

Tipo de documento: Tesis de maestría

Master in Management + Analytics

Optimización del calendario promocional para la industria retail

Autoría: *Fernández, Valeria*

Año académico: *2023*

¿Cómo citar este trabajo?

Fernández, V. (2023) "Optimización del calendario promocional para la industria retail". [*Tesis de maestría. Universidad Torcuato Di Tella*]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella

<https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/12099>

El presente documento se encuentra alojado en el Repositorio Digital de la Universidad Torcuato Di Tella bajo una licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 2.5 Argentina (CC BY-NC-SA 2.5 AR)

Dirección: <https://repositorio.utdt.edu>



MASTER IN MANAGEMENT + ANALYTICS

OPTIMIZACIÓN DEL CALENDARIO
PROMOCIONAL PARA LA INDUSTRIA RETAIL

TESIS

Valeria Fernández

Mayo 2023

Tutor: Javier Marengo

Resumen

Los supermercados en Argentina se desarrollaron desde la década de 1950, teniendo un crecimiento exponencial a partir de la década de los '90, concentrando hoy en día un tercio de la venta de los canales minoristas.

Dentro del canal moderno, varias cadenas se disputan la fidelidad de los clientes, que en un contexto de incesante inflación, buscan a cada momento los mejores precios, en un intento de mantener su poder adquisitivo.

Es por este comportamiento que las cadenas necesitan tener una estrategia promocional eficiente, que logre atraer a tantos clientes sea posible pero sin descuidar los márgenes de ganancia del negocio.

Este trabajo busca una respuesta a dicha necesidad, con el objetivo de proveer a las cadenas de una herramienta dinámica que, a cada momento, le permita estimar de forma fiel la demanda que cada uno de los ítems tendrá ante distintos niveles de descuento, y poder construir un mix óptimo de promociones que conduzca a incrementar las ventas.

A partir de los datos históricos de una de las cadenas líderes en el mercado argentino, se realizó una estimación de demanda para un grupo reducido de SKUs, con el objetivo de que sirva de puntapié para luego expandir el modelo a todos los ítems que maneja la cadena. A partir de los resultados, se construyó un modelo de optimización que busca maximizar las unidades vendidas, tomando en cuenta una serie de restricciones, en donde la más importante implica mantener un mínimo de rentabilidad exigido.

Los resultados del modelo aplicado, que logra una mejora mayor al 25% en volumen de unidades vendidas respecto al escenario actual de promociones, refuerzan la idea inicial de que utilizar los datos pasados para optimizar el mix de promociones permite maximizar las unidades vendidas sin resignar ganancias. A pesar de que el criterio de los category managers sigue siendo importante a la hora de definir las acciones a realizar, concluimos que una herramienta basada en los datos resulta imprescindible para mejorar las promociones que se le ofrecen a los clientes, asegurando su fidelidad a la marca y aumentando la cuota de mercado de las cadenas.

Abstract

From 1950, and particularly since 1990, Argentina saw the development of supermarkets grow exponentially. Nowadays this channel represents a third of the sales of all channels.

Within the modern channel, chains fight for the loyalty of customers who constantly seek for the best prices, trying to maintain their purchasing power in a context of incessant inflation.

It is because of this behavior that chains must define an efficient promotional strategy that attracts as many customers as possible without reducing the profit margins of the business.

This thesis seeks an answer to this need, with the goal of providing a dynamic tool that allows to estimate the demand of each item at different discount levels, and to be able to reach an optimal mix of promotions.

Based on the historical data of one of the leaders in Argentine market, a demand estimation was made for a small group of SKUs, with the aim of later expanding the model to all the products of the chain. Based on the results, an optimization model that seeks to maximize the units sold was built, taking into account many restrictions, being the most important the minimum required profitability.

The results, where an improvement of more than 25% of units sold compared to the current promotions' scenario is achieved, reinforce the initial idea that using past data to optimize the mix of promotions allows sales to be maximized without sacrificing profit. Despite the fact that the category managers' knowledge is still important when defining the actions to be carried out, we conclude that a data-based tool is essential to improve the promotions offered to customers, ensuring their loyalty to the brand and increasing the market share of the chain.

Índice

1. Introducción	7
1.1. Contexto.....	7
1.2. Problema.....	9
1.2.1. Revisión de Literatura	9
1.2.2. Definición del problema.....	12
1.3. Objetivo.....	13
2. Datos	15
2.1. Estructura de los datos	15
2.2. Análisis descriptivo	16
2.3. Definiciones y modificaciones a la base de datos.....	31
3. Metodología	33
3.1. Estimación de la demanda.....	33
3.1.1. Supuestos	33
3.1.2. Formulación.....	34
3.1.3. Ejecución	36
3.2. Optimización de las promociones.....	39
3.2.1. Notación	40
3.2.2. Reglas de Negocio	41
3.2.2.1. Restricción en los porcentajes de descuento posibles.....	41
3.2.2.2. Restricción de margen comercial a alcanzar	41
3.2.2.3. Restricción de cantidad de promociones activas	42
3.2.2.4. Restricciones sobre los productos.....	42
3.2.3. Formulación del Problema	43
3.2.4. Ejecución	47
4. Resultados	49
4.1. Performance global del modelo	49
4.2. Selección de los niveles de descuento.....	52
4.3. Variación del margen comercial semanal.....	55
4.4. Variación del mix de productos accionados	57
5. Conclusiones.....	60
6. Mejoras y trabajo futuro	62
Referencias	65

Apéndice A. Detalle de la base de datos	67
Apéndice B. Modelo en ZIMPL	70
Apéndice C. Detalle de los resultados del modelo de estimación de demanda	73
Apéndice D. Detalle de los resultados obtenidos en el modelo de optimización.....	75

Índice de Tablas

Tabla 1 - Organización interna de la compañía	18
Tabla 2 - Proporción de la muestra con venta por semana	36
Tabla 3 - Media del r^2 del modelo para cada familia de productos	37
Tabla 4 - Resultados de los tres modelos ejecutados vs. los resultados reales y real ajustado	49
Tabla 5 - Promedio de ítems accionados a cada nivel de descuento.....	53
Tabla 6 - Márgenes comerciales por semana.....	55
Tabla 7 - Descripción de los datos bajados del BI de la empresa bajo análisis	67
Tabla 8 - Descripción de las variables agregadas a la bajada original.....	68
Tabla 9 - Descripción de variable estacionalidad creada sobre el dataset	69
Tabla 10 - Diferencias entre la realidad y el pronóstico ajustado.....	73
Tabla 11 - Diferencias entre el volumen real y el ajustado por familia de productos ...	74
Tabla 12 - KPIs semanales del modelo 1 vs. Real Ajustado	75
Tabla 13 - KPIs semanales del modelo 2 vs. Real Ajustado	75
Tabla 14 - KPIs semanales del modelo 3 vs. Real Ajustado	76
Tabla 15 - Promedio de SKUs por descuento Real y Real Ajustado	77
Tabla 16 - Promedio de SKUs por descuento Modelo 1.....	77
Tabla 17 - Promedio de SKUs por descuento Modelo 2.....	77
Tabla 18 - Promedio de SKUs por descuento Modelo 3.....	78

Índice de Figuras

Figura 1 - Organización interna de la compañía.....	17
Figura 2 - Cantidad de ítems a la venta por semana promocional (2021-2022).....	19
Figura 3 - Venta Total por Subdepartamento (2021-2022).....	21
Figura 4 - Venta Total Promocional por Subdepartamento (2021-2022)	21
Figura 5 - Tendencia de la venta en unidades por semana promocional (2021-2022)..	22
Figura 6 - Relación entre venta promocional y no promocional (2021-2022)	23
Figura 7 - Incidencia de la promoción por familia (2021-2022)	24
Figura 8 - Margen Comercial promedio por familia (2021-2022)	26
Figura 9 - Unidades vendidas promedio por familia (2021-2022)	27
Figura 10 - Precio Medio de los productos de cada familia de productos (2021-2022)	28
Figura 11 - Venta neta promedio por familia (2021-2022)	29

Figura 12 - Peso de la promoción en las unidades vendidas por familia de productos (2021-2022)	30
Figura 13 - Performance del modelo en el training set por familia de producto	37
Figura 14 - Performance del modelo en el test set por familia de producto.....	38
Figura 15 - Variación de KPIs entre los modelos y el pronóstico de demanda para las promociones ejecutadas en la realidad	50
Figura 16 - Cantidad de productos accionados a cada nivel de descuento	54
Figura 17 - Cantidad de acciones por familia por modelo.....	58

1. Introducción

1.1. Contexto

Considerando la definición de Real Academia Española (RAE), un supermercado es cualquier *“establecimiento comercial de venta al por menor en el que se expenden todo género de artículos alimenticios, bebidas, productos de limpieza, etc., y en el que el cliente se sirve a sí mismo y paga a la salida”*.

Según un informe del Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca (Ablin, 2012), en Argentina, hasta 1950 había un predominio de pequeños establecimientos altamente especializados, que se dedicaban al comercio minorista de una o pocas categorías de productos. Desde mitad del siglo XX y sobre todo desde fines de la década de 1980, cuando el país se abrió a inversiones extranjeras, comenzaron a llegar grandes cadenas de supermercados al país, tales como Carrefour, Walmart (hoy perteneciente a capitales nacionales y rebautizada Changomas), DIA o Cencosud, así como también comenzaron a surgir grupos locales como Coto y La Anónima. A partir de la llegada del nuevo milenio, se incorporaron al mercado los autoservicios de menor tamaño (impulsados por los establecimientos de origen asiático), que se caracterizan por contar con un único establecimiento con una o dos cajas.

Podemos ver entonces, que existe un mercado en donde hay tres jugadores principales, definidos de la siguiente manera (Nielsen, 2023):

- Comercios Tradicionales: local con atención a través de un mostrador por una persona responsable del negocio, con predominio de presencia de categorías de compra no impulsiva.
- Grandes Cadenas (Self Cadenas): Local con modalidad de atención autoservicio, con 3 o más sucursales.
- Autoservicios (Self Independiente): Local con modalidad de atención autoservicio, independientes, con menos de 3 sucursales.

A 2023, el volumen de venta de las grandes cadenas de supermercado en Argentina representa el 36% del volumen vendido en el mercado, considerando los tres jugadores antes mencionados (Nielsen, 2023).

Sin embargo, siguiendo con los datos reportados en (Ablin, 2012), en general se tiende a ver poca lealtad de los consumidores hacia una cadena o tipo de establecimiento particular. Es decir, las personas son susceptibles de cambiar el lugar en donde realizan sus compras, ya sea ante la búsqueda de mejores precios, el atractivo de las promociones realizadas por los comercios, la cercanía de los establecimientos a su hogar, u otros temas relacionados.

Por este motivo, cobran especial importancia las herramientas que tengan las cadenas para retener a los clientes que ya son compradores de la misma, como así también para atrapar nuevos clientes tanto de su competencia directa (grandes cadenas) como consumidores de otro jugador del mercado (comercios tradicionales o autoservicios independientes).

A la hora de atraer y retener clientes a través de su posicionamiento de precios, las cadenas de supermercados tienen dos estrategias posibles: ir hacia un esquema de Every Day Low Price (EDLP) o hacia las promociones (High and Low Pricing o HILO).

Una estrategia del tipo EDLP implica mantener precios bajos en todos los productos a lo largo del tiempo, mientras que las del tipo HILO conllevan mantener precios regulares más altos para accionar los productos en determinados momentos a lo largo del tiempo. Estudios previos indican que, siempre que se acompañen ambas estrategias con un paquete de comunicación hacia el cliente apropiado, ambas estrategias son rentables para los supermercados (Lal & Rao, 1997). Además, más allá de la estrategia elegida, éste no es el único factor que importa a la hora de elegir a dónde ir a comprar, sino que otros elementos, tales como la distancia entre el hogar y el supermercado o la calidad de los productos ofrecidos, tienen un papel en dicha elección (Pechtl, 2004).

En países como Argentina, donde a abril del 2023 la tasa de inflación se ubicó en un interanual mayor al 108% (INDEC, 2023), se hace imprescindible entender si estas conclusiones llevadas a cabo en mercados con bajos niveles de aumentos de precios siguen siendo válidas o no, para decidir qué tipo de estrategia utilizar.

Los factores que determinan la propensión de los consumidores al EDLP o HILO, según Pechtl (2004), pueden resumirse en:

- Ansiedad ante la variación de precios, donde una estrategia EDLP resulta más atractiva ya que le da al cliente una sensación de estabilidad en los mismos.
- Placer ante la caza de “gangas”, donde una estrategia de tipo HILO resulta recomendable ya que al cliente le aporta utilidad encontrar el producto a un precio más bajo de lo que estaba antes o en otro lugar.
- Minimización del esfuerzo, donde el EDLP vuelve a ser ganador ya que le ahorra al cliente la tarea de buscar en qué cadena se encuentra el precio más bajo.

En un contexto de alta inflación, dos de las principales ventajas de una estrategia de EDLP frente a los clientes (ansiedad y esfuerzo), son difíciles de alcanzar. Además, ante este panorama de variación de precios, los consumidores, que suelen estar atentos a dicha evolución (Cavallo, Cruces, & Perez-Truglia, 2017), tienden a perder la noción de los precios relativos entre los productos (Randazzo, 2022). Por estos motivos parece razonable que las cadenas vayan hacia un esquema de promociones, o hacia una estrategia mixta de precios bajos y promociones puntuales en algunas categorías de productos.

Por todo lo antes expuesto, la promoción es uno de los principales instrumentos que tienen los supermercados para atraer y fidelizar a sus clientes, y por ello necesitan contar con alguna herramienta que les permita optimizar su calendario promocional, de manera de no accionar una cantidad excesiva de productos, que pueda comprometer su margen de venta, pero a la vez sin ser demasiado conservadores con las promociones que ofrecen a clientes susceptibles de buscar los mejores descuentos e irse a la competencia.

1.2. Problema

1.2.1. Revisión de Literatura

Los trabajos previos sobre el tema que abarca el presente trabajo se ubican en países desarrollados con escaso nivel de inflación, por lo que al tratar el problema se enfocan en una escalera de precios finita y estable para cada producto bajo análisis. Esto parece una utopía para el caso de la compañía que vamos a analizar en los siguientes apartados de este trabajo, donde los cambios de precios ocurren varias veces al mes.

En el trabajo de Cohen et al. (2017) se pone el foco en un solo ítem, sobre el cual estima la demanda esperada en función a su historia, y luego optimiza el esquema de precios de los productos para maximizar la rentabilidad obtenida. En el modelo se demuestra que las promociones que estaba llevando a cabo la cadena aumentan la rentabilidad obtenida respecto a un escenario sin promociones, como era de esperar, pero con la optimización de las acciones se obtiene un incremento en la rentabilidad que podía ir desde un 3% a un 5% dependiendo de la libertad que tenga el modelo en la cantidad de promociones permitidas al mismo tiempo.

Este modelo es mejorado unos años después, donde los mismos autores trabajan sobre un conjunto más amplio de ítems, acercándose un poco más a la realidad, en donde los category managers (en adelante, CM, entendiendo a los mismos como los responsables de manejar una o varias categorías o familias de productos en una empresa determinada), deben tomar decisiones sobre múltiples productos al mismo tiempo, e incorporan la noción de las relaciones cross-categoría y de productos sustitutos y complementarios para mejorar las estimaciones de la demanda, y la consiguiente optimización, ampliando el modelo para una cadena con múltiples referencias (Cohen, Kalas, & Perakis, 2020). A estos resultados se suman dos trabajos en donde los autores llevan a la práctica los modelos para situaciones particulares en la industria, describiendo paso a paso de la metodología para estimar la demanda y optimizar las promociones usando el modelo propuesto por Cohen en los trabajos anteriores (Baardman, Cohen, Panchamgam, & Perakis, 2021) y también llevándolo a un caso de estudio puntual en una cadena de supermercados (Cohen & Perakis, 2017).

Tomando como base los estudios antes mencionados, posteriormente el estudio de Baardman et al. (2019) considera las formas a través de las cuales se comunican las promociones, tomando como factor fundamental para explicar la variación de la venta no solo a la baja en el precio, sino también a la comunicación que la rodea, ya sea a través de presencia en los flyers disponibles en las tiendas, cupones de descuento o publicidad en la televisión.

Además de los estudios antes mencionados, otros trabajos llaman la atención sobre un elemento a tener en cuenta a la hora de optimizar las promociones, que tiene que ver con el efecto de las mismas a través del tiempo. Ma y Fildes (2017) explican que

el aumento en la demanda de un producto no solamente puede generar una disminución en la venta de un producto competidor (sustituto), sino que también puede estar “tomando prestada” la venta del mismo producto en otro período de tiempo. Esto quiere decir que un porcentaje de las ventas adicionales de un determinado producto que se generan al accionar el mismo, corresponden al adelanto de compras futuras de ese mismo artículo, lo que conduce a una baja de los volúmenes de venta una vez terminada la promoción. Este fenómeno se agudiza en las categorías de productos no perecederos, en donde se puede hacer acopio del producto en momentos en donde está bajo alguna promoción, de manera de evitar comprar el mismo al precio regular.

Los trabajos antes citados, nos indican que a la hora de definir el calendario promocional de cualquier retail, la disponibilidad de una herramienta que nos permita optimizar las acciones a realizar, en base a la historia pasada de los productos, sus promociones y su relación con otros productos sustitutos y complementarios, es fundamental para asegurar los mejores resultados posibles.

Esto no invalida la pericia de los CM de la compañía. Tal como se ve en el primer trabajo citado, el escenario de hacer promociones de manera discrecional y con el único respaldo de la experiencia del responsable de la categoría lleva a un incremento de la venta respecto al escenario de no realizar ninguna promoción; sin embargo, al utilizar los modelos de predicción de la demanda y optimización de las promociones, se logra un incremento tanto respecto al escenario sin promociones como al escenario con promociones (Cohen, Leung, Panchamgam, Perakis, & Smith, 2017).

Las promociones constituyen, entonces, una herramienta fundamental para incrementar las ventas de los supermercados. Las mismas tienen que ser definidas analizando la historia pasada de los productos, y su relación con el resto de las categorías, teniendo en cuenta el comportamiento de los clientes, que buscan aprovechar el menor precio para abastecerse a futuro, y complementando las acciones con una buena campaña de comunicación tanto dentro de las tiendas como a través de otros medios de comunicación.

1.2.2. Definición del problema

Según la Real Academia Española, una cadena puede ser considerada de tipo discount si es un *“tipo de establecimiento minorista que vende solo o muy mayoritariamente marcas propias de productos de bajo precio y gran consumo, con bajos márgenes comerciales y con surtido reducido”*. Este trabajo se enfoca en una cadena de supermercados que opera en Argentina hace 25 años, y cuyo modelo de negocio podría considerarse cercano a este tipo, donde los precios regulares son bajos, y por lo tanto el margen unitario que se obtiene de la venta de cada uno de los productos es reducido, llevando a que sea importante definir bien las promociones que se realizan ya que una baja en el precio reduce aún más esos márgenes de venta.

En el caso puntual de la cadena sobre la cual se enfoca este trabajo, podemos considerar que tiene las características de este tipo de establecimiento sobre todo en el objetivo de mantener bajos precios, surtido reducido y bajos márgenes comerciales, a pesar de que la marca propia, si bien tiene un peso considerable en su venta, no predomina sobre la marca nacional.

Considerando que este modelo de negocios apuesta a obtener altos márgenes de rentabilidad a través de un alto volumen de venta a bajo margen comercial, compensado por controles de costos y tiendas pequeñas con pocos empleados polifuncionales (Gómez, 2023), a diferencia de los objetivos planteados por los trabajos previos antes citados, para esta cadena el objetivo es aumentar lo más posible sus volúmenes vendidos, generando un aumento del margen comercial absoluto (es decir, en pesos) y ganando cuota de mercado frente a sus competidores.

