



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS
ESCUELA DE GRADUADOS EN CIENCIAS ECONÓMICAS

MAESTRÍA EN DIRECCIÓN DE NEGOCIOS
TRABAJO FINAL DE APLICACIÓN

“Optimización del presupuesto de promoción comercial
entre distribuidores de Cervecería y Maltería Quilmes”

Autor: Ing. Nicolás M. Vinciguerra

Tutora: MBA Ing. Alejandra Grbich

Córdoba

2020



Optimización del presupuesto de promoción comercial entre distribuidores de Cervecería y Maltería Quilmes is licensed under

a [Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

[Internacional License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Agradecimientos

En primer lugar, deseo expresar mi agradecimiento a la Escuela de Graduados de la Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Córdoba, por la formación necesaria para llevar a cabo el presente trabajo de aplicación.

A mi tutora de Trabajo Final, MBA Ing. Alejandra Grbich, quien me guio en el desarrollo de este trabajo.

A Cervecería y Maltería Quilmes, organización que me autorizó a realizar el desarrollo y prueba del modelo analítico presentado en este trabajo en un entorno empresarial. Y al jefe de Revenue Área Oeste, MBA Cr. Marcos Bustos, quien, con su predisposición y conocimientos, me ayudó a comprender los procesos de asignación de presupuesto de promoción comercial entre distribuidores.

Finalmente, agradezco a mi familia, en especial a mi madre, a mi tío y a mi abuela, quienes me apoyan incondicionalmente en todos los proyectos que emprendo.

Índice de contenidos

| | |
|---|----------|
| Agradecimientos | i |
| Glosario | vii |
| 1 Resumen..... | 1 |
| 2 Introducción | 2 |
| 2.1 Contexto | 2 |
| 2.2 Definición del problema | 5 |
| 2.3 Objetivos..... | 6 |
| 2.4 Límite o alcance del trabajo | 6 |
| 2.5 Estructura del trabajo..... | 7 |
| 3 Marco teórico | 9 |
| 3.1 Conceptos y tecnología de datos..... | 9 |
| 3.1.1 Data Analytics..... | 9 |
| 3.1.2 Data Mining | 13 |
| 3.2 Enfoque de optimización de problemas operativos | 15 |
| 3.2.1 Aplicación de la Programación Lineal | 16 |
| 3.2.2 Función objetivo | 16 |
| 3.2.3 Variables de decisión..... | 17 |
| 3.2.4 Restricciones | 18 |
| 3.2.4 Herramienta Solver..... | 19 |
| 3.3 Metodología Cross Industry Standard Process for Data Mining | 21 |
| 3.4 Estandarización de procesos..... | 23 |

| | |
|--|----|
| 4 Marco metodológico | 26 |
| 4.1 Definición de necesidades del cliente | 26 |
| 4.2 Estudio y comprensión de los datos..... | 27 |
| 4.3 Análisis de los datos y selección de características | 30 |
| 4.4 Modelado..... | 31 |
| 4.4.1 Identificación y selección de variables | 32 |
| 4.4.2 Planteo de la función objetivo | 32 |
| 4.4.3 Identificación y definición de restricciones | 34 |
| 4.4.4 Optimización de la función objetivo..... | 35 |
| 4.5 Evaluación | 37 |
| 4.6 Despliegue..... | 38 |
| 4.6.1 Experimento Piloto | 39 |
| 4.6.2 Estandarización | 40 |
| 5 Resultados | 43 |
| 6 Conclusiones | 46 |
| Bibliografía..... | 48 |
| Anexos..... | 50 |
| Anexo A: Marcas y segmentos | 50 |
| Anexo B: Asignación TS y facturación real para julio de 2020 | 51 |
| Anexo C: Asignación y facturación simuladas del modelo | 52 |

Índice de gráficos

| | |
|---|----|
| Ilustración 1. Participación de la venta por canal en Argentina..... | 3 |
| Ilustración 2. Ejemplos de gasto en promoción comercial | 4 |
| Ilustración 3. Proceso de asignación del presupuesto de TS | 5 |
| Ilustración 4. Metodología para resolución de problemas de programación lineal | 16 |
| Ilustración 5. Ejemplos de preguntas fundamentales de optimización..... | 17 |
| Ilustración 6. Identificación de variables de decisión | 18 |
| Ilustración 7. Complemento Solver de Microsoft Excel versión 365 ProPlus. | 19 |
| Ilustración 8. Etapas de la metodología CRISP-DM | 21 |
| Ilustración 9. Estructura programas de excelencia | 24 |
| Ilustración 10. Acciones para la estandarización..... | 25 |
| Ilustración 11. Estacionalidad en la venta de cervezas. | 29 |
| Ilustración 12. Sistema para acceso a datos IBM Cognos..... | 29 |
| Ilustración 13. Primeros registros de la base de datos a utilizar. | 29 |
| Ilustración 14. Facturación neta y gasto en TS de cerveza en distribuidores central..... | 30 |
| Ilustración 15. Ventas en HL de Budweiser lata en la ciudad de Córdoba..... | 31 |
| Ilustración 16. Método de aplicación de programación lineal..... | 31 |
| Ilustración 17. Regresión lineal gasto en TS y facturación por distribuidor y segmento..... | 32 |
| Ilustración 18. Estructura del archivo con modelo de optimización..... | 36 |
| Ilustración 19. Configuración de parámetros en Solver | 36 |
| Ilustración 20. Facturación neta por distribuidor real julio 202 y valores optimizados | 37 |
| Ilustración 21. Variación asignación del presupuesto de TS optimizado con respecto al gasto real julio 2020 por distribuidor | 38 |
| Ilustración 22. Variación facturación neta real julio 2020 con respecto a la facturación optimizada por distribuidor | 38 |
| Ilustración 23. Participación en la facturación total por distribuidor..... | 39 |
| Ilustración 24. Acciones de estandarización del proceso de asignación de presupuesto | 41 |

| | |
|---|----|
| Ilustración 25. Proceso de asignación del TS estandarizado..... | 42 |
| Ilustración 26. Participación del gasto por distribuidor entre ago. y sep. 2020..... | 43 |
| Ilustración 27. Variación en el gasto de TS entre ago. y sep. 2020 | 43 |
| Ilustración 28. Participación en la facturación por distribuidor entre ago. y sep. 2020 | 44 |
| Ilustración 29. Variación en la facturación entre ago. y sep. 2020..... | 44 |

Índice de tablas

Tabla 1. Ejemplo función de facturación y facturación real a partir del gasto en TS. 33

Tabla 2. Resultados del modelo de optimización 40

Glosario

| Término | Definición |
|----------|--|
| CMQ | Cervecería y Maltería Quilmes |
| TS | Promoción comercial (Trade Spend) |
| VICA | Entorno volátil incierto, complejo y ambiguo |
| HL | Hectolitros (1 HL = 100 litros) |
| CRISP-DM | Metodología: Cross Industry Standard Process for Data Mining |
| DA | Data Analytics |
| DM | Data Mining |
| IO | Investigación Operativa |

1 Resumen

Una de las competencias esenciales para cualquier organización moderna es el uso eficiente de sus recursos disponibles para el cumplimiento de sus objetivos. En un entorno volátil incierto, complejo y ambiguo (VICA, por sus siglas), donde más del 50% de las compañías de la lista Fortune 500 del año 2000 ya no existen (Capgemini Consulting, 2014), resulta de vital importancia la rápida adaptación al cambio. Esto implica hacer uso de la gran cantidad de datos disponibles para mejorar la toma de decisiones, y con ello obtener mejores resultados que le permitan a la empresa sobrevivir y prosperar en un mundo más desafiante.

El presente trabajo tiene como objetivo principal desarrollar un modelo basado en datos que permita optimizar la asignación del presupuesto de promoción comercial entre distribuidores de Cervecería y Maltería Quilmes, con vistas a aumentar la facturación. Además, se busca como objetivos secundarios el desarrollo de una herramienta que permita utilizar de manera más eficiente los recursos disponibles y contribuir en la toma de decisiones basada en datos y en la estandarización del proceso de asignación de presupuesto de promoción comercial. Para ello, siguiendo la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), se llevó a cabo un relevamiento de la situación actual y se estableció el alcance y el objetivo del proyecto. En base a esto, se analizaron y definieron las variables necesarias para el desarrollo de un modelo de optimización con programación lineal. Adicionalmente, se evaluó el mismo a través de una simulación, y se llevó a cabo una implementación parcial sobre la cual se analizaron los resultados y se establecieron las actividades para elevar el nivel de estandarización del proceso.

La herramienta resultante incrementa la eficiencia de los recursos disponibles, logrando un aumento de la facturación. Además, supone una mejora en la forma de asignar el presupuesto de promoción comercial al asistir al responsable de llevar a cabo esta tarea de manera cuantitativa y objetiva, con base a los hechos e independiente de su experiencia.

Palabras clave: modelo de optimización de presupuesto, data analytics, programación lineal, investigación de operaciones, estandarización.

2 Introducción

2.1 Contexto

Cervecería y Maltería Quilmes (CMQ, en adelante) es una de las compañías de bebidas más importantes de Argentina, con una participación de mercado del 70% en cervezas y 20% en soft drinks (Scentia y Nilsen, 2020). La empresa está presente en más de 300 mil puntos de venta a nivel nacional con 28 marcas (ver anexo A). Produce, distribuye y comercializa cervezas, vinos, gaseosas, aguas minerales, jugos e isotónicos, en alianza con empresas internacionales líderes como PepsiCo y Nestlé. Emplea en el país a 6.500 personas en forma directa y 85.500 en forma indirecta, y opera con 11 cervecerías y plantas de gaseosas, 1 bodega de vinos y espumantes, 9 oficinas de ventas directa, 155 distribuidores, 11 centros de distribución, 2 malterías, una fábrica de tapas, una chacra de lúpulo, un parque eólico y una incubadora de empresas.

Desde el año 2002 CMQ es parte de Anheuser-Busch InBev (ABI, en adelante), la compañía cervecera internacional líder y una de las cinco empresas de consumo masivo más grandes del mundo, con sede en Leuven, Bélgica, que cuenta con un portafolio de más de 500 marcas y con operaciones en 24 países.

En Argentina, CMQ comercializa 23 millones de hectolitros (hl) de bebidas al año (14 millones corresponden a la categoría cerveza) a través de 3 canales de ventas:

- **Distribuidores.** Para llegar a todo el país la empresa tiene una red de 155 distribuidores exclusivos que operan en una región determinada; los mismos tienen un gran conocimiento de la plaza a la que sirven, y son considerados socios estratégicos.
- **Oficina de venta directa.** Hay 9 en todo el país. Se encuentran en las ciudades donde la empresa determina que, por razones estratégicas, debe ser la encargada directa de la comercialización y ejecución de la estrategia comercial. Las mismas se encuentran en: Capital Federal (2 oficinas), Rosario, Santa Fe, Córdoba, Corrientes, Tucumán, Neuquén, Mar del Plata.

Introducción

- **Supermercados.** Compuesto por las grandes cadenas nacionales de supermercados como Walmart, Carrefour, Coto, etc.

En la ilustración 1 se muestra la participación de cada canal en la venta total durante un año.

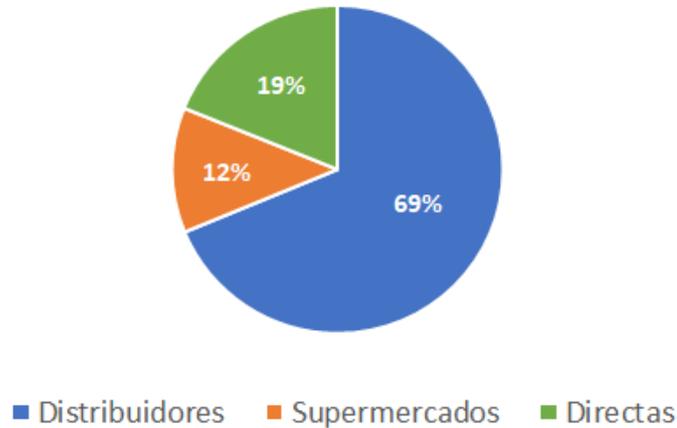


Ilustración 1. Participación de la venta por canal en Argentina. Elaboración propia.

ABInbev implementa diversos programas de excelencia en distintas áreas (Supply, Sales, People, Solutions, Logística, etc.), los mismos buscan la estandarización de las mejores prácticas a nivel internacional en distintas operaciones. Sin embargo, debido a la particularidad de cada región del mundo donde opera la empresa, muchos procesos no están especificados a nivel de implementación, dejando la misma a criterio del encargado del proceso en cuestión, tal es el caso de la asignación del presupuesto de promoción comercial, también llamado Trade Spend (TS, en adelante) para los canales de venta directa y distribuidores (agrupados como "General Trade").

Promoción comercial o TS hace referencia al gasto en actividades de marketing que se implementan en el punto de venta del General Trade, basadas principalmente en posicionamiento de precio mediante descuentos comerciales. El objetivo de dichas actividades de marketing puede variar de acuerdo con cada situación particular; pudiendo ser modificación del precio en respuesta a la estrategia de la competencia, descuento por lanzamiento de un nuevo producto, descuento para aumentar el volumen vendido y participación de mercado, etc.

Introducción

A grandes rasgos es posible definir a la promoción comercial como el gasto realizan las empresas para promocionar sus productos en el punto de venta, esto incluye desde ofertas del tipo "2X1", rebajas en el precio final al consumidor o incluso las exhibiciones exclusivas de productos en lugares estratégicos del punto de venta, y toda la cartelería utilizada como se observa en la ilustración 2.



Ilustración 2. Ejemplos de gasto en promoción comercial. Cervecería y Maltería Quilmes presentación Trade Marketing (Sept. 2020)

Si bien estas promociones ofrecen un gran incentivo al consumidor, su correcta aplicación representa un verdadero desafío tanto para el fabricante como para el comercio que vende sus productos. Tal como señala The Boston Consulting Group (2012), en algunos casos el ROI puede ser más del 800% en categorías altamente elásticas y expandibles como los cereales. En otras categorías, como las verduras congeladas, el éxito podría definirse como perder menos dinero, por ejemplo, pasar de un ROI negativo del 90% a un ROI negativo del 60%. De cualquier manera, obtener la promoción comercial correcta es la clave para vender más, y maximizar las ganancias.

2.2 Definición del problema

El área de Revenue Management, es la responsable de asignar el presupuesto de TS a cada región del país, de acuerdo con su performance en términos de facturación, volumen vendido y mix de marcas premium. A su vez, en cada región, el jefe de Revenue regional asigna el presupuesto del que dispone entre los clientes de los diferentes canales de venta: puntos de ventas al consumidor o distribuidores, según se trate de venta directa o por distribuidor. Para esto último, no se dispone de un procedimiento estandarizado, y se requiere un gran conocimiento de los requerimientos del negocio, de la competencia que enfrenta cada cliente, el posicionamiento de cada marca, entre otras cuestiones. Esta situación hace ineficiente la asignación del presupuesto de TS de forma dinámica de acuerdo con el contexto que enfrenta cada cliente, lo cual puede generar una disminución de facturación o incluso de participación de mercado. En la ilustración 3 se describe gráficamente dicho proceso en un diagrama de actividades.

