



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA INDUSTRIAL**

**DETERMINACIÓN DE PRECIOS ÓPTIMOS PARA UNA CADENA DE
SUPERMERCADO UTILIZANDO MODELOS JERÁRQUICOS BAYESIANOS**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

CATALINA PÍA TRONCOSO ROJAS

PROFESOR GUÍA:

RICARDO MONTOYA MOREIRA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:

MARCEL GOIC FIGUEROA

LUIS ABURTO LAFOURCADE

SANTIAGO DE CHILE

SEPTIEMBRE 2010

*En memoria de
dos mujeres excepcionales,
mis abuelas
Carmen y Haydée*

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TITULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR: CATALINA TRONCOSO ROJAS
FECHA: 06/09/2010
PROF. GUIA: Sr. RICARDO MONTOYA

RESUMEN EJECUTIVO

La presente memoria se centra en la determinación de precios óptimos de una categoría en una cadena de supermercados. Actualmente el proceso para fijar los precios se basa en la intuición o experiencia y es igual para todas las sucursales. Por lo tanto, se busca proponer una política de precios para una categoría, que capture la heterogeneidad del comportamiento de la demanda a través de las distintas tiendas dentro de la cadena.

El objetivo principal de esta memoria es desarrollar una metodología para la determinación de precios bases óptimos; a través de datos transaccionales y demográficos que permita a la cadena encontrar una política de precios particular a cada una de sus salas de ventas. La estimación de demanda de los productos se realiza a través de un modelo jerárquico Bayesiano. La ventaja esencial de este modelo, es que esta estimación se realiza a nivel de sala, pero utiliza los puntos comunes de todas las sucursales.

Con esta metodología, se obtiene la sensibilidad de la demanda al precio de cada producto, que se representan como elasticidades precio propia y cruzada para todos los productos en estudio. Estos parámetros sirven de entrada para los modelos de optimización de precios. Finalmente, para determinar la política óptima de precios, se evalúan tres modelos de optimización no lineal, maximizando ingresos, unidades o margen.

La validación de la estimación de la demanda arrojó óptimos resultados. El indicador R-ajustado fue de 0,5, mientras el MAPE fue menor al 25%. Además se pudo determinar que el modelo jerárquico bayesiano entrega mejores indicadores tanto cualitativos como cuantitativos para las matrices de elasticidad que modelos clásicos de regresión; agrega valor además al incluir información de variables demográficas que no habían sido analizadas anteriormente.

Se concluye que aplicar políticas óptimas de precio para la cadena se observan aumentos cercanos al 40% en ingresos y unidades para cualquier modelo. Si además estas políticas se aplican de forma diferenciada para cada sucursal, los ingresos se incrementan en un 15% más, de forma que la cadena de supermercados pierde alrededor de diez millones de pesos semanales al no hacerse cargo de las particularidades de cada sala.

Como conclusión del trabajo, la metodología aplicada permite abarcar mayor información sobre los productos y las sucursales, realizándose análisis más robustos y mejores interpretaciones del comportamiento del consumidor, lo que se ve reflejado en los resultados finales de la optimización.

AGRADECIMIENTOS

En este momento está terminando una etapa muy importante en mi vida y este trabajo representa el esfuerzo de casi 6 años de estudio. No será recordada sólo por el estudio y la formación profesional, sino también por las personas maravillosas que conocí durante este período y que me acompañaron entregándome su amistad, experiencia, pero sobre todo apoyo constante y momentos muy entretenidos.

Primero, quiero agradecer a mis profesores, Ricardo, Marcel y Luis, por la paciencia y el tiempo destinado a escucharme y a explicarme una y otra vez. Por la disposición a enseñar, el entusiasmo entregado y la exigencia que me permitieron terminar este trabajo.

Quiero agradecer también a mis compañeros de Penta, por revisar mis presentaciones, enviarme archivos a última hora y darme el tiempo para lograrlo.

Sin duda quiero agradecer a mi familia, a todas mis hermanas y hermanos, en particular Dieguín por su cariño inmenso y la Gaby por su compañía. A mis padres, por su amor incondicional, porque me inculcaron el gusto por el saber y hacer las cosas bien; a mi papá, Ricardo por sus palabras amorosas y de respaldo; y a mi mamá, Carola, porque me ha enseñado tanto, porque con ella comprendí que no es suficiente la inteligencia, cuando no hay esfuerzo, dedicación y pasión. Gracias por estar siempre presentes.

Agradezco a mis amigas (Vale, July, Cami, Pau, Tami, Pame, entre otros nombres) que han estado presentes desde siempre, con sus risas, penas, por sobre todo con sus palabras de cariño e inolvidables momentos juntas.

No puedo dejar de mencionar a mi Profesor Jorge Azócar, porque desde el sur siempre supo mostrarme una mirada mucho más amplia en mi formación como estudiante. Gracias por la dedicación, las conversaciones y por enseñarme a disfrutar las matemáticas.

Finalmente quiero agradecer a Víctor, porque me ha acompañado durante todos estos hermosos años de universitaria, siempre ha estado para entregarme no sólo amor, también comprensión y mucha paciencia. Porque su presencia es fundamental en mi vida y con él, este camino se hace más armonioso.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	8
1.1. Antecedentes Generales	8
1.2. Descripción del Proyecto y Justificación	11
1.3. Objetivos	14
1.3.1. Objetivo General	14
1.3.2. Objetivos Específicos	14
1.4. Alcances	14
1.5. Resultados Esperados	15
2. MARCO CONCEPTUAL.....	15
2.1. Series de Tiempo	15
2.2. Elasticidad Precio de la Demanda	16
2.3. Modelo para el Cálculo de las Elasticidades	16
2.3.1. Regresiones	16
2.4. Modelos Jerárquicos Bayesianos.....	17
2.4.1. Análisis Jerárquico Bayesiano sobre Regresiones Lineales	18
2.4.2. Método Iterativo Gibbs Sampler	19
2.5. Metodología KDD.....	20
3. METODOLOGÍA	21
3.1. Selección de datos	22
3.1.1. Selección de Datos Generales	22
3.1.2. Selección de Cadena.....	22
3.1.3. Selección de Sucursales	22
3.1.4. Selección de Clientes	24
3.1.5. Selección de Categorías	24
3.1.6. Selección de Productos.....	25
3.1.7. Selección de Variables demográficas.....	27
3.2. Preprocesamiento de Datos	28
3.2.1. Datos Erróneos y Faltantes.....	28
3.2.2. Variables dummies explicativas	29
3.3. Estimación del Modelo de Demanda.....	30
3.3.1. Modelo para Obtención de Parámetros	30
3.3.2. Transformación de Datos	32

3.3.3.	Aplicación de Regresiones	32
3.3.4.	Validación de Resultados	34
3.4.	Determinación de la política de precios de precios óptima	34
3.4.1.	Definición de Modelos de Optimización.....	34
3.4.1.1.	Modelo maximización Ingresos	35
3.4.1.2.	Modelo Maximización Unidades	35
3.4.1.3.	Modelo maximización margen.....	36
3.4.2.	Restricciones de los modelos	36
3.5.	Interpretación y Evaluación.....	37
4.	Resultados	39
4.1.	Análisis de Datos.....	39
4.1.1.	Análisis de la Categoría Yogurt	39
4.1.2.	Bases analíticas y Filtros en los Datos	41
4.1.3.	Análisis de Sucursales	43
4.2.	Estimación de la Función de Demanda	44
4.2.1.	Comparación entre métodos de estimación de demanda.....	48
4.2.2.	Análisis Productos Relevantes	52
4.2.2.1.	Relación entre productos	52
4.2.2.2.	Análisis variables demográficas	53
4.3.	Optimización	57
4.3.1.	Análisis de Optimización en Sucursales	61
4.3.2.	Análisis productos relevantes.....	64
4.3.3.	Análisis de sensibilidad.....	68
4.4.	Evaluación económica para la cadena.....	72
5.	Conclusiones	75
5.1.	Conclusiones del trabajo	75
5.2.	Recomendaciones de negocio	78
5.3.	Trabajos Futuros.....	79
6.	BIBLIOGRAFÍA.....	82
7.	ANEXOS.....	84
7.1.	Anexo A: Secuencia para la Obtención de Distribuciones.....	84
7.2.	Anexo B: Grupos de Productos	84
7.3.	Anexo C: Tablas de correlación variables demográficas y transaccionales.....	86

7.4.	Anexo D: Estadísticos Descriptivos Variables Demográficas y Transaccionales.....	87
7.5.	Anexo E: Reglas de Segmentación	88
7.6.	Anexo F: Resumen Grupos de Sucursales	89
7.7.	Anexo G: Matriz elasticidad para 5000 iteraciones	89
7.8.	Anexo H: Estabilidad Matriz con 5000 iteraciones.....	90
7.9.	Anexo I: Resumen Elasticidades Positivas 5000 iteraciones	90
7.10.	Anexo J: Histogramas de parámetros en análisis de producto yoghito	91
7.11.	Anexo K: Gráficos de convergencia en análisis producto Yoghito.....	92
7.12.	Anexo L: Comparación estimación de demanda, según variables significativas.....	93
7.13.	Anexo M: Detalles de resultados de margen para los 3 modelos de optimización ...	93
7.14.	Anexo N: Resultados optimización sucursal Independencia.....	94

1. INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES GENERALES

En la actualidad la industria del retail se posiciona como uno de los sectores productivos más desarrollados de Chile, aportando el 12% del PIB nacional^[7][28]. A pesar de la crisis económica que vivió el mundo a partir del año 2008, que hizo caer en un 3% al retail mundial (y chileno) las proyecciones de ventas del retail en Chile crecen a un 5,1% para el 2010 y a un 5,5% para el 2011¹.

Es así como Chile se posiciona como uno de los países que mejor competencias tiene a nivel de cadenas de retail en Latinoamérica^[6], especialmente en el sector de cadenas de supermercados. Cencosud es la primera cadena en ventas y Falabella y D&S figuran dentro del top de ventas del año 2009, como podemos ver en la Tabla 1.

TABLA 1: RANKING RETAIL LATINOAMERICANO 2009

Ranking 2010	Ranking mundial	Ranking 2009	Compañía	Ventas 08-09 *MMde dólares	País de origen
1	80	2	Cencosud	\$ 11.226	Chile
2	92	1	Grupo Pão de Açúcar	\$ 10.047	Brasil
3	104	3	Soriana	\$ 8.672	México
4	131	4	Casas Bahía	\$ 6.524	Brasil
5	134	5	Falabella	\$ 6.410	Chile
6	168	6	Comercial Mexicana	\$ 4.746	México
7	190	7	FEMSA Comercio	\$ 4.276	México
8	200	---	Lojas Americanas	\$ 3.886	Brasil
9	202	---	D&S	\$ 3.849	Chile
10	218	8	El Puerto de Liverpool	\$ 3.637	México

FUENTE: ESTUDIO CONSULTORA DELOITTE^[6]

Los clientes de los supermercados son hoy más exigentes y están más informados. Poseen una mayor valoración del tiempo, premiando a las compañías que les ofrecen lo que quieren y castigando a aquellas que fallan. Este nuevo estilo de consumidor, unido al gran nivel de crecimiento que ha experimentado esta industria ha impactado de forma positiva en la competitividad del sector. Los participantes se han visto obligados a buscar nuevas estrategias, como programas de fidelización o mejora en los procesos (reducción de costos, aumento del uso de tecnología), para no ser eliminados del negocio y ser más atractivos para sus clientes^[2].

¹< http://www.latercera.com/contenido/745_195082_9.shtml >[Consulta en línea: Abril 2010]

La fuerte y alta competencia actual y la inclusión de nuevas estrategias para enfrentar a los competidores del sector y mantener a la clientela ha hecho disminuir los márgenes netos de venta, que en la actualidad son menores al 5%^[22].

Dentro de principales estrategias de competencia entre las cadenas de supermercados, se encuentran aquellas orientadas a fijar mejor los precios de los productos. Una de ellas es EDLP (“EveryDay Low Prices”) comúnmente usada por Wal-Mart y Líder en Chile, donde se ofrecen constantemente precios bajos en la mayoría de los productos o categorías. Otra estrategia para enfrentarse a este tipo de competencia es la denominada HiLo (“High-Low Price”) ^[8], que ofrecen, temporalmente promociones sobre un conjunto limitado de productos. Se basa en conocer cualitativa y cuantitativamente los segmentos de clientes a los que se dirige cada tienda y con poder definir cuándo y sobre cuáles productos aplicar los descuentos.

Las políticas de precio más utilizadas en la actualidad se encuentran en un continuo entre la estrategia de EDLP (márgenes constantes para cada categorías) en un extremo y HiLo (descuentos frecuentes en distintas categorías) al otro^[8].

Una sala de supermercado típica vende miles de SKU’s distintos. Para poder realizar promociones o políticas de precio más robustas, se debe tener un control más acabado de las distintas funciones que cumplen los grupos de productos. Para esto se han categorizados y clasificados según los atributos y roles que cumplen dentro de la ocasión de compra del cliente preferente.

ILUSTRACIÓN 1: ROL DE LAS CATEGORÍAS



FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA

Los productos que pertenecen a las categorías de destino y rutina suelen, en general, tener una alta rotación, lo que permite tener mayor cantidad de datos e información para la aplicación de estrategias de precios.

Es así como hoy los supermercados cuentan con bastante información tanto de los clientes como de los productos. Gracias a esos datos, es que se pueden realizar complejos análisis para la obtención de patrones de comportamiento que permitan conocer mejor a los consumidores. Es particularmente interesante el conocimiento que se puede obtener de la sensibilidad a las promociones o a los precios de los productos (según el rol que estos posean).

Con toda esta información (tanto de clientes como de productos) los retailers chilenos han desarrollado estudios y herramientas para aumentar sus ventas o utilidades, considerando distintas variables del marketing mix.

De las variables que pueden ser modificadas, el precio es aquella que afecta de forma más directa en los ingresos de una sucursal^[19], tratándose además de una industria con márgenes muy bajos. Actualmente, un supermercado fija los precios para un producto según los costos, la competencia o el posicionamiento buscado, entregando el poder de negociación a los proveedores, dejando de lado al cliente preferente de la tienda y perdiendo oportunidades de mejorar márgenes o diferenciación^[20].

Por lo tanto es importante y beneficiosa la aplicación de políticas de precios eficientes y robustas, que tomen en cuenta el rol de la categoría y algunas características de los consumidores, como su sensibilidad al cambio de precio de un producto (y de sus sustitutos o complementarios) y que afectan la ocasión de compra.

Para poder optimizar los precios es fundamental estimar las elasticidades precio de los productos (sensibilidad del consumo frente a un cambio de precio de un producto). Varios estudios indican que la inclusión de estos parámetros mejoran las estimaciones^[21].

La optimización de precios se puede abordar de distintas maneras. Desde considerar una única sala de ventas, pasando por modelos que agrupan sucursales y escalan los resultados hasta agregar a nivel de cadena, obteniendo una única política de precio^[17].

Por lo tanto, el aporte de este trabajo consiste en proponer una política de precios para cada tienda de una cadena de supermercados, considerando que cada sucursal posee características de venta y demanda distintas. El modelo de trabajo parte desde un nivel agregado de la cadena, hasta las particularidades de cada sala. Para ello se aplicará un nuevo modelo de regresión, lo que permitirá mejorar las elasticidades estimadas, además de reducir los costos y tiempos de estimación de las políticas de precio.

1.2. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN

Como ya se ha mencionado anteriormente, el precio es una de las variables más efectivas que se pueden manipular en una compañía para tomar mejores decisiones y aumentar los beneficios. Aunque en la industria del retail, la práctica más común es fijar los precios basándose en un margen fijo, recientemente se han introducido modelos que consideran la demanda y se basan en ella para sus políticas de precios ^[17].

Las cadenas de supermercados han comenzado a invertir recursos en el problema de la optimización de precios, estando cada vez más dispuestas a investigar éstas nuevas metodologías de pricing basadas en la demanda, que permitan aumentar los beneficios en la cada vez más competitiva industria del retail ^[22].

Estos estudios sobre comportamiento y sensibilidad al precio de los consumidores abarcan una gran cantidad de información y decisiones asociadas, ya que intervienen en mercados donde se venden muchos productos con interacciones entre sí. Por lo que un cambio en el precio puede motivar al consumidor a cambiar su decisión de compra no sólo del producto que fue a comprar, sino también de otros, sustitutos o complementarios².

Es decir, la demanda de un producto no sólo posee sensibilidad al cambio de su propio precio, sino también al de muchos otros productos de su misma categoría. Estos conceptos se denominan elasticidad precio propia y elasticidad precio propia, que son los principales parámetros para relacionar la demanda del producto con el precio ofertado.

Una de las principales decisiones que se deben tomar es si las políticas de precio y la demanda asociada, se estimarán de forma general a nivel de cadena o particular para cada una de las sucursales que la conforman. Esta es una decisión no menor, ya que existe un fuerte trade off entre ambos enfoques.

La opción más sencilla es estimar la demanda a nivel de cadena. Esto implica agregar los productos de cada sucursal con las demás tiendas, obteniéndose un “producto final” (precio promedio, suma de cantidades) para cada uno de los SKU.

De esta forma, se cuenta con el comportamiento global de la demanda por producto, lo que permite realizar una estimación de sensibilidad a nivel de cadena. Con estos resultados sólo es posible entregar una solución común para todas las sucursales, ya que se tiene una única matriz de elasticidades entre productos.

² Los productos sustitutos son aquellos que pueden servir de reemplazo entre sí, cuando sube la demanda de uno, disminuye la del otro. Productos complementarios tienden a comprarse en conjunto, por lo que si baja la demanda de uno (por aumento del precio, por ejemplo) afecta negativamente la demanda del otro.

Este tipo de solución tiene ventajas asociadas principalmente a la robustez de los resultados. Gracias a la cantidad de información que poseen los productos agregados (cada uno está formado por la cantidad de sucursales en estudio), el comportamiento de la demanda y en consecuencia, la sensibilidad a los precios, son estimaciones que se sustentan sobre una gran cantidad de datos, entregando mayor confiabilidad sobre los resultados finales.

La mayor limitación de este enfoque, es que excluye la heterogeneidad de las sucursales. Dado que la cadena de supermercados se reparte en distintas zonas geográficas con distintos perfiles demográficos y de competencia, la demanda y la sensibilidad a los precios de los clientes en cada una de las salas de ventas puede variar y una solución a nivel agregado no permite atender este tipo de particularidades.

Una solución a este problema, es considerar los datos de cada sucursal de forma separada y hacer un análisis particular para cada una de ellas. De esta forma, se generan políticas de precios específicas a nivel de sala, pero los resultados se vuelven menos robustos en cuanto los parámetros de demanda son altamente sensibles a eventos de compra que no necesariamente son gatillados por cambios en el vector de precios.

Otra solución puede ser, una combinación de ambos métodos, donde se segmentan las sucursales y se trabaja a nivel de segmento generando resultados más robustos y políticas de precios distintas para cada grupo. Las limitaciones de este enfoque radican en definir el número de segmentos correctos y las variables sobre las cuales se va a segmentar (sin incluir información demográfica). Además, no permite hacer un enfoque a nivel de cadena, perdiéndose la conexión entre cada sucursal y las demás.

Los estudios sobre modelos de pricing, tanto la investigación como la aplicación han dado buenos resultados logrando aumentar los ingresos en cerca de un 30%, mientras que los márgenes teóricamente han sido mejorados en más de un 100% ^[4].

Aún cuando la aplicación de estos modelos de apoyo a las decisiones de precio ha contribuido a mejorar la rentabilidad en la industria, tienen ciertas limitaciones. La principal de ellas es que se encuentra ausente la particularidad de cada una de las sucursales, donde puede ser relevante basarse en ciertas variables que incorporan heterogeneidad a las estimaciones y permiten ajustar las soluciones a cada caso.

Por ejemplo, existen variables del tipo demográfico, transaccional o de la competencia, que los modelos usados hasta el momento no permiten incorporar de forma fácil sin sobreestimar los resultados. Debido a los modelos de estimación de demanda que se utilizan, se necesitan muchos parámetros en cada regresión para incluir las variables mencionadas. Esto ocasiona problemas de sobreestimación, donde los resultados se ajustan

demasiado a los datos utilizados para calibrar y no permiten predecir de forma correcta la demanda para otros periodos.

Esto da pie para analizar nuevas metodologías, que adaptan los modelos aplicados anteriormente en modelos que básicamente agregan dos cosas. La primera es la integración de las sucursales, es decir, se utiliza toda la información transaccional de las tiendas, para estimar la demanda de cada una. La segunda es la incorporación de nuevas variables explicativas, basadas en características demográficas del área geográfica donde se encuentra la sucursal y variables transaccionales de la misma, que incluyen todas las categorías de venta. Estas inclusiones mejoran los ajustes del modelo y permiten obtener políticas de precios particulares para cada sala de ventas sin tener que analizarlas de forma individual.

Es así, como en este trabajo se van a incluir variables demográficas y transaccionales para explicar las elasticidades precio de la demanda, además de mantener la relación clásicamente utilizada entre precio y cantidades vendidas.

Para poder aplicar este nuevo enfoque al modelo de estimación de demanda, se utiliza estadística bayesiana, que permite basar las estimaciones en el conocimiento subjetivo o a priori y luego ir iterando los resultados en función de evidencia empírica. En este caso específico, se asume a priori que los parámetros de elasticidad provienen de una distribución común, permitiendo que las distribuciones a posterior para cada una de las elasticidades precio, se encuentren dentro un rango similar.

Para poder realizar estas mejoras, se utilizará un *Modelo Jerárquico Bayesiano*^[23], que son particularmente apropiados para orientar decisiones sobre problemas de marketing.

Este modelo está formado por 3 componentes; la distribución a priori de los parámetros, la función de los datos según los parámetros a estimar y el resultado, que es una distribución a posteriori de los parámetros, basándose en la primera información. Si los parámetros dependen de un nivel superior, como en este caso le ocurre a las elasticidades con las variables demográficas, se introduce nueva información jerarquizando las distribuciones a obtener.

El uso de esta metodología permitirá determinar las elasticidades con mayor robustez en los resultados obtenidos de las estimaciones, sin dejar de lado la heterogeneidad de cada sucursal. Estos resultados se aplican a modelos de optimización para obtener finalmente el vector de precios bases³ que maximiza distintos objetivos según cada modelo.

³ Precios bases: Entendemos por precio base a los definidos previo a los descuentos promocionales en sala.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. OBJETIVO GENERAL

- Determinar la política de precio óptimo para una categoría a nivel de cadena de supermercado utilizando modelos jerárquicos Bayesianos.

1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Definir la metodología que permita aplicar políticas más eficientes a nivel de cadena de supermercado sobre una categoría.
- Definir las variables demográficas o transaccionales más relevantes para la diferenciación entre sucursales.
- Comparar resultados de estimación de demanda y matriz de elasticidad precio con distintos métodos.
- Estimar el vector de precios óptimos para una categoría, obteniendo resultados particulares para cada sala de ventas.
- Evaluar las diferencias entre sucursales de distintas características demográficas, tanto en la optimización como en la estimación de demanda.
- Evaluar los beneficios de la política de precios propuesta para la cadena en estudio.

1.4. ALCANCES

Los alcances a abarcar en este trabajo y sus limitaciones son:

- El principal alcance de este proyecto será que el análisis se hará a nivel de cadena de supermercados, trabajando sobre una cadena en particular.
- El modelo entrega resultados finales individuales para cada sala y no uno a nivel agregado de cadena.
- No se analizará a la competencia ni efectos de promoción, debido a la falta de información existente.
- El proyecto sólo abarcará información de una categoría, independiente del rol que ésta cumpla, pero considerándolo en el análisis de optimización y por lo tanto se entregará una política de precios óptimos para una categoría en particular.
- No se realizará una validación empírica de los beneficios que traería la implementación de precios.

1.5. RESULTADOS ESPERADOS

Los resultados esperados al finalizar este proyecto son:

- Determinar las variables más relevantes que permitan diferenciar demográficamente a las sucursales.
- Sensibilidades al precio de cada producto, en cada sucursal.
- Políticas de precio individuales para cada sucursal, para una categoría.
- Comparación del modelo Bayesiano jerárquico con otras metodologías para la definición de precios óptimos.

2. MARCO CONCEPTUAL

Desde un punto de vista metodológico, hay elementos centrales que deben ser considerados. En primer lugar las series de tiempo, que permiten suavizar tendencias y ayudan en la limpieza y preprocesamiento de los datos. Luego una definición y caracterización de las elasticidades, parámetro fundamental en la estimación de demanda de un producto y en las políticas de optimización. A continuación se muestran los modelos de regresión más utilizados en los problemas de pricing y el modelo jerárquico bayesiano, para comprender las diferencias existentes y por qué se escoge este último para el desarrollo del trabajo. Finalmente, las definiciones teóricas de cómo se emplea la metodología KDD.