Actualmente, la decisión de qué productos accionar, por cuánto tiempo y con qué nivel de descuento recae exclusivamente en el CM responsable de los mismos. Esto lleva a ineficiencias tales como:

- Que cada CM defina sus promociones sin considerar qué productos accionará el resto de las categorías.
- Que la decisión sea arbitraria, basada en la experiencia de cada CM.
- Que los proveedores tengan mucha injerencia en las promociones activas, ya que el CM es influenciado por las bonificaciones que le ofrece el proveedor si acciona uno u otro producto.

- Que se accionen productos que se venderían de todas formas a su precio regular.

Esto muchas veces deriva en una excesiva cantidad de productos accionados donde solo algunos muestran un buen desempeño, acarreando problemas colaterales en las tiendas, tales como:

- El incremento del trabajo de los colaboradores de tienda ante los múltiples cambios de precios y la cartelería que hay que colgar en góndola.
- La presión excesiva a Supply Chain, debido a que debe constantemente ajustar los envíos de ciertos productos a tienda.
- La falta en tienda de productos accionados, ya que ante la convivencia de muchas promociones al mismo tiempo y el poco espacio en tiendas (muchas de ellas de escasos metros cuadrados), no hay lugar para reforzar tanto como sería deseable los productos accionados.

Por este motivo, se hace indispensable contar con alguna herramienta que ayude al CM a la hora de establecer cuáles van a ser las promociones que activará a lo largo de las semanas promocionales, dándole visibilidad acerca de la performance que podrán tener dichas promociones, y ayudándolo a trabajar conjuntamente con el resto de los jefes de categoría, de manera de obtener un calendario promocional bien integrado.

1.3. Objetivo

El objetivo del presente trabajo es obtener un modelo dinámico donde a través de la estimación de la demanda de cada SKU para diferentes niveles de precio, se pueda optimizar el nivel de promociones, obteniendo el mayor volumen de venta posible a la vez que se alcanzan los objetivos de margen definidos.

Para alcanzar este objetivo, en primer lugar se analizan los datos contenidos en 102 semanas promocionales pertenecientes a los años 2021 y 2022. Se seleccionan un grupo de categorías para construir el modelo, en base a su participación actual en las promociones y la correlación que presentan respecto a la suba y baja de sus precios de venta. Sobre este grupo de productos, se corre un modelo de regresión lineal múltiple, para obtener sus pronósticos de demanda para cuatro semanas promocionales.

Con los pronósticos en mano, se ejecuta un modelo de programación lineal entera, en donde el objetivo es maximizar las unidades vendidas con un piso de margen comercial exigido como principal restricción. El objetivo del modelo se enfoca en las unidades vendidas debido a las prioridades internas de la compañía sobre la cual se centra este trabajo, pero podría ser tranquilamente la venta en pesos o el margen comercial.

En la Sección 2, se revisan los datos obtenidos, a través de un análisis descriptivo de los mismos, exponiendo los principales insights que podemos ver en base a los mismos. También se detallan las conversiones realizadas sobre la base original, ya sea para mejorar los datos disponibles, como para sumar información adicional a la misma.

En la Sección 3 se expone la metodología de trabajo en los dos pasos de este trabajo, que son la estimación de la demanda a través de un modelo de regresión lineal que se ejecuta a través del software R, y la optimización del calendario promocional, que se realiza a través de SCIP y se ejecuta vía consola.

En la Sección 4 se exponen los resultados obtenidos, y se compara la performance en los tres KPIs más importantes del modelo (unidades, venta en pesos y margen comercial) con distintas restricciones en el margen comercial, contra lo que realmente sucedió y lo que la estimación de demanda indica que hubiera ocurrido con las promociones efectivamente aplicadas.

Por último, en las Secciones 5 y 6 se exponen las conclusiones y se proponen mejoras a futuro de los modelos.

2. Datos

2.1. Estructura de los datos

Tal como se mencionó previamente, para realizar este trabajo se utilizan datos de una cadena de supermercados que opera en Argentina.

La base de datos provista contiene campos relativos al tiempo (año, semana), la descripción de los artículos (categoría de pertenencia, código interno, descripción, entre otros) y datos de venta (en pesos y unidades).

Además, se realiza un cruce de dicha base con otras bases internas que suman datos como comunicación de la promoción (es decir, si cuenta con presencia en folleto o en cartelería de tienda), eventos especiales (si en la semana bajo análisis ocurrieron la navidad, feriados u otra fecha importante) y porcentaje de descuento.

Para el caso de la comunicación, por no disponer de los datos, únicamente se considera la comunicación física en tiendas. Esto incluye el catálogo o folleto, que es la revista que concentra, semana a semana, las promociones más importantes; y la señalización en tienda, que abarca desde los carteles de góndola, hasta afiches especiales tanto en interior como en la fachada del establecimiento. No se incluye en este campo otro tipo de comunicación, tal como anuncios en redes sociales, medios masivos de comunicación o vía pública, debido a que la misma no es relevada de manera formal por la empresa bajo análisis. Sin embargo, sería una mejora contar con estos datos en el futuro, ya que a diferencia de la señalización en tienda, que llama la atención del cliente que entró a la misma y ya estaba dispuesto a realizar una compra, la comunicación en medios masivos es una herramienta fundamental para atraer a nuevos clientes.

En resumen, contamos con los siguientes campos en el dataset:

- Período: Incluyendo el año y la semana promocional, que en el caso de la empresa bajo análisis va de jueves a miércoles.
- Categorización del producto: En este caso, tenemos el grupo de pertenencia de cada producto, desde el nivel más bajo que es el código y descripción del artículo (que es único por SKU, por ejemplo Agua Mineral de la marca X de 500ml), pasando por la subfamilia a la que pertenece (Agua Mineral sin Gas), la familia

(Aguas Minerales), el subdepartamento y departamento (que en el caso de nuestra base es el mismo, ya que el departamento de Bebidas no se abre en distintos subdepartamentos, pero si consideramos todos los departamentos de la empresa si contaríamos con dicha subdivisión). Adicionalmente, hay un campo que determina si el producto pertenece a la marca propia de la compañía o no.

- Venta en pesos y unidades: En estos campos contamos con la venta en pesos (con y sin impuestos) y las unidades vendidas por cada producto en cada semana promocional.
- Costos y porcentajes de descuentos aplicados: El primero nos indica el costo de los productos vendidos, correspondiendo en el caso de esta empresa al costo medio de compra de las existencias en depósito. El porcentaje de descuento nos indica qué rebaja se realizó en el precio regular del producto en cada semana (siendo cero si se vende a su precio de lista).
- Tipo de comunicación: A pesar de no contar con información de la comunicación en medios, se indica la presencia de los productos en el folleto y cartelería en tienda con una variable binaria que se activa en caso de haber existido dicha comunicación.
- Fechas especiales que puedan afectar a la venta: Estos campos indican en cada semana si ocurre algún suceso que pueda afectar a la venta (Navidad, Día del Padre, Carnaval, entre otros). Se utiliza una variable binaria que se activa en caso de ocurrir alguno de estos eventos.

El detalle completo de los campos del dataset, con algunos ejemplos ilustrativos, se encuentra en el apéndice A de este mismo trabajo.

2.2. Análisis descriptivo

La estrategia promocional de la compañía bajo análisis es impulsada desde el área comercial de la empresa, que cuenta con un director comercial que tiene a su cargo a cinco departamentos que agrupan distintas clases de productos.

Los cinco departamentos de la empresa, se abren a su vez en subdepartamentos más pequeños que abarcan una serie de categorías de productos determinadas. En este punto, cabe aclarar que la empresa se organiza en cinco directores, que manejan cada

uno de estos departamentos, cuyas categorías son responsabilidad de un CM, que puede controlar una o varias familias de productos a la vez, dependiendo de la masividad de las mismas.

Los cinco directores se encuentran auxiliados por uno o más gerentes de categoría, que se encargan de coordinar a los CM en sus tareas diarias. A su vez, cada CM cuenta con asistentes que lo ayudan en las tareas administrativas.

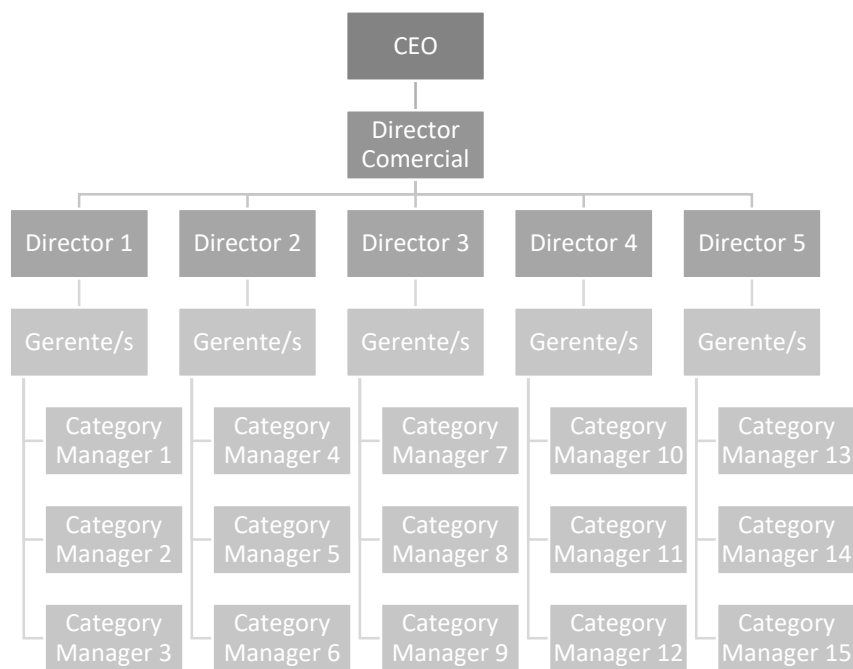


Figura 1 - Organización interna de la compañía

Los objetivos de la empresa son definidos a nivel general por casa matriz, que determina cuál será la venta en pesos, unidades y margen comercial a alcanzar. Con el objetivo general, es el departamento comercial, en conjunto con el área financiera, quién va definiendo qué porción de objetivo le va a corresponder a cada uno de dichos departamentos. Luego de realizarse esta distribución, cada director de producto va a definir qué objetivos se le asignarán a cada categoría, bajando los mismos al nivel del CM, que va a tener un determinado nivel de ventas y margen a alcanzar, y de cuya consecución va a depender el incentivo correspondiente por el objetivo cumplido (bono adicional a su salario).

La división interna de los equipos de trabajo, entonces, se determina de la siguiente manera:

Departamentos	Subdepartamentos	Ejemplos de Familias
ALMACEN	Alimentación Dulce	Azúcar, Galletas, Yerba, Café, entre otros.
	Alimentación Salada	Snacks, Harina, Conservas Vegetales, entre otros.
BEBIDAS	Bebidas	Cervezas, Gaseosas, Aguas, Vinos, entre otros.
DPH + NON FOOD	DPH	Limpieza, Higiene, Papel, entre otros.
	Non Food	Textil, Pilas, Lámparas, entre otros.
FRÍO + -	Congelados	Hamburguesas, Helados, entre otros.
	Fiambres & Quesos	Fiambres envasados, salchichas, entre otros.
	Refrigerados	Lácteos, pastas frescas, mantecas, entre otros.
PERECEDEROS	Carnes	Carne fresca
	Frutas & Verduras	Frutas frescas
	Panadería	Pan y bollería
	Ready to Eat	Platos Preparados
	Pollo	Pollo fresco

Tabla 1 - Organización interna de la compañía

Como se mencionó en el apartado anterior, la base de datos contiene la venta por cada uno de los productos de la compañía, de cada semana promocional entre los años 2021 y 2022 de todos los departamentos de la empresa.

Analizando la cantidad de referencias que presentan ventas en las 102 semanas bajo análisis, vemos el siguiente escenario:

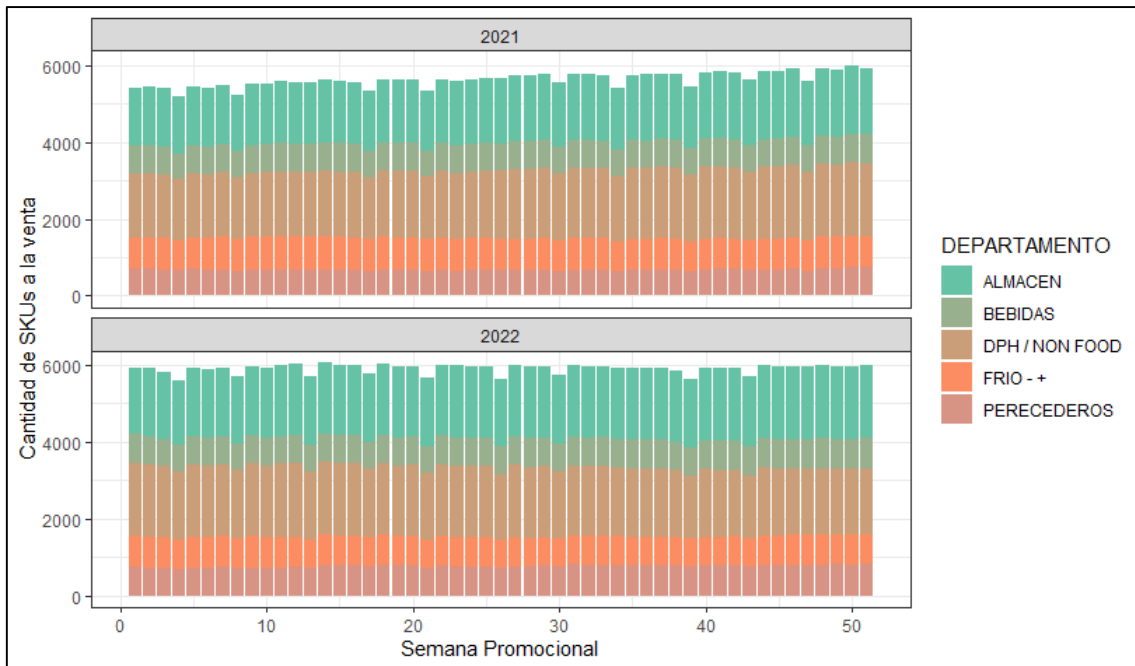


Figura 2 - Cantidad de ítems a la venta por semana promocional (2021-2022)

Aproximadamente en cada semana se observa que conviven entre 5000 y 6000 referencias, que van variando semana a semana a medida que nuevos SKUs se van dando de alta, mientras que otros se dan de baja, se liquidan y desaparecen.

A priori, se observa que en promedio hay más referencias activas en las semanas del 2022, que permanece con un nivel de SKUs más estable que en el año 2021. Además, se nota que hacia finales de año, sobre todo en las últimas 10 semanas de cada año, es donde conviven un mayor número de ítems.

Cabe mencionar que existen productos estacionales, que solamente están activos en algunos momentos del año, como pueden ser los productos de la campaña navideña. Estos productos presentan ventas únicamente en los momentos en los que están activos, por lo que no serán tenidos en cuenta en este trabajo, donde queremos enfocarnos en todo aquello que impacte en la venta regular de la empresa.

Para simplificar el análisis, se decide elegir entre los distintos departamentos para reducir el universo de SKUs a optimizar. Para ello, se analiza qué incidencia tiene la promoción en cada departamento. El objetivo final de la herramienta que se va a desarrollar es que pueda ser utilizada por todos los departamentos a la vez, de manera que las promociones se elijan en base a una visión global de las acciones más eficientes para llevar a cabo. Esto conduciría a que si un grupo de departamentos posee los

productos cuya venta bajo promoción es la más eficiente, sean éstas las que se activen, “sacrificando” promociones del resto de las categorías. Este escenario hoy en día no es posible, ya que la organización de la compañía y el incentivo que se le da a los CM (lograr objetivos de venta específicos) conducen a que cada uno de ellos se preocupe por maximizar sus propias ventas, sin pensar en las ventas globales de la compañía. Como el espacio en góndola y las capacidades logísticas son limitadas, no es posible realizar todas las acciones a la vez, por lo que la búsqueda de maximizar cada grupo de categorías de manera individual no conduce necesariamente a la maximización de todas las categorías en su conjunto, ya que las mismas van a competir entre sí por el espacio en tienda y la capacidad de distribución del stock, en el mejor de los casos, o van a generar faltas en las tiendas por no poder abastecer como corresponde.

Los resultados de este trabajo son un primer paso en dirección a tener disponible esta herramienta que, de ser llevada a la práctica, se adaptaría a todos los departamentos para lograr alcanzar una visión integral de optimización del calendario promocional a nivel compañía, y no solo para un departamento en específico, ayudando a dar una visión global que permita accionar las promociones que efectivamente van a contribuir a mejorar las ventas de la organización.

Como los supuestos sobre los que se levantan los modelos se ajustan a reglas de negocio que son válidas para todos los departamentos, entendemos que los resultados obtenidos para un grupo seleccionado de productos siguen siendo válidos para las demás categorías de la compañía. Para grupos específicos de productos, como pueden ser los productos frescos, se debería introducir alguna modificación al modelo para incorporar las características propias de este grupo de referencias (por ejemplo, que no se puede hacer acopio de los mismos, que tienen un período de caducidad más reducido, entre otros).

El análisis que se presenta a continuación es realizado utilizando R Studio.

Tomando en primer lugar las ventas totales, y considerando el período 2021-2022, se ve que el subdepartamento con mayor venta es Alimentación Dulce, seguido por Bebidas y Refrigerados.

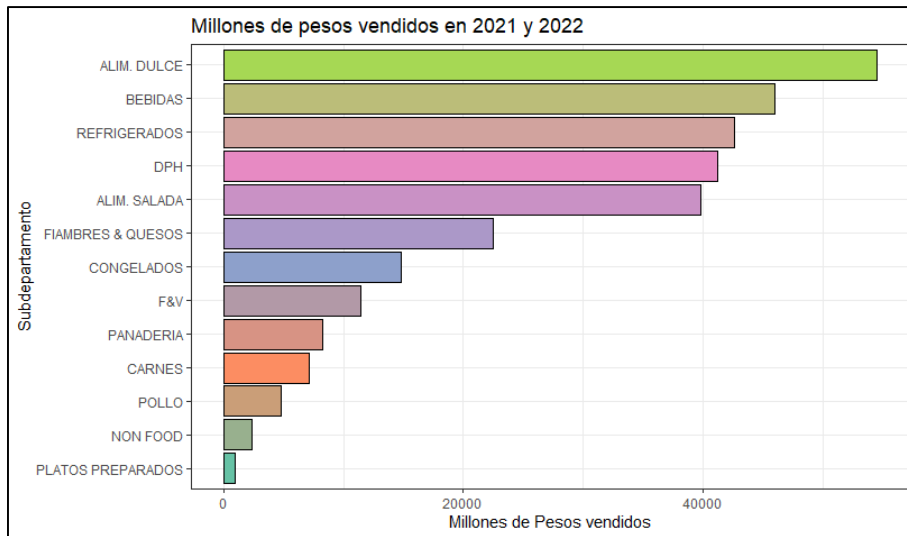


Figura 3 - Venta Total por Subdepartamento (2021-2022)

Esto tiene sentido, teniendo en cuenta que las principales categorías de consumo masivo (azúcar, yerba, leches, cervezas, aguas, entre otras) se encuentran en dichos subdepartamentos. Vemos que los productos frescos (como carnes, frutas y verduras, pollo o platos preparados) aportan poco a la venta. Las categorías más vendedoras son aquellas de consumo masivo (commodities, bebidas, refrigerados) y los productos tóxicos (DPH, donde tenemos categorías como papel, limpieza, higiene, entre otras).