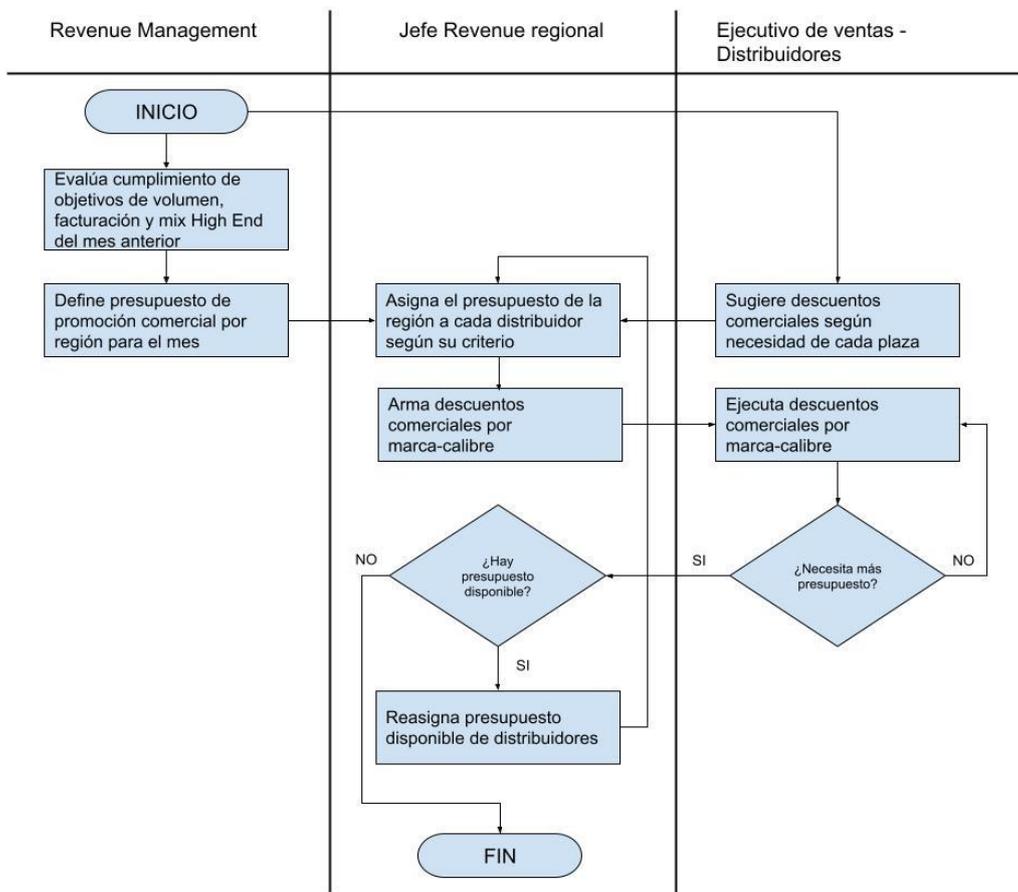


Ilustración 3. Proceso de asignación del presupuesto de TS. Elaboración propia.

Adicionalmente, cabe resaltar que CMQ posee grandes volúmenes de datos históricos de la venta a cada cliente en término de facturación, volumen, y gasto en TS, con detalle de marca y calibre, que podrían ayudar a la asignación del presupuesto de TS basado en datos.

2.3 Objetivos

El presente trabajo tiene como objetivo principal desarrollar un modelo analítico que permita optimizar la asignación del presupuesto de promoción comercial (TS) de la categoría de cervezas entre distribuidores de la región central (Córdoba y San Luis), con vistas a aumentar la facturación neta total. Se considera una potencial optimización el aumento de la facturación neta en cualquier porcentaje, manteniendo constante el presupuesto de promoción comercial.

Además, se definen los siguientes objetivos secundarios:

- Desarrollar una herramienta que permita utilizar de manera más eficiente los recursos disponibles.
- Contribuir en la toma de decisiones basada en datos.
- Contribuir a la estandarización del proceso de asignación de presupuesto de promoción comercial entre distribuidores.

2.4 Límite o alcance del trabajo

El presente trabajo se realizará sobre la operación de distribuidores de la región central de CMQ (incluye Córdoba y San Luis), de la categoría de cervezas en puntos de venta de tipo "off premise" (venta del producto sin consumo en el lugar) como kioscos o autoservicios. Esta operación representa el 9% del volumen promedio mensual vendido en todo el país.

El límite de este trabajo se circunscribe a la propuesta que optimizaría el TS de acuerdo con las consideraciones definidas en la subsección 2.3 (Objetivos) para la operación de distribuidores en región Central. Queda fuera del alcance del presente la implementación efectiva por parte de la organización.

A pedido de la empresa y por cuestiones de confidencialidad, los datos cuantitativos del modelo expuestos en este trabajo han sido modificados. Sin embargo, los mismos mantienen la proporcionalidad original, con lo cual todos los resultados y conclusiones a las que se pudiesen llegar no se ven de ningún modo afectados.

2.5 Estructura del trabajo

En el desarrollo del presente se utilizará la metodología "Cross Industry Standard Process for Data Mining" (CRISP-DM, en adelante) para encontrar la forma óptima de optimizar la asignación de TS a través de la explotación de grandes volúmenes de datos operativos de los que dispone la organización. La estructura de este es la siguiente:

- Marco teórico. En esta sección se presentará un resumen de todos aquellos conceptos, procesos y tecnologías que se aplicarán en el trabajo.
- Marco metodológico. Se describen las acciones llevadas a cabo para la realización del trabajo, guiadas por la metodología CRISP-DM:
 - Definición de necesidades del cliente. Se realiza un análisis del problema y se definen el alcance y objetivo que tendrá el proyecto.
 - Estudio y comprensión de los datos. Se presentan los datos disponibles buscando conocer su estructura, distribución y calidad.
 - Análisis de los datos y selección de características. Se analizan en detalle y seleccionan las variables que se empleará el modelo.
 - Modelado. Abarca el desarrollo del modelo de programación lineal seleccionado como algoritmo para optimizar el problema de asignación de presupuesto entre distribuidores. Esta etapa se subdivide en cuatro:
 - Identificación y selección de variables
 - Planteo de la función objetivo
 - Identificación y definición de restricciones
 - Optimización de la función objetivo

Introducción

- Evaluación. Se corrobora el grado de cumplimiento del modelo con respecto al objetivo planteado mediante una simulación de su funcionamiento.
- Despliegue. Se especifica la implementación del modelo a través de un experimento piloto real con distribuidores seleccionados.
- Resultados. Se presentan y analizan los resultados obtenidos del experimento piloto.
- Conclusiones. Se explica la utilidad, aplicabilidad e implicancias de la herramienta desarrollada como objetivo principal de este trabajo final.

3 Marco teórico

Para el cumplimiento de los objetivos planteados en la sección anterior, se agruparon los temas a analizar en esta sección en función de los aspectos a desarrollar siguiendo la metodología empleada en el presente trabajo, resultando cuatro agrupamientos:

- Conceptos y tecnología de datos.
- Enfoque de optimización de problemas operativos.
- Metodología "Cross Industry Standard Process for Data Mining" (CRISP-DM).
- Estandarización de procesos.

3.1 Conceptos y tecnología de datos

3.1.1 Data Analytics

En una época en la que los datos abundan, es crucial para cualquier industria saber utilizarlos como herramienta para lograr beneficios y ventaja competitiva. Para ello es necesario saber cómo manipular estos datos para obtener información de calidad. Es entonces el proceso de extraer significado de los datos sin procesar, usando algún tipo de herramienta o software especializado que organice, transforme y modele los datos para lograr descubrir patrones, tendencias y llegar a conclusiones de valor, lo que se conoce como data analytics (DA, en adelante). (Jones, 2018)

A pesar de que normalmente se relaciona directamente el proceso de DA con Big Data -es decir el descubrimiento de información en enormes cantidades de datos- autores como Herbert Jones (2018) afirman que no es su único propósito: DA es simplemente un término general usado para cualquier tipo de procesamiento de datos, independientemente del volumen de estos.

Los usos de DA son variados, e ilimitados. Es un proceso utilizado tanto en cualquier tipo de industria o negocio, como también por investigadores que lo utilizan para corroborar o refutar modelos científicos.

Ya definido el concepto de DA, consideramos importante recalcar las diferencias con algunos términos que son usados, erróneamente, como sinónimos.

En primer lugar, el término que quizás más comúnmente se utiliza como sinónimo de DA, es el de data analysis. Más allá de la obvia similitud en los nombres, ambos conceptos hacen referencia a aquellos procesos que posibilitan la toma de decisiones basada en evidencias, mediante el estudio de los datos para revelar patrones y oportunidades ocultas en los datos. La diferencia yace en el enfoque utilizado en relación con los datos. Según lo define Jones (2018), uno de estos conceptos tiene que ver con mirar el pasado, mientras que el otro mira el futuro.

Para hacer una separación clara entre ambos términos, se define a data analysis como la exploración propiamente dicha de los datos; haciendo referencia una vez más a los procesos de transformación, limpieza, modelado e inspección de los datos. Por supuesto que, para esto, se remite a la utilización de diferentes técnicas y se aplica a diferentes industrias. Al mirar datos históricos, es posible revelar indicios de aquello que funcionó bien, aquello que no, y qué resultados se podrían esperar de un servicio o un producto.

En relación con esta definición de data analysis, podemos definir a DA como un término más amplio que incluye a data analysis como una subsección, pero que representa la ciencia detrás del análisis de los datos. Lo que esto significa es, agregar la dimensión humana y cognitiva al estudio de los datos, para lograr que el analista entienda el desafío o la pregunta a responder, y pueda enfocar el análisis en consecuencia. Esta diferenciación es importante, ya que una parte crucial del proceso de DA es la comunicación de los resultados, para lo cual es imprescindible el entendimiento del problema y del negocio.

Por otro lado, otro término que suele usarse como análogo de DA, es el de Business Intelligence (BI en adelante). Si bien será definido más adelante en esta sección, creemos que es importante remarcar las diferencias en este apartado.

Aunque algunos especialistas insisten en usar estos términos como sinónimos, otros defienden las diferencias, argumentando que, si bien son complementarios y se necesitan entre sí para lograr resultados satisfactorios, los dos procesos son muy diferentes.

Ciertos expertos consideran marcar la diferencia en que BI es útil para obtener eficiencia operacional y tomar las decisiones del día a día, basadas en hechos, usando datos históricos o en tiempo real; mientras que, DA se enfoca en realizar un análisis a futuro, basándose por supuesto en la información actual de la empresa, como así también en modelos predictivos, y permitiendo la toma de decisiones más estratégicas.

Según Pat Roche (como se citó en PromptCloud, 2015), BI es necesario para operar el negocio, mientras que DA es necesario para transformarlo.

Por su lado, Jones (2018) remarca la diferencia en que BI es el “hermano no técnico” de DA, y agrega que si BI es el proceso en el que se toman las decisiones del negocio, entonces DA es el proceso en el que se generan las preguntas. Podríamos resumir su visión en que DA es el proceso técnico en el que se manipulan y entienden los datos, así como también se generan modelos y predicciones; mientras que, BI es el proceso más relacionado con el negocio, que utiliza las predicciones y la información encontradas y toma en consecuencia las decisiones para la operación y el crecimiento de la empresa.

Existen distintos tipos de DA, que se diferencian en qué es lo que se busca descubrir a partir de los datos analizados. La analítica descriptiva es la más usual, ofreciendo una visibilidad general de las métricas o medidas más importantes, utilizando tanto datos históricos como en tiempo real. El objetivo principal es la búsqueda de las razones detrás del éxito o fracaso obtenido en el pasado, para utilizarlas como un activo en la definición del futuro de la compañía. De todas maneras, este análisis raramente se utiliza de manera aislada, sino que debe combinarse con otros tipos de DA, ya que puede demostrar que algo sucede en la empresa (para bien o para mal), pero no explica el por qué.

Marco teórico

La analítica de diagnóstico responde a la pregunta “¿Qué lo provocó?” mediante herramientas como filtros, consultas y drilldowns para aislar la raíz del problema y poder definir que lo provocó. Es por eso por lo que la creación de tableros de negocio correctamente diseñados es crucial, para lograr como resultado entonces, una percepción más profunda y explicativa de una situación particular.

Además de conocer las causas de un problema, la gerencia de una empresa puede beneficiarse enormemente de un análisis que prediga de la forma más precisa posible los resultados de sus negocios a ejecutar. La analítica predictiva permite entonces a partir del análisis de patrones y tendencias pasadas, realizar predicciones basadas en probabilidad. Estas predicciones ayudan a definir metas realistas y predecir tendencias.

Finalmente, la analítica prescriptiva intenta definir qué acciones deberían llevarse a cabo para lidiar con futuros problemas, que, por ejemplo, pueden haberse predicho con la analítica predictiva. Se lleva a cabo mediante la utilización de modelos matemáticos, reglas de negocio y, por supuesto, los datos, que pueden ser tanto internos como externos a la compañía. Los modelos matemáticos mencionados pueden hacer referencia por ejemplo a procesamiento de lenguaje natural, machine learning, investigaciones estadísticas, entre otros. Un ejemplo de este tipo de analítica, son las aplicaciones de tráfico que en base a ciertos parámetros de búsqueda definen la mejor ruta para llegar a un destino. Dadas las sofisticadas tecnologías que son necesarias y la cantidad de datos externos que son requeridos para lograr buenos resultados, es importante que las empresas realicen un estudio previo sobre los esfuerzos necesarios y el valor agregado que resultará de este tipo de análisis.

Según algunas encuestas, la analítica de diagnóstico es la más elegida entre empresas que definen sus tomas de decisiones como rara vez o medianamente guiadas por los datos; por otro lado, entre aquellas empresas que se consideran altamente dependiente de datos para la toma de decisiones, la analítica predictiva es la más popular.

3.1.2 Data Mining

Podemos definir a la minería de datos, o data mining (DM, en adelante), como el arte o la ciencia del descubrimiento de conocimiento, significado o patrones a partir de los datos, mediante el análisis de estos, y a través de algoritmos computacionales y matemáticos. Dichos métodos se refieren a herramientas de DM que permiten realizar pronósticos y comportamientos, permitiéndoles a las empresas tomar decisiones proactivas y basadas en hechos.

Un concepto importante, presente en todas las definiciones, independientemente de sus autores, es el de descubrimiento de patrones a partir del análisis de los datos. Como ya se ha mencionado numerosas veces en los apartados anteriores, de nada les sirve a las empresas contar con grandes cantidades de datos, si no tienen el conocimiento o capacidad para analizarlos y obtener así, conclusiones relevantes y útiles para el futuro de la compañía.

Se puede dividir al DM en dos tipos, descriptivo y predictivo. El primero brinda información sobre la situación y los datos actuales; mientras que el segundo crea predicciones basadas en los datos. En cualquier caso, DM se lleva a cabo sin ninguna hipótesis preconcebida, ni para responder preguntas concretas o específicas.

Dado que los patrones encontrados a partir del estudio de los datos permiten realizar proyecciones de la actividad futura de la empresa, basándose en la actividad pasada de la misma, dichos patrones deben ser válidos, novedosos, potencialmente útiles, y comprensibles.

Si bien algunas personas argumentan que la experiencia en un rubro es muchas veces suficiente para ser capaz de hacer algunas predicciones sobre la actividad de la empresa, el descubrimiento de patrones es una práctica que puede ser complementaria, ya que, en la mayoría de las ocasiones, existen patrones ocultos entre los datos. Un ejemplo concreto es en el análisis de la canasta alimentaria, donde se puede descubrir relaciones entre los productos adquiridos por los consumidores; siendo uno de los hallazgos más llamativos, el que estableció que existía una alta correlación entre la compra de pañales y cervezas. Dado

Marco teórico

que muchas veces las relaciones entre los productos que los consumidores adquieren son incluso para ellos inconscientes, es por eso que la búsqueda de patrones a partir de datos concretos puede ser extremadamente útil.

Para llevar a cabo tales análisis, queda claro que el DM requiere de una gran interdisciplinariedad: se necesita de conocimiento de bases de datos en lo que respecta a la calidad y organización de los datos; conocimiento de las áreas de las ciencias computacionales y la estadística para el armado de modelos y técnicas analíticas; y conocimiento del área de manejo de negocios en lo que respecta a la toma de decisiones y sus requerimientos.

Podemos resumir entonces, en que DM ayuda al analista de datos a reconocer hechos, tendencias, excepciones, anomalías y patrones que fácilmente podrían pasar desapercibidas entre los datos.

De manera concreta en la industria, es posible aplicar DM para encontrar proyecciones de ventas, mejorar campañas de marketing, predecir fidelidad o rotación de clientes, en la segmentación de mercados, detección de fraude, entre muchas otras aplicaciones.

