesimista y optimista respectivamente.
- Se utiliza una tasa de descuento de 10 % y se aplica un impuesto del 27 % a la utilidad. El impuesto corresponde al Impuesto de Primera Categoría, el cual se aplica a las actividades industriales, comerciales, agrícolas, prestaciones de servicios, entre otras.

En la Figura 7.2 se observa el flujo de caja asociado al proyecto, donde se obtiene un VAN de \$20.623.139 de pesos y una TIR de 36 %, lo que indica que en un escenario conservador, el proyecto es rentable. En Anexos V.1 e V.2 se muestra el flujo de caja en escenario pesimista y optimista, donde en el primer escenario el proyecto no es rentable y en el segundo sí.

	Año 0	Año 1	Año 2	Año 3	Año 4	Año 5
Aumento ventas por precisión de pronósticos		42,891,774.70	\$46,108,658	\$49,566,807	\$53,284,318	\$57,280,641
Ahorro HH Jefe Planificación		\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000
Beneficios		\$45,091,775	\$48,308,658	\$51,766,807	\$55,484,318	\$59,480,641
Costos por aumento de ventas		14,185,082.44	\$15,248,964	\$16,392,636	\$17,622,084	\$18,943,740
Sueldo Analista Planificación		\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000
Licencia Microsoft		\$65,088	\$65,088	\$65,088	\$65,088	\$65,088
Licencia Shiny		\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200
Costos		\$32,833,370	\$33,897,252	\$35,040,924	\$36,270,372	\$37,592,028
Utilidad Operacional		\$12,258,404	\$14,411,406	\$16,725,883	\$19,213,946	\$21,888,614
Utilidad antes de impuesto		\$12,258,404	\$14,411,406	\$16,725,883	\$19,213,946	\$21,888,614
Impuesto (27%)		\$3,309,769	\$3,891,080	\$4,515,988	\$5,187,765	\$5,909,926
Utilidad después de impuesto		\$8,948,635	\$10,520,327	\$12,209,895	\$14,026,181	\$15,978,688
Sueldo Gerente Comercial	\$1,905,556					
Sueldo Gerente Operaciones	\$1,633,333					
Sueldo Gerente Adm y Finanzas	\$1,633,333					
Sueldo Jefe Planificación	\$2,261,111					
Sueldo Analista Planificación	\$9,100,000					
Sueldo Ingeniero Desarrollo	\$3,900,000					
Equipo computacional	\$1,399,900					
Licencia plataformas	\$3,048,288					
Inversión inicial	\$24,881,521					
Flujo de caja	-\$24,881,521	\$8,948,635	\$10,520,327	\$12,209,895	\$14,026,181	\$15,978,688

Flujo de caja neto	\$36,802,204
Tasa de descuento	10%
VAN	\$20,623,139
TIR	36%

Fuente: Elaboración propia.

Figura 7.2: Flujo de caja del proyecto en escenario conservador

7.2.4. Análisis de Sensibilidad

Existen 2 grandes factores que influyen en el valor del VAN y TIR: crecimiento anual de la empresa y aprovechamiento de la mejora producida por el rediseño. Estas dos variables son difíciles de cuantificar, dado que, por una parte, el crecimiento de la empresa ha sido muy variable en años históricos dado factores externos (como las cuarentenas y efecto pandemia) y, por otra parte, resulta complejo estimar monetariamente en qué medida afectará el rediseño a las ventas y qué tanto de ese beneficio es capaz de aprovechar la empresa. Considerando lo anterior, se realiza un análisis de sensibilidad para el VAN y la TIR, el cual analiza como cambian estos indicadores al variar la tasa de crecimiento de la empresa entre 2.5 % y 15 % anual y la tasa de aprovechamiento del beneficio entre 1 % y 6 %.

En la Figura 7.3 se observa que tanto el VAN y la TIR resultan poco sensibles a la tasa de crecimiento anual de la empresa pero muy sensible a la tasa de aprovechamiento del beneficio, ya que por ejemplo, manteniendo la tasa de crecimiento constante y aumentando la tasa de aprovechamiento en 1 %, la TIR puede aumentar en aproximadamente un 50 %. A modo general, el proyecto no sería rentable con una tasa de crecimiento y tasa de aprovechamiento menor al 15 % y 3 % respectivamente. El proyecto es rentable con una tasa de aprovechamiento mayor al 4 % independiente de la tasa de crecimiento de la empresa.

VAN		Tasa de aprovechamiento del beneficio					
		1%	2%	3%	4%	5%	6%
Tasa crecimiento anual de la empresa (año 2 a 5)	2.5%	-\$62,086,378	-\$45,462,241	-\$20,526,035	\$12,722,239	\$54,282,581	\$104,154,993
	5.0%	-\$61,700,515	-\$44,304,652	-\$18,210,858	\$16,580,868	\$60,070,526	\$112,258,114
	7.5%	-\$61,296,288	-\$43,091,971	-\$15,785,495	\$20,623,139	\$66,133,932	\$120,746,883
	10.0%	-\$60,873,044	-\$41,822,239	-\$13,246,032	\$24,855,578	\$72,482,590	\$129,635,004
	12.5%	-\$60,430,119	-\$40,493,463	-\$10,588,479	\$29,284,832	\$79,126,472	\$138,936,439
	15.0%	-\$59,966,835	-\$39,103,611	-\$7,808,775	\$33,917,673	\$86,075,733	\$148,665,405

TIR		Tasa de aprovechamiento del beneficio					
		1%	2%	3%	4%	5%	6%
Tasa crecimiento anual de la empresa (año 2 a 5)	2.5%	-	-	-31%	28%	77%	130%
	5.0%	-	-	-22%	32%	80%	133%
	7.5%	-	-	-15%	36%	83%	136%
	10.0%	-	-	-10%	39%	87%	139%
	12.5%	-	-	-5%	43%	90%	142%
	15.0%	-	-	0%	46%	93%	145%

Fuente: Elaboración propia.

Figura 7.3: Análisis de sensibilidad VAN y TIR

Capítulo 8

CONCLUSIONES

8.1. Conclusiones

Estimar la demanda de productos, bienes o servicios resulta fundamental para cualquier empresa, ya que le permite ser más competitivos, más rentables, optimizar procesos y obtener una buena percepción por parte de los clientes. Particularmente en Moulie, empresa donde se desarrolló el trabajo de tesis, se detectó la existencia de una problemática asociada a la demanda, ya que en la actualidad la empresa no logra satisfacer correctamente la demanda de sus clientes. Esto se evidencia, por una parte, a través de recurrentes quiebres de stock en sus tiendas, lo cual genera ventas perdidas y la activación de medidas de mitigación para subsanar el, y por otra parte, sobre stock de productos lo que genera vencimiento y mermas de los mismos. Cuantificando el problema, se calcula que las ventas perdidas durante el mes de noviembre y diciembre de 2021 ascienden, en promedio, a \$5.240.850 y \$4.873.475 pesos en cada una de las tiendas de la empresa, lo que representa el 16 % y 6 % de las ventas totales de ese mes a nivel empresa.

Al estudiar las causas del problema, se detectó que los pronósticos de demanda carece de robustez de cálculo y más aún, no existe un proceso formal y estándar para realizar la estimación. El método actual no posee indicadores que midan su desempeño en el tiempo, no indaga en patrones de tendencia, estacionalidad, ni permite realizar una planificación a mediano o largo plazo de la producción y reposición de productos.

Considerando lo anterior, el presente trabajo de tesis buscó realizar un rediseño del proceso de estimación de la demanda con el fin de mejorar y robustecer el método de pronóstico y la gestión de la reposición de productos al cliente-tienda de la empresa.

El proyecto de tesis comenzó con un levantamiento y diagramación de los procesos relacionados a la estimación de demanda, con el fin de conocer el proceso a cabalidad e identificar sus principales actividades y actores. Luego, se definió el rediseño del proceso y se construyó la herramienta TI que lo apoya utilizando la metodología CRISP-DM. Particularmente, el rediseño logra generar una estimación de demanda para 7 tiendas, el cual se ejecuta de manera

mensual para un horizonte de 4 semanas. El proceso propuesta utiliza 6 modelos de series de tiempo, los cuales van desde los más simples a los más complejos, donde se elige el mejor pronóstico basado en 3 métricas. Para esto fue necesario seleccionar y unificar los datos de ventas históricas a trabajar, seleccionar los productos a pronosticar, generar los modelos de pronóstico y construir la herramienta de apoyo TI. Lo anterior fue realizado utilizando el lenguaje de programación R en el programa RStudio.

Como resultados, se estimó la demanda de productos en 7 tiendas de la región metropolitana de la empresa para todo el año 2021, donde la cantidad de productos pronosticados osciló entre 43 y 49 productos según tienda. Para cada producto se calcularon 3 indicadores de desempeño del modelo (RMSE, Porcentaje de sesgo y coeficiente de correlación) y 1 indicador de la precisión del pronóstico (forecast accuracy), contrastando con los datos reales de venta. Adicionalmente, para analizar el desempeño del nuevo proceso en relación al proceso actual, se simuló el método de estimación actual para el año 2021, donde se obtuvo que, en promedio, el proceso propuesto entrega pronósticos mensuales que son, en promedio, 21.2 % más precisos.

Con el objetivo de apoyar la toma de decisiones informada, disminuir el trabajo manual y facilitar la operación del proceso, se propuso una aplicación web como apoyo TI, la cual automatiza la generación de los pronósticos y permite una visualización interactiva de éstos. Se construyó un prototipo funcional de la aplicación web a través del paquete Shiny de R, el cual permite generar y desplegar los pronósticos para cada tienda, ver la data histórica de venta asociada al producto pronosticado, obtener un resumen de la estimación para cada tienda y mes y, por último, medir la precisión del proceso.

Se concluye que el nuevo proceso propuesto otorga robustez a la metodología de estimación de demanda tras la utilización de diversos modelos e incorporación de indicadores de desempeño. Además, permite anticipar la estimación de demanda dado el aumento en el horizonte de pronóstico, lo cual ayuda a mejorar la coordinación de toda la cadena de suministro y asegurar la disponibilidad de productos hacia los clientes. Por otra parte, el proceso propuesto mejora tanto la comunicación entre áreas, tras instanciar reuniones de validación, como las prácticas de trabajo disminuyendo las tareas manuales tras la automatización de la generación de pronósticos gracias a la herramienta TI.