Como lo que se quiere analizar es la venta promocional, si además de ver las ventas totales, ponemos el foco únicamente en todo lo que se vendió bajo cualquier tipo de promoción, se ve que el subdepartamento con más incidencia de la promoción es bebidas.

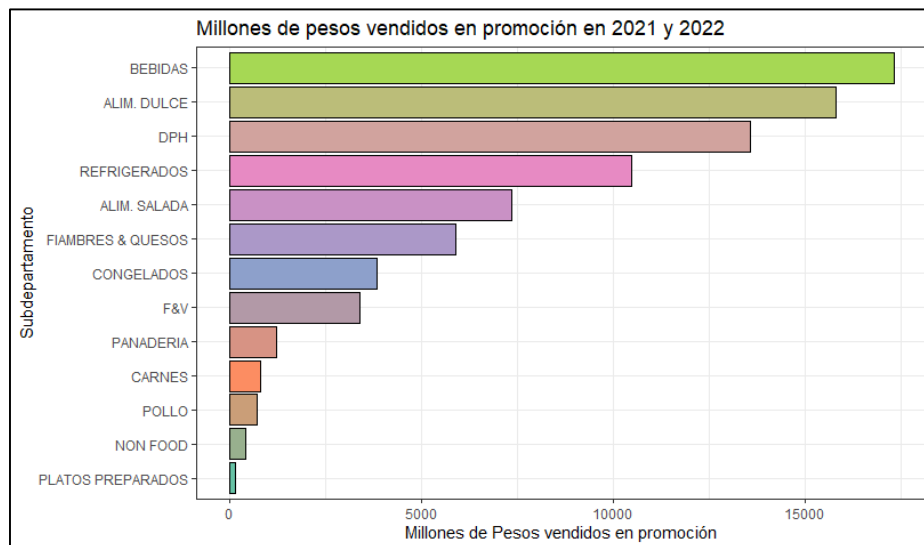


Figura 4 - Venta Total Promocional por Subdepartamento (2021-2022)

Por este motivo, se selecciona el subdepartamento de bebidas para llevar a cabo el análisis. El mismo cuenta con aproximadamente 600 SKUs promedio en los años 2021 y 2022, y está dividido a su vez en cinco familias de productos:

1. Cervezas
2. Gaseosas
3. Bebidas sin gas
4. Agua Mineral
5. Vinos

Se excluyen algunas familias de productos que tienen una estacionalidad muy marcada, como Sidras y Espumantes, ya que su esquema promocional no sigue el mismo proceso que el resto del surtido, siendo tratadas como “campañas” especiales. También se excluyen categorías pequeñas, como zumos y jugos en polvo.

Como era de esperar, este subdepartamento en su conjunto posee una estacionalidad marcada en el verano, donde su venta en unidades casi duplica las unidades vendidas durante el invierno. También se nota un pico en los últimos meses del año, coincidiendo con la temporada de fiestas.

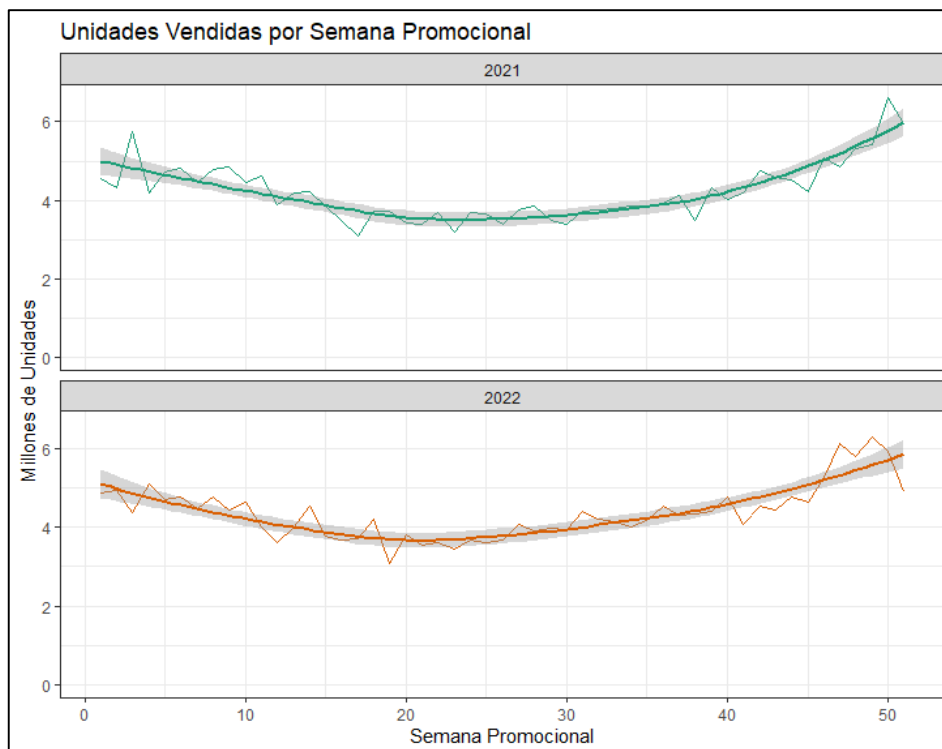


Figura 5 - Tendencia de la venta en unidades por semana promocional (2021-2022)

Este comportamiento se da en todas las familias de productos del subdepartamento, exceptuando la de vinos, donde el pico de venta se da durante los meses de invierno, probablemente influenciada por fechas importantes como el día del padre en el mes de junio.

Por otro lado, si analizamos la incidencia promocional en dichas categorías, considerando el peso de la venta promocional sobre la venta total de las mismas, vemos que el impacto que tiene la promoción en las unidades vendidas difiere en cada una de ellas.

A nivel subdepartamento, la relación entre venta promocional y no promocional es la siguiente:

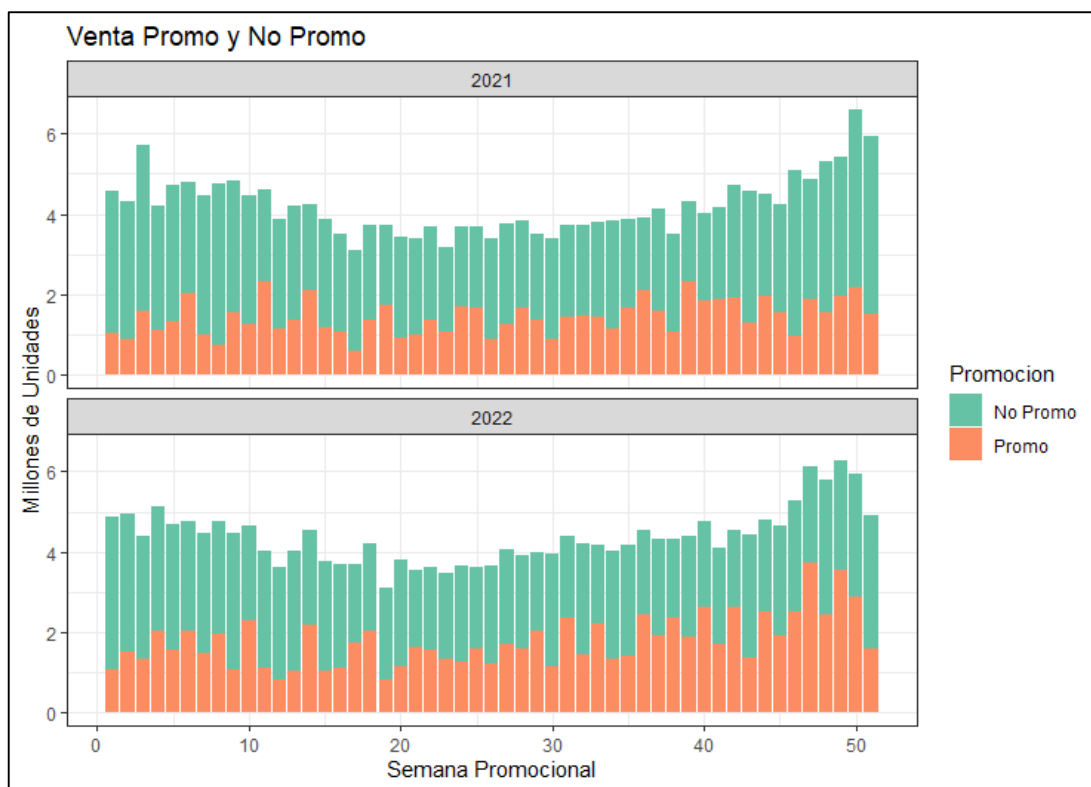


Figura 6 - Relación entre venta promocional y no promocional (2021-2022)

Se ve que la incidencia de la promoción en las unidades vendidas promedia el 30% de la venta total, con excepciones en algunos momentos del año donde la promoción toma más fuerza, como por ejemplo, la época navideña.

Sin embargo, al analizar cada familia individualmente, podemos ver que hay algunas familias donde la promoción parece ser el motor de sus ventas, mientras que en otras no tiene tanta relevancia.

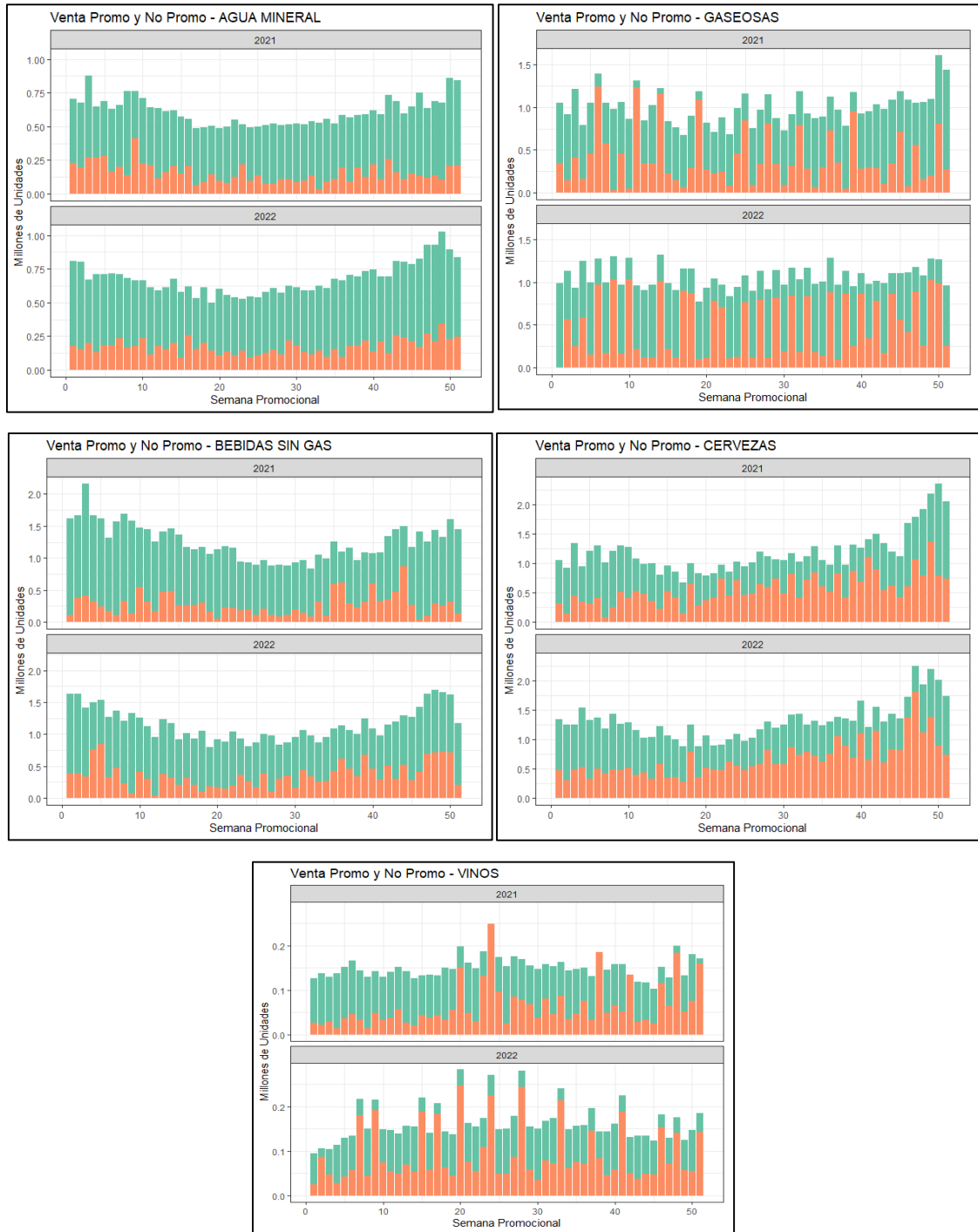


Figura 7 - Incidencia de la promoción por familia (2021-2022)

Teniendo en cuenta que la porción de las barras pintadas de rosa corresponden a venta bajo algún tipo de promoción, mientras que la parte celeste es la venta a precio regular, vemos que familias como agua mineral y bebidas sin gas no tienen tanta incidencia de la promoción semana tras semana. Por otro lado, en el caso de las familias de vinos y gaseosas, se ven picos muy importantes en la venta de aquellas semanas en donde hubo promociones.

En el caso de la familia de vinos, vemos que tanto en el año 2021 como en el año 2022, las mayores ventas se dan en aquellas semanas en donde buena parte o inclusive toda su venta estuvo accionada. Estos casos se dan cuando la compañía acciona toda la categoría (por ejemplo, 3x2 en vinos y espumantes durante toda la semana), en donde en el caso de que no haya ninguna bodega excluida, veremos que el 100% de la venta de esa semana es promocional.

La familia de cervezas muestra un nivel de venta relativamente constante, pero con un peso de la promoción que se mantiene alrededor del 50% todas las semanas.

Con estos datos, podríamos afirmar que hay tres familias que parecen depender fuertemente de las promociones, que son vinos, gaseosas y cervezas, mientras que las dos restantes parecen tener una venta más constante y menos dependiente de la promoción, que son aguas y bebidas sin gas.

Además del efecto de la promoción en las unidades vendidas, es importante también entender el margen promedio asociado a cada categoría, ya que un margen comercial mayor da más libertad a hacer promociones que un margen cercano a cero.

Entendemos por margen comercial, a la diferencia entre la venta en pesos de un producto (neto de impuestos) y el costo de los mismos. En el caso de la empresa bajo análisis, se considera como costo de un artículo al costo promedio de sus existencias en depósito (es decir, se considera el costo promedio y no el costo de reposición).

A pesar de que el margen total de la compañía incluye otros conceptos que se deducen del margen comercial (por ejemplo, costo de alquileres, servicios, salarios de los empleados, entre otros), consideramos éste ya que es el que guía las decisiones de la dirección comercial.

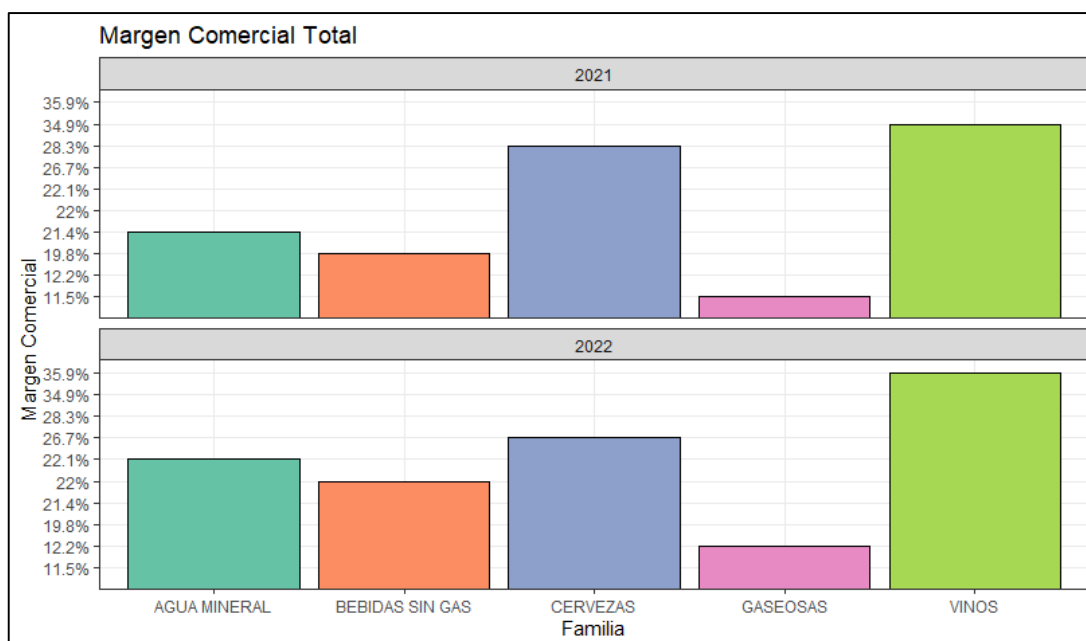


Figura 8 - Margen Comercial promedio por familia (2021-2022)

Si miramos el margen promedio semanal del 2021 y 2022, vemos que no hay muchas diferencias de un año a otro, y las diferencias relativas entre categorías se mantienen. Las categorías que obtienen un mayor margen de ventas son vinos y cervezas, estando la primera por encima de los 30 puntos, mientras que la segunda se ubica alrededor de los 25 puntos. La que menor margen obtiene son las gaseosas, que se mantienen por debajo del 10% de margen comercial. En el caso de las aguas minerales y las bebidas sin gas, vemos que ambas tienen un margen comercial similar, y se ubican alrededor de los 20 puntos de margen, no muy lejos de las cervezas.

Cabe aclarar que a la hora de hacer promociones, las mismas son negociadas por el CM directo con el proveedor, con lo cual se puede obtener una bonificación por la venta realizada en determinados momentos del tiempo a un precio menor que el regular. En el caso del presente trabajo, como no se cuenta con un dato preciso del porcentaje de devolución que se podría obtener por parte del proveedor, se considera a la diferencia entre el precio de venta al público (neto de descuentos si los hubiera) y el costo del producto como el margen comercial de cada producto. En la realidad, a esta cuenta habría que sumarle las bonificaciones del proveedor, que contribuyen a aumentar el margen comercial final.

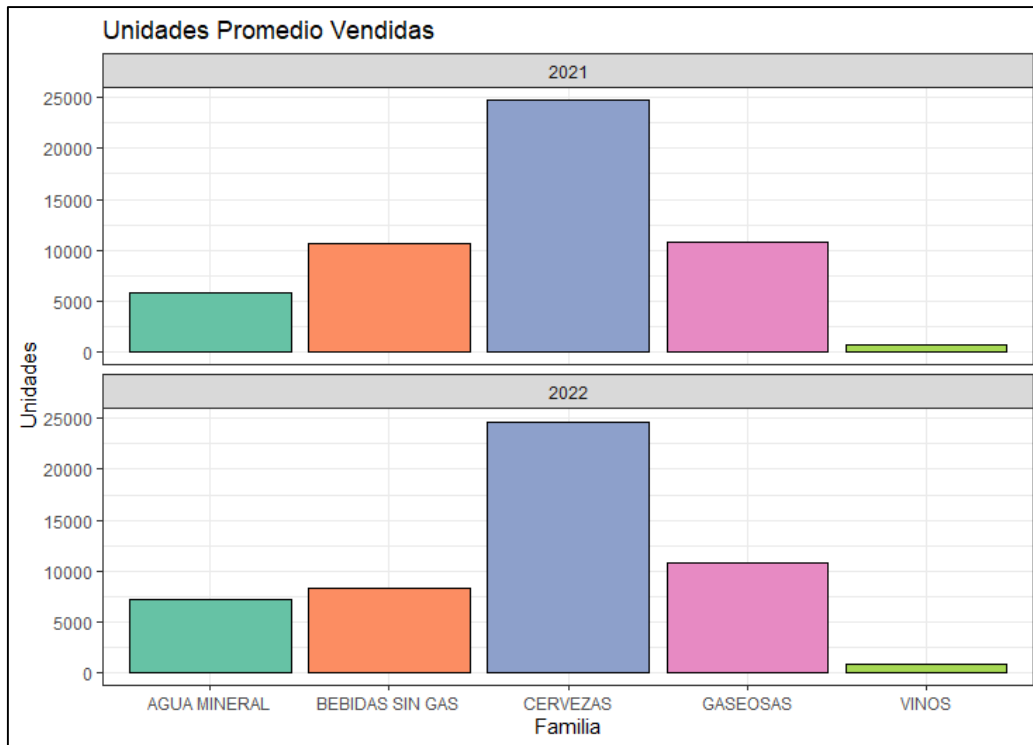


Figura 9 - Unidades vendidas promedio por familia (2021-2022)

Al analizar las unidades, se ve que el grueso de la venta del departamento se da en la categoría cervezas, seguido de gaseosas. Vinos, que es una categoría con un margen comercial importante, parece tener un volumen de venta bastante bajo. Aguas y bebidas sin gas, que muestran un margen similar a las gaseosas, tienen un volumen de venta similar, por encima de la categoría de vinos, y por debajo de gaseosas y cervezas.