Un aspecto tan importante como el proceso de DM en sí, es el de la recolección, limpieza y organización de datos, ya que lógicamente, si se hace un análisis sobre datos sucios, inconsistentes, o falsos, los resultados no serán útiles desde ningún punto de vista. Además, dado que los datos son el centro y el origen de todo análisis, es lógico que su recolección y tratamiento sea de crucial importancia.

Es recomendable entonces dedicar una considerable cantidad de tiempo dentro del proceso, a la etapa de preparación de los datos, particularmente si se trata de datos semi o no estructurados. Los DW ayudan a organizar y unificar los datos de una manera eficiente y usable para facilitar el proceso de minería. Tener conocimiento del negocio facilita de cierta manera el proceso, ya que habrá más certeza en cuanto a qué datos son potencialmente útiles.

Cuando se habla de limpieza de datos, en general se refiere a, por ejemplo, eliminar datos duplicados, completar valores faltantes (si fuera posible, se pueden utilizar promedios, o valores por defecto), asegurar que los elementos sean comparables (por ejemplo, que todos los datos estén en las mismas unidades de medida), eliminar valores atípicos, entre otros. Como regla general, es esperable que cuando se utilizan datos internos, éstos sean más confiables que aquellos obtenidos de redes sociales o fuentes públicas.

En cuanto a las técnicas de DM, éstas se clasifican según para qué se están minando los datos. Si se busca realizar predicciones basándose en datos pasados, se utilizan técnicas de aprendizaje supervisado, como los árboles de decisión, redes neuronales o regresión. Si en cambio, lo que se busca es encontrar patrones dentro del conjunto de los datos, esto refiere a aprendizaje no supervisado, utilizando técnicas de clustering o reglas de asociación.

3.2 Enfoque de optimización de problemas operativos

La optimización de los recursos para resolver problemas de operaciones complejas mediante métodos y modelos matemáticos forman parte disciplina de Investigación Operativa. En esta sección únicamente se desarrollarán conceptos de optimización lineal, que serán aplicados en el marco metodológico.

La Programación Lineal (PL) es una metodología de base matemática para determinar la asignación óptima de recursos. De acuerdo con Daniel Serra de La Figuera (2005) fue desarrollado durante la Segunda Guerra Mundial para planificar los gastos y los retornos, a fin de reducir los costos al ejército y aumentar las pérdidas del enemigo. Se mantuvo en secreto hasta 1947, y en la posguerra muchas industrias lo usaron con fines comerciales.

La programación lineal corresponde a un algoritmo a través del cual se pueden resolver situaciones reales en las que se pretende identificar y resolver dificultades para aumentar la productividad respecto a los recursos (limitados y costosos), aumentando así los beneficios. En este caso la palabra “programación” no se refiere a programación en computadoras; sino que se utiliza como sinónimo de planeación.

El objetivo primordial de este algoritmo es optimizar, es decir, maximizar o minimizar funciones lineales en varias variables reales con restricciones lineales (sistemas de inequaciones lineales), optimizando una función objetivo también lineal.

Bryan Salazar López (2019) señala que los resultados y el proceso de optimización se convierten en un respaldo cuantitativo de las decisiones frente a las situaciones planteadas, para lo cual es necesario tener en cuenta diversos criterios administrativos como los hechos, la experiencia, la intuición o la autoridad.

3.2.1 Aplicación de la Programación Lineal

El primer paso para la resolución de un problema lineal consiste en la identificación de sus elementos básicos, estos son:

- Función Objetivo
- Variables
- Restricciones

El siguiente paso en la resolución consiste en la determinación de los mismos de cada uno de los elementos identificados. Para ello, Salazar López (2019) propone una metodología de cuatro pasos, representados en la ilustración 4.



Ilustración 4. Diagrama de metodología para resolución de problemas de programación lineal.

Salazar López (2019)

3.2.2 Función objetivo

En todos los modelos de programación lineal existe una medida de desempeño que se busca minimizar o maximizar. En el léxico de la optimización, a dicha medida se le denomina función objetivo (Eppen y otros, 2000).

La función objetivo tiene una estrecha relación con la decisión a la que se busca dar respuesta. Según Salazar López (2019) si en un modelo resultase distintas preguntas, la función objetivo se relacionaría con la pregunta del nivel superior, es decir, la pregunta fundamental. Así, por ejemplo, si en una situación se desean minimizar los costos, es muy probable que la pregunta de mayor nivel sea la que se relacione con aumentar la utilidad en lugar de un interrogante que busque hallar la manera de disminuir los costos. En la ilustración 5 se presentan dos ejemplos de preguntas fundamentales que responden a situaciones de minimizar y maximizar recursos.

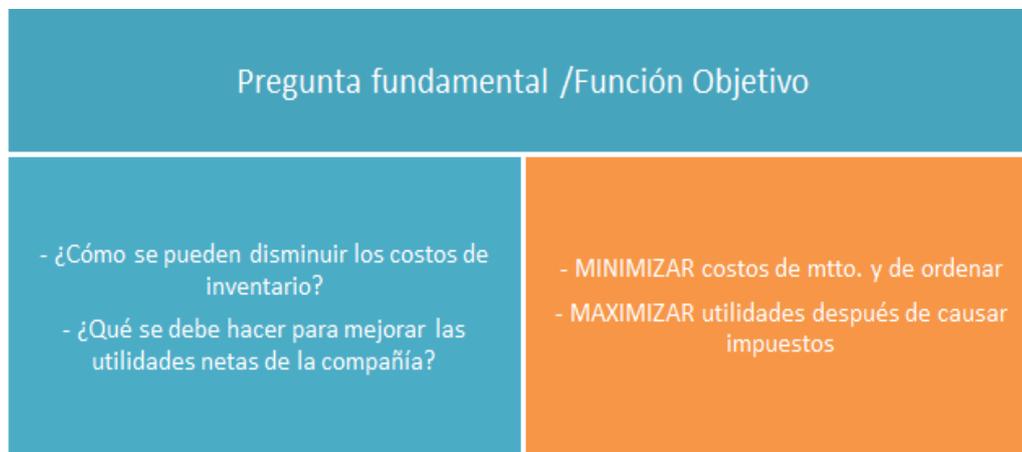


Ilustración 5. Ejemplos de preguntas fundamentales de optimización. Salazar López (2019)

3.2.3 Variables de decisión

Las variables de decisión son factores controlables del sistema que se está modelando. Pueden tomar diversos valores posibles, de los cuales se precisa conocer su valor óptimo, es decir, aquel que contribuya con la consecución del objetivo de la función objetivo.

De acuerdo con Salazar López (2019) es posible identificar las variables de decisión partiendo de una serie de preguntas derivadas de la pregunta fundamental. En la ilustración 6 se muestra un ejemplo de tres preguntas que ayudan a la identificación de las variables de decisión para la función objetivo de “minimización de costos de mantenimiento y de ordenar”.

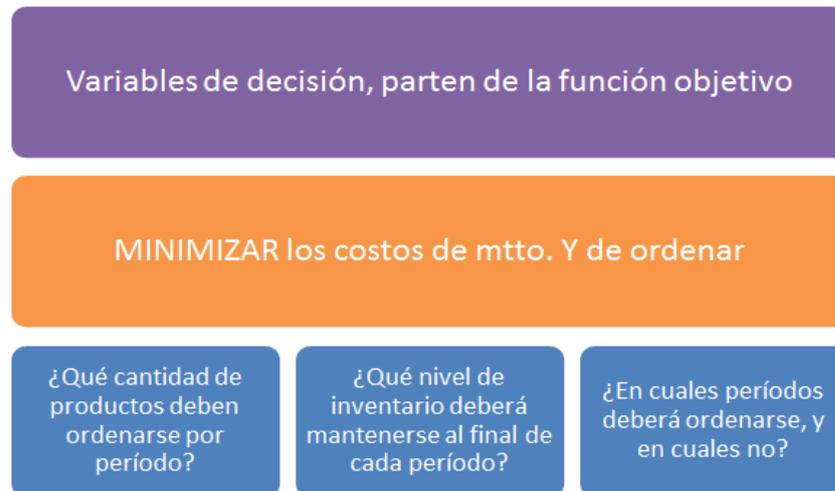


Ilustración 6. Identificación de variables de decisión. Salazar López (2019)

3.2.4 Restricciones

La programación lineal es un modelo de toma de decisiones con restricciones, también llamado modelo de optimización con restricciones (Eppen et al., 2000), dichas restricciones limitan la libertad de los valores que pueden tomar las variables de decisión. Salazar López (2019) señala que la mejor manera de hallarlas consiste en pensar el caso hipotético en el que se decide darles un valor infinito a las variables de decisión, por ejemplo, ¿qué pasaría si en un problema que precisa maximizar sus utilidades en un sistema de producción de calzado se decide producir una cantidad infinita de zapatos? Así, de esta pregunta, surgen múltiples interrogantes, como, por ejemplo:

- ¿Con cuánta materia prima se cuenta producirlos?
- ¿Con cuánta mano de obra se cuenta para fabricarlos?
- ¿Pueden las instalaciones de la empresa albergar tal cantidad de producto?
- ¿Podría la fuerza de mercadeo vender todos los zapatos?
- ¿Es posible financiar tal empresa?

De esta manera resulta claro que el sistema presenta una serie de limitaciones, tanto físicas, como de contexto, de tal manera que los valores que en un momento dado podrían tomar las variables de decisión se encuentran condicionados por una serie de restricciones.

3.2.4 Herramienta Solver

Para la resolución de problemas de programación lineal existen diversas herramientas de software que simplifican la aplicación de este tipo de soluciones a problemas de optimización. Entre las más conocidas se pueden mencionar a Lindo, PHP Simplex, GeoGebra, JSimplex, o el complemento de Microsoft Excel, Solver. En esta sección se desarrollará esta última, por ser la utilizada en el presente trabajo.

Solver es un programa de complemento de Microsoft Excel que se utiliza para encontrar un valor óptimo (mínimo o máximo) para una fórmula en una celda, la celda objetivo, que está sujeta a restricciones o limitaciones en los valores de otras celdas de fórmula de una hoja de cálculo. Este complemento trabaja con un grupo de celdas llamadas celdas de variables de decisión o, simplemente, celdas de variables que se usan para calcular fórmulas en las celdas objetivo y de restricción. Solver ajusta los valores de las celdas de variables de decisión para que cumplan con los límites de las celdas de restricción y den el resultado deseado en la celda objetivo (Microsoft, 2020).

En la ilustración 7 se muestra la configuración del complemento, el cual es accesible desde la opción “Datos” de Microsoft Excel, y se encuentra dentro del grupo “Análisis”.

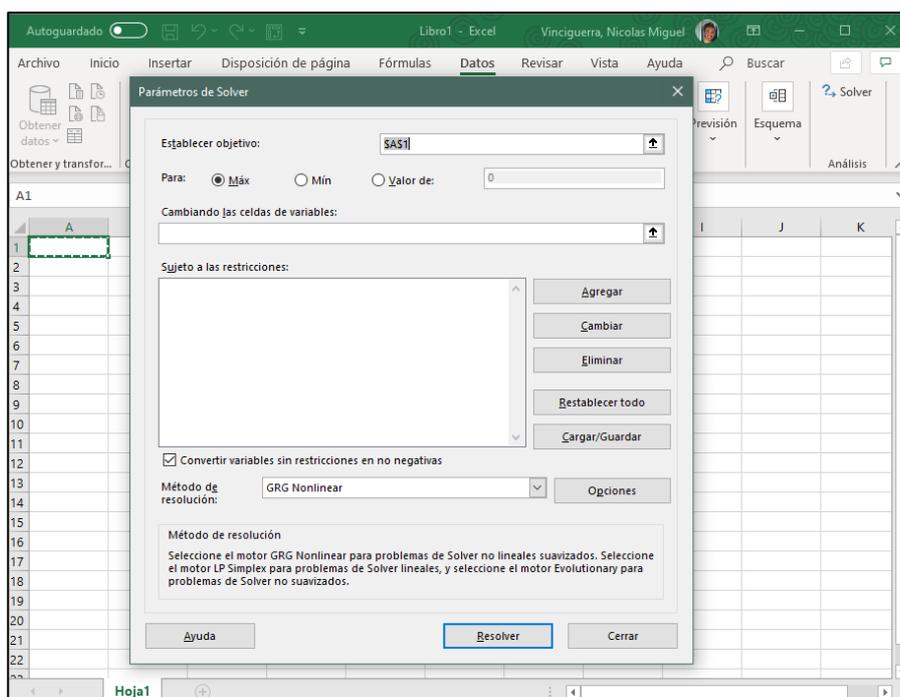


Ilustración 7. Complemento Solver de Microsoft Excel versión 365 ProPlus. Elaboración propia.

Marco teórico

Solver posee tres métodos de resolución de problemas de programación lineal, dependiendo del tipo de la linealidad del problema a resolver. Los mismos son:

- Generalized Reduced Gradient (GRG) Nonlinear: Se usa para problemas que son no lineales suavizados.
- LP Simplex: Se usa para problemas lineales.
- Evolutionary: Se usa para problemas no suavizados.

Para resolver cualquier problema de optimización con Solver, se deben seguir seis pasos principales desde la configuración de parámetros del programa (ilustración 7).

1. Abrir el complemento Solver desde el conjunto de opciones "Datos".
2. En el cuadro Establecer objetivo, escribir una referencia de celda o un nombre para la celda objetivo. La celda objetivo debe contener una fórmula.
3. Dependiendo el tipo de problema:
 - Si se busca que el valor de la celda objetivo sea el valor máximo posible, seleccionar "Máx".
 - Si desea que el valor de la celda objetivo sea el valor mínimo posible, seleccionar "Min".
 - Si desea que la celda objetivo tenga un valor determinado, seleccionar "Valor de" y luego escribir el valor en el cuadro.
4. En el cuadro Cambiando las celdas de variables, escribir un nombre o una referencia para cada rango de celda de variable de decisión. Separar con comas las referencias no adyacentes. Las celdas de variables deben estar directa o indirectamente relacionadas con la celda objetivo. Se puede especificar un máximo de 200 celdas de variables.
5. En el cuadro "Sujeto a las restricciones", especificar las restricciones a aplicar.
6. Seleccionar el método de resolución y la opción "Resolver".

Una vez que se haya encontrado la solución que cumpla con las opciones seleccionadas, las celdas conservarán el nuevo valor optimizado.

3.3 Metodología Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

Para el desarrollo del presente trabajo se utilizó la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), la cual es una metodología abierta para el análisis de datos, concebida a finales de los 90. La misma define las tareas a realizar en cada fase descrita por el proceso, asignando tareas concretas y definiendo lo que es deseable obtener tras cada fase. De acuerdo con la encuesta de KDNuggets sobre metodologías en proyectos de datos, llevada a cabo en 2017, esta metodología es la más utilizada en este tipo de proyectos.

CRISP-DM es la metodología más completa para proyectos de datos porque tiene en cuenta la aplicación al entorno de negocio de los resultados (Azevedo y Santos, 2008), lo cual la diferencia de otras metodologías similares como SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, and Assess). Es por ello, que fue elegida la metodología guía para el desarrollo del presente trabajo. CRISP-DM contempla el proceso de análisis de datos a través de seis etapas mostradas en la ilustración 8.