Dado el alcance de la tesis, el proceso TO BE no fue implementado, sin embargo, se realizó una detallada propuesta de implementación junto con una evaluación técnica y económica del proyecto, con lo cual se concluye que el proyecto podría ser implementado en un plazo de 9 meses y con una inversión inicial estimada en \$24.881.521 de pesos. El proyecto resulta rentable ya que la evaluación económica muestra una TIR de 36 % y un VAN de \$20.623.139 de pesos.

8.2. Limitaciones y trabajo futuro

Una de las principales limitaciones del proyecto fue el manejo y análisis de datos. Se detectó que la empresa no posee madurez respecto al análisis y cuantificación de indicadores, por ende, hay bastante información inexistente y que resulta difícil de obtener dado que el ERP de la empresa no lo registra. Un ejemplo de esto es la información referente al stock diario de productos en tienda, donde el ERP solo permite descargar información actual del momento de observación y se pierde información de días o meses anteriores. Esto fue una limitación para la cuantificación del problema, donde solo fue posible estudiar ciertos meses de comportamiento del stock, extrayendo la información manualmente día a día.

Como trabajo futuro, se propone, escalar la usabilidad de la herramienta TI incorporando la totalidad de tiendas al nuevo proceso, ya que por el alcance del proyecto, solo se trabajó con las tiendas de la Región Metropolitana. Por otra parte, en el futuro se podría trabajar en una metodología que permitiera incorporar productos (SKU) que contengan poca data histórica o productos nuevos, para lo cual se recomienda indagar en métodos que busquen un *producto espejo*, es decir, un producto que posea atributos similares (características del producto, magnitud de ventas, etc) a otro producto tal que el producto nuevo o con poca información pueda heredar la información del producto más antiguo.

Bibliografía

- APQC (2019a). APQC Process Classification Framework (PCF) - Excel Version 7.2.1.
- APQC (2019b). *MARCO MULTI-INDUSTRIAL DE CLASIFICACIÓN DE PROCESOS*.
- Barros, O. (2015). *Ingeniería de Negocios: Diseño Integrado de Servicios, sus Procesos y Apoyo TI*.
- Chai, T. and Draxler, R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? *Geosci. Model Dev. Discuss*, 7:1525–1534.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., and Wirth, R. (2000). CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide.
- Dagnino, J. (2014). Correlación.
- G. Schroeder, R., Meyer, S., and Rungtusanatham, M. J. (2011). *Administración de operaciones: Conceptos y casos contemporáneos*.
- Galán, V. (2015). *Aplicación de la Metodología CRISP-DM a un Proyecto de Minería de Datos en el Entorno Universitario*. PhD thesis, Universidad Carlos III de Madrid.
- Hax, A. C. (2010). *The Delta Model: Reinventing Your Business Strategy*. Springer.
- Hyndman, R., Athanasopoulos, G., Bergmeir, C., Caceres, G., Chhay, L., O’Hara-Wild, M., Petropoulos, F., Razbash, S., Wang, E., and Yasmeeen, F. (2022). Forecasting: Functions for Time Series and Linear Models. R }package version 8.16.
- Hyndman, R. J. and Koehler, A. B. (2005). Another look at measures of forecast accuracy.
- Hyndmann, R. J. and Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: Principles and Practice.
- ICEX (2020). Mercado Del Chocolate Y Cacao En Chile. Technical report.
- Juárez, A. C., Zuñiga, C. A., Flores, J. L. M., and Partida, D. S. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. *Estudios Gerenciales*, 32(141):387–396.
- Kotter, J. P. (2004). *El Líder del Cambio*. McGraw-Hill.

- Lenovo Chile (2022). Laptop para trabajar ThinkPad E15 2da Gen.
- Microsoft (2022). Microsoft 365 Empresa Básico ahora | Microsoft 365.
- MIFIC (2014). Chocolate Chile.
- Moritz, S. and Bartz-Beielstein, T. (2017). imputeTS: Time Series Missing Value Imputation in R.
- Object Management Group (2011). Business Process Model and Notation (BPMN), Version 2.0.
- Osterwalder, A. and Pigneur, Y. (2010). Generación de modelos de negocio.
- Pessoa, A., Sousa, G., Furtado Maués, L. M., Campos Alvarenga, F., and Santos, D. d. G. (2021). Cost Forecasting of Public Construction Projects Using Multilayer Perceptron Artificial Neural Networks: A Case Study. *Ingeniería e Investigación*, 41(3).
- RStudio (2020). Shinyapps.io.
- Urrutia, F. (2020). *REDISEÑO DE UN PROCESO DE ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA PARA GUALLARAUCO*. PhD thesis.
- Zambrano-Bigiarini, M. (2020). hydroGOF: Goodness-of-fit functions for comparison of simulated and observed hydrological time series R package version 0.4-0.

Anexo A

A.1. Cifras 2019 sobre la industria del chocolate en Chile

Fuente: ICEX, 2020.

Datos	Cifras 2019
Población total (habitantes)	19.107.216
Evolución del PIB (%)	1.1 %
Renta per cápita	23.632 USD
Consumo chocolate (kg/persona)	2,1 kg
Gasto anual chocolate per cápita	33 USD
IPC 12 meses (base 2018)	+3,0 %
Ventas de chocolate	637 millones USD

A.2. Categorías y subcategorías de productos



Fuente: Elaboración propia a partir de información proporcionada por área de Marketing.

A.3. Empresas con rubro 'Elaboración de cacao, chocolate y de productos de confitería' en 2020



Fuente: Elaboración propia a partir de información de SII.

A.4. Empresas cuya actividad económica corresponde a Elaboración de cacao, chocolate y productos de confitería

Fuente: Elaboración propia a partir de información de SII

Tramo según ventas (5 tramos)	Tramo según ventas (13 tramos)	Monto estimado de ventas	N Empresas	Ventas anuales (UF)
Micro	Micro 1	0,01 UF a 200 UF.	248	13.891
	Micro 2	200,01 UF a 600 UF	92	33.976
	Micro 3	600,01 UF a 2.400 UF	67	81.073
Pequeña	Pequeña 1	2.400,01 UF a 5.000 UF	26	88.251
	Pequeña 2	5.000,01 UF a 10.000 UF.	17	126.925
	Pequeña 3	10.000,01 UF a 25.000 UF.	18	282.205
Mediana	Mediana 1	25.000,01 UF a 50.000 UF.	3	Sin Información
	Mediana 2	50.000,01 UF a 100.000 UF.	1	Sin Información
Grande	Grande 1	100.000,01 UF a 200.000 UF.	4	Sin Información
	Grande 2	200.000,01 UF a 600.000 UF.	2	Sin Información
	Grande 3	600.000,01 UF a 1.000.000 UF.	2	Sin Información
	Grande 4	Más de 1.000.000 UF.	2	Sin Información
Sin Ventas/Sin Información	Sin Ventas/Sin Información	-	102	Sin Información

Anexo B

B.1. Organigrama (Extracto)



Fuente: Elaboración propia a partir de información proporcionada por la empresa.

B.2. Flujo operativo de la empresa



Fuente: Elaboración propia.

Anexo C

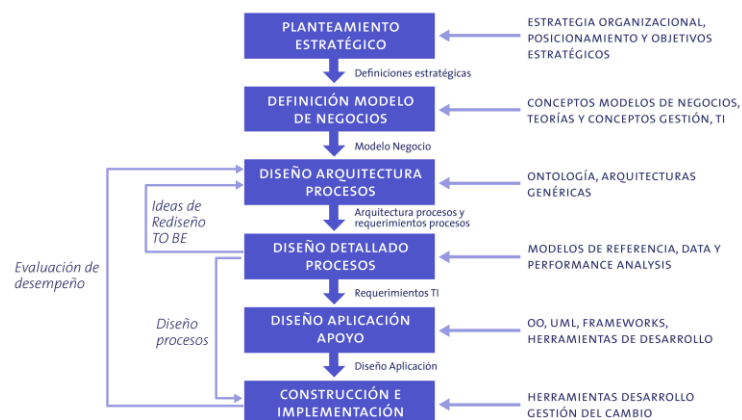
Riesgos potenciales del proyecto

Riesgo	Tipo	Probabilidad	Impacto	Mitigación
Data incompleta o errónea	Tecnológico	Alta	Alto	Realizar análisis exploratorio y de calidad de los datos. Definir criterios y métricas para filtrar datos. Contrastar resultados con criterio experto.
Resistencia al cambio	Organizacional	Media	Alto	Establecer sentido de urgencia del proyecto y realizar acciones de cambio como: generar capacitaciones y documentación de uso.

Fuente: Elaboración propia.