Esto nos indica que, desde el lado del margen, tenemos una gran oportunidad de realizar promociones sobre las categorías de cervezas y vinos, donde tenemos mayor margen respecto a los costos de la mercadería, mientras que gaseosas, si bien es una categoría de peso en la venta, depende de las bonificaciones sobre la venta que se puedan obtener por parte de los proveedores para poder hacer promociones atractivas de cara al cliente.

Para complementar lo antes expuesto podemos ver la distribución de precios semanal de las categorías para los dos años que se describen hasta este punto. En la Figura 10 se considera el precio medio de todos los artículos que componen cada una de las cinco categorías o familias de productos que se están analizando. Se lo representa mediante un gráfico del tipo box plot de manera de ver fácilmente la distribución del precio medio anual de estos productos, y tener noción de la simetría de los mismos.

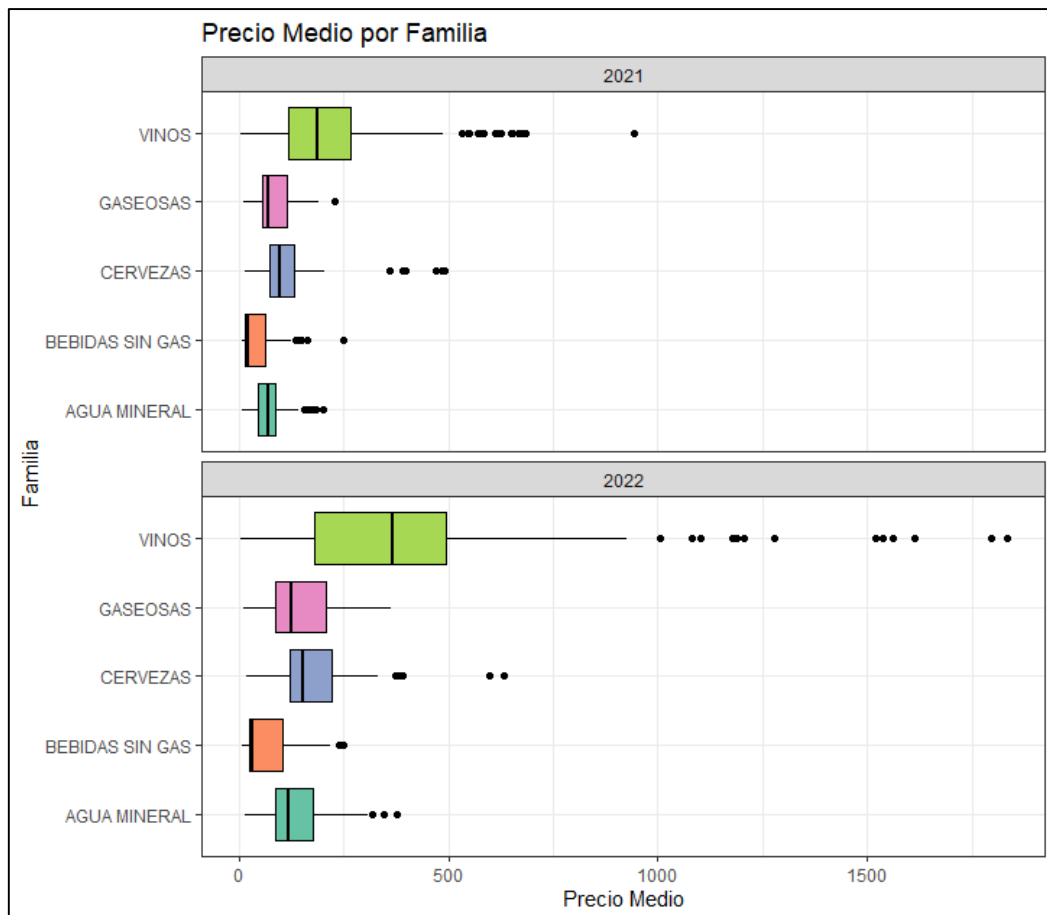


Figura 10 - Precio Medio de los productos de cada familia de productos (2021-2022)

Podemos ver que, a pesar de representar el menor volumen de venta de las familias de producto que se están analizando, la categoría de vinos es la que posee en ambos años los artículos con mayores precios. También cabe destacar que es la que mayor dispersión de precios presenta, lo cual es lógico teniendo en cuenta que la diferenciación en calidad en esta categoría es mayor que en las otras cuatro.

Contemplando esta diferencia en los precios medios de cada categoría, cabe preguntarse cómo impacta esto en la facturación de las mismas. Para ello, a continuación se expone la venta promedio semanal de cada una de las categorías, considerando la venta neta de impuestos, y abriendo la misma en los dos años que estamos analizando.

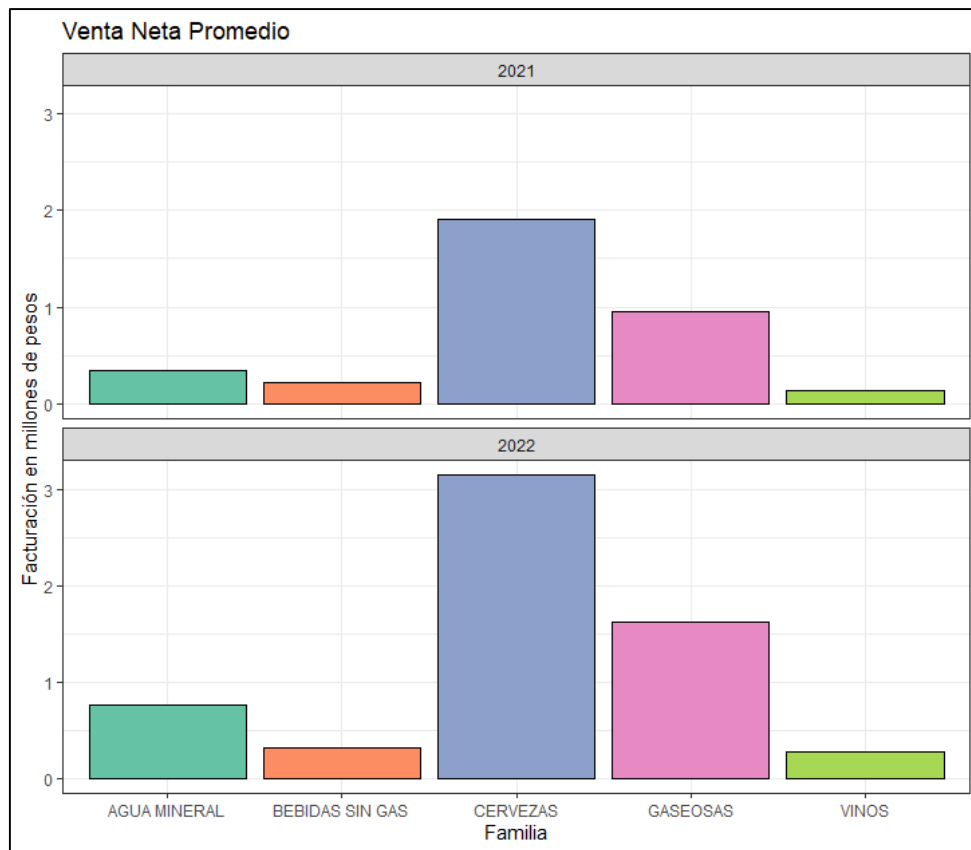


Figura 11 - Venta neta promedio por familia (2021-2022)

La familia de vinos, que en unidades tiene una participación muy baja en la venta total del departamento, aumenta su participación si consideramos la facturación de las cinco categorías. Esto guarda relación con el mayor precio medio que posee, aunque de todas formas sigue siendo una de las categorías con menor participación en la venta, siendo superada ampliamente por cervezas (que también lidera la venta en unidades) y gaseosas.

Por otro lado, vemos que la familia de bebidas sin gas, que en unidades supera a la categoría de aguas minerales, al tener un precio de venta más bajo tiene una facturación promedio menor que ésta última, llegando casi al nivel de facturación de los vinos, que tienen una venta en unidades mucho menor.

Por último, si vemos la incidencia promocional de las categorías, considerando a ésta como la proporción o el peso de la venta realizada bajo algún tipo de acción sobre la venta total, se observa:



Figura 12 - Peso de la promoción en las unidades vendidas por familia de productos (2021-2022)

Con todo lo expuesto, vemos que la categoría que lidera la venta tanto en pesos como en volumen son las cervezas, en donde la empresa ya está realizando un nivel importante de acciones sobre la categoría, ya que si observamos la Figura 12, se ve que tanto en 2021 como en 2022 el peso de la promoción en la venta en volumen ronda el 50%. En el caso de vinos, al igual que gaseosas, las promociones parecieran ser más esporádicas, pero es en esas semanas en donde se da el mayor volumen de venta, generando que a nivel anual también una gran porción de la venta se haya dado bajo algún tipo de promoción. Se destaca también que la agresividad de la promoción en la categoría de vinos creció considerablemente de un año a otro (donde se ve que crece de alrededor del 40% en 2021 a superar el 50% de las unidades vendidas en 2022). Teniendo en cuenta el diferencial de margen comercial de la categoría de vinos, que se conserva a pesar de este gran peso de la promoción a nivel anual, parece haber una oportunidad para mejorar los resultados de la compañía a través de una mayor inversión de promociones en estos productos.

En resumen, a través de lo antes expuesto, se reduce el problema a tratar a un único sector de la compañía, que es el subdepartamento de bebidas. La elección se basa en el peso que tiene la promoción en las ventas de dicho subdepartamento, que en el período comprendido entre 2021 y 2022 lideró las ventas bajo promoción de toda la cadena.

Vemos que dentro de las categorías o familias que componen dicho subdepartamento hay algunas que tienen más dependencia a la promoción (como vinos y gaseosas) respecto a otras cuyas ventas parecieran ser más constantes en el tiempo.

El objetivo de este trabajo es establecer cuál es la combinación óptima de promociones en todas las categorías a la vez, para lograr el máximo de unidades posibles del subdepartamento en su conjunto.

2.3. Definiciones y modificaciones a la base de datos

Además del cruce que se mencionó al inicio de esta sección, en donde adicionamos más información a la base de datos provista por la compañía, se realizan una serie de transformaciones a la base de datos de cara a poder trabajarla para los modelos que se desarrollan en las siguientes secciones.

En principio, se eliminan familias de productos que no están presentes de manera regular en el surtido y las promociones de la cadena, tal como productos específicos de Navidad como las sidras y los espumantes.

Además, para simplificar la visualización en la descripción de los datos, se modifican los nombres de las familias de productos, que en la compañía bajo análisis siguen una estructura de CÓDIGO DE FAMILIA + DESCRIPCIÓN ABREVIADA, y se deja únicamente el nombre genérico de la categoría.

Por otro lado, se decide eliminar aquellos productos que tienen presencia en menos de 75 semanas respecto a las 102 semanas que tenemos en la base, para quedarnos con los artículos que no se dieron ni de alta ni de baja al inicio o fin del período considerado. Además, con esto estamos eliminando aquellos productos que forman parte de alguna campaña específica, que en el caso de bebidas se resume principalmente en la navidad.

También, se eliminan aquellos registros con venta negativa, al tratarse de errores en el sistema.

Por último, se decide sacar de la base la semana número 52 de cada año, ya que al ser la última semana contiene días de un año y días del siguiente.

Puntualmente, en la empresa analizada las semanas promocionales comienzan un día jueves y terminan un día miércoles. Así, para cada año:

- La semana 53¹ del año 2020, se extendió desde el jueves 31/12/2020 al miércoles 06/01/2021.
- La semana 52 del año 2021, se extendió desde el jueves 30/12/2021 al miércoles 05/01/2022.
- La semana 52 del año 2022, se extendió desde el jueves 29/12/2022 al miércoles 04/01/2023.

Por este motivo, para el análisis se utiliza únicamente las semanas 1 a 51 de los años 2021 y 2022. De esta manera, las semanas consideradas para el 2021 se extienden desde el jueves 07/01/2021 al miércoles 29/12/2021, mientras que las semanas consideradas para el 2022 incluyen desde el jueves 06/01/2022 al miércoles 28/12/2022.

¹ Debido al impacto de los años bisiestos, algunos años se contabilizan con 53 semanas. En la mayoría de los años, se consideran 52 semanas.

3. Metodología

3.1. Estimación de la demanda

3.1.1. Supuestos

Para simplificar el análisis, se considera que la demanda de cada SKU es independiente de la demanda del resto de los SKU de su categoría y del resto de las categorías, estimando su demanda en función a su propia historia pasada. Con este supuesto no se toma en cuenta la relación cross-categoría de los productos, tanto de los sustitutos como de los complementarios.

Por otro lado, se asume que la cadena tiene suficiente stock para poder cubrir la demanda de los productos a cualquier nivel de precios, de manera de dejar libertad al modelo para que asigne los mejores descuentos posibles. No se toman en cuenta limitaciones logísticas, tanto en relación a la capacidad de compra y almacenamiento en los depósitos de la compañía, como en la capacidad de distribución de los productos hacia las tiendas.

Tampoco se asignan restricciones respecto al espacio disponible en góndola que puedan tener dichos productos, teniendo en cuenta que conviven con otros productos del mismo subdepartamento, como así también con productos de otras categorías.

Cabe aclarar que se consideran algunas suposiciones adicionales en el modelo de optimización para capturar parte de esta limitación desde el punto de abastecimiento. Puntualmente en la restricción 8 (que se puede consultar en la Sección 3.2.3), se establece un mínimo de productos que deben permanecer sin promoción. Esto se realiza así ya que el área de Supply Chain de la compañía está preparada para comprar y distribuir el volumen normal de venta (demanda de los productos a su precio regular) más cierto plus destinado a las promociones, el cual no es infinito. Por ese motivo, no se pueden accionar una cantidad ilimitada de productos al mismo tiempo, lo que se incorpora al modelo mediante esta restricción.

Por último, se consideran únicamente cinco porcentajes posibles de descuentos, igualando aquellos descuentos sobre la unidad con los descuentos por volumen (es decir, si en la información histórica había algún producto accionado al 2x1,

consideramos que el mismo tuvo un descuento a la unidad del 50%). Esto se realiza así para simplificar el modelo, debido a que en caso de diferenciar los descuentos por unidad (directos sobre el precio de venta del producto) y por volumen (reducción del precio unitario comprando dos o más unidades), no solo tendríamos una mayor cantidad de combinaciones de precio y demanda estimada, sino que también deberíamos contemplar en la estimación de la demanda que en el caso de los descuentos por volumen existirán clientes que aprovecharán el descuento (comprando dos o más unidades) y otros que elegirán no hacerlo (comprando una sola unidad a su precio regular). Por ese motivo, se ajustan los datos históricos considerando que todos los clientes aprovechan el descuento en volumen y adaptando dicho descuento a un porcentaje sobre la unidad de producto, a la vez que también se redondean esos descuentos, de manera de ajustarlos los cinco posibles valores. Tal como se expone en la Sección 6, una mejora futura a este trabajo incluiría considerar todos los posibles descuentos tanto a la unidad como por volumen de compra.

Por otro lado, se trabaja sobre porcentaje de descuento y no sobre precios regulares, para unificar los descuentos en cada momento de la historia pasada, donde por la inflación propia de la base de datos, los precios regulares de los productos varían a lo largo del tiempo, a la vez que se modifican los precios relativos. Se considera que al cliente le impacta más el porcentaje de descuento de los productos en cada momento, y que no es influenciado por el cambio en el precio de un producto frente a otro producto sustituto o complementario.

3.1.2. Formulación

Con los supuestos antes mencionados, se estima la demanda de cada SKU individual, a través de un modelo de regresión lineal múltiple de la siguiente manera:

$$y_i \approx \beta_0 + \beta_1 x_{i,1} + \beta_2 x_{i,2} + \beta_3 x_{i,3} + \beta_4 D_1 + \beta_5 D_2 + \dots + \beta_n D_n \quad (1)$$

La variable a estimar y_i es la venta en unidades de cada artículo i , que depende de variables x_i que indican el año y la semana promocional, variables que permiten capturar los efectos de la estacionalidad, y el porcentaje de descuento aplicado en dicho

producto, que incorpora el impacto de la baja de precio en la venta de un producto. Además, la regresión cuenta con una serie de variables dummy o binarias, denominadas D_n , que indican la ocurrencia o no de ciertos eventos, activándose en caso de ser ciertos y anulándose en caso de no ocurrir. Puntualmente, estas variables binarias incluyen el campo comunicación, que indica si el producto contó con cartelera en tienda en cada semana bajo análisis. También se incluye una variable para cada evento considerable que ocurra a lo largo del año y pueda influir en los volúmenes de venta (para el caso de nuestro análisis consideramos los feriados, navidad, pascua, carnaval, día del padre, día del niño y día de la madre). Por último, se incorpora una variable adicional que indica la temporada del año (Verano, Otoño, Invierno y Primavera), para complementar las variables año y semana promocional.

Tal como se menciona brevemente en la Sección 2.1 y 2.3, y se detalla más adelante en el Apéndice A, se realizaron una serie de pre-procesamientos en la base de datos sobre la cual se entrena el modelo.

Además de las modificaciones ya descritas, cabe mencionar que se crea el campo descuento para que la regresión tome los porcentajes de baja sobre el precio regular, y no se viera influida por las variaciones de precios relativos que ocurren constantemente en un contexto de alta inflación. Para ello, se obtuvieron los precios regulares y promocionales para cada artículo en cada semana, y se crea un nuevo campo que calcula el porcentaje de baja en el precio, utilizándose éste último en el modelo de estimación de la demanda.

Por otro lado, se crearon los campos de temporada, para incorporar la noción de estación del año. Esto se basa en que a pesar de que la estacionalidad ya se encuentra contenida en las variables de semanas, es importante incorporar la noción de similitud entre las semanas que comparten un mismo período del año con temperaturas y costumbres similares (por ejemplo, en la estación “verano” no es lo mismo la segunda semana de enero que la cuarta semana de febrero, lo cual es capturado por el campo semanas, pero también es cierto que por diversos motivos, como puede ser la temperatura más alta o las vacaciones escolares, será más parecido el patrón de consumo de la primera semana de enero respecto a la cuarta de febrero, que cualquiera de estas dos semanas en relación a alguna semana del mes de junio).