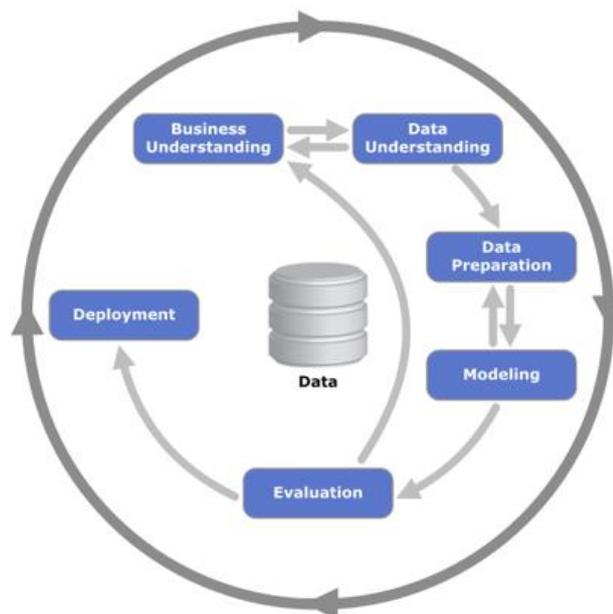


Ilustración 8. Etapas de la metodología CRISP-DM. Chapman et al. (2000)

La secuencia de las fases no es rígida: se permite movimiento hacia adelante y hacia atrás entre diferentes fases. El resultado de cada fase determina qué fase, o qué tarea particular de una fase, hay que hacer después. Las flechas indican las dependencias más importantes y frecuentes.

El círculo externo del diagrama de la ilustración 8 simboliza la naturaleza cíclica de los proyectos de análisis de datos. El proyecto no se termina una vez que la solución se despliega. La información descubierta durante el proceso y la solución desplegada pueden producir nuevas iteraciones del modelo. Los procesos de análisis subsecuentes se beneficiarán de las experiencias previas.

A continuación, se describen cada una de las fases de la metodología de acuerdo con la guía del consorcio de empresas que propuso la metodología (Chapman et al., 2000).

Fase I. Definición de necesidades del cliente (Business Understanding). Esta fase inicial se enfoca en la comprensión de los objetivos del proyecto. Después se convierte este conocimiento de los datos en la definición de un problema de minería de datos.

Fase II. Estudio y comprensión de los datos (Data Understanding). La fase de entendimiento de datos comienza con la colección de datos inicial y continúa con las actividades que permiten familiarizarse con los datos, identificar los problemas de calidad, descubrir conocimiento preliminar sobre los datos, y/o descubrir subconjuntos interesantes para formar hipótesis en cuanto a la información oculta.

Fase III. Análisis de los datos y selección de características (Data Preparation). La fase de preparación de datos cubre todas las actividades necesarias para construir el conjunto final de datos (los datos que se utilizarán en las herramientas de modelado) a partir de los datos en bruto iniciales. Las tareas incluyen la selección de tablas, registros y atributos, así como la transformación y la limpieza de datos para las herramientas que modelan.

Fase IV. Modelado (Modeling). En esta fase, se seleccionan y aplican las técnicas de modelado que sean pertinentes al problema (cuantas más mejor), y se calibran sus parámetros a valores óptimos. Típicamente hay varias técnicas para el mismo tipo de

problema de minería de datos. Algunas técnicas tienen requerimientos específicos sobre la forma de los datos. Por lo tanto, casi siempre en cualquier proyecto se acaba volviendo a la fase de preparación de datos.

Fase V. Evaluación (Evaluation). En esta etapa en el proyecto, se han construido uno o varios modelos que parecen alcanzar calidad suficiente desde una perspectiva de análisis de datos. Antes de proceder al despliegue final del modelo, es importante evaluar y revisar los pasos ejecutados para crearlo, comparar el modelo obtenido con los objetivos de negocio. Un objetivo clave es determinar si hay alguna cuestión importante de negocio que no haya sido considerada suficientemente. Al final de esta fase, se debería obtener una decisión sobre la aplicación de los resultados del proceso de análisis de datos.

Fase VI. Despliegue (Deployment). Generalmente, la creación del modelo no es el final del proyecto. Incluso si el objetivo del modelo es aumentar el conocimiento de los datos, el conocimiento obtenido tendrá que organizarse y presentarse para que el cliente pueda usarlo. Dependiendo de los requisitos, la fase de desarrollo puede ser tan simple como la generación de un informe o tan compleja como la realización periódica y quizás automatizada de un proceso de análisis de datos en la organización.

3.4 Estandarización de procesos

La estandarización de procesos tiene el objetivo de unificar los procedimientos de las organizaciones que utilizan diferentes prácticas para el mismo proceso. Según el Productivity Press Development Team (2002), se define como un proceso que implica cuatro pasos:

- Definir el estándar.
- Informar el estándar.
- Establecer la adhesión al estándar.
- Propiciar una mejora continua del estándar.

Marco teórico

Las principales contribuciones de la estandarización son la reducción de pérdidas, la formación de la cultura de la empresa, el aumento de la transparencia, y la reducción de la variabilidad.

En el caso de CMQ, la empresa implementa estandarizaciones mediante “Programas de Excelencia”, los mismos son un conjunto de buenas prácticas que determinan la mejor forma de realizar los procesos, ayudando a construir una ventaja competitiva, tener un lenguaje común, y evolucionar constantemente. Estos programas se definen como una manera estructurada de gestionar, basada en procesos existentes y procesos, procedimientos y herramientas nuevas (Cervecería y Maltería Quilmes, 2017).

Cada área de la empresa tiene su propio programa de excelencia, en algunos casos compartido a nivel global con las distintas unidades de negocios de ABInbev en el mundo, como, por ejemplo, el de People (PEP) o el de Corporate Affairs (CAEP). Los mismos tienen en cuenta tres factores para el éxito: método (cómo se hacen las cosas), conocimiento (técnico, específico de cada función) y liderazgo (cómo se maneja al equipo), según se observa en la ilustración 9.

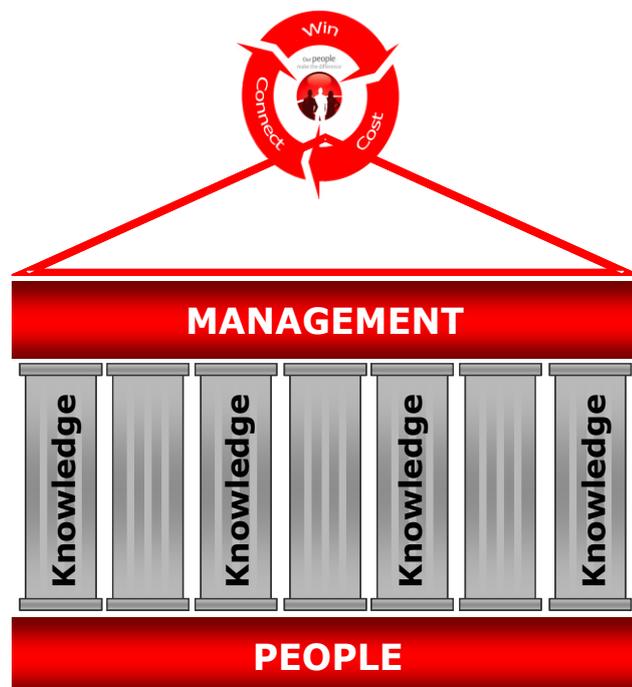


Ilustración 9. Estructura programas de excelencia. Cervecería y Maltería Quilmes (2017)

Marco teórico

Para la estandarización de procesos no definidos en los programas de excelencia, existen una serie de acciones de estandarización y la aplicación de cada una dependerá de la relación costo/efectividad (Marchetti, 2017), dichas acciones se muestran en la ilustración 10. El nivel estándar tiene inicio en el nivel más básico de estandarización, nivel 1 (capacitación y entrenamiento), y aumenta hasta alcanzar el máximo de estandarización en el nivel 6 (mecanismos a prueba de error).

| | |
|--|---|
| Mecanismos a prueba de error - Automatización - Enclavamiento | <ul style="list-style-type: none"> •Corrigen el problema o detienen el equipo ante la aparición de causas. Es muy utilizada como herramienta para la prevención de accidentes. Ej enclavamiento que detienen equipos. |
| Alarmas | <ul style="list-style-type: none"> •Generan avisos ante la detección de las causas, que permiten una corrección por parte del operador. Ej apertura de puertas. |
| Controles Visuales | <ul style="list-style-type: none"> •Hacen evidente la aparición de las causas a través de métodos visuales. Dependen de su correcta aplicación y entendimiento. |
| Inspecciones y Chequeos | <ul style="list-style-type: none"> •Se controlan con una determinada frecuencia, los problemas pueden aparecer entre controles. Su efectividad depende del grado de cumplimiento. Ej estándares de inspección de equipos (hojas de revisión) |
| Instructivos y Procedimientos | <ul style="list-style-type: none"> • Definen cómo se deben cumplir las tareas. Su efectividad depende del nivel de uso que tengan los instructivos en la planta. |
| Capacitación y Entrenamiento | <ul style="list-style-type: none"> •Ayuda mucho para la incorporación de conocimientos al personal, pero no aseguran que ante distracciones, olvidos o cambios de personal, puedan aparecer los problemas. |

Ilustración 10. Acciones para la estandarización. Marchetti (2017)

4 Marco metodológico

Para el desarrollo del presente trabajo se utilizó la metodología Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), ya que luego de un análisis de las diferentes alternativas, se decidió que sería la más apropiada dadas las características y exigencias del proyecto. La aplicación de la metodología consta de seis etapas:

1. Definición de necesidades del cliente.
2. Estudio y comprensión de los datos.
3. Análisis de los datos y selección de características.
4. Modelado.
5. Evaluación.
6. Despliegue.

Cabe mencionar que, como se indicó en el apartado 2.4, los datos cuantitativos del modelo expuestos en este trabajo han sido modificados para preservar la confidencialidad de la empresa. Sin embargo, los mismos mantienen la proporcionalidad original, con lo cual todos los resultados y conclusiones a las que se pudiesen llegar no se ven de ningún modo afectados.

4.1 Definición de necesidades del cliente

Esta primera etapa da inicio al proyecto y es clave para las etapas subsiguientes, ya que en ella se definen aspectos fundamentales para la ejecución del proyecto, como lo son el alcance y las tareas a desarrollar.

El área de Revenue Management, es la responsable de asignar el presupuesto de TS a cada operación de acuerdo con su performance en términos de facturación, volumen vendido y mix de marcas premium. A su vez, cada operación asigna el presupuesto disponible entre sus clientes: puntos de ventas al consumidor o distribuidores, según se trate de venta directa o por distribuidor. Para esto último, no se dispone de un procedimiento estandarizado,

y se requiere un gran conocimiento de los requerimientos del negocio, de la competencia que enfrenta cada cliente, el posicionamiento de cada marca, entre otras cuestiones. Esta situación hace ineficiente la asignación de TS de forma dinámica de acuerdo con el contexto que enfrenta cada cliente, lo cual puede generar una disminución de facturación o incluso de participación de mercado.

Este trabajo busca el desarrollo de un modelo analítico para optimizar la asignación del presupuesto de promoción comercial entre los distribuidores de la región Central de Cervecería y Maltería Quilmes. Para ello, se analizarán distintas variables relacionadas al gasto en promoción comercial y facturación, disponibles de diversos sistemas informáticos de la organización.

Se busca como objetivo final desarrollar una herramienta basada en datos que permita emplear de la manera más eficiente posible los recursos disponibles, con vistas de incrementar la facturación neta de la empresa manteniendo constante la cantidad total de recursos empleados.

4.2 Estudio y comprensión de los datos

Esta fase tiene dos puntos clave: conocer los datos, estructura y distribución, y la calidad de estos.

Para el desarrollo del trabajo se utilizará una base de datos histórica de 11 variables con 24.633 registros, obtenida del sistema informático de distribuidores "D Plus". En la misma se encuentran sumariados únicamente datos de distribuidores de la región Central con venta a puntos de venta de tipo "off premise" (venta del producto sin consumo en el lugar) para la categoría de cervezas. A continuación, se presentan las variables incluidas:

- **Año:** Año en el que se efectuó la venta.
- **Mes:** Mes en el que se efectuó la venta.
- **Subregión:** Localización aproximada del distribuidor dentro de la región.
- **Distribuidor:** Razón social del distribuidor.

Marco metodológico

- **Canal de marketing:** Clasificación del punto de venta según su patrón de venta (ej. autoservicio, kiosco, panadería, etc.).
- **Marca:** Nombre de la marca del producto.
- **Segmento:** Nombre del grupo al que pertenece la marca según su posicionamiento de precio, como se muestra en el anexo A, puede ser: High End (Corona, Patagonia, Temple, Stella Artois), Core Plus (Budweiser, Andes Origen), Core (Quilmes, Brahma, Andes) y Value (Bajo Cero, Hangover).
- **Calibre:** Empaque del producto según la cantidad de su contenido (ej. 340cc, 475cc, 1000 cc).
- **Cantidad total en HL:** Sumarización de la venta en unidad de medida de hectolitros (equivalente a mil litros).
- **Gasto en TS:** Sumarización en pesos argentinos gastados en promoción comercial. Los registros nulos o con valor cero significa que no se ha desembolsado gasto alguno.
- **Facturación Neta:** Sumarización en pesos argentinos de la facturación neta, esto es la facturación bruta al punto de venta descontados descuentos e impuestos internos.

Los datos utilizados corresponden al periodo desde enero de 2019 hasta agosto de 2020. Se decidió tomar dicho rango de fechas debido a que la estrategia de CMQ fue cambiando a lo largo del tiempo, se modificaron los distribuidores y las marcas comercializadas; sin embargo, es necesario incluir al menos un año de historia debido a que la venta de cerveza es estacional, y para el desarrollo del modelo propuesto es necesario contemplarlo. En la ilustración 11 se muestra en un gráfico de barras dicho efecto en el porcentaje promedio a lo largo del año para los últimos 4 años (2016-2020).

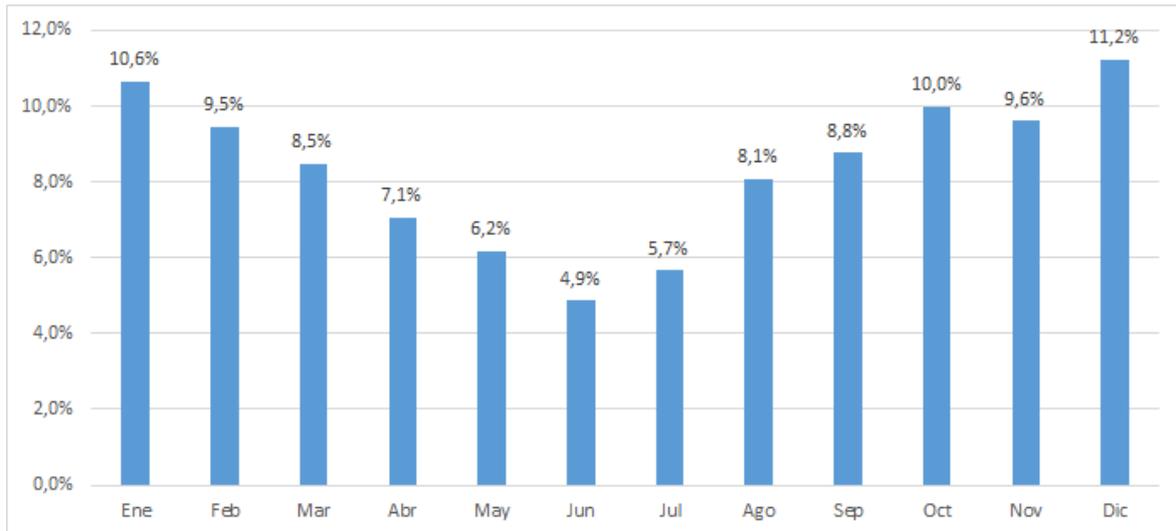


Ilustración 11. Estacionalidad en la venta de cervezas. Elaboración propia.

Debido a que los sistemas son sometidos a auditorías, y los datos están cargados en un repositorio único, accesibles a través de la herramienta "IBM Cognos" (ilustración 12), los mismos no presentan problemas de calidad.