2.1. SERIES DE TIEMPO

Las series de tiempo^[10] se definen como una colección o conjunto de mediciones de cierto fenómeno registradas secuencialmente en intervalos iguales de tiempo. Los fenómenos que pueden estar presentes en los datos son:

- **Outlier:** Puntos que se escapan de lo normal. Es una observación que corresponde a un comportamiento anormal del fenómeno o a un error de medición. No tienen incidencias futuras y la solución suele ser interpolar los datos.
- **Tendencia:** Es un movimiento de larga duración que representa el comportamiento predominante de la serie. Se puede definir como el cambio de la media a lo largo de un periodo.
- **Variación Estacional:** Se habla de este tipo de variaciones cuando el comportamiento de la variable en el tiempo representa un movimiento periódico (menor a un año). Las principales causas son condiciones del tiempo.
- **Variaciones Irregulares:** Se les denomina también componente aleatoria. Son movimientos irregulares que representan aquellos comportamientos que no sean tendencia, variaciones estacionales o cíclicas.

2.2. ELASTICIDAD PRECIO DE LA DEMANDA

La elasticidad se define como el cambio porcentual en la cantidad demandada dado un cambio porcentual en el precio. Matemáticamente se expresa de la siguiente manera:

$$E_d = \frac{\text{Variación porcentual en la Cantidad Demandada}}{\text{Variación porcentual en el Precio}} = \frac{\Delta Q_d / Q_d}{\Delta P / P}$$

ECUACIÓN 1: ELASTICIDAD PRECIO DE LA DEMANDA

Donde E_d es la elasticidad, Q_d la cantidad demandada y P el Precio.

Es posible clasificar las relaciones entre las variables de acuerdo a su elasticidad $E(Q_d, P)$:

- Elástico: El coeficiente es mayor a la unidad ($|E| > 1$).
- Inelástico: El coeficiente es menor a la unidad, pero mayor a cero ($0 < |E| < 1$).
- Unitario: El coeficiente es igual a la unidad ($E = 1$).

El conocer si nos encontramos ante un producto de alta o baja elasticidad, es muy importante a la hora de tomar decisiones relativas a precios.

Para productos inelásticos, existe un amplio margen para subir los precios y una baja de estos no provocará cambios. Si nos encontramos ante un precio elástico, sabemos que una baja en los precios disparará la demanda y por lo tanto dará mejores resultados globales, mientras una subida de precios puede suponer una caída súbita en las ventas.

2.3. MODELO PARA EL CÁLCULO DE LAS ELASTICIDADES

2.3.1. REGRESIONES

El objeto de un análisis de regresión es investigar la relación estadística que existe entre una variable dependiente (Y) y una o más variables independientes (X_1, X_2, X_3).

Para poder realizar esta investigación, se debe postular una relación funcional entre las variables. Debido a su simplicidad analítica, la forma funcional que más se utiliza en la práctica es la relación lineal.

$$Y = b_0 + b_1 \cdot X_1 + b_2 \cdot X_2 + \dots + \varepsilon$$
$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

ECUACIÓN 2: REGRESIÓN LINEAL

Cuando solo existe una variable independiente, esto se reduce a una línea recta. Los coeficientes b_0 y b_1 son parámetros que definen la posición e inclinación de la recta.

2.3.2. REGRESIONES NO LINEALES

Hay ocasiones en que la relación entre X e Y no es lineal, sino que exhibe algún grado de curvatura.

La estimación directa de los parámetros de funciones no-lineales es un proceso algo más complejo^[34], ya que requiere soluciones basadas en simulaciones o aproximaciones sucesivas. No obstante, a veces se pueden aplicar las técnicas de regresión lineal por medio de transformaciones de las variables originales.

Una función no lineal que tiene muchas aplicaciones y que ha sido utilizada en la mayoría de los modelos de pricing es la función exponencial:

$$Y = AX^b + \varepsilon$$

ECUACIÓN 3: FUNCIÓN NO LINEAL

Donde A y b son constantes desconocidas.

Si se aplica logaritmo en ambos lados, esta función también puede ser expresada como:

$$\log(Y) = \log(A) + b \log(X) + \varepsilon$$

ECUACIÓN 4: FUNCIÓN LINEAL

De esta manera es posible calcular la siguiente regresión lineal:

$$\log(Y) = \alpha + \beta \log(X) + \varepsilon$$

ECUACIÓN 5: REGRESIÓN LINEAL DOBLELOG

En esta regresión (denominada regresión doble-log), en lugar de calcular la regresión de Y sobre X, calculamos la regresión del logaritmo de Y sobre el logaritmo de X. Comparando las ecuaciones 4 y 5 se puede apreciar que el coeficiente α es un estimador de $\log(A)$, mientras que β es un estimador de b (el exponente de la función exponencial).

Este modelo es particularmente interesante en aplicaciones econométricas, ya que el exponente b (β en la regresión lineal) en una función exponencial mide la elasticidad de Y respecto de X^[12].

2.4. MODELOS JERÁRQUICOS BAYESIANOS

En la última década se ha visto un aumento dramático en el uso de métodos Bayesianos en el área del retail, utilizándose en una amplia variedad de problemas como la introducción de nuevos productos, precios, variables incluyendo una alta variedad de

fuentes de datos. La gran flexibilidad de estos modelos es lo que permite su aplicación a tan diversos y numerosos problemas.

El modelo jerárquico bayesiana es una poderosa herramienta ya que permite expresar modelos estadísticos que reflejan un problema dado, de forma mucho más completa que la mayoría de los modelos simples. En general mejora las estimaciones individuales (por cada sala de ventas) tomando información a mayor escala o de forma transversal y comprime los estimadores particulares en agregados^[14].

2.4.1. ANÁLISIS JERÁRQUICO BAYESIANO SOBRE REGRESIONES LINEALES

Un modelo lineal jerárquico postula que la variable independiente y_i de cada unidad i queda descrita por una función lineal y un error normalmente distribuido, como indica el conjunto de regresiones^[24], de la ecuación Ecuación 6: Primer Sistema de regresiones

$$y_i = X\beta_i + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_i \sim \text{iidN}(0, \sigma_i^2) \quad i = 1, \dots, m$$

ECUACIÓN 6: PRIMER SISTEMA DE REGRESIONES

Por simplicidad, asumimos que para cada unidad i los errores son independientes.

La jerarquía es introducida al asumir que los parámetros de las regresiones a nivel de la unidad i provienen de una distribución común, como indica la Ecuación 7.

$$\beta_i = Z_i\Delta + \nu_i$$

$$\nu_i \sim \text{iidN}(0, V_\beta)$$

ECUACIÓN 7: SEGUNDO SISTEMA DE REGRESIONES

En este modelo especificamos una distribución normal a priori con media $Z_i\Delta$ para cada parámetro β_i . Las variables del vector de Z_i representan características específicas de cada unidad i . Para completar el modelo, necesitamos especificar la distribución a priori de los parámetros σ_i^2 , Δ y V_β

$$\sigma_i^2 \sim \frac{\nu_i \cdot s_{0,i}^2}{\chi_{\nu_i}^2}$$

$$V_\beta \sim IW(\nu, V)$$

$$\text{vec}(\Delta) | V_\beta \sim N(\text{vec}(\bar{\Delta}), A^{-1} \otimes V_\beta)$$

ECUACIÓN 8: DISTRIBUCIÓN DE LOS HÍPER PARÁMETROS

2.4.2. MÉTODO ITERATIVO GIBBS SAMPLER

Para estimar los parámetros definidos mediante el Modelo Jerárquico Bayesiano descrito en la sección anterior, se utiliza el algoritmo de iteración de Gibbs sampler^[24].

Este método de iteración es una cadena de Markov cíclica que se obtiene a partir de una serie de distribuciones condicionales sobre una distribución inicial. Se separa en p grupos o bloques de parámetros y Gibbs sampler se define mediante la simulación repetitiva de cada una de las p distribuciones condicionales.

La distribución a priori del vector de β es especificado a través de un proceso de dos etapas. Primero, se especifica un prior de distribución normal para β y luego un segundo prior sobre los parámetros de esa distribución. Se puede escribir este proceso Ecuación 9, como una secuencia de distribuciones condicionales. En el Anexo A: Secuencia para la Obtención de Distribuciones, se muestra un gráfico explicativo de este proceso.

$$\begin{array}{l|l}
 y_i & X_i, \beta_i, \sigma_i^2 \\
 \beta_i & Z_i, \Delta, V_\beta \\
 \sigma_i^2 & \nu_i, s_{0,i}^2 \\
 V_\beta & \nu, V \\
 \Delta & V_\beta, \bar{\Delta}, A
 \end{array}$$

ECUACIÓN 9: DISTRIBUCIONES CONDICIONALES

Luego se realizan los siguientes 4 pasos iterativos, que se repiten hasta que se obtiene la convergencia de las distribuciones a posterior:

$$\begin{array}{l}
 \beta_i^1 | y_i, X_i, Z \Delta_0, V_\beta^0, \sigma_i^0 \\
 \sigma_i^1 | y_i, X_i, Z \Delta_0, V_\beta^0, \beta_i^1 \quad i = 1, \dots, m \\
 V_\beta^1 | \{\beta_i^1\}, \nu, V \\
 \Delta^1 | \{\beta_i^1\}, A, \bar{\Delta}, V_\beta^1
 \end{array}$$

ECUACIÓN 10: PASOS ITERATIVOS

2.5. METODOLOGÍA KDD

La metodología KDD o *Knowledge Discovery in Databases* es el proceso no-trivial de identificar patrones previamente desconocidos, válidos, nuevos, potencialmente útiles y comprensibles dentro de los datos^[9].

A continuación se presentan los 5 pasos que componen la metodología, los cuales serán adaptados para el trabajo a realizar:

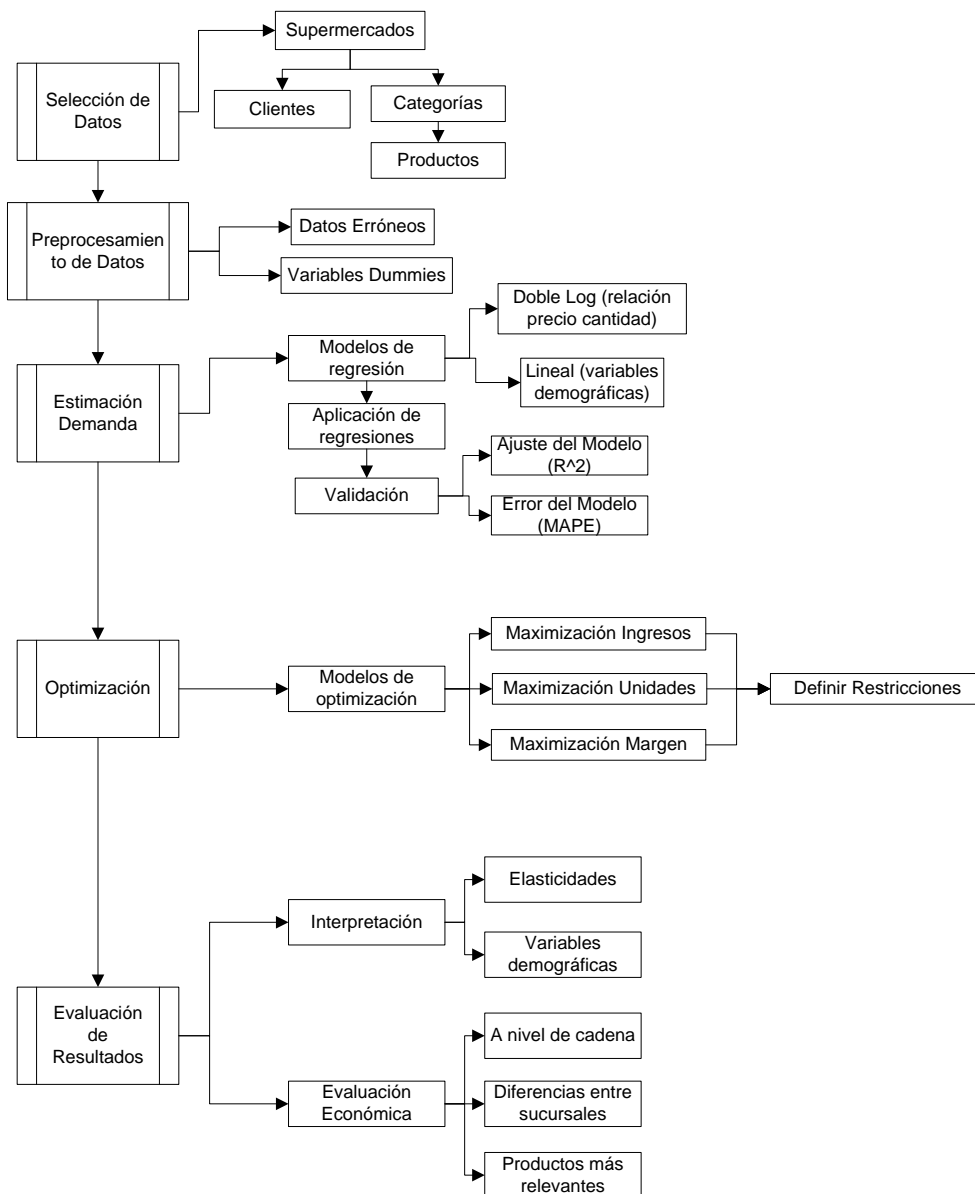
- Selección de los datos: En esta etapa se busca determinar cuáles serán los datos que se utilizarán para el análisis. Estos deben permitir poder cumplir los objetivos planteados.
- Preprocesamiento: En esta etapa se limpian los datos, se suavizan estacionalidades y tendencias, se eliminan datos que se encuentran fuera de rango, se crean variables dummies explicativas, entre otros. Todo ello, con el objeto de eliminar factores externos que originen conclusiones erróneas.
- Estimación de datos: Los datos deben ser transformados para ser introducidos a los modelos de optimización que son aplicados en la siguiente etapa. En esta etapa se obtienen parámetros que explican las relaciones existentes entre la cantidad demandada y el precio tanto a nivel de categoría como a nivel de SKU.
- Modelamiento y optimización: En esta etapa se construyen y aplican modelos de optimización, que permiten obtener los precios que otorgan un margen o un ingreso óptimo.
- Evaluación de los Resultados: Los resultados son evaluados, estimando los beneficios que otorga la aplicación de los precios en las salas de venta tanto teóricamente como empíricamente.

3. METODOLOGÍA

La metodología a utilizar es una adaptación del proceso KDD. Antes de comenzar a aplicar la metodología se debe revisar el estado del arte en el tema descrito, para conocer las técnicas y modelos actuales que se utilizan para la optimización de precios. Se debe revisar el marco teórico y herramientas matemáticas con que se va a trabajar.

La Ilustración 2: Adaptación Metodología, resume los pasos a seguir para obtener los resultados buscados.

ILUSTRACIÓN 2: ADAPTACIÓN METODOLOGÍA



FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA

En este capítulo se realiza una descripción de cada uno de los pasos del proceso KDD y su adaptación al problema en particular.

3.1. SELECCIÓN DE DATOS

Esta etapa inicial explica el proceso de selección del subconjunto de datos transaccionales⁴ que se van a utilizar para la validación de los modelos.

3.1.1. SELECCIÓN DE DATOS GENERALES

Los datos transaccionales a utilizar comprenden el período desde el 01-01-2008 hasta el 31-12-2009, lo que da un total de 106 semanas. De los 24 meses de datos disponibles, se utilizarán 90 semanas para análisis y calibración de los modelos, las 16 semanas restantes se dejan para la validación del modelo de optimización.

En la Tabla 2: Datos Disponibles 2009 encuentra un resumen de los datos disponibles del supermercado al año 2009.

TABLA 2: DATOS DISPONIBLES 2009

Resumen de Datos	Totales
N° Sucursales	40
N° Categorías	145
N° Productos	7566
Tipos de clientes distintos	3

FUENTE: BBDD CADENA DE SUPERMERCADOS

3.1.2. SELECCIÓN DE CADENA

Para contar con una amplia disponibilidad de datos y debido a requerimientos específicos de la empresa patrocinante y juicio de expertos, se eligió una cadena de supermercados mayoristas, que posee sucursales a nivel nacional, desde la Cuarta a la Décima región.

3.1.3. SELECCIÓN DE SUCURSALES

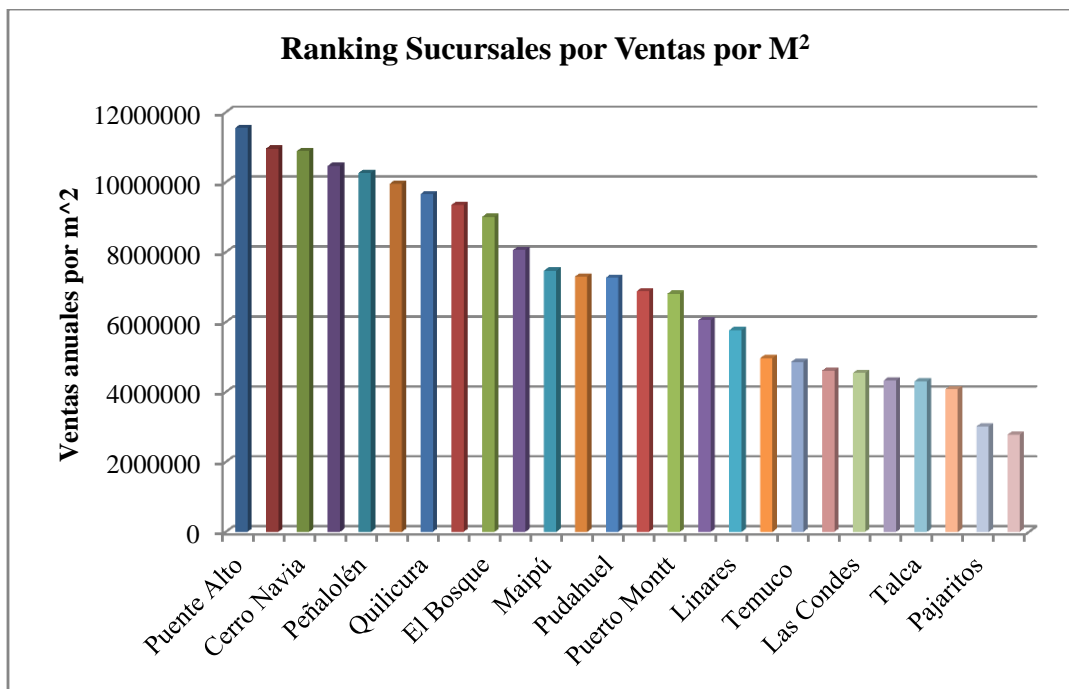
En la mayoría de las cadenas de supermercados, las sucursales tienen diferentes políticas de precios, ya que se orientan a distintos segmentos de clientes. A pesar de que trabajar a nivel agregado hace más ágil la aplicación de la metodología, en este caso los

⁴ Por datos transacciones se entiende aquellos que se realizan en el POS (point of sale), donde se registra toda la información relevante de la compra realizada como: fecha de venta, sucursal, producto vendido, cantidad, precio de venta y costo unitario en esa fecha.

datos se van a considerar particulares para cada sucursal y sólo se va a considerar el nivel agregado para realizar comparaciones.

La cadena escogida posee 40 sucursales, de las cuáles se estudiarán sólo 26, debido a que son las de mayor relevancia y se posee información recopilada desde el año 2008. Algunas de estas sucursales serán agrupadas en parejas, debido a la cantidad de datos faltantes para ciertos productos de algunas sucursales.

GRÁFICO 1: RANKING SUCURSALES SEGÚN VENTAS



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

El GRÁFICO 1: Ranking Sucursales según ventas muestra una comparación entre las sucursales, de forma de ordenarlas según Ventas por metro cuadrado y conocer la importancia de éstas para la cadena de supermercados. De las 26 sucursales inicialmente seleccionadas, se eliminó una (Sucursal de Concepción) debido a que por las contingencias particulares del año 2010 en esa comuna, la sucursal cerró, por lo que no se pudieron obtener datos para realizar la optimización.

3.1.4. SELECCIÓN DE CLIENTES

Cada tipo de cliente que asiste a una sucursal de supermercado, posee características distintas a otros, como sensibilidad al precio, costo de atención o tamaño de compra. Por lo tanto, es necesario identificar los diferentes grupos de clientes que existen en la cadena de supermercados, como clientes mayoristas, minoristas, empresas, convenios, etc...para determinar sobre qué grupo de clientes se va trabajar.

Dado que en este trabajo se busca particularmente clientes finales, o sea que miran el precio lista para decidir que compran, es que se optó por juicio de expertos. Dado que se posee mayor información (sensibilidad a los precios, similitudes, frecuencia) se eligen datos transaccionales solo de clientes tipo socios.

3.1.5. SELECCIÓN DE CATEGORÍAS

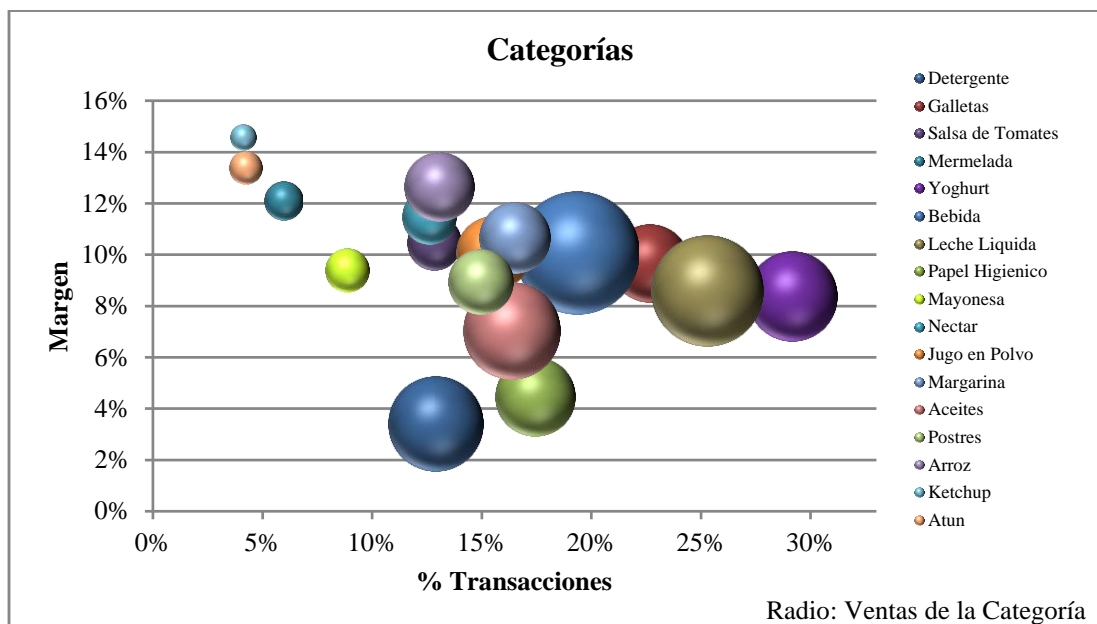
Para poder escoger la categoría sobre la cual se debe trabajar, ésta debe cumplir con ciertos criterios que faciliten el trabajo con los datos, sobre todo en este caso que se trabajarán a nivel desagregado por sucursal.

Los criterios con los que la categoría debe cumplir son los siguientes:

- Pertenecer a las 30 categorías con mayor número de transacciones: Una categoría con más transacciones posee mayor información sobre el comportamiento de los clientes y de cómo interactúan estos con los precios y demandas.
- Pertenecer a las 30 categorías con mayor monto total: Se impone esta condición ya que posee un rol de generadora de dinero y/o destino.
- Poseer información de los precios por unidades: Existen categorías en donde los precios son ya sea por kilos o metros (ejemplos: las carnes o cables respectivamente). Para estas categorías se requiere un nivel de modelamiento adicional que las deja fuera del alcance de este estudio.
- Poseer una alta variación de precios en el tiempo: Deben existir variaciones en los precios de la categoría, ya que eso permitirá observar como la cantidad demandada reacciona ante estos cambios.
- Poseer un alto coeficiente de variación del precio: Se impone esto para asegurar que el surtido de precios ofrecidos sea alto, es decir que existan diferencias de precios significativas entre los productos ofrecidos dentro de la categoría.
- Los productos deben ser sustitutos dentro de la categoría: Es decir, que exista competencia, para analizar como el precio afecta las demandas tanto de su propio producto como el de los demás.
- Debe poseer precios de lista: Esto se refiere a que debe existir un precio estable diario en donde los clientes puedan tomar decisiones a partir de éste y no que exista la posibilidad de conseguir descuentos, variaciones en los precios gracias a agentes externos o que hayan precios dinámicos durante el día.

