



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

**REDISEÑO DE UN PROCESO DE ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA
PARA GUALLARAUCO**

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

FELIPE ANDRÉS URRUTIA GAJARDO

**PROFESOR GUÍA:
ENRIQUE BRAVO CASTRO**

**MIEMBROS DE LA COMISION:
LUCIANO VILLARROEL PARRA
CRISTIAN ANDRADE MARTÍNEZ**

**SANTIAGO DE CHILE
2020**

RESUMEN EJECUTIVO

El proyecto de rediseñar el proceso de estimación de la demanda, se lleva a cabo en Comercializadora Novaverde S.A, Guallarauco, proceso que impacta principalmente al área comercial y marketing, abastecimiento, producción, logística y sistemas TI. El área de sistemas es la que identifica la necesidad y el desafío de implementación.

El proyecto tiene por objetivo principal disminuir los quiebres de ventas, para mejorar el cumplimiento o venta sell-in de los productos solicitados por los clientes. Disminuir los quiebres es sinónimo de mayor venta y mejor nivel de servicio, por ende, tiene un impacto positivo en el resultado de la compañía desde el punto de vista comercial, logístico y como marca.

Actualmente los adelantos tecnológicos permiten generar eficiencias en diferentes procesos de la industria y la estimación de la demanda puede ser, sin inconvenientes, un proceso formal y soportado por tecnología de punta. Estimar la demanda y llegar a una exactitud de esta impacta directamente en el resultado de la compañía, y además reduce incertidumbres en procesos adyacentes y colaborativos.

Los datos son explotados por la herramienta corporativa de inteligencia de negocio de Guallarauco, PowerBi, lenguaje R para análisis de datos y SQL Server 2012 R2 STD como motor de base de datos y soporte para la extracción, limpieza y carga de la información final.

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer en primer lugar a mi familia, Pamela y Facundo, por apoyarme en los momentos de flaqueza y muchos traspasos que vivimos en este último tiempo, pero a la vez me llenaban de energía con su cariño para continuar.

Mencionar a mi papá, mamá y hermanos, que siempre han estado junto a mí en los momentos buenos y malos de mi vida, mención especial a Héctor, mi hermano chico, que siempre me insto a finalizar este proceso, gracias “bro”.

Quiero nombrar también a Luciano, tutor de este informe, el cual fue un actor relevante también en esto empujando y siendo muy colaborativo en el desarrollo de esta tesis, a Guallaraucó quien me dio el espacio para desarrollar este proyecto y en especial a Álvaro Alonso, quien me apoyo con sus conocimientos, ideas y buenas conversaciones.

Muchas gracias a todos.

TABLA DE CONTENIDO

CAPÍTULO 1:INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO.....	8
1.1 MOTIVACIÓN DEL PROYECTO	8
1.2 ACERCA DE GUALLARAUCO	8
1.3 PROBLEMA U OPORTUNIDAD DEL PROYECTO	10
1.4 JUSTIFICACIÓN Y RELEVANCIA DEL PROYECTO.....	10
1.4.1 <i>Justificación</i>	10
1.4.2 <i>Relevancia</i>	11
1.5 OBJETIVOS Y RESULTADOS ESPERADOS DEL PROYECTO	11
1.5.1 <i>Objetivo General</i>	11
1.5.2 <i>Objetivos Específicos</i>	11
1.6 ALCANCE	12
CAPÍTULO 2:MARCO TEÓRICO	13
2.1 METODOLOGÍA DE REDISEÑO DE INGENIERÍA DE NEGOCIOS	13
2.2 METODOLOGÍA PARA EL DISEÑO DEL SISTEMA PREDICTIVO.....	15
2.3 MODELOS DE PREDICCIÓN Y ERROR	16
2.3.1 <i>Series de Tiempo</i>	16
2.3.2 <i>Ruido Blanco</i>	17
2.3.3 <i>Test de Ljung -Box</i>	17
2.3.4 <i>Modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Model)</i>	17
2.3.5 <i>Modelo Holtwinter</i>	18
2.3.6 <i>Modelo TBATS</i>	19
2.3.7 <i>Validación Cruzada en Series de Tiempo</i>	19
2.3.8 <i>Error Cuadrático Medio (ECM)</i>	20
CAPÍTULO 3:REDISEÑO DEL PROCESO DE ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA..	21
3.1 LEVANTAMIENTO DE LA SITUACIÓN ACTUAL.....	21
3.2 DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL.....	23
3.2.1 <i>Problemas Identificados</i>	23
3.2.2 <i>Caracterización de la demanda</i>	23
3.2.3 <i>Análisis de los Datos</i>	23
3.3 GENERACIÓN DE ALTERNATIVAS	31

3.3.1	<i>Módulo Demand Planning empaquetado de software</i>	31
3.3.2	<i>CRISP DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)</i>	32
3.3.3	<i>Modelos Predictivos en R</i>	34
3.4	EVALUACIÓN DE ALTERNATIVAS	35
3.5	REDISEÑO DEL PROCESO DE DEMANDA	35
3.6	PROPUESTA DE SOLUCIÓN	39
3.6.1	<i>Variables que impactan en la demanda del proceso de estimación</i>	40
3.6.2	<i>Procesos relacionados con la Estimación de la Demanda</i>	41
3.7	RESULTADO DE LA IMPLEMENTACIÓN DE LOS MODELOS	41
3.8	PLAN DE IMPLEMENTACIÓN Y ACCIÓN	46
3.8.1	<i>Propósito de la solución</i>	46
3.8.2	<i>Supuestos y restricciones</i>	46
3.8.3	<i>Riesgos involucrados</i>	46
3.8.4	<i>Principales tareas a desarrollar</i>	47
3.8.5	<i>Roadmap propuesto</i>	49
3.8.6	<i>Requerimientos funcionales y no funcionales</i>	49
3.8.7	<i>Gestión del cambio</i>	50
3.8.8	<i>Criterios de aceptación</i>	50
CAPÍTULO 4:CONCLUSIÓN		51
CAPÍTULO 5:BIBLIOGRAFÍA		53
CAPÍTULO 6:ANEXOS		55
6.1.1	<i>Anexo 1. Organigrama de Guallarauco</i>	55
6.1.2	<i>Anexo 2 Modelo de procesos y Macroprocesos</i>	55
6.1.3	<i>Anexo 3: T-SQL para carga, limpieza y normalización de los datos</i>	60

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1-Mix de Productos Guallarauco	9
Ilustración 2-Modelo CRISP-DM	16
Ilustración 3-Proceso AS IS.....	22
Ilustración 4-Modelo de datos Estrella	24
Ilustración 5-Ventas por Periodo de los últimos 3 años.....	25
Ilustración 6-Promedio de la Venta de los últimos 3 años (línea negra).....	26
Ilustración 7-Varianza de la Venta de los últimos 3 años (línea negra).....	26
Ilustración 8-Venta de Fruta Congelada de Mango de los últimos 3 años	27
Ilustración 9-Promedio de la Fruta Congelada de Mango de los últimos 3 años (línea negra).....	28
Ilustración 10-Varianza de la Fruta Congelada de Mango de los últimos 3 años (línea negra).....	28
Ilustración 11-Venta del Cheese Cake de los últimos 3 años.....	29
Ilustración 12-Promedio en cantidad de Cheese Cake, últimos 3 años (línea roja) ..	30
Ilustración 13-Varianza de Cheese Cake últimos 3 años (línea roja)	31
Ilustración 14-Procedimiento almacenado que carga las ventas.....	33
Ilustración 15-Procedimiento almacenado que carga las ventas a nivel de canal-producto por periodo	34
Ilustración 16-Proceso TO BE	38
Ilustración 17- Diagrama Conceptual de la Solución.....	39
Ilustración 18-Modelo de Gestión Forecast Guallarauco.....	40
Ilustración 19-Venta Real en Unidades Últimos 3 Años, Mango Congelado de 1KG(PPMANG01)	42
Ilustración 20-Venta Real en Unidades del Mango Congelado de 1 KG.	42
Ilustración 21-Estimación a 12 meses del Forecast por Modelo	43
Ilustración 22-Selección de Modelo para el PPMANG01	43
Ilustración 23-Varianza del PPMANG01	44
Ilustración 24-Tabla de Valores Forecast y KPI ED	45
Ilustración 25- Modelo de Gestión, periodo enero 2020, canal grandes cuentas producto mango congelado de 1 KG (PPMANG01)	45

Ilustración 26-Roadmap Propuesto	49
Ilustración 27-Organigrama Guallarauco.....	55
Ilustración 28-Macro Procesos	55
Ilustración 29-Arquitectura de Macroprocesos	56
Ilustración 30-Cadena de Valor	57
Ilustración 31-Gestión de Producción y Entrega	58
Ilustración 32-Planificación y Control de Producción.....	59
Ilustración 33-Planificar Capacidad	59
Ilustración 34-T-SQL, Normaliza el Vendedor	60
Ilustración 35-Normaliza el Canal Cliente	60
Ilustración 36-Código R Parte 1	61
Ilustración 37-Código R Parte 2	61
Ilustración 38-Código R Parte 3	61

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO

1.1 Motivación del Proyecto

El proyecto nace dado que se detecta una oportunidad de mejora para la compañía, en el proceso de estimación de la demanda, rediseñando este y disminuyendo incertidumbres, acompañado de un proceso colaborativo formal y normado para la estimación de la demanda que ayude y soporte a las distintas áreas en sus diferentes subprocesos, esto involucra a las diferentes áreas de la empresa para colaborar entre si e ir ajustando esta estimación hasta llegar a un consenso general, el resultado de la estimación servirá de input para que el algoritmo aprenda de esta situación.

1.2 Acerca de Guallarauco

Guallarauco se inició a fines de los ochenta y fue fundada por la familia Piwonka, comienza con el cultivo de especies subtropicales en el valle de Longotoma, con frutas tales como Chirimoyas, Lúcumas y Papayas entre otras.

Guallarauco comienza sus operaciones en Santiago orientando sus ventas principalmente al mercado de los hoteles, restaurantes y casinos (HORECA), siendo un actor preponderante en este nicho, sólo a comienzos del 2010 ingresa al mercado del retail con sus jugos premium principalmente.

Los jugos y néctares son dominados por la sociedad PROMARCA, *joint venture* integrada por CCU y Watt's, los cuales tienen un 37,2% del mercado nacional (Watt's, 2019). La empresa Coca-Cola con la adquisición de Guallarauco, estima alcanzar un 5% de este mercado en su estrategia a largo plazo (5 años).

En el año 2013, el Grupo Angellini, a través de inversiones Siemel, compra el 67% de la empresa a la familia Piwonka por un monto cercano a los US\$20.000.000. Luego de un tiempo en el mercado y operando con rendimientos positivos, se acuerda la venta de Comercializadora Novaverde S.A. a Coca Cola Company, Embonor y Andina. Luego de un proceso de negociación comenzado en 2017, en enero de 2018 el grupo Angellini, por medio de Inversiones Siemel S.A. concreta la venta de Comercializadora Novaverde S.A, con su marca Guallarauco, por un valor de US\$79.000.000. Guallarauco posee una serie de productos alimenticios, jugos premium y helados que actualmente se encuentran muy bien posicionados en el mercado.

Dentro de los productos destacados de Guallarauco están sus jugos premium, congelados y helados, este último está fuertemente ingresando al mercado tradicional (botillerías, minimarket y almacenes).



Ilustración 1-Mix de Productos Guallarauco

1.3 Problema u Oportunidad del Proyecto

La nula formalidad en la estimación de la demanda, la poca información acerca de los modelos usados, variados usuarios responsables de esta estimación, flujos de información no identificados, desviaciones en la estimación de la demanda que redundan en quiebres y sobrestock y por ende en costos extras de almacenamientos, estos son algunos de los síntomas detectados en el proceso actual de la estimación de la demanda, cada uno con su mayor o menor nivel de impacto en el problema. Dado lo anterior, el proyecto se origina debido a una oportunidad de mejora en la formalización del proceso de estimación de la demanda, que ayude o soporte a las distintas áreas en sus diferentes procesos. El proyecto pretende rediseñar este proceso, por medio de involucrar a las diferentes áreas de la empresa para colaborar en el ajuste del forecast inicial, hasta llegar a un consenso general. Este proceso tiene como salida un nuevo forecast para la compañía, el cual será distribuido a las diferentes áreas para su explotación y servirá como nuevo input para futuras iteraciones. Tecnológicamente esto será soportado por modelos predictivos en lenguaje R y la metodología CRISP-DM, esta última se plantea como una metodología validada en el rediseño e implementación del proceso.

1.4 Justificación y Relevancia del Proyecto

1.4.1 Justificación

La justificación del proyecto, se enmarca en que la demanda de los productos es el input para una industria de alimentos (y otras), saber cuánto se va a vender, permite saber cuánta materia prima se va a necesitar, cuanto se debe producir, cuantos camiones se van a necesitar, incluso si se va más allá, se puede saber cuántas personas se requieren para dicha producción, tiempos asociados, etc. Se busca ser más eficientes y se detecta una oportunidad de mejora

Se identifica una oportunidad de mejora en el proceso actual de estimación de la demanda, proceso no formal y poco riguroso, con desviaciones no menores. El eje principal para realizar este proyecto es definir un proceso formal para Guallarauco en la estimación de la demanda, donde cada uno de los stakeholders podrá retroalimentar al proceso con las variables estimativas de cada una de las áreas.

Los quiebres por la no disponibilidad del producto corresponden alrededor del 2% al 5% de la venta mensual, por lo que una disminución en esta, impacta directamente en el resultado de la compañía.

1.4.2 Relevancia

La importancia de llevar a cabo este proyecto son los resultados esperados de este, es un impacto directo al resultado de la compañía, estos se evaluarán dentro de un espacio temporal, el cual para poder validar los objetivos se requiere un tiempo mínimo de 6 meses. Estos resultados son:

- Disminuir un 2% los quiebres con respecto a la venta mensual.
- Lograr un 80% de asertividad en la estimación de la demanda de productos, forecast v/s venta real.
- Lograr un acuerdo en el proceso rediseñado de la estimación de la demanda entre los involucrados.

1.5 Objetivos y Resultados Esperados del Proyecto

1.5.1 Objetivo General

Rediseñar el proceso de estimación de la demanda soportado por un modelo de estimación que permita la gestión eficiente en la compra de insumos y materias primas, ventas y producción en Guallarauco.

1.5.2 Objetivos Específicos

Para poder lograr los resultados esperados, se deben llevar a cabo los siguientes objetivos específicos.

1. Caracterizar la demanda actual y las tendencias futuras de ventas.
2. Identificar y analizar los procesos relacionados con la estimación de la demanda.
3. Rediseñar los procesos de estimación de la demanda.
4. Implementar y evaluar modelos de estimación de la demanda.
5. Definir nuevos KPI que permitan medir el resultado del proceso rediseñado.

1.6 Alcance

El trabajo se enmarca en el rediseño y formalización del proceso de estimación de la demanda de los productos Guallarauco, no pretende planificar la demanda, sólo entregar una estimación, obtener el forecast, para que este sea manipulado y ajustado por los integrantes del comité de forecast en el proceso rediseñado y además sirva de input para otros procesos de la compañía, como logísticos y productivos entre otros.

El modelo de estimación de la demanda considera un horizonte de tiempo histórico de 3 años, del 2017 a la fecha, considerando estimaciones semanales y mensuales, que soportarán de información a las reuniones del comité de forecast, el proceso y soporte tecnológico también será un apoyo para realizar el presupuesto de ventas anual, con estimaciones mensuales.

Los productos a estimar corresponden al 20% de estos, los que producen el 80% de la venta, los productos nuevos o sin historia se estimarán con juicio experto e información comercial y de producción.

CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

2.1 Metodología de Rediseño de Ingeniería de Negocios

La metodología a utilizar para el rediseño del proceso, es la desarrollada por Oscar Barros (2000), menciona que el foco de un negocio está en la abstracción de las actividades típicas que se desarrollan en una empresa. Dicha metodología se denomina “Ingeniería de Negocios” y está compuesta por actividades que son agrupadas en cuatro macroprocesos, los cuales son (Barros, 2000):

- Macro Proceso 1: Comercialización y Producción de Productos Naturales
- Macro Proceso 2: Planificación Estratégica
- Macro Proceso 3: Desarrollo de Nuevos Productos
- Macro Proceso 4: Administración de Recursos de Apoyo

El trabajo se enfoca en el Macro proceso 1, para lo cual se detalla una estructura básica completa identificando cada una de las actividades que componen esta Macro, realizando drill-down sobre esta hasta llegar al BPMN del proceso a rediseñar. Se han utilizado como guía las actividades que quedan definidas por este Macro proceso, pues permiten modelar muy bien la industria de alimentos y describir en esta la problemática abordada.

Por su parte, (Barros, 2000) indica que las etapas y/o actividades de la metodología de Rediseño de Procesos Mediante el Uso de Patrones se divide en 6 fases:

1. Definir el Proyecto: definir con precisión los procesos a rediseñar, se deben seleccionar y priorizar los que se alineen con la estrategia de la compañía, en esta etapa se deben definir:

- Objetivos del rediseño: se debe definir claramente lo que se quiere lograr con el rediseño, estableciendo directrices claras y alcanzables.
- Definir el ámbito de rediseño: definir los procesos involucrados y alcance de estos

Levantamiento de la situación actual; representar como se hace actualmente el proceso de estimación de la demanda.