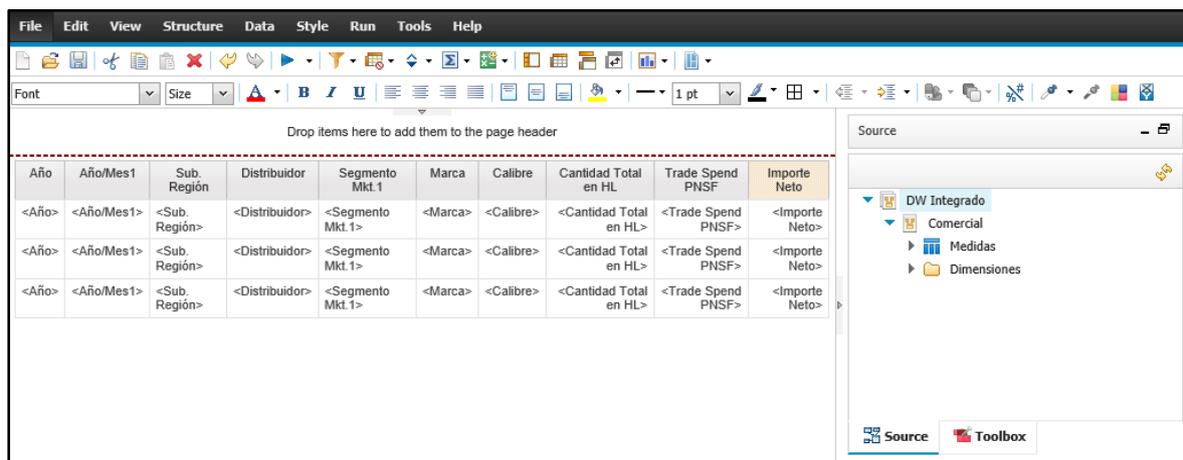


Ilustración 12, Sistema para acceso a datos IBM Cognos. Elaboración propia.

En la ilustración 13 se expone parte de la base de datos a utilizar a modo de ejemplo. Con fines de preservar la confidencialidad de los datos de la empresa, los mismos han sido modificados para su presentación en el presente trabajo.

| Año | Año/Mes | Sub_Región | Distribuidor | Canal Mkt | Marca | Segmento | Calibre | Cantidad en HL | Gasto en TS | Facturación Neto |
|------|---------|-------------------|-----------------------------|--------------|-----------------------------|----------|---------------|----------------|--------------|------------------|
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | ARROGNEZ S.A. | Autoservicio | BUDWEISER | CORE+ | 473 LATAS | 813,94 | 1.055.503,09 | 480.242,98 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | ARROGNEZ S.A. | Autoservicio | IGUANA SUMMER | WIB | 970 CC VIDRO | 0,84 | 1.007,63 | 57.195,07 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | ARROGNEZ S.A. | Tradicional | PATAGONIA BOHEMIAN PILSENER | HECO | 740 CC | 0,17 | 52,05 | 66.256,29 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | BORNASCON VICTOR HUGO | Kiosco | ANDES ORGEN ROJA | CORE+ | 1000 CC VIDRO | 11,83 | 0 | 27.780,98 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | BORNASCON VICTOR HUGO | Kiosco | BRANNA | MAIN | 10 LATAS | 44,80 | 0 | 2.489,77 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | BORNASCON VICTOR HUGO | Kiosco | ODRONA | HECO | 355 CC VIDRO | 251,70 | 156.279,52 | 18.129,90 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | DELINTER S.A. | Autoservicio | PATAGONIA WESSE | HECO | 473 LATAS | 0,02 | 0 | 43.627,41 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | DISTRIBIDORA GUERNES S.R.L. | Tradicional | STELLA ARTOIS | HECO | 473 LATAS | 26,20 | 103.525,20 | 49.270,40 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | DISTRIBIDORA GUERNES S.R.L. | Kiosco | STELLA ARTOIS NOIRE | HECO | 1000 CC VIDRO | 24,36 | 4.374,70 | 37.416,99 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | GERBAL S.A. | Autoservicio | PATAGONIA AMBER LAGER | HECO | 740 CC | 1,49 | 1.138,74 | 84.986,64 |
| 2019 | 201901 | DISTRIB. CIA S.L. | GERBAL S.A. | Autoservicio | PATAGONIA IPA | HECO | 710CC RET | 0,55 | 652,48 | 85.489,68 |

Ilustración 13. Primeros registros de la base de datos a utilizar. Elaboración propia.

4.3 Análisis de los datos y selección de características

En esta etapa se obtienen los datos finales sobre los que aplicarán los modelos. Como se mencionó anteriormente, debido al control que existe sobre los datos y a su estandarización e integración en un repositorio único, no es necesario realizar tareas de limpieza de datos o integrar datos de fuentes heterogéneas.

A través de un análisis de los datos, se encontraron dos variables altamente correlacionadas que podrían ser la base para el desarrollo del modelo: Gasto en TS y Facturación Neta. En este caso, tomando el periodo desde agosto de 2020 hasta julio 2020, la correlación entre ambas variables es de 0,99243. Dicha correlación es claramente visible en la ilustración 14.

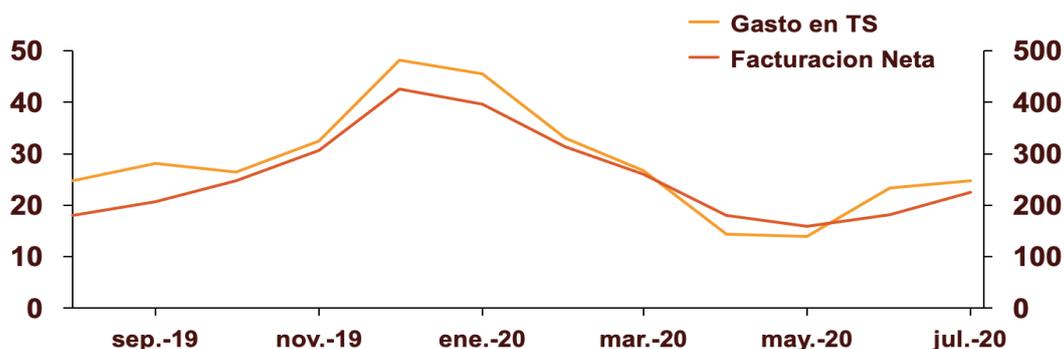


Ilustración 14. Facturación neta y gasto en TS de cerveza en distribuidores central (en millones de \$).
Elaboración propia.

Si bien la correlación no explica causa-efecto, de acuerdo con la elasticidad precio de la demanda, la cerveza es considerada un bien con demanda elástica por lo cual la disminución de su precio de venta (aumentando gasto en TS, con descuentos en el precio al consumidor) produce un aumento en su demanda (cantidad total en hl, o expresado en términos monetarios, facturación neta). Es posible observar este fenómeno al analizar variaciones en las ventas ante un cambio de precios, como se observa en el gráfico de línea de la ilustración 15, con la venta de latas de Budweiser en la ciudad de Córdoba ante una disminución de su precio debido a una promoción de la empresa, con inicio del descuento el 16 de septiembre.

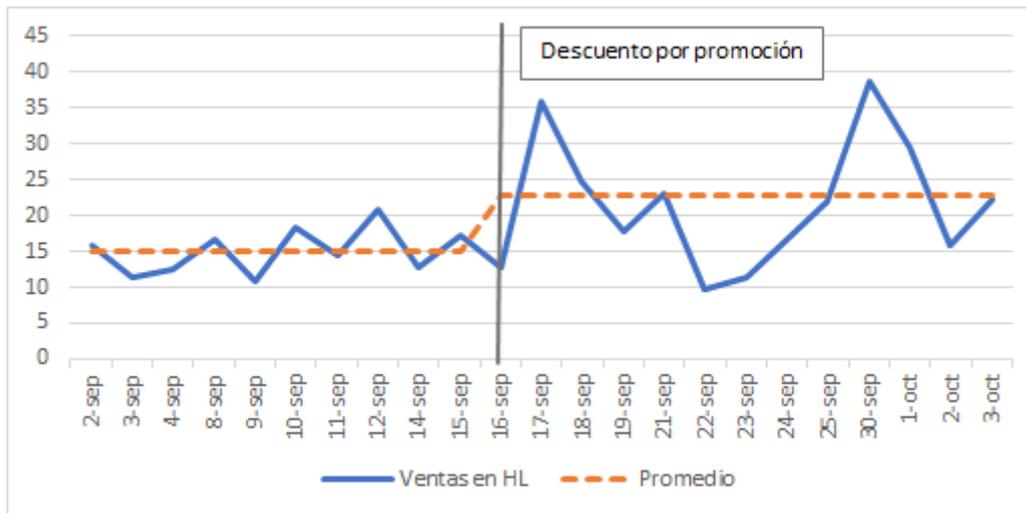


Ilustración 15. Ventas en HL de Budweiser lata en la ciudad de Córdoba, del 2/09/20 al 3/10/20. Elaboración propia.

A partir de ello, es posible establecer un modelo que permita aumentar la facturación neta variando el gasto en TS.

4.4 Modelado

En esta fase se busca construir un modelo que cumpla con los objetivos planteados. Para ello, se seleccionará la técnica de modelado más adecuada para el conjunto de datos y objetivos, y se construirá un modelo a partir de la aplicación de la técnica seleccionada; el mismo se irá ajustando según la evaluación de su fiabilidad y su impacto en los objetivos anteriormente establecidos.

El problema que se busca resolver es de optimización. Por esta razón, se aplicará el método de programación lineal para maximizar la función objetivo (función facturación), asignando el presupuesto fijo de promoción comercial, sujeto a restricciones del negocio. La aplicación de este método se realizará a través de cuatro pasos, que se describen en la ilustración 16.

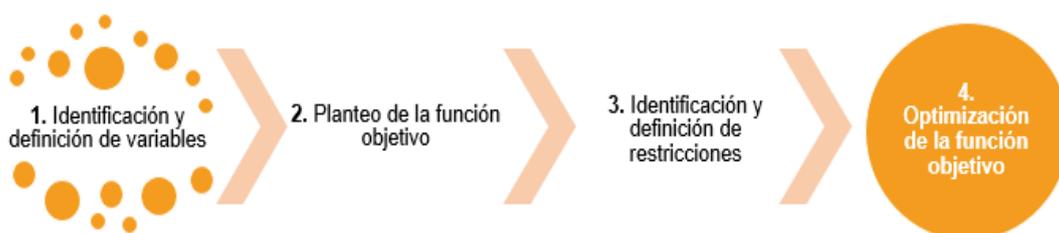


Ilustración 16. Método de aplicación de programación lineal. Elaboración propia.

4.4.1 Identificación y selección de variables

En este paso se busca la selección de las variables que se utilizarán para la formulación de la función objetivo a optimizar, la función de facturación. Como se detalla en la sección 4.3 (Análisis de los datos y selección de características), se identificó una relación entre las variables Gasto en TS y Facturación Neta, que permitiría plantear la facturación en función del gasto en TS.

Teniendo en cuenta la estacionalidad de las ventas de cerveza descrita anteriormente, se utiliza el periodo de un año completo, móvil al mes más próximo del que se busque optimizar.

4.4.2 Planteo de la función objetivo

En este paso se busca definir la función objetivo a optimizar, es decir, la función que permite obtener la facturación neta utilizando como variable el gasto en TS. Para ello, se utilizó la técnica de regresión lineal “mínimos cuadrados”, en la que, dados un conjunto de pares ordenados —variable independiente (Gasto en TS) variable dependiente (Facturación Neta)— y una familia de funciones, se intenta encontrar la función continua, dentro de dicha familia, que mejor se aproxime a los datos, de acuerdo con el criterio de mínimo error cuadrático. En la ilustración 17 se observa gráficamente la función obtenida a partir de una regresión lineal de mínimos cuadrados; cada punto corresponde a una categoría de un distribuidor de Central entre agosto 2019 y julio 2020, y la recta es la mejor aproximación al conjunto de datos.

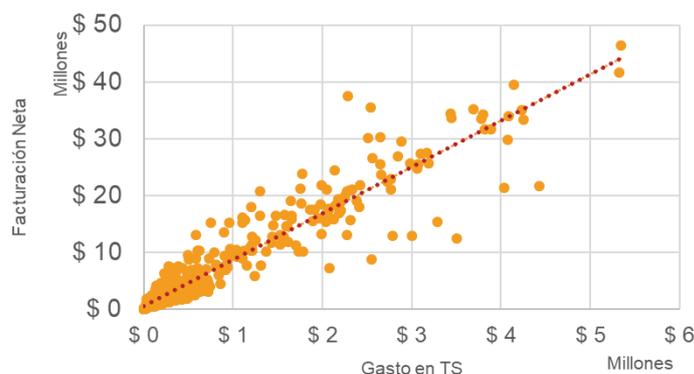


Ilustración 17. Regresión lineal del gasto en TS y facturación por distribuidor y segmento. Elaboración propia.

Marco metodológico

La función obtenida se puede expresar analíticamente como la sumatoria para cada distribuidor de la sumatoria de para cada segmento de cerveza comercializado de la suma entre un término independiente y el producto de la variable independiente (gasto en TS) y un coeficiente para dicho segmento y distribuidor. Esto es:

Ecuación 1: Función de facturación a partir del gasto en TS

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_{ij} x_{ij} + b_{ij}$$

Donde:

n: cantidad de distribuidores

m: cantidad de segmentos considerados

x: TS a asignar al segmento j del distribuidor i

a_{ij}: coeficiente del segmento j del distribuidor i

b_{ij}: termino independiente del segmento j del distribuidor i

En la tabla 1 se muestra la aplicación de la función de facturación desarrollada al mes de julio 2020 y la facturación real de dicho mes, siendo la variación total entre ambas del 2,3%. Cada distribuidor tiene una apertura de su gasto en TS y facturación por segmento, en la tabla muestra dicha apertura únicamente para el primero a modo de ejemplo.

Tabla 1. Ejemplo función de facturación y facturación real a partir del gasto en TS. Elaboración propia.

| DISTRIBUIDOR | GASTO TS | FUNCION FACT | FACT REAL |
|---|----------------------|-----------------------|-----------------------|
| ARRODIMEZ S.A. | \$ 1.813.347 | \$ 16.642.340 | \$ 14.923.428 |
| HECO | \$ 333.271 | \$ 2.715.967 | \$ 2.762.236 |
| CORE PLUS | \$ 179.459 | \$ 1.840.286 | \$ 1.409.698 |
| MAIN | \$ 1.202.738 | \$ 11.474.583 | \$ 10.248.811 |
| VALUE | \$ 97.878 | \$ 611.505 | \$ 502.684 |
| DELINTER S.A. | \$ 3.302.886 | \$ 32.612.083 | \$ 31.921.126 |
| GIBERAL S.A. | \$ 3.248.445 | \$ 29.359.683 | \$ 30.364.600 |
| LINCOLN REFRESCOS S.A. | \$ 1.725.240 | \$ 13.067.642 | \$ 14.216.836 |
| LUAN BEER S.R.L. | \$ 2.651.626 | \$ 22.968.076 | \$ 23.322.929 |
| MARIANO FERNANDEZ E HIJOS S.R.L. | \$ 3.150.297 | \$ 32.567.057 | \$ 30.715.922 |
| MONTI Y CIA S.A. | \$ 2.390.650 | \$ 18.460.129 | \$ 17.640.963 |
| PEREZ LUCAS Y PEREZ DARIO | \$ 993.918 | \$ 9.530.395 | \$ 9.351.105 |
| RSR CAFARATTI S.R.L. | \$ 2.085.717 | \$ 21.679.164 | \$ 21.345.535 |
| SAN FRANCISCO DISTRIBUCIONES SRL | \$ 993.701 | \$ 7.329.128 | \$ 7.837.038 |
| VIFOOD S.A. | \$ 2.417.984 | \$ 25.494.827 | \$ 22.945.859 |
| TOTAL | \$ 24.773.811 | \$ 229.710.524 | \$ 224.585.343 |

4.4.3 Identificación y definición de restricciones

En este paso se buscan las restricciones que limitan los valores que pueden tomar las variables. Dichos límites están dados por particularidades propias del negocio y de la demanda.

La primera restricción está dada por el límite del presupuesto a asignar a cada segmento y distribuidor. Debido a que no es posible asignar más recursos de los disponibles, se planteó la restricción como: la sumatoria del presupuesto de TS asignado no puede ser mayor al presupuesto total a asignar.