Para poder definir que categoría específica utilizar, se clasifican según margen de los productos, presencia en boletas y venta total de la categoría. El GRÁFICO 2: Evaluación categorías, presenta las categorías que poseen las características anteriormente definidas son galletas, leche, yogurt, bebidas.

GRÁFICO 2: EVALUACIÓN CATEGORÍAS



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Se seleccionó la categoría de destino⁵ yogurt, ya que posee un alto margen, alta rotación y suficiente variación en el precio.

3.1.6. SELECCIÓN DE PRODUCTOS

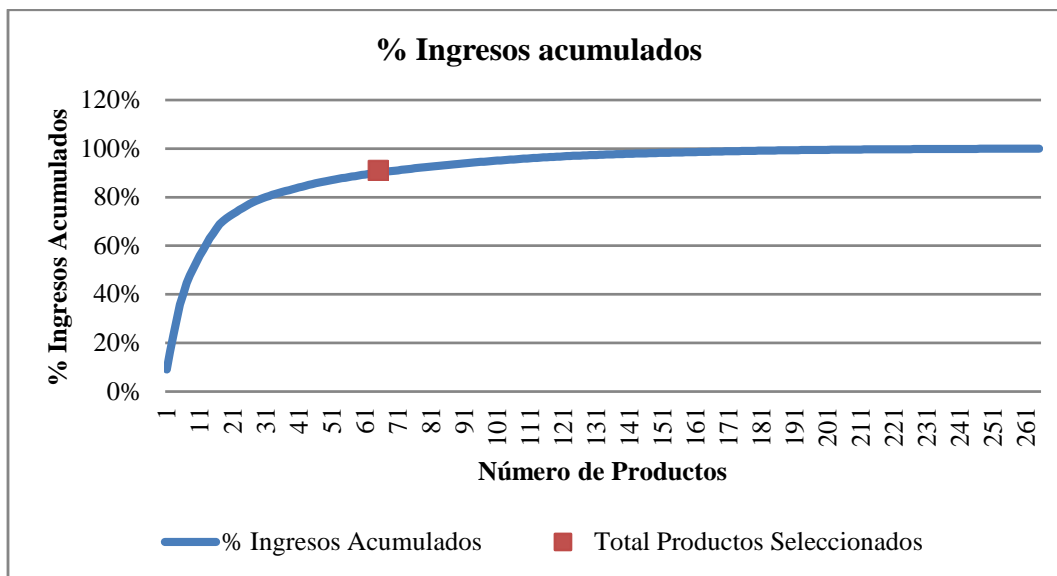
La categoría seleccionada posee una gran cantidad de productos distintos, alrededor de 137 se comercializan actualmente. A pesar de esto, en la mayoría de los casos, sólo el 20% de estos productos representan el 80% de las ventas totales. Debido a que se trabajará un modelo a nivel agregado de las sucursales, es importante elegir productos que se encuentren en la mayoría de éstas.

⁵ Categorías de destino son aquellas que tiene una alta presencia en las boletas, por lo que el tráfico es muy alto. Son las categorías por las cuales el cliente prefiere o distingue una cadena.

Para definir qué productos seleccionar, se ordenaron de mayor a menor aporte según la venta total que representa cada uno, seleccionando el 50,4% de los SKU que se venden actualmente, que representan el 90,91% de las ventas.

Luego se clasificaron según ciertos atributos a definir y se convierten en productos agregados, utilizando el criterio de precio promedio y demanda agregada.

GRÁFICO 3: INGRESOS ACUMULADOS



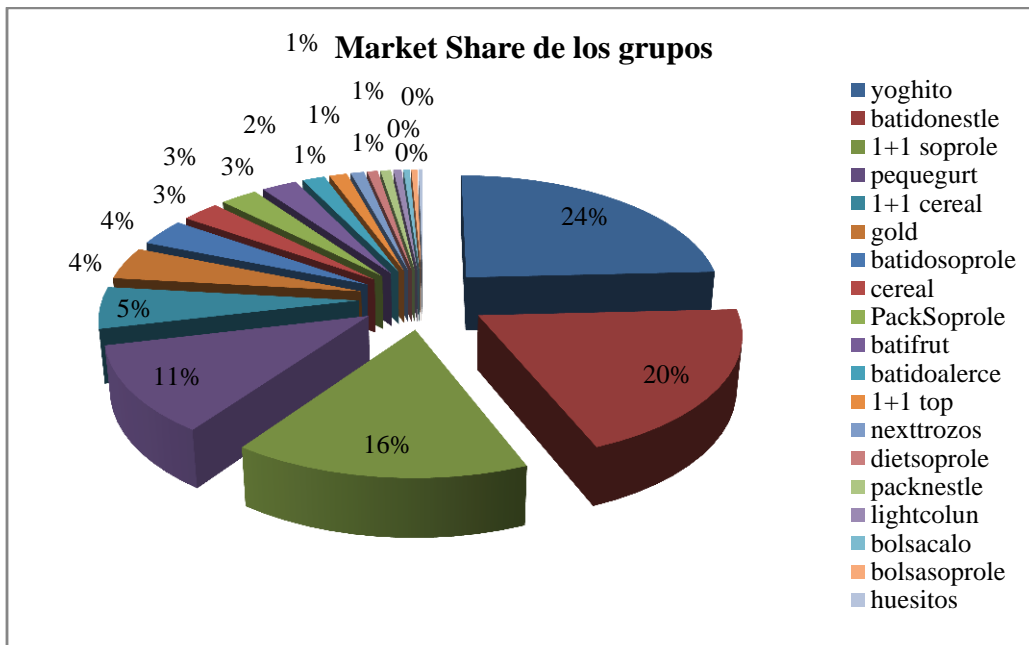
FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Además, se consideraron sólo productos actuales, es decir que tuvieran presencia en boletas los últimos meses. Este criterio se agregó debido a que no es interesante para la cadena de supermercados información de los precios bases para productos que ya no se comercializan. Se agregaron productos que no cumplen con esa condición, pero que pertenecen a grupos con productos actuales, ya que aportan en datos.

Se debe considerar también la presencia en sucursal. Dado que el trabajo será particular para cada una, cada producto agregado debe tener presencia en todas las sucursales, este punto es necesario para la aplicación de la metodología a utilizar.

Ninguna de las sucursales aplica políticas de precios distintas a dos productos de iguales características (marca, formato, tipo) que sólo difieren en el sabor del yogur. Esto se puede comprobar al hacer un análisis de las diferencias de precios entre los productos (ver Anexo 7.2). Por lo que a los productos seleccionados por porcentaje de ventas, se le unieron aquellos idénticos en todos los atributos, excepto sabor. Con esto se formaron 17 grupos de productos, considerando alrededor de 70 SKU, el detalle se encuentra en el Anexo B: Grupos de Productos

GRÁFICO 4: MARKET SHARE DE LOS GRUPOS SELECCIONADOS



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

3.1.7. SELECCIÓN DE VARIABLES DEMOGRÁFICAS

Además de la heterogeneidad que observamos al analizar el comportamiento de la demanda en las distintas sucursales, podemos mejorar las estimaciones usando variables demográficas de cada sala.

TABLA 3: DETALLES VARIABLES DEMOGRÁFICAS

	Variables	Definición	Promedio	Desv_est	Max	Min
Transaccionales	Ticket_Prom	Boleta promedio de la sucursal	\$ 24.974	7.883	\$ 41.188	\$ 9.262
	Precio_Pond	Precio ponderado de venta	\$ 396	40	\$ 510	\$ 341
	Transxm2	Total Transacciones por m ²	292	89	482	154
	Ventasxm2	Ventas totales por m ²	\$ 7.122.527	2.684.501	\$ 11.548.423	\$ 2.775.409
	Pres_Yogurt	Presencia de yogurt en boletas	30%	0,07	42%	17%
Demográficas	Antigüedad	% pob sobre 65 años	7%	0,03	3%	15%
	Educación	% pob con grado universitario	19%	0,09	7%	54%
	Indígena	% pob con ascendencia étnica	3%	0,03	1%	13%
	Ingresos	Logaritmo del ingreso promedio	5,77	0,14	5,6	6,3
	Fam_Tam	% de familias con 5 miembros o más	27%	0,03	22%	35%
	Mujeres_Trab	% de mujeres que trabajan	34%	0,05	27%	48%
	Casa Propia	% de propietarios de casa	72%	0,06	61%	84%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Para seleccionar estas variables, se definió como área geográfica, la comuna donde se encuentra inserta la sucursal y los datos poblacionales que se obtuvieron a través de Censos nacionales o estudios de Gobierno se pueden ver en la Tabla 3: Detalles Variables demográficas, también se consideraron variables transaccionales.

Para definir de entre las 11 variables, cuáles se utilizarán para la metodología de estimación de demanda, se evaluó la correlación entre éstas en dos pasos. Primero de las 8 variables demográficas iniciales, se escogieron sólo 3, eliminándose las otras 5 por estar altamente correlacionadas. Luego, estas 3 últimas se compararon con las variables transaccionales, obteniéndose las variables finales que se muestran a continuación.

- Ticket Promedio
- Ingresos
- Tamaño familiar (% de familiar con 5 miembros o más)
- Mujeres que trabajan (% de mujeres que tienen empleo formal)

Las distintas tablas de correlación entre las variables y los detalles por sucursal de las variables seleccionadas, se encuentran en los Anexo C: Tablas de correlación variables demográficas y transaccionales. y Anexo D: Estadísticos Descriptivos Variables Demográficas y Transaccionales respectivamente.

3.2. PREPROCESAMIENTO DE DATOS

Una vez que los datos han sido seleccionados, es necesario revisarlos en detalle, para asegurar que sean utilizables en la investigación. Para ello hay que limpiarlos, detectando y tratando datos erróneos, faltantes, fuera de rango, etc. También hay que definir las etapas en que estos pasos se realizarán, dado que se va a trabajar a nivel de sucursales, es complejo revisar cada uno de los productos agregados en cada una de las salas de ventas.

3.2.1. DATOS ERRÓNEOS Y FALTANTES

En esta etapa se definen y aplican los procesos de limpieza sobre los datos seleccionados. Pueden existir datos faltantes, fuera de rango o erróneos que deben ser tratados para eliminar factores que puedan influir en los resultados del proyecto.

Las transacciones de compra se pueden realizar mediante 3 tipos de documentos; facturas, boletas o notas de crédito. Para estas últimas, la cantidad y el precio son negativos, lo que ocasionaría errores en los datos agregados, por lo que este tipo de transacciones serán eliminadas de la base a estudiar.

Para analizar si existen quiebres de stock (cambios muy bruscos en la demanda, con precios que no corresponden) o datos erróneos, se analizan todos los grupos de productos para todas las sucursales. En los datos transaccionales sólo se registra el precio de cada

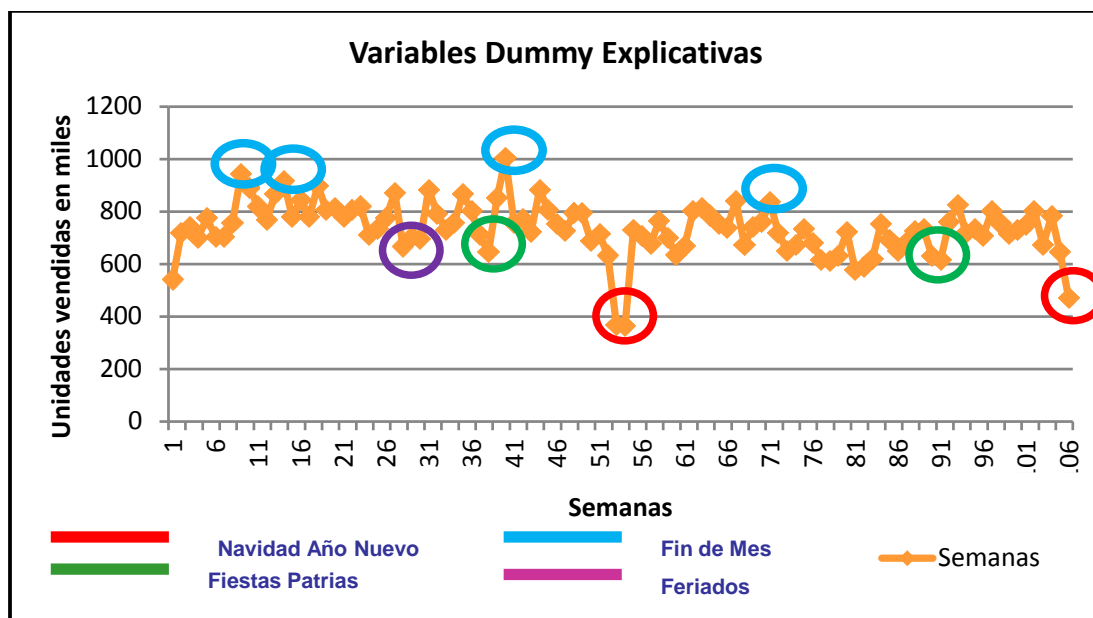
SKU si este se encuentra presente en al menos una transacción durante la semana. En el caso que esto no ocurra, los precios del SKU se completan con el precio promedio móvil de 8 semanas. En esas ocasiones la cantidad demandada también se analizará como un promedio móvil, ya que ventas igual a 0 no es necesariamente representativo del comportamiento de la demanda que hubiera existido si el producto hubiera estado en góndola.

3.2.2. VARIABLES DUMMIES EXPLICATIVAS

Como una forma de explicar estacionalidades o tendencias, se debe analizar el comportamiento de las demandas en caso de días feriados, sándwich, fin de mes, quincena.

En general, se observa que hay periodos del año que afectan la demanda de los productos, por lo que se crean variables dummies explicativas para la semana en que se encuentre el tipo de día. Es decir se caracteriza con un 1 si es que la semana posee la característica explicada y con 0 cuando no.

GRÁFICO 5: ANÁLISIS VARIABLES DUMMIES



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Se agregan las siguientes variables, ya que experiencias previas indica que son significativas al explicar la demanda, lo cual se corrobora con investigación de la data:

- Fines de mes o quincenas
- Vacaciones (invierno y verano)
- Feriados importantes (Semana Santa, navidad, Año Nuevo, Fiestas Patrias)

3.3. ESTIMACIÓN DEL MODELO DE DEMANDA

Para poder obtener el vector de precios bases que se busca, es necesario transformar los datos transaccionales y las variables demográficas para introducirlas en el modelo final.

En el modelo de optimización (que se explica en la siguiente sección) se necesitan un modelo de estimación de demanda. Los principales parámetros de dicho modelo son las elasticidades precio propia y cruzadas. Junto con esto, se incluyen ciertos resultados de parámetros demográficos que permiten realizar un análisis de los SKU, sus comportamientos y relaciones entre ellos.

3.3.1. MODELO PARA OBTENCIÓN DE PARÁMETROS

Una componente importante en la definición del modelo de demanda es la especificación de las formas funcionales que mejor describen la relación entre precios y demanda. De estudios anteriores^[4] se tiene que los modelos que arrojaron mejores resultados son regresiones Doble Log. También se ha indicado que la variable dependiente que mejor resultados obtiene y que logra mejor ajuste es la cantidad de demanda, frente, por ejemplo al market share^[4].

Los distintos modelos que han sido analizados en trabajos anteriores^[4] se diferencian en las variables independientes que explicarían el comportamiento de la demanda. En una primera instancia solo se utilizó el vector de precios semanales de la categoría (los precios de cada SKU que compone la categoría). En un estudio posterior se agregaron variables dummies explicativas y un término autorregresivo, lo cual no mejoró sustancialmente los ajustes, además de no aportar a los parámetros buscados.

Debido a las conclusiones obtenidas anteriormente, se compararon dos modelos similares, ambos utilizan las variables dummies explicativas, pero uno consideró sólo el precio de cada producto y el otro utilizó los precios de todos los productos. Este último modelo fue el que obtuvo los mejores resultados de ajustes y es el que se utilizará como modelo principal en este caso.

Para la utilización de modelos jerárquicos, hay que incluir también la relación de la elasticidad precio de cada producto con las variables demográficas. Además se deben definir las distribuciones de probabilidad de cada uno de los parámetros que permiten obtener los resultados esperados.

- a) Modelo de regresión doble log calibrado con datos, se obtienen elasticidades precio propia y cruzada. Incorpora como variable dependiente la cantidad demandada y como variables independientes las dummies explicativas, el precio del producto agregado en estudio y de los demás productos. Esto permite observar relaciones de complementariedad y sustitución entre los SKU:

$$\ln(Q_i) = \alpha_i + \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \ln(P_j) + \sum_{l=1}^N \beta_{il} \ln(\delta_l) + \varepsilon_i$$

ECUACIÓN 11: MODELO DE REGRESIÓN DOBLE LOG

Donde:

Q_i : Demanda semanal del SKU i

α_i : Coeficiente posicional de la demanda del SKU i

β_{ij} : Elasticidad precio del producto i sobre el producto j

P_j : Precio del SKU j

β_{il} : Coeficiente de proporcionalidad de la variable binaria l para el SKU i

δ_l : Variable dummy explicativa l

ε_i : Error de cada regresión.

- b) Modelo de regresión lineal que tiene como variable dependiente las elasticidades precio propias y cruzadas de cada SKU y como variables independientes las variables demográficas:

$$\beta_i = \Delta Z_i + \nu_i$$

ECUACIÓN 12: REGRESIÓN LINEAL DEMOGRAFICA

β_i : Vector de regresores de la Ecuación 11: Modelo de regresión doble log

Z_i : Vector de variables demográficas para la unidad i

Z_0 : Intercepto

Z_1 : Ticket Promedio

Z_2 : $\ln(\text{Ingreso promedio familiar})$

Z_3 : Porcentaje de familias con 5 o más integrantes

Z_4 : Porcentaje de mujeres que trabajan.

Δ : Vector de coeficientes de proporcionalidad para las variables demográficas de ña unidad i

ν_i : Error asociado a la regresión

c) Distribuciones de probabilidad de todos los parámetros buscados. Se distinguen también los priors. Por simplicidad escogemos distribuciones conjugadas, ya que facilitan la estimación del modelo.

$$\beta_i \sim N(\Delta Z_i, V_\beta)$$

$$\Delta \sim N(\bar{\Delta}, V_\beta \otimes A^{-1})$$

$$V_\beta \sim IW(\nu, V)$$

$$\sigma^2 = \frac{\nu_0 \cdot s_0^2}{\chi_{\nu_i}^2}$$

ECUACIÓN 13: DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD

Donde:

A^{-1} : *Precisión de la Varianza*

ν : *Media de la distribución asociada a V_β*

V : *Varianza de la distribución asociada a V_β*

Por último, los parámetros de las distribuciones a priori que se deben definir son los siguientes:

$$\nu, V, A^{-1}, \bar{\Delta}, \nu_0, s_0$$

ILUSTRACIÓN 3: PRIORS

3.3.2. TRANSFORMACIÓN DE DATOS

Los input para el modelo de obtención de coeficientes a nivel de productos agregados son los siguientes:

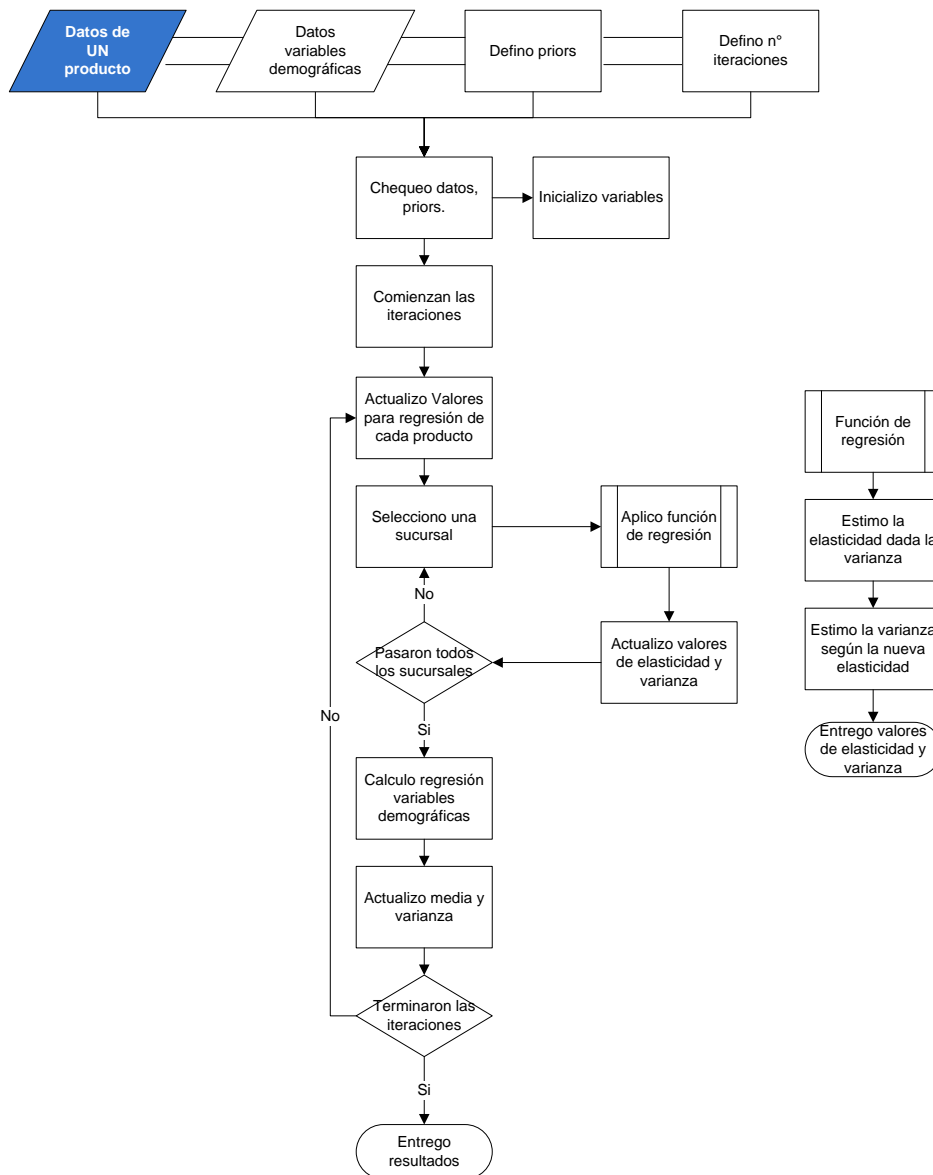
- El logaritmo natural del precio promedio semanal de los productos agregados.
- El logaritmo natural de la demanda semanal de cada producto agregado.
- Variables dummies explicativas.
- Variables demográficas y transaccionales normalizadas.

3.3.3. APLICACIÓN DE REGRESIONES

De los datos disponibles (24 meses), se utilizan los datos de los primeros 20 meses para las regresiones, los otros datos disponibles serán de utilidad para validar los parámetros y los modelos que se obtengan.

Los datos una vez transformados son ingresados al software R, donde se obtienen las regresiones. La metodología a utilizar es la explicada en la sección de Modelos Jerárquicos Bayesianos.

ILUSTRACIÓN 4: METODOLOGÍA JERÁRQUICA BAYESIANA



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

La metodología trabaja cada producto por separado. Primero se introducen en el modelo todas las variables, tanto de precio y cantidad del producto en cuestión como las demográficas y transaccionales de las sucursales. El método Gibbs Sampler va iterando entre las dos regresiones definidas, la regresión doble log que relaciona los datos

transaccionales P_i y Q_i para cada producto y la regresión lineal, que analiza la relación entre las variables demográficas Z_i y la elasticidad precio propia y cruzada de cada producto.

Claramente, no todas las variables serán relevantes en cada una de las regresiones, pero dado que el modelo necesita que todas las sucursales posean la misma cantidad y tipo de productos agregados, es que se deben considerar todos para el modelo inicial y luego aplicar un método de decisión que permita decir si el producto afecta o no la elasticidad en cuestión.

3.3.4. VALIDACIÓN DE RESULTADOS

Cada una de las regresiones realizadas (una por cada producto, en cada una de las sucursales) debe ser verificada bajo ciertos indicadores que permitan validarlas. Por ejemplo, se debe revisar que el ajuste del modelo (R^2) sea significativo y que alguna medida del error, como MAPE^[33] o MAD^[32], bajo algún criterio no sea tan alta.

Adicionalmente se revisa que los signos de las estimaciones sea el esperado de acuerdo a la teoría económica. Por ejemplo que las elasticidades precio propias sean negativas (en la mayoría de los casos) al igual que las elasticidades cruzadas con productos complementarios y que las elasticidades cruzadas con productos sustitutos sean negativas.

Si alguno de estos factores no se cumple, se deben analizar los datos, revisar el porqué de ello e intentar resolverlo (si es posible) para volver a aplicar el modelo de regresión.