2. Modelar la situación actual: identificar las tareas y actores involucrados en el escenario actual del proceso de forecast. La representación del proceso es

soportada por la notación estándar BPMN. El modelamiento de la situación actual requiere de entrevistas e información histórica

3. Validar y medir: en esta etapa se verifica que el proceso refleje tal cual se hacen las cosas, generando reuniones con los involucrados para afinar el proceso, midiendo las variables actuales del forecast para conocerlas y tener variables cuantitativas que sustenten el rediseño.
4. Rediseñar: una vez se levanta la situación actual se establecen los cambios y se detalla cómo se realiza el nuevo proceso.
 - Establecer la dirección de cambio; ideas globales que establecen los GAPS para lograr el rediseño propuesto.
 - Seleccionar tecnologías habilitantes: se refiere a las tecnologías, aparatos y software necesarios para soportar el proyecto.
 - Modelar y evaluar el rediseño: se representan los nuevos procesos con los cambios desplegados, la evaluación del rediseño se hace estableciendo KPI's que permiten visualizar el efecto del cambio.
 - Detallar y probar el rediseño: se deben llevar a cabo las tareas necesarias, ya sean tecnológica o manuales para la implementación del proceso.
5. Implementar: en esta fase se lleva a la práctica la teoría del rediseño del proceso y los artefactos tecnológicos que lo apoyan.
 - Construcción del Modelo Predictivo: en esta fase se construye el algoritmo que procesa la data para realizar la proyección que apoyara el rediseño del proceso.
 - Implementación del Modelo Predictivo y su Presentación: se pone en marcha el proceso que realiza la predicción y se agenda como parte de las operaciones semanales, la data almacenada es expuesta y explotada en alguna herramienta de inteligencia de negocio.
 - Implementación de los procesos: entrenamiento a los actores del proceso y transmisión de conocimiento, se establecen medidas que permitan validar la mejora.

2.2 Metodología para el Diseño del Sistema Predictivo

En la era de la información, las metodologías de minería de datos han experimentado un gran apogeo, siendo estas un gran apoyo para estructurar un proyecto de datos. La metodología de minería de datos a usar en este trabajo es CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) y esta se propone para ser utilizada en conjunto con la metodología de Rediseño de Ingeniería de Negocios Mediante el Uso de Patrones. De esto, (IBM) divide CRISP-DM en 6 fases

- Entendimiento del negocio: entender los objetivos del proyecto en el contexto de los objetivos estratégico de la compañía.
- Entendimiento de los datos: recopilar y conocer los datos,
- Preparación de los datos: se realizan las acciones necesarias de selección, limpieza, homologación y formateo de los datos.
- Modelamiento: se seleccionan las técnicas y modelos adecuados, ajustando las etiquetas o parámetros hasta llegar a un modelo que cumpla con los objetivos planteados por la compañía.
- Evaluación: se evalúa el resultado contra los objetivos planteados anteriormente, también se les da una mirada a los datos.
- Despliegue de datos: mostrar el resultado en una herramienta amigable que ayude a las diferentes áreas a tomar mejores y oportunas decisiones.

La metodología expuesta anterior es seleccionada, debido a que tiene un enfoque claro en los datos, lo cual permite centrarse en el activo más importante de una compañía, además tiene la ventaja que permite la mejora continua de este proceso y su mantención en el tiempo al ser cíclica. Es una metodología creada por IBM y empresas como Teradata y Deloitte la usan para sus proyectos de minería de datos, cuando empresas con prestigio y solvencia utilizan alguna metodología, es un argumento potente para utilizarla, son metodologías probadas en proyectos exitosos y de distinto tamaño. Particularmente, (Román, 2006) destaca que un punto relevante que lo diferencia del KDD es que toma en cuenta el entorno del negocio y los resultados de este. La ilustración 2 muestra el ciclo de la metodología seleccionada.

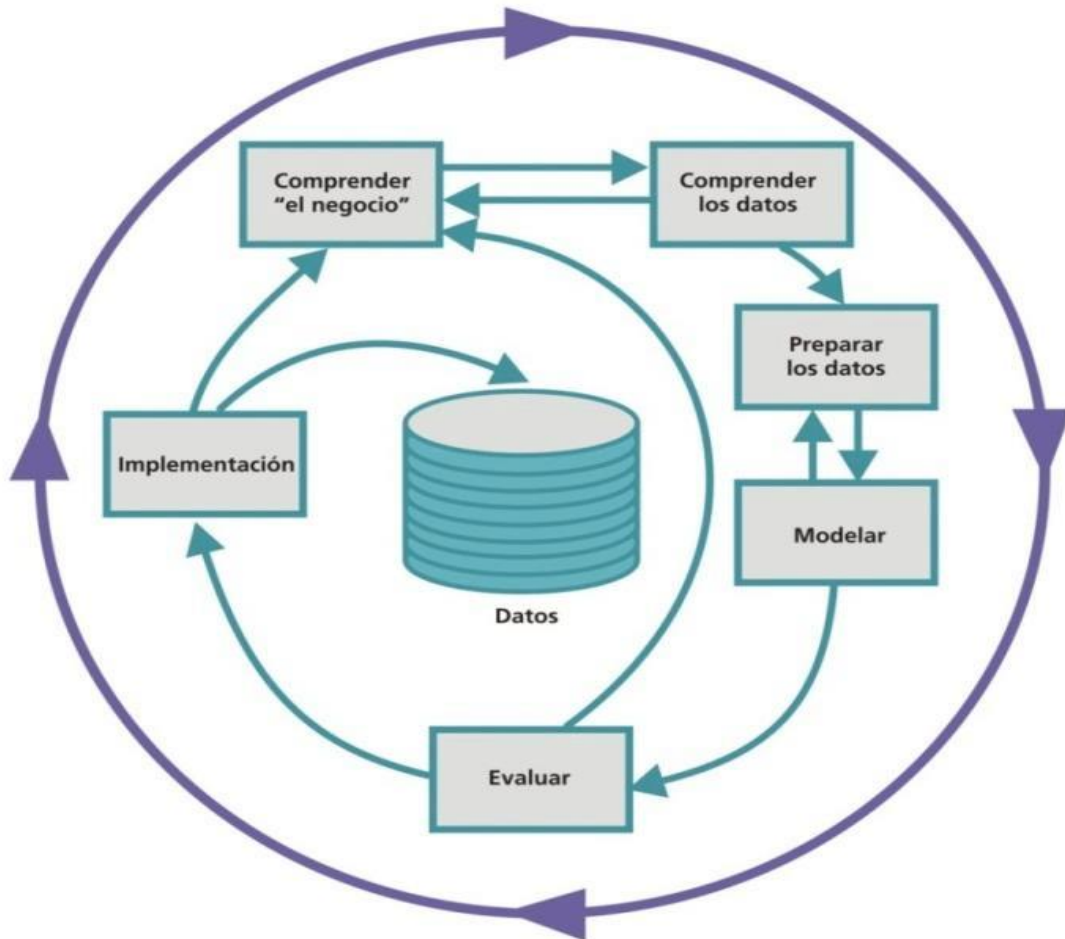


Ilustración 2-Modelo CRISP-DM

Dentro de la metodología, el modelamiento corresponde a seleccionar la mejor alternativa de proyección para un proyecto de minería de datos, para esto existe un sin número de modelos que se pueden implementar en diferentes lenguajes de programación estadísticos, para conocer el mejor modelo se debe medir su error en la estimación y seleccionar el menor de estos.

2.3 Modelos de Predicción y Error

2.3.1 Series de Tiempo

Las series de tiempo son datos observados de forma periódica, en los cuales se pueden identificar patrones de estacionalidad, tendencias y ciclos. Otra característica importante de las series de tiempo son las correlaciones de datos, en la cual un periodo anterior influye de alguna forma una decisión futura, la auto correlación cumple un rol fundamental para lo anterior (Ríos, 2008).

Para este estudio, las series de tiempo son los pedidos realizados por un periodo de tres años, el cual consolida todos los canales de ventas, con temporalidades mensuales y semanales a nivel de canal cliente – producto.

2.3.2 Ruido Blanco

Corresponde a una serie de tiempo que no tiene estacionalidad, tendencia ni ciclos, son datos aleatorios, Las correlaciones entre ellos deben estar en niveles muy bajos.

Un método para poder comprobar este tipo de series en su completitud de datos, viene dado por el test de Ljung -Box. (Alcalde, 2018).

2.3.3 Test de Ljung -Box

Comprueba si una serie de tiempo es aleatoria o independiente. Si las observaciones de tiempo están correlacionadas k observaciones después, se llama autocorrelación y esta puede reducir la exactitud en los diferentes modelos de estimación y conducir a interpretaciones erróneas (Minitab, 2019).

2.3.4 Modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Model)

ARIMA es un acrónimo del inglés Autoregressive Integrated Moving Average Model el cual para poder explicar su significado se puede dividir en dos partes: (Campos, 2018) lo describe 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)

$$\Delta^d y_t = \phi_1 \Delta^d y_{t-1} \dots \dots \phi_p \Delta^d y_{t-p} + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_q e_{t-q}$$

Donde $\Delta^d y_t$ expresa que sobre la serie original y_t se han aplicado d diferencias, los parámetros del modelo se definen como (Leandro, 2008)

- p: el número de rezagos observados incluidos en el modelo, también se denominan orden de rezagos.
- d: número de veces que la serie se diferencia para ser estacionaria.
- q: el tamaño de la media móvil

Las condiciones necesarias para un modelo ARIMA son:

- Estacionarios, es decir, que no dependen del momento en que se capturen.
- Univariantes, es decir, que la regresión depende los de los valores del pasado.

ARIMA utiliza el algoritmo de Hyndman-Khandakar, el cual utiliza los siguientes pasos lógicos:

- Selecciona el número de diferenciación d por medio de roots tests
- Selecciona luego p y q minimizando el AIC
- Estima los parámetros p y q usando estimaciones de máxima verosimilitud.
- p y q toman valores no negativos.

2.3.5 *Modelo Holtwinter*

Para entender el modelo de Holtwinter, se requiere entender en primera instancia y definir el modelo Holt, el cual añade al suavizamiento exponencial la tendencia de la variable pronosticada, por lo que se le conoce por esto mismo como suavizamiento exponencial doble (Izar, 2019)

La variable pronosticada para el periodo de tiempo t , se calcula con la siguiente ecuación:

$$\hat{Y}_t = L_t + pT_t$$

Donde:

- \hat{Y}_t = Valor pronosticado para el periodo t
- L_t = Valor estimado para el periodo t
- T_t = Valor de la tendencia en el periodo t
- p = Periodos a pronosticar en el futuro

Por su parte el valor estimado de la variable en el periodo t , se obtiene con la ecuación:

$$L_t = \alpha Y_{t-1} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

Siendo α la constante de suavizado, cuyo valor se ubica entre cero y la unidad y Y_{t-1} el valor de la variable en el periodo $t-1$.

La tendencia T_t en cualquier periodo se obtiene:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Siendo β la segunda constante de Suavizamiento por corrección de tendencia, cuyo valor también se ubica entre cero y la unidad. Es más, para ambas constantes se sugiere utilizar valores entre 0.05 y 0.50 (Izar, 2019)

El modelo de HOLTWINTER es una extensión del modelo HOLT que permite pronosticar series de tiempo estacionarias y con tendencias, Holtwinter agrega el nivel, existen dos formas de implementar este modelo, el multiplicativo y el aditivo

Modelo multiplicativo: este modelo presupone que a medida que se incrementan los datos, también se incrementa el patrón estacional. La mayoría de las gráficas de series de tiempo muestran este patrón. En este modelo, la tendencia y los componentes de estación se multiplican y luego se suman al componente de error (Villaverde, 2017).

Modelo aditivo: Un modelo de datos en el que los efectos de los factores individuales se diferencian y se agrupan para modelar los datos. Un modelo aditivo es opcional para los procedimientos de descomposición y para el método de Winters (Villaverde, 2017)

El modelo de Holtwinter es un algoritmo iterativo en el cual cada cierto tiempo (semana, meses, etc), realiza un pronóstico sobre cómo se comporta la serie en base a promedios ponderados de datos anteriores.

2.3.6 Modelo TBATS

El modelo TBATS es un acrónimo donde T es Trigonometric regressor, B es Bos Cox Transformation, A es error ARMA, T es tendencia y S es estacionalidad, este agrupa varios componentes de los modelos de estimación de la demanda en un solo framework y permite modelar múltiples estacionalidades, los niveles y tendencias son similares a los del modelo ETS, sus relaciones, formulas están automatizadas y se usa el modelo directamente en R (Alcalde, 2018)

2.3.7 Validación Cruzada en Series de Tiempo

La validación cruzada es una técnica estadística para realizar la certificación de los modelos y además asegura la independencia de la partición de los datos de testeo y entrenamiento (Rodrigo, 2016), en la imagen que está a continuación se muestra el esquema de cómo funciona el algoritmo.



2.3.8 Error Cuadrático Medio (ECM)

El error cuadrático medio (ECM) viene dado por la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos, el resultado real versus el pronosticado

$$ECM = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - f_t)^2$$

Donde:

- N = corresponde al número de puntos en los cuales se calcula el error
- t = corresponde al número de periodos o momento en que se calcula el error
- y_t = corresponde al resultado real
- f_t = corresponde al resultado pronosticado

CAPÍTULO 3: Rediseño del Proceso de Estimación de la Demanda

3.1 Levantamiento de la Situación Actual

El área de control de gestión lidera el proceso actual de estimación de la demanda, realizando un forecast base (Excel a nivel de canal producto), el cual esta soportado por el presupuesto de ventas discutido entre las áreas a comienzos de año y consensuado entre los involucrados, de existir venta del área comercial o algún evento no considerado en el presupuesto durante el año, el comercial a cargo envía una nueva estimación a abastecimiento y producción, este forecast se consensúa y se comienzan las gestiones para su cumplimiento.

Una de las situaciones que se detectan en el proceso actual, es que la solicitud de forecast es a pedido, es decir, cuando se requiere realizar la producción de un producto por algún pedido fuera de la demanda normal o por alguna condición comercial especial, se solicita el forecast al agente que solicita dicha producción, este, sin tener una metodología conocida u aprobada estima la demanda y la entrega al área de abastecimiento, la cual valida dicha demanda con la historia, con el área productiva y su criterio y peritaje en la compra. En la ilustración 3 se muestra el actual proceso de forecast de la compañía.

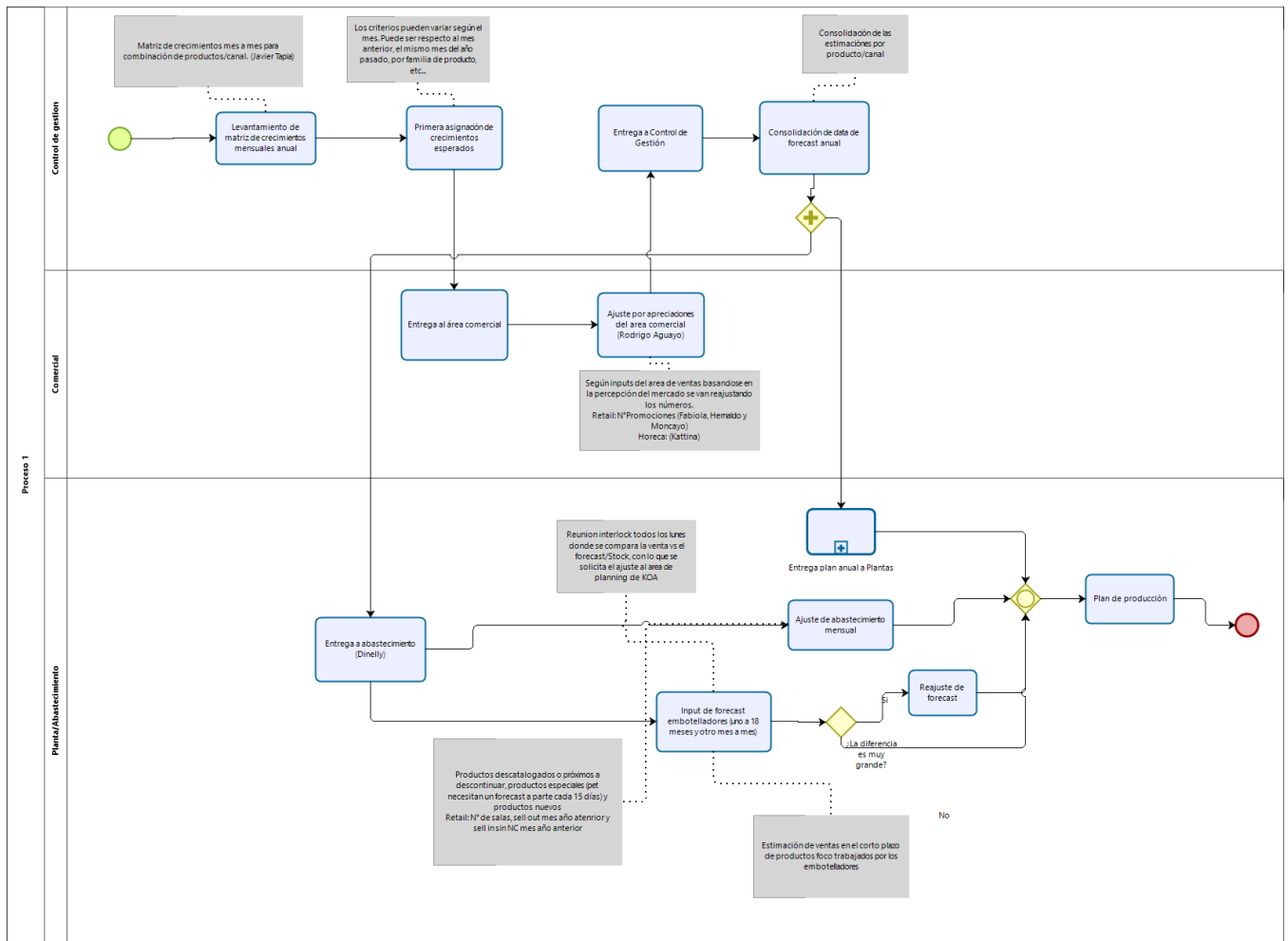


Ilustración 3-Proceso AS IS

El proceso anterior se describe y da inicio Control de gestión, levantando un Excel con los crecimientos esperados mes a mes, dado el presupuesto del año anterior, luego se realiza una primera propuesta, en esta etapa los criterios son variados, por ejemplo comparación con el mes anterior o el año anterior, por canal producto, etc. Una vez realizado lo anterior se envía al área comercial para que realicen sus ajustes, posteriormente se le hace entrega a control de gestión y estos consolidan la data del forecast anual, se envía a planta y al área abastecimiento, donde se realizan los ajustes y además se inyecta la información de los embotelladores de Coca Cola, donde dado lo anterior se evalúa un nuevo ajuste, de estar ok, se envía el forecast a las plantas para producción, para con este realizar el plan de producción.