La segunda restricción está relacionada a la demanda, la cual nunca es infinita en términos prácticos. Es decir que por más bajo que sea el precio en el mercado la demanda no crecerá de manera ilimitada. Por otra parte, existe competencia que también reacciona ante un cambio de precios, con lo cual la participación de mercado no podrá ser del 100%. Para esta restricción se estableció un límite máximo en la facturación expresado como el crecimiento máximo que se proyecta para cada segmento en base a la facturación del mes anterior. A fin de simplificar dicha estimación, se clasificaron los distribuidores en dos grupos: *distribuidores en mercados desarrollados* y *distribuidores en mercados subdesarrollados*, estableciendo límites en la facturación para cada segmento y grupo.

La tercera restricción está relacionada a una estrategia del negocio. Cada distribuidor existe para distribuir el producto en una zona específica que la empresa considera importante de servir. Por lo cual, aunque no sea económicamente eficiente asignar recursos a un distribuidor en particular, es necesario hacerlo para llegar a todos los clientes de dicha zona y ejecutar correctamente la estrategia comercial.

Al igual que la anterior, la cuarta restricción responde a consideraciones propias del negocio. CMQ lleva adelante una estrategia de incrementar las ventas de la categoría "High End", la cual proporciona mayor margen de contribución, por lo que es imprescindible mantener la estrategia de precios definida y para ello se debe asegurar un mix de venta

mínimo de esta categoría. Dicho mix se calcula como la facturación del segmento sobre la facturación total.

En resumen, en este paso se identificaron cuatro restricciones al modelo de asignación, las cuales se pueden plantear de forma sintética como:

1. Presupuesto a asignar de TS fijo.
2. Límite máximo de crecimiento de facturación por segmento.
3. Asignación mínima de presupuesto de TS por distribuidor.
4. Mix HE mínimo para cada distribuidor.

4.4.4 Optimización de la función objetivo

En este paso se aplica el modelo de programación lineal para la optimización de la función objetivo, esto es la maximización de la función de facturación definida en la sección 4.4.2, de acuerdo con las restricciones identificadas en el apartado anterior (sección 4.4.3).

El modelo de programación lineal se aplicó mediante el algoritmo “simplex”, el cual es un método muy usado para la resolución de este tipo de problemas y fue elegido como uno de los 10 algoritmos más importantes del siglo XX (Cipra, 2000).

Inicialmente el modelo se desarrolló en el lenguaje de programación Python, pero debido a que se busca que la herramienta esté disponible para la toma de decisiones, y teniendo en cuenta que en el área de la empresa donde se utilizará se manejan mayormente herramientas de ofimática, se optó por hacer el desarrollo en un archivo de Excel con la utilización del complemento "Solver" para resolver problemas de programación lineal. En la ilustración 18 se muestra un esquema de la estructura de dicho archivo.

| DISTRIBUIDOR | TS ASIGNADO | % TS TOTAL | FACT NETA |
|-----------------------|-------------|-------------------------------|-------------|
| Distribuidor 1 | \$xx | TS asignado / TS total | \$xx |
| HECO | \$xx | x% | \$xx |
| CORE PLUS | \$xx | x% | \$xx |
| MAIN | \$xx | x% | \$xx |
| LOW | \$xx | x% | \$xx |
| Distribuidor 3 | \$xx | TS asignado / TS total | \$xx |
| HECO | \$xx | x% | \$xx |
| CORE PLUS | \$xx | x% | \$xx |
| MAIN | \$xx | x% | \$xx |
| LOW | \$xx | x% | \$xx |
| Distribuidor 3 | \$xx | TS asignado / TS total | \$xx |
| HECO | \$xx | x% | \$xx |
| CORE PLUS | \$xx | x% | \$xx |
| MAIN | \$xx | x% | \$xx |
| LOW | \$xx | x% | \$xx |
| TOTAL | \$xx | | \$xx |

Regresión lineal de la facturación en función del gasto en TS

Presupuesto TS a asignar por segmento/distribuidor con programación lineal

Ilustración 18. Estructura del archivo con modelo de optimización. Elaboración propia.

En la ilustración 19 se muestra la configuración de parámetros utilizada en la herramienta Solver para la optimización mediante programación lineal, utilizando el método de resolución "Simplex LP", que permite encontrar el máximo global de la función objetivo.

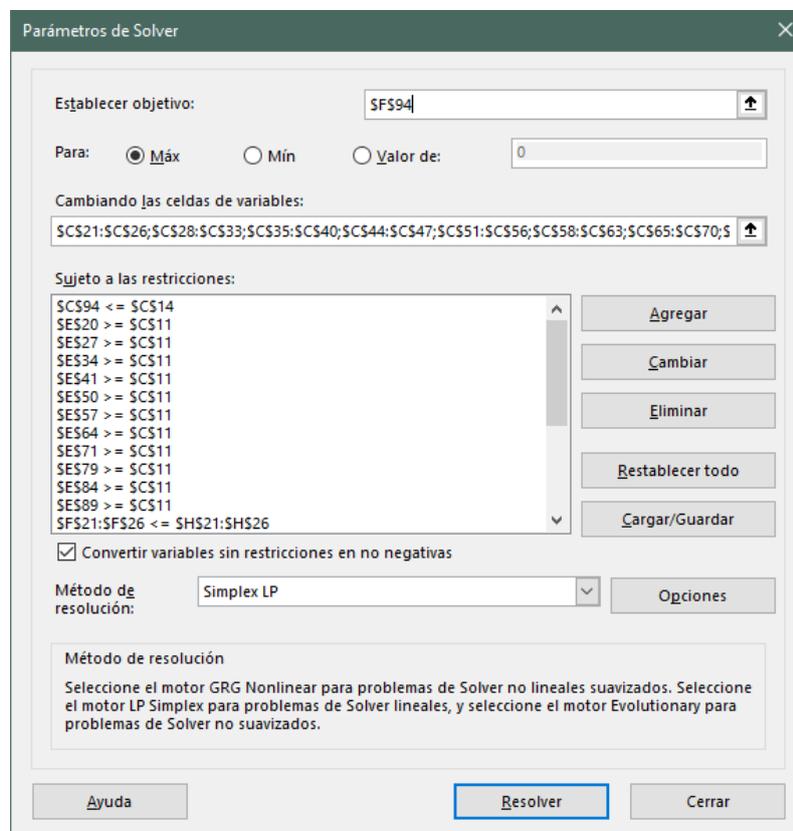


Ilustración 19. Configuración de parámetros en Solver. Elaboración propia.

4.5 Evaluación

En esta fase se evalúa el grado de acercamiento del modelo a los objetivos de negocio definidos en la sección 4.1.

Para la evaluación del modelo se simuló para el mes de julio 2020 la optimización en la asignación del presupuesto de promoción comercial (TS) y facturación que hubiese supuesto, y se comparó con la asignación y facturación real de dicho mes. En el anexo B se muestra la tabla con la asignación y facturación reales para julio de 2020, mientras que en el anexo C se encuentra la tabla con la asignación y facturación simuladas a partir de la aplicación del modelo. Como resultado se observa un incremento del 7,2% en la facturación total, lo cual se resume en la ilustración 20.

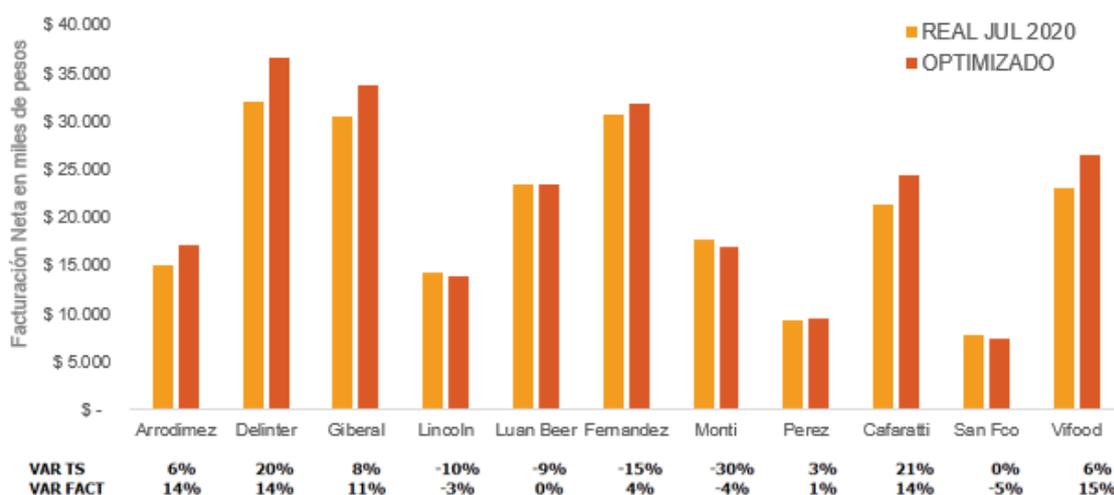


Ilustración 20. Facturación neta por distribuidor real julio 202 y valores optimizados. Elaboración propia.

En la ilustración 21 se muestra la variación por variación en la asignación del presupuesto de TS optimizado con respecto al gasto real julio 2020 por distribuidor, expresado en miles de pesos. Se puede observar que no varía el presupuesto a asignar (gasto real de julio 2020) y el asignado a través del modelo, variando únicamente la asignación para cada distribuidor.

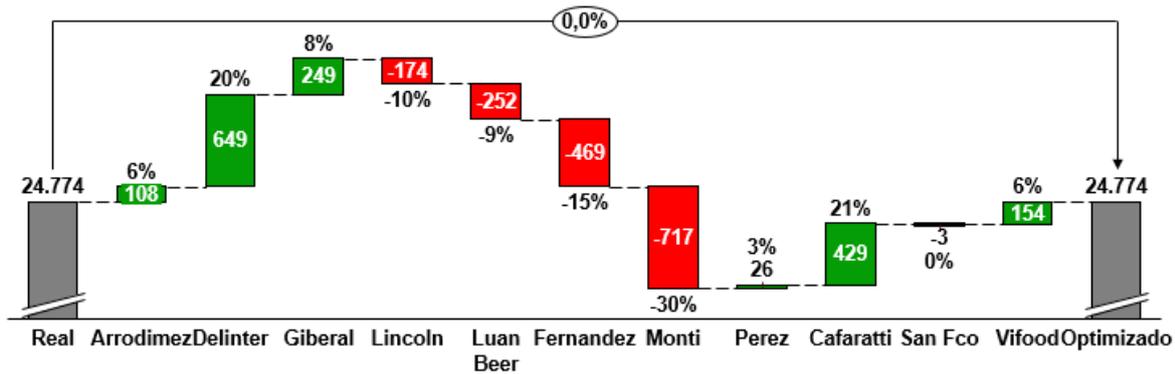


Ilustración 21. Variación asignación del presupuesto de TS optimizado con respecto al gasto real julio 2020 por distribuidor, expresado en miles de pesos. Elaboración propia.

En la ilustración 22 se observa la variación en la facturación como resultado de la variación en la asignación del presupuesto, produciendo un aumento total de la facturación del 7,2%.

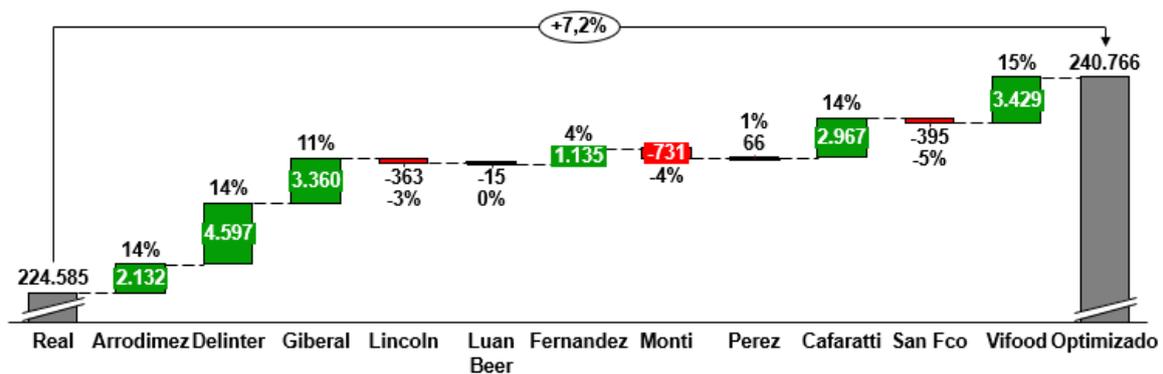


Ilustración 22. Variación facturación neta real julio 2020 con respecto a la facturación optimizada por distribuidor, expresado en miles de pesos. Elaboración propia.

4.6 Despliegue

El objetivo último de esta fase es realizar el despliegue de los resultados obtenidos de forma que sea propagado a los usuarios finales. Tal como se detalló anteriormente, la implementación efectiva del modelo desarrollado queda a criterio de la empresa y está comprendido fuera del alcance de este trabajo. Sin embargo, en esta etapa se llevará a cabo una implementación parcial a modo de experimento piloto del uso del modelo y se definirá la estandarización para asegurar que los resultados obtenidos se mantengan en el tiempo.

4.6.1 Experimento Piloto

Para el experimento piloto se seleccionaron tres distribuidores que representan en conjunto el 19% de la facturación neta promedio, lo que es equivalente al 20% del volumen comercializado, y gastan el 21% del presupuesto de promoción comercial (TS) en promedio de junio a agosto de 2020. En el gráfico de torta de la ilustración 23 se observan resultados los tres distribuidores seleccionados y su participación en la facturación promedio neta.

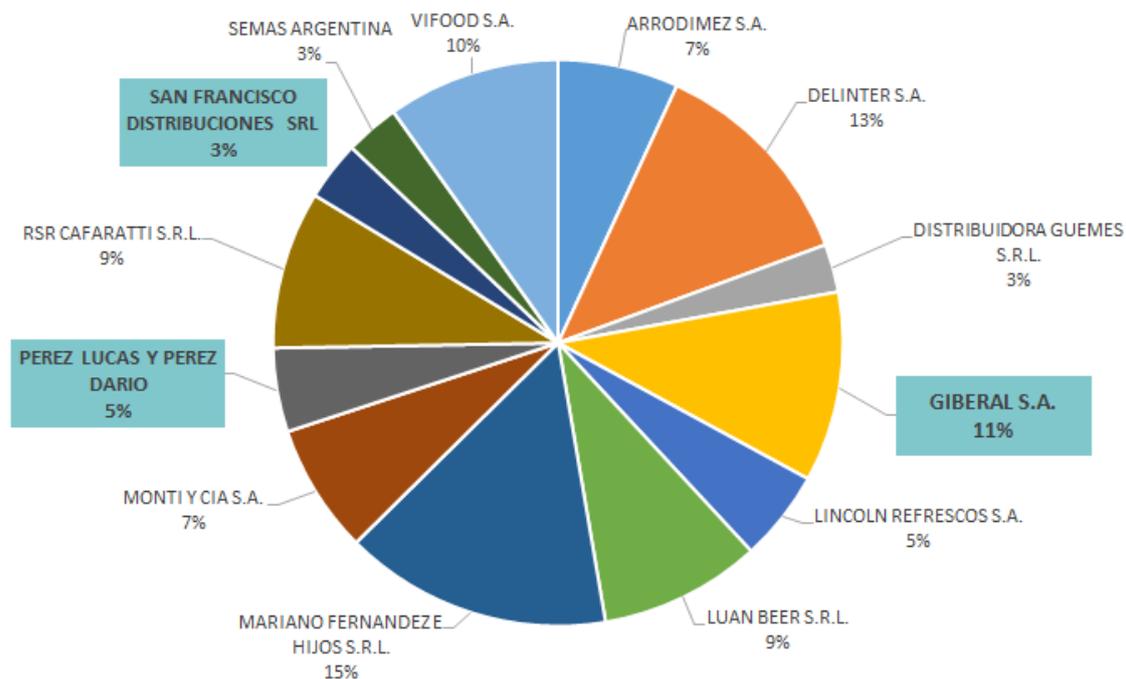


Ilustración 23. Participación en la facturación total por distribuidor, promedio junio a agosto 2020.
Elaboración propia.