3.4. DETERMINACIÓN DE LA POLÍTICA DE PRECIOS DE PRECIOS ÓPTIMA

Esta sección tiene como objetivo explicar los modelos de optimización construidos, indicando la función objetivo y las restricciones a utilizar. Además se van a determinar los inputs y outputs de cada uno de ellos.

3.4.1. DEFINICIÓN DE MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

Dado que la categoría seleccionada es de destino, el principal objetivo es maximizar las unidades vendidas, ya que los clientes van a las sucursales a comprar este tipo de productos y al intentar maximizar las ventas se logra atraer aún más clientela, agregando otros productos a su ocasión de compra.

Además de un modelo maximización de unidades, se plantean otros 2 modelos de optimización, de modo de comparar resultados y comportamientos de los precios óptimos. El primero maximiza el ingreso de la categoría (rol de rutina), en cambio el segundo modelo maximiza el margen obtenidos de las ventas (rol de conveniencia). Todos los modelos suponen una cantidad demandada variable.

Los tres modelos tienen como variable de decisión el vector de precios de la categoría y se aplicarán a cada sucursal por separado. Otra forma de abordar este problema es con un único modelo de optimización a nivel de cadena donde cada sucursal pueda desviarse del precio óptimo genérico.

3.4.1.1. MODELO MAXIMIZACIÓN INGRESOS

La función objetivo de este modelo es la maximización de los ingresos de la categoría, lo que corresponde a un enfoque sobre una categoría de rutina o destino. Donde P_i es el precio del SKU i y Q_i es una variable a estimar, que depende tanto del precio de los productos, como de las elasticidades precio propia y cruzadas:

$$\max f(\vec{p})$$

$$f(\vec{p}) = \sum_{i=1}^N p_i \cdot q_i$$

ECUACIÓN 14: MAXIMIZACIÓN DE INGRESOS

La demanda toma la siguiente estructura para los 3 modelos de optimización, donde β_{ij} son los parámetros obtenidos en los sistemas de regresiones y D_l las variables dummies explicativas de cada semana

$$q_i = e^{\alpha_i} \prod_{j=1}^J p_j^{\beta_{ij}} \prod_{l=1}^L e^{\beta_{il} D_l}$$

ECUACIÓN 15: ESTIMACIÓN DE DEMANDA

3.4.1.2. MODELO MAXIMIZACIÓN UNIDADES

La función objetivo de este modelo es la maximización de las unidades demandadas de la categoría, que se utiliza principalmente cuando se trabaja con una categoría de destino:

$$\max f(\vec{p})$$

$$f(\vec{p}) = \sum_{i=1}^N q_i$$

ECUACIÓN 16: MAXIMIZACIÓN DE INGRESOS

3.4.1.3. MODELO MAXIMIZACIÓN MARGEN

La función objetivo de este modelo es la maximización de las unidades demandadas de la categoría, que se utiliza principalmente cuando se trabaja con una categoría de destino:

$$\max f(\vec{p})$$
$$f(\vec{p}) = \sum_{i=1}^N (p_i - c_i) \cdot q_i$$

ECUACIÓN 17: MAXIMIZACIÓN DE INGRESOS

Donde c_i representa el costo de lista de cada producto, por lo tanto, $(p_i - c_i)$ es el margen por cada unidad de producto vendido.

3.4.2. RESTRICCIONES DE LOS MODELOS

Los tres modelos se encuentran sometidos a las mismas restricciones. La primera restricción se refiere a que el precio determinado debe ser inferior un porcentaje del precio promedio del SKU en las semanas previas a la optimización. La segunda restricción indica que el precio debe ser mayor a cierto porcentaje del costo promedio del SKU. En ambos casos es necesario asesorarse con expertos para fijar los valores finales de las restricciones.

El modelo de optimización es tal, que las soluciones óptimas se fijarán en los bordes, siendo principalmente sensible al rango superior. Por lo tanto y dado que el rango se basa en juicio de expertos, se realizará un análisis de sensibilidad de esta variable.

Las restricciones que debe satisfacer el modelo se muestran en la donde \tilde{p}_i representa los precios promedios de los SKU en la última semana en evaluación y c_i el costo promedio de cada producto para la cadena de supermercados.

s.a.

$$p_i \leq C_1 \tilde{p}_i$$
$$-p_i \leq C_2 c_i$$
$$-q_i \leq 0$$

ILUSTRACIÓN 5: RESTRICCIONES MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

3.5. INTERPRETACIÓN Y EVALUACIÓN

Esta sección involucra el análisis de los resultados obtenidos, tanto en la estimación de demanda como en el vector de precios óptimos, luego de la aplicación de la metodología explicada.

Se espera que las elasticidades que se obtengan para la categoría posean signos negativos para el caso de las elasticidades directas y para el caso de los productos complementarios, y elasticidades negativas para el caso de productos sustitutos. De todas formas, pueden existir resultados que no concuerden con esta hipótesis y que pueden deberse, por ejemplo, productos que tienen nichos poco explorados o con baja competencia, lo que podría hacer que un pequeño aumento en los precios, no implique una disminución en la cantidad demandada.

Las elasticidades cruzadas entre productos podrían anticipar las relaciones en las variaciones de precios a obtener con la optimización, donde productos complementarios aumenten o disminuyan su precio de forma proporcional o productos sustitutos, donde el producto que sea más relevante para la compañía podría ser el que decida cuál de los productos sube o baja de precio, de acuerdo a las sensibilidades al precio que posean.

Es interesante revisar también el efecto de las variables demográficas sobre la sensibilidad de cada producto. En particular sobre la constante de la regresión y la elasticidad precio propia, ya que permitiría categorizar a los productos de acuerdo a como se vean afectados por características de la población. Por ejemplo, se esperaría que un producto de precio más elevado sea comprado por la población de ingresos más altos, lo que se vería reflejado en el parámetro asociado a su elasticidad precio.

En este caso y dado que el análisis se hace a nivel de sucursal, se puede, de forma más fácil y rápida, comparar el comportamiento de los productos entre sucursales, ya que se esperaría que una sucursal perteneciente a una comuna con mejores indicadores tenga menor sensibilidad en promedio de sus productos o de algunos productos particulares.

Se comparan también elasticidades a nivel de cadena versus nivel de sucursales, esperando resultados más robustos en el primer caso, pero que también sean similares a grandes rasgos a los resultados particulares.

También se analizarán los resultados de los modelos de optimización. Se verán cómo se comportan las variables precio promedio, cantidad demandada total de la categoría, ingresos al aplicar los precios recomendados por cada modelo presentado.

Del modelo de maximización de unidades se esperan los precios más bajos, no así del maximización de margen, que deberían alcanzar las cotas superiores.

El principal foco debe ser puesto en el modelo de maximización de unidades debido a que el rol de la categoría con la que se trabajará será el de destino.

Los tres modelos poseen restricciones en los precios, siendo relativamente pequeño el rango de variación posible. Es por esto, que es necesario realizar un análisis de sensibilidad de los parámetros que restringen los precios, ya que podría ser una variable influyente en los resultados obtenidos. Probablemente, mientras más se amplíen los rangos posibles de precios, vamos a ver productos que constantemente se quedan en el límite superior o inferior.

Finalmente, un análisis de los beneficios para la cadena de esta nueva política de precios, que puede verse sensibilizada por el límite de unidades vendidas, tema que no se ha tratado con anterioridad.

4. RESULTADOS

En este capítulo se describen los resultados de la aplicación de la metodología propuesta en una cadena de supermercados.

4.1. ANÁLISIS DE DATOS

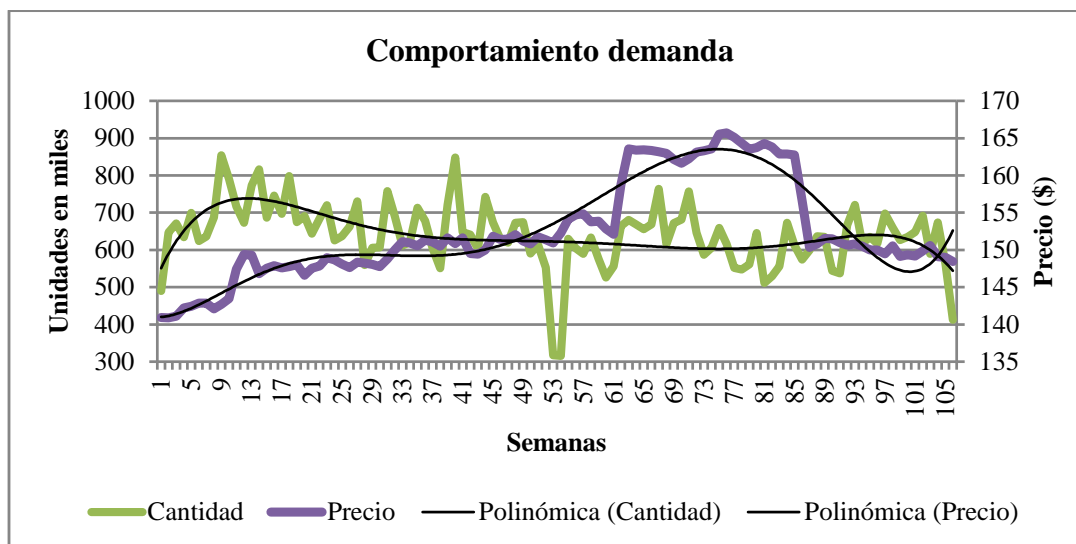
Esta sub-sección tiene como objeto hacer un resumen con el análisis de los distintos datos que se van a utilizar en el modelo de estimación de demanda

4.1.1. ANÁLISIS DE LA CATEGORÍA YOGURT

Posterior al procesamiento de los datos y la asignación de las variables explicativas, se puede proceder a analizar el comportamiento de la categoría. Esto permite tener una visión más completa de los productos y que resultados esperar de ellos.

Por ejemplo, es importante comprobar que la demanda de los productos sea sensible a cambios en los precios. Es decir que si el precio baja, la demanda aumente y si los precios crecen, la demanda tienda a disminuir. El siguiente gráfico muestra líneas de tendencia que confirman lo esperado.

GRÁFICO 6: COMPORTAMIENTO DEMANDA AGREGADA



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Se realiza también un análisis de estadísticos descriptivos tanto de precio como de unidades vendidas, de los grupos de productos seleccionados, ya que permite conocer en mayor detalle el comportamiento de los SKU en estudio. La Tabla 4: Estadísticos descriptivos grupos muestra los datos en el tiempo a nivel de cadena, por ejemplo, la media corresponde al promedio de unidades o precios (según corresponda) semanal, de forma transversal a todas las sucursales.

TABLA 4: ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS GRUPOS

Grupo	N° SKU	Precios				Unidades Vendidas			
		Media	Coef. Variación	Max	Min	Media	Coef. Variación	Max	Min
1+1 cereal	2	\$ 229	10%	\$ 299	\$ 198	897	111%	5.916	18
1+1 soprole	2	\$ 194	5%	\$ 224	\$ 171	3.075	85%	13.046	2
1+1 top	4	\$ 217	6%	\$ 253	\$ 186	221	102%	1.526	6
Batido Alerce	4	\$ 75	6%	\$ 89	\$ 63	796	118%	13.608	1
Batido Nestle	7	\$ 74	3%	\$ 84	\$ 67	9.782	62%	38.180	76
Batido Soprole	6	\$ 154	11%	\$ 201	\$ 132	874	99%	4.472	8
Batifrut	8	\$ 240	8%	\$ 281	\$ 199	405	102%	2.340	1
Cereal Nestlé	5	\$ 183	6%	\$ 207	\$ 165	558	67%	2.270	26
Diet Soprole	4	\$ 222	7%	\$ 263	\$ 193	132	82%	604	2
Gold	4	\$ 292	9%	\$ 348	\$ 248	552	92%	2.716	6
Huesitos	4	\$ 89	4%	\$ 99	\$ 78	120	88%	980	1
Light Colun	3	\$ 91	7%	\$ 104	\$ 82	246	69%	1.348	4
Pack Nestlé	1	\$ 924	6%	\$ 1.063	\$ 820	32	97%	261	1
Pack Soprole	1	\$ 1.026	9%	\$ 1.223	\$ 854	98	94%	607	1
Pequegurt	5	\$ 74	6%	\$ 85	\$ 64	5.744	87%	30.004	60
Next Trozos	4	\$ 234	5%	\$ 260	\$ 213	158	97%	1.214	2
Yoghito	4	\$ 78	4%	\$ 89	\$ 69	11.561	68%	62.740	1.696

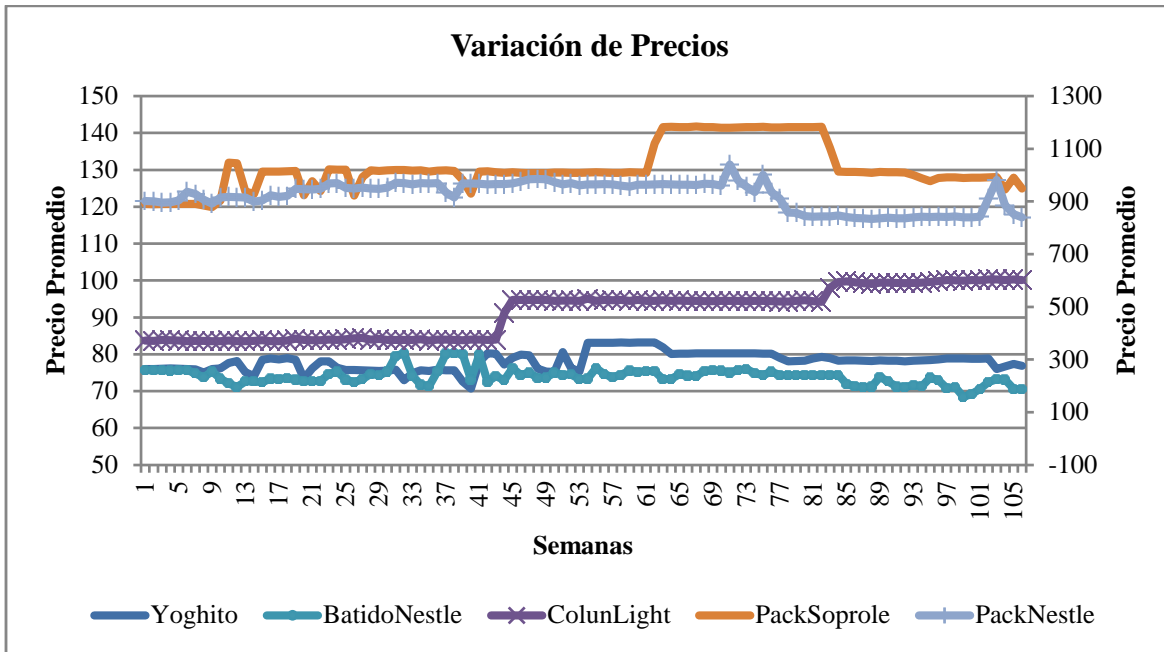
FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

La tabla de demanda, permite identificar aquellos productos que más se venden y aquellos que tienen una menor demanda. Por lo que la diferencia en cantidad puede ser alta, pero no necesariamente la de ingresos, ya que los SKU con menos unidades vendidas, como PackNestlé o BolsaCalo, son aquellos de precios más altos. Es interesante revisar también el caso de PackSoprole, que a pesar de tener un precio 10% superior que PackNestlé, un producto que se considera su sustituto, tiene una demanda 4 veces superior.

En cuanto a las diferencias de precio, mientras hay algunos que se venden a alto precio (como packs o bolsas de un litro) con pequeñas variaciones de precio, otros presentan una variación más notoria, que puede deberse a que son productos nuevos, como Next o Activia y los precios iniciales son sólo como promoción de lanzamiento.

El GRÁFICO 7: Variación de Precios permite identificar grandes diferencias de precios entre productos sustitutos o complementarios (como yogurt light con yogurt de niños). Claro que las políticas de precios implementadas (es decir la variación del precio en el tiempo) no son tan disímiles entre los distintos productos, lo que hace pensar que las variaciones de precio son reguladas por otras condiciones, más que por un modelo matemático.

GRÁFICO 7: VARIACIÓN DE PRECIOS



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

4.1.2. BASES ANALÍTICAS Y FILTROS EN LOS DATOS

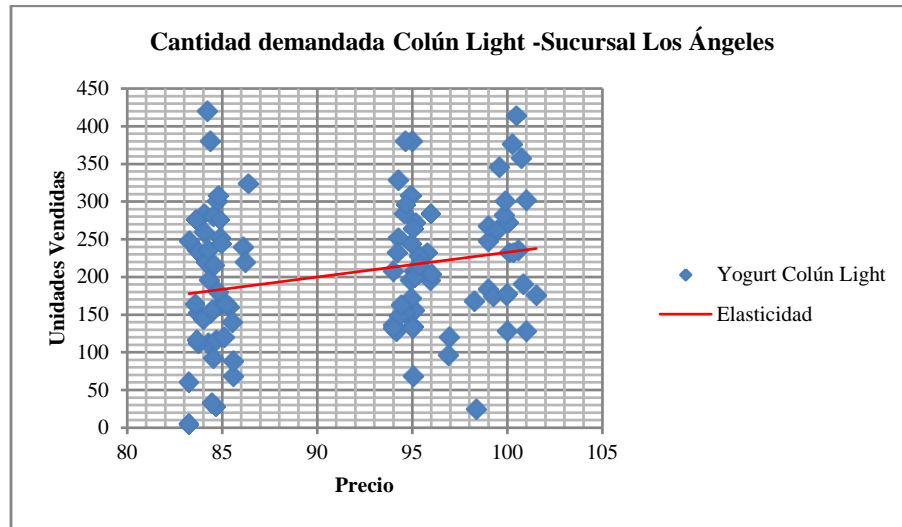
Para obtener la elasticidad precio propia y cruzada de los productos, es necesario entregar una base de datos limpia y ordenada. Estas bases están formadas por cada sucursal y grupos de productos seleccionados. Se deben considerar todas las semanas a estudiar, las cantidades demandas, precios promedios semanales, etc... que son los inputs para la estimación de demanda.

Una vez que las bases son creadas, se revisan datos que pueden afectar la calibración de los modelos y los resultados esperados. Para esto se pretende analizar gráficos de dispersión para cada grupo de SKU agregado a nivel de cadena, mostrando la distribución de puntos formados por unidades transadas y el precio asociado. Estos gráficos de dispersión permiten analizar la correlación entre las variables cantidad y precio, la cual se espera que sea negativa, ya que si los precios disminuyen las unidades demandadas deberían aumentar. No se hará en forma particular para cada sucursal, por el tiempo requerido, sólo se revisarán en caso que los parámetros resultantes no sean coherentes, es decir, que un producto no esperado presente elasticidades propias positivas de forma consecutiva.

A continuación se puede ver el caso en que la correlación es directamente proporcional, indicando que una elasticidad precio positiva del grupo de SKU Bolsa Soprole, lo cual es inconsistente para los modelos de regresión que se quieren aplicar (GRÁFICO 8: Demanda en función del precio Colun Light). si vemos el caso del mismo producto a nivel agregado

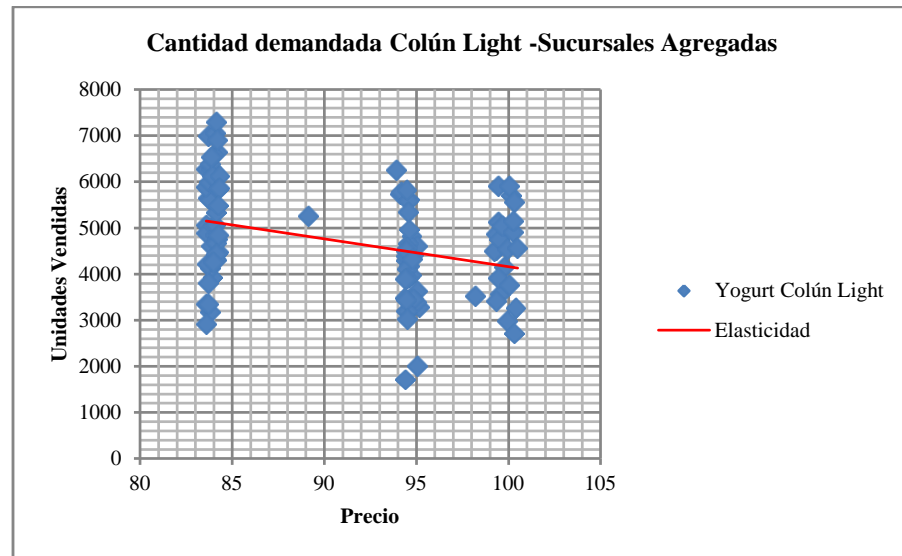
(GRÁFICO 9), notamos que la relación es ahora negativa. Esto nos muestra la potencial ventaja de utilizar modelos jerárquicos, además de que influyen otro tipo de variables (no sólo el precio), por lo que estos casos pueden presentarse siendo no necesario revisar cada uno de forma particular.

GRÁFICO 8: DEMANDA EN FUNCIÓN DEL PRECIO COLÚN LIGHT



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

GRÁFICO 9: DEMANDA EN FUNCIÓN DEL PRECIO AGREGADO COLÚN LIGHT



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

4.1.3. ANÁLISIS DE SUCURSALES

Como ya mencionamos, no todas las sucursales están orientadas al mismo tipo de clientes, por lo que es necesario definir un grupo de criterios que logren caracterizar a cada sucursal.

Esta segmentación tiene como fin mostrar las similitudes entre algunas sucursales, para luego poder comparar los resultados individuales de cada sucursal con los obtenidos por otras sucursales pertenecientes al mismo grupo.

Se llevaron a cabo distintas pruebas estadísticas (regresiones, tablas de correlación, segmentaciones) y se escogieron las variables más significativas y que permiten explicar mejor las características particulares de cada sucursal. Las variables escogidas son:

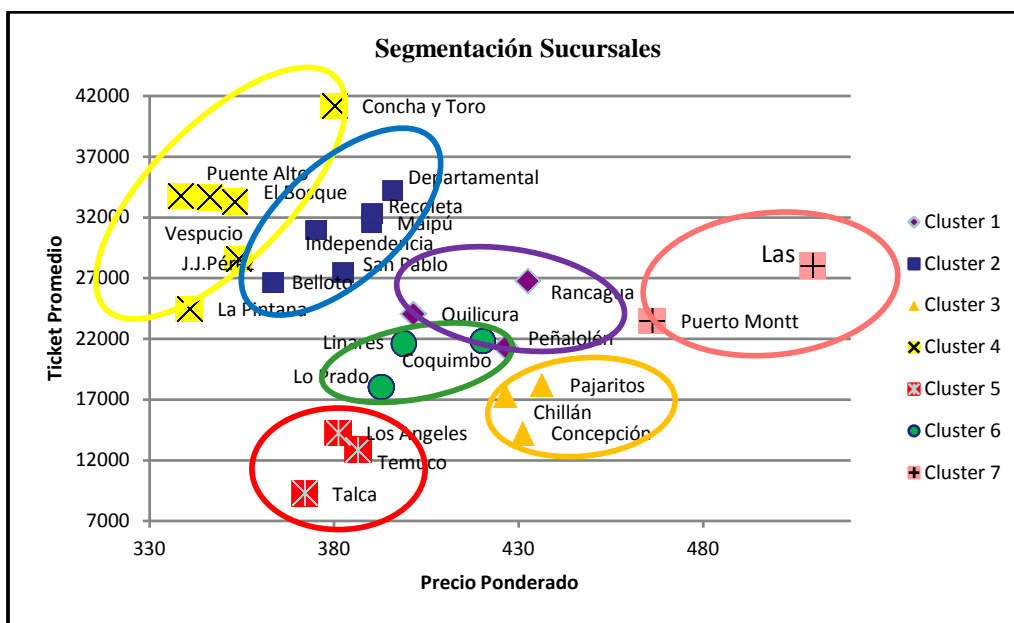
- Ticket promedio
- Precio ponderado de venta de la sucursal
- Ventas por m²
- Ingresos promedio familiar
- Tamaño familiar
- % Mujeres que trabajan

Para la segmentación no jerárquica (método de k-means), se utilizarán sólo las variables transaccionales, para luego caracterizar los grupos con las variables demográficas. Se probaron distintos números de clúster, a partir de 2 y hasta 8 (donde un grupo era formado por solo una sucursal). Para decidir la cantidad de segmentos finales, se utiliza la regla del codo. Esta regla entrega 2 posibles casos correctos, tanto 3 como 7 clúster. Sobre este resultado, se utiliza el test de Silhouette^[15] donde el mejor resultado es con 7 segmentos distintos.