3.2 Diagnóstico de la Situación Actual

El proceso actual no considera trabajo en equipo, constituye actividades independientes, sin informes tipo ni conocidos por todos los actores, además los consensos del forecast son al final del proceso, lo que hace costoso cualquier cambio puesto que implica modificaciones a todo nivel, dado lo anterior se identifica una serie de problemas.

3.2.1 Problemas Identificados

Los problemas identificados en el actual proceso de estimación de la demanda son:

- La nula formalidad en el proceso de estimación de la demanda, hace que no se cumplan plazos de entregas, no existan responsables claros ni documentos formales.
- La variada información acerca de los modelos usados por los ejecutivos comerciales a cargo del evento de venta, lo que produce incertidumbre de la forma en que se llegó al número final del forecast (teoría del dedo al viento)
- Variados usuarios responsables de esta estimación, refleja básicamente en que no hay responsables claros y los canales de comunicación tienden a ser complejos y difusos.
- Flujos de información no identificados hace demoroso y trabado el actual proceso.

3.2.2 Caracterización de la demanda

La demanda se caracteriza en:

- Producto: ítem de venta de la compañía
- Periodo: periodos anuales con segmentación mensual y semanal
- Canal del cliente: concepto de la industria de alimentos para caracterizar a los clientes en: Food Service, Grandes cuentas, Supermercados, Coca Cola Embonor, Coca Cola Andina, etc.

3.2.3 Análisis de los Datos

La data con la cual se dispone para poder llevar a cabo esta tarea son las ventas históricas de los años: 2017, 2018 y 2019. Los horizontes de estimación serán semanal, mensual y anual

La tabla que almacena la data histórica viene descrita en su diseño tal como se muestra a continuación, esta tiene alrededor de 3.5 millones de registros y guarda información de ventas de los 3 últimos años.

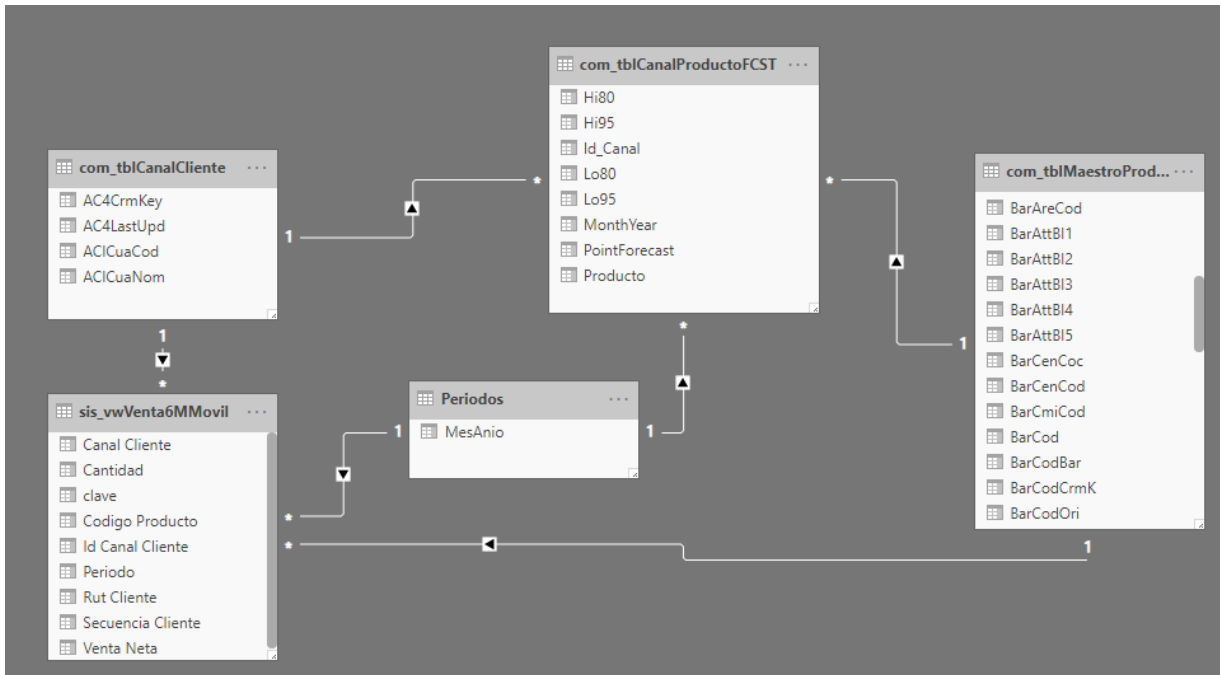


Ilustración 4-Modelo de datos Estrella

El modelo anterior consta de 5 tablas, dos tablas de hechos y tres tablas de dimensiones, donde la tabla de hechos **com_tblProductoCanalFCST** almacena la información transaccional del forecast estimado por los diferentes modelos y la tabla **sis_vwVenta6MMovil** almacena la venta de los últimos 6 meses por canal cliente, producto y periodo, las dimensiones son las variables por las cuales se requiere realizar las diferentes miradas en el modelo de gestión, es decir, canal cliente, canal producto y periodo.

Las ventas de Guallarauco son bien marcadas por la temporada, esto no es de extrañar, puesto que al ser una compañía que centra sus ventas en fruta congelada, helados y jugos premium, en primavera verano las ventas suben y en otoño e invierno las ventas bajan-

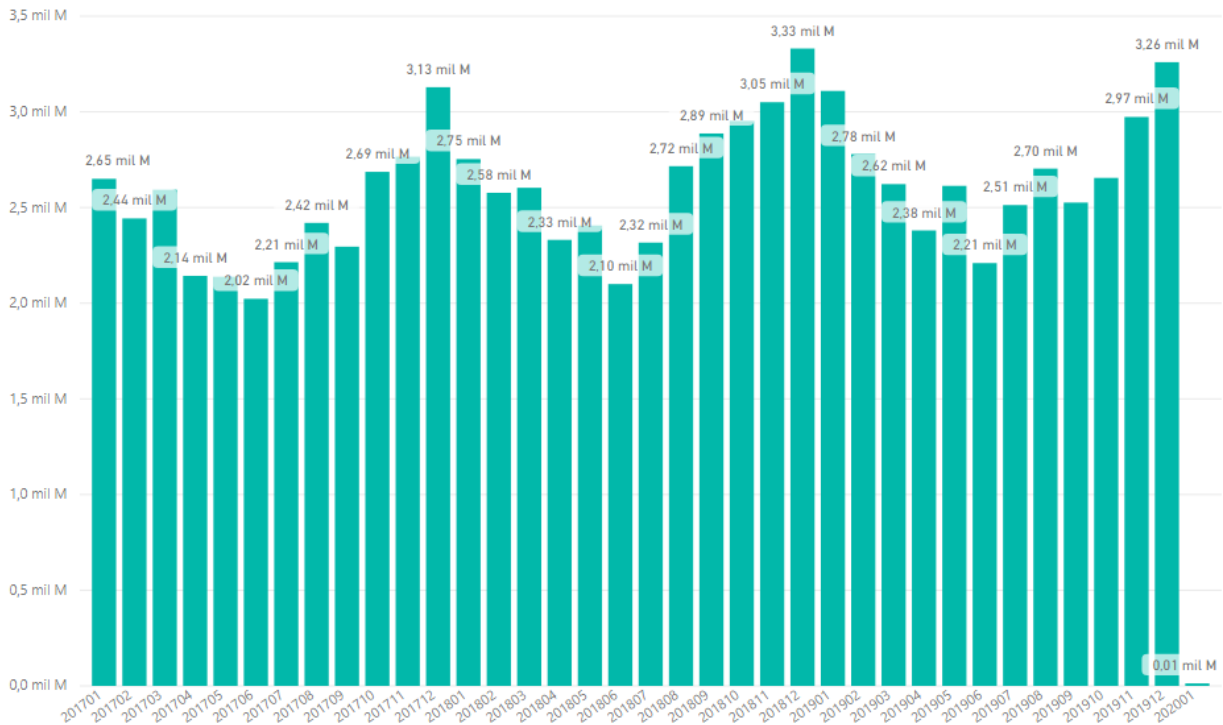


Ilustración 5-Ventas por Periodo de los últimos 3 años

Al observar el gráfico de las ventas por periodo, se ve claramente un patrón definido, donde por ejemplo la variable estacionalidad toma protagonismo, los meses de primavera y verano hay un aumento de las ventas y disminuyendo estas en los meses de otoño invierno, esto no es algo que sorprenda, puesto que Guallarauco centra su venta en fruta congelada, helados y jugos. Una serie es estacionaria si la media y la varianza son constantes en el tiempo, en las ilustraciones 6 y 7 se muestra la media y varianza respectivamente de la venta en Guallarauco, donde se certifica su estacionalidad.

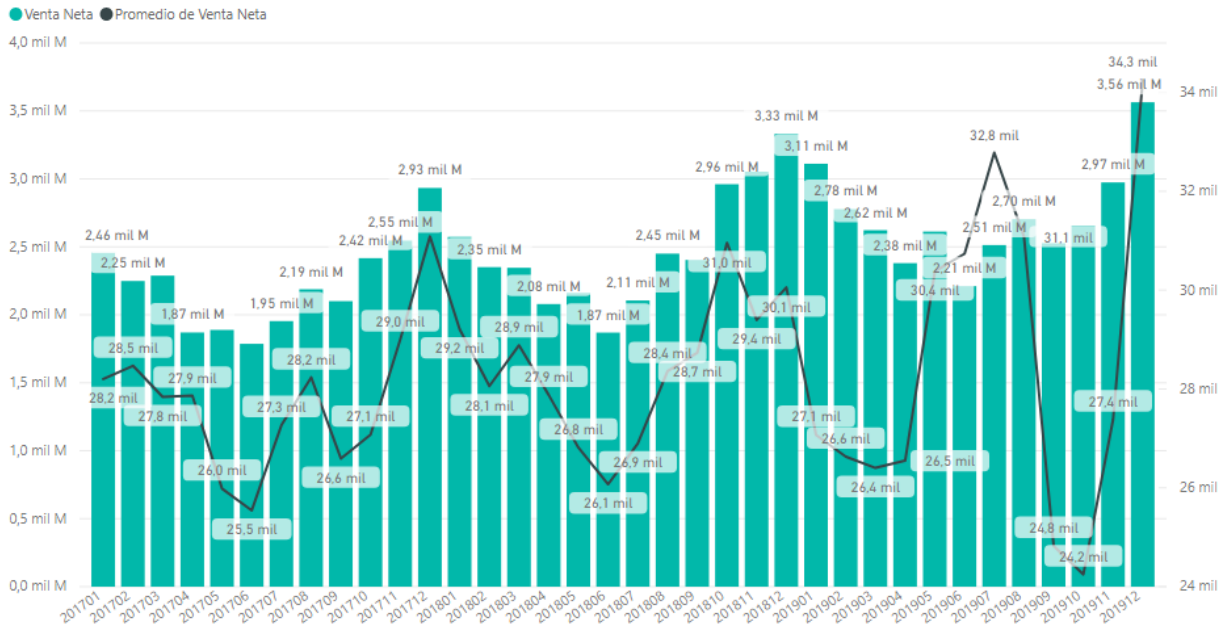


Ilustración 6-Promedio de la Venta de los últimos 3 años (línea negra)

Se observa en la imagen anterior que los promedios son constantes en los diferentes meses de los 3 años de venta, por ejemplo; para enero del 2017 el promedio es de 28.201M, enero del 2018 una media de 29.209M y enero del 2019 un promedio de 27.070M, si se observa la ilustración 7, donde se muestra la varianza, esta también se comporta de manera regular, sin embargo desde el mes del 201904 la varianza se dispara, esto se debe principalmente a una explosión de la venta, dada principalmente por la venta que se realiza a Coca Cola Embonor.

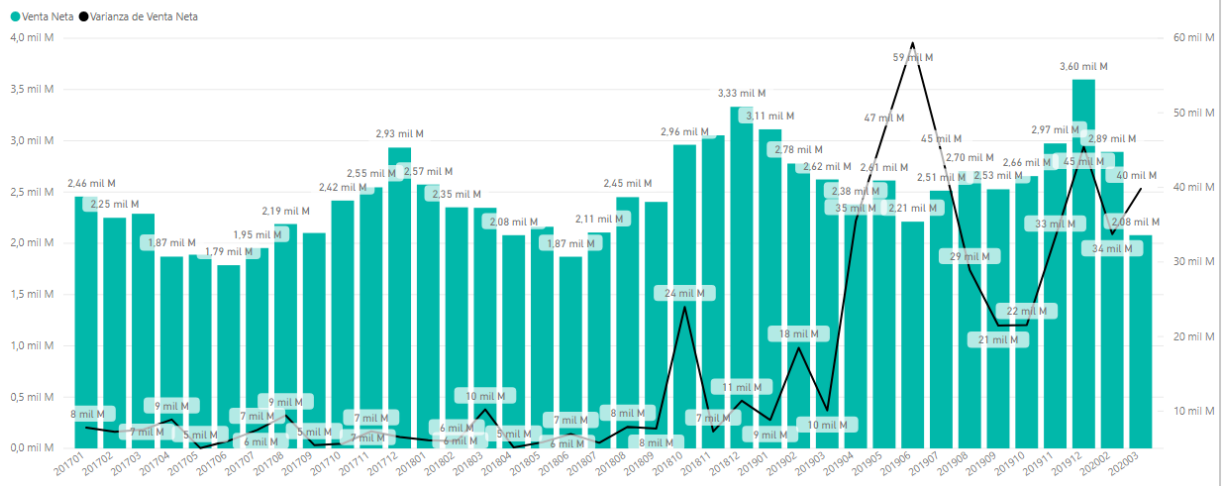


Ilustración 7-Varianza de la Venta de los últimos 3 años (línea negra)

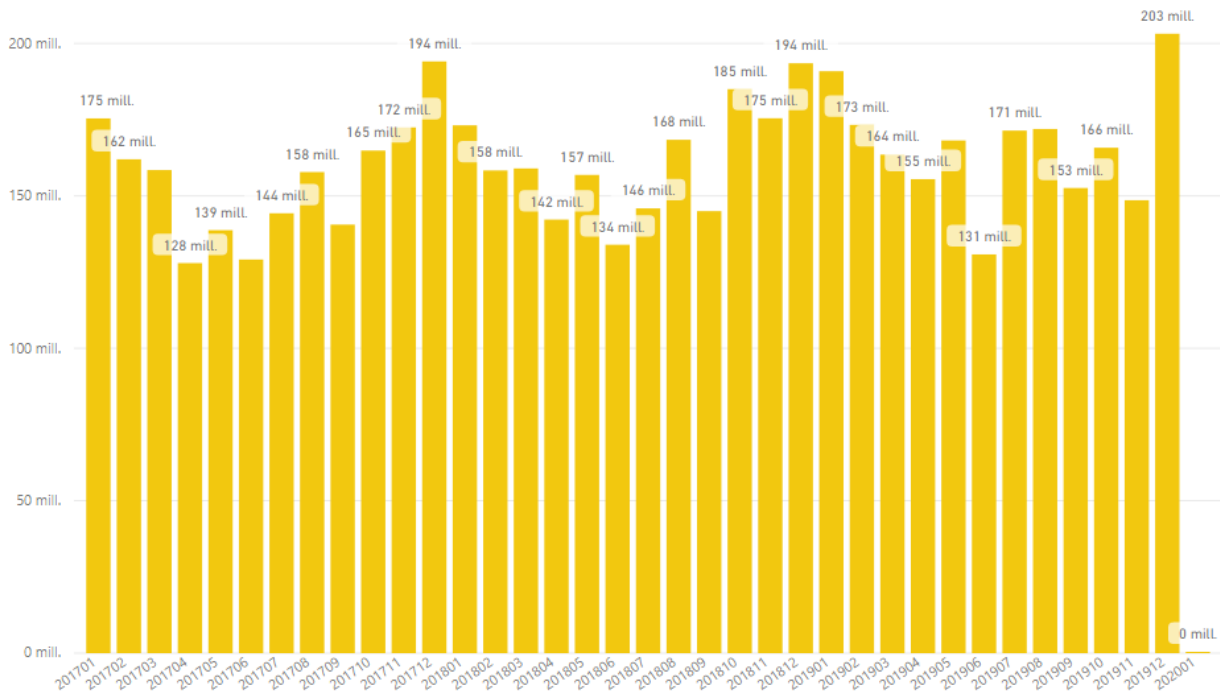


Ilustración 8-Venta de Fruta Congelada de Mango de los últimos 3 años

La ilustración 8 muestra la venta del PPMANG01 (fruta congelada de mango), producto top 1 de la compañía en ventas, el cual sigue el mismo patrón de venta estacional, en donde los periodos de primavera y verano son las mayores alzas en ventas e invierno y otoño los de menores, su promedio y varianza se comportan de manera constante en los mismos meses para los diferentes años lo que comprueba su estacionalidad, las ilustraciones 9 y 10 muestran el promedio y varianza respectivamente.