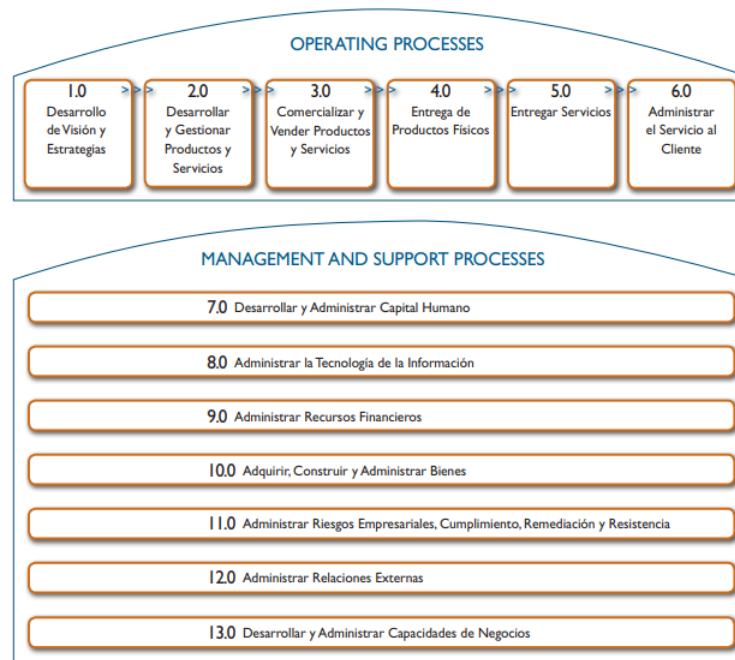
Anexo D

D.1. Metodología Ingeniería de Negocios



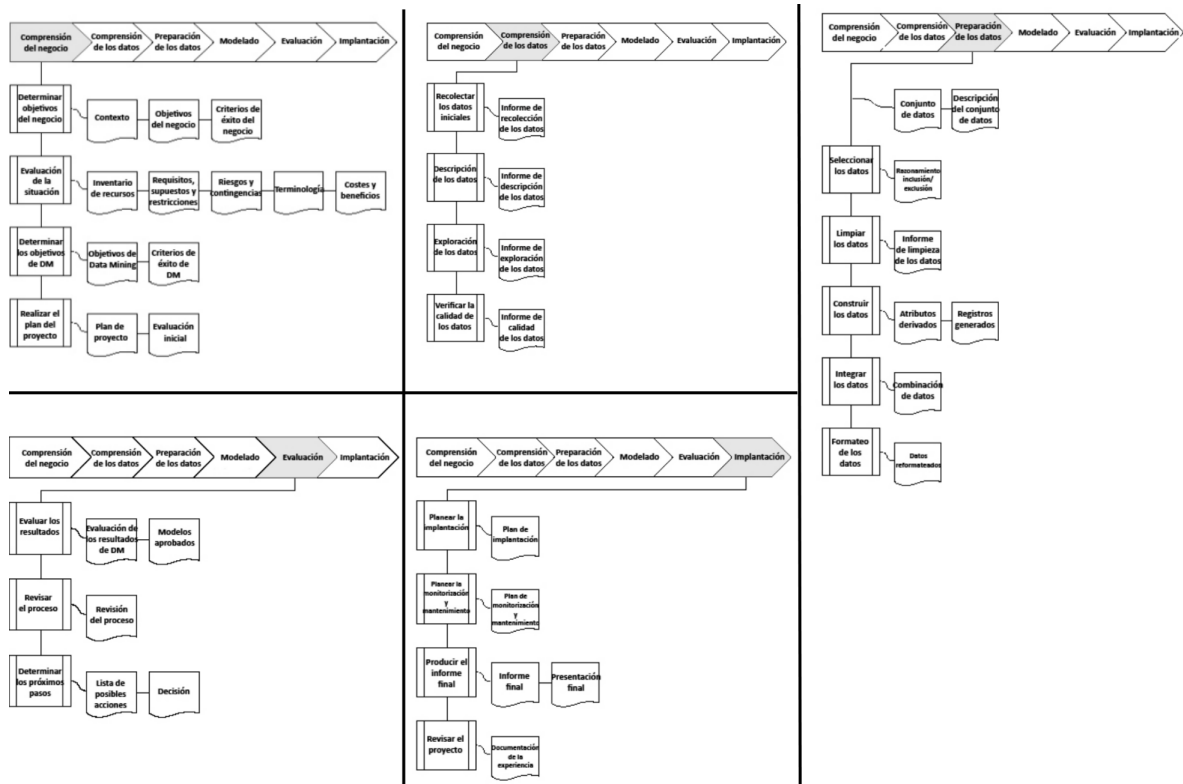
Fuente: Barros (2015) Figura adaptada por Cristián Julio en 2020.

D.2. Framework APQC



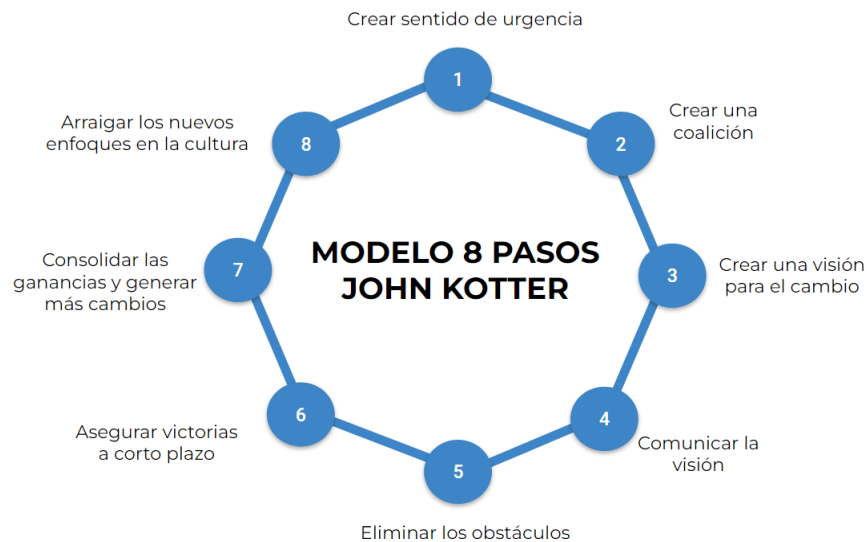
Fuente: APQC (2019b)

D.3. Metodología CRISP-DM



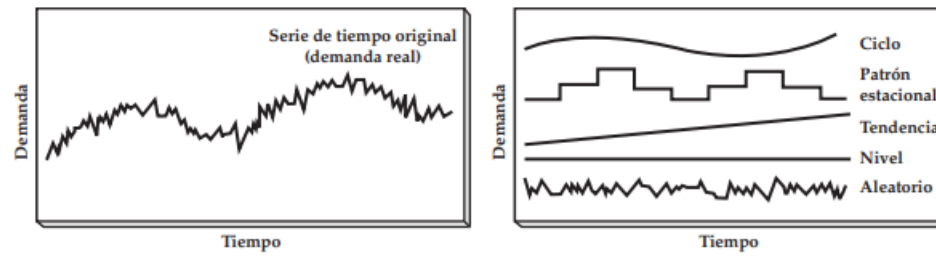
Fuente: Galán (2015)

D.4. Modelo de John Kotter



Fuente: Elaboración propia a partir de Kotter (2004)

D.5. Descomposición de los datos de una serie de tiempo



Fuente: (G. Schroeder et al., 2011)

Anexo E

Modelo de negocios

BUSINESS MODEL CANVAS MOULIE

Asociaciones clave <ul style="list-style-type: none"> • Proveedores materia prima • Proveedores envases e insumos • Proveedores ERP Odoo • JUSTO • CargoEx • Centros comerciales • Buk • Apps de delivery 	Actividades clave <ul style="list-style-type: none"> • Compra y pago a proveedores • Fabricación de chocolates • Distribución de productos a tiendas • Venta en tienda y ecommerce. • Pago remuneraciones • Servicio atención al cliente y post-venta • Estimación de demanda y planificación de producción 	Propuesta de valor Producto de calidad superior, fabricado respetando el proceso artesanal y a la vanguardia de las nuevas tendencias relacionadas al mundo del chocolate. Con una atención, estilo y estética cuidada minuciosamente, que busca satisfacer al cliente en todos los puntos de contacto.	Relaciones con clientes <ul style="list-style-type: none"> • Atención personalizada • Relación directa en tiendas físicas • Relación indirecta por medios digitales 	Segmentos de clientes Según tipo de venta: <ul style="list-style-type: none"> • Clientes B2C o consumidores. • Clientes B2B o cliente-empresa Según personalidad: <ul style="list-style-type: none"> • Cliente racional • Cliente aspiracional Según poder adquisitivo: <ul style="list-style-type: none"> • Alto poder • Bajo poder
	Recursos clave <ul style="list-style-type: none"> • Tiendas físicas • Ecommerce • Infraestructura tecnológica • Operarios fábrica • Personal administrativo • Vendedores/as 		Canales <ul style="list-style-type: none"> • Tiendas físicas • Sitio web • Redes sociales • Correo • Ejecutiva Venta Empresa • Apps de delivery 	
Estructura de costos <ul style="list-style-type: none"> • Costos fijos (remuneraciones, arriendos, pago servicios básicos) • Costos variables (despachos y logística, compra de insumos y materia prima) 		Fuentes de ingresos <ul style="list-style-type: none"> • Venta de productos 		

Fuente: Elaboración propia.

A continuación se detallan los elementos restantes del lienzo:

■ Fuentes de ingresos

La fuente de ingresos de la empresa corresponde a la venta de productos en tienda física, tienda online y venta corporativa

■ Recursos clave

- Recursos humanos: operarios/as fábrica, vendedores/as en tiendas, personal administrativo.
- Recursos físicos: instalaciones en fábrica, maquinaria, tiendas físicas.

- Recursos tecnológicos: infraestructura tecnológica utilizando ERP Odoo, computadores, máquinas POS, página web.