Al analizar los 7 segmentos elegidos, notamos que las diferencias entre los 7 segmentos son poco significativas y se dan más bien por la variable de ticket promedio y precio ponderado. Los grupos finales se muestran en el GRÁFICO 10: Segmentación sucursales

Una vez que los datos fueron analizados, como se ve en la sección anterior, las sucursales que presentaron problemas graves de datos faltantes y que por lo tanto no podían ser corregidas utilizando promedio móvil, se unieron a la sucursal más cercana según los criterios anteriormente presentados. Los grupos creados se muestran en el Anexo F: Resumen Grupos de Sucursales

GRÁFICO 10: SEGMENTACIÓN SUCURSALES



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

4.2. ESTIMACIÓN DE LA FUNCIÓN DE DEMANDA

A modo de resumen, los datos con los que se va a trabajar en la estimación de demanda son los que corresponden a 18 grupos de sucursales (12 individuales y 6 grupos de pares) y 68 SKU distintos, agrupados en 17 productos agregados.

Para obtener los parámetros de estimación de demanda, el modelo se corre con 20.000 iteraciones, descartando el 50% inicial. De los 10.000 valores restantes, se toma uno de cada 10 para las distribuciones a posterior de las elasticidades. El primer criterio se utiliza, porque las iteraciones iniciales no han alcanzado un grado de convergencia significativo, generando mucho ruido en el resultado final. El segundo criterio se utiliza para evitar la autocorrelación de algunos parámetros, es así como se toma una gran cantidad de iteraciones (10.000) pero no se consideran todos los valores.

Las primeras pruebas realizadas sobre otros tipos de criterios se pueden ver en los Anexo G: Matriz elasticidad para 5000 iteraciones, Anexo H: Estabilidad Matriz con 5000 iteraciones, Anexo I: Resumen Elasticidades Positivas 5000 iteraciones.

La Tabla 5: Matriz elasticidad sucursal Independencia, muestra la matriz de elasticidades de la sucursal Independencia, ya que es una sucursal promedio, importante para la cadena, pero sin poseer algún criterio sobresaliente. Se elige una sucursal con estas características para que los resultados mostrados no se inclinen debido a alguna característica particular de la tienda.

La magnitud de los parámetros es menor a 8 en todas las elasticidades y sólo se presentan elasticidades propias positivas en 2 productos (1+1 top y Next Trozos, productos sin competencia directa). Los valores presentados en la tabla, representan la media muestral de la distribución normal de los parámetros buscados. Para confirmar esta distribución se revisan histogramas con las iteraciones de cada parámetro (ver Anexo J: Histogramas de parámetros en análisis de producto yoghito)

TABLA 5: MATRIZ ELASTICIDAD SUCURSAL INDEPENDENCIA

S. Independencia	R^2	MAPE	alpha	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1+1 cereal	0,56	12%	24,8	-0,8	-1,2	1,6	-0,5	0,5	-0,3	-0,5	0,4	1,6	-0,6	-0,8	-1,8	-0,4	0,3	-0,6	-0,8	0,1
1+1 soprole	0,43	9%	10,6	0,5	-1,7	0,3	0,1	1,3	-0,6	0,3	0,6	-0,3	1,3	-0,3	-0,3	-1,0	-0,2	-0,1	-0,3	0,4
1+1 top	0,43	25%	12,4	0,1	-2,0	7,7	-1,0	2,8	-2,1	-0,1	0,1	-1,0	1,5	-0,4	-0,1	1,9	1,2	-0,7	-8,6	-2,1
Batido Alerce	0,42	20%	-0,7	-1,5	4,3	-3,1	-5,1	8,2	-3,8	2,4	3,7	-0,8	-1,3	-2,8	1,3	-3,2	-0,5	3,1	1,5	1,0
Batido Nestle	0,64	11%	5,4	-0,2	-0,3	0,6	0,4	-4,1	-0,5	0,0	1,0	-0,5	0,8	0,3	1,3	0,4	-0,1	0,8	-1,0	1,6
Batido Soprole	0,70	12%	16,1	0,5	-2,0	0,3	-0,7	2,0	-1,5	0,3	0,9	-0,3	0,1	-0,7	-2,3	-1,2	-0,3	-0,1	3,0	0,3
Batifrut	0,58	13%	21,4	-0,2	-0,1	1,0	-0,6	0,7	-1,6	-0,6	0,8	-0,6	0,9	0,6	-1,5	-2,3	-1,6	0,4	2,4	0,5
Cereal Nestlé	0,68	18%	6,4	-0,3	1,9	1,2	-0,8	0,3	-3,1	2,0	-2,3	1,9	1,0	0,4	-0,3	-0,7	-1,3	-0,2	0,3	-0,1
Diet Soprole	0,61	20%	20,3	-0,5	0,1	-1,2	-1,7	1,6	-2,3	-1,4	1,3	-2,8	3,1	-0,7	0,6	-0,9	-1,9	0,3	1,0	3,8
Gold	0,75	11%	21,2	-0,1	0,6	0,4	-1,0	2,4	-0,5	0,0	0,3	0,7	-0,4	0,1	-2,0	-1,0	-2,0	-0,3	-0,1	1,1
Huesitos	0,38	25%	25,3	2,8	-8,0	-3,9	-2,5	0,8	-1,2	2,3	1,4	-7,3	2,7	-7,5	3,0	-1,9	-1,3	0,4	11,3	5,1
Light Colun	0,13	30%	9,1	0,9	1,1	-0,3	0,4	1,3	-3,0	3,6	0,3	0,3	0,9	-1,9	-0,3	-0,7	-2,9	-2,2	0,9	1,4
Pequegurt	0,28	35%	16,0	-2,8	-2,4	-2,0	0,3	1,5	-1,2	-0,2	-0,9	-1,4	3,8	-3,3	-0,9	-1,6	-1,6	-0,7	5,9	6,1
Pack Nestle	0,57	20%	10,3	1,1	2,5	0,6	-1,2	0,1	-0,7	-0,1	0,9	1,3	-0,9	2,0	-0,8	0,0	-1,7	-0,8	-1,8	-1,5
Pack Soprole	0,89	14%	45,7	0,4	1,5	2,0	-1,1	2,1	-0,2	1,5	1,3	1,0	-2,5	-1,4	-3,0	-0,7	-0,7	-4,5	-3,9	0,7
Next Trozos	0,37	29%	25,7	0,2	-1,5	-2,6	-1,6	1,8	-1,0	-1,9	0,7	4,4	-0,3	-0,6	-2,3	-2,9	1,6	2,3	0,9	-0,8
Yoghito	0,66	9%	10,4	0,2	-1,1	2,0	-0,3	2,1	-1,4	-0,2	1,5	-0,2	0,8	-1,0	-0,9	-1,3	-1,0	0,1	1,9	-1,2
Promedio	0,53	18%																		

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Los indicadores de ajuste y error se calculan para cada uno de los productos de forma particular. Se obtienen al comparar el dato de unidades demandadas de cada producto con el estimado, gracias a los parámetros resultantes del modelo aplicado.

La convergencia de los parámetros se analiza al graficar todas las iteraciones del modelo. Ninguna de las distribuciones muestra tendencia, lo que sugiere la convergencia. Los gráficos asociados a la convergencia se pueden ver en el Anexo K: Gráficos de convergencia en análisis producto Yoghito. Para determinar la convergencia de los resultados existen distintos métodos, cómo los propuestos por Gelman y Rubin (1992). En este caso no se aplico, ya que gráficamente era suficientemente clara la convergencia de los datos.

La estabilidad obtenida de las variables presenta una mejora importante, ya que no existe variación superior al 30% en los parámetros obtenidos. Además, en el caso de las elasticidades propias, es menor al 15%, lo que determina que no existe una tendencia y los valores son estables. Esto ocurre para todas las sucursales.

El último punto a evaluar de estos resultados es la significancia de cada uno de los resultados. En el caso de modelos Bayesianos, generalmente se reporta el intervalo creíble, de modo de rechazar o no la hipótesis nula del parámetro igual a 0, muchos de ellos resultan no significativos para confianza del 90%.

Es esperable que algunas variables no fueran significativas en algunas regresiones, como por ejemplo, el producto *Cereal* (Nestlé Cereal) que no debería tener mucha relación con las ventas de *DietSoprole* (yogurt batido light) pero no así el caso de las elasticidades propias de los productos, ya que un cambio en el precio del producto debería afectar sus ventas, lo que ocurre muchas veces según el intervalo de confianza utilizado.

Por lo tanto, se fueron evaluando menores niveles de confianza, donde claramente aumentó la cantidad de valores significativos. Para saber si estas variables logran explicar de mejor manera la demanda esperada, se van a comparar los indicadores de error y ajuste de dos estimaciones distintas. Una con la estimación de demanda obtenida al utilizar la tabla 7 y otra al utilizar las variables significativas al 50%. (Tabla 6)

TABLA 6: MATRIZ ELASTICIDADES SIGNIFICATIVAS SUCURSAL INDEPENDENCIA

S. Independencia	R^2	Mape	alpha	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1+1 cereal	0,001	100%	24,8	-0,8	-1,2	1,6	-0,5	-	-	-0,5	-	1,6	-	-0,8	-1,8	-	-	-	-	-
1+1 soprole	0,001	90%	10,6	0,5	-1,7	-	-	1,3	-0,6	-	0,6	-	1,3	-	-	-1,0	-	-	-	-
1+1 top	0,001	100%	12,4	-	-2,0	7,7	-1,0	2,8	-2,1	-	-	-	1,5	-	-	1,9	1,2	-	-8,6	-2,1
Batido Alerce	0,001	NA	0,0	-1,5	4,3	-3,1	-5,1	8,2	-3,8	2,4	3,7	-	-	-2,8	-	-3,2	-	3,1	-	-
Batido Nestle	0,001	99%	5,4	-	-	-	0,4	-4,1	-0,5	-	1,0	-	0,8	-	1,3	-	-	0,8	-	1,6
Batido Soprole	0,001	100%	16,1	0,5	-2,0	-	-0,7	2,0	-1,5	-	0,9	-	-	-0,7	-2,3	-1,2	-	-	3,0	-
Batifrut	0,001	NA	21,4	-	-	-	-0,6	-	-1,6	-0,6	0,8	-	0,9	0,6	-1,5	-2,3	-1,6	-	2,4	-
Cereal Nestlé	0,001	NA	6,4	-	1,9	-	-0,8	-	-3,1	2,0	-2,3	1,9	1,0	-	-	-	-1,3	-	-	-
Diet Soprole	0,001	91%	20,3	-0,5	-	-	-1,7	1,6	-2,3	-1,4	1,3	-2,8	3,1	-0,7	-	-	-1,9	-	-	3,8
Gold	0,001	NA	21,2	-	-	-	-1,0	2,4	-	-	-	-	-	-	-2,0	-1,0	-2,0	-	-	1,1
Huesitos	0,001	87%	25,3	2,8	-8,0	-3,9	-2,5	-	-	2,3	-	-7,3	2,7	-7,5	3,0	-1,9	-	-	11,3	5,1
Light Colun	0,001	NA	0,0	0,9	-	-	-	-	-3,0	3,6	-	-	-	-1,9	-	-	-2,9	-2,2	-	-
Pequegurt	0,001	100%	16,0	-2,8	-2,4	-	-	1,5	-	-	-	-	3,8	-3,3	-	-1,6	-1,6	-	5,9	6,1
Pack Nestle	0,001	100%	10,3	1,1	2,5	-	-1,2	-	-	-	-	1,3	-	2,0	-	-	-1,7	-0,8	-	-1,5
Pack Soprole	0,001	94%	45,7	0,4	1,5	2,0	-1,1	2,1	-	1,5	1,3	1,0	-2,5	-1,4	-3,0	-	-0,7	-4,5	-3,9	-
Next Trozos	0,001	97%	25,7	-	-1,5	-2,6	-1,6	1,8	-	-1,9	-	4,4	-	-	-2,3	-2,9	1,6	2,3	-	-
Yoghito	0,001	85%	10,4	0,2	-1,1	2,0	-0,3	2,1	-1,4	-	1,5	-	0,8	-1,0	-0,9	-1,3	-1,0	-	1,9	-1,2
Promedio	0,001	95%																		

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

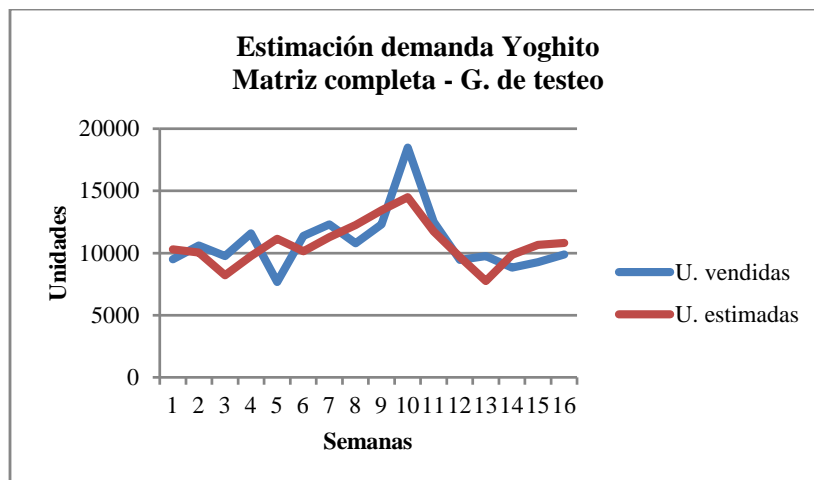
Si comparamos esta tabla con la correspondiente al 90%, aumenta sobre un 100% la cantidad de variables significativas. Podemos ver que ciertos productos son poco significativos para la mayoría de los casos como Soprole Diet o Pequegurt, en cambio otros como los Batidos, en las 3 marcas (Alerce, Nestlé, Soprole), lo son para más de la mitad de los casos.

El problema surge al revisar los indicadores de error y ajuste presentados. Estos, están muy por debajo del límite para considerar que son regresiones útiles para estimar

correctamente la demanda. El error es sobre el 100%, por lo que hay casos en que no aplica indicar el valor. Esto ocurre debido a una alta sensibilidad de la estimación con respecto al precio de cada producto, por lo que indicarlo como 0, produce cambios significativos.

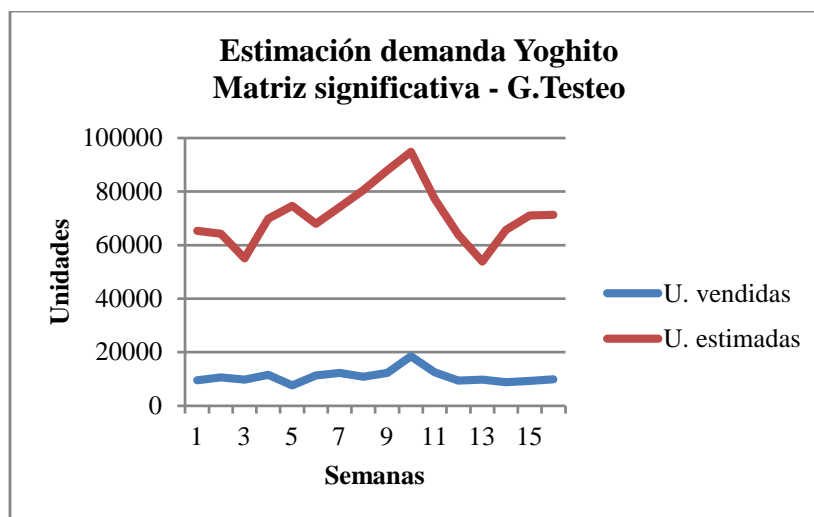
El Gráfico 11 muestra el ajuste de la estimación de demanda al grupo de testeo de producto Yoghito con la primera tabla propuesta, mientras el Gráfico 12 lo hace utilizando sólo las variables significativas.

GRÁFICO 11: ESTIMACIÓN DEMANDA YOGHITO UTILIZANDO MATRIZ COMPLETA



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

GRÁFICO 12: ESTIMACIÓN DEMANDA YOGHITO UTILIZANDO MATRIZ SIGNIFICATIVA



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Las diferencias entre ambas estimaciones están a la vista. Al utilizar menos variables los modelos se ajustan menos a la realidad, pero en este caso la diferencia en la demanda estimada es sobre el 100%, lo que puede ocasionar graves problemas al momento de optimizar los modelos, buscándose precios para una demanda inexistente.

Para comprobar las diferencias mostradas con los gráficos anteriores, se evaluaron indicadores de ajuste y error sobre el grupo de testeo, utilizando ambas matrices de elasticidades. Los resultados de la comparación se pueden ver en Anexo 7.12

Si bien no todas las variables estimadas son estadísticamente diferentes de 0, se optó por considerarlas debido a que el ajuste y predicción era muy superior. La matriz de elasticidades que se va a utilizar en los modelos de optimización es la que corresponde a la tabla 7.

4.2.1. COMPARACIÓN ENTRE MÉTODOS DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA

Primero, se hace una estimación de demanda a nivel de cadena, agregando todas las sucursales, para poder comparar las particularidades de cada sucursal con la cadena, además de tener una visión más general del comportamiento que deberían tener los productos.

Es así, como el realizar una optimización con la matriz presentada en la Tabla 7 podría entregar precios más convenientes a nivel de cadena, pero no permitiría obtenerlos a niveles particulares.

TABLA 7: MATRIZ ELASTICIDAD A NIVEL DE CADENA

Productos	R^2	alpha	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1+1 cereal	0,78	75,55	-0,65	-1,46	2,97	-0,41	0,33	-0,08	-0,45	-0,46	1,06	0,69	0,00	-2,91	0,69	-0,36	0,00	-3,94	-0,14
1+1 soprole	0,42	66,45	0,21	-1,57	0,63	0,54	0,65	0,16	0,84	1,14	0,42	0,15	0,00	-1,35	-0,61	-0,82	-0,17	0,20	0,11
1+1 top	0,81	57,86	0,60	-1,96	-2,99	-0,41	0,03	-1,35	0,61	0,01	4,02	3,32	0,00	-4,75	1,07	-0,61	0,18	-2,21	2,09
Batido Alerce	0,84	30,60	-2,10	-0,94	9,26	-7,57	4,80	0,00	-2,29	0,10	-5,88	1,50	0,00	2,91	1,78	-0,02	3,51	-8,31	0,14
Batido Nestle	0,76	78,20	-0,20	-0,62	-1,68	0,48	-4,27	0,12	1,14	1,19	2,69	0,68	0,00	-0,57	0,15	-0,15	0,44	0,08	2,57
Batido Soprole	0,66	59,61	0,29	-2,09	1,26	-0,47	0,80	-0,41	-0,20	0,89	0,66	0,49	0,00	-2,66	-0,38	-0,38	0,05	-0,40	0,55
Batifrut	0,66	59,88	0,01	-0,29	4,26	-0,36	0,95	-0,44	-0,54	1,12	-1,00	-1,20	0,00	-1,49	-1,50	-0,80	-0,34	-0,51	-1,29
Cereal Nestlé	0,79	35,81	0,03	1,06	3,07	0,04	0,37	-1,48	2,59	-1,30	0,79	0,23	0,01	-0,58	-0,95	-2,06	-0,94	3,36	1,08
Diet Soprole	0,67	119,37	-0,07	-1,89	2,23	-0,79	0,62	-0,17	-1,31	0,96	-1,06	0,84	0,01	-2,37	-0,06	-0,56	0,44	-1,46	1,39
Gold	0,77	67,89	-0,29	0,04	1,60	-0,44	0,82	0,58	0,02	1,09	2,34	-1,14	0,01	-2,61	-0,84	-1,22	-0,05	-2,95	-0,44
Huesitos	0,44	41,71	-0,77	-3,28	0,72	-2,09	0,49	0,52	-1,64	1,59	-0,40	-4,51	-0,01	-0,67	0,71	0,31	0,71	-1,76	1,21
Light Colun	0,59	121,96	-0,33	0,47	5,11	-0,29	1,16	0,14	0,56	1,04	1,17	-1,71	-0,01	-2,59	0,61	-1,96	0,13	-3,97	0,00
Pequegurt	0,72	98,80	-0,55	-2,74	5,34	0,99	1,45	0,98	-0,32	4,27	-4,39	-1,63	-0,02	0,53	-6,81	1,02	-0,93	-3,88	1,89
Pack Nestle	0,58	40,72	0,07	-1,36	0,89	-1,02	-0,41	0,30	-0,64	1,88	1,28	0,87	0,01	-1,36	-0,61	-1,68	-0,27	-3,01	0,12
Pack Soprole	0,91	43,62	-0,15	0,35	2,61	-0,61	1,39	1,10	0,05	1,95	0,66	-1,67	0,01	-2,88	-0,44	-1,86	-4,88	-7,12	1,51
Next Trozos	0,74	121,82	-0,16	-3,79	0,00	-1,17	0,73	0,53	-1,31	0,64	4,48	0,53	0,03	-4,13	-0,87	0,01	0,29	-8,04	0,69
Yoghito	0,69	77,73	0,15	-1,02	3,06	-0,04	1,68	-0,16	-0,60	1,68	0,47	-0,22	0,01	-1,74	-0,49	-1,10	0,51	-1,49	-2,89
Promedio	0,70																		

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Los resultados de la matriz da cuenta que a nivel agregado, todos los productos tienen elasticidades propias negativas, lo que implica que los resultados particulares para cada sucursal donde se obtienen elasticidades positivas, como la vista en la tabla 7 se deben a la inclusión de otro tipo de variables no transaccionales. El ajuste de este modelo es bastante alto, cercano al 0,7, lo que se explica con la agregación de los datos, haciéndolo más robusto.

La principal diferencia que presenta esta matriz frente a la individual para cada sucursal es la magnitud del parámetro relacionado con el intercepto de las regresiones, ya que se encuentran en un rango entre 60 y 150, lo que es bastante mayor a lo esperado y a los resultados encontrados en las matrices obtenidas para cada sucursal. Este problema es sólo relacionada con el intercepto, ya que las elasticidades, tanto precio como cruzada están dentro de un rango menor a 10 (en valor absoluto).

Otra comparación interesante de hacer es entre distintos modelos de estimación de demanda. Hasta el momento sólo se han realizado análisis de los resultados de modelos jerárquicos bayesianos, pero éstos no se han contrastado con los modelos clásicos de estimación (regresiones doble para cada sucursal).

La Tabla 8: Matriz elasticidad con modelo doble log sucursal Independencia muestra la matriz obtenida con un modelo de regresión doble log para la sucursal de Independencia. Los indicadores de ajuste y error son similares a los obtenidos en la Tabla 5 (0,53 y 18% respectivamente) por lo que podríamos anticipar que la estimación de demanda no debería variar tanto con respecto a las obtenidas con el modelo jerárquico bayesiano.

TABLA 8: MATRIZ ELASTICIDAD CON MODELO DOBLE LOG SUCURSAL INDEPENDENCIA

S. Independencia	R^2	MAPE	alpha	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1+1 cereal	0,57	12%	34,35	-0,42	-2,10	3,30	-0,95	1,24	-0,87	-0,29	0,60	1,68	-0,29	-1,18	-2,95	-1,73	0,04	-0,72	-1,09	0,37
1+1 soprole	0,44	9%	4,73	0,37	-1,61	-0,84	0,16	1,24	-0,39	0,24	0,52	0,12	1,13	0,05	-0,12	-0,69	0,03	-0,08	0,32	0,59
1+1 top	0,48	23%	6,71	0,56	-0,61	-2,14	-1,29	2,07	-3,57	1,66	1,58	4,10	2,34	-1,01	-1,35	-0,79	1,19	-0,36	-2,61	-1,11
Batido Alerce	0,48	47%	31,02	-1,18	11,69	-11,17	-4,83	9,83	-8,66	2,00	1,65	1,70	6,07	-8,08	1,38	-4,82	-1,06	7,40	-5,31	1,27
Batido Nestle	0,64	11%	11,02	-0,15	0,64	-0,55	0,20	-4,09	-0,83	-0,21	1,27	-0,02	1,87	-0,16	1,71	0,03	-0,14	1,28	-2,70	1,41
Batido Soprole	0,40	12%	38,58	0,71	-1,63	1,63	-1,24	1,74	-1,79	-0,33	0,79	-0,02	1,72	-1,64	-2,21	-1,58	-0,48	0,72	-1,89	-0,50
Batifrut	0,60	13%	40,99	0,09	-1,11	3,43	-1,01	-0,12	-1,48	-1,10	1,33	-0,77	1,46	0,35	-1,95	-3,06	-1,45	0,33	-0,35	-0,48
Cereal Nestlé	0,69	17%	8,07	-0,69	0,09	7,10	-0,98	-0,90	-2,32	2,15	-2,19	1,71	-2,03	1,47	-0,72	-0,03	-0,97	-1,56	0,31	-1,49
Diet Soprole	0,62	19%	54,31	-0,03	-0,54	-1,13	-2,57	0,71	-2,67	-1,51	1,63	-1,51	3,86	-1,89	0,06	-2,99	-1,48	1,25	-1,79	2,40
Gold	0,68	11%	45,73	0,27	0,09	1,41	-1,88	2,22	-0,58	-0,58	0,62	1,23	0,70	-0,79	-2,57	-2,27	-1,80	0,24	-3,79	1,02
Huesitos	0,53	52%	32,76	4,55	-12,47	3,86	-3,10	2,40	-0,23	4,95	1,55	-13,40	-1,05	-8,02	3,27	-3,42	-1,39	-1,08	17,81	0,02
Light Colun	0,18	39%	19,61	-0,13	5,42	-9,21	1,50	-0,87	1,57	-0,20	4,22	1,76	0,65	-2,48	7,46	1,11	1,82	-2,50	-15,01	2,83
Pequegurt	0,32	41%	26,05	-2,79	-0,62	6,23	0,29	4,29	-5,02	-0,29	-3,36	-6,47	7,66	-6,71	-2,41	-1,01	-3,04	-0,43	6,14	3,40
Pack Nestle	0,63	19%	35,15	2,12	2,20	3,29	-1,53	1,16	-2,40	-0,11	1,19	1,33	2,65	0,96	-2,61	-1,89	-3,66	-1,00	-5,55	-1,24
Pack Soprole	0,27	14%	58,35	0,41	1,46	5,18	-1,31	2,52	-1,14	1,43	1,22	0,57	-1,92	-2,14	-2,82	-1,18	-0,64	-4,29	-6,87	-0,69
Next Trozos	0,36	29%	37,06	0,03	2,11	-6,41	-2,62	1,91	-3,04	-2,31	1,09	7,17	1,82	-2,02	-1,96	-4,66	2,62	4,35	-1,59	-2,57
Yoghito	0,68	8%	23,27	0,30	-1,15	3,63	-0,61	2,14	-1,63	-0,45	1,72	0,03	1,34	-1,47	-1,12	-1,90	-1,11	0,27	-0,74	-1,50
Promedio	0,51	22%																		

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Otro tipo de indicadores no matemáticos pueden mostrar diferencias más importantes. Al revisar las magnitudes de los parámetros se puede notar que, para todas las matrices obtenidas con el modelo jerárquico Bayesiano las elasticidades precio propia y cruzada eran menor que 10 en magnitud, en cambio para esta matriz se presentan casos con elasticidades mayores a 15 (en valor absoluto).