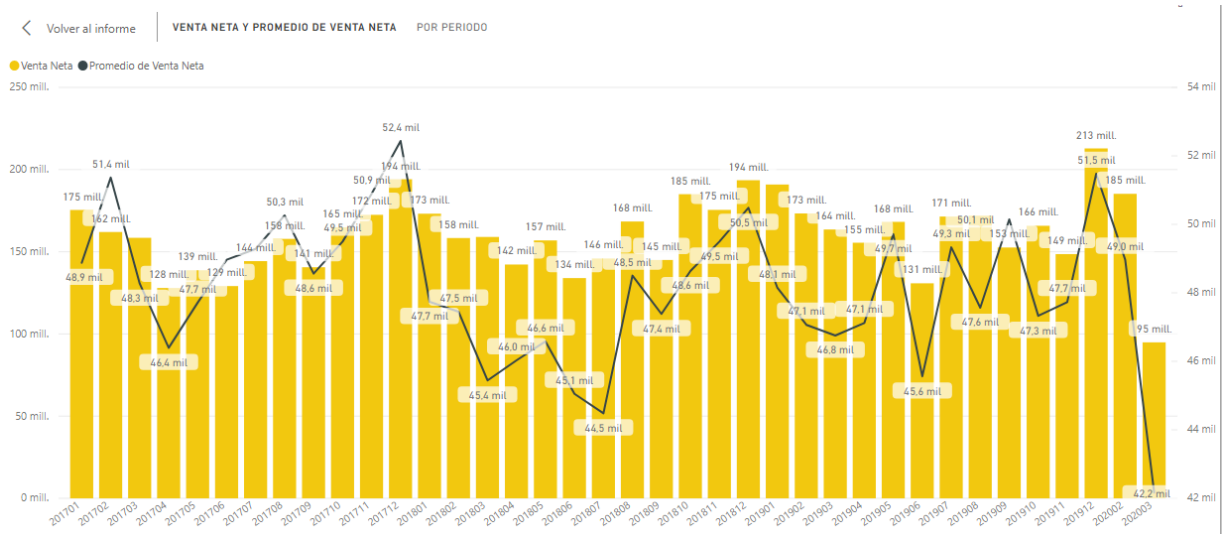


Ilustración 9-Promedio de la Fruta Congelada de Mango de los últimos 3 años (línea negra)

La venta promedio, por ejemplo, de la fruta congelada de mango, ilustración 9, de enero 2017, 2018 y 2019 respectivamente es de 48.8M, 47.7M y 50.5, este último aumento se debe al ingreso fuerte del cliente mc donalds, pero se observa comparando meses iguales en años diferentes que la media es relativamente constante, en la varianza se muestra un efecto similar, ilustración 10.

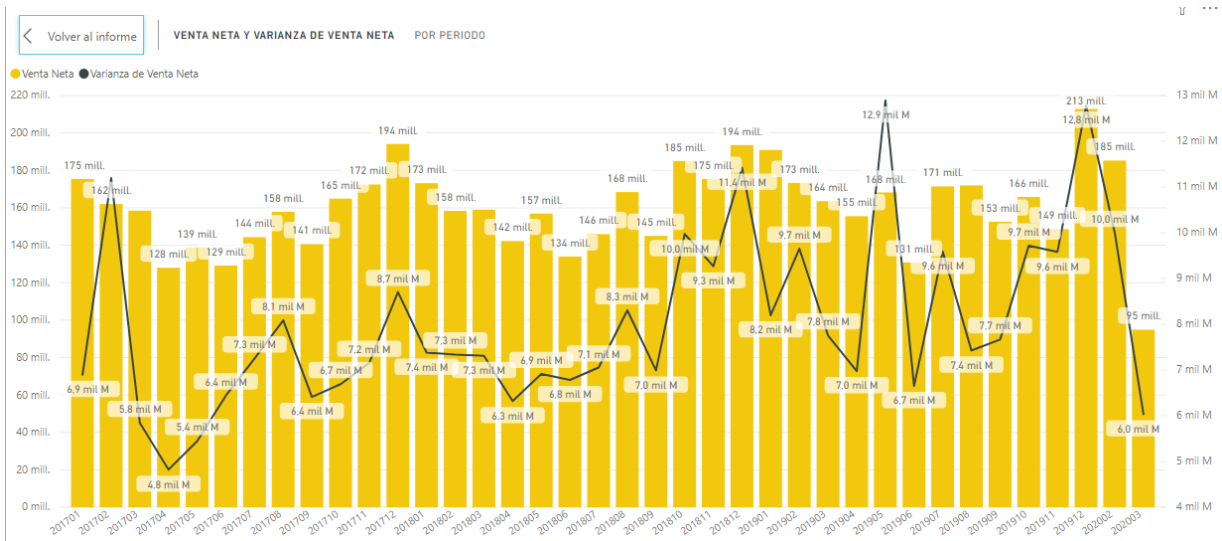


Ilustración 10-Varianza de la Fruta Congelada de Mango de los últimos 3 años (línea negra)

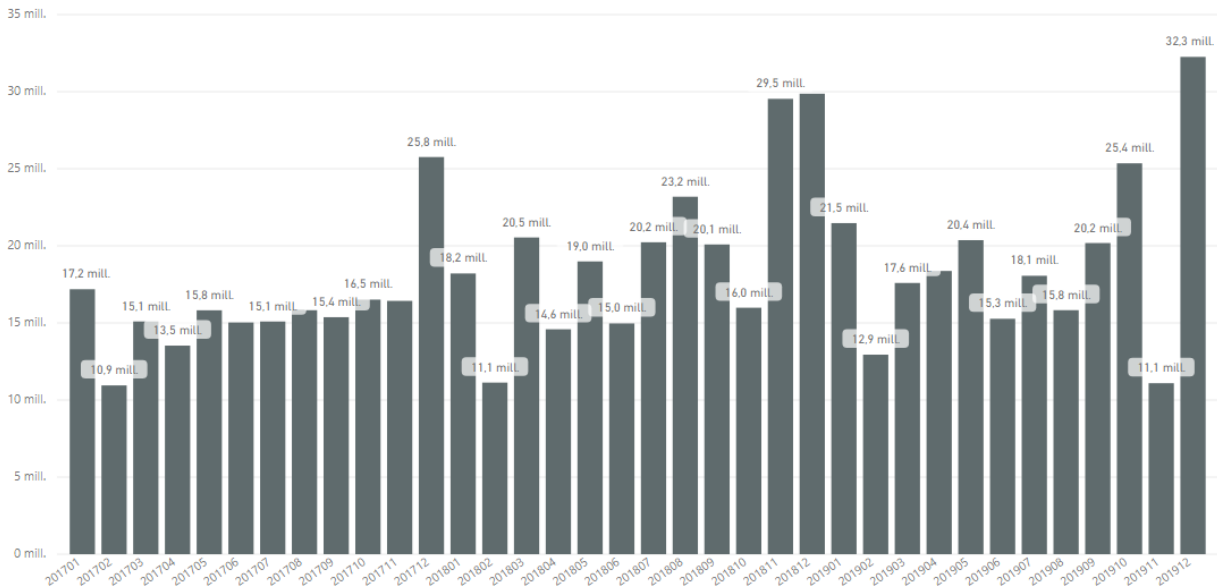


Ilustración 11-Venta del Cheese Cake de los últimos 3 años.

En la ilustración 11 se observa la venta del producto PTCHIS05 (cheese cake 05), este producto presenta quiebres importantes en el periodo de diciembre 2019, sin embargo, tiende a comportarse de manera homogénea a la venta general y muy estacional, existen algunos outliers explicados por quiebres de insumos en el periodo, tanto la varianza como promedio son constantes en el tiempo lo que demuestra su estacionalidad, esto se observa en las ilustraciones 12 y 13.

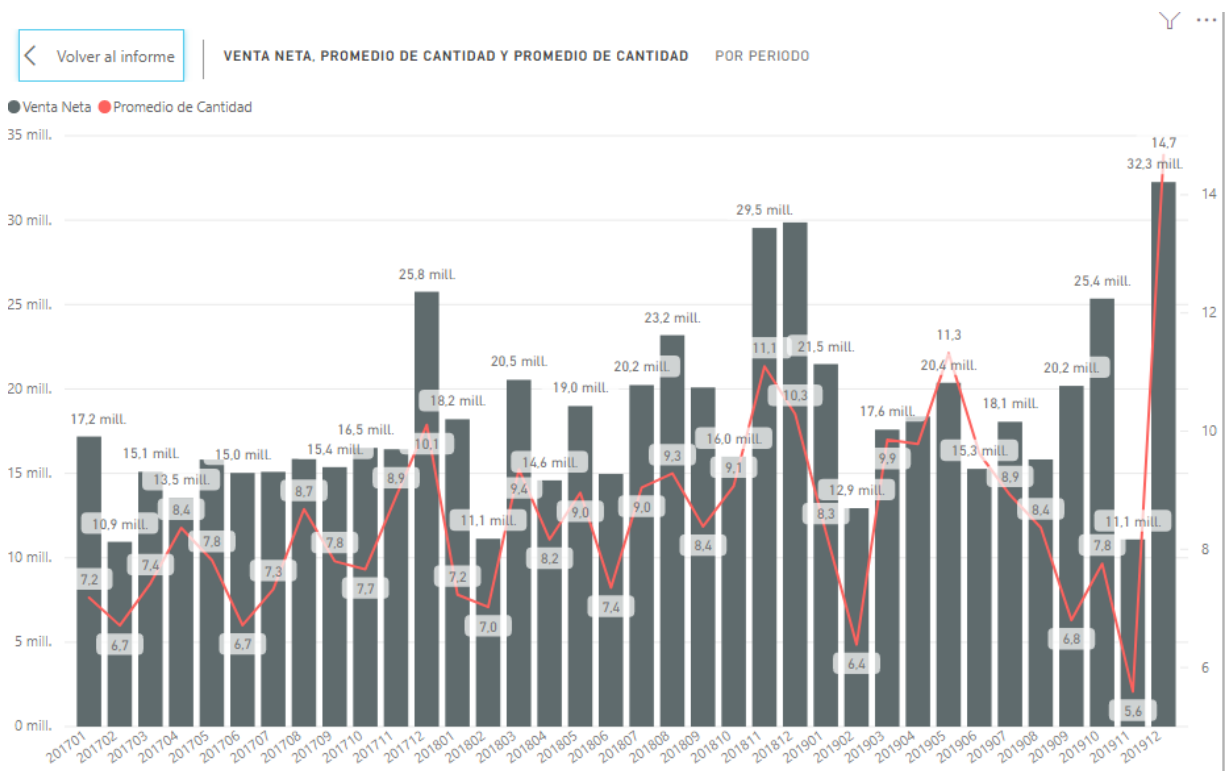


Ilustración 12-Promedio en cantidad de Cheese Cake, últimos 3 años (línea roja)

La venta promedio de la Cheese Cake de enero 2017, 2018 y 2019 respectivamente es de 492.000, 475.000 y 550.000 pesos, en la varianza se muestra un efecto similar, ilustración 13.

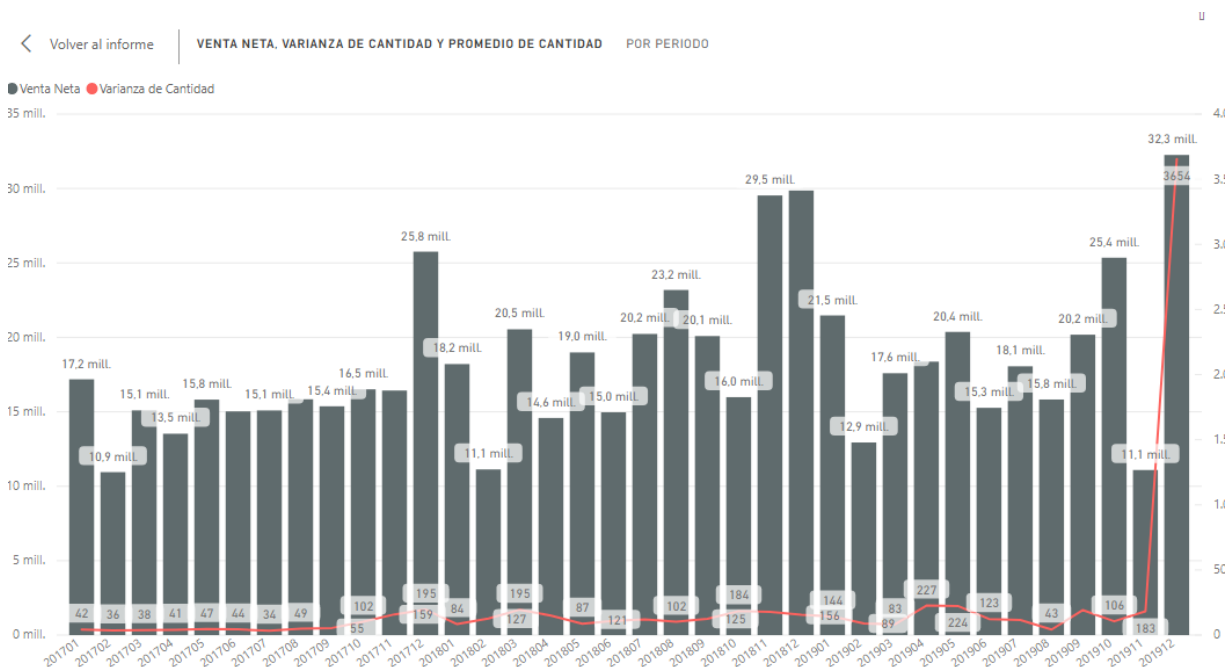


Ilustración 13-Varianza de Cheese Cake últimos 3 años (línea roja)

El análisis de los datos anteriores demuestra que los productos presentan una clara estacionalidad, la cual no es de extrañar, puesto que Guallarauco centra su venta en fruta congelada, jugos y helados premium, productos que son claramente de temporada con climas y temperaturas mas cálidas, por ende, se observa que la venta comienza a subir en primavera y verano y comienza su baja en otoño e invierno.

El alza que se observa tanto en los promedios como la varianza se debe a una venta realizada al cliente mc Donald de 71.000 unidades del producto de jugo de manzana de 200 ml, lo cual hace que el promedio en cantidad se eleve y su varianza también, puesto que produce una variabilidad de los datos fuera del comportamiento general.

3.3 Generación de Alternativas

3.3.1 *Módulo Demand Planning empaquetado de software.*

En el mercado existen una variedad de software de gestión empaquetados que realizan estimaciones de demanda con diferentes métodos y modelos, entre los cuales se pueden nombrar JDA (actualmente su nombre es Blue Yonder) y SAP. Si bien estos softwares entregan una solución tecnológica a la estimación, ninguno de ellos se centra en el proceso como acción fundamental, estas son consultorías que se venden como paquetes por separado.

Tanto SAP como JDA poseen diferentes módulos para la gestión de la cadena de abastecimiento, dentro de los módulos que se pueden nombrar para JDA están:

- Demand Planning: módulos para realizar la estimación de la demanda, se pueden seleccionar una serie de algoritmos.
- Master Planning: módulo que entrega el plan de producción.
- Sequence: módulo que gestiona la producción en cada una de las líneas de producción
- Inventory Optimization: módulo para la optimización del inventario.
- Sales & Operation Planning: módulo que combina las operaciones de los diferentes módulos (costos, gastos, ventas, producción, etc), es una mirada ejecutiva de la operación

Para SAP el módulo para la estimación de la demanda se conoce como APO, sigla que significa Advanced Planning and Optimization.

3.3.2 CRISP DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)

La metodología soporta el entendimiento del negocio, los datos y el modelo predictivo con el cual se resuelve el problema, esta metodología para poder llegar al resultado esperado divide su marco en 6 etapas.

- **Comprensión del negocio:** entender la industria, la forma de operar, cultura organizacional y objetivos estratégicos de la compañía son parte fundamental en la resolución de cualquier problema compañía. Guallarauco, que está inmerso en la fabricación de jugos, frutas congeladas y helados premium tiene sus principales clientes en el canal HORECA (hoteles, restaurantes y casinos) y ahora con la llegada de Coca Cola, el mercado tradicional (botillerías, minimarket y almacenes) pasó a ser un actor relevante para insertarse en este canal, principalmente con los productos de helados premium (mejor margen). En toda industria de alimentos los principales “dolores” son las mermas y los quiebres de productos.
- **Entendimiento de los datos:** conocer y entender los modelos de datos transaccionales, sus relaciones e interacciones ayudan a un entendimiento general y aportan antecedentes extras para contextualizar.

La base de datos que soporta los sistemas de la compañía es SQL SERVER 2012, en el ERP, sistema que soporta las ventas, existen 3 tablas principales, estas son:

- Ateclien: almacena la cabecera de la venta
- Atecli2: almacena las líneas de la venta
- Ateclie2: almacena datos de los impuestos por línea

Existen otras tablas tipos que complementan la información de ventas tales como (por nombrar algunas):

- **Vendedores:** almacena la asignación de vendedores por cliente
- **Clientes:** almacena los clientes de la compañía.
- **Productos:** almacena los productos de venta de la compañía.