Con todo lo antes expuesto, la base con la cual se realiza la estimación de la demanda cuenta con 11.786 observaciones, correspondiente a la venta de los SKUs seleccionados del departamento de Bebidas, de 102 semanas comprendidas entre enero del 2021 y diciembre del 2022. Debido a la decisión mencionada en la Sección 2.3 la base contiene aquellos artículos con venta en al menos 75 de las 102 semanas, siendo la distribución de la presencia semanal de los artículos la siguiente:

Cantidad de Semanas con Venta	% de los SKUs de la muestra
102	88.0%
101	1.7%
98	0.9%
97	0.9%
96	0.9%
95	1.7%
93	1.7%
91	0.9%
81	0.9%
80	1.7%
79	0.9%

Tabla 2 - Proporción de la muestra con venta por semana

Como se ve en la Tabla 2, el 88% de las referencias de la base poseen venta en las 102 semanas bajo análisis. Solo el 12% de los ítems considerados no presentan venta en alguna de las semanas consideradas. Por otro lado, solo el 0.9% de los productos poseen venta en 79 semanas, siendo los productos con menor cantidad de semanas con venta dentro del período definido, pero por encima del mínimo exigido que son 75 semanas.

3.1.3. Ejecución

Para probar el modelo se utiliza la base de ventas que contiene la venta por artículo por semana de los años 2021 y 2022. Se divide la base en dos datasets, uno de entrenamiento, que comprende el 80% de las semanas de la muestra, y uno de testeo, con el 20% restante.

El r^2 del modelo en el training set es de 0.72, mientras que en el test set es de 0.62.

A continuación, se exponen los resultados por familia de productos:

R2 del Modelo en cada Familia de Productos		
Familia	Training Set	Test Set
AGUA MINERAL	0.77	0.71
BEBIDAS SIN GAS	0.75	0.63
CERVEZAS	0.75	0.65
GASEOSAS	0.69	0.57
VINOS	0.63	0.51
Total	0.72	0.62

Tabla 3 - Media del r^2 del modelo para cada familia de productos

El mejor valor obtenido es para la familia de Agua Mineral, donde el coeficiente es de 0.77 en el training set y 0.71 en el test set, mientras que el peor valor obtenido es el de la familia de Vinos, donde promedia un 0.63 en el training set y 0.51 en el test set.

Las familias de bebidas sin gas y cervezas tienen un coeficiente en el training set de 0.75, mientras que en el test set la familia de cervezas tiene una mejor performance, con un coeficiente de 0.65, y la de bebidas sin gas cae al 0.63. Gaseosas, que en el training set obtiene un r^2 de 0.69, logra un coeficiente en el test set de 0.57.

Podemos observar entonces que, en promedio, el modelo es más efectivo en la estimación de la demanda de agua mineral y cervezas principalmente, y que para la categoría de vinos será deficiente en su poder predictivo.

Por otro lado, podemos analizar qué sucede en el conjunto de los ítems que están siendo estimados.

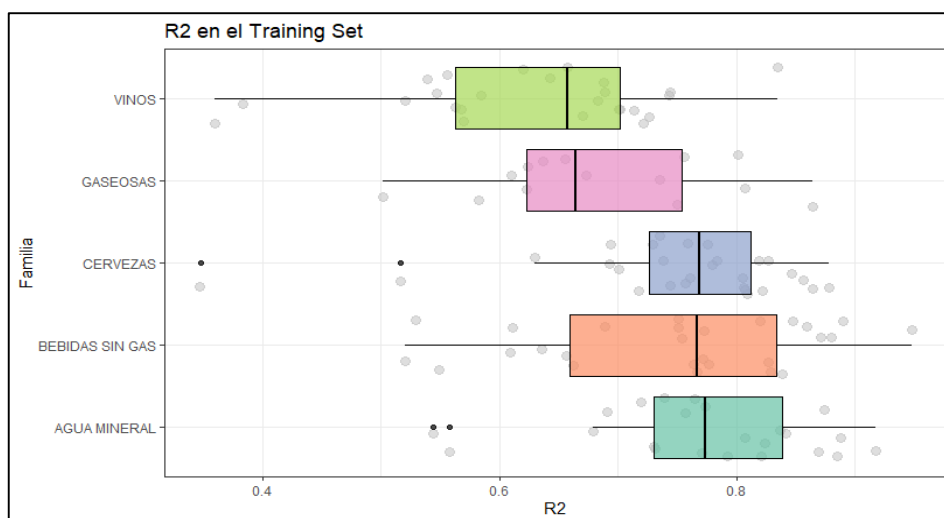


Figura 13 - Performance del modelo en el training set por familia de producto

En el caso del training set, en la Tabla 3 vemos la media de los r^2 obtenidos por cada categoría, siendo el coeficiente más alto el de la familia de aguas minerales (casi 0.8) y el coeficiente más bajo el de vinos (0.63). En la Figura 13, los puntos grises representan el r^2 obtenido por el modelo en la estimación de cada uno de los SKUs de cada categoría. Vemos que algunas familias, como Vinos y Bebidas sin Gas, tienen una asimetría hacia la derecha, es decir que la mayoría de los ítems se concentran en la parte derecha de la distribución; esto hace que la mediana sea superior a la media calculada en la Tabla 3. Por otro lado, en el caso de Gaseosas y Agua Mineral, vemos que la mediana es menor a la media calculada previamente, lo cual nos indica que hay algunos ítems de muy buena performance que están “promediando hacia arriba” la media de toda la categoría.

Por otro lado, nos interesa saber cuál es la performance del modelo en datos nuevos, con lo cual se ejecuta el modelo entrenado con el training set en el conjunto de datos que se deja por fuera del mismo. Como se ve en la Tabla 3, la performance media del modelo en todas las categorías cae de 0.72 en el training set a 0.62 en el test set, teniendo el peor resultado en la categoría de vinos.

Si vemos la Figura 14, ahora todas las categorías tienen algunos ítems en donde el modelo es deficiente en la estimación de su demanda, estando los mismos bastante más dispersos que en la Figura 13, donde veíamos los resultados del modelo sobre el training set.

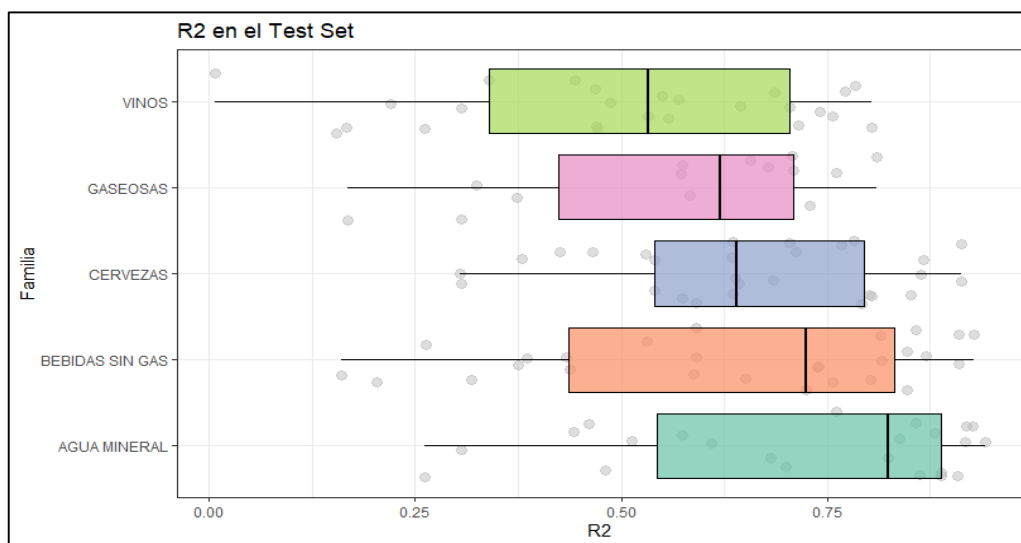


Figura 14 - Performance del modelo en el test set por familia de producto

Como punto a destacar, vemos que en el caso de la categoría Agua Mineral, la mitad de los ítems se mantiene por encima de un r^2 de 0.77, aunque hay algunas referencias con mala performance que “promedian hacia abajo” la media del coeficiente de la categoría. La misma situación podemos ver en las categorías de Bebidas sin Gas y Gaseosas. La familia de Cervezas, que muestra un buen desempeño en el training set se ve más dispersa en los datos de prueba. Por último, la familia de Vinos al igual que en el training set y en las medias de cada conjunto de datos es la que obtiene peores resultados.

Teniendo en cuenta las limitaciones del modelo, se utiliza el mismo para estimar la demanda para un período de cuatro semanas, que va desde la semana 5 a 8 del 2023. Se decide trabajar sobre esas semanas debido a que cada departamento de la compañía diseña su esquema promocional de manera mensual. Estas semanas comprenden el mes de febrero, empezando la semana 5 el jueves 02/02/2023 y terminando la semana 8 el miércoles 01/03/2023.

3.2. Optimización de las promociones

Para modelar el problema, se utiliza un modelo de programación lineal entera tomando como input las estimaciones de demanda obtenidas en el paso anterior.

Se trata de un modelo entero ya que la variable de decisión es binaria, determinando qué porcentaje de descuento debemos accionar cada semana en cada artículo para poder obtener la mayor venta en unidades, que es nuestra función objetivo.

Para adaptar el modelo a la realidad, se considera una serie de restricciones al modelo que tienen que ver con decisiones de negocio que se toman día a día en la compañía. Algunas de ellas capturan el comportamiento de los clientes, como los mencionados en la Sección 1.2.1; y otras se basan en los objetivos internos de la empresa, como los márgenes a alcanzar.

La decisión de maximizar las unidades vendidas se debe a un objetivo interno propio de la empresa que se está analizando, pero podríamos tener como objetivo la venta en pesos o el margen comercial.

3.2.1. Notación

En el problema a tratar, tenemos los siguientes datos:

Conjuntos

- S – Es el número que identifica a cada semana. En nuestra estimación, puede tomar 4 valores, desde la semana 5 a la 8.
- A – Código de artículo, que identifica exactamente a cada producto, constituyendo el conjunto de productos.
- D – Porcentaje de descuento. Tiene seis valores posibles: 0%, que implica un descuento nulo; 10%, 20%, 30%, 40% y 50%.

Parámetros

- l_{sa}^d – Precio del producto, que depende del porcentaje de descuento aplicado a cada precio regular. Éste último dato lo consideramos constante en las cuatro semanas bajo análisis, pero en la realidad podría variar semana a semana. Siendo entonces, $l: S \times \mathbb{R} \times D \rightarrow \mathbb{R}$.
- c_a^s – Costo del producto que no depende del precio ni el descuento aplicado, y que aunque podría depender de la semana en la realidad, para este trabajo se considera que los costos permanecen constantes las cuatro semanas bajo análisis.
- $pred_{sa}^d$ – Predicción de volumen vendido en cada semana s , para cada artículo a y cada porcentaje de descuento d ; este dato se obtiene a través de la estimación realizada en la sección 3.1.
- mgu_{sa}^d – Margen unitario de cada producto, que surge de la resta entre el precio l , que depende del artículo y el porcentaje de descuento, y el costo c , que únicamente depende del artículo. En este trabajo consideramos que los precios regulares y los costos no se modifican en las cuatro semanas bajo análisis, pero

en la realidad este parámetro depende también de la semana al variar tanto costos y precios regularmente. Siendo entonces, $mgu: S \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

- m – Mínimo margen comercial objetivo, que se utilizará para la restricción de margen a alcanzar, probando este parámetro en tres posibles valores: 0.25, 0.20, 0.15.
- sku – Cantidad de productos, que se utilizará para la restricción de cantidad de promociones activas al mismo tiempo. En el caso de nuestro modelo, se fija en 75 referencias, pero podría modificarse para probar los resultados con mayor o menor libertad de accionar productos.
- $smin$ – Cantidad mínima de semanas que el producto debe estar con un descuento del 0%. Para el caso de nuestro modelo, se fija en al menos 2 semanas. En caso de aumentar el horizonte de tiempo, debería ampliarse esa restricción (por ejemplo, siguiendo la regla de que siempre sea el 50% de las semanas bajo análisis).
- $smax$ – Cantidad máxima de semanas que el producto puede estar con un descuento del 50%. Para el caso de nuestro modelo, se fija en máximo 1 semana, aunque debería ampliarse la restricción en caso de aumentar el horizonte temporal.

3.2.2. Reglas de Negocio

3.2.2.1. Restricción en los porcentajes de descuento posibles

Cada producto está accionado a un solo nivel de descuento, y puede tomar los seis valores antes detallados. Tal como se considera en la estimación de demanda, todos los descuentos se consideran como si fueran a la unidad (no distingue descuentos por volumen, como por ejemplo 2x1 o 3x2).

3.2.2.2. Restricción de margen comercial a alcanzar

Hay un mínimo de margen comercial, que se debe alcanzar en todo el mes (en este caso, en la suma de las cuatro semanas) y para el conjunto de los productos bajo análisis. Esto permite alcanzar el objetivo mediante una combinación óptima donde algunas semanas

el margen puede ser menor al objetivo y ser compensado con otras semanas con mayor nivel de margen.

3.2.2.3. Restricción de cantidad de promociones activas

Hay un máximo de promociones activas al mismo tiempo. Esto es así ya que a pesar de que en la estimación de la demanda consideramos como supuesto que Supply Chain tiene la capacidad necesaria para abastecer a las tiendas, es un hecho que hay un límite a la posibilidad tanto de comprar a los proveedores la mercadería como de distribuirla a las tiendas, además de que las tiendas tienen un espacio físico limitado, tanto en depósito como en las góndolas de venta al público.

Una cantidad ilimitada de promociones nunca sería eficiente, ya que por más que comuniquemos precios más bajos no tendríamos ni el stock ni el espacio para atender al aumento de demanda en todas las categorías simultáneamente. Esto generaría descontento de cara al cliente, que no encontraría en las góndolas las promociones por las que fue a la tienda. Además, queremos que el modelo únicamente active las promociones más eficientes, más allá de que una promoción adicional genere un poco más de venta.

3.2.2.4. Restricciones sobre los productos

Se incluyen también restricciones sobre los productos de manera individual, donde se requiere un mínimo de semanas en donde el producto no debe estar accionado, es decir, su descuento deberá ser igual a cero.

Esto es así, ya que no queremos que el modelo active siempre las mismas promociones. Sabemos, por ejemplo, que una promoción en gaseosas suele ser más efectiva que una en aguas minerales, pero no queremos que en las cuatro semanas se active continuamente un descuento en gaseosas. Por un lado, tal como se vio en otros trabajos citados al principio de este trabajo, las promociones tienen asociado un cierto porcentaje de compra para acopio de los productos, por lo que no es efectivo tener continuamente accionados los mismos productos. Por el otro, es deseable tener un cierto equilibrio en la venta de las distintas categorías, tanto desde el lado de la empresa como desde el lado de los proveedores.

Además, se incluyen restricciones para que los productos no se accionen siempre al máximo nivel de descuento, que en este caso es del 50%, lo cual constituye casi un precio de liquidación de los mismos. Esto guarda relación con tres puntos:

- Primero, el efecto de acopio que provocan las promociones en los clientes, ya que no queremos que un descuento tan fuerte genere una baja en las compras futuras del producto;
- Segundo, la relación entre un mayor nivel de descuento y una mayor demanda: similar al espíritu de la restricción 3.2.2.3, no queremos comprometer la disponibilidad en tienda del resto del surtido solo para tener más disponibilidad del producto accionado al 50%;
- Tercero, porque más allá de que no consideramos a los proveedores como una variable dentro de nuestro modelo, en la realidad éstos tienen injerencia en la definición de las promociones, y no estarán dispuestos a vender sus productos a mitad de precio por dos motivos fundamentales:
 - Porque no estarán dispuestos a cubrir parte de la inversión realizada en dicha promoción (bonificaciones por aumento de volumen de venta), que a su vez generará menores ventas en las semanas subsiguientes donde se vuelva al precio regular.
 - Porque aunque no sea un problema la pérdida de margen, los proveedores no son exclusivos de la cadena, por lo que una acción de tal magnitud y mantenida en el tiempo generaría que el resto de sus compradores le exijan el mismo nivel de promoción ante la amenaza de dejar de comercializar sus productos.

Por estos motivos, tanto a nivel operativo como por razones de negocio se espera que los productos no estén activados con un descuento tan agresivo de manera prolongada.

3.2.3. Formulación del Problema

En función a lo antes expuesto, para el modelado se utilizan los conjuntos definidos en la Sección 3.2.1 (Semana, Artículo y Descuento), que son los índices de las variables que se exponen a continuación, que dependen de los parámetros presentados en la misma sección (precio de venta, costos, predicción de demanda, margen unitario):

- v_a^s : Que es la venta en unidades de cada artículo a en cada semana s , y depende de la predicción $pred_{sa}^d$ para cada descuento d activado.
- y_{sa}^d : Que es una variable binaria que sirve para activar los niveles de descuento. La misma puede tomar como valor 0 o 1, y es única para cada nivel de descuento d sobre cada artículo a en cada semana s .
- mgt_a^s : Que es el margen total obtenido por cada artículo a en cada semana s , y depende del descuento d aplicado y el volumen de venta $pred_{sa}^d$.
- vt_a^s : Que es la venta total en pesos de cada artículo a en cada semana s , y depende del volumen vendido $pred_{sa}^d$ y el precio de venta al público l_{sa}^d .

Así, se puede formular el problema como un problema de programación lineal entera de la siguiente forma:

$$\max \sum_{s \in S} \sum_{a \in A} v_a^s \quad (1)$$

$$v_a^s = \sum_{d \in D} y_{sa}^d * pred_{sa}^d \quad \forall a \in A, \forall s \in S \quad (2)$$

$$y_{sa}^d \in \{0, 1\} \quad (3)$$

$$\sum_{d \in D} y_{sa}^d = 1 \quad \forall a \in A, \forall s \in S \quad (4)$$

$$vt_a^s = \sum_{d \in D} y_{sa}^d * pred_{sa}^d * l_{sa}^d \quad \forall a \in A, \forall s \in S \quad (5)$$

$$mgt_a^s = \sum_{d \in D} y_{sa}^d * pred_{sa}^d * mgu_{sa}^d \quad \forall a \in A, \forall s \in S \quad (6)$$

$$\sum_{s \in S} \sum_{a \in A} mgt_a^s \geq m * \sum_{s \in S} \sum_{a \in A} vt_a^s \quad (7)$$

$$\sum_{s \in S} y_{sa}^0 \geq smin \quad \forall a \in A \quad (8)$$

$$\sum_{s \in S} y_{sa}^{0.5} \leq smax \quad \forall a \in A \quad (9)$$

$$\sum_{a \in A} y_{sa}^0 \geq sku \quad \forall s \in S \quad (10)$$

Como se mencionó previamente, nuestro objetivo es maximizar las unidades vendidas en las cuatro semanas bajo análisis, lo que queda expresado en la función objetivo (1). Esta función busca que en la sumatoria de las semanas consideradas, se maximicen las unidades vendidas del conjunto de los productos, sin importar qué producto vende más o menos unidades.

Como las unidades vendidas por producto dependen de si el mismo está accionado o no (y del porcentaje de descuento aplicado), y a su vez, cada producto solamente puede tener un precio cada semana, se incorpora la restricción (2), en donde la venta en unidades de cada artículo “a” en cada semana “s” depende de la sumatoria de cada predicción realizada en la estimación de demanda (dato) por una variable binaria “y” para cada nivel de descuento “d” posible.

La variable binaria y_{sa}^d , tal como está definida en la restricción (3), solo puede tomar dos valores: cero o uno. La restricción (4), obliga a que para cada artículo en cada semana, la sumatoria de las variables binarias sumen sí o sí uno, en todos los niveles de descuento. Debido a que la variable no puede tomar decimales, sino que únicamente toma valores de cero o uno, esto hará que para cada artículo en cada semana el modelo active un único nivel de descuento y por consiguiente una única predicción de demanda, expresada en el parámetro $pred_{sa}^d$.