Algo similar ocurre con la magnitud del intercepto. En el modelo anterior estos valores para todas las sucursales se encuentran en un rango menor a 25. En esta matriz, ocurre lo contrario, la mayoría de los valores está sobre 30. Esto hace que al estimar la demanda, este valor tenga mucha relevancia sobre el resultado, dejando de lado relaciones significativas que se dan entre las variables.

Para poder hacer una evaluación final entre ambos modelos, se revisan dos tablas que muestran un resumen para todas las sucursales, de distintos indicadores, comparando entre regresión doble log y jerárquico bayesiano.

La Tabla 9: Comparación de indicadores cualitativos entre modelos de regresión muestra el desempeño de las matrices de elasticidades de ambos modelos. Las características escogidas para evaluar fueron^[28]:

- Número de elasticidades precio propias mayores a 0.
- Elasticidades precio propias y cruzadas de magnitud mayor a 10.
- Intercepto mayor, en magnitud a 30.

TABLA 9: COMPARACIÓN DE INDICADORES CUALITATIVOS ENTRE MODELOS DE REGRESIÓN

	Modelos Jerárquicos Bayesianos			Modelo OLS		
	Elasticidades propias +	Elasticidades > 10	Interceptos > 30	Elasticidades propias +	Elasticidades > 10	Interceptos > 30
Sucursal 1	3	1	7	3	5	9
Sucursal 2	3	1	4	5	8	6
Sucursal 3	1	1	6	2	5	9
Sucursal 4	2	1	6	2	5	13
Sucursal 5	-	2	9	1	6	11
Sucursal 6	2	1	1	2	6	10
Sucursal 7	4	1	4	2	5	4
Sucursal 8	3	1	5	5	7	11
Sucursal 9	3	-	7	4	2	10
Sucursal 10	3	1	3	4	5	2
Sucursal 11	-	-	4	1	7	8
Sucursal 12	1	-	2	2	10	8
Sucursal 13	-	-	3	2	5	7
Sucursal 14	2	-	4	3	6	5
Sucursal 15	3	-	2	5	2	8
Sucursal 16	1	-	4	3	7	5
Sucursal 17	2	-	4	3	6	6
Sucursal 18	4	-	4	3	5	3
Promedio	2	1	4	3	6	8

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Se puede concluir que las matrices obtenidas con el modelo jerárquico bayesiano poseen un mejor desempeño frente a este tipo de evaluación. Las elasticidades se encuentran muy bien controladas, casi un 100% posee magnitud menor a 10, mientras que el otro modelo posee 10 veces más elasticidades mayores a 10. En el caso de las elasticidades propias positivas, el resultado es más parecido, pero de todas formas, el modelo I presenta sucursales sin ninguna elasticidad propia positiva y en promedio, poseen una menos que el modelo clásico de regresión.

Por último, al revisar la magnitud del intercepto de la regresión, en promedio el modelo bayesiano presenta la mitad de casos con magnitud sobre 30 y aunque no se presenta en el gráfico, casi no posee valores mayores a 50, mientras el modelo doble log incluso posee intercepto con valores sobre 100.

Para la Tabla 10 en cambio, es difícil hacer una conclusión a simple vista, ya que los resultados para los grupos utilizados para calibrar con muy parecidos en ambos modelos.

TABLA 10: COMPARACIÓN INDICADORES ESTADÍSTICOS ENTRE MODELOS DE REGRESIÓN

	Modelos Jerárquicos Bayesianos				Modelo OLS			
	Grupo Calibrar		Grupo Testeo		Grupo Calibrar		Grupo Testeo	
	R ²	MAPE	R ²	MAPE	R ²	MAPE	R ²	MAPE
Sucursal 1	0,62	22%	0,36	29%	0,65	22%	0,21	31%
Sucursal 2	0,49	31%	0,35	37%	0,53	30%	0,19	40%
Sucursal 3	0,64	17%	0,46	21%	0,67	16%	0,34	26%
Sucursal 4	0,66	20%	0,50	27%	0,68	19%	0,19	33%
Sucursal 5	0,64	17%	0,51	26%	0,64	17%	0,14	32%
Sucursal 6	0,53	23%	0,48	28%	0,51	22%	0,32	36%
Sucursal 7	0,45	25%	0,31	34%	0,49	24%	0,21	37%
Sucursal 8	0,53	25%	0,24	30%	0,57	24%	0,15	36%
Sucursal 9	0,52	26%	0,34	30%	0,5	26%	0,17	34%
Sucursal 10	0,48	31%	0,34	40%	0,52	30%	0,13	46%
Sucursal 11	0,58	25%	0,35	37%	0,6	23%	0,14	40%
Sucursal 12	0,57	22%	0,35	28%	0,6	21%	0,02	30%
Sucursal 13	0,53	27%	0,38	29%	0,56	27%	0,37	32%
Sucursal 14	0,56	23%	0,36	33%	0,59	22%	0,21	40%
Sucursal 15	0,50	23%	0,31	28%	0,533	22%	0,03	31%
Sucursal 16	0,53	25%	0,30	36%	0,57	24%	0,10	41%
Sucursal 17	0,48	26%	0,38	30%	0,51	24%	0,02	35%
Sucursal 18	0,52	32%	0,38	38%	0,54	32%	0,37	40%
Promedio	0,55	24%	0,37	31%	0,57	24%	0,18	36%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

En el primer caso se tiene un mejor ajuste que el modelo I (0.54 versus 0.57) y un error igual del 24%, en el grupo de testeo posee resultados mucho peores que el modelo bayesiano. El ajuste es muy bajo, menor a 0.2 y aunque el error se mantiene bajo el 40% es mayor al 31% obtenido por el modelo bayesiano sobre el grupo de testeo.

Se concluye que el modelo de regresión doble log individual por sucursal tiende a sobre ajustar los datos con los que se calibró, por lo que no permite realizar una correcta estimación de demanda, ya que el ajuste con un grupo de testeo está bajo los límites aceptados para ser utilizados en modelos de optimización.

Además, según el análisis anterior, también da cuenta, de que, aún cuando a simple vista las matrices se ven bastante similares (como en el caso de la sucursal mostrada), los resultados relevantes, como elasticidades propias positivas o la magnitud de éstas, se presentan con peores resultados que para un modelo jerárquico bayesiano.

4.2.2. ANÁLISIS PRODUCTOS RELEVANTES

Se realiza un análisis sobre los productos en estudio, tanto en la complementariedad, como sustitución de los productos, además de la relación de las elasticidades propias con la información de las variables demográficas.

4.2.2.1. RELACIÓN ENTRE PRODUCTOS

Las elasticidades precio propias de los productos nos dicen cuan sensible es la demanda a cambios en el precio, mientras que las elasticidades precio cruzadas relacionan los productos entre sí, determinando cuáles son complementarios y sustitutos.

TABLA 11: RESUMEN MATRIZ ELASTICIDAD SUCURSAL INDEPENDENCIA

S. Independencia	1+1 cereal	1+1 soprole	1+1 top	Batido Alerce	Batido Nestle	Batido Soprole	Batifrut	Cereal Nestlé	Diet Soprole	Gold	Huesitos	Light Colun	Pequegurt	Pack Nestle	Pack Soprole	Next Trozos	Yoghito
1+1 cereal	- 0,8	- 1,2	1,6	- 0,5	0,5	- 0,3	- 0,5	0,4	1,6	- 0,6	- 0,8	- 1,8	- 0,4	0,3	- 0,6	- 0,8	0,1
1+1 soprole	0,5	- 1,7	0,3	0,1	1,3	- 0,6	0,3	0,6	- 0,3	1,3	- 0,3	- 0,3	- 1,0	- 0,2	- 0,1	- 0,3	0,4
1+1 top	0,1	- 2,0	7,7	- 1,0	2,8	- 2,1	- 0,1	0,1	- 1,0	1,5	- 0,4	- 0,1	1,9	1,2	- 0,7	- 8,6	- 2,1
Batido Alerce	- 1,5	4,3	- 3,1	- 5,1	8,2	- 3,8	2,4	3,7	- 0,8	- 1,3	- 2,8	1,3	- 3,2	- 0,5	3,1	1,5	1,0
Batido Nestle	- 0,2	- 0,3	0,6	0,4	- 4,1	- 0,5	- 0,0	1,0	- 0,5	0,8	0,3	1,3	0,4	- 0,1	0,8	- 1,0	1,6
Batido Soprole	0,5	- 2,0	0,3	- 0,7	2,0	- 1,5	0,3	0,9	- 0,3	0,1	- 0,7	- 2,3	- 1,2	- 0,3	- 0,1	3,0	0,3
Batifrut	- 0,2	- 0,1	1,0	- 0,6	0,7	- 1,6	- 0,6	0,8	- 0,6	0,9	0,6	- 1,5	- 2,3	- 1,6	0,4	2,4	0,5
Cereal Nestlé	- 0,3	1,9	1,2	- 0,8	0,3	- 3,1	2,0	- 2,3	1,9	1,0	0,4	- 0,3	- 0,7	- 1,3	- 0,2	0,3	- 0,1
Diet Soprole	- 0,5	0,1	- 1,2	- 1,7	1,6	- 2,3	- 1,4	1,3	- 2,8	3,1	- 0,7	0,6	- 0,9	- 1,9	0,3	1,0	3,8
Gold	- 0,1	0,6	0,4	- 1,0	2,4	- 0,5	0,0	0,3	0,7	- 0,4	0,1	- 2,0	- 1,0	- 2,0	- 0,3	- 0,1	1,1
Huesitos	2,8	- 8,0	- 3,9	- 2,5	0,8	- 1,2	2,3	1,4	- 7,3	2,7	- 7,5	3,0	- 1,9	- 1,3	0,4	11,3	5,1
Light Colun	0,9	1,1	- 0,3	0,4	1,3	- 3,0	3,6	0,3	0,3	0,9	- 1,9	- 0,3	- 0,7	- 2,9	- 2,2	0,9	1,4
Pequegurt	- 2,8	- 2,4	- 2,0	0,3	1,5	- 1,2	- 0,2	- 0,9	- 1,4	3,8	- 3,3	- 0,9	- 1,6	- 1,6	- 0,7	5,9	6,1
Pack Nestle	1,1	2,5	0,6	- 1,2	0,1	- 0,7	- 0,1	0,9	1,3	- 0,9	2,0	- 0,8	0,0	- 1,7	- 0,8	- 1,8	- 1,5
Pack Soprole	0,4	1,5	2,0	- 1,1	2,1	- 0,2	1,5	1,3	1,0	- 2,5	- 1,4	- 3,0	- 0,7	- 0,7	- 4,5	- 3,9	0,7
Next Trozos	0,2	- 1,5	- 2,6	- 1,6	1,8	- 1,0	- 1,9	0,7	4,4	- 0,3	- 0,6	- 2,3	- 2,9	1,6	2,3	0,9	- 0,8
Yoghito	0,2	- 1,1	2,0	- 0,3	2,1	- 1,4	- 0,2	1,5	- 0,2	0,8	- 1,0	- 0,9	- 1,3	- 1,0	0,1	1,9	- 1,2

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

La Tabla 11: Resumen matriz elasticidad Sucursal Independencia, muestra las características de los principales productos que se van a revisar.

Un punto muy relevante de destacar y que se repite en la mayoría de las sucursales, es que los productos Batido Nestlé y Batido Soprole son productos sustitutos y complementarios para todos los demás productos respectivamente. Es decir, Batido Soprole es un producto que, al disminuir su precio afecta positivamente la demanda de todos los demás productos, en cambio el producto Batido Nestlé ocasiona lo contrario y que tiene varias similitudes con Yoghito, lo que puede deberse a que son los productos de mayor demanda a nivel de la cadena.

En cuanto a productos sustitutos (delineados en rojo), se ve por ejemplo Cereal Nestlé con 1+1 Soprole, o sea si aumento el precio de uno, aumenta la demanda del otro. Puede deberse a que son productos muy similares y por lo tanto, no hay preferencias marcadas sobre uno u otro y se comprará aquel con el precio más conveniente en el momento.

Productos complementarios hay varios (delineados en morado), como yoghito con pepegurt, que son productos con altas demandas, similares, pero de distinto precio, por lo que el cliente de esta cadena debe tener de ambos tipos para atender a sus propios clientes. Lo mismo ocurre con Next Trozos y Light Colón, que son productos distintos, pero para un mismo tipo de consumidor.

Los productos con demanda más sensibles al precio (marcadas en rosa), de forma transversal a la cadena, son Huesitos y Batido Alerce, ya que tienen una elasticidad precio propia muy negativa. En cambio los menos sensibles son Gold y Batifrut, con elasticidad propia cercanas a 0 (marcadas en verde).

4.2.2.2. ANÁLISIS VARIABLES DEMOGRÁFICAS

Recordemos que una de las ventajas principales del uso de modelos jerárquicos es que nos permiten describir cada una de las elasticidades en función de variables demográficas observables, informándonos de la naturaleza de las interacciones.

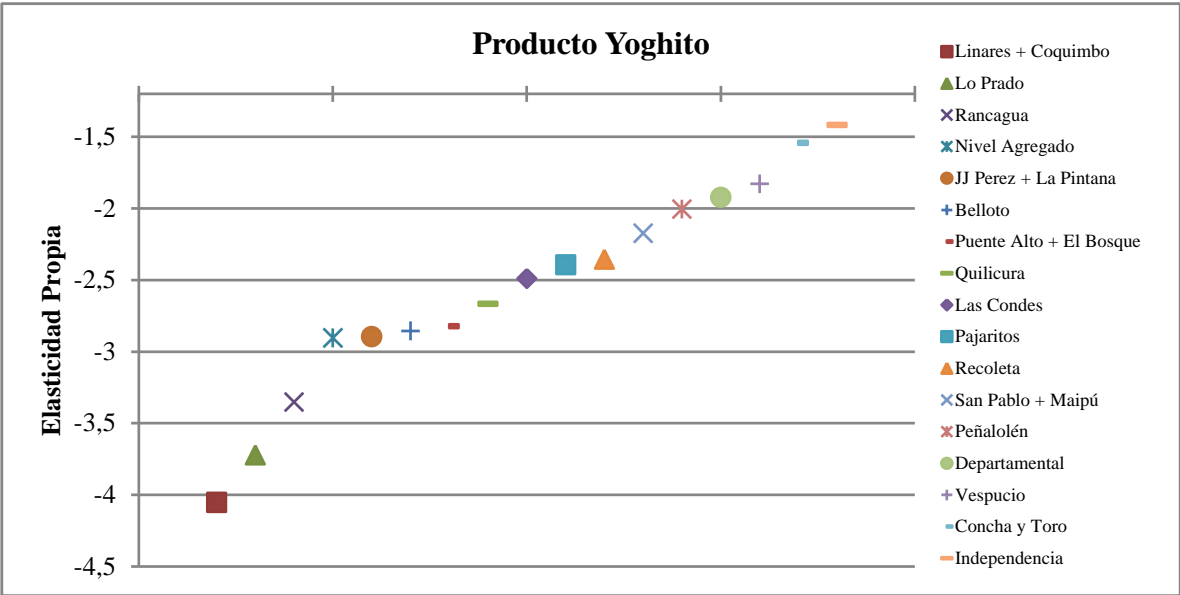
Del GRÁFICO 13: Elasticidad propia producto Yoghito, se puede ver que el producto siempre posee elasticidades propias negativas, debido a que es un producto de muy altas ventas y que por lo tanto, posee un modelo bastante robusto para todas las sucursales.

Anteriormente se hizo una comparación general entre la matriz a nivel agregado con las particulares de cada sucursal, en este caso se puede hacer lo mismo, pero observando sólo la elasticidad propia del producto.

Vemos en el gráfico que el valor de la elasticidad propia a nivel agregado es $-2,89$, que se encuentra cercana al promedio. Esto permite observar la relación jerárquica que existe entre la cadena y los resultados de cada sucursal, ya que la elasticidad propia de cada sucursal corresponde a una desviación de la estimación agregada.

De esta forma, se puede extender esta relación a la matriz en general, comprobándose que el modelo jerárquico Bayesiano asigna resultados individuales para cada sucursal y producto, pero asumiendo que cada producto proviene de una distribución común y que son ciertas variables particulares de la sucursal (demográficas y transaccionales) que permiten hacer la diferenciación.

GRÁFICO 13: ELASTICIDAD PROPIA PRODUCTO YOGHITO



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

También es posible ver que la sucursal con mejor ingreso promedio (Las Condes + Puerto Montt) es bastante insensible al precio, junto con las sucursales que poseen altas ventas por metro cuadrado, como Vespucio y Concha y Toro. En el caso de la primera sucursal, esto puede deberse a la variable demográfica asociada, pero en los demás casos, como Concha y Toro, es que al ser un producto tan importante para los clientes (debido a la alta preferencia de los consumidores) no sean tan sensibles a variación en el precio y lo compran independiente de éste.

Se presenta también una alta sensibilidad al precio por parte de sucursales de región, donde podría existir una baja presencia del yogurt o también a que son comunas de bajos ingresos promedios.

Las variables demográficas afectan de la siguiente forma a la elasticidad propia de este producto:

$$\beta_{yoghito} = 0,21z_0 + 0,05 * TP + 0,13 * Ing - 0,01 * Tam - 0,01 * Muj$$

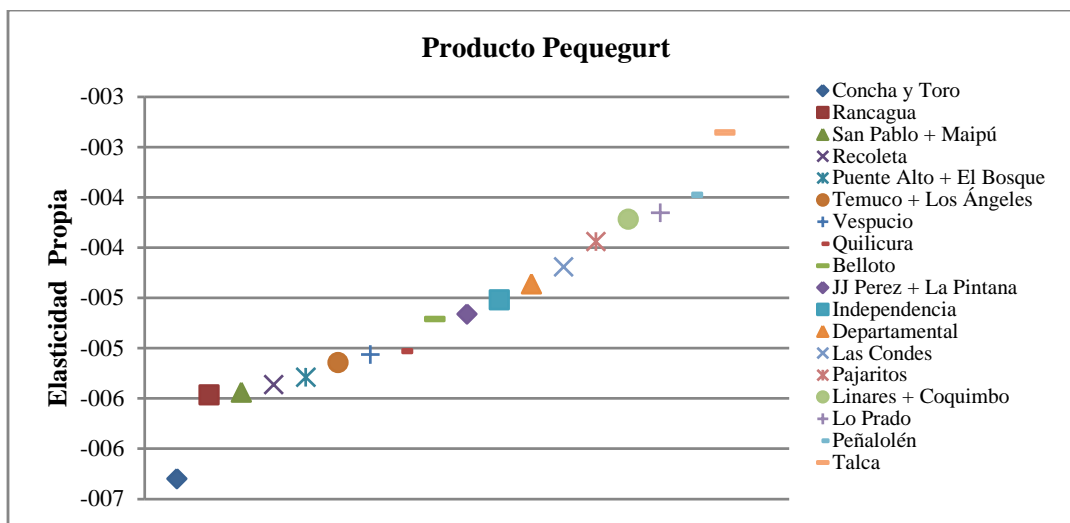
ECUACIÓN 18: ELASTICIDAD PROPIA YOGHITO

Para este producto, el ingreso promedio afecta de forma positiva al parámetro de elasticidad propia. Lo que implica que a mayores ingresos, la demanda es menos sensible y el consumo se mantiene a pesar de variaciones de la variable precio. Además, es inversamente proporcional al tamaño familiar, o sea una comuna con presencia de familias numerosas serán más sensibles a cambios en el precio y dado que es un producto de alto consumo, sobre todo orientado a niños, claramente es un factor relevante para familiar numerosas.

Sucursales con ticket promedio alto tendrán una sensibilidad al precio menor en este producto, lo cuál confirma lo mostrado por el GRÁFICO 13: Elasticidad propia producto Yoghito, donde las principales sucursales tienen una elasticidad precio propia más cercana a cero que otras, aunque, en magnitud, es menor a -1 en todos los casos.

Para hacer una comparación entre productos relacionados, el Gráfico 14 muestra el comportamiento de la elasticidad propia del producto Pequegurt, que como vimos en la sección anterior, es complementario al producto Yoghito. Se ve un comportamiento similar que del producto anterior, con elasticidades negativas para todas las sucursales, pero en magnitud mayor, la menor de las elasticidades corresponde a la sucursal de Talca, con un valor de -2,5.

GRÁFICO 14: ELASTICIDAD PROPIA PEQUEGURT



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

En cuanto a la ubicación de las sucursales, no se tiene el mismo efecto sobre aquellas más relevantes o de mayor ticket promedio. Más bien, aquellas menos sensibles a cambios en el precio son de región y la más sensible al precio es la sucursal de Concha y Toro, que es la más importante para la cadena.

La Tabla 12 presenta un resumen de cómo es la elasticidad propia de cada producto en función de las variables demográficas. El primer caso del producto Yoghito se encuentra explícito en la Ecuación 18: Elasticidad propia yoghito, como ejemplo.

TABLA 12: ELASTICIDAD PRECIO PROPIA EN FUNCIÓN DE VARIABLES DEMOGRÁFICAS

Producto	Variables Demográficas				
	Ticket Constante	Ingreso Promedio	Ingreso Familiar	Tamaño Familiar	Mujeres Trabajan
Yoghito	0,21	0,05	0,13	-0,01	-0,01
Batido Nestlé	0,01	-0,35	-0,34	0,72	-0,21
1+1 Soprole	-8,56	-0,37	-0,04	0,32	0,01
Pequegurt	-1,01	-0,94	0,53	-2,83	-0,03
1+1 Cereal	5,11	0,16	0,53	-0,31	0,02
Gold	0,23	0,14	-1,10	-0,31	0,06
Batido Soprole	-0,04	0,11	0,16	-0,08	0,02
Cereal Nestlé	-0,13	0,21	0,34	1,15	-0,02

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Por ejemplo, vemos como para el producto 1+1 Soprole, la constante es la variable que más influye en su elasticidad precio propia y el *Ingreso Familiar* implica mayor sensibilidad al precio. Para el caso del producto Gold ocurre algo similar con respecto a la variable ingreso familiar, pero con una mayor magnitud, para este producto se esperaría menor sensibilidad con respecto a los ingresos, dado el precio que posee, pero también puede venir dado por la alta demanda que posee en ese tipo de sucursales.

La variable *Mujeres que Trabajan* es, en promedio, la que posee menor magnitud, lo que podría implicar que afecta poco la sensibilidad al precio de cada producto, mientras todas las demás tienen en al menos un producto, una influencia clara.