La selección de estos se vio motivada a la flexibilidad que disponen para implementar cambios, la compatibilidad de sus sistemas, y el hecho de ser una muestra representativa del total de distribuidores de la región central.

Para la implementación del modelo se tomó como presupuesto base para la asignación se tomó un porcentaje del presupuesto total disponible para el mes de septiembre. El mismo corresponde al porcentaje de participación del grupo en el gasto de TS desde junio a agosto 2020.

Marco metodológico

En cuanto a las restricciones de facturación máxima por segmento, se calculó como la tasa de estacionalidad de septiembre con un incremento correspondiente al crecimiento esperado de la industria para la plaza correspondiente a los distribuidores del piloto.

En la tabla 2 se exponen los resultados obtenidos de la ejecución del modelo, los cuales establecen el presupuesto a asignar a cada categoría de cada distribuidor, y la consiguiente facturación neta esperada. En verde y rojo se resaltan los incrementos del presupuesto y disminuciones del presupuesto respectivamente, con respecto al mes de agosto 2020.

Tabla 2. Resultados del modelo de optimización. Elaboración propia.

| Optimizado | | | | |
|-------------------------------------|--------------|------------|--------|---------------|
| DISTRIBUIDOR | TS ASIGNADO | % TS TOTAL | vs MA | FACT NETA |
| GIBERAL S.A. | \$ 3.563.100 | 74% | ↑ 17% | \$ 36.918.494 |
| HECO | \$ 354.378 | 10% | ↓ 0% | \$ 3.576.462 |
| CORE PLUS | \$ 110.656 | 3% | ↓ -1% | \$ 3.049.446 |
| MAIN | \$ 3.078.826 | 86% | ↑ 2% | \$ 30.004.730 |
| LOW | \$ 19.240 | 1% | ↓ -1% | \$ 287.856 |
| PEREZ LUCAS Y PEREZ DARIO | \$ 818.550 | 17% | ↓ -12% | \$ 15.291.733 |
| HECO | \$ 130.684 | 16% | ↑ 6% | \$ 1.510.523 |
| CORE PLUS | \$ 95.213 | 12% | ↑ 8% | \$ 591.798 |
| MAIN | \$ 590.149 | 72% | ↓ -13% | \$ 13.033.302 |
| LOW | \$ 2.504 | 0% | ↓ -1% | \$ 156.110 |
| SAN FRANCISCO DISTRIBUCIONES | \$ 433.350 | 9% | ↓ -4% | \$ 8.003.617 |
| HECO | \$ 128.148 | 30% | ↑ 4% | \$ 1.195.606 |
| CORE PLUS | \$ 64.263 | 15% | ↑ 2% | \$ 848.405 |
| MAIN | \$ 240.059 | 55% | ↓ -5% | \$ 5.941.627 |
| LOW | \$ 880 | 0% | ↓ 0% | \$ 17.980 |
| TOTAL | \$ 4.815.000 | 100% | | \$ 60.213.844 |

La presentación y el análisis de los resultados obtenidos a partir de la asignación realizada se presentan y exponen en el apartado "Resultados" (sección 5).

4.6.2 Estandarización

Uno de los principios de CMQ señala sobre la organización que: *“siempre buscamos mejores resultados. Lideramos cambios, tomamos riesgos y aprendemos con nuestros errores.”* (Cervecería y Maltería Quilmes, 2020). Siguiendo este principio, se decidió elevar el nivel de estandarización del proceso de asignación de presupuesto de TS entre distribuidores para asegurar resultados óptimos que se mantengan en el tiempo. Para ello, se definieron

Marco metodológico

acciones que buscan elevar el nivel de estandarización actual, evaluado como nivel 1: dependiente de la capacitación y entrenamiento del responsable del proceso.

El nuevo estándar llega al nivel 4 con controles visuales, lo que permitiría mantener los resultados logrados en el tiempo, y su propagación a otras regiones de la empresa. En la ilustración 24 se observan las acciones que corresponden a cada nivel en la escala de estandarización.



Ilustración 24. Acciones de estandarización del proceso de asignación de presupuesto de TS. Elaboración propia.

Como parte del nuevo estándar, se definió el proceso que se debe seguir para la asignación del presupuesto de TS entre distribuidores, el mismo se muestra gráficamente mediante un diagrama de actividades en la ilustración 25.

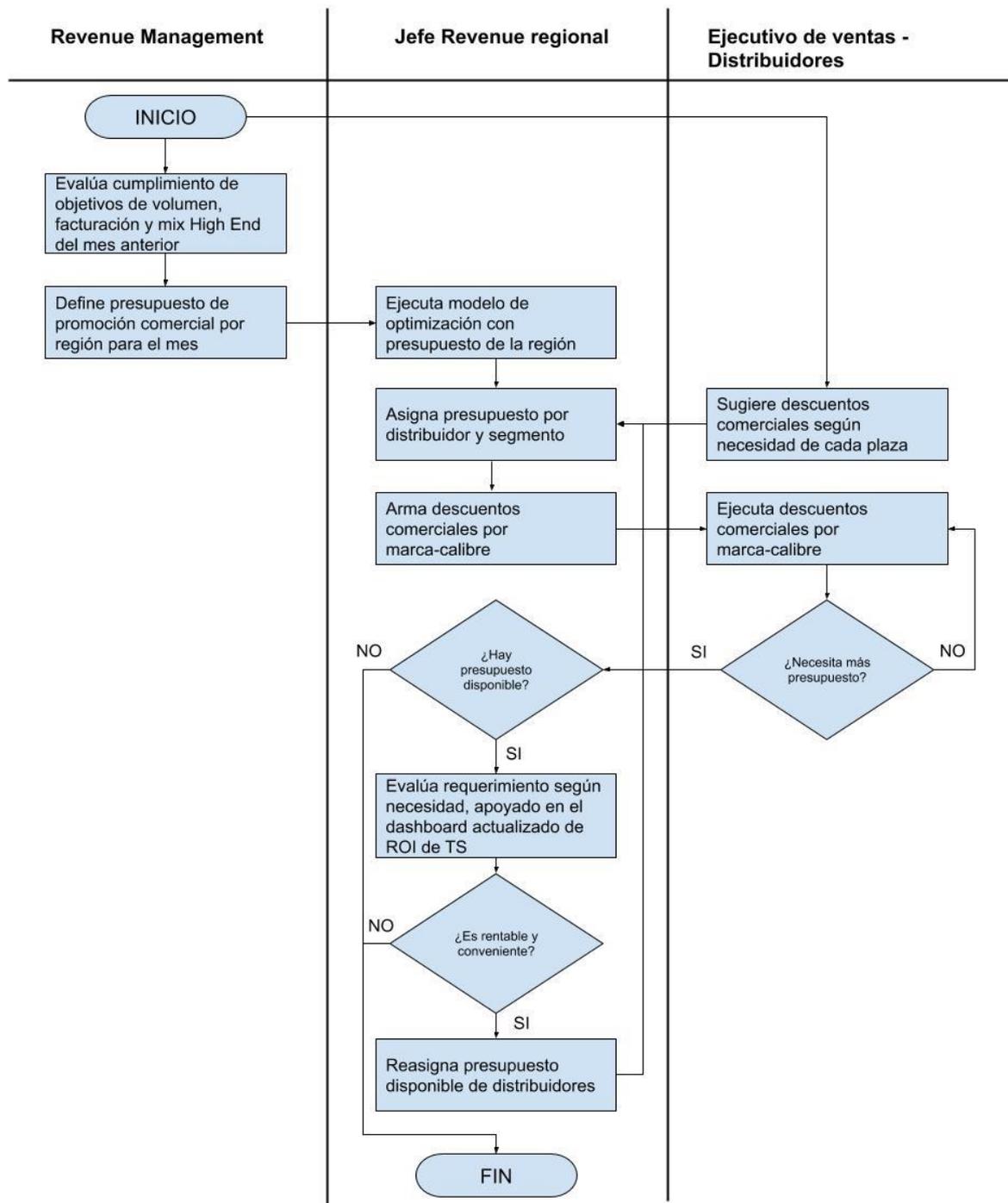


Ilustración 25. Proceso de asignación del TS estandarizado. Elaboración propia.

5 Resultados

En esta sección se presentan y analizan los resultados obtenidos a partir del experimento piloto llevado a cabo durante el mes de septiembre 2020, cuya implementación se especifica en la sección 4.6 del marco metodológico correspondiente al despliegue del modelo.

Los resultados se obtuvieron al final del periodo experimental, una vez finalizado el mes de septiembre. En principio se observó que los distribuidores del piloto redujeron su participación en el gasto en TS en 0,9% con respecto al mes anterior, y aumentaron su participación en la facturación en 1,8%. En las ilustraciones 26 y 27 se observa la participación del gasto en TS por distribuidor y la variación de agosto a septiembre respectivamente.

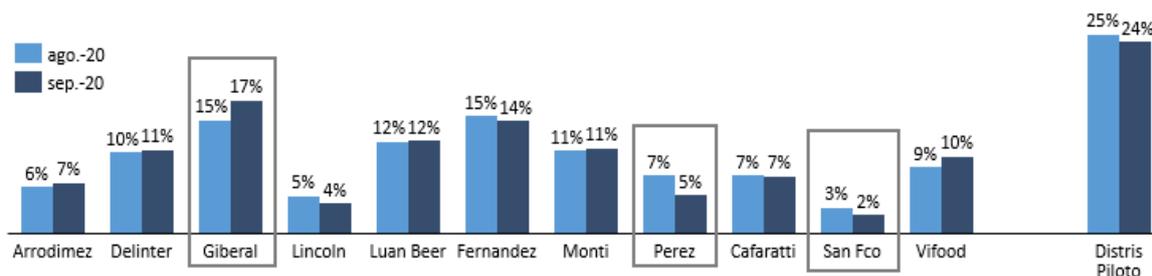


Ilustración 26. Participación del gasto por distribuidor en agosto y septiembre 2020.

Elaboración propia.

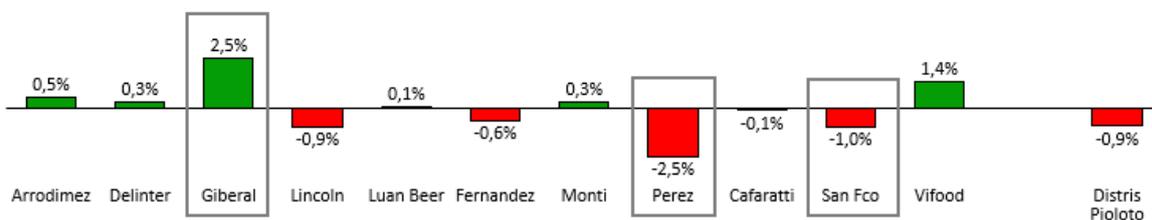


Ilustración 27. Variación en el gasto de TS entre agosto y septiembre 2020. Elaboración propia.

Resultados

En las ilustraciones 28 y 29 se muestra la participación por distribuidor en la facturación de agosto y septiembre 2020, y la variación mensual respectivamente.

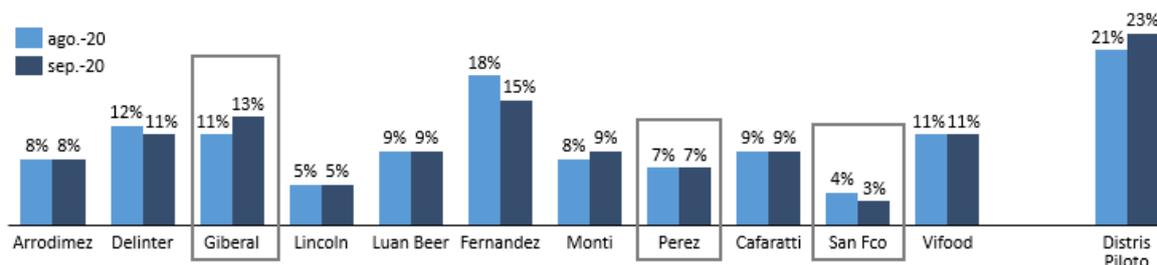


Ilustración 28. Participación en la facturación por distribuidor entre agosto y septiembre 2020.

Elaboración propia.

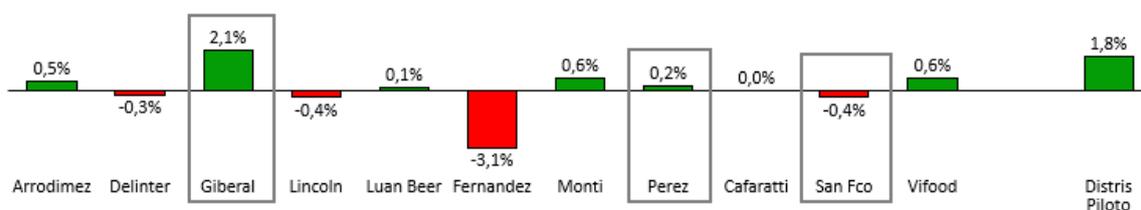


Ilustración 29. Variación en la facturación entre agosto y septiembre 2020. Elaboración propia.

A continuación, se presenta el análisis del resultado por distribuidor obtenido del experimento piloto:

- **Giberal** aumentó 2,5% la participación del gasto de TS con respecto al mes anterior, con un consiguiente aumento del 2,1% de su participación en la facturación neta respecto al mes anterior.

La contribución a la facturación de este distribuidor no se vio incrementada en la misma proporción que el gasto en TS, este fenómeno es posible explicarlo por acciones de la competencia con importantes descuentos en marcas Core con lo cual fue necesario destinar más presupuesto en este segmento, quitando a otros para no perder participación de mercado.

Resultados

- **Perez** disminuyó la participación del gasto de TS en 2,5% con respecto a agosto, aumentando su participación en la facturación neta en 0,2% en el mismo periodo. En este caso, el gasto según los resultados del modelo permitió asignar el presupuesto de cada categoría dentro del distribuidor e incluso disminuir el presupuesto del distribuidor, para redireccionarlo a Giberal.
- **San Francisco** disminuyó 1% la participación del gasto de TS con respecto al mes anterior, disminuyendo también su participación en la facturación, pero en menor medida (-0,4% vs MA).

Reasignar el presupuesto para cada categoría del distribuidor permitió liberar recursos; aunque se esperaba que, con dicha reasignación, la contribución en la facturación total de San Francisco incrementará 1%. Esto no ocurrió así posiblemente por restricciones en la operación debido a casos de COVID-19 en su fuerza de ventas.

6 Conclusiones

Es de vital importancia para las organizaciones su rápida adaptación al actual entorno volátil, incierto, cambiante y ambiguo (VICA, por sus siglas). En este sentido, contar con herramientas que permitan tomar decisiones ágilmente y basadas en datos podría marcar la supervivencia y prosperidad para una empresa.

En este trabajo se describió la situación actual en la asignación del presupuesto de promoción comercial entre distribuidores, para el cual no se disponía de un proceso estandarizado, y su exitosa ejecución dependía exclusivamente de la pericia del jefe de Revenue regional, encargado del mismo. En base a esto, se definió el objetivo de desarrollar un modelo analítico para optimizar dicha asignación con vistas a aumentar la facturación. Además, se buscó contribuir en la toma de decisiones basada en datos y a la estandarización del proceso para mantener los resultados logrados en el tiempo.

Todo el proyecto se desarrolló utilizando como marco de trabajo la metodología “Cross Industry Standard Process for Data Mining” (CRISP-DM), mediante la cual se diseñó, se creó y se probó dicho modelo. También fueron utilizadas escalas de estandarización para promover la toma de decisiones basadas en datos, y contribuir a que el proceso este guiado por estándares que permitan su réplica en el tiempo y expansión a otras áreas de la empresa.