Las restricciones (5), (6) y (7) expresan la regla de negocios del mínimo margen comercial a alcanzar.

En la restricción (5), se define la variable venta total, de manera similar a la definición de la venta en unidades. La única diferencia con la restricción (2), es que se incorpora el parámetro l_{sa}^d , que es el nivel de precios para cada artículo, en cada semana y en relación al porcentaje de descuento aplicado sobre su precio regular. Este dato viene de la base de estimaciones que obtuvimos en la sección 3.1. Multiplicando esta variable (precios) por la predicción (unidades) y por la variable binaria y_{sa}^d , que solo se

activa en el nivel de descuento que selecciona el modelo, se obtiene la venta total en pesos para cada artículo en cada semana.

La restricción (6) tiene una lógica similar, ya que multiplica la variable binaria, la predicción de unidades y el margen unitario para cada producto mgu_{sa}^d , el cual proviene de la base y depende del nivel de descuento aplicado, al ser la relación entre el precio efectivo de venta al público y el costo del producto. Esto nos da el margen total en pesos para cada semana y artículo.

Por último, en la restricción (7) se establece el mínimo de margen comercial que se quiere alcanzar, definido por el parámetro m , que se ejecuta con una restricción de 15%, 20% y 25%, de manera de analizar cómo responde el modelo al darle más o menos libertad en cuanto a los objetivos de margen a alcanzar.

Al considerar la sumatoria de todos los artículos y todas las semanas, se le deja libertad al modelo para que alcance ese porcentaje independientemente del porcentaje de margen de cada producto o cada semana individual. Es decir, el modelo puede compensar márgenes pequeños o incluso negativos de una porción de los productos o de alguna semana puntual, con otros productos u otras semanas que alcancen márgenes superiores.

Las restricciones (8) y (9) responden a la necesidad de no tener accionados continuamente los mismos productos. Hacemos esto ya que no queremos que los precios promocionales, que deberían ser excepcionales y finitos en el tiempo, puedan convertirse en precios regulares por el simple hecho de pertenecer a los productos cuya promoción resulta más eficiente.

La restricción (8) implica que cada SKU debe tener un descuento igual a cero (que es lo mismo que no tener ningún descuento), en al menos dos de las cuatro semanas bajo análisis (definido por el parámetro $smin$). Esto se logra a través de la sumatoria de la variable binaria y_{sa}^d , para la sumatoria de las cuatro semanas, en cada artículo y para el porcentaje de descuento $d=0$, debe ser mayor o igual a un $smin$ igual a 2.

Al mismo tiempo, en la restricción (9) le pedimos al modelo que permita accionar con el máximo nivel de descuento, que es el 50%, en como máximo una de las cuatro

semanas analizadas (determinado en el parámetro *smax*), pudiendo no accionar a ese nivel de descuento en ninguna de ellas.

Por último, en la restricción (10) se establece que en una misma semana al menos 75 de los 113 SKUs no tengan promoción (determinado en el parámetro *sku*). Esto constituye el 65% de los productos bajo análisis, y es una forma de considerar dentro del modelo que no hay espacio ilimitado para las promociones, y que además de las categorías que estamos analizando (que pertenecen al departamento de bebidas), tenemos otras categorías conviviendo en góndola y folleto al mismo tiempo.

La decisión de cuántos productos mantener sin promoción es arbitraria, y se funda en la participación promocional en las unidades vendidas, que en la Sección 2.2 se ve que ronda el 30% de la misma. Se elige una proporción un poco más grande considerando que algunos SKUs de la muestra son distintos sabores de un mismo producto. Por otro lado, dependiendo de los objetivos de la compañía podría modificarse, lo cual sería fácil de ajustar en el modelo ya que solo habría que modificar el parámetro *sku*.

3.2.4. Ejecución

Para resolver el problema, se implementa el modelo antes detallado en lenguaje ZIMPL, y se lo ejecuta vía SCIP. En el anexo B se detalla el código implementado. El mismo se nutre de tres archivos complementarios:

- *demanda.dat*, que contiene la estimación de demanda de cada producto, para cada semana y cada nivel de descuento. Estos datos se obtienen a través del modelo de regresión lineal detallado en la sección 3.1.
- *márgenes.dat*, que contiene el margen unitario de cada producto, para cada semana y cada nivel de descuento.
- *pvps.dat*, que contiene el precio de cada producto, para cada semana y cada nivel de descuento.

A su vez, se ejecuta el mismo para tres niveles de margen objetivo (15%, 20% y 25%), de manera de poder analizar la conveniencia de resignar ganancias a cambio de un mayor volumen de venta.

En la siguiente sección, se exponen los resultados obtenidos ante los distintos escenarios de requisitos de margen comercial, y su impacto sobre los principales indicadores de negocio.

4. Resultados

4.1. Performance global del modelo

A continuación, se resumen los resultados obtenidos en los modelos contra lo que realmente ocurrió en las cuatro semanas bajo análisis (que van del 02 de febrero al 01 de marzo del 2023). Debido a que el modelo de estimación de demanda puede subestimar o sobreestimar la realidad, se calcula la venta que hubiera pronosticado el modelo en el caso de hacer exactamente las mismas promociones que se llevaron a cabo durante dichas semanas. A esta simulación se la denomina escenario “Real Ajustado” y es respecto al mismo que se comparan los tres escenarios optimizados.

	Real	Real Ajustado	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
			margen >= 25%	margen >= 20%	margen >= 15%
Unidades (en mill.)	8.22	7.75	9.91	10.99	11.05
Venta \$ (en mill.)	\$ 2,232.99	\$ 2,295.65	\$ 2,692.53	\$ 2,774.61	\$ 2,679.34
Margen \$ (en mill.)	\$ 595.45	\$ 633.45	\$ 673.13	\$ 554.93	\$ 462.03
Margen %	26.6%	27.6%	25.0%	20.0%	17.2%

Tabla 4 - Resultados de los tres modelos ejecutados vs. los resultados reales y real ajustado²

Todos los datos se encuentran expresados en millones (de pesos o de unidades) para facilitar su lectura. El margen lo podemos ver en valores absolutos (cantidad de pesos de ganancias que trajo la venta) o como porcentaje de la venta. Todos los valores excluyen los impuestos.

Durante las semanas analizadas en este trabajo, la venta real de los artículos seleccionados alcanza las 8.22 millones de unidades, con una venta de más de \$2.200 millones y un margen comercial del 26.6%. Con las promociones que se llevaron a cabo, nuestro modelo de estimación de demanda hubiera arrojado una venta de 7.75 millones de unidades (subestima), con un margen porcentual mayor al real, lo que conduce a que las ventas en pesos sean similares a las reales, y el margen en pesos supere al que se termina alcanzando.

² Datos abiertos por semana en Apéndice D.

La comparación a partir de ahora se realiza contra el escenario “Real Ajustado”, excepto en el caso en donde éste es idéntico a la realidad.

A priori, vemos que los tres modelos mejoran las unidades vendidas respecto a al escenario real ajustado. Las unidades vendidas aumentan alrededor de un 28% en el caso del modelo 1, y de un 42% en el caso de los modelos 2 y 3. También vemos un aumento de la venta en pesos en los tres modelos, obteniéndose el mejor resultado en el modelo 2.

El resumen de los distintos gaps entre los resultados que arroja cada modelo sobre la venta en unidades (función objetivo), en pesos y el margen comercial (una de las restricciones), en comparación contra el escenario real ajustado, es el siguiente:

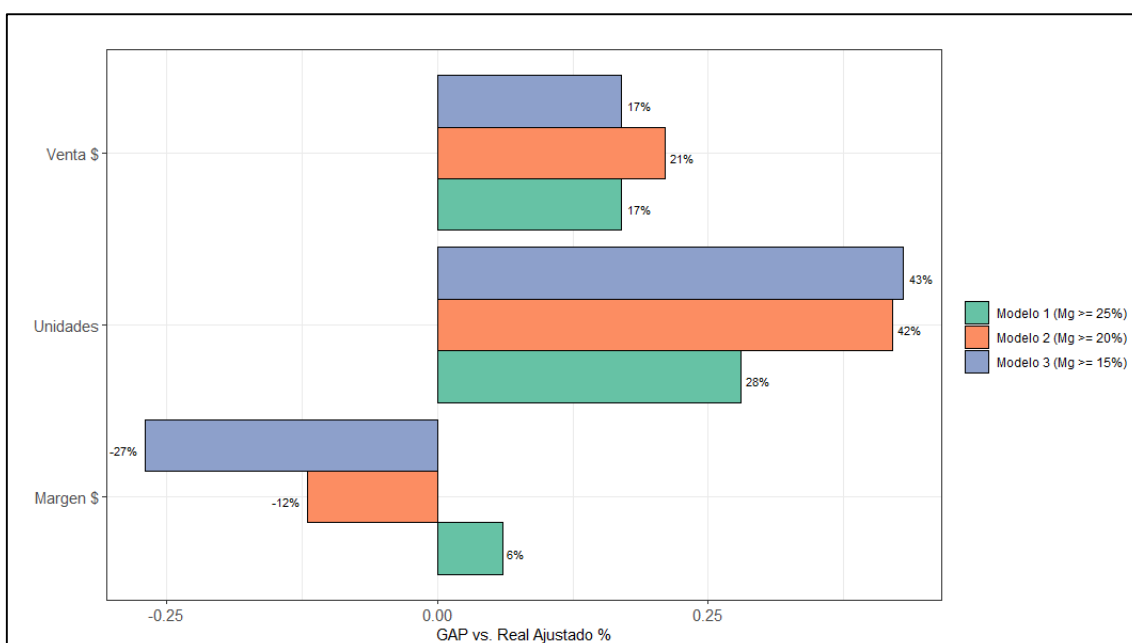


Figura 15 - Variación de KPIs entre los modelos y el pronóstico de demanda para las promociones ejecutadas en la realidad

En el modelo 1 vemos una restricción del margen comercial a alcanzar que se acerca a la realidad (-1.6 puntos porcentuales), pero que se aleja del margen comercial estimado en el escenario ajustado (-2.6 puntos porcentuales).

Aun con la restricción de margen más alta entre los tres modelos, podemos ver que la performance esperada de las promociones del modelo 1 es muy superior a la del escenario real ajustado, con un aumento del 27.9% en la venta en unidades, y de 17.3% en la venta en pesos. La facturación crece menos que el volumen justamente por ese

menor margen porcentual que arroja el mix de productos y promociones. Si bien cada unidad rinde menos margen (por ello cae el margen porcentual), vemos que el margen en términos absolutos crece, lo que indica que el incremento de la venta sobrepasa la inversión en baja de precios, y genera un crecimiento en la ganancia obtenida.

En los modelos 2 y 3, sin embargo, con una restricción de margen menor, vemos que el margen en pesos cae respecto al escenario real ajustado, en un 12.4% en el modelo 2 y un 27.1% en el modelo 3. En estos dos casos, el aumento de la venta no logra compensar la inversión en baja de precios, por eso vemos que cae tanto el margen porcentual como el margen en masa.

Otro punto interesante se da en las unidades vendidas en ambos modelos. En el modelo 2, vemos que las unidades se incrementan en aproximadamente un millón de unidades respecto al modelo 1, lo cual es lógico considerando que se invierten cinco puntos de margen en promociones. Sin embargo, al poner la restricción de 15% mínimo de margen, vemos dos cosas: primero, la solución no está limitada por esta restricción, arribando a un margen comercial mayor al mínimo que se le está pidiendo; en segundo lugar, el crecimiento de la venta en unidades respecto al modelo 2 resulta muy pequeño: menos de cien mil unidades.

Podemos inferir, entonces, que llega un punto en que una baja adicional de precios puede incentivar a vender un poco más, pero no en la proporción necesaria para justificar dicha inversión. Podría ser el caso en que los todos los clientes dispuestos a comprar dichos productos ya estaban conformes con un menor descuento, e iban a adquirir de todas formas el producto, mientras que al rebajar aún más el precio, lo único que se logra es vender aproximadamente lo mismo que se hubiera vendido con un precio mayor, pero resignando margen de venta.

Por otra parte, si comparamos el volumen de venta en pesos, vemos que entre el modelo 1 y 2, si bien hay una caída del margen en masa, la venta en pesos crece junto a la venta en unidades. No es el caso del modelo 3, donde las ventas en pesos caen por debajo del nivel del modelo 1.

Entonces, en función a la comparación de cada modelo contra el escenario real ajustado, podemos decir que mejorando la estimación de demanda, esperaríamos

alcanzar una mayor venta en volumen si se optimizaran las promociones con el modelo propuesto en este trabajo. La elección del nivel mínimo de margen va a depender de los objetivos internos de la compañía. A priori, parecería que la mejor estrategia es realizar los descuentos aconsejados por el modelo 1, ya que alcanzamos un buen crecimiento de las ventas, con un margen que en porcentaje cae pero que genera un incremento considerable en el margen en masa.

Sin embargo, como se mencionó previamente, podemos estar frente a una cadena cuya estrategia, al corto plazo, sea ganar más clientes. Más allá que debería acompañarse este análisis con algún indicador sobre los clientes individuales que conforman esas compras (por ejemplo, cantidad de tickets), podríamos considerar que en ese caso la mejor estrategia sería el modelo 2, en donde resignando un poco de margen, alcanzamos casi un millón de unidades más de venta, mientras que la venta en pesos también crece.

El modelo 3, a pesar de que logra incrementar un poco más la venta en unidades, parecería no ser recomendable bajo ninguna estrategia, ya que el diferencial de venta en volumen es muy pequeño respecto al modelo 2, y sin embargo estamos resignando casi \$100 millones en margen en masa respecto a ese mismo modelo.

4.2. Selección de los niveles de descuento

Tal como se detalló previamente, el modelo permite elegir entre un rango finito de descuentos a aplicar sobre los precios de venta regulares, que incluye: 10%, 20%, 30%, 40% y 50%. Se consideran todos los descuentos aplicados sobre la unidad, sin dejar lugar a descuentos por venta en volumen.

A su vez, en el modelo se incorporan restricciones para no permitir que se accionen siempre los mismos productos, o que se accione muchas veces niveles de descuento altos. Además, hay un mínimo de SKUs que el modelo debe dejar cada semana con descuento igual al 0% (es decir, sin descuento), que son 75 productos.

Con todo esto en consideración, la distribución de los descuentos seleccionados por cada uno de los modelos, y aplicados efectivamente³ durante las semanas 5 a 8 del 2023, fueron los siguientes:

Promedio de ítems accionados				
% Descuento	Real / Real Ajustado	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
0%	84	78	75	75
10%	6	24	17	11
20%	8	5	6	9
30%	16	4	7	8
40%	0	2	7	9
50%	0	1	2	2

Tabla 5 - Promedio de ítems accionados a cada nivel de descuento

En primer lugar, vemos que los modelos 2 y 3 suelen tener más productos accionados que el modelo 1 y que la realidad. Tal como se puede ver en la tabla, tanto el modelo 2 como el 3 accionan la cantidad máxima de ítems que se pueden poner en promoción, que son 38 de los 113 bajo análisis.

Distinta es la situación del modelo 1, donde en promedio se accionan menos productos que los que permite el modelo (35 ítems); inferimos que esto es así debido a que su exigencia de margen es mayor a los otros dos modelos.

En segundo lugar, también resulta interesante analizar la distribución de los ítems accionados en los distintos porcentajes de descuento. Teniendo en cuenta que en la tabla podemos ver un promedio de las cuatro semanas bajo análisis, se ve que en el caso de la realidad, la mayor cantidad de los productos en promoción están con una rebaja del 30% sobre su precio regular. Por otra parte, no se accionan a porcentajes mayores del 40% o 50%. Entendemos que este comportamiento debe responder a las mismas razones que se expusieron en la Sección 3.2.2.4, donde se introdujo la restricción de que los productos no pueden estar accionados con un descuento del 50% más de una semana en el mes. En el caso de nuestro modelo restringimos ese

³ En este caso, el escenario real ajustado replica exactamente los mismos descuentos que se dieron en la realidad, por lo tanto en esta sección "Real" y "Real Ajustado" tendrán los mismos datos.

descuento, pero en la realidad podría ser deseable limitar a partir de un descuento aún más bajo (probablemente, no mucho más del 30%). Descuentos muy altos pueden no solo causar problemas de abastecimiento del surtido completo, sino también traer problemas de cara al proveedor, y por lo tanto los CM serán reacios a accionar un descuento tan alto.

En el caso del modelo 1, se ve que se acciona una mayor cantidad de productos respecto a la realidad, pero se hace un mayor uso del nivel de descuento más pequeño, que es el 10%. A medida que vamos relajando la restricción de margen, lo que se ve es que en los modelos 2 y 3, los ítems van dejando de lado el porcentaje de descuento más bajo, y se distribuyen hacia promociones más agresivas. Sin embargo, cabe destacar que a pesar de que los porcentajes de descuento se vuelven más dispersos, aún en ambos modelos se hace un uso intensivo del descuento del 10%.

Si lo analizamos semana a semana, observamos lo siguiente:

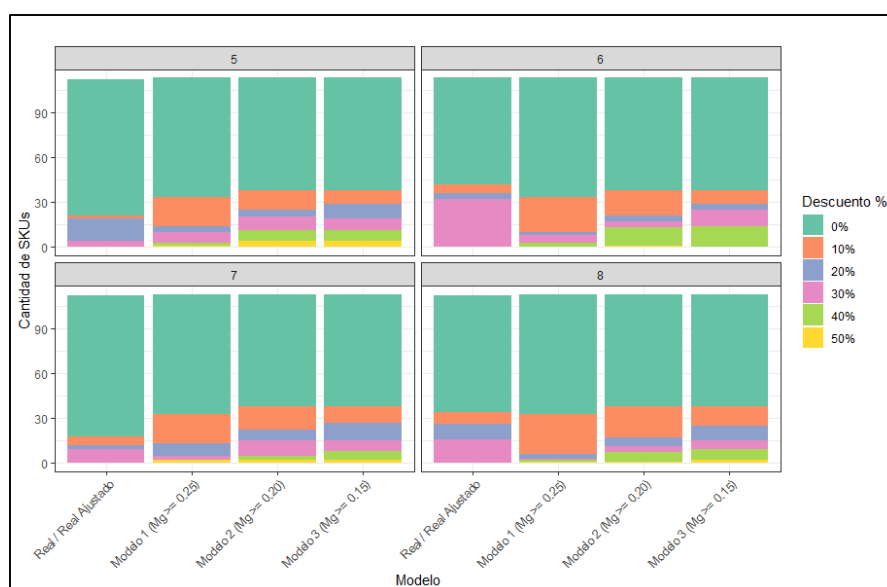


Figura 16 - Cantidad de productos accionados a cada nivel de descuento

En el gráfico podemos ver la composición de los descuentos de las semanas 5 a 8, de los tres modelos ejecutados y del escenario real.

Como se expuso anteriormente, resulta interesante el uso que hace cada modelo a las distintas posibilidades de rebajas sobre los precios regulares. En el caso del escenario real, vimos que en general predominan los descuentos del 30%; si lo abrimos

por semana, vamos que esto se repite en cada una de ellas, exceptuando en la semana 5, donde la mayoría de los productos que tiene bajo alguna promoción están accionados al 20%. El uso que se hace en la realidad del descuento mínimo (10%) es casi nulo. Sin embargo, se ve cómo en todos los modelos, y sobre todo en el modelo 1, muchos productos son accionados al 10% de descuento, lo cual se mantiene a lo largo de las semanas analizadas.

Esta observación podría ser un indicio de la importancia que tiene la comunicación dentro de las tiendas de las promociones que se llevan a cabo. Teniendo en cuenta que los productos en promoción cuentan con cartelería que los destaca respecto al resto de los productos, es posible que el efecto de remarcar dichos ítems sea de por sí lo suficientemente fuerte como para generar un incremento en la venta de los mismos, más allá del nivel de descuento que el producto tenga.