La variable *Tamaño Familiar* es más influyente, sobre todo frente a productos como Pequegurt o Cereal Nestlé. Al comparar este resultado con el que se muestra en el Gráfico 14, vemos que las comunas más populares, como Maipú, Recoleta y Puente Alto, presentan una alta sensibilidad al precio, demostrándose así la relación entre transacciones y variables demográficas. De esta forma, es posible aprender de las variables demográficas para identificar los productos que son más relevantes y sus características, de modo de entregarles un precio correcto según la zona y el shopper preferente de la sucursal.

4.3. OPTIMIZACIÓN

Esta sección, corresponde a la aplicación de los 3 modelos de optimización y los resultados obtenidos. Dado que todos los modelos se aplicaron a las 18 sucursales, sólo se mostrara información a nivel de cadena y de 3 sucursales, con una en detalle y las otras dos para realizar comparaciones.

Para aplicar correctamente los modelos de optimización que mostraron en la sección 3.4.1, los datos seleccionados corresponden a una semana escogida al azar, dentro del mes de junio del 2010, ya que no fueron utilizadas ni para calibrar, ni para testear los modelos de estimación de demanda.

La banda de precios que se seleccionó para determinar los límites de los precios buscados, se determinó, por juicio de experto, como un porcentaje basado en el precio promedio actual. De esta forma y dado el análisis de sensibilidad realizado (sección 4.3.3) se utilizó un rango del 5%.

La tabla a continuación es un resumen de los resultados obtenidos a nivel de la cadena. Se muestra el precio de venta, las unidades vendidas y los ingresos actualmente para cada uno de los productos. Luego se muestra la aplicación de los 3 modelos de optimización, donde los precios corresponden al promedio ponderado por la estimación de unidades vendidas.

TABLA 13: RESULTADOS OPTIMIZACIÓN A NIVEL DE CADENA POR PRODUCTO

SKU	Situación Actual			Maximización Ingresos					Maximización Unidades					Maximización Margen				
	P actual	Qactual	Ing	P ING	%P	Q ING	%Q	%I	P UND	%P	Q UND	%Q	%I	P MAR	%P	Q MAR	%Q	%I
l+1 cereal	\$ 208	16.257	\$ 3.367.398	\$ 217	4%	25.450	57%	63%	\$ 214	3%	26.179	61%	66%	\$ 217	4%	21.494	32%	39%
l+1 soprole	\$ 183	53.736	\$ 9.819.238	\$ 177	-3%	80.299	49%	43%	\$ 178	-3%	77.317	44%	38%	\$ 191	4%	65.997	23%	29%
l+1 top	\$ 226	2.697	\$ 609.605	\$ 234	4%	4.728	75%	82%	\$ 235	4%	4.441	65%	72%	\$ 237	5%	4.042	50%	57%
Batido Nestle	\$ 74	157.330	\$ 11.574.004	\$ 77	4%	186.965	19%	23%	\$ 75	2%	213.289	36%	36%	\$ 77	5%	189.008	20%	26%
Batido Soprole	\$ 150	14.126	\$ 2.115.607	\$ 144	-4%	24.151	71%	63%	\$ 146	-3%	23.243	65%	57%	\$ 145	-4%	19.567	39%	34%
Batifrut	\$ 242	7.110	\$ 1.718.151	\$ 245	1%	12.344	74%	78%	\$ 246	2%	12.232	72%	76%	\$ 249	3%	10.163	43%	49%
Cereal	\$ 167	14.634	\$ 2.441.957	\$ 176	5%	21.244	45%	53%	\$ 175	5%	19.839	36%	42%	\$ 175	5%	21.217	45%	52%
Soprole Diet	\$ 209	2.770	\$ 577.895	\$ 212	1%	4.486	62%	62%	\$ 211	1%	4.192	51%	50%	\$ 215	3%	3.942	42%	46%
Gold	\$ 310	6.316	\$ 1.959.095	\$ 315	1%	10.173	61%	63%	\$ 312	1%	9.990	58%	60%	\$ 320	3%	9.264	47%	52%
Colun Light	\$ 100	3.772	\$ 375.646	\$ 97	-2%	7.683	104%	96%	\$ 96	-3%	8.246	119%	109%	\$ 97	-2%	5.883	56%	50%
Pack Nestle	\$ 1.005	548	\$ 551.137	\$ 952	-5%	922	68%	59%	\$ 955	-5%	795	45%	38%	\$ 955	-5%	733	34%	27%
Pack Soprole	\$ 945	1.345	\$ 1.270.589	\$ 898	-5%	3.283	144%	132%	\$ 903	-4%	2.067	54%	48%	\$ 914	-3%	1.760	31%	28%
Pequegart	\$ 73	57.296	\$ 4.192.009	\$ 70	-4%	166.496	191%	176%	\$ 70	-4%	147.682	158%	145%	\$ 76	4%	79.721	39%	45%
Next Trozos	\$ 239	1.624	\$ 387.296	\$ 234	-2%	3.094	91%	84%	\$ 232	-3%	2.654	63%	58%	\$ 237	-1%	2.131	31%	29%
Yoghito	\$ 79	171.713	\$ 13.554.925	\$ 81	3%	291.391	70%	71%	\$ 79	0%	285.215	66%	64%	\$ 83	5%	245.749	43%	50%
P prom/Suma Q	\$ 281	511.273	\$ 54.514.553	\$ 275	0%	842.709	79%	77%	\$ 275	-1%	837.380	66%	64%	\$ 279	2%	680.671	38%	41%
Ingresos	\$	54.514.553		\$ 89.354.284		63,91%			\$ 86.272.947		58%			\$ 75.691.452		39%		
Unidades		511.273				842.709	65%				837.380	64%				680.671	33%	
P prom Ponderado	\$	107		\$		105	-2%		\$		101	-5%		\$		110	3%	

De la tabla Tabla 13: Resultados optimización a nivel de cadena por producto, es posible observar lo que ocurre con algunos indicadores relevantes como el ingreso total de la cadena, las unidades vendidas o el precio promedio ponderado. Los resultados obtenidos cumplen con las hipótesis planteadas y es posible realizar análisis interesantes de estos.

Por ejemplo, se puede ver que los ingresos totales tanto en el modelo de maximización de ingresos como de maximización de unidades son bastantes similares, con un aumento del 60%, esto indica la similitud entre ambas funciones objetivo, situación que se observa de forma más clara al hacer un análisis particular para cada sucursal. Ocurre lo mismo con las unidades totales de venta, en ambos casos se espera un crecimiento de las ventas de alrededor del 65%. A pesar de que no se cumple 100% con lo esperado (al maximizar unidades se obtiene en total, un menor número de unidades que al maximizar ingresos) este es un problema menor, ya que dada la cantidad de precios que se pueden variar y el rango de los mismos, los resultados esperados entre ambos tipos de función objetivo deben ser bastante similares.

La función objetivo de maximización de margen se comporta de forma distinta a las otras dos maximizaciones. Se ve que posee el precio ponderado mayor, siendo el único que supera el precio actual de la cadena. Además los resultados obtenidos para los indicadores de ingreso y demanda son mucho menores a los obtenidos en los otros dos casos, lo cuál indica que para aumentar el margen, el modelo sacrifica unidades vendidas, lo que redundaría en un menor ingreso.

Un análisis particular sobre los productos, muestra como algunos productos menos sensibles al precio, suben en cualquiera de los 3 modelos (producto Batido Nestlé o Cereal Nestlé), mientras, por ejemplo, en el modelo de maximización de ingresos se ve que los productos con alta sensibilidad al precio (elasticidades negativas menores a -1, como Batido Soprole) son las que más bajan los precios. Esto es coherente, ya que si se quiere maximizar ingresos, los precios van a disminuir en aquellos productos que causen mayor impacto en la demanda.

Según la sección 4.1.3, existen grandes diferencias entre las sucursales, lo cuál se refleja posteriormente en las matrices de elasticidad precio e incluso con la matriz de elasticidad a nivel de cadena. De todas formas y conociendo que existe un costo de implementar precios distintos en cada sucursal, es interesante conocer el efecto que produce el utilizar el mismo vector de precios promedios a todas las sucursales versus los resultados de la Tabla 13: Resultados optimización a nivel de cadena por producto.

Al implementar el mismo vector de precios base para toda la cadena (promedio de los precios óptimos obtenidos por sucursal) existe un aumento del 40% aproximadamente tanto en ingresos como ventas con respecto a la situación actual. Esto implica una necesidad de mejorar los procesos de elección de precios, ya que gracias a la estimación de

demanda realizada el vector de precios que se obtiene permite mejorar el desempeño de la cadena de forma notoria.

TABLA 14: IMPLEMENTACIÓN MISMO VECTOR DE PRECIOS PARA LA CADENA

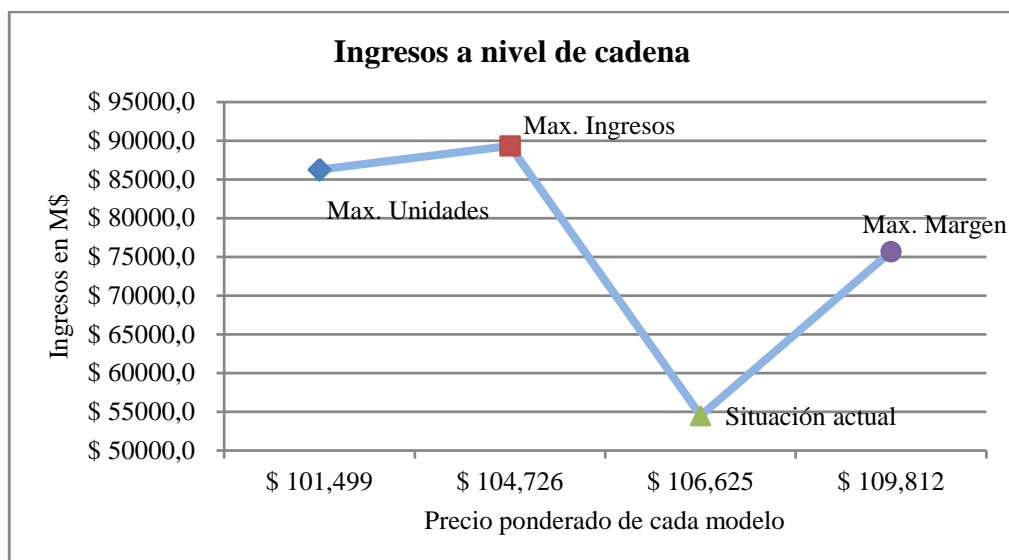
SKU	Situación Actual			Maximización Ingresos						Precios base iguales para toda la cadena					
	P actual	Q actual	Ing	P ING	%P	Q ING	%Q	Ing	%I	P ING	%P	Q ING	%Q	Ing	%I
l+i cereal	\$ 208	16.257	\$ 3.367.398	\$ 217	4%	25.450	57%	\$ 5.494.926	63%	\$ 217	4%	21.220	31%	\$ 4.597.152	37%
l+i soprole	\$ 183	53.736	\$ 9.819.238	\$ 177	-3%	80.299	49%	\$ 14.078.220	43%	\$ 177	-3%	73.132	36%	\$ 12.939.333	32%
l+i top	\$ 226	2.697	\$ 609.605	\$ 234	4%	4.728	75%	\$ 1.111.659	82%	\$ 234	4%	4.236	57%	\$ 991.820	63%
Batido Nestle	\$ 74	157.330	\$ 11.574.004	\$ 77	4%	186.965	19%	\$ 14.264.388	23%	\$ 77	4%	170.715	9%	\$ 13.083.076	13%
Batido Soprole	\$ 150	14.126	\$ 2.115.607	\$ 144	-4%	24.151	71%	\$ 3.444.689	63%	\$ 144	-4%	21.276	51%	\$ 3.060.210	45%
Batifrut	\$ 242	7.110	\$ 1.718.151	\$ 245	1%	12.344	74%	\$ 3.066.814	78%	\$ 245	1%	10.308	45%	\$ 2.530.280	47%
Cereal	\$ 167	14.634	\$ 2.441.957	\$ 176	5%	21.244	45%	\$ 3.728.270	53%	\$ 176	5%	19.153	31%	\$ 3.365.043	38%
Soprole Diet	\$ 209	2.770	\$ 577.895	\$ 212	1%	4.486	62%	\$ 936.675	62%	\$ 212	1%	4.042	46%	\$ 855.568	48%
Gold	\$ 310	6.316	\$ 1.959.095	\$ 315	1%	10.173	61%	\$ 3.186.604	63%	\$ 315	1%	8.909	41%	\$ 2.804.639	43%
Colun Light	\$ 100	3.772	\$ 375.646	\$ 97	-2%	7.683	104%	\$ 735.144	96%	\$ 97	-2%	6.332	68%	\$ 615.267	64%
Pack Nestle	\$ 1.005	548	\$ 551.137	\$ 952	-5%	922	68%	\$ 876.620	59%	\$ 952	-5%	644	17%	\$ 612.993	11%
Pack Soprole	\$ 945	1.345	\$ 1.270.589	\$ 898	-5%	3.283	144%	\$ 2.945.956	132%	\$ 898	-5%	2.080	55%	\$ 1.867.441	47%
Pequegurt	\$ 73	57.296	\$ 4.192.009	\$ 70	-4%	166.496	191%	\$ 11.562.879	176%	\$ 70	-4%	113.787	99%	\$ 7.957.255	90%
Next Trozos	\$ 239	1.624	\$ 387.296	\$ 234	-2%	3.094	91%	\$ 714.385	84%	\$ 234	-2%	2.435	50%	\$ 569.448	47%
Yoghito	\$ 79	171.713	\$ 13.554.925	\$ 81	3%	291.391	70%	\$ 23.207.056	71%	\$ 81	3%	249.593	45%	\$ 20.217.160	49%
P prom/Suma Q	\$ 281	511.273	\$ 54.514.553	\$ 275	0%	842.709	79%	\$ 89.354.284	77%	\$ 275	0%	707.861	-16%*	\$ 76.066.684	-15%
Ingresos	\$ 54.514.553			\$ 89.354.284	64%*					\$ 76.066.684	-15%*				
Unidades		511.273		842.709	65%*					707.861	-16%*				
P prom Ponderado	\$ 107			\$ 105	-2%*					\$ 107	2,5%*				

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Los resultados de la Tabla 14: Implementación mismo vector de precios para la cadena recalcan las diferencias entre sucursales, ya que la implementación de una política de precios diferenciada permitiría a la cadena aumentar en un 15% sus ingresos con respecto a no hacerlo. Por lo tanto, una investigación del costo asociado a su implementación permitiría decidir la validez de realizar la inversión, pero queda claro que las sucursales son notoriamente diferentes y que cualquier acercamiento a diferenciarlas provocará aumento en los resultados económicos del supermercado.

Con respecto a los precios bases obtenidos, se puede rescatar, tal como se esperaba, que el menor precio se obtiene al maximizar unidades, en cambio el mayor precio al maximizar margen. También es importante señalar que el precio actual, tanto promedio como promedio ponderado es mayor a los precios obtenidos con las funciones objetivo de maximización de ingresos e unidades, pero menor a maximización de margen. Esto indica que para la categoría en estudio, la cadena puede implementar una política de disminución gradual de precios (con variación menor al 5%) obteniendo mejores resultados que los actuales.

GRÁFICO 15: DISTRIBUCIÓN DE LOS PRECIOS SEGÚN CADA FUNCIÓN DE OPTIMIZACIÓN



Para revisar la pequeña anomalía descrita anteriormente, con respecto a la diferencia de unidades totales, entre la función objetivo de maximización de ingresos y unidades, se analiza la Tabla 15: Análisis optimización detalle por sucursal con los detalles de resultados de ingresos y unidades de cada sucursal sobre la aplicación de cada modelo de optimización.

TABLA 15: ANÁLISIS OPTIMIZACIÓN DETALLE POR SUCURSAL

Sucursal	Ingresos			Unidades Vendidas		
	Max. Ingresos	Max. Unidades	Max. Margen	Max. Ingresos	Max. Unidades	Max. Margen
Vespucio (San Ramón)	\$ 6.826.586	\$ 6.740.260	\$ 5.683.493	66.469	66.434	50.366
Departamental (San Joaquín)	\$ 4.729.778	\$ 4.729.778	\$ 3.999.798	43.429	43.429	33.549
San Pablo + Maipú	\$ 8.853.666	\$ 8.821.295	\$ 7.624.557	78.458	78.451	66.530
Puente Alto + El Bosque	\$ 10.834.940	\$ 10.571.398	\$ 9.324.809	101.505	102.461	82.647
JJ Perez + La Pintana	\$ 10.682.819	\$ 10.682.819	\$ 8.641.085	96.550	96.550	72.857
Independencia	\$ 4.570.238	\$ 4.105.285	\$ 4.278.300	41.155	39.226	37.550
Concha y Toro (P. Alto)	\$ 7.052.030	\$ 7.009.437	\$ 5.908.891	65.549	65.772	53.890
Recoleta	\$ 4.323.845	\$ 4.204.591	\$ 3.720.487	39.511	39.430	32.928
Peñalolén	\$ 2.964.653	\$ 2.964.653	\$ 2.678.490	28.980	28.980	24.938
Belloto (Quilpué)	\$ 1.699.638	\$ 1.678.527	\$ 1.554.043	19.469	19.652	15.451
Temuco + Los Ángeles	\$ 2.910.048	\$ 2.677.010	\$ 2.199.955	33.388	31.477	21.896
Rancagua	\$ 3.129.038	\$ 3.059.970	\$ 2.874.481	29.657	31.151	26.766
Talca	\$ 2.805.193	\$ 2.788.339	\$ 2.692.737	30.709	32.984	27.885
Linares + Coquimbo	\$ 6.044.784	\$ 4.456.104	\$ 3.667.339	59.322	51.747	37.356
Quilicura	\$ 4.223.166	\$ 4.186.919	\$ 3.732.118	39.036	39.979	32.826
Pajaritos (Maipú)	\$ 2.445.019	\$ 2.365.561	\$ 2.276.964	22.111	22.074	20.187
Lo Prado	\$ 2.215.673	\$ 2.210.115	\$ 1.960.980	20.810	20.909	17.325
Puerto Montt + Las Condes	\$ 3.043.172	\$ 3.020.887	\$ 2.872.926	26.602	26.674	25.723
Total Cadena	\$ 89.354.284	\$ 86.272.947	\$ 72.818.526	842.709	837.380	680.671

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

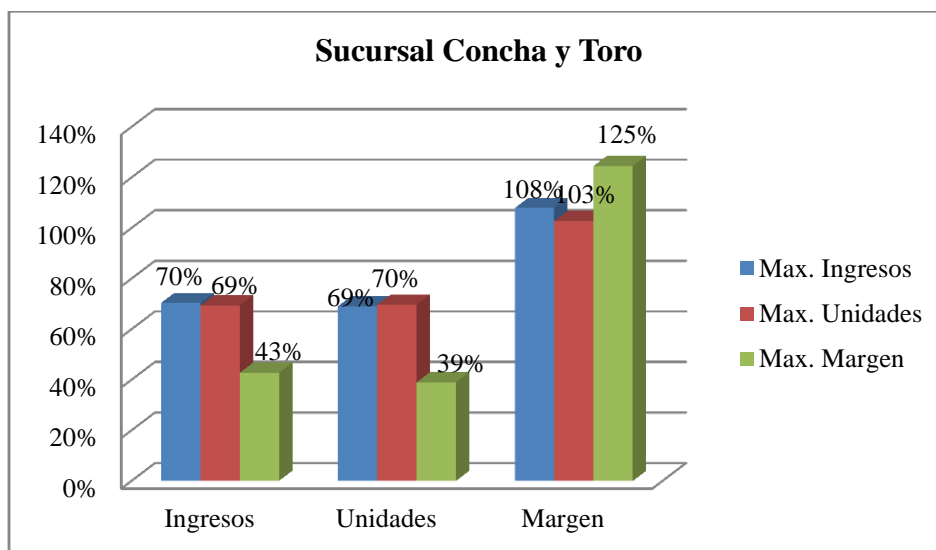
De todos los resultados, sólo 3 sucursales presentan diferencias notorias entre las unidades totales obtenidas con el modelo de maximización de ingresos y de unidades. Se ve en la tabla los resultados destacados (en negrita) de las sucursales Independencia, Temuco y Linares, que hay una diferencia superior a las mil unidades. Estas diferencias son las que ocasionan que a nivel agregado, el modelo maximización de ingresos obtenga mejores resultados para los dos indicadores presentados.

La situación descrita puede deberse al crecimiento anormal de la demanda esperada de algunos productos (como se vio en Tabla 13: Resultados optimización a nivel de cadena por producto), como ocurre con *Pequegurt o Colún Light*, donde la diferencia con respecto a las ventas actuales supera el 100%. Al revisar esto en el modelo de optimización, lo que ocurre es que con estos crecimientos exagerados, los modelos de maximización de ingresos y unidades tienden a verse igual y lo único que pesa en la decisión final del precio es el incremento anormal de las unidades.

4.3.1. ANÁLISIS DE OPTIMIZACIÓN EN SUCURSALES

Se van a revisar los resultados particulares para la sucursal de Concha y Toro, que pertenece a la comuna de Puente Alto. Es la sucursal con mayores ventas por metro cuadrado.

GRÁFICO 16: RESULTADOS OPTIMIZACIÓN SUCURSAL CONCHA Y TORO



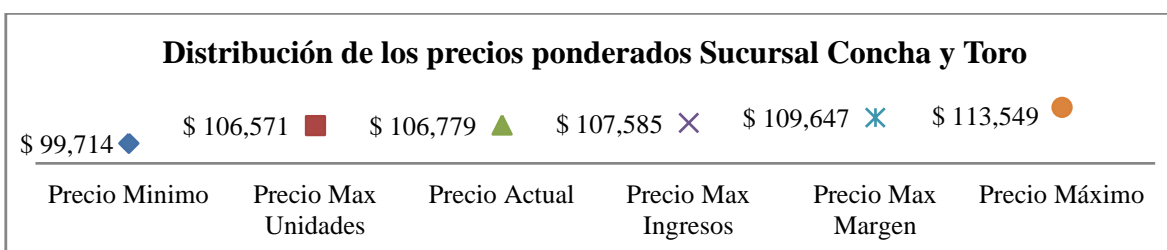
FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

El GRÁFICO 16: Resultados optimización sucursal, muestra los resultados para los 3 modelos de optimización. En este caso, la sucursal tiene un comportamiento esperado, aunque con valores muy similares entre las dos primeras funciones objetivos. Además, tanto para el indicador de ingresos como el de unidades el aumento con respecto al valor

actual es cercano al 70%. Con respecto al margen, es el indicador que más aumenta, sobre el 100% para los 3 modelos de optimización.

Los resultados de los modelos de optimización, según los precios ponderados para la sucursal, se muestran en el siguiente gráfico y sigue la lógica esperada. El precio de maximización de margen es el mayor, cercano al precio máximo, en cambio el precio de maximización de unidades es el más bajo de todos, ubicándose entre el precio mínimo y el precio actual.

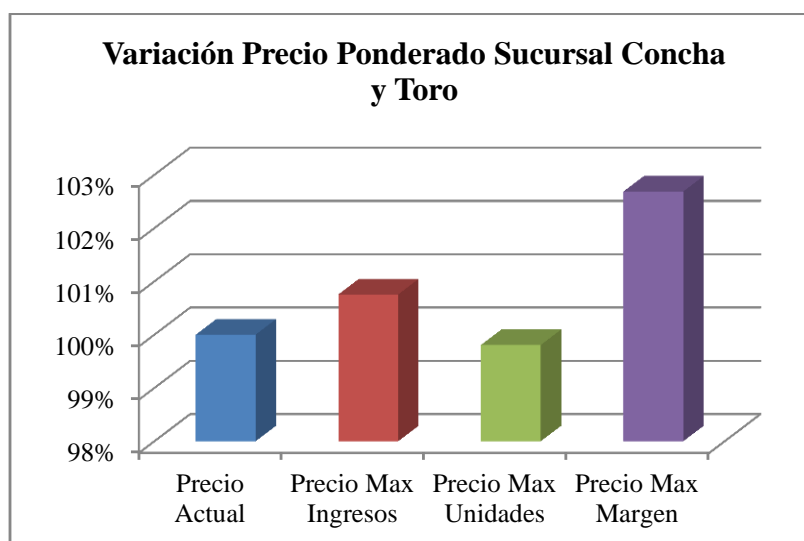
GRÁFICO 17: COMPARACIÓN PRECIOS PONDERADOS SUCURSAL CONCHA Y TORO



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

La variación del precio promedio ponderado con respecto al actual para cada uno de los modelos se puede ver en mayor detalle en el siguiente gráfico. El precio de maximización del margen, que es el que más aumenta, lo hace sólo en un 3% con respecto al precio actual, mientras el precio de maximización de ingresos lo hace en un 1%, sólo el precio de maximización de unidades disminuye, pero en el mismo porcentaje (1%).