■ Asociaciones clave

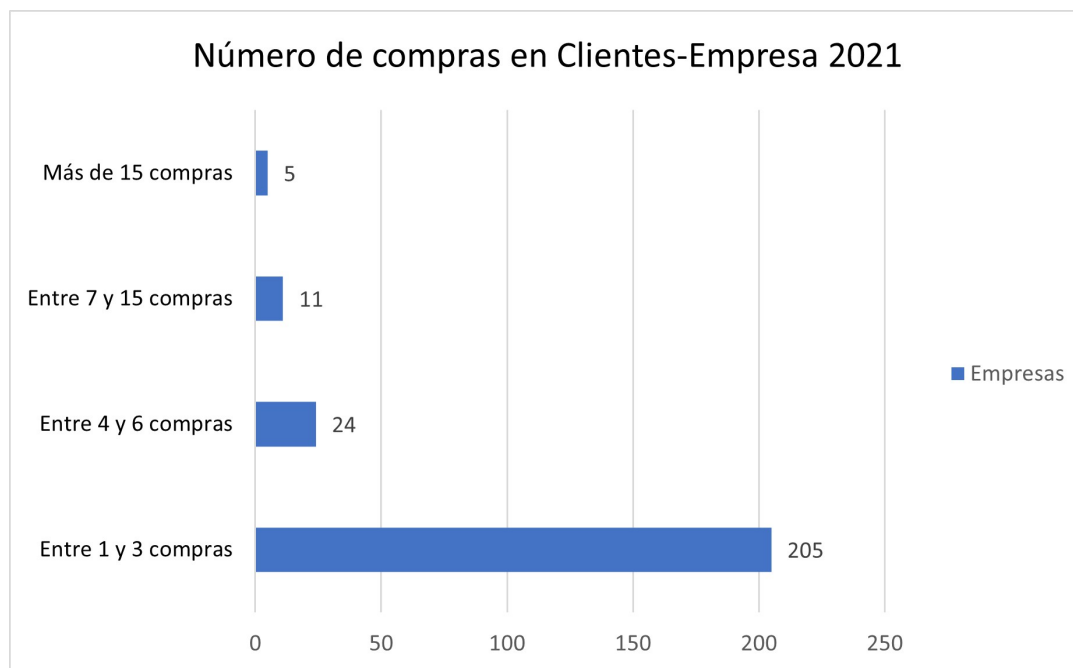
- Proveedores materia prima, envases e insumos: Moulie trabaja con un grupo de proveedores definidos con quienes mantiene una relación de largo plazo y confianza.
- Proveedores ERP *Odoo*: Odoo corresponde al ERP de la empresa y proporciona las herramientas necesarias para ejecutar la operación en fábricas y tiendas.
- Aplicaciones de Delivery: La empresa ofrece sus productos a través de distintas plataformas de delivery tales como, Cornershop, UberEats, Rappi y Pedidos Ya.
- JUSTO: Corresponde al partner tecnológico de Moulie. Es la empresa que se hace cargo de la venta mediante el e-commerce, abarcando desde la compra del producto hasta el servicio de entrega a domicilio.
- Cargo Ex: Empresa de transporte logístico que se encarga de los despachos de mercancía a regiones.
- Buk: Software de recursos humanos que apoya el pago de remuneraciones y gestión de personal.
- Centros comerciales: La mayoría de las tiendas de la empresa se encuentran al interior de centros comerciales, por lo cual se mantiene una relación dado el arriendo de local, ingresos de personal y abastecimiento de productos a tienda.

■ Estructura de costos La estructura de costos de Moulie se divide en dos grandes tipos de costos:

- Costos fijos: Dentro de los costos fijos se encuentra el pago por servicios básicos en oficinas y tiendas, pago de arriendo de locales y pago de remuneraciones.
- Costos variables: Dentro de los costos variables se distingue el gasto por compras de materiales e insumos relacionados a la fabricación de productos, costos de despacho, logística y abastecimiento y tecnologías habilitantes.

Anexo F

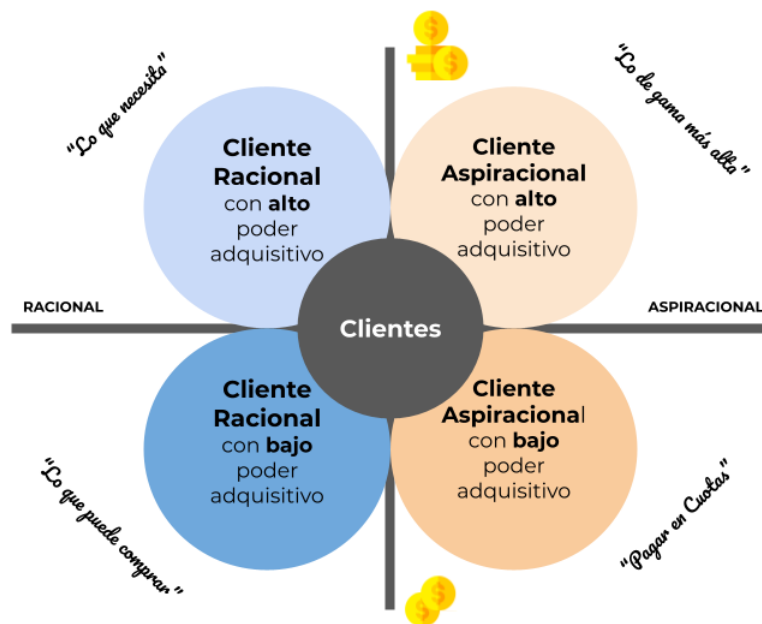
Compras Clientes Empresa 2021



Fuente: Elaboración propia a partir de información de la empresa.

Anexo G

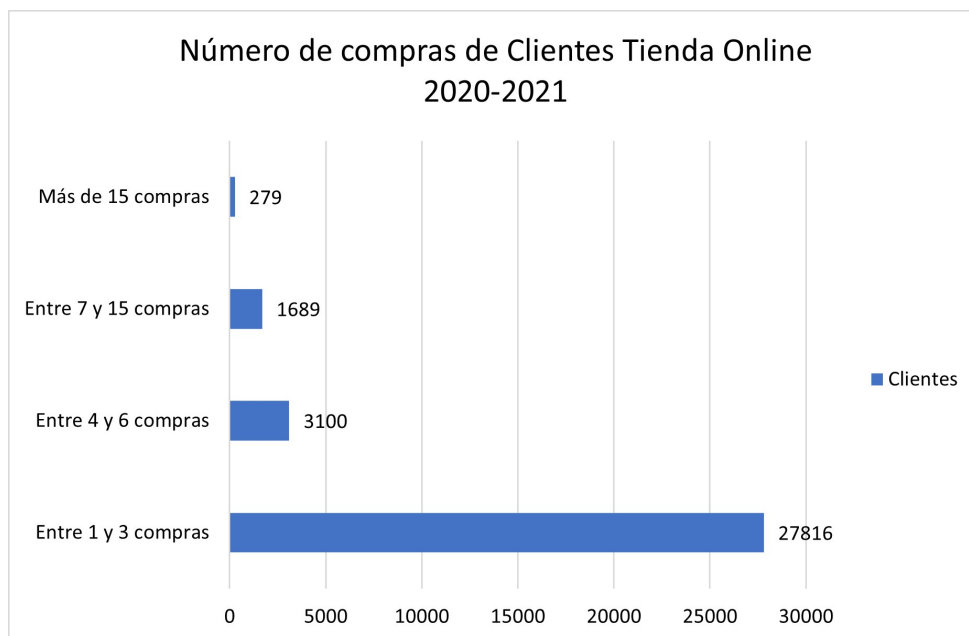
Tipos de clientes



Fuente: Diagrama adaptado a partir de información de la empresa.

Anexo H

Compras Clientes Tienda Online 2020-2021



Fuente: Elaboración propia a partir de información de la empresa.

Anexo I

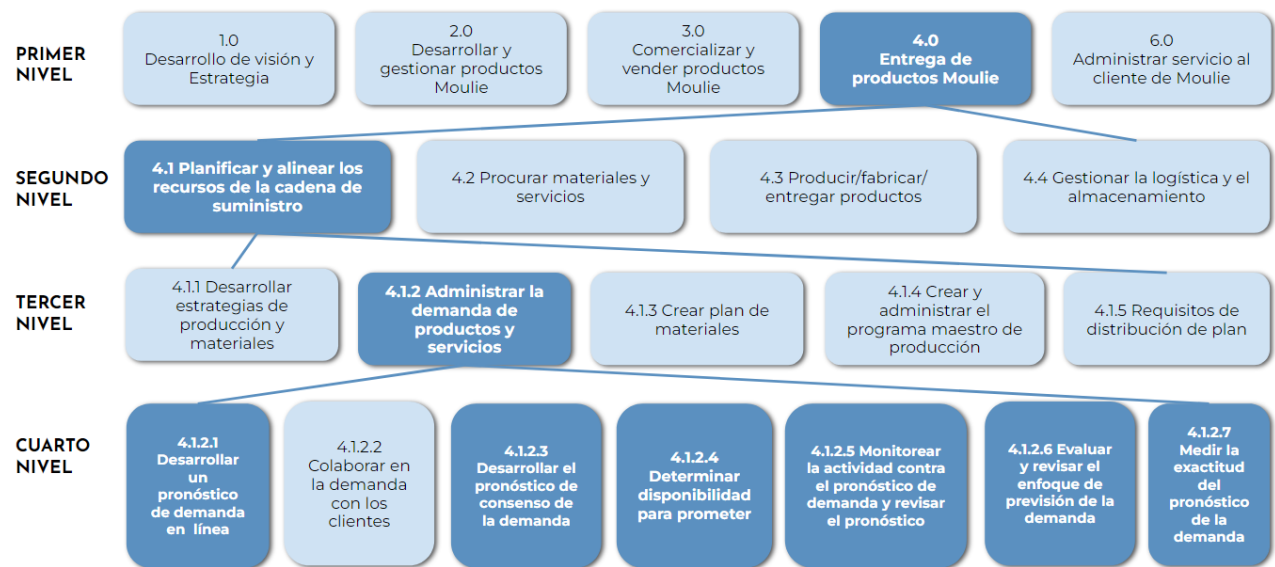
Nomenclatura Nombres Tiendas Moulie

Fuente: Elaboración propia.