Es importante conocer las variables objetivos de las métricas que se necesitan resolver, puesto que de esta forma se simplifica el universo transaccional.

Preparación de la data: la data en bruto en los sistemas transaccionales se modela de manera muy diferente a lo que necesita el negocio desde el punto de vista de gestión, por ende, para explotar esta información es necesaria su preparación y normalización, esto es clave en un proyecto de datos, para poder hacer lo anterior se requieren de algunos procedimientos SQL SERVER, como vistas, procedimientos almacenados, funciones y cursores. La data se traspasa de los sistemas transaccionales a los sistemas de gestión mediante procedimientos almacenados y agendamiento de JOB SQL, por ejemplo: procedimiento almacenado que carga las ventas al escenario de gestión:

```

DECLARE @mesanterior varchar(5)
DECLARE @anioanterior varchar(5)
DECLARE @aniomovil varchar(6)

select @mesanterior =month(getdate()) -1
select @anioanterior = year(getdate()) -1

    if @mesanterior = 0
    begin
        set @mesanterior = '12'
        set @anioanterior = year(getdate()) -2
    end

    if len(@mesanterior)=1
        set @mesanterior='0'+@mesanterior

    set @aniomovil = @anioanterior + @mesanterior

INSERT INTO atecli2
SELECT b.* FROM [192.168.7.3].novaverde.DBO.ateclien a (NOLOCK)
join [192.168.7.3].novaverde.DBO.Atecli2 b (NOLOCK) ON a.cajcod=b.cajcod
and a.doccod=b.doccod and a.atenumrea=b.atenumrea
WHERE a.ateanomes >= @aniomovil AND A.ATEEST IN (2,7)

```

Ilustración 14-Procedimiento almacenado que carga las ventas

Una vez la venta se carga al escenario de gestión, la data se debe consolidar y agrupar en los escenarios necesarios para la estimación de la demanda, esto es mensual y semanalmente, ejemplo:

```
INSERT INTO com_tblDatosCompletoFCST
SELECT Periodo, [Codigo Producto],SUM(Cantidad),[Id Canal Cliente] FROM cdg_tblBBVV_historica_2
GROUP BY Periodo, [Codigo Producto],[Id Canal Cliente]
```

Ilustración 15-Procedimiento almacenado que carga las ventas a nivel de canal-producto por periodo

- Modelar: una vez los datos están limpios, normalizados y en la granularidad deseada, se debe proceder con el modelamiento para las estimaciones, seleccionar las mejores estimaciones y registra en base de datos.
- Evaluar: los modelos seleccionados anteriormente son evaluados calculando su error cuadrático medio, siendo el menor de esto, el mejor modelo para el set de datos seleccionado, la evaluación está automatizada en código R.
- Deploy: presentación y despliegue de los resultados de la estimación, lo anterior se sustenta en la herramienta BI de la compañía, Power BI, procesos SQL SERVER para el soporte, preparación y presentación de la información y código en R para el modelamiento de las diferentes estimaciones a realizar.

3.3.3 Modelos Predictivos en R

Las alternativas de solución al problema se centran básicamente en tres modelos de predicción para la estimación de la demanda:

- Modelo predictivo con librerías *forecast* en R
 - Auto arima
 - Tbats
 - Holtwinter

Las alternativas anteriores son evaluadas bajo criterios matemáticos de errores para determinar el mejor modelo, dependiendo de la combinación canal -producto

3.4 Evaluación de Alternativas

Las alternativas antes mencionadas son evaluadas en el contexto de recursos económicos, personas y tiempos de implementación de la solución, para poder seleccionar la alternativa que tenga los mejores y mayores resultados para la compañía se presenta un análisis comparativo.

Tabla 1 - Tabla comparativa de soluciones (*): valores aproximados.

Solución	Tiempo de implementación	\$	Personas
JDA	6 meses	US\$200.000 (*)	6
SAP	6 meses	US\$ 180.000(*)	6
Forecast Guallarauco	4 meses	CLP\$2.000.000	2

Si se evalúa en las dimensiones anteriores (tiempos, plata y personas) la mejor alternativa es la solución Forecast Gualarauco, sin embargo, al ser una solución a la medida y no ser un proceso standard de la industria, con documentación ad-hoc, se pueden presentar inconvenientes en integraciones futura.

Si bien tanto JDA como SAP venden sus módulos por separado, se recomienda adquirir por parte del proveedor los otros módulos que apoyan la gestión en la cadena de abastecimiento, pero evidentemente esto también es una estrategia comercial por parte de este último.

3.5 Rediseño del Proceso de Demanda

Para realizar el rediseño del proceso se enmarca en directrices estrictas no necesariamente secuenciales si no mas bien como tópicos de preocupación del proyecto, entre los cuales están:

- Establecer la dirección de cambio: indica las ideas globales de lo que debe cambiar dado el proceso actual para poder llegar al proceso propuesto.
- Tecnologías habilitantes: buscar y evaluar las diferentes tecnologías que soportan el proceso propuesto y lo hacen viable, las tecnologías a usar en este estudio son:
 - Power BI como dashboard de presentación, en la actualidad existen innumerables herramientas de inteligencia de negocios, como Qlikview o Tableau, entre las más conocidas, sin embargo, una ventaja sustancial de Power Bi sobre las nombradas anteriormente es

su costo e infraestructura cloud, entre sus principales características se pueden nombrar:

- Integración 360: Power Bi tiene integración full con O365 y herramientas Microsoft y dado que en Guallarauco trabaja bajo el paragua de esta tecnología, sus interacciones son nativas y relativamente simples.
 - Infraestructura CLOUD: al ser una herramienta de inteligencia de negocio que trabaja en la nube, existe una simplificación y ahorro sustancial en infraestructura, configuración y seteo de la herramienta, se centra en la administración de la herramienta y no en sus componentes de infraestructura,
 - Bajo costo: tiene un costo mensual de US\$10 con modalidad suscripción, lo que permite habilitar y dar de baja licencias según el negocio lo necesite.
 - Programación DAX: lenguaje propio de Power Bi que permite la manipulación de datos y aplicación de diferentes reglas por medio de algoritmos, una de sus ventajas es que posee funciones muy similares a excel.
-
- SQL Server como motor de base de datos, tecnología que soporta bases de datos relaciones de la compañía, muy popular en la industria y soportado por Microsoft. Guallarauco usa este como motor de administración de sus bases de datos de todos los sistemas.
 - Lenguaje R como lenguaje estadístico, R es un lenguaje en apogeo dada la explosión del big data y el manejo de grandes cantidades de información. R esta nativamente integrado con Power BI, por lo que al ser la herramienta BI estándar de la compañía, simplifica los procesos de integración. R tiene símiles tan populares como él, Phyton es uno de ellos y compiten de igual formal en el mercado de los desarrolladores.
 - Modelar y evaluar el rediseño: el proceso rediseñado consta de 5 actores principales en el proceso, estos son:
 - Plantas productivas: su rol es entregar feedback de los planes de producción programados y condiciones necesarias para la nueva producción.

- Abastecimiento: este rol lidera el proceso, es el nexo con los demás actores, está inmerso en el proceso de compra, comercio exterior, es clave en el rediseño.
- Control de Gestión: se encarga principalmente de orquestar el proceso, asegurar su cumplimiento y publicar resultados.
- Comercial: tiene un rol de input importante en la génesis del forecast de ventas, gatilla acciones relevantes e informa feedback del cliente.
- Sistemas: apoyo con modelos predictivos, procesos y administración de plataforma de inteligencia para publicación de resultados.

El proceso se inicia en el área de sistemas con una periodicidad semanal de ejecución de este, consta de un JOB SQL que realiza la carga de la venta diaria, normalización de comunas, vendedores y regiones a una base de datos de explotación de información, sobre la información de ventas cargada y normalizada se aplican los algoritmos de estimación, *Holtwinter*, *Tbats* y *Auto Arima.*, sobre estos se estima el error de cada uno y se selecciona la mejor estimación, esta se guarda en una base de datos y se presenta luego en un reporte en POWER BI.

Una vez publicado el forecast por el área de sistemas, se informa de lo anterior y el área de Control de Gestión valida y certifica la estimación del modelo, revisa desviaciones y concede el visto bueno para la revisión de abastecimiento.

Abastecimiento chequea e informa los productos nuevos, discontinuados o quebrados, luego las CPFR (comercial), que tienen información de las salas de ventas, toman el forecast y lo ajustan de acuerdo a la venta sell out, información de salas y feedback del cliente.

Una vez las CPFR están OK, Control de Gestión valida la información y cita a una reunión de comité de forecast, en estas las áreas de abastecimiento, comerciales y plantas de producción pueden realizar sus ajustes de acuerdo a sus condiciones particulares, una vez consensado el forecast, se publica en la plataforma de inteligencia de negocios POWER BI y se distribuye a todos los involucrados.

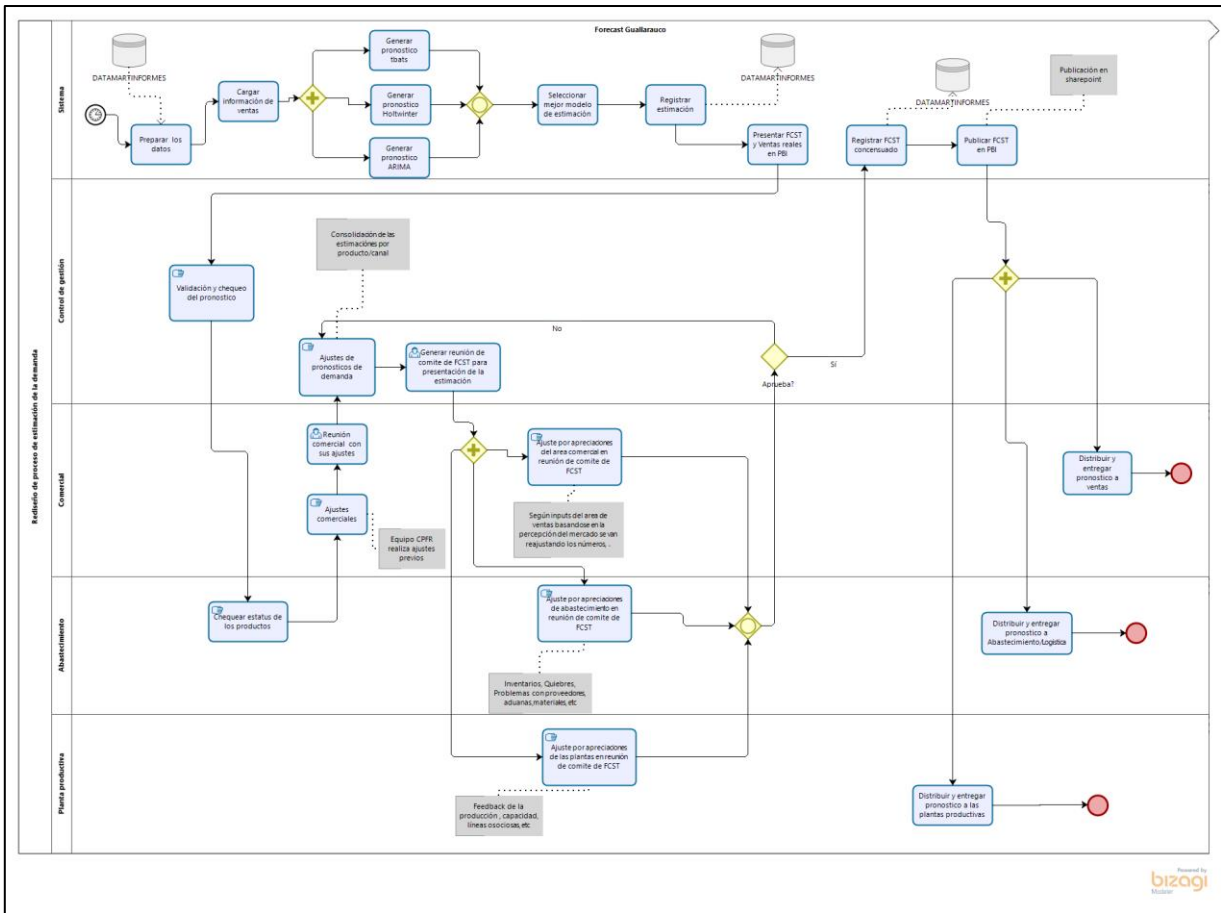


Ilustración 16-Proceso TO BE

Para poder llevar a cabo el soporte tecnológico del proceso anterior se diseñó una solución que abarca desde los sistemas transaccionales hasta la visualización del forecast en Power BI, pasando por procedimientos de limpieza, reglas de negocios, filtros y consolidación de la data, a continuación, se detalla la solución propuesta.

3.6 Propuesta de Solución

La propuesta se basa en rediseñar un proceso de estimación de la demanda, soportado por modelos matemáticos bajo el lenguaje R, exponiendo y explotando la data en la herramienta de inteligencia de negocios de la compañía, Power BI

Para poder lograr la carga, limpieza y consistencia de los datos, se construye un JOB SQL con las lógicas de negocio, rutinas de limpieza, homologación e indexación de variables, una vez se tiene la data limpia y normalizada, se aplican los algoritmos en R para la estimación de la demanda, almacenándose esta en una base datos SQL SERVER la cual luego es explotada en POWER BI, ajustándose esta luego a los nuevos criterios de las distintas áreas.

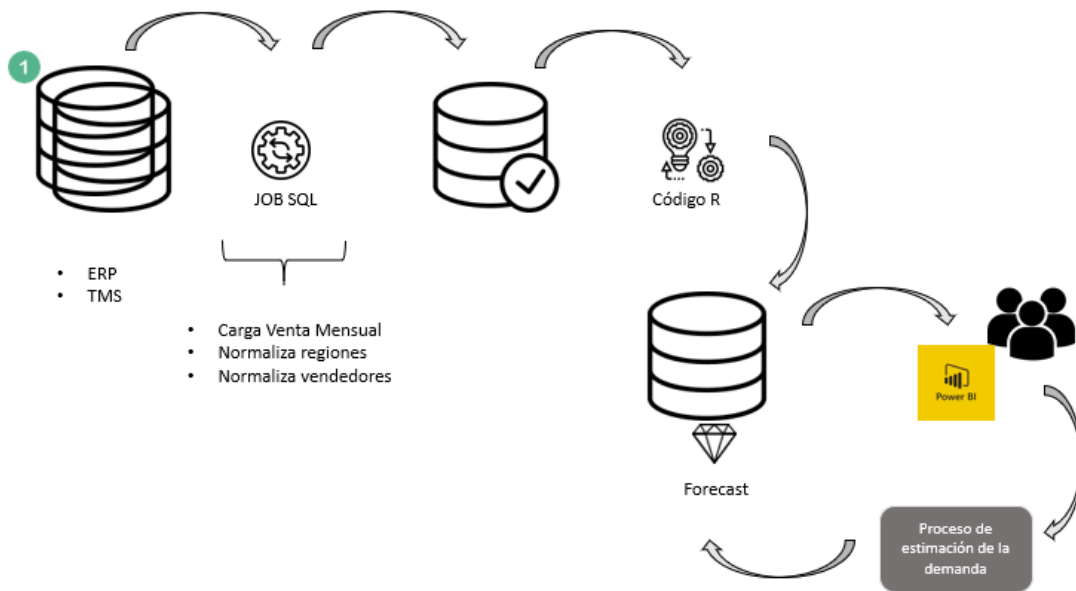


Ilustración 17- Diagrama Conceptual de la Solución

La visualización del modelo de gestión en la herramienta de inteligencia de negocios Power BI, se muestra en la siguiente imagen:



Ilustración 18-Modelo de Gestión Forecast Guallarauco

Esta muestra la vista del modelo de gestión del forecast obtenido, donde a la izquierda se muestran los filtros que se pueden aplicar, periodo, canal cliente y producto, en el primer gráfico de líneas se muestra la venta real de los últimos 3 meses por periodo, canal cliente y producto, las medidas de la esquina superior derecha muestra el punto de forecast sugerido y además se visualiza el nivel de confianza superior e inferior del forecast a un 95%, en el segundo gráfico de líneas se muestra el forecast a 12 meses por periodo, canal cliente y producto.

3.6.1 Variables que impactan en la demanda del proceso de estimación

Las variables que determinan la demanda se clasifican en:

- Histórico de Ventas: corresponde a la venta de los pedidos Guallarauco por un periodo de 3 años.
- Bonificaciones: son regalos que se le realizan a los clientes, son pedidos que están incluidos en el histórico de ventas.
- Precio: precio de los productos Guallarauco, no está demás decir que los precios Guallarauco son altos con respecto a sus similares del mercado.

- Promociones: corresponde a ofertas con precios o regalos especiales que se realizan principalmente para el canal del supermercado.
- Empujes (venta no planificada): corresponde a órdenes de compra del cliente que no son planificadas y se realizan gestiones internas para sacar las órdenes de compra en tiempo y forma.
- Estacionalidad: son cambios o fluctuaciones periódicas de la venta en el lapso de un año, Guallarauco al ser una compañía que vende principalmente jugos y helados, tiene una marcada estacionalidad de venta peak en primavera verano, bajando esta en otoño e invierno
- Quiebres: es venta no realizada por falta de disponibilidad de productos por diferentes motivos (logísticos, abastecimiento, producción)
- Cambio en condiciones comerciales/logísticas: uno de los principales cambios es la centralización de las cadenas.