Claramente un mayor descuento repercute en una venta mayor, lo que se ve en los modelos 2 y 3, que tienen un volumen de venta más alto, y que al tener más flexibilidad en el margen a alcanzar, hacen uso de una mayor cantidad de acciones con descuentos más altos. Sin embargo, como ya vimos en la introducción, tenemos que tener en cuenta que ante un contexto de alta inflación, los consumidores pierden noción del precio que realmente debería tener cada producto, con lo cual se le hace más difícil la tarea de comparar.

4.3. Variación del margen comercial semanal

Por otro lado, podemos analizar cómo distribuye esa inversión en un mayor nivel promocional a lo largo de las semanas, considerando como inversión promocional a la baja en el precio regular, lo que conduce a una baja en el margen comercial de la compañía.

Semana	Real	Real Ajustado	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
5	25.7%	27.3%	25.0%	18.0%	15.8%
6	27.5%	28.4%	25.2%	18.8%	17.3%
7	28.8%	30.1%	25.5%	23.1%	17.8%
8	24.6%	24.7%	24.3%	20.3%	18.0%
Total	26.6%	27.6%	25.0%	20.0%	17.2%

Tabla 6 - Márgenes comerciales por semana

La restricción de margen que se impone en el modelo, actúa sobre el conjunto de las cuatro semanas bajo análisis. Esto quiere decir que en dichas semanas el margen puede ser superior o inferior a ese objetivo, compensándose márgenes bajos de una semana con márgenes altos de otra semana.

En el caso de la realidad, vemos que el menor margen se da en la última semana del mes, mientras que el mayor nivel de margen se da en las semanas del medio. Lo mismo sucede en el escenario real ajustado por los pronósticos de nuestro modelo de estimación de demanda.

En el caso del modelo 1, el comportamiento del margen es similar a la realidad. Comienza con un margen de 25%, igual a la restricción impuesta en dicho escenario, mejora su margen comercial en la segunda y tercera semana, y termina el mes con un margen del 24.3%, pudiendo hacer esto gracias a que compensa con un mayor nivel de ganancias en las semanas anteriores.

En el caso de los modelos 2 y 3, el menor nivel de margen se da en las dos primeras semanas del mes. De todas formas, el nivel de margen es menor en todas las semanas respecto a la realidad y al modelo 1, gracias a la menor exigencia de margen que tienen estos modelos.

Si vemos este dato en conjunto con los datos de venta en unidades de cada modelo en cada semana (disponibles en el Apéndice D de este trabajo), vemos que los mayores niveles de ventas se dan en las primeras semanas del mes. Podemos inferir que esto guarda relación con el comportamiento de los clientes, que tienden a realizar sus compras a principio de mes, cuando se da el pago de los sueldos.

Resulta interesante que tanto en el escenario real y ajustado, como en todos los modelos, la primera semana el margen comercial se mantiene relativamente bajo, y también, tanto en la realidad como en el modelo 1, la última semana del mes también mantiene bajos márgenes de venta. Haciendo un análisis respecto a lo que la lógica nos indica que sucede en la realidad, tiene sentido ya que en los primeros días del mes, cuando los consumidores reciben sus ingresos mensuales, las distintas cadenas lanzan promociones más agresivas para “robarle” el cliente a la competidora. Tiene sentido que en esa semana haya que hacer un esfuerzo más en cuanto a margen para obtener

mayores ventas. También, en las últimas semanas hay que realizar acciones ya que el poder adquisitivo de los clientes se reduce. Si volvemos a ver las ventas en unidades, vemos que la venta de las últimas semanas tiende a ser más baja que las de las semanas anteriores, reforzando esta idea. Próximos pasos a la hora de mejorar el modelo podría ser incluir explícitamente alguna restricción que fuerce a mantener los márgenes más bajos en la primera y última semana, siguiendo este comportamiento que ocurre en la realidad.

4.4. Variación del mix de productos accionados

Por último, también resulta interesante analizar si los modelos modifican sustancialmente el mix de ítems accionados, más allá del porcentaje de descuento que se les aplique.

En la Sección 2.2 vemos que la familia que mayor nivel de margen comercial genera son los vinos, mientras que la categoría con menor margen es la familia de las gaseosas. Sin embargo, también se ve que la categoría de vinos es la que menor volumen de ventas genera, mientras que gaseosas es la segunda categoría con más unidades vendidas. Además, la categoría de cervezas genera un buen nivel de ventas en volumen, a un nivel de margen bastante alto.

Las categorías restantes, que son las aguas y las bebidas sin gas, generan un nivel de venta en volumen medio, mientras que obtienen niveles aceptables de margen comercial.

Al analizar la combinación de promociones en cada uno de los modelos y en la realidad, llegamos a lo siguiente:

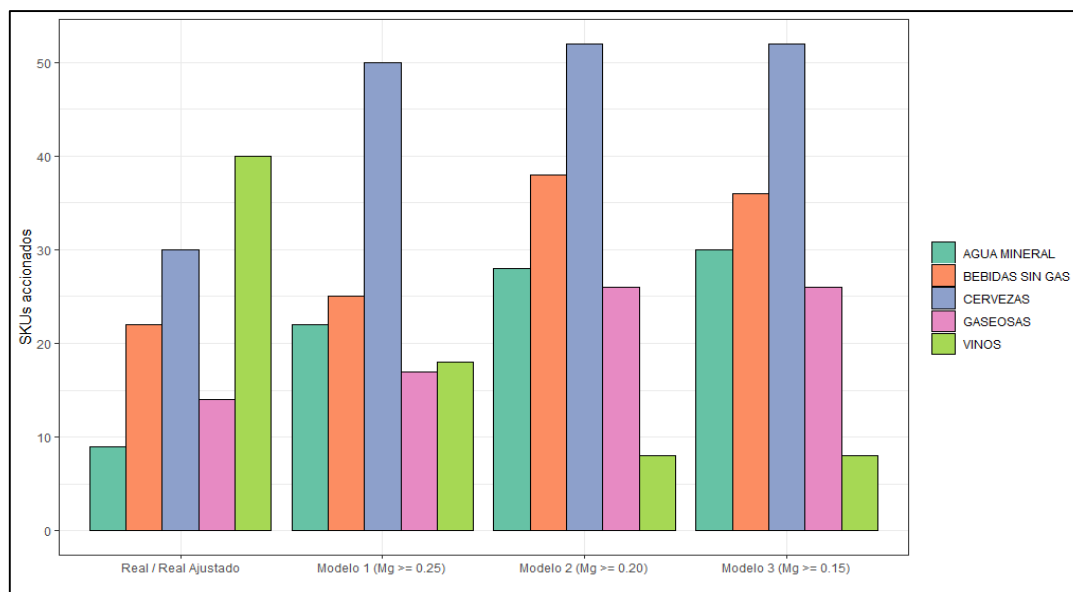


Figura 17 - Cantidad de acciones por familia por modelo

En la realidad (y en el escenario “Real Ajustado”, que replica las mismas promociones que se realizaron efectivamente, por lo que en este punto no hay diferencia respecto a lo real), vemos que la mayor cantidad de ítems accionados pertenecen a la familia de los vinos. Tal como se expuso antes, esto acarrea pocos problemas respecto al margen comercial, debido a que el margen regular de la categoría es lo suficientemente alto como para poder soportar la reducción del precio ante promociones, pero no va a traer como contrapartida un aumento significativo en el volumen de venta general (si bien a nivel categoría sí puede ser eficiente).

Por otro lado, también se acciona una buena cantidad de ítems pertenecientes a la categoría de cervezas.

Si vemos los modelos, se ve que lo primero que hacen es reducir abruptamente las promociones en la categoría de vinos. Esto se repite en los tres casos, siendo más severa la caída en los modelos 2 y 3.

Es probable que en el caso de dejar libertad a accionar la cantidad de ítems más eficiente (es decir, si no se impusiera la restricción 8 en el modelo de optimización), no se reducirían tanto las promociones de la categoría, pero evidentemente al tener una restricción de máximo de promociones, el modelo elige “sacrificar” ítems de la categoría que menos unidades aporta a la venta, y prefiere accionar ítems de otras familias de productos.

Por otro lado, se ve que en la categoría de cervezas se da un gran salto en la cantidad de ítems accionados, que se mantiene en todos los modelos, independientemente de la restricción de margen. Esto guarda relación con los niveles de venta y de margen que la categoría genera, ya que es una familia con un alto volumen de venta que, al mismo tiempo, genera un margen cercano a los 30 puntos.

En el caso de las otras tres categorías, se ve un aumento en las mismas en los modelos respecto a la realidad. Resulta interesante destacar el crecimiento de aguas minerales, que se acerca al nivel de ítems accionados de la categoría de bebidas sin gas. En la realidad de la compañía analizada, ambas categorías son responsabilidad de un mismo jefe de producto, que elige darle prioridad a las bebidas sin gas antes que a las aguas. Con estas conclusiones, podríamos demostrar que ambas categorías tienen oportunidad de incrementar sus ventas, y el conjunto de las ventas del subdepartamento, si se les da el mismo peso en las promociones.

Podemos concluir, entonces, que imponiendo una restricción de cantidad máximas de promociones que pueden convivir al mismo tiempo cercano a la que se ve en la realidad, percibimos que el mix de promociones óptimo difiere del que realmente se está llevando adelante. El peso que se le está dando a la categoría de vinos en la realidad no se justifica, teniendo en cuenta que otras categorías podrían lograr un aporte mayor al crecimiento de la venta en unidades, con un nivel de inversión sobre los precios regulares relativamente bajo.

5. Conclusiones

Tal como se mencionó al inicio, este trabajo tiene como objetivo proveer a la empresa bajo análisis (y a cualquier cadena de retail), de un modelo dinámico que le permita complementar la experiencia de sus CM a la hora de definir el plan promocional de la compañía.

Para ello, se estima la demanda de un grupo de ítems seleccionados, para cuatro semanas promocionales del mes de febrero, y para seis niveles de descuento, que van desde un descuento del 0% (sin promociones) hasta uno del 50% (casi liquidación). Esta estimación se realiza mediante un modelo de regresión lineal múltiple, escrito y ejecutado a través de R Studio, teniendo en cuenta la historia pasada de cada uno de los productos.

La estimación arroja un r^2 de 0.62, teniendo resultados aceptables en algunas categorías, como aguas, bebidas sin gas y cervezas, donde el coeficiente ronda un 0.7, y performance no tan buenas en categorías como vinos, donde el modelo no resulta tan explicativo.

En base a las demanda estimada para cada nivel de descuento (resuelto a través de la estimación en R), se construye un modelo de optimización el cuál se implementa a través del lenguaje ZIMPL, poniendo como objetivo lograr la mayor venta en volumen posible en un período de cuatro semanas promocionales, con un nivel mínimo de margen comercial.

Se probaron tres escenarios posibles, variando una de las restricciones más importantes del modelo, que era el margen comercial a alcanzar. Se observa que a nivel general el modelo que mejor resultados genera no es aquel al que se le da más libertad en cuanto a los márgenes de venta, probándose así que la demanda de los ítems analizados aumenta a medida que se reduce el precio de los mismos, pero no lo hace a la misma velocidad que la baja de precios, de manera que se obtiene un volumen de venta mayor, pero con un crecimiento cada vez más pequeño, mientras que se ve perjudicado el margen comercial y las ventas en pesos.

Relacionado a esto, podemos ver que los modelos le dan bastante prioridad a hacer una mayor cantidad de acciones al descuento mínimo posible, que era del 10%. Esto nos lleva a pensar en la importancia en sí misma que tiene la comunicación de promociones en la mente de los clientes, teniendo en cuenta que cada oferta tiene presencia en cartelera de góndola, folleto o afiches, concluyendo que una buena estrategia promocional podría ser hacer una mayor cantidad de promociones a un menor nivel de descuentos.

Por otro lado, también se ve que el mix de productos accionados varía en los distintos escenarios obtenidos a través del modelo de optimización, pero que todos coinciden en bajar la cantidad de acciones de la categoría más accionada en la realidad, que es la familia de los vinos. Accionando a un nivel de descuento menor aquellas categorías que parecieran ser menos sensibles respecto a los precios, parece ser una estrategia más eficiente que accionar en mayor medida aquellas categorías donde tenemos más holgura en los márgenes comerciales.

Con los resultados obtenidos, entonces, podemos concluir que mejorando la estimación de demanda y contando con un modelo similar al propuesto a la hora de definir las promociones, podríamos mejorar la venta en volumen de la compañía sin tener que resignar margen comercial. Con los resultados del modelo 1, podemos concluir que el mix de promociones que la compañía está llevando adelante es ineficiente, ya que con un nivel de margen absoluto mayor podemos alcanzar una venta en volumen mucho mayor, dándole más espacio en la dinámica promocional a categorías que traccionen más ventas, y dejando de lado a otras que tienen un nivel de venta en unidades mucho menor.

6. Mejoras y trabajo futuro

Este trabajo ha intentado alcanzar un modelo de optimización que, nutriéndose de un modelo de estimación de la demanda en función a datos históricos de la compañía que puedan ir actualizándose de manera regular, alcanzara la asignación más eficiente de ítems accionados, de manera de maximizar el volumen de venta, sin resignar ganancias de manera innecesaria.

Si bien vemos que con los modelos de optimización se hubiera elegido un mix de promociones distinto al que se dio en la realidad, y esto hubiera llevado a un aumento en el volumen vendido en todos los casos, se presentan algunas oportunidades de mejora para poder llevar el modelo a la realidad, que se enumerarán a continuación.

En primer lugar, en la estimación de la demanda se realiza una simplificación y supone que la venta de los artículos puede predecirse en función a su propia historia pasada. Por ese motivo, se pronostica la demanda de cada ítem para cada nivel de descuento en forma aislada del resto de los productos.

En este punto, para llevar a la realidad el modelo, habría que hacer una modificación para incorporar el impacto que tienen los demás ítems en la venta de cada producto en particular. Esto incluye varios aspectos, desde la variación en el precio de un producto sustituto (que, en caso de entrar en promoción, generará una reducción de la venta del ítem bajo análisis) o de un producto complementario (que al contrario del anterior, generará un aumento de la venta de los productos relacionados a él), hasta la disponibilidad que realmente tendrán los productos.

En el caso de esto último, podemos mencionar un segundo punto de mejora, que tiene que ver con incorporar al análisis temas que se escapan del área comercial, y abarcan responsabilidades del lado de Supply Chain.

Por un lado, incorporamos una noción del hecho de que no tenemos espacio ilimitado en tienda poniendo un límite a la cantidad de productos que están en promoción (a través de la restricción de que al menos 75 productos tuvieran un descuento igual a cero, de manera que su demanda estimada esté en el orden de la demanda regular para la cual las capacidades logísticas de la compañía ya se encuentran

adaptadas). Sin embargo, podríamos mejorar esta restricción con algún dato de capacidades máximas, tanto de transporte desde los centros de distribución, depósitos de tienda y almacenamiento de las góndolas.

Adicionalmente, habría que incorporar algún indicador de cumplimiento de los proveedores, para sumar al modelo alguna noción del riesgo de incumplimiento de entrega, que haría que, sin importar la capacidad de distribución y el espacio en tienda, el producto no llegue a las góndolas y por lo tanto no se cumpla la predicción de venta por más que se accione el producto. Esto haría que los productos que tienen más probabilidades de poder abastecerse, sean priorizados a la hora de definir las promociones a realizar, más allá que existan otros ítems con un mayor volumen de venta promocional.

Por otra parte, y saliendo de los puntos más operativos, a futuro es necesario adaptar la escala de descuentos que se consideran, incorporando al análisis una mayor cantidad de porcentajes de descuentos posibles, como así también la diferenciación entre los descuentos a la unidad y al volumen de compra.

También resultaría interesante incorporar al análisis el impacto de todos los posibles medios de comunicación para las promociones. En el análisis que se lleva a cabo, únicamente se tiene en cuenta una de las formas de comunicación que utiliza la empresa, que tiene que ver con los folletos semanales, y los carteles de góndola que acompañan a todas las promociones.

Sin embargo, las cadenas de supermercados tienen un amplio abanico de posibilidades de comunicación, más allá de la señalización en tienda que únicamente impacta a aquellos clientes que ya compran en la misma, como puede ser la comunicación en medios masivos (TV, radio) o en redes sociales.

Un segundo paso en el modelo, entonces, podría ser incorporar los distintos medios de comunicación, para lo cual habría que revisar la historia pasada de los mismos, algo que hoy en día no está disponible en la información de la compañía.

Por otro lado, también habría que adaptar el modelo si se quiere incorporar información de la venta online. En este trabajo, únicamente se toma en cuenta la venta en tiendas físicas, debido a que la información provista por la compañía solamente

abarca dicho canal. Sin embargo, teniendo en cuenta el aumento en los últimos años de la venta de los supermercados a través del canal digital, resulta interesante en un segundo paso incorporar las particularidades de la venta online.

Por último y como complemento a todos estos puntos antes mencionados, el modelo debería adaptarse para poder asignar las promociones considerando los 5000 SKUs que la compañía tiene a la venta actualmente.

Los ajustes deberían hacerse sobre todo en las restricciones, donde se debería ampliar la cantidad de productos sobre los que se permite hacer una promoción (restricción 10), ya que si bien seguiríamos teniendo una restricción de capacidad de compra y distribución por parte de Supply Chain, ya no deberíamos considerar que otras categorías estarán haciendo promociones al mismo tiempo, ya que todas las familias de productos estarían contenidas en el modelo. Por otro lado, debería incorporarse alguna restricción para asegurar una distribución de promociones en todos los departamentos de la empresa, por un lado, para no generar asperezas entre los directores de cada departamento, y por el otro, porque si bien hay categorías que generan un mayor crecimiento en volumen al momento de hacer promociones, es más atractivo para el cliente encontrar variedad en las categorías de productos accionadas.

Si bien es un avance tener una herramienta para un departamento puntual, como en este caso, es importante que la estrategia promocional sea integral, y posibilite elegir los mejores descuentos de cara al cliente sin importar si los mismos dejan afuera a algunas categorías para priorizar otras más eficientes.

Esto hará que la promoción no solo sea más eficiente, sino que dejará de ser “cautiva” de los CM que, con cierta lógica, buscan maximizar la venta de las categorías que llevan, sin ampliar la mirada a todas las categorías en su conjunto.