Tienda	Ubicación	Nomenclatura
Plaza Egaña	Santiago	T-PE
Parque Arauco	Santiago	T-PA
Alto Las Condes	Santiago	T-ALC
San Carlos	Santiago	T-SC
Portal La Dehesa	Santiago	T-PLD
Costanera	Santiago	T-CC
Luis Pasteur	Santiago	T-LP
Pataguas	Santiago	T-PAT
Montemar	Viña del Mar	T-MON
Marina	Concón	T-MAR
Antofagasta	Antofagasta	T-ANT
Trebol	Concepción	T-TRB

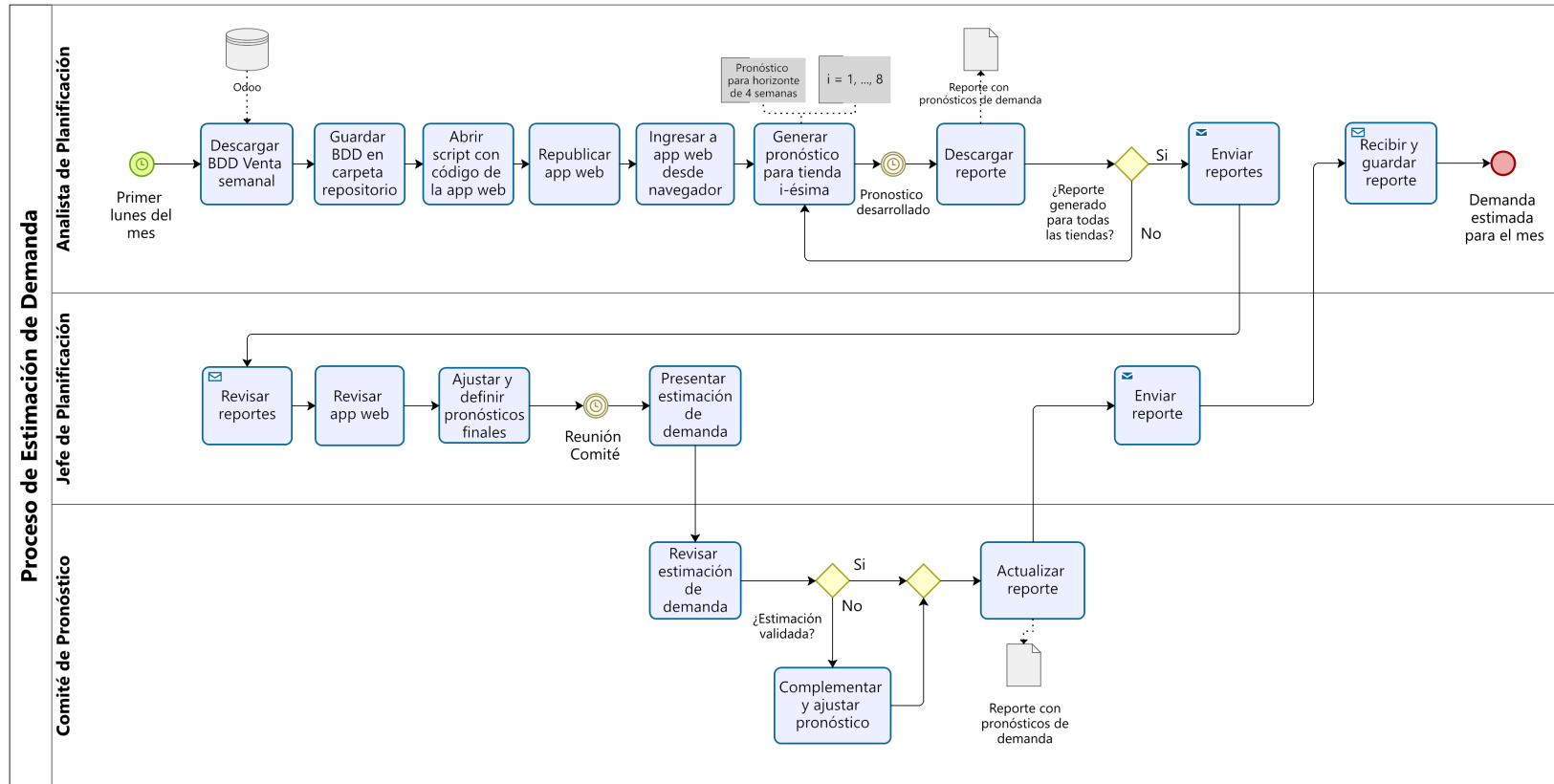
Anexo J

J.1. Arquitectura procesos TO-BE

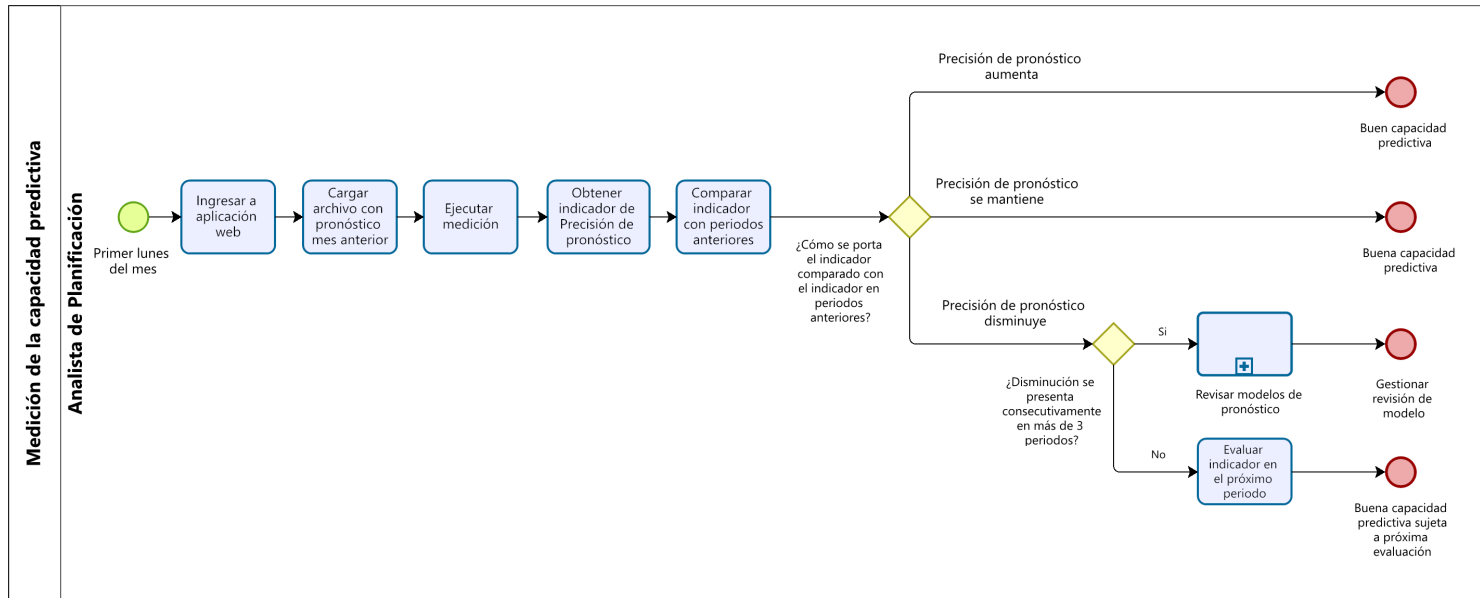


Fuente: Elaboración propia a partir de framework APQC

J.2. Modelamiento de proceso TO BE: Estimación de demanda



J.3. Modelamiento de proceso TO BE:Medición de capacidad predictiva



Fuente: Elaboración propia.

Anexo K

K.1. Extracto base de datos ERP Manager

B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
año	mes	Fecha_doc	nombre	N_documento	DOCUMENT	Fecha_doc	Fecha_Veni	form_pago	Glosa_de_	Cliente	SKU	Producto	Familia	Subfamilia	Gramaje	Cantidad	Precio_listz	Precio_unit	Porcentaje
2016	March	11-03-2016	Usuario	28336	BOLETA	2016-03-11	(2016-03-11	Tarjeta de Debito	NULL		106	GALLINAS LE PRODUCTO	FIGURAS		160	1	9000	7563	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	28384	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Debito	NULL		125	MACARRON PRODUCTO	DESSERT		200	1	9800	7143	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	28388	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Debito	NULL		17	GIANDUJA L PRODUCTO	SPECIALITÉ		190	1	6500	5042	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	28408	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Debito	NULL		130	CALUGAS LE PRODUCTO	CALUGAS		150	3	5500	4202	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	28411	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Debito	NULL		125	MACARRON PRODUCTO	DESSERT		200	1	9800	7143	0
2016	March	13-03-2016	Usuario	33896	BOLETA	2016-03-13	(2016-03-13	Tarjeta de Debito	NULL		185	FIGURA CHI PRODUCTO	ESTACIONAL		72	1	2000	2101	0
2016	March	13-03-2016	Usuario	33913	BOLETA	2016-03-13	(2016-03-13	Tarjeta de Debito	NULL		106	GALLINAS LE PRODUCTO	FIGURAS		160	1	9000	7563	0
2016	March	14-03-2016	Usuario	33946	BOLETA	2016-03-14	(2016-03-15	Tarjeta de Debito	NULL		185	FIGURA CHI PRODUCTO	ESTACIONAL		72	7	2000	2101	0
2016	March	11-03-2016	Usuario	33736	BOLETA	2016-03-11	(2016-03-11	Tarjeta de Debito	NULL		177	ANIMALES PRODUCTO	TENTATION		23	6	1000	840	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	33853	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Debito	NULL		185	FIGURA CHI PRODUCTO	ESTACIONAL		72	2	2000	2101	0
2016	March	11-03-2016	Usuario	28323	BOLETA	2016-03-11	(2016-03-11	Tarjeta de Crédito	NULL		48	CUAD 17 MI PRODUCTO	BOMBONES		280	1	14800	11765	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	33784	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Crédito	NULL		53	SIN AZUCAR PRODUCTO	SANS SUCRE		56	1	3500	2941	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	33784	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Crédito	NULL		54	SIN AZUCAR PRODUCTO	SANS SUCRE		56	1	3500	2941	0
2016	March	13-03-2016	Usuario	33860	BOLETA	2016-03-13	(2016-03-13	Tarjeta de Crédito	NULL		47	CUAD 15 MI PRODUCTO	BOMBONES		200	1	11800	9244	0
2016	March	14-03-2016	Usuario	28443	BOLETA	2016-03-14	(2016-03-14	Tarjeta de Crédito	NULL		47	CUAD 15 MI PRODUCTO	BOMBONES		200	1	11800	9244	0
2016	March	14-03-2016	Usuario	28443	BOLETA	2016-03-14	(2016-03-14	Tarjeta de Crédito	NULL		40	CELESTE AZU PRODUCTO	PETIT BOUC		125	1	6000	4202	0
2016	March	16-03-2016	Usuario	35527	BOLETA	2016-03-16	(2016-03-16	Tarjeta de Crédito	NULL		153	FIGURA GR/ PRODUCTO	ESTACIONAL		320	1	10500	8824	0
2016	March	16-03-2016	Usuario	34016	BOLETA	2016-03-16	(2016-03-16	Tarjeta de Crédito	NULL		153	FIGURA GR/ PRODUCTO	ESTACIONAL		320	1	10500	8824	0
2016	March	17-03-2016	Usuario	35568	BOLETA	2016-03-17	(2016-03-17	Tarjeta de Crédito	NULL		153	FIGURA GR/ PRODUCTO	ESTACIONAL		320	1	10500	8824	0
2016	March	12-03-2016	Usuario	28375	BOLETA	2016-03-12	(2016-03-12	Tarjeta de Crédito	NULL		48	CUAD 17 MI PRODUCTO	BOMBONES		280	1	14800	11765	0

Fuente: Extraída desde consulta SQL a ERP Manager.