3.6.2 Procesos relacionados con la Estimación de la Demanda

Los procesos que se interrelacionan con el proceso de estimación de la demanda son:

- Proceso productivo: tiene como input principal el forecast consensuado de la compañía para generar el plan de producción
- Proceso de abastecimiento: para conocer los insumos o materias primas necesarias, el forecast cumple un papel fundamental para saber el número a comprar.
- Proceso logístico: conociendo la venta esperada, se puede planificar almacenamientos (interno y externo), personal de picking, sorting, etc

Proceso de distribución: conociendo la venta, se puede planificar el transporte necesario para los despachos.

3.7 Resultado de la implementación de los modelos

La estimación de la demanda se realiza sobre 28 productos y 5 canales de clientes, abarcando el con esto el 80% de la venta de Guallarauco. Para reflejar, simplificar y para efectos de este estudio, se ejemplificarán los resultados de la implementación del modelo considerando el producto con mayor venta en la compañía, siendo este el:

- Código; PPMANG01:
- Canal Producto: Fruta Congelada

- Numeral WMS: 99
- Descripción comercial: Mango congelado de 1 KG

Para poder validar esta prueba de conceptos, los datos a comparar son los desplegados por el sistema de predicción, sin las interacciones y ajustes del proceso, puesto que la implementación de este último está en stand by dada las condiciones actuales del país (pandemia).

En la siguiente tabla se muestra la venta real en unidades para el producto Mango congelado de 1 KG (PPMANG01) de los últimos 3 años.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2017	25.150	23.130	25.117	20.780	22.710	20.780	23.160	24.220	20.241	25.090	25.680	29.830
2018	24.360	22.630	25.600	23.250	25.420	23.300	25.100	28.200	23.150	27.570	25.600	29.460
2019	26.859	25.050	25.450	23.780	25.880	21.911	26.457	24.470	20.350	21.699	16.290	31.676

Ilustración 19-Venta Real en Unidades Últimos 3 Años, Mango Congelado de 1KG(PPMANG01)

Para reflejar el comportamiento de la venta de este producto, es mejor tener una visualización gráfica para entender a primera vista que el producto se comporta estable durante el tiempo, sin tener grandes estacionalidades, sin tendencia y con ciclos anuales, lo anterior se muestra en la siguiente imagen:

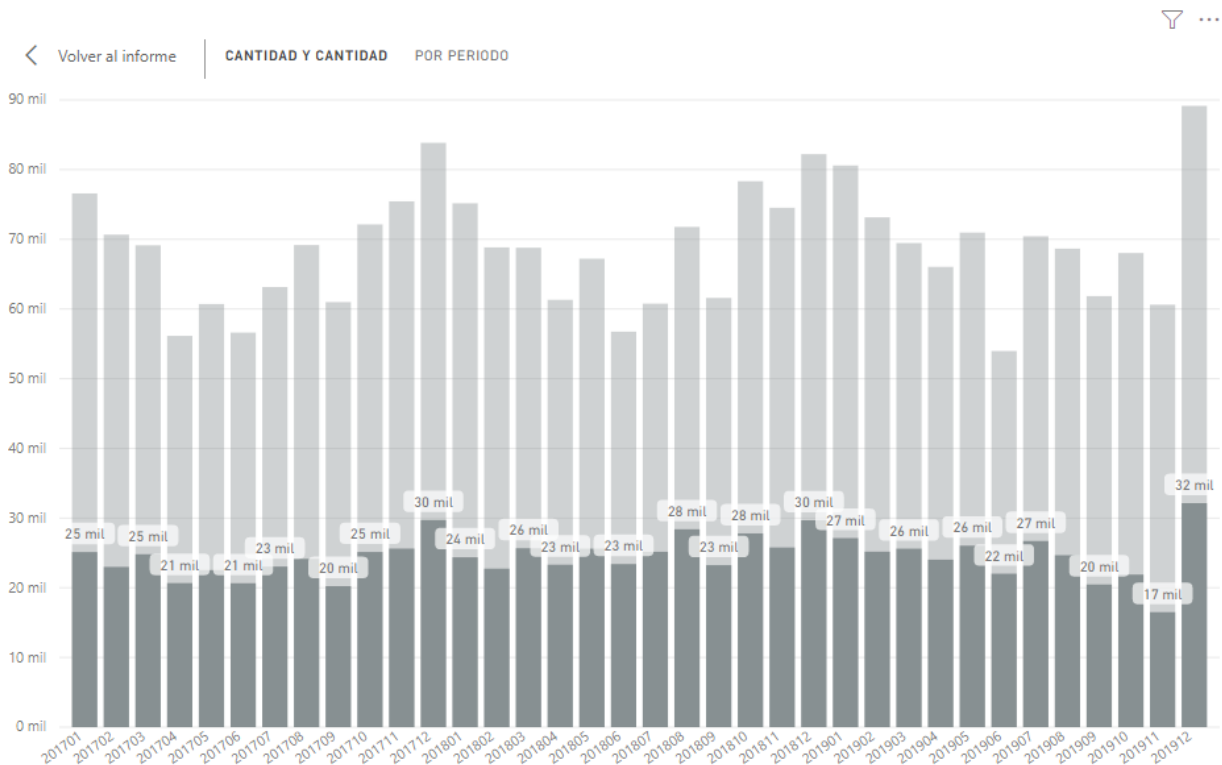


Ilustración 20-Venta Real en Unidades del Mango Congelado de 1 KG.

Se presentan los resultados del modelo del pronóstico (forecast) para el producto antes mencionado, considerando en los patrones identificados según los modelos TbatS, HoldWinter y Auto Arima

Pronostico 2020 a 12 meses del producto Mango congelado de 1 KG, representado en unidades e implementado con ARIMA, HoldWinter y TbatS respectivamente:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ARIMA	24.238	22.429	22.829	21.159	23.259	19.290	23.836	21.849	17.729	19.078	13.669	29.055
HW	22.507	20.682	21.319	19.764	21.897	18.072	22.293	20.427	16.255	17.923	13.399	28.332
TBATS	24.830	22.089	24.487	20.966	23.813	20.357	24.005	23.991	20.381	23.132	21.700	28.682

Ilustración 21-Estimación a 12 meses del Forecast por Modelo

Para la selección del mejor modelo se usa la validación cruzada y dado el algoritmo realizado en R los resultados son los siguientes para el producto PPMANG01:

Periodo	Modelo
202001	ARIMA
202002	ARIMA
202003	ARIMA
202004	ARIMA
202005	ARIMA
202006	ARIMA
202007	ARIMA
202008	ARIMA
202009	ARIMA
202010	ARIMA
202011	ARIMA
202012	HW

Ilustración 22-Selección de Modelo para el PPMANG01

No es de extrañar que se haya seleccionado ARIMA para 11 de los 12, puesto que este modelo se comporta bien en contextos que este producto se enmarca, es decir, es estable en el tiempo en unidades de venta, con una varianza homogénea y sin una tendencia clara, esto se observa gráficamente en la siguiente ilustración.

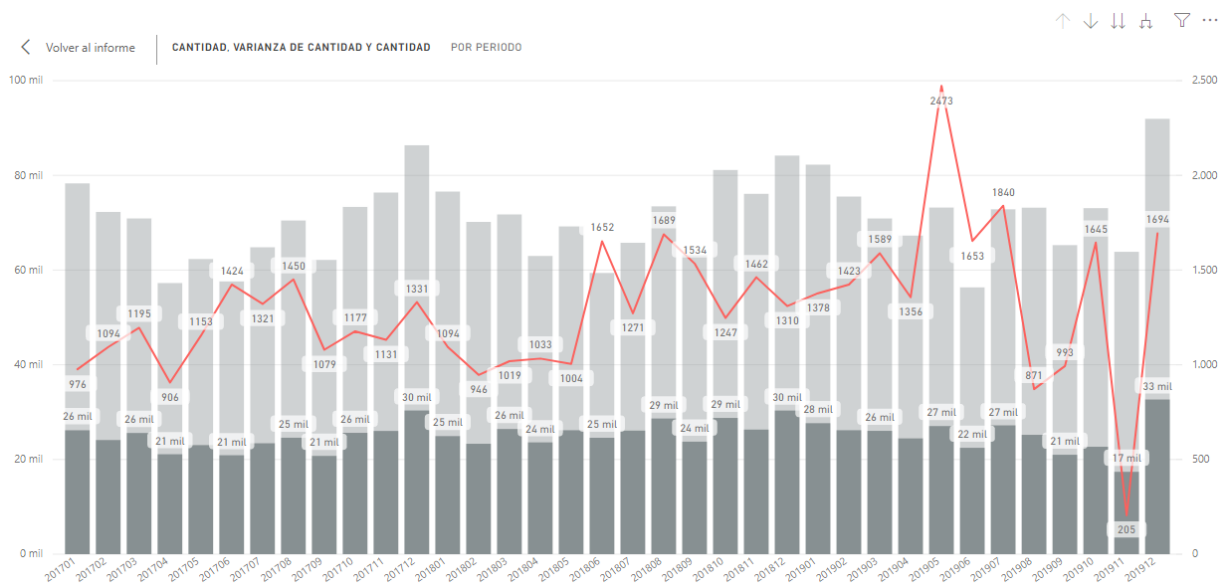


Ilustración 23-Varianza del PPMANG01

Los peak altos y bajos que se observan en los meses mayo 2019 y noviembre 2019, se debe principalmente a notas de crédito y factura del producto que afectaron el promedio, por ende la varianza, son outliers que se muestran intencionalmente con el fin del estudio..

El indicador para analizar la efectividad inicial de la estimación realizada por los modelos se denomina, exactitud de la demanda y se representa por la siguiente formula:

$$\text{Exactitud de la Demanda} = | (\text{Venta FCST} - \text{Venta Real}) / \text{Venta Real} | \times 100$$

En la imagen a continuación, se muestra el indicador de la exactitud de la demanda (Olguín) para el producto PPMANG01, para los meses de enero y febrero 2020 con los atributos adicionales de la venta, y puntos de forecast, en el cual se puede ver que para enero 2020 y según el KPI ED, el modelo TBATS estuvo más cerca de la realidad, en cambio para febrero 2020, ARIMA fue el modelo que más se acercó a la venta real del mes.

Modelo	Producto	Periodo	Unidades reales vendidas	Point Forecast	Forecast LOW 95%	Forecast HIGH 95%	KPI ED
ARIMA	PPMANG01	ene-20	27.180	24.238	18.689	29.786	89%
	PPMANG01	feb-20	25.700	22.429	16.482	28.375	87%
HW	PPMANG01	ene-20	27.180	22.507	17.773	27.241	83%
	PPMANG01	feb-20	25.700	20.682	15.843	25.521	80%
TBATS	PPMANG01	ene-20	27.180	24.830	21.370	28.290	91%
	PPMANG01	feb-20	25.700	22.088	18.518	25.659	86%

Ilustración 24-Tabla de Valores Forecast y KPI ED

En la imagen se muestra el modelo de gestión en Power BI con la información de la estimación realizada versus la cantidad de unidades reales en el mismo periodo con los intervalos de confianza al 95%

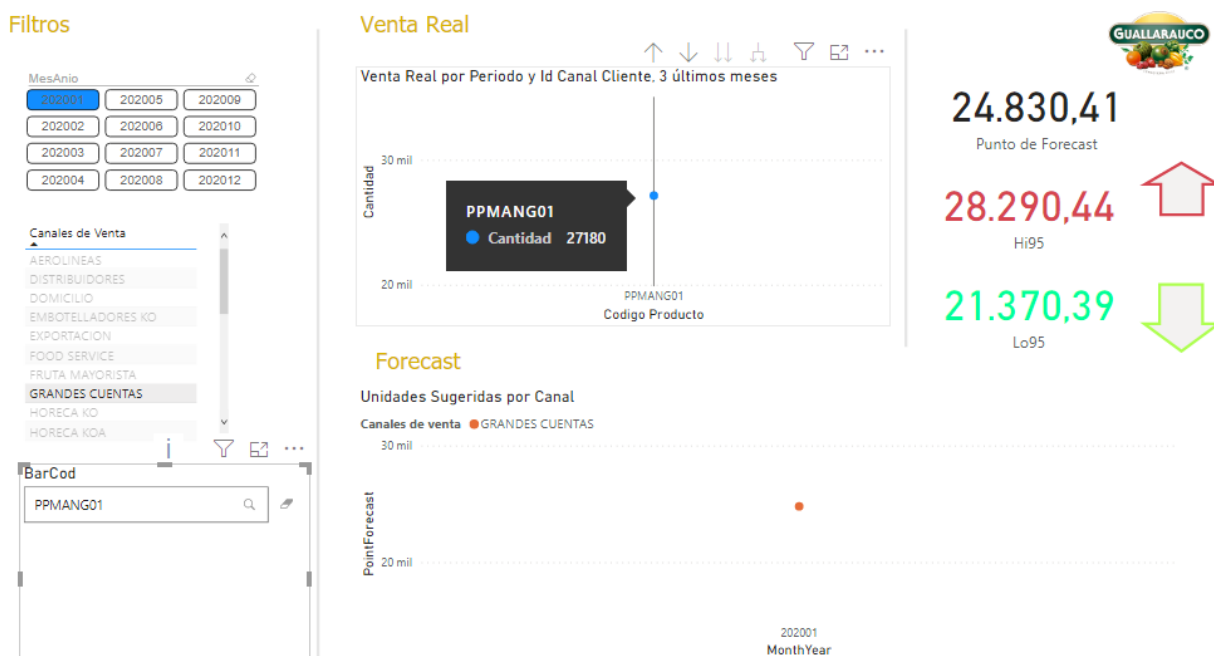


Ilustración 25- Modelo de Gestión, periodo enero 2020, canal grandes cuentas producto mango congelado de 1 KG (PPMANG01)

3.8 Plan de Implementación y Acción

Para poder llevar a cabo este proyecto se deben completar una serie de pasos o actividades para completar el fin de la solución, entregar un forecast con un proceso ordenado, normado y conocido por todas las partes, soportado por herramientas de predicción, bases de datos e inteligencia de negocios que apoyaran dicha solución.

3.8.1 Propósito de la solución

Rediseñar el proceso de estimación de la demanda, soportado por modelos predictivos, motores de bases de datos y herramientas de inteligencia de negocios, el cual tiene como fin afinar la predicción de la venta para ayudar a los diferentes procesos colaborativos a realizar sus tareas eficientemente disminuyendo errores en sus diferentes programaciones.

3.8.2 Supuestos y restricciones

Dentro de los supuestos y restricciones que se dan por sentada en este proyecto son:

Supuestos:

- El mercado se comporte dentro de los marcos normales de transacción.
- La administración comercial, logística y productiva se mantenga bajo el paraguas de Guallarauco, administración independiente de Coca Cola.

Restricciones

- Que la actividad se levante como proyecto para enmarcarlo en dicho contexto para poder contar con los recursos y reglas adscritas.
- Presupuestarias, se debe realizar todo en un contexto open o bien usar recursos de la compañía.

3.8.3 Riesgos involucrados

Dentro de todo proyecto existen riesgos que ponen en peligro o degradan el éxito de este, es importante identificarlos para tener planes de acción definidos con anticipación para cada situación de riesgo. Existen variadas formas de identificar dichos riesgos, tales como reuniones de brainstorming, juicio experto, base de datos de conocimientos, etc. Para efectos de este proyecto se tomarán como referencia 2 de los tópicos anteriores, tales como: juicio experto y reuniones de brainstorming.

Riesgos internos:

- No involucrar a los jefes de canal en las reuniones de comité de forecast-
- No dar continuidad al proyecto por falta de uno de los líderes del proyecto (redistribuir el poder y generar backup)

Riesgos externos:

- Comportamiento de la demanda no esperado por factores externos (crisis, sequías, etc)
- Coca Cola tome control administrativo de la compañía, lo que provocaría desvinculaciones por duplicidad de cargos o fusiones de área y sistemas.

3.8.4 Principales tareas a desarrollar

Para poder llevar a cabo el rediseño de este proceso se lleva a cabo una serie de actividades centrales y complementarias para enmarcar y cumplir con el alcance planteado, entre las cuales se puede destacar:

- Levantar procesos complementarios y colaborativos: entender el contexto Guallarauco donde el proceso actual de estimación de la demanda impacta directa o indirectamente, sus relaciones, flujos de actividades e información.
- Preparación de los datos y desarrollo de estructuras: los datos transaccionales por lo general no están modelados en las profundidades, temporalidades o granularidades que se requieren para su explotación en modelos de predicción (u otros), por ende, los datos deben agruparse, ordenarse, limpiarse y complementarse en el marco de las soluciones que se quieren dar, para soportar lo anterior se deben desarrollar las estructuras de datos necesarias, normalizadas y optimizadas, el soporte tecnológico lo entrega SQL SERVER 2012 R2 Standard Edition.
- Reuniones continuas de trabajo y seguimiento con el analista BI: reuniones semanales de trabajo para complementar el desarrollo de software y el proceso hasta encontrar valores comparativamente correctos según información histórica, los criterios restantes se analizan por los actores del proceso en cada una de sus etapas dando salida al forecast Guallarauco.
- Reuniones con usuarios claves del proceso: dentro del levantamiento de la situación actual y deseada, se concretan reuniones con key users para elaborar un proceso colaborativo y desde ya comenzar a preparar el camino para convencimiento final.
- Estudiar y entender el modelo de datos y reglas de negocio: entender el modelo transaccional de los diferentes sistemas es clave, la forma en que conversan los datos, sus integraciones, reglas de negocios y los diferentes

usuarios de los sistemas, contextualizan el desarrollo de los modelos de los modelos de gestión.