Los resultados obtenidos muestran que la herramienta desarrollada representa una importante mejora en la asignación, distribuyendo el presupuesto de manera tal que maximiza la facturación, manteniendo la base inicial presupuestada. Por otro lado, durante la prueba se confirmó la volatilidad e incertidumbre del entorno al notar cambios en la estrategia de precios de la competencia durante el mismo mes, a los que se debe responder de manera rápida y precisa. Por ello, se debe tener en cuenta que el modelo desarrollado, no es un mapeo exacto de la realidad y pueden existir nuevas particularidades no contempladas, pero que deben ser consideradas y estudiadas al momento de la toma de decisiones. Sin embargo, más allá de las implicaciones del mencionadas, el resultado de este trabajo es una mejora del proceso de



ESCUELA DE
GRADUADOS
FCE - UNC



Conclusiones

asignación de presupuesto de promoción comercial, ya que ofrece una herramienta analítica complementaria para la asignación del presupuesto que fomenta la toma de decisiones basada en datos, y permite reducir la variabilidad del proceso mediante acciones para elevar su nivel de estandarización.

Finalmente, se plantea como desafío implementar el modelo desarrollado como parte del sistema informático de asignación de presupuesto de la empresa, conectándolo en tiempo real con datos de facturación y otras variables propias de distribuidores. Ello permitiría variar la asignación presupuestaria de manera dinámica, logrando así una optimización aún más eficiente.

Bibliografía

Capgemini Consulting. (2014). *When Digital Disruption Strikes*. Capgemini Research Institute. Recuperado de www.capgemini.com/consulting/wp-content/uploads/sites/30/2017/07/digital_disruption_1.pdf

The Boston Consulting Group (2012). *Paying for performance. Trade Spending for profitable growth*. Recuperado de <https://mkt-bcg-com-public-images.s3.amazonaws.com/public-pdfs/legacy-documents/file114560.pdf>

Scntia (septiembre 2020). *Reporte self service para supermercados y autoservicios*. Nilsen (septiembre 2020). *Reporte Situación competitiva para kioscos y tradicionales*.

Maheshwari, A. (2018). *Data Analytics Made Accessible*. Edición de Kindle.

Jones, H. (2018). *Data Analytics: An Essential Beginner's Guide To Data Mining, Data Collection, Big Data Analytics For Business, And Business Intelligence Concepts*. Edición de Kindle.

Rouse, M. (2016). *Data Analytics*. TechTarget. Recuperado de <http://searchdatamanagement.techtarget.com/definition/data-analytics>

Microsoft (2020). *Definir y resolver un problema con Solver*. Recuperado de <https://support.microsoft.com/es-es/office/definir-y-resolver-un-problema-con-solver>

Azevedo, A., Santos, M. (2008). *KDD, SEMMA and CRISP-DM: a parallel overview*. IADIS European Conference Data Mining

Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., Wirth, R. (2000). *CRISP-DM 1.0: Step-by-step Data Mining Guide*. SPSS.

Villena Román, J. (2016). *CRISP-DM: La metodología para poner orden en los proyectos*. Recuperado de <https://www.sngular.com/es/data-science-crisp-dm-metodologia/>

Eppen, G.D., Gould, F.J. (2000). *Investigación de operaciones en la ciencia administrativa*. Editorial Pearson.

Salazar López, B. (2019). *Programación lineal*. Ingeniería Industrial Online. Recuperado de <https://www.ingenieriaindustrialonline.com/investigacion-de-operaciones/programacion-lineal/>

Antonio Arreola Risa y Jesús S. Arreola Risa (2005). *Programación Lineal: Una Introducción a la toma de Decisiones Cuantitativa*. International Thomson Editor.

Cipra, Barry A. (16 de mayo de 2000). *The Best of the 20th Century: Editors Name Top 10 Algorithms*. SIAM News, Volume 33, Number 4. Recuperado de <https://web.archive.org/web/20180131201339/https://www.siam.org/news/news.php?id=637>

Marchetti, L. M. (2017). *Reducción de principales pérdidas organizacionales en una empresa manufacturera*. [Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Córdoba]. Recuperado de <https://rdu.unc.edu.ar/bitstream/handle/11086/6310/Marchetti%2C%20Luz%20Maria.%20Reduccion%20de%20principales%20perdidas%20organizacionales....pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Cervecería y Maltería Quilmes (2017). *Inducción a los programas de excelencia*. ABInbev University.

Anexos

Anexo A: Marcas y segmentos

| Negocio | Segmento | Marca |
|------------------------|------------------|-------------------|
| Cervezas | Value | Iguana |
| | | Iguana Summer |
| | | Honover |
| | | Bajo Cero |
| | Core | Quilmes |
| | | Brahma |
| | | Andes |
| | Core Plus | Budweiser |
| | | Andes Origen |
| | High End | Patagonia |
| | | Stella Artois |
| | | Corona |
| | | Temple |
| Goose Island | | |
| Aguas | Importadas | |
| | Eco de los andes | |
| | Glaciar | |
| | Nestle | |
| Bebidas no alcohólicas | Gaseosas | Awafrut |
| | | Pepsi |
| | | 7 Up |
| | | Mirinda |
| | | Paso de los toros |
| | | H2OH! |
| | Jugos | Guraná |
| | Isotonicas | Tropicana |
| Energizantes | Gatorade | |
| Vinos | | Red Bull |
| | | Dantante Robino |
| | | Novocento |
| | | Capriccio |
| | | Atelier |
| | Blasfemia | |

Anexo B: Asignación TS y facturación real para julio de 2020

| DISTRIBUIDOR | TS ASIGNADO | % TS/FAC | % TS TOTAL | FACT NETA |
|-----------------------------------|----------------------|------------|-------------|-----------------------|
| ARRODIMEZ S.A. | \$ 1.813.347 | 12% | 7% | \$ 14.923.428 |
| HECO | \$ 333.271 | 12% | 18% | \$ 2.762.236 |
| CORE+ | \$ 179.459 | 13% | 10% | \$ 1.409.698 |
| MAIN | \$ 1.202.738 | 12% | 66% | \$ 10.248.811 |
| VALLE | \$ 97.878 | 19% | 5% | \$ 502.684 |
| DELINTER S.A. | \$ 3.302.886 | 10% | 13% | \$ 31.921.126 |
| HECO | \$ 724.374 | 15% | 22% | \$ 4.821.440 |
| CORE+ | \$ 559.047 | 11% | 17% | \$ 4.938.555 |
| MAIN | \$ 1.988.891 | 9% | 60% | \$ 21.854.497 |
| VALLE | \$ 30.574 | 10% | 1% | \$ 306.634 |
| GIBERAL S.A. | \$ 3.248.445 | 11% | 13% | \$ 30.364.600 |
| HECO | \$ 319.484 | 13% | 10% | \$ 2.375.687 |
| CORE+ | \$ 240.150 | 12% | 7% | \$ 2.064.679 |
| MAIN | \$ 2.651.136 | 10% | 82% | \$ 25.577.949 |
| VALLE | \$ 37.675 | 11% | 1% | \$ 346.285 |
| LINCOLN REFRESCOS S.A. | \$ 1.725.240 | 12% | 7% | \$ 14.216.836 |
| HECO | \$ 325.244 | 19% | 19% | \$ 1.738.043 |
| CORE+ | \$ 193.521 | 14% | 11% | \$ 1.335.751 |
| MAIN | \$ 1.199.173 | 11% | 70% | \$ 11.075.233 |
| VALLE | \$ 7.302 | 11% | 0% | \$ 67.809 |
| LUAN BEER S.R.L. | \$ 2.651.626 | 11% | 11% | \$ 23.322.929 |
| HECO | \$ 346.391 | 9% | 13% | \$ 3.899.568 |
| CORE+ | \$ 151.200 | 13% | 6% | \$ 1.144.525 |
| MAIN | \$ 2.150.511 | 12% | 81% | \$ 18.239.968 |
| VALLE | \$ 3.523 | 9% | 0% | \$ 38.868 |
| MARIANO FERNANDEZ E HDOS | \$ 3.150.297 | 10% | 13% | \$ 30.715.922 |
| HECO | \$ 462.962 | 9% | 15% | \$ 5.025.945 |
| CORE+ | \$ 921.308 | 13% | 29% | \$ 6.986.354 |
| MAIN | \$ 1.764.116 | 9% | 56% | \$ 18.656.029 |
| VALLE | \$ 1.912 | 4% | 0% | \$ 47.594 |
| MONTI Y CIA S.A. | \$ 2.390.650 | 14% | 10% | \$ 17.640.963 |
| HECO | \$ 631.763 | 20% | 26% | \$ 3.118.365 |
| CORE+ | \$ 189.661 | 11% | 8% | \$ 1.706.252 |
| MAIN | \$ 1.569.226 | 12% | 66% | \$ 12.816.345 |
| VALLE | | | | |
| PEREZ LUCAS Y PEREZ DARIO | \$ 993.918 | 11% | 4% | \$ 9.351.105 |
| HECO | \$ 216.438 | 12% | 22% | \$ 1.741.287 |
| CORE+ | \$ 63.808 | 13% | 6% | \$ 497.375 |
| MAIN | \$ 706.910 | 10% | 71% | \$ 7.047.077 |
| VALLE | \$ 6.762 | 10% | 1% | \$ 65.366 |
| RSR CAFARATTI S.R.L. | \$ 2.085.717 | 10% | 8% | \$ 21.345.535 |
| HECO | \$ 376.511 | 13% | 18% | \$ 2.992.634 |
| CORE+ | \$ 226.162 | 12% | 11% | \$ 1.812.715 |
| MAIN | \$ 1.475.592 | 9% | 71% | \$ 16.481.431 |
| VALLE | \$ 7.452 | 13% | 0% | \$ 58.756 |
| SAN FRANCISCO DISTRIBUCION | \$ 993.701 | 13% | 4% | \$ 7.837.038 |
| HECO | \$ 225.833 | 16% | 23% | \$ 1.397.328 |
| CORE+ | \$ 114.062 | 14% | 11% | \$ 797.538 |
| MAIN | \$ 647.576 | 12% | 65% | \$ 5.589.423 |
| VALLE | \$ 6.231 | 12% | 1% | \$ 52.749 |
| VIFOOD S.A. | \$ 2.417.984 | 11% | 10% | \$ 22.945.859 |
| HECO | \$ 601.299 | 13% | 25% | \$ 4.558.252 |
| CORE+ | \$ 365.850 | 10% | 15% | \$ 3.663.324 |
| MAIN | \$ 1.450.836 | 10% | 60% | \$ 14.724.284 |
| VALLE | | | | |
| TOTAL | \$ 24.773.811 | 11% | 100% | \$ 224.585.343 |

Anexo C: Asignación y facturación simuladas del modelo

| Optimizado | | | | | |
|--------------------------------------|----------------------|------------|-------------|-----------|--------------------|
| DISTRIBUIDOR | TS ASIGNADO | % TS/FAC | % TS TOTAL | | FACT NETA |
| ARRODIMEZ S.A. | \$ 1.921.448 | 11% | 8% | \$ | 17.075.839 |
| HECO | \$ 491.143 | 14% | 26% | \$ | 3.388.535 |
| CORE PLUS | \$ 146.307 | 9% | 8% | \$ | 1.665.695 |
| MAIN | \$ 1.203.276 | 10% | 63% | \$ | 11.477.217 |
| VALUE | \$ 80.722 | 15% | 4% | \$ | 544.393 |
| DELINTER S.A. | \$ 3.951.621 | 11% | 16% | \$ | 36.508.606 |
| HECO | \$ 1.045.526 | 18% | 26% | \$ | 5.872.422 |
| CORE PLUS | \$ 673.319 | 12% | 17% | \$ | 5.827.493 |
| MAIN | \$ 2.205.438 | 9% | 56% | \$ | 24.477.527 |
| VALUE | \$ 27.337 | 8% | 1% | \$ | 331.165 |
| GIBERAL S.A. | \$ 3.497.444 | 10% | 14% | \$ | 33.514.131 |
| HECO | \$ - | 0% | 0% | \$ | 2.141.473 |
| CORE PLUS | \$ 177.108 | 7% | 5% | \$ | 2.433.499 |
| MAIN | \$ 3.278.532 | 11% | 94% | \$ | 28.565.044 |
| LOW | \$ 41.804 | 11% | 1% | \$ | 374.115 |
| LINCOLN REFRESCOS S.A. | \$ 1.551.131 | 11% | 6% | \$ | 13.874.837 |
| HECO | \$ - | 0% | 0% | \$ | 702.308 |
| CORE PLUS | \$ - | 0% | 0% | \$ | 695.035 |
| MAIN | \$ 1.545.534 | 12% | 100% | \$ | 12.404.261 |
| LOW | \$ 5.597 | 8% | 0% | \$ | 73.233 |
| LUAN BEER S.R.L. | \$ 2.399.878 | 10% | 10% | \$ | 23.356.833 |
| HECO | \$ - | 0% | 0% | \$ | 2.058.067 |
| CORE PLUS | \$ - | 0% | 0% | \$ | 827.950 |
| MAIN | \$ 2.395.517 | 12% | 100% | \$ | 20.428.838 |
| LOW | \$ 4.361 | 10% | 0% | \$ | 41.978 |
| MARIANO FERNANDEZ E HIJOS S.R | \$ 2.680.821 | 8% | 11% | \$ | 31.862.647 |
| HECO | \$ - | 0% | 0% | \$ | 2.663.223 |
| CORE PLUS | \$ 665.965 | 8% | 25% | \$ | 8.259.685 |
| MAIN | \$ 2.011.171 | 10% | 75% | \$ | 20.888.338 |
| LOW | \$ 3.685 | 7% | 0% | \$ | 51.402 |
| MONTI Y CIA S.A. | \$ 1.673.941 | 10% | 7% | \$ | 17.019.601 |
| HECO | \$ - | 0% | 0% | \$ | 1.263.192 |
| CORE PLUS | \$ - | 0% | 0% | \$ | 1.382.495 |
| MAIN | \$ 1.673.941 | 12% | 100% | \$ | 14.373.913 |
| LOW | \$ - | 0% | 0% | \$ | - |
| PEREZ LUCAS Y PEREZ DARIO | \$ 1.020.081 | 11% | 4% | \$ | 9.319.026 |
| HECO | \$ 351.313 | 17% | 34% | \$ | 2.041.007 |
| CORE PLUS | \$ 39.257 | 7% | 4% | \$ | 586.981 |
| MAIN | \$ 621.660 | 9% | 61% | \$ | 6.620.443 |
| LOW | \$ 7.851 | 11% | 1% | \$ | 70.595 |
| RSR CAFARATTI S.R.L. | \$ 2.514.522 | 10% | 10% | \$ | 24.314.765 |
| HECO | \$ 468.423 | 13% | 19% | \$ | 3.651.019 |
| CORE PLUS | \$ 209.236 | 10% | 8% | \$ | 2.141.087 |
| MAIN | \$ 1.830.203 | 10% | 73% | \$ | 18.459.202 |
| LOW | \$ 6.660 | 10% | 0% | \$ | 63.456 |
| SAN FRANCISCO DISTRIBUCIONES | \$ 990.952 | 13% | 4% | \$ | 7.445.052 |
| HECO | \$ 309.941 | 18% | 31% | \$ | 1.704.741 |
| CORE PLUS | \$ 114.103 | 12% | 12% | \$ | 943.332 |
| MAIN | \$ 560.358 | 12% | 57% | \$ | 4.738.851 |
| LOW | \$ 6.550 | 11% | 1% | \$ | 58.129 |
| VIFOOD S.A. | \$ 2.571.969 | 10% | 10% | \$ | 26.375.772 |
| HECO | \$ 572.774 | 10% | 22% | \$ | 5.558.320 |
| CORE PLUS | \$ 274.296 | 6% | 11% | \$ | 4.324.364 |
| MAIN | \$ 1.724.900 | 10% | 67% | \$ | 16.493.088 |
| LOW | \$ 0 | 0% | 0% | \$ | - |
| TOTAL | \$ 24.773.811 | 10% | 100% | \$ | 240.667.110 |