K.2. Extracto base de datos ERP Odoo

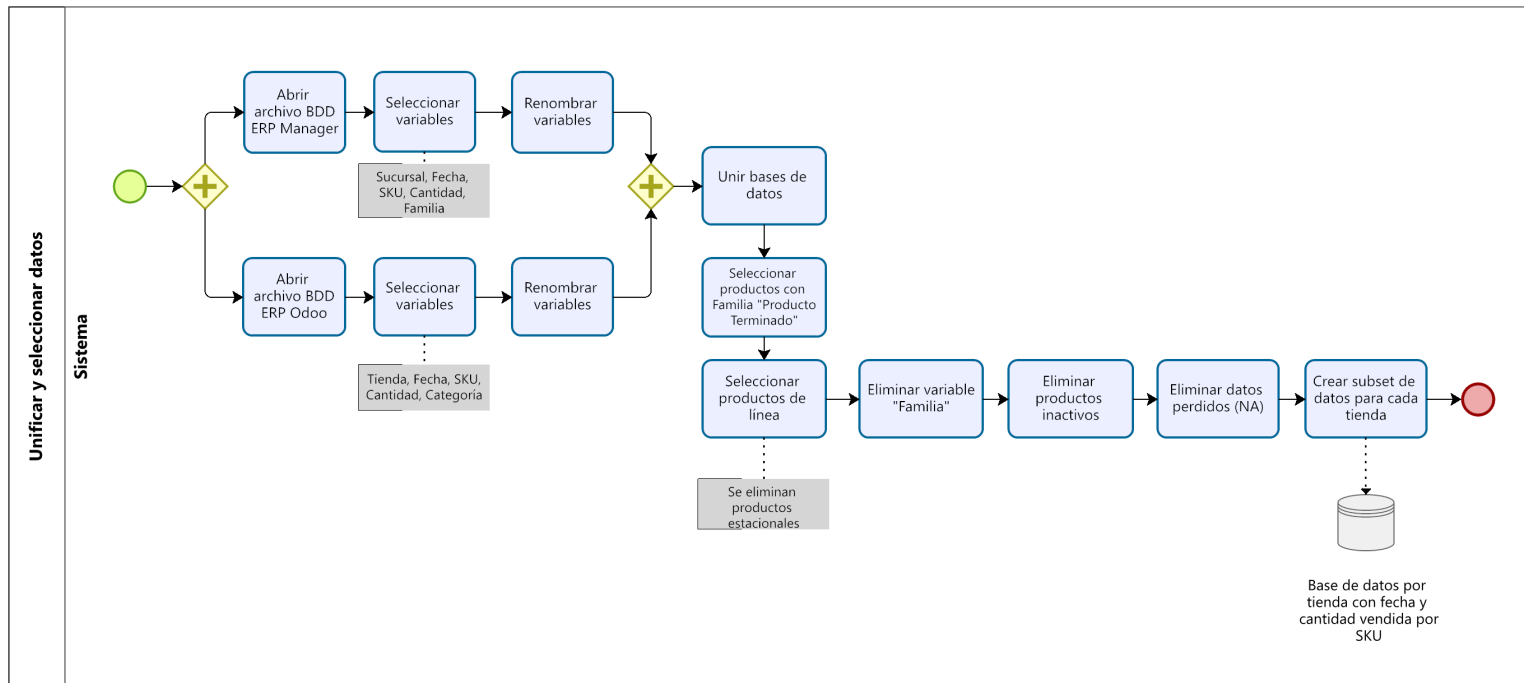
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
Fecha	Punto de Venta/Nombre Tienda		Líneas del pe	Líneas del pe	Líneas del pe	Líneas del pe	Líneas del pe	Líneas del pe	Folio de docu	Sesión/ID	Tipo Delivery	Líneas del pe	Líneas del pedido/Product	
31-12-2020	Marina Arauco - Caja 1	Marina Arauco	325	CAJA BOMB	45000 1.0	4500.0	3782.0		557602	1784		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020	Costanera Center - Caja 1	Costanera Center	329	CAJA BOMB	228000 1.0	22800.0	19160.0		662543	1780		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020	Costanera Center - Caja 1	Costanera Center	059	HABANO LE	25000 3.0	7500.0	6303.0		662542	1780		PRODUCTO	TENTATION / HABANO UN	
31-12-2020			317	BARRA AMA	40000 1.0	3600.0	3025.0					PRODUCTO	BARRAS / GRANEL	
31-12-2020	Marina Arauco - Caja 1	Marina Arauco	325	CAJA BOMB	45000 1.0	4500.0	3782.0		557601	1784		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020	Costanera Center - Caja 1	Costanera Center	030	FLORENTINA	78400 1.0	7840.0	6588.0		662541	1780		PRODUCTO	SPECIALITÉ / FLORENTINA	
31-12-2020	Costanera Center - Caja 1	Costanera Center	051	CUAD29 MI	438000 1.0	43800.0	36807.0		662540	1780		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020			313	BARRA ALMI	40000 1.0	4000.0	3361.0					PRODUCTO	BARRAS / ALMENDRA	
31-12-2020			030	FLORENTINA	98000 1.0	9800.0	8235.0					PRODUCTO	SPECIALITÉ / FLORENTINA	
31-12-2020			328	CAJA BOMB	168000 1.0	16800.0	14118.0					PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020	Alto Las Condes - Caja 1	Alto Las Condes	326	CAJA BOMB	72000 1.0	7200.0	6050.0		640712	1779		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020			320	GIANDUJA LI	78400 1.0	7840.0	6588.0					PRODUCTO	SPECIALITÉ / GIANDUJA	
31-12-2020			321	GIANDUJA A	78400 1.0	7840.0	6588.0					PRODUCTO	SPECIALITÉ / GIANDUJA	
31-12-2020			317	BARRA AMA	32000 1.0	3200.0	2689.0					PRODUCTO	BARRAS / GRANEL	
31-12-2020	Marina Arauco - Caja 1	Marina Arauco	328	CAJA BOMB	168000 1.0	16800.0	14118.0		557600	1784		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020	Marina Arauco - Caja 1	Marina Arauco	072	CONSTANCE	10000 1.0	1000.0	840.0		557599	1784		PRODUCTO	TENTATION / CONSTANCE	
31-12-2020	Alto Las Condes - Caja 1	Alto Las Condes	326	CAJA BOMB	90000 1.0	9000.0	7563.0		640711	1779		PRODUCTO	BOMBONES / CAJA	
31-12-2020			229	GATOS SUER	98000 1.0	9800.0	8235.0					PRODUCTO	FIGURAS / GATOS SUERTE	
31-12-2020	Parque Arauco - Caja 1	Parque Arauco	233	GALLINAS IC	98000 1.0	9800.0	8235.0		680130	1783		PRODUCTO	FIGURAS / GALLINA	

Fuente: Extraída desde ERP Odoo.

Anexo L

Diagrama BPMN Etapa Unificar y seleccionar datos

84



Fuente: Elaboración propia.