- Desarrollo del modelo predictivo: estudio llevado cabo en lenguaje R con IDE de programación RStudio, el desarrollo de este es consecuencia del como querer resolver este problema para conocer internamente el funcionamiento y lógica de los modelos predictivos, su base matemática y lógica usada para resolver el problema.
- Presentación y convencimiento de la solución: en reuniones previas se comenzó a llevar a cabo este punto, ahora además se presentan datos concretos que ayudan y soportan la solución a implementar, es una tarea continua que se debe llevar a cabo en todo el proceso del rediseño.
- Implementación: en esta etapa se pone en producción todo lo desarrollado, en cuanto a herramientas TI y el rediseño del proceso.
- Seguimiento: una vez implementado el proceso y las herramientas TI que soportan este, se realiza un seguimiento de todo lo anterior, comparando resultados, tiempos de respuesta, cumplimiento del proceso rediseñado y de ser necesario ajustar algo, se realiza el “ajuste de perillas” necesario y se continúa con el seguimiento hasta lograr un resultado estable, realista y aceptado por las partes.
- Cierre: se realiza formalmente el cierre del proyecto con una reunión amena donde se presenten conclusiones, lecciones aprendidas, agradecimientos y formalización de entrega a operaciones de las herramientas TI que soportan el proceso.

3.8.5 Roadmap propuesto

El roadmap propuesto se divide en 2 principales actividades a desarrollar: el proceso y el software, ambas en una primera instancia apuntaban a mayo, pero dada la coyuntura actual, la implementación del proyecto se pospone para septiembre- octubre, lo que se resalta en verde está resuelto y lo azul está pendiente aún de ejecutar.

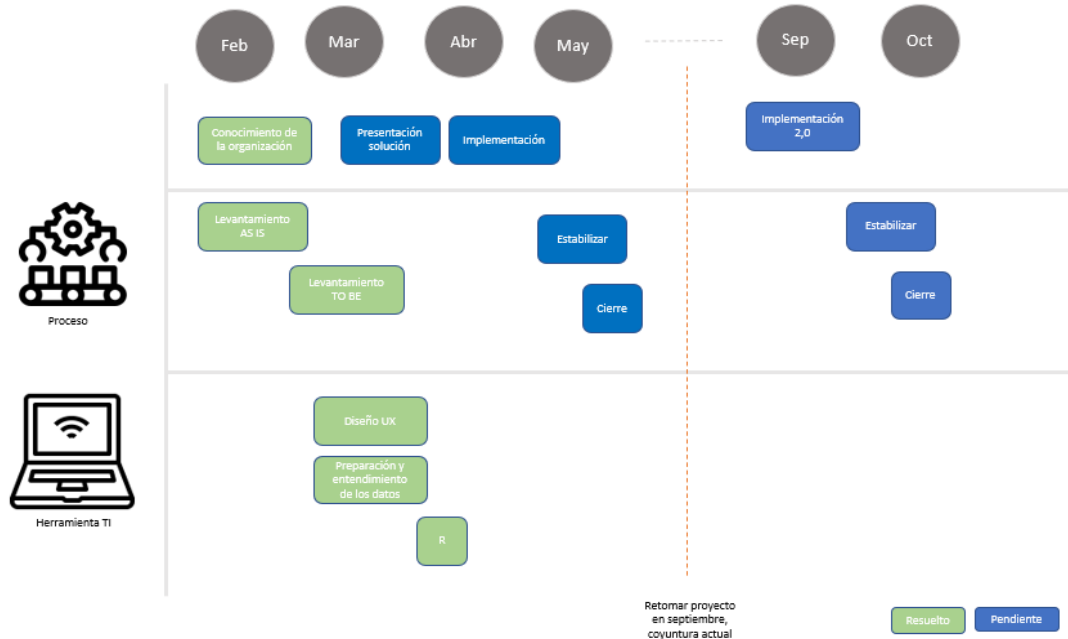


Ilustración 26-Roadmap Propuesto

3.8.6 Requerimientos funcionales y no funcionales

Los requerimientos funcionales y no funcionales dan un contexto de lo que deben hacer las diferentes herramientas TI que se usan en este proyecto, máquinas o software necesarios para su correcta ejecución, tiempos de respuesta, etc.

Funcionales:

- Presentar un forecast en PBI con la venta proyectada al 2020
- Capacidad de las herramientas TI para realizar reprocesamientos de información por ajustes post u eventos no esperados (mínimos, que no ameriten realizar el proceso completo).
- Exportable a Excel para análisis de datos de personal sin acceso a la plataforma BI.

No Funcionales:

- Base de dato SQL SERVER 2012 R2
- Plataforma Microsoft para compilación de objetos R
- Al menos una licencia de Power BI
- Excel u herramienta que soporte planillas.
- Precisión de la herramienta predictiva de un 80% (análisis desagregado)
- Tiempos de respuesta de los sistemas en no más de 3 segundos.
- Tiempos de proceso no mayores a 1 hora.

3.8.7 Gestión del cambio

Para poder llevar a cabo este punto es bueno asentarse en algunos tópicos que enmarcan la gestión del cambio, no se debe considerar como etapas, si no como espacios de preocupación, los principales espacios que tomo en cuenta en este proyecto son (Olguín, 2005):

- Liderazgo del proyecto: generar y establecer los liderazgos en las diferentes etapas del proyecto, empoderando a los usuarios, otorgando responsabilidades y deberes, se definen y comunican las reglas del juego.
- Gestión del poder: en todo proceso de cambio se debe administrar el poder principalmente en dos puntos: generar los incentivos para mantener el proyecto vivo por parte del líder del proyecto y administrar los cambios de poderes generados por el cambio llevado a cabo.
- Cambios y conservación: comunicar y registrar los cambios que se llevarán a cabo dejando explícito lo que se conservará en este proceso y lo que cambiará, condiciones del cambio y reglas del juego.
- Monitoreo y seguimiento del proyecto de cambio: durante todo el proyecto se debe realizar el seguimiento del proyecto de gestión del cambio y realizar ajustes a desviaciones en caso de ser necesario.
- Comunicaciones: mantener las comunicaciones vivas y expeditas es una tarea constante en el proyecto, se deben definir los canales, medios y personas oficiales para comunicar.

3.8.8 Criterios de aceptación

Para que la solución sea aceptada como tal debe cumplir con al menos 3 requisitos fundamentales:

- Cumplir dentro de los 3 primeros meses con el 80% de asertividad en el pronóstico.
- KPI por canal al alza en % de asertividad de la demanda, esto implica seguimiento y retroalimentación de los jefes de canal.
- KPI comparativos de estimación con un mejor y mayor rendimiento.

CAPÍTULO 4: Conclusión

El proyecto se realizó en un plazo de 3 meses, abarcando 2 principales hitos de desarrollo: el primero el rediseño del proceso y el segundo la herramienta de apoyo de este proceso, en este último lo principal y más relevante es el trabajo con los datos, lograr, consistencia, persistencia y calces en las transformaciones es un trabajo complejo y minucioso, el cual en este proyecto está soportado por SQL SERVER y sus objetos tales como: procedimientos almacenados, linked server, funciones, vistas y Jobs, todos estos orquestadamente, logran una actualización de la información bajo demanda o bien en agendamientos automáticos, el proceso está preparado para ambas situaciones. Para el caso del rediseño del proceso lo complejo fue consensuar los criterios y diferencias, al ser un proceso ad-hoc está abierto al criterio experto de cada una de las partes involucradas, por lo mismo se tomó la decisión de presentar una propuesta inicial como línea de base y sobre esta se fue trabajando hasta lograr el resultado final del proceso plasmado en este documento.

El proceso de estimación de la demanda y la herramienta definidos en el proyecto fueron rediseñados y programados respectivamente, los modelos y procesos de preparación de los datos en SQL se encuentran en producción a la espera de ser explotados cuando se retomen los proyectos y normalidad de la industria y el país.

Los pronósticos obtenidos de los productos seleccionados (80-20) para la estimación se acercaron bastante a la venta real en los meses que se pudo comparar (enero-febrero 2020) y obtener el KPI exactitud de la estimación de la demanda, lo estimado versus lo vendido, sin embargo, los meses de marzo en adelante la venta se vio fuertemente impactada por la pandemia y cuarentenas dictadas, por ende, la data no era comparable.

El proceso deseado a implementar fue consensuado entre las partes y aprobado por la jefatura, quedando pendiente la presentación a los ejecutivos de la compañía y la posterior implementación, estabilización y cierres, tanto de las actividades de la gestión del cambio como del proyecto.

Se define que la estimación de la demanda y su registro será sólo modelo de gestión visible para todos los stakeholders en diferentes granularidades, el cual podrá ser visualizado tanto en Excel como en Power BI, publicados semanal y mensualmente. La organización debe pensar y prepararse con herramientas world class u estándar de nicho con soporte experto en sus diferentes niveles, cumplimiento de plazos (service agreement level), estandarización de procesos y comunicación fluida con otros módulos de la compañía, con el fin de disminuir complejidades en la integración entre sistemas y con el mundo.

Dentro de algunas recomendaciones que se pueden otorgar es que se ve una gran oportunidad en mejorar procesos críticos de la compañía que hoy están entregados a personas, con el conocimiento en estas y el riesgo inherente que significa lo anterior.

CAPÍTULO 5: Bibliografía

- Alcalde, J. P. (2018). Optimización del proceso de pronóstico de demanda de productos para la gestión de ventas y producción de Laboratorio Chile. (Magister en Ingeniería de Negocios con TI). Universidad de Chile,
- Barros, Ó. (2000). Rediseño de Procesos de Negocios Usando Patrones. In D. e. S.A (Ed.).
- Campos, F. (2018). Análisis de series temporales en R. ARIMA. Retrieved from <http://www.diegocalvo.es/analisis-de-series-temporales-en-r-arima/>
- IBM. Guía de CRISP-DM de IBM SPSS Modeler. IBM Knowledge Center. Retrieved from <ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/modeler/18.0/es/ModelerCRISPDM.pdf>
- Izar, J. M. (2019). Método de Holt. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/331844153_Metodo_de_Holt
- Leandro, G. (2008). Principios de Econometría y Modelación. Retrieved from <https://es.slideshare.net/gleandro/principios-de-econometria-arima>
- Minitab, L. (2019). ¿Qué es el estadístico q de Ljung-Box (LBQ)? Retrieved from <https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/time-series/supporting-topics/diagnostic-checking/what-is-the-ljung-box-q-statistic/>
- Olguín, E. (2005). Chees Modelo Integral de Liderazgo y Gestión del Cambio. Retrieved from https://www.academia.edu/38704938/CHESS_MODELO_INTEGRAL_DE_LIDERAZGO_Y_GESTI%C3%B3N_DEL_CAMBIO
- Ríos, G. (2008). Series de Tiempo. Retrieved from https://www.u-cursos.cl/ingenieria/2010/1/CC52A/1/material_docente/bajar?id_material=296003
- Rodrigo, J. A. (2016). Validación de modelos de regresión: Cross-validation, OneLeaveOut, Bootstrap. Retrieved from https://www.cienciadedatos.net/documentos/30_cross-validation_oneleaveout_bootstrap
- Román, J. V. (2006). CRISP-DM: La metodología para poner orden en los proyectos.[en línea] http://www.oldemarrodriguez.com/yahoo_site_admin/assets/docs/Documento_CRISP-DM.2385037.pdf

- Villaverde, N. R. (2017). Holt-Winters. [en línea] <https://rpubs.com/nanrosvil/283121>
- Watt's. (2019). Memoria anual integrada 2019, con informe de sustentabilidad. [en línea] <http://www.watts.cl/docs/default-source/memorias/memoria-anual-watt-39-s-2019.pdf?status=Temp&sfvrsn=0.4677816536181254>
- Delgado, R. (2018). Introducción a la Validación Cruzada (k-fold Cross Validation) en R [en línea] <https://rpubs.com/rdelgado/405322>
- Millar, M. (2012). Optimización del Proceso de Pronóstico de Demanda de Vuelos para la Gestión de Venta en LAN Airlines. Proyecto para optar al Grado de (Magister en Ingeniería de Negocios con TI). Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Chile, Departamento de Ingeniería Industrial
- Kdnugget. (2014). CRISP-DM, still the top methodology for analytics, data mining, or data science projects. [en línea]. <http://www.kdnuggets.com/2014/10/crisp-dm-top-methodology-analytics-data-mining-data-science-projects.html>
- Barros, O. (2007). Arquitectura y Diseño de Procesos de Negocio(Vol. 86). [en línea] <http://www.dii.uchile.cl/~ceges/publicaciones/86%20ceges%20OB.pdf>
- Barros, O. (2015). Ingeniería de Negocios Diseño Integrado de Servicios, sus Procesos y Apoyo TI. [en línea] https://blog.obarros.cl/wp-content/uploads/2015/09/Ingenieriade-Negocios_OscarBarros2015MBE.pdf