Referencias

- Ablin, A. (8 de Agosto de 2012). *Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca*. Recuperado el 12 de Abril de 2023, de https://alimentosargentinos.magyp.gob.ar/contenido/sectores/niveldeactividad/08Ago_2012_supermercado.pdf
- Baardman, L., Cohen, M., Panchamgam, K., & Perakis, G. (2021). Using business analytics to upgrade sales promotions. *Management and Business Review, Vol. 1, No. 3*, 55-63. Obtenido de <https://ssrn.com/abstract=4059599>
- Baardman, L., Cohen, M., Panchamgam, K., Perakis, G., & Segev, D. (2019). Scheduling promotion vehicles to boost profits. *Management Science, Vol. 65*, 50-70.
- Cavallo, A., Cruces, G., & Perez-Truglia, R. (2017). Inflation Expectation, Learning, and Supermarket Prices: Evidence from Survey Experiments. *American Economic Journal, Vol. 9, No. 3*, 1-35.
- Cohen, M., & Perakis, G. (01 de Marzo de 2017). Recuperado el 20 de Abril de 2023, de <https://maxccohen.github.io/Case-Study-Promotions.pdf>
- Cohen, M., Kalas, J., & Perakis, G. (2020). Promotion optimization for multiple items in supermarket. *Management Science, Vol. 67, No. 4*, 2340-2364.
- Cohen, M., Leung, N.-H., Panchamgam, K., Perakis, G., & Smith, A. (2017). The impact of linear optimization on promotion planning. *Operations Research, Vol. 65, No. 2*, 446-468.
- Gómez, I. (2023). *Panamerican Business School*. Recuperado el 15 de Marzo de 2023, de <https://panamericanlatam.com/el-hard-discount-mas-que-un-formato-de-retail-una-filosofia/>
- INDEC. (15 de Mayo de 2023). *IPC. Índice de Precios al Consumidor*. Recuperado el 20 de Mayo de 2023, de https://www.indec.gob.ar/uploads/informesdeprensa/ipc_05_230D0A3C29E7.pdf
- Lal, R., & Rao, R. (1997). Supermarket Competition: The Case of Every Day Low Pricing. *Marketing Science, Vol. 16, No. 1*, 60-80.
- Ma, S., & Fildes, R. (2017). A retail store SKU promotions optimization model for category multi-period profit maximization. *European Journal of Operational Research, Vol. 260, No. 2*, 680-692.
- Nielsen. (01 de Mayo de 2023). Canasta de Consumo Nielsen IQ. Argentina. Recuperado el 09 de Abril de 2023, de <https://cas.com.ar/wp-content/uploads/2023/04/Canasta-NIQ-Feb2023.pdf>

Pechtl, H. (2004). Profiling intrinsic deal proneness for HILO and EDLP price promotion strategies. *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 11, No. 4, 223-233.

Randazzo, A. (15 de Agosto de 2022). *Inflación: Advierten por la elevada distorsión de los precios relativos*. Recuperado el 15 de Marzo de 2023, de Ambito: <https://www.ambito.com/economia/inflacion/advierten-la-elevada-distorsion-los-precios-relativos-n5510533>

Apéndice A. Detalle de la base de datos

La base de datos original utilizada para realizar el presente trabajo, que fue obtenida de los sistemas internos de la compañía analizada, contenía los siguientes campos:

Nombre del Campo	Tipo	Descripción	Datos
ANIO	Int	Año de venta	2021, 2022
SEMANA_PROMO	Int	Semana promocional (jueves a miércoles)	1 a 51
DEPARTAMENTO	Chr	Departamento al que pertenece el producto	ALMACEN, BEBIDAS, DPH + NON FOOD, FRIO + -, PERECEDEROS
SUBDEPARTAMENTO	Chr	Subdepartamento dentro del departamento madre	
FAMILIA	Chr	Categoría del producto	
SUBFAMILIA	Chr	Subcategoría del producto	
TIPO_MARCA	Chr	Marca nacional o propia de la cadena	NACIONAL, PROPIA
ARTICULO	Int	Código del artículo, dentro de la codificación de la empresa	
DESCRIPCIÓN	Chr	Descripción del producto	
VENTA_BRUTA	Num	Venta con impuestos	
VENTA_NETA	Num	Venta sin impuestos	
VENTA_UDS	Num	Unidades vendidas	
COSTO_UD	Num	Costo unitario del producto	

Tabla 7 - Descripción de los datos bajados del BI de la empresa bajo análisis

A su vez, esta base que se obtuvo de los sistemas internos de la compañía analizada, se cruza con otras bases complementarias para obtener más datos relativos a la forma de comunicación de las distintas promociones (que, como se mencionó, únicamente abarca la comunicación dentro de tienda), las fechas especiales que pueden redundar en un aumento o disminución de las ventas y los porcentajes de descuento de cada ítem.

Nombre del Campo	Tipo	Descripción	Datos
COMUNICACIÓN	Int	Variable booleana que indica si el producto tuvo comunicación en folleto o cartelera de tienda	0, 1
NAVIDAD	Int	Variable booleana que indica si en la semana ocurrió la Navidad	0, 1
PASCUA	Int	Variable booleana que indica si en la semana ocurrió Pascua	0, 1
CARNAVAL	Int	Variable booleana que indica si en la semana ocurrió el Carnaval	0, 1
DIA_DEL_PADRE	Int	Variable booleana que indica si en la semana ocurrió el día del padre	0, 1
DIA_DEL_NIÑO	Int	Variable booleana que indica si en la semana ocurrió el día del niño	0, 1
DIA_DE_LA_MADRE	Int	Variable booleana que indica si en la semana ocurrió el día de la madre	0, 1
FERIADO	Int	Variable booleana que indica si en la semana hubo algún feriado	0, 1
PORCENTAJE_DE_DESCUENTO	Num	Variable numérica que indica el porcentaje de descuento aplicado sobre el precio regular	0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5

Tabla 8 - Descripción de las variables agregadas a la bajada original

Por último, se agrega una variable adicional que indica la temporada a la que pertenece cada semana, considerando las cuatro estaciones del año (verano, otoño, invierno y primavera), con el objetivo de capturar la estacionalidad según temperatura, un factor crítico en el caso del subdepartamento de bebidas.

Número de Semana	Meses aproximados	Temporada asignada
43 a 10	Noviembre – Marzo	Verano
11 a 22	Marzo – Junio	Otoño
23 a 35	Junio – Agosto	Invierno
36 a 42	Septiembre - Noviembre	Primavera

Tabla 9 - Descripción de variable estacionalidad creada sobre el dataset

Sobre esta base se realiza el análisis de presencia de los SKUs a lo largo del tiempo, y un análisis de correlación respecto a las promociones. En base a los resultados, se obtuvieron los 113 ítems que se utilizaron para llevar adelante el análisis.

Apéndice B. Modelo en ZIMPL

A continuación, se detalla el código realizado en lenguaje ZIMPL y ejecutado vía SCIP en la consola.

```
Modelo de Optimización de Promociones
----- Parámetros y Variables -----
Cantidad de períodos
set S := { 5, 6, 7, 8 };

Posibles descuentos
set D := { 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 };

Códigos de los skus
set A := { ... } ;
-----

Cargo las posibles demandas para cada artículo, semana y descuento.
param pred[S*A*D] := read "demanda.dat" as "n+";

Cargo el margen de cada artículo, que depende del porcentaje de descuento.
param mgu[S*A*D] := read "margenes.dat" as "n+";

Cargo el pvp para cada artículo, que depende del porcentaje de descuento.
param l[S*A*D] := read "pvps.dat" as "n+";

Cargo la restricción de margen
param m := 0.25;

Cargo la restricción de skus accionados
param sku := 75;
```

Cargo la restricción de cantidad mínima de semanas que un artículo debe tener un descuento del 0%

```
param smin := 2;
```

Cargo la restricción de cantidad máxima de semanas que un artículo puede tener un descuento del 50%

```
param smax := 1;
```

Creo la variable binaria que me va a indicar qué descuento se activa para cada artículo en cada semana

```
var y[S*A*D] binary;
```

Creo las variables que voy a usar en el modelo

```
var v[S*A] >= 0;
```

```
var vt[S*A] >= 0;
```

```
var mgt[S*A] >= 0;
```

Función Objetivo

```
maximize fobj: sum <s> in S:  
    sum <a> in A: v[s,a];
```

Restricción de descuentos

```
subto descuento: forall <s> in S:  
    forall <a> in A:  
        v[s, a] == sum <d> in D: y[s,a,d] *  
pred[s,a,d];
```

```
subto binaria: forall <s> in S:  
    forall <a> in A:  
        sum <d> in D: y[s,a,d] == 1;
```


Restricción de cantidad de veces que se acciona un mismo producto

```
subto repite: forall <a> in A:
    forall <d> in D with d == 0:
        sum <s> in S: y[s,a,d] >= smin;
```

Restricción de cantidad de semanas que se acciona al descuento máximo

```
subto maximo: forall <a> in A:
    forall <d> in D with d == 0.5:
        sum <s> in S: y[s,a,d] <= smax;
```

Restricción de margen mínimo a alcanzar en el mes (es decir, sumando las cuatro semanas)

```
subto ventasku:forall <s> in S:
    forall <a> in A:
        vt[s, a] == sum <d> in D: y[s,a,d] *
pred[s,a,d] * l[s,a,d];
```

```
subto margensku:forall <s> in S:
    forall <a> in A:
        mgt[s, a] == sum <d> in D: y[s,a,d] *
pred[s,a,d] * mgu[s,a,d];
```

```
subto margen:
    sum <s> in S: sum <a> in A: mgt[s, a] >= m * sum <s> in
S: sum <a> in A: vt[s, a];
```

Restricción de máximo de promociones semanales

```
subto promomax: forall <s> in S:
    forall <d> in D with d == 0:
        sum <a> in A: y[s, a, d] >= sku;
```

Apéndice C. Detalle de los resultados del modelo de estimación de demanda

Debido a que la estimación realizada en la Sección 3.1 no es perfecta, se calcula la venta que hubiera arrojado el modelo de pronóstico de demanda replicando exactamente las mismas promociones que fueron llevadas a cabo en la realidad.

Tal como se ve en la Sección 4.1, el pronóstico subestima el volumen de venta que realmente se consigue con las promociones llevadas a cabo. Las diferencias entre la realidad y el escenario real ajustado son las siguientes:

	Real	Real Ajustado	Diferencia
Unidades	8.22	7.75	-5.8%
Venta \$ (en mill.)	\$ 2,232.99	\$ 2,295.65	2.8%
Margen \$ (en mill.)	\$ 595.45	\$ 633.45	6.4%
Margen %	26.6%	27.6%	0.95

Tabla 10 - Diferencias entre la realidad y el pronóstico ajustado

El modelo de estimación de demanda pronostica que con las promociones llevadas a cabo, se debería haber obtenido una venta en volumen un 5.8% más bajas de las que se obtuvieron en la realidad. Además, estima un margen porcentual más alto, con casi un punto de diferencia respecto al que se obtuvo en la realidad. Esto se debe a que si bien el mix de productos accionados es el mismo, varía el mix de unidades vendidas. Con los datos globales, podemos inferir o bien que subestima principalmente la venta en unidades de los productos que tienen algún descuento, o que subestima la demanda de los productos con precio de venta más bajo (o sobreestima la demanda de los productos con precio de venta más alto). Esto se ve en que el precio de venta promedio de la realidad es casi \$25 más bajo que el precio de venta promedio del escenario ajustado (\$296,25 vs. \$271,52).

Adicionalmente a este análisis, si abrimos la estimación con las promociones que se efectuaron en la realidad por cada familia considerada, se ve lo siguiente:

Familia de Productos	Real	Real Ajustado	% Desvío	Sub/Sobreestimación
AGUA MINERAL	0.88	0.77	-12.6%	Subestima
BEBIDAS SIN GAS	0.99	0.65	-34.2%	Subestima
CERVEZAS	4.75	4.74	-0.3%	Subestima
GASEOSAS	1.50	1.41	-6.1%	Subestima
VINOS	0.10	0.18	78.3%	Sobreestima
Total Familias	8.22	7.75	-5.8%	Subestima

Tabla 11 - Diferencias entre el volumen real y el ajustado por familia de productos

El modelo subestima la venta en volumen de las familias de aguas, bebidas sin gas, cervezas y gaseosas.

La mejor estimación la realiza en la familia de cervezas, en donde apenas se desvía un 0.3%. En esta familia habíamos obtenido un r^2 de 0.75 en el training set y de 0.65 en el test set. La familia de bebidas sin gas, que había tenido una performance aceptable con los datos de validación en la Sección 3.1, subestima en un 34% la venta real obtenida. En las familias de gaseosas y de aguas minerales se subestima la venta en un 6% y 12% respectivamente.

No sorprende que la familia con peores resultados sea la de vinos, en donde en la Sección 3.1 se obtiene el peor coeficiente, con un r^2 de 0.51 en validación, lo que nos indica que el modelo poco puede explicar sobre la venta de esta familia. Teniendo en cuenta que tal como se vio en la Sección 2.2, esta familia en su conjunto tiene precios de venta muy por arriba del resto de las categorías, al igual que un mayor margen, el hecho de que el modelo sobrestime la venta de la misma puede ser la razón por la cual el margen en pesos y porcentual supera a la realidad a pesar de tener una venta en volumen casi un 6% menor.

Apéndice D. Detalle de los resultados obtenidos en el modelo de optimización

A continuación, se exponen los resultados por semana de los distintos modelos, y su variación respecto al escenario real.

Modelo 1 vs. Escenario Real Ajustado

Semana	Real Ajustado				Modelo con Mg >= 25%			
	Unidades	Venta \$	Margen \$	Margen %	Unidades	Venta \$	Margen \$	Margen%
5	2.13	\$ 594.40	\$ 162.44	27.3%	2.69	\$ 652.41	\$ 163.42	25.0%
6	1.65	\$ 509.81	\$ 144.62	28.4%	2.59	\$ 703.52	\$ 177.01	25.2%
7	1.96	\$ 602.86	\$ 181.22	30.1%	2.40	\$ 662.87	\$ 169.20	25.5%
8	2.00	\$ 588.59	\$ 145.18	24.7%	2.23	\$ 673.73	\$ 163.51	24.3%
Total	7.75	\$ 2,295.65	\$ 633.45	27.6%	9.91	\$ 2,692.53	\$ 673.13	25.0%
					27.9%	17.3%	6.3%	- 2.59

Tabla 12 - KPIs semanales del modelo 1 vs. Real Ajustado

En este modelo vemos una mejora del 27.9% respecto a la venta en unidades y 17.3% en pesos. El margen porcentual es menor, en 2.59 puntos porcentuales, pero sin embargo el crecimiento en la venta hace que el margen en pesos crezca un 6.3% respecto al escenario real ajustado.

El comportamiento del margen semanal es similar en el modelo respecto a la realidad, con un menor margen en la primera y la última semana. La mayor venta en unidades se da en ambos casos en la semana 5, lo cual guarda relación con el hecho de ser principio de mes.

Modelo 2 vs. Escenario Real Ajustado

Semana	Real Ajustado				Modelo con Mg >= 20%			
	Unidades	Venta \$	Margen \$	Margen %	Unidades	Venta \$	Margen \$	Margen%
5	2.13	\$ 594.40	\$ 162.44	27.3%	3.08	\$ 666.22	\$ 120.20	18.0%
6	1.65	\$ 509.81	\$ 144.62	28.4%	3.13	\$ 778.91	\$ 146.58	18.8%
7	1.96	\$ 602.86	\$ 181.22	30.1%	2.43	\$ 652.28	\$ 150.79	23.1%
8	2.00	\$ 588.59	\$ 145.18	24.7%	2.36	\$ 677.20	\$ 137.36	20.3%
Total	7.75	\$ 2,295.65	\$ 633.45	27.6%	10.99	\$ 2,774.61	\$ 554.93	20.0%
					41.9%	20.9%	-12.4%	- 7.59

Tabla 13 - KPIs semanales del modelo 2 vs. Real Ajustado

En este modelo vemos una mejora del 41.9% respecto a la venta en unidades y 20.9% en pesos. Esta importante diferencia puede deberse a un cambio en el mix de productos, a que el porcentaje de reducción del precio es mucho mayor al porcentaje de crecimiento de las unidades vendidas o a una combinación de ambos factores. El margen porcentual es menor, en 7.59 puntos porcentuales, y el crecimiento en unidades no logra compensar la baja del precio, cayendo el margen en pesos en 12,4%.

El comportamiento del margen semanal difiere de la realidad en que se permite un menor margen en la primera quincena del mes, compensándolo con un mayor margen en las últimas dos semanas.

Modelo 3 vs. Escenario Real Ajustado

Semana	Real Ajustado				Modelo con Mg >= 15%			
	Unidades	Venta \$	Margen \$	Margen %	Unidades	Venta \$	Margen \$	Margen %
5	2.13	\$ 594.40	\$ 162.44	27.3%	2.95	\$ 666.01	\$ 105.48	15.8%
6	1.65	\$ 509.81	\$ 144.62	28.4%	3.04	\$ 688.20	\$ 119.18	17.3%
7	1.96	\$ 602.86	\$ 181.22	30.1%	2.66	\$ 701.37	\$ 124.91	17.8%
8	2.00	\$ 588.59	\$ 145.18	24.7%	2.39	\$ 623.76	\$ 112.47	18.0%
Total	7.75	\$ 2,295.65	\$ 633.45	27.6%	11.05	\$ 2,679.34	\$ 462.03	17.2%
					42.5%	16.7%	-27.1%	- 10.35

Tabla 14 - KPIs semanales del modelo 3 vs. Real Ajustado

En este modelo vemos una mejora del 42.5% en las unidades vendidas, menos que un punto más que en el modelo anterior, con una reducción en el margen mucho mayor. Esto parece indicarnos que el crecimiento en unidades (que es muy pequeño) no compensa prácticamente a la baja de precios.

El comportamiento del margen semanal muestra un crecimiento escalado semana a semana, con el menor margen en la semana 5 y el mayor en la última semana.

Mix de promociones

Real / Real Ajustado	0%	10%	20%	30%	40%	50%	Accionados
AGUA MINERAL	20	0	1	2	0	0	3
GASEOSAS	11	1	0	4	0	0	5
BEBIDAS SIN GAS	20	1	3	4	0	0	8
CERVEZAS	19	5	5	0	0	0	10
VINOS	20	1	4	8	0	0	13
	84	6	8	16	0	0	30

Tabla 15 - Promedio de SKUs por descuento Real y Real Ajustado

El escenario real (y de igual forma, el real ajustado) es el que mayor cantidad de productos deja fuera de promoción (84 SKUs). Dentro de los productos accionados, en promedio, predomina el descuento en un 30% sobre el precio regular, mientras que no hay, al menos en estas cuatro semanas, descuentos del 40% o 50%.

Modelo - Mg >= 25%	0%	10%	20%	30%	40%	50%	Accionados
AGUA MINERAL	17	3	2	2	1	1	9
GASEOSAS	10	4	1	0	0	0	5
BEBIDAS SIN GAS	19	5	2	1	1	1	10
CERVEZAS	14	9	2	2	1	1	15
VINOS	20	5	0	0	0	0	5
	78	24	5	4	2	1	36

Tabla 16 - Promedio de SKUs por descuento Modelo 1

El modelo 1, que tiene una restricción de al menos 75 productos sin promoción, no utiliza al máximo esta restricción, dejando fuera de promoción a 78 de los productos.

Por otro lado, se diferencia del escenario real en que pone una mayor cantidad de productos en el descuento mínimo, del 10%. Además, distribuye el resto de los productos en toda la gama de descuentos, accionando un producto al descuento máximo del 50%.

Modelo - Mg >= 20%	0%	10%	20%	30%	40%	50%	Accionados
AGUA MINERAL	15	3	2	2	1	1	9
GASEOSAS	8	5	2	2	0	0	9
BEBIDAS SIN GAS	17	5	2	2	2	1	12
CERVEZAS	13	5	2	2	4	2	15
VINOS	23	0	0	1	2	0	3
	75	17	6	7	7	2	39

Tabla 17 - Promedio de SKUs por descuento Modelo 2

El modelo 2 utiliza al máximo la restricción de productos sin descuento, dejando sin accionar 75 productos. Por otro lado, disminuye la cantidad de productos accionados al mínimo descuento, distribuyendo el resto de las acciones entre los descuentos más altos.

Modelo - Mg >= 15%	0%	10%	20%	30%	40%	50%	Accionados
AGUA MINERAL	15	3	2	2	1	1	9
GASEOSAS	8	2	5	2	0	0	9
BEBIDAS SIN GAS	17	4	2	2	2	1	11
CERVEZAS	13	3	2	3	5	2	15
VINOS	23	0	0	0	3	0	3
	75	11	9	8	9	2	39

Tabla 18 - Promedio de SKUs por descuento Modelo 3

El modelo 3, al igual que el modelo anterior, utiliza al máximo la restricción de promociones totales, y además redistribuye promociones hacia los descuentos más altos.