Anexo M

Base de datos por tienda con venta a nivel diario

85

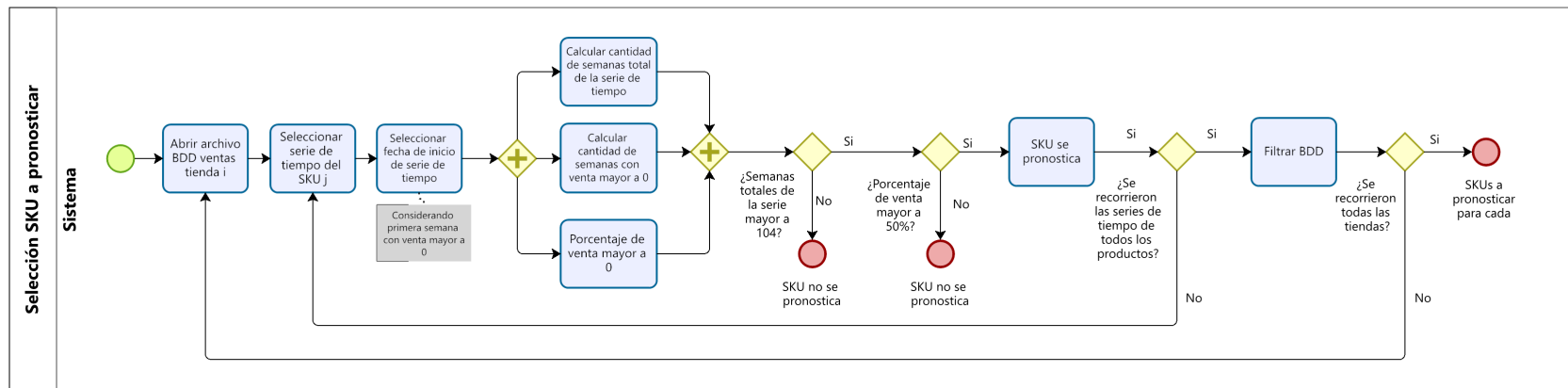
Fecha	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	
05-30-2017	3	10	13	14	16	17	18	24	25	27	30	32	33	35	36	37	38	40	44	45	59	60	77	79	86	124	125	126	129	131		
05-31-2017					1	2	1	1				1	2	1	2	4	2	8		1								4			2	
06-01-2017					1	2	1	2	2			1	1		1	8	1	5			2						2	4			3	
06-02-2017					1		10		2			1	1		2	7	1	6			1			1			2	8			1	
06-03-2017					2		6	2	2			1	2	1	1	8	4	2		3			3				2				1	
06-04-2017					4		3	3	2	8	5	4		1	4	2	2	10	3	5		3	3	3		1	2	1	11		2	2
06-05-2017					2		3	2	2	1	1		5	2	1	5	5	4	19	2	1	1	2	1		1	3	6			3	
06-06-2017					1		1	3	3	2	1	1	1	1	2	4	1	3		1		1		1			1	1			3	
06-07-2017	1				2				2	1		2				3	3	7		1			1				1				3	
06-08-2017	1				1		4	3	3	1		4		1	2	5		2		3		1					1	3			1	
06-09-2017					2	1	2					3	1	3	3	6		3		3	1	3	3	2			1	6			2	
06-10-2017					3		2	2	4	1	1	2	1	2	2	12		5	1	3	2	4		3	1		2				1	
06-11-2017	4	1			1		4	1	5		1	4	3	1	5	14	2	19		1	2	1		2	1	3	1	4	1		1	
06-12-2017	2				2	1	3	1	4	2	3	2	3	2	3	8	3	18	1	5		10	1					5				
06-13-2017	1				2			1	1			4		5		3		4		1							2	1			3	
06-14-2017					5		2	1	1			5	2		2	3				5			1		2			5				
06-15-2017					2	1	2				1	3	2	2	3	7	4	3	1	4		2	1	1			4				1	
06-16-2017					1		6	11		2	1	1	8	1	3	1	7	3	5	3	3		1	3	2	3	2	2	2		3	3
06-17-2017					1	1	6	5	1	3	6	4	7	3	1	4	6	5	6	3	10	1	4	4	1		4	2	3		6	
06-18-2017					1	6	19	14	9	5	2	2	15	7	5	6	12	3	7	6	15	1	6	4	2	3		4	13		2	7
06-19-2017					1	3	7	9	6	1		8		1	4	3	1	5	1	12		1	4				2	3	1		2	
06-20-2017					1	1		6			1	3		3	1	2	1	3	3	7		4	1				1	1	1		1	
06-20-2017					1	2		2		1	1	1		1		5	5	3				3	2	1			1				4	

Tienda Alto Las Condes. Fuente: Creación propia

Anexo N

Diagrama BPMN Etapa Seleccionar productos a pronosticar

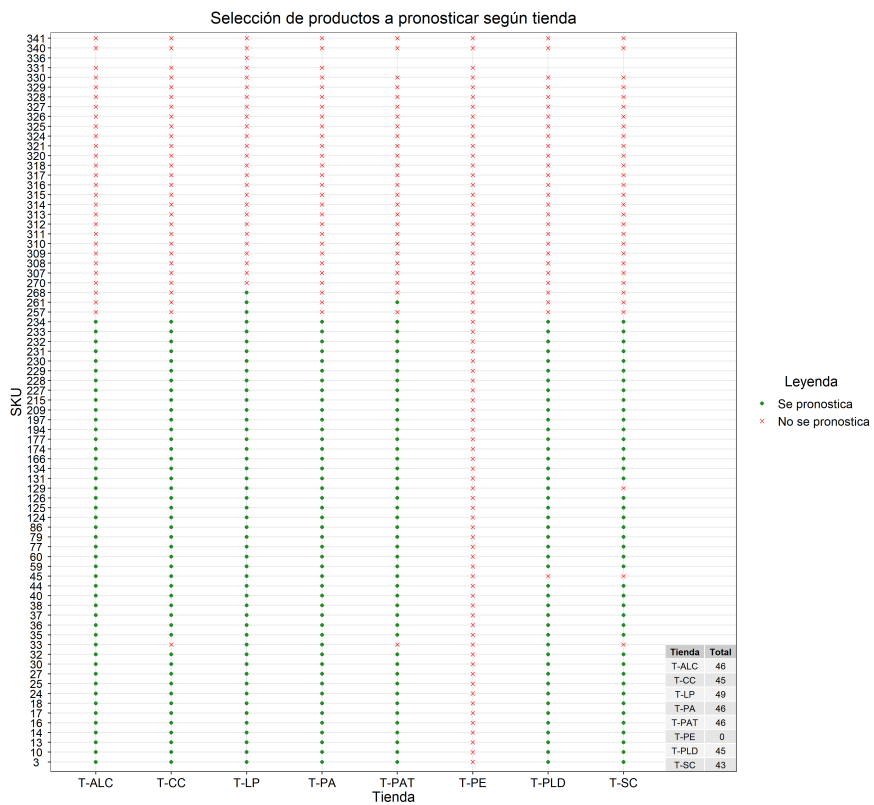
87



Fuente: Elaboración propia.

Anexo Ñ

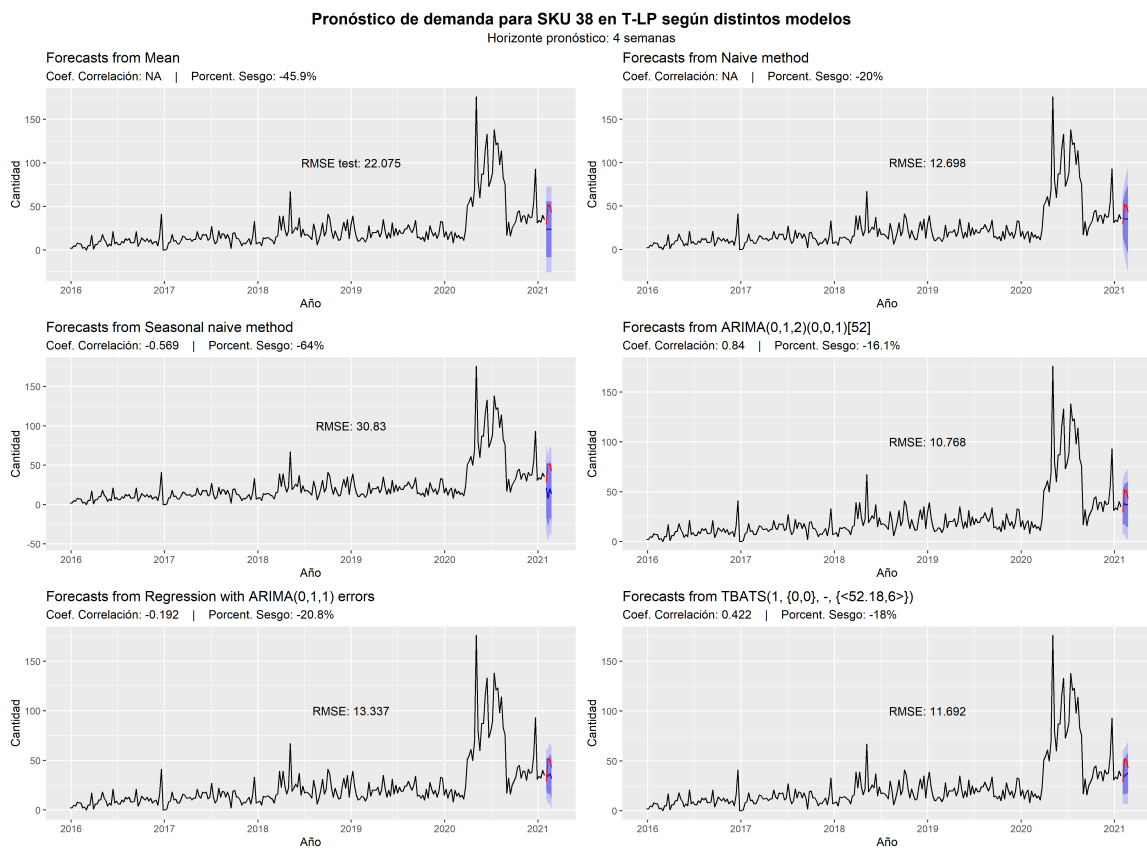
Selección de productos a pronosticar según tienda



Fuente: Elaboración propia.

Anexo O

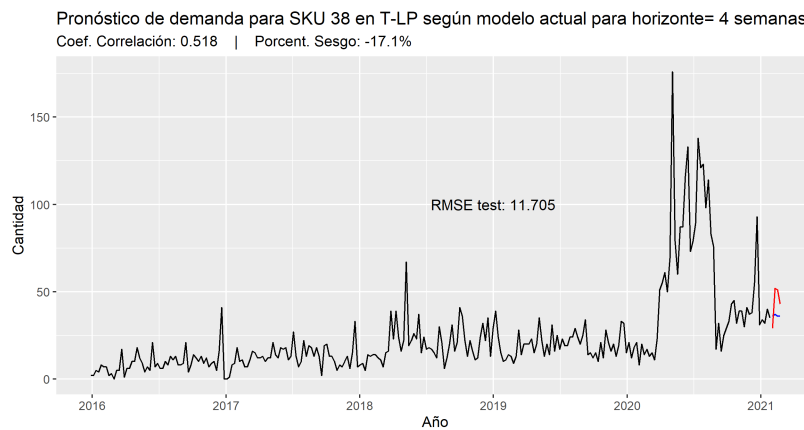
Pronóstico de SKU 38 para T-LP según distintos modelos



Fuente: Elaboración propia.