CAPÍTULO 6: Anexos

6.1.1 Anexo 1. Organigrama de Guallarauco

El organigrama refleja la jerarquía hasta niveles de jefatura

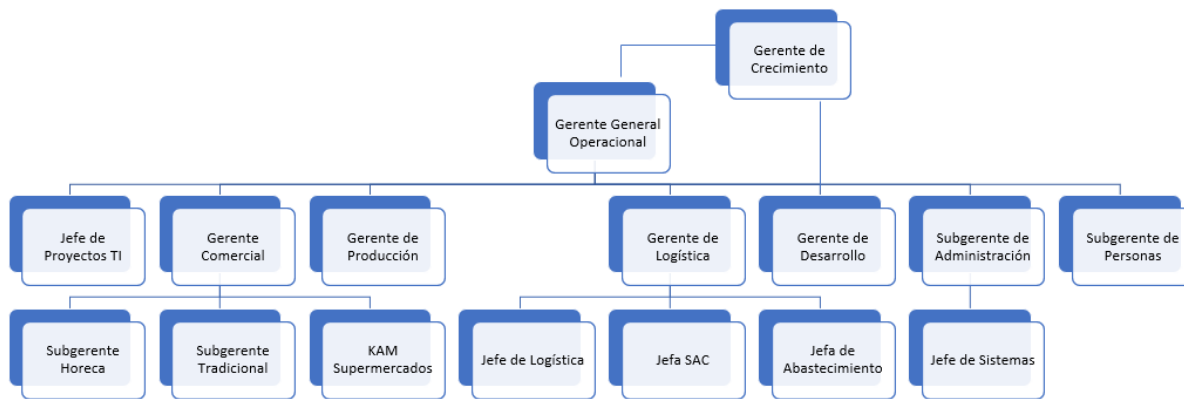


Ilustración 27-Organigrama Guallarauco

6.1.2 Anexo 2 Modelo de procesos y Macroprocesos



Ilustración 28-Macro Procesos

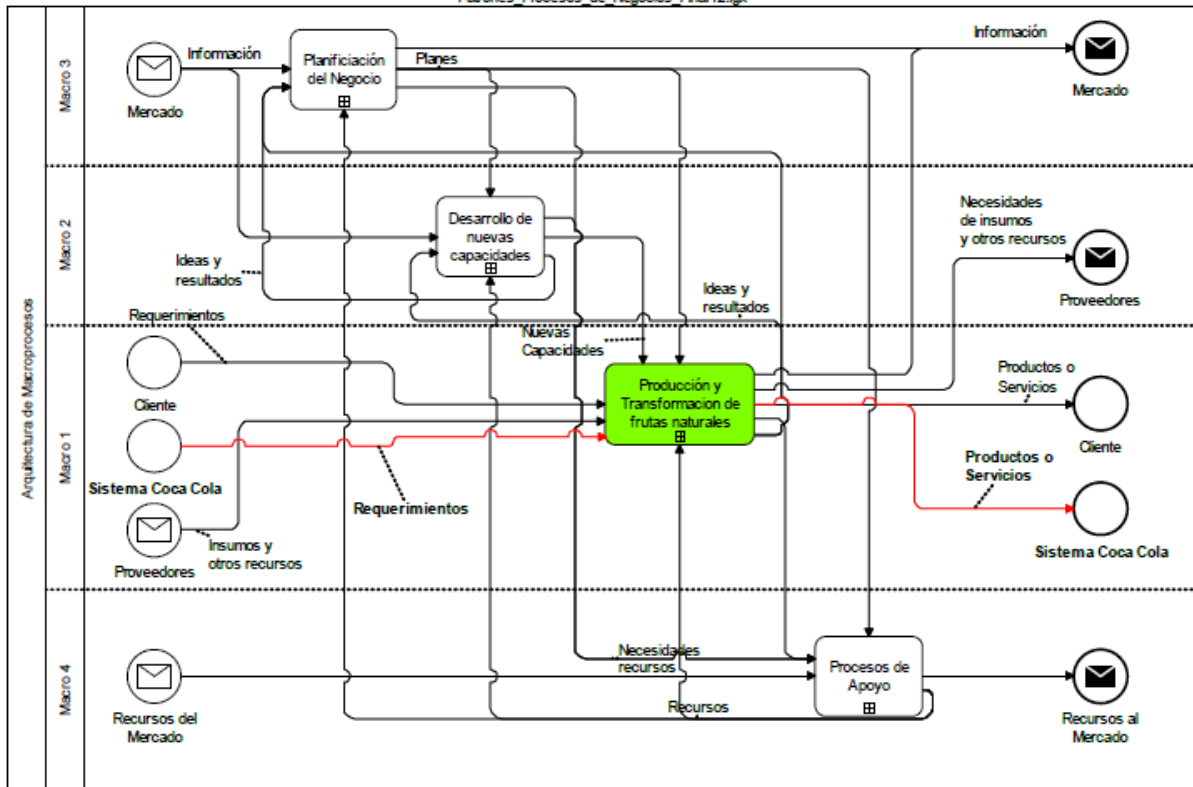


Ilustración 29-Arquitectura de Macroprocesos

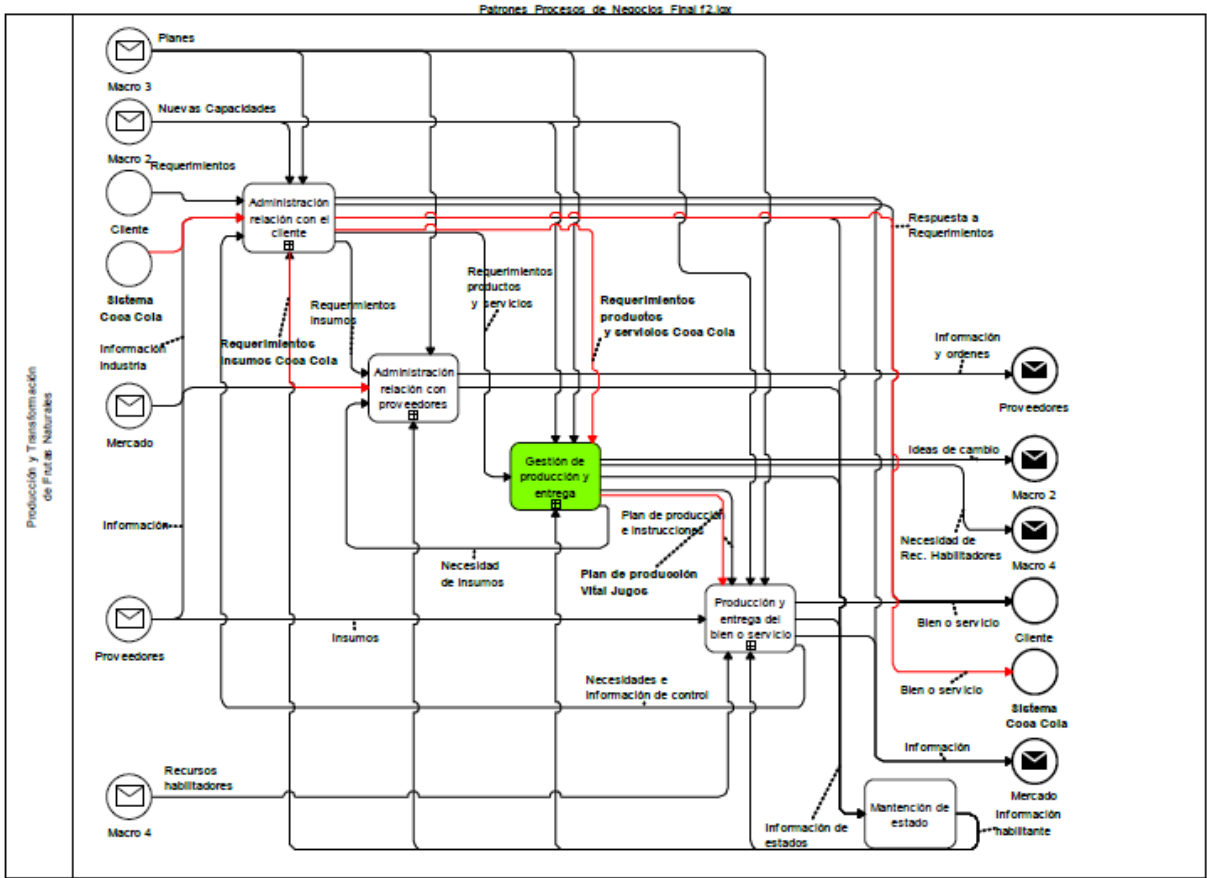


Ilustración 30-Cadena de Valor

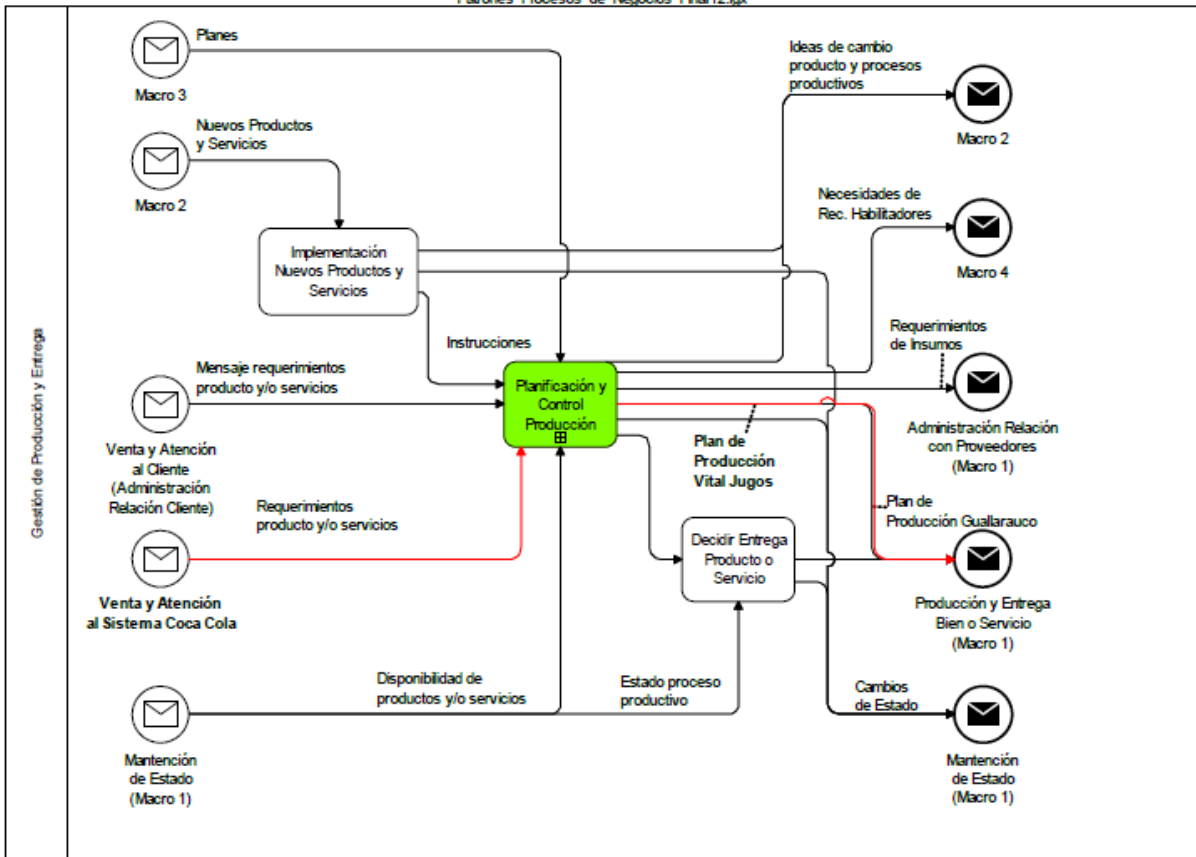


Ilustración 31-Gestión de Producción y Entrega

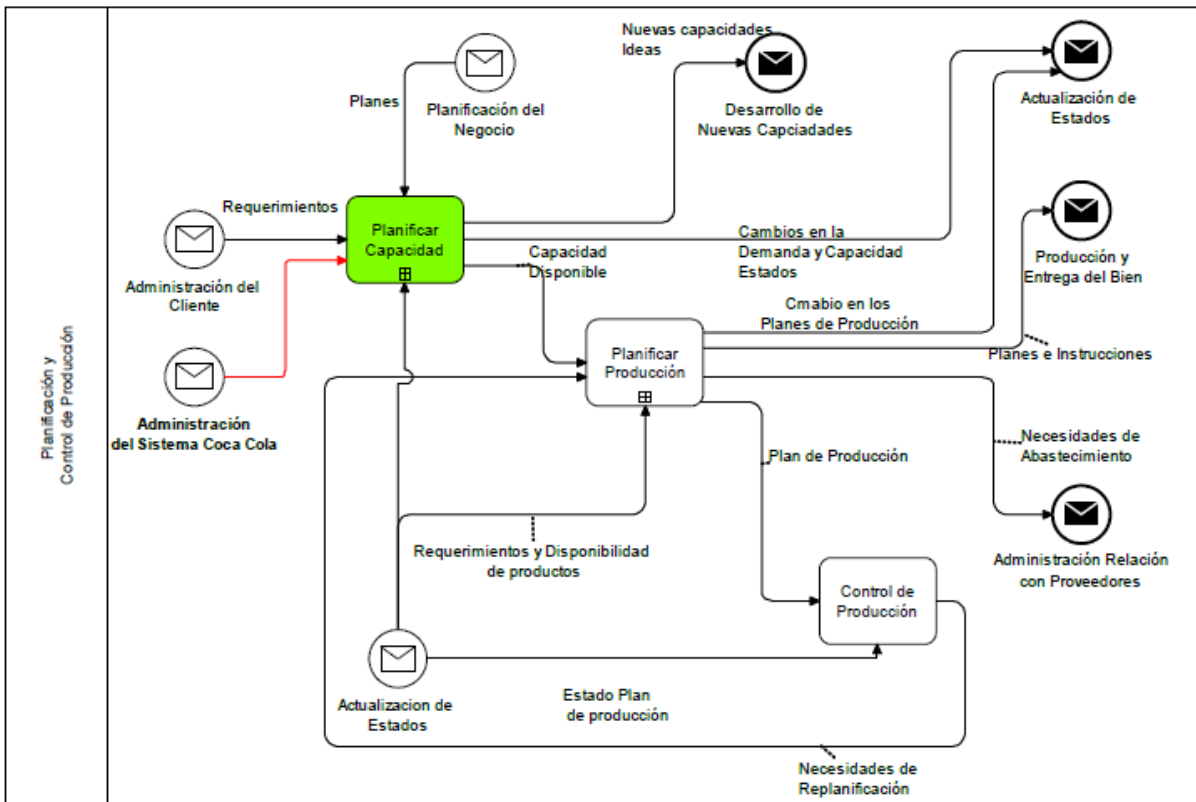


Ilustración 32-Planificación y Control de Producción

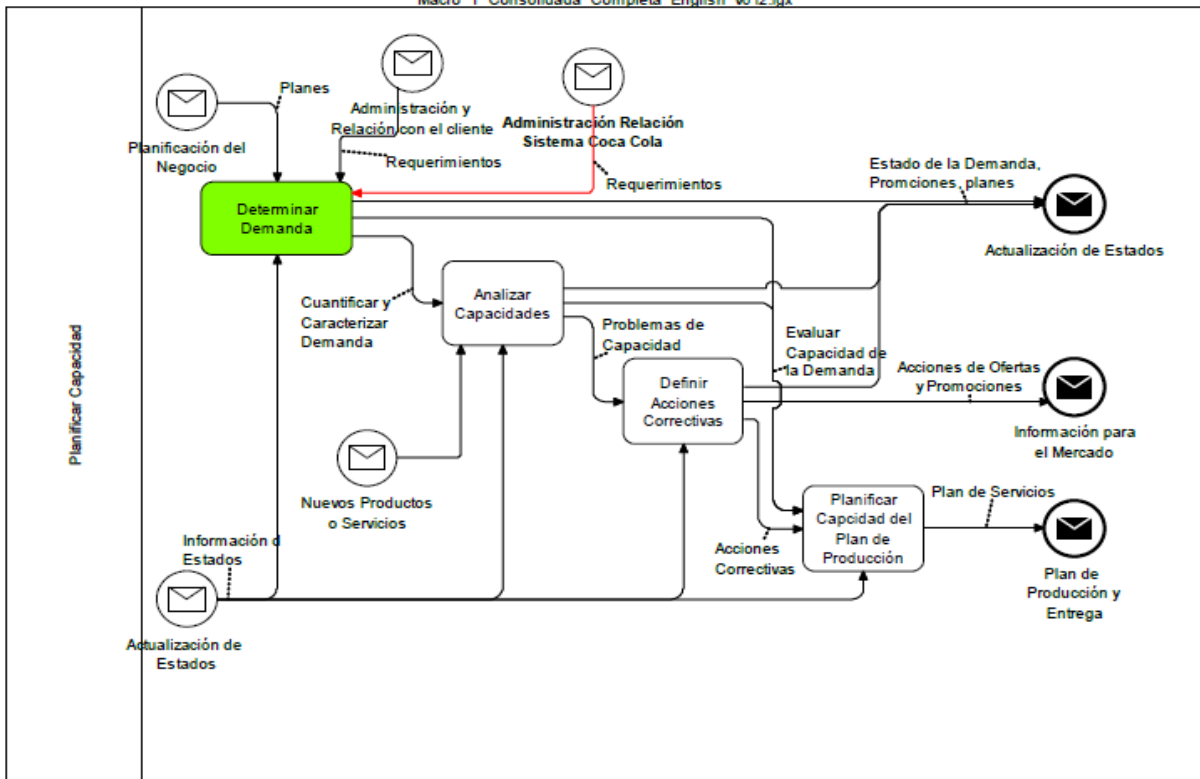


Ilustración 33-Planificar Capacidad

6.1.3 Anexo 3: T-SQL para carga, limpieza y normalización de los datos

Normaliza vendedor venta

```
OPEN crVendedorVenta
-- Lectura de la primera fila del cursor
FETCH NEXT FROM crVendedorVenta INTO @vRutVenta, @vRutCliente, @vSecCliente, @vPeriodo, @vNumDocumento

WHILE (@@FETCH_STATUS = 0)
BEGIN
    UPDATE cdg_tb1BBVV_historica_2
    SET [Rut Vendedor Venta] = @vRutVenta
    WHERE [Rut Cliente] = @vRutCliente
    AND [Secuencia Cliente] = @vSecCliente
    AND Periodo = @vPeriodo
    AND [Numero Documento]= @vNumDocumento

    FETCH NEXT FROM crVendedorVenta INTO @vRutVenta, @vRutCliente, @vSecCliente, @vPeriodo, @vNumDocumento
END -- Fin del bucle WHILE
-- Cierra el cursor
CLOSE crVendedorVenta
```

Ilustración 34-T-SQL, Normaliza el Vendedor

Normaliza canal del cliente

```
ALTER PROCEDURE [dbo].[spJOBActualizaIdCanalCliente]
-- Add the parameters for the stored procedure here

AS
BEGIN
    -- SET NOCOUNT ON added to prevent extra result sets from
    -- interfering with SELECT statements.
    SET NOCOUNT ON;

    UPDATE cdg_tb1BBVV_historica_2 set [Id Canal Cliente]= AC1CuaCod
    FROM cdg_tb1BBVV_historica a INNER JOIN [dbo].[ATTCLICU] b
    ON a.[Canal Cliente]=b.AC1CuaNom
    where cdg_tb1BBVV_historica_2.[Rut Cliente]=a.[Rut Cliente] AND cdg_tb1BBVV_historica_2.[Secuencia Cliente]=a.[Secuencia Cliente]
    and [Id Canal Cliente] = 0

    END
```

Ilustración 35-Normaliza el Canal Cliente

Anexo 4: Código R para la estimación de la demanda

```

# librerías necesarias para la estimación de la demanda
library(RODBC)
library(forecast)
library(tseries)
library(tidyr)
library(memisc)
library(tidyverse)
library(devtools)
library(RSQLServer)

#Conexión de BD
myconn <- odbcDriverConnect("Driver={SQL Server};Server=192.168.7.6;Database=DATAMARTINFORMES;UID=xxx;Pwd=x

queryProducto <- "SELECT codProducto
                  FROM [dbo].[com_tblProductoVenta3Anio]"
                  # WHERE codProducto in ('PPMANG01') "

dfProductos <- sqlQuery(myconn,queryProducto)

#print(dfProductos)
canalcliente <- c(406)

#print(canalcliente)

```

Ilustración 36-Código R Parte 1

```

if (nrow(data.frame(dfPedidos)) != 0) {

  pedidos_ts <- ts(dfPedidos$cantidad, frequency = 12, start = c(2017,01), end = c(2019,12))

  modeloArima <- auto.arima(pedidos_ts)
  #modeloEts <- ets(pedidos_ts)
  modeloHw <- Holtwinters(pedidos_ts)
  modeloTbats <- tbats(pedidos_ts)

```

Ilustración 37-Código R Parte 2

```

# Ingresar data a la nueva columna producto
for(i in 1:Nf) {

  Producto[i,1]=Prdrow

}
# Ingresar el id de canal a la nueva columna
for(i in 1:Nf) {

  Id_Canal[i,1]=canalcliente

}

A <- cbind(data.frame(pronostico_pedidos_fin),Producto)
B <- cbind(A,Id_canal)

#sqlSave(myconn, data.frame(pronostico_pedidos_hw), tablename='com_tblForecastCanalProducto',
sqlSave(myconn, B, tablename='com_tblCanalProductoFCST', rownames='MonthYear', append=TRUE)
}

#rmse.hw<-modeloHw$fitted
#rmse.hist <- dfPedidos[13:36,3]

#RMSE = function(m,o){
# sqrt(mean(m-o)^2)
#}
#RMSE(rmse.hw,rmse.hist)

close(myconn)
print('FIN')

```

Ilustración 38-Código R Parte 3

Nota: Algunos trozos de código fueron omitidos intencionalmente para resguardar propiedad intelectual del código fuente.