Anexo P

Pronóstico para SKU 38 para T-LP según modelo actual (AS-IS)

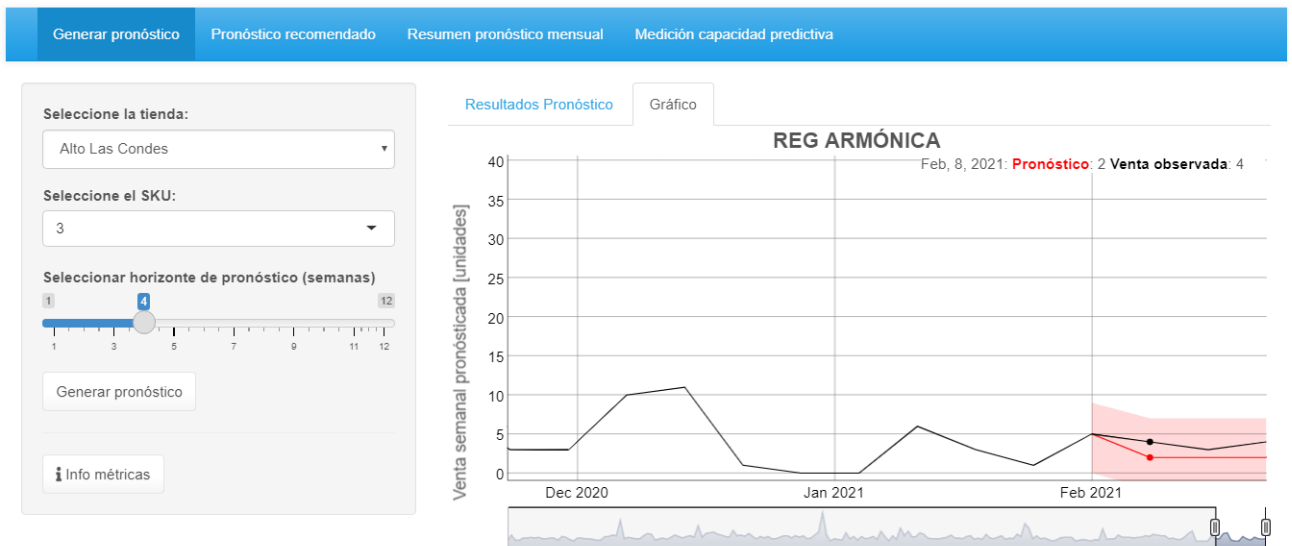


Fuente: Elaboración propia

Anexo Q

Prototipo funcional: Visualización gráficos de pronósticos

Estimador de demanda



Fuente: Elaboración propia

Anexo R

Coalición para el cambio



Fuente: Elaboración propia.

Anexo S

Modelo de 8 pasos de Kotter

Objetivo	Paso
Crear clima para el cambio	1. Crear sentido de urgencia
	2. Crear una coalición
	3. Crear una visión para el cambio
Comprometer y habilitar a la organización	4. Comunicar la visión
	5. Eliminar los obstáculos
	6. Asegurar victorias a largo plazo
Implementar y mantener el cambio	7. Consolidar las ganancias y generar más cambios
	8. Arraigar los nuevos enfoques en la cultura

Fuente: Elaboración propia a partir de Kotter (2004)

Anexo T

Carta Gantt Propuesta de Implementación

Paso	Actividad	Responsable	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36		
1. Crear sentido de urgencia	Reunión 1: Reflexiones sobre posicionamiento de la organización dentro del mercado de chocolatería fina.	Jefe Planificación	█																																					
	Reunión 2: Consecuencias del problema a nivel de operación e imagen de marca hacia los clientes.	Jefe Planificación		█																																				
2. Crear una coalición	Reclutamiento de coalición	Jefe Planificación			█																																			
	Reunión de coalición	Jefe Planificación				█																																		
	Definición de roles y tareas de la coalición	Coalición					█																																	
	Definición de perfil de integrantes faltantes de la coalición	Coalición						█																																
	Busqueda y contratación Analista de Planificación	Coalición							█																															
3. Crear una visión para el cambio	Reuniones y jornadas reflexivas de creación de visión en conjunto	Jefe Planificación									█																													
	Definición final de la visión	Jefe Planificación										█																												
4. Comunicar la visión	Creación plan de comunicación de la visión	Analista Planificación													█																									
	Comunicar la visión	Coalición														█																								
5. Eliminar los obstáculos	Busqueda y contratación Ingeniero Desarrollo	Jefe Planificación																																						
	Concientizar y educar sobre métodos de pronóstico	Analista Planificación																																						
	Concientizar y educar sobre tecnologías habilitantes	Analista Planificación																																						
	Extraer y seleccionar datos	Ingeniero Desarrollo																																						
	Limpieza de datos	Ingeniero Desarrollo																																						
6. Asegurar victorias a corto plazo	Verificar calidad de los datos	Ingeniero Desarrollo																																						
	Construcción Modelos de pronóstico	Ingeniero Desarrollo																																						
	Construir App de Visualización	Ingeniero Desarrollo																																						
	Probar Modelos y App	Analista Planificación																																						
	Implementar rediseño en tiendas Región Metropolitana	Analista Planificación																																						
7. Consolidar las ganancias y generar más cambios	Analizar resultados implementación tiendas R.M	Jefe Planificación																																						
	Implementar rediseño añadiendo tiendas de otras regiones	Analista Planificación																																						
	Analizar resultados implementación considerando el total de tiendas	Jefe Planificación																																						
	Identificar oportunidades de mejora	Coalición																																						
8. Arraigar los nuevos enfoques en la cultura	Reuniones de presentación de resultados del proyecto a la organización	Jefe Planificación																																						

Fuente: Elaboración propia.

Anexo U

U.1. Costos de sueldos asociados al proyecto

Cargo	Valor HH	HH proyecto	Total (\$)
Gerente Comercial	\$19,444	98	\$1,905,556
Gerente Operaciones	\$16,667	98	\$1,633,333
Gerente Adm y Finanzas	\$16,667	98	\$1,633,333
Jefe Planificación	\$12,222	185	\$2,261,111
Analista Planificación	\$7,222	1260	\$9,100,000
Ingeniero Desarrollo	\$7,222	540	\$3,900,000
TOTAL			\$20,433,333

Fuente: Elaboración propia de acuerdo a valor de HH del mercado.

U.2. Costos de equipo y licencias

Costo	Total
Equipo notebook	\$1,399,900
Licencia Microsoft	\$65,088
Licencia Shiny	\$2,983,200
TOTAL	\$4,448,188

Fuente: Elaboración propia

Anexo V

V.1. Flujo de caja escenario pesimista

	Año 0	Año 1	Año 2	Año 3	Año 4	Año 5
Aumento ventas por precisión de pronósticos		25,735,064.82	\$27,665,195	\$29,740,084	\$31,970,591	\$34,368,385
Ahorro HH Jefe Planificación		\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000
Beneficios		\$27,935,065	\$29,865,195	\$31,940,084	\$34,170,591	\$36,568,385
Costos por aumento de ventas		8,511,049.47	\$9,149,378	\$9,835,582	\$10,573,250	\$11,366,244
Sueldo Analista Planificación		\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000
Licencia Microsoft		\$65,088	\$65,088	\$65,088	\$65,088	\$65,088
Licencia Shiny		\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200
Costos		\$27,159,337	\$27,797,666	\$28,483,870	\$29,221,538	\$30,014,532
Utilidad Operacional		\$775,727	\$2,067,529	\$3,456,215	\$4,949,052	\$6,553,853
Utilidad antes de impuesto		\$775,727	\$2,067,529	\$3,456,215	\$4,949,052	\$6,553,853
Impuesto (27%)		\$209,446	\$558,233	\$933,178	\$1,336,244	\$1,769,540
Utilidad después de impuesto		\$566,281	\$1,509,296	\$2,523,037	\$3,612,808	\$4,784,313
Sueldo Gerente Comercial	\$1,905,556					
Sueldo Gerente Operaciones	\$1,633,333					
Sueldo Gerente Adm y Finanzas	\$1,633,333					
Sueldo Jefe Planificación	\$2,261,111					
Sueldo Analista Planificación	\$9,100,000					
Sueldo Ingeniero Desarrollo	\$3,900,000					
Equipo computacional	\$1,399,900					
Licencia plataformas	\$3,048,288					
Inversión inicial	\$24,881,521					
Flujo de caja	-\$24,881,521	\$566,281	\$1,509,296	\$2,523,037	\$3,612,808	\$4,784,313
Flujo de caja neto	-\$11,885,787					
Tasa de descuento	10%					
VAN	-\$15,785,495					
TIR	-15%					

Fuente: Elaboración propia.

V.2. Flujo de caja escenario optimista

	Año 0	Año 1	Año 2	Año 3	Año 4	Año 5
Aumento ventas por precisión de pronósticos		64,337,662.05	\$69,162,987	\$74,350,211	\$79,926,477	\$85,920,962
Ahorro HH Jefe Planificación		\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000	\$2,200,000
Beneficios		\$66,537,662	\$71,362,987	\$76,550,211	\$82,126,477	\$88,120,962
Costos por aumento de ventas		21,277,623.66	\$22,873,445	\$24,588,954	\$26,433,125	\$28,415,610
Sueldo Analista Planificación		\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000	\$15,600,000
Licencia Microsoft		\$65,088	\$65,088	\$65,088	\$65,088	\$65,088
Licencia Shiny		\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200	\$2,983,200
Costos		\$39,925,912	\$41,521,733	\$43,237,242	\$45,081,413	\$47,063,898
Utilidad Operacional		\$26,611,750	\$29,841,253	\$33,312,969	\$37,045,063	\$41,057,064
Utilidad antes de impuesto		\$26,611,750	\$29,841,253	\$33,312,969	\$37,045,063	\$41,057,064
Impuesto (27%)		\$7,185,173	\$8,057,138	\$8,994,502	\$10,002,167	\$11,085,407
Utilidad después de impuesto		\$19,426,578	\$21,784,115	\$24,318,467	\$27,042,896	\$29,971,657
Sueldo Gerente Comercial	\$1,905,556					
Sueldo Gerente Operaciones	\$1,633,333					
Sueldo Gerente Adm y Finanzas	\$1,633,333					
Sueldo Jefe Planificación	\$2,261,111					
Sueldo Analista Planificación	\$9,100,000					
Sueldo Ingeniero Desarrollo	\$3,900,000					
Equipo computacional	\$1,399,900					
Licencia plataformas	\$3,048,288					
Inversión inicial	\$24,881,521					
Flujo de caja	-\$24,881,521	\$19,426,578	\$21,784,115	\$24,318,467	\$27,042,896	\$29,971,657
Flujo de caja neto	\$97,662,192					
Tasa de descuento	10%					
VAN	\$66,133,932					
TIR	83%					

Fuente: Elaboración propia.