GRÁFICO 18: VARIACIÓN PRECIO PONDERADO PARA CADA MODELO DE OPTIMIZACIÓN



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Al igual que el gráfico anterior, se observa que cada función objetivo cumple con las hipótesis planteadas, donde la maximización de margen obtiene el precio más alto y la maximización de unidades el más bajo.

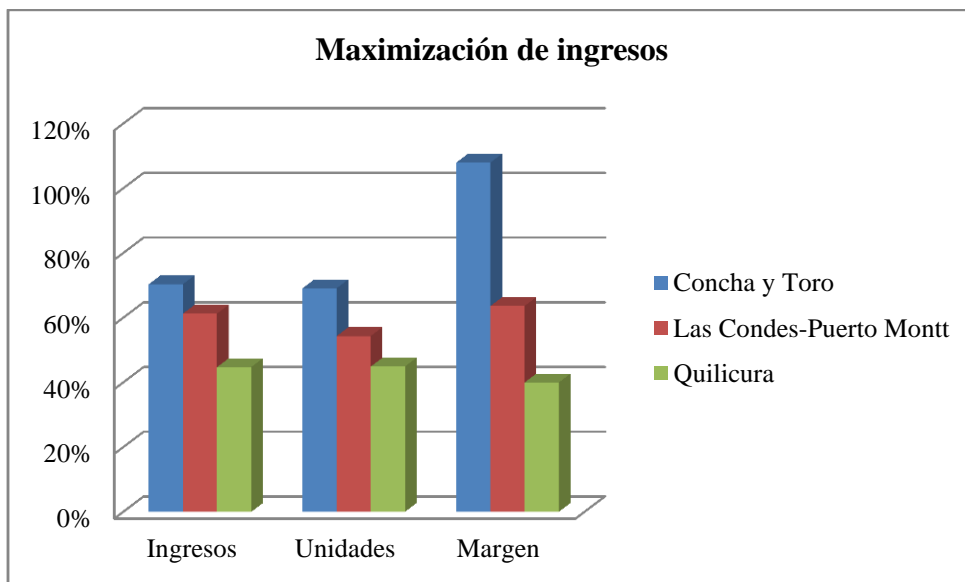
Se realiza un análisis comparativo entre algunas sucursales, de modo de identificar como cambian los resultados en los distintos modelos de optimización y la variación de precio entre algunos productos más relevantes.

Es interesante realizar una comparación con la sucursal de Las Condes, que es la que refleja más diferencias demográficas con respecto a cualquier otra tienda. También se realizará una con la sucursal de Quilicura, ya que representa un aporte menor a las ventas totales de la cadena, lo cual podría causar mayores diferencias en los resultados de los modelos de optimización. Las 3 sucursales revisadas pertenecen a clúster distintos en la segmentación presentada anteriormente.

El GRÁFICO 19: Comparación resultados maximización de ingresos entre sucursales, se compara la misma función objetivo (maximización de ingresos) para las 3 sucursales y los 3 indicadores más relevantes. Podemos ver como la sucursal de Quilicura, es la sucursal que presenta menores incrementos tanto en ingresos, unidades y margen, cercanos al 50%. Esto puede deberse a la mayor sensibilidad al precio que presenta su matriz de elasticidades (comparando las elasticidades propias de los productos).

Es importante revisar como la sucursal Concha y Toro, que es de ventas muy superiores a las otras sucursales analizadas, es la que presenta mejores indicadores para la función objetivo de maximización de ingresos.

GRÁFICO 19: COMPARACIÓN RESULTADOS MAXIMIZACIÓN DE INGRESOS ENTRE SUCURSALES

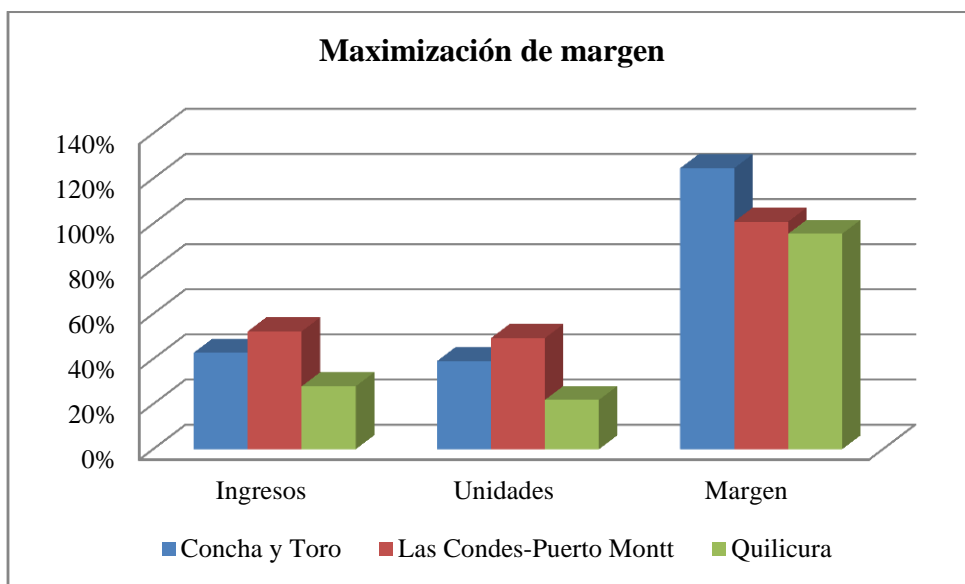


FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Para el modelo de maximización de margen los resultados para los 3 indicadores, varían bastante con respecto al gráfico 21. Vemos en el GRÁFICO 20, como la sucursal de Quilicura vuelve a tener los peores resultados tanto en ingresos, unidades y margen, aunque en margen se acerca más a las otras sucursales, dado que es la variable que se está optimizando.

Se ve también como la sucursal de Las Condes cambia su comportamiento con respecto al resultado anterior. Esto puede deberse a la menor sensibilidad al precio que presenta la matriz de elasticidad de esta sucursal, lo que permite aumentar los precios (que es lo que ocurre en todos los casos para la función de maximización de margen) y no castigar los ingresos o unidades de forma tan marcada como ocurre en las demás sucursales.

GRÁFICO 20: COMPARACIÓN RESULTADOS MAXIMIZACIÓN MARGEN ENTRE SUCURSALES



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

4.3.2. ANÁLISIS PRODUCTOS RELEVANTES

Para analizar más en detalle el comportamiento de cada uno de los productos para la sucursal Concha y Toro, se va a revisar el porcentaje de variación para cada uno de los modelos de optimización y la relación entre éste y la sensibilidad al precio de cada uno.

La tabla, se observa que productos muy sensibles al precio como Batido Soprole o los Pack de Yogurt (tanto Soprole como Nestlé) toman la misma política de precio en los 3 modelos, al límite inferior permitido (5% bajo el precio o el costo actual). A su vez, productos con menor sensibilidad (elasticidades propias negativas mayores a -1), como Cereal Nestlé o Gold aumentan el precio en todos los modelos, apegándose al límite superior permitido.

En cambio productos que se declararon como sustitutos, como el caso del producto 1+1 Soprole y Cereal Nestlé presentan distintas políticas de precio en los dos primeros modelos. Mientras que productos complementarios, como Yoghito y Batido Nestlé coinciden en los dos últimos (maximización de unidades y margen).

TABLA 16: VARIACIÓN DE PRECIOS PARA PRODUCTOS DE LA SUCURSAL CONCHA Y TORO

Producto	Precio Actual	%P Ingresos	%P Unidades	%P Margen
1+1 cereal	\$ 206	5,0%	5,0%	5,0%
1+1 soprole	\$ 183	-4,2%	-4,2%	5,0%
1+1 top	\$ 226	5,0%	5,0%	5,0%
Batido Nestle	\$ 73	5,0%	5,0%	5,0%
Batido Soprole	\$ 150	-5,0%	-5,0%	-5,0%
Batifrut	\$ 242	5,0%	-5,0%	5,0%
Cereal	\$ 167	5,0%	5,0%	5,0%
Soprole Diet	\$ 209	-5,0%	-5,0%	5,0%
Gold	\$ 310	5,0%	5,0%	5,0%
Colun Light	\$ 99	-5,0%	-5,0%	-5,0%
Pack Nestle	\$ 1.004	-5,0%	-5,0%	-5,0%
Pack Soprole	\$ 945	-5,0%	-5,0%	-5,0%
Pequegurt	\$ 73	-5,0%	-5,0%	3,8%
Next Trozos	\$ 239	-5,0%	-5,0%	-5,0%
Yoghito	\$ 78	5,0%	5,0%	5,0%
Precio Ponderado	\$ 105	2,5%	1,5%	4,4%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Cabe destacar que los productos que varían sus precios entre modelos, son muy pocos. Por ejemplo, entre el modelo de maximización de ingresos y el de maximización de unidades, sólo 3 productos toman distintos precios y con el de maximización de margen, son 4 productos.

De estos productos, uno de los más relevantes es *Yoghito*, ya que es el producto que representa más ventas (en unidades e ingresos) actualmente en la cadena y a pesar de poseer una elasticidad propia menor a -1, aumenta su precio para los 3 modelos de optimización. Esto puede deberse a que es un producto complementario con la mayoría de los demás productos, por lo que es un producto, finalmente de baja sensibilidad al precio

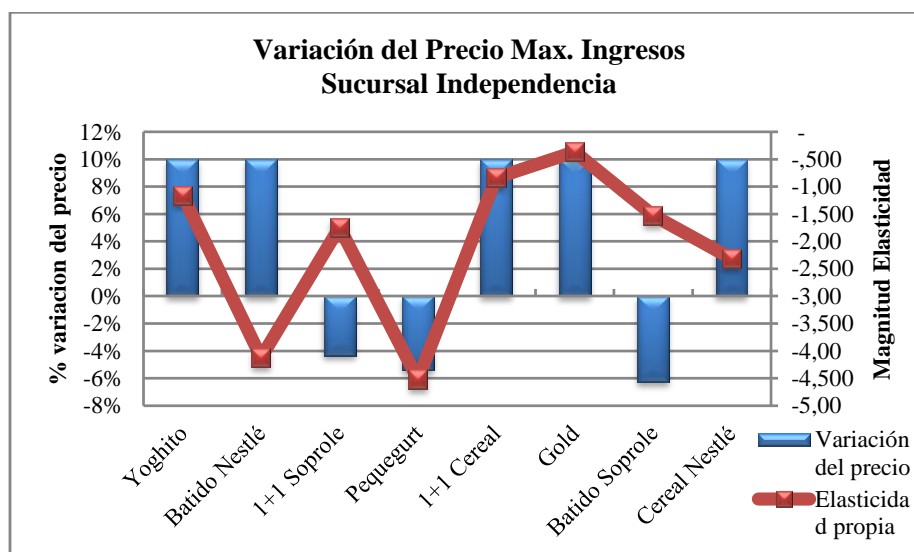
Además de conocer los resultados a nivel de sucursal, que son los que permiten evaluar mejor el desempeño de la cadena, también es particularmente relevante conocer el comportamiento de algunos de los productos más importantes de la cadena, según cada uno de los modelos de optimización, para entender de forma más global los resultados finales.

De los 17 grupos con los que se ha trabajado, se seleccionaron los 9 más importantes para analizar los cambios en sus precios al aplicar cada modelo de optimización, de acuerdo a las elasticidades de cada uno. Los grupos seleccionados fueron:

- Yoghito
- Batido Nestlé
- 1+1 Soprole
- Pequegurt
- 1+1 Cereal
- Gold
- Batido Soprole
- Cereal Nestlé

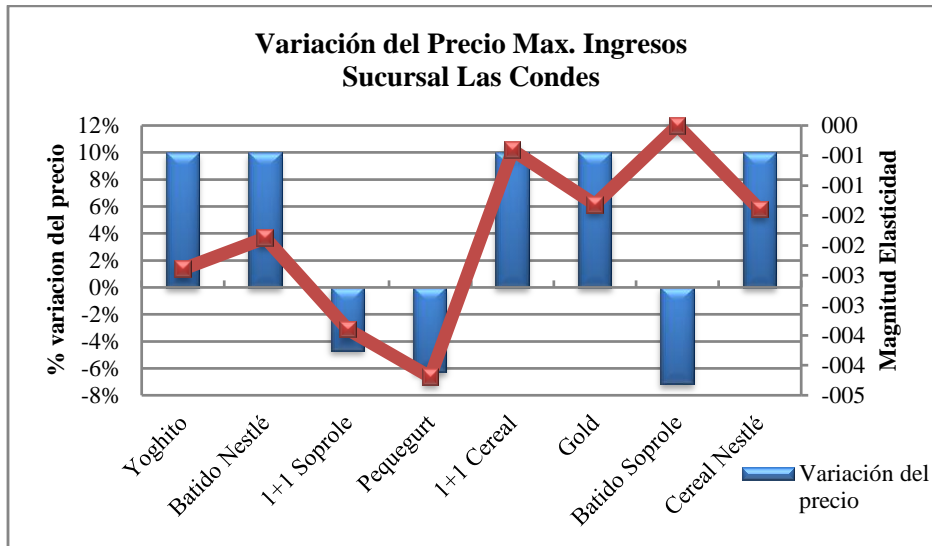
Los gráficos 23 y 24 permiten hacer una comparación para la función objetivo de maximización de ingresos, para la sucursal de Independencia y Las Condes.

GRÁFICO 21: ANÁLISIS PRECIO MAX. INGRESOS SUCURSAL INDEPENDENCIA



La variación de los precios es casi la misma, es decir, para la misma función objetivo, los mismos productos se ubican o en el límite superior del precio o en el límite inferior. La única diferencia ocurre para el Producto Batido Soprole, que a pesar de que en ambos casos disminuye su precio frente al precio actual, en la sucursal Las Condes lo hace aún en mayor medida.

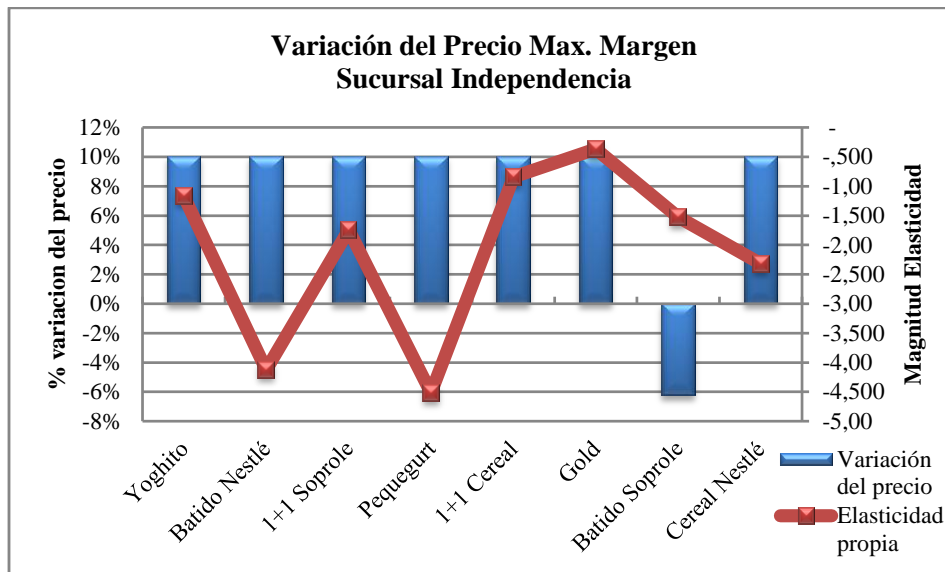
GRÁFICO 22: ANÁLISIS PRECIO MAX.INGRESOS SUCURSAL LAS CONDES



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Al evaluar maximización de margen es la función objetivo, que en todas las sucursales encontradas, posee el mayor precio ponderado. En este caso para las dos sucursales revisadas, la mayoría de los productos aumentan su precio.

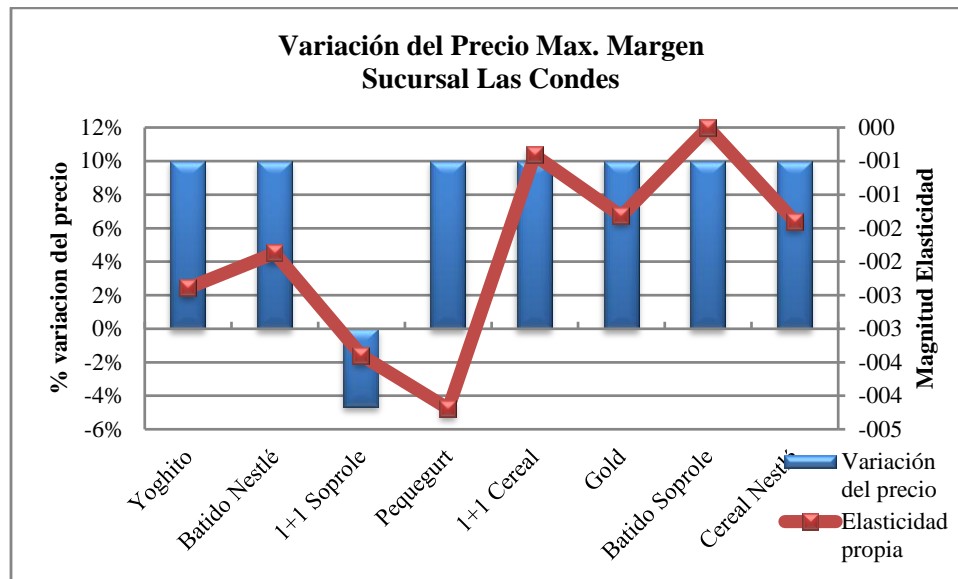
GRÁFICO 23: ANÁLISIS PRECIO MÁX. MARGEN SUCURSAL INDEPENDENCIA



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Para el caso de la sucursal de Independencia, el producto que disminuye de precio, también lo hace en la maximización de ingresos, los que implica que es un producto sensible al cambio de precio, pero no en demasía, aunque se esperaría que los productos que se mantuvieran en el límite inferior, fueran aquellos más sensibles como Pequegurt.

GRÁFICO 24: ANÁLISIS PRECIO MÁX.MARGEN SUCURSAL LAS CONDES



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

En el caso de la sucursal Las Condes, el único producto que disminuye su precio, efectivamente es de lo más sensibles a éste, aunque, los productos presentados poseen elasticidades mayores a -2,5, lo que implica que en general, la sucursal es menos sensible al precio que la anterior.

4.3.3. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

Se realizó un análisis de sensibilidad sobre la función objetivo más relevante para la categoría seleccionada. En este caso, la maximización de unidades, que obtiene globalmente resultados similares a la maximización de ingresos. Los parámetros a analizar son los límites restrictivos de los precios y de las cantidades.

El primer objetivo es observar las variaciones que sufren los resultados (precio, ingresos, unidades) al variar las restricciones superiores de los precios. Se debe considerar que el límite inferior de los precios debe ser superior o igual al costo de cada producto. Por lo que un segundo objetivo sería analizar los beneficios asociados a disminuir en un mayor porcentaje los precios, incluso por bajo el costo.

Como tercer objetivo, aunque menos riguroso, se pretende observar como variarían los ingresos y precios si se restringe la cantidad de unidades vendidas. La cota máxima de ventas es, según juicio de expertos, alrededor del 50%, por inventario. Dado que para cualquier modelo y cualquier sucursal, las ventas aumentaban por sobre el 100%, no es necesario medir ese parámetro, ya que siempre se pegará a la cota dada. Se analizarán 3 posibles rangos de unidades vendidas a nivel de sucursal, entre un 30% y un 70%

4.3.3.1. MODELO MAXIMIZACIÓN DE UNIDADES

- **Sensibilidad en el rango de precios**

Al utilizar el rango de variación precio base del 5%, los resultados obtenidos indican un crecimiento en los ingresos y en las ventas sobre el 60%, Por lo tanto, se analiza la sensibilidad de los resultados de la optimización variando el rango de movimiento de los precios.

La prueba se hace sobre una sucursal aleatoria, permitiendo una variación de los precios desde un 1% hasta un 5%, sobre la función de maximización de ingresos.

TABLA 17: ANÁLISIS SENSIBILIDAD RANGO DE PRECIOS POSIBLES

Productos	Variación porcentual CANTIDADES					Variación Porcentual Ingresos				
	Rango 1%	Rango 2%	Rango 3%	Rango 4%	Rango 5%	Rango 1%	Rango 2%	Rango 3%	Rango 4%	Rango 5%
1+1 cereal	2%	5%	7%	10%	12%	3%	7%	11%	14%	17%
1+1 soprole	9%	19%	29%	41%	52%	8%	16%	25%	35%	45%
1+1 top	4%	9%	14%	19%	23%	5%	11%	17%	24%	29%
Batido Nestle	-2%	-5%	-7%	-9%	-11%	-1%	-3%	-4%	-5%	-7%
Batido Soprole	16%	35%	57%	83%	110%	15%	32%	52%	75%	99%
Batifrut	14%	29%	47%	67%	90%	15%	32%	51%	74%	100%
Cereal	4%	8%	12%	17%	23%	5%	10%	16%	21%	29%
Soprole Diet	16%	34%	56%	80%	109%	15%	32%	51%	73%	99%
Gold	8%	18%	28%	38%	51%	10%	20%	31%	44%	58%
Colun Light	18%	40%	65%	95%	133%	17%	37%	60%	87%	121%
Pack Nestle	24%	53%	89%	134%	184%	22%	50%	83%	124%	170%
Pack Soprole	-1%	-3%	-4%	-5%	-5%	-2%	-5%	-7%	-9%	-9%
Pequegurt	9%	18%	28%	40%	54%	8%	16%	24%	34%	46%
Next Trozos	-2%	-5%	-7%	-9%	-13%	-1%	-3%	-4%	-6%	-8%
Yoghito	14%	29%	47%	67%	88%	15%	32%	51%	73%	97%
Promedio	7%	15%	24%	35%	46%	8%	17%	27%	39%	51%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Según los resultados observados en la tabla anterior, claramente el resultado es altamente sensible al rango de precios posibles. Los productos más sensibles al precio, presentan aumentos en la cantidad demandada y en los ingresos cercanos o superiores al 100%, lo que indica un crecimiento inusual o exagerado que la función de optimización y la estimación de demanda no logran controlar. De esta forma, se define como suficiente el rango de precios del 5%, ya que un aumento mayor implicará resultados aún más anormales, al menos desde el punto de vista del negocio.

Esta alta sensibilidad al rango de precios posibles, puede deberse a la estimación de demanda realizada. Dado que la cantidad demandada depende directamente de la multiplicación de los precios de todos los productos, un cambio pequeño en el precio de unos cuantos productos amplifica los resultados, ya que

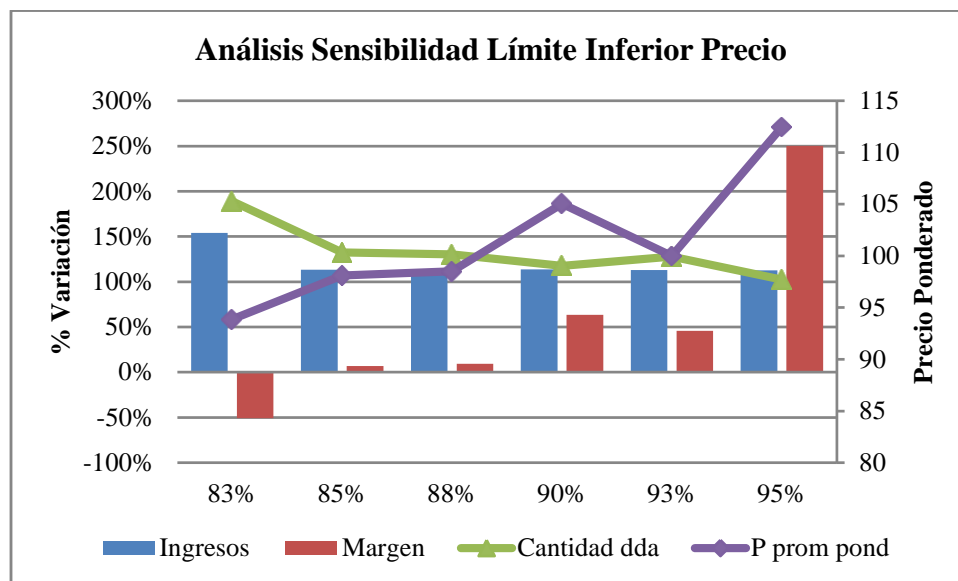
Otro punto importante a considerar en el rango posible de precios es que los datos con que se calibraron los parámetros de elasticidades no incluyeron información de ofertas. Por lo tanto, para una categoría como yogurt una disminución del 10% en los precios, es una variación considerable, que cae en la categoría de descuento promocional. Por lo tanto la estimación de demanda se ocupa de variaciones pequeñas en los precios, pero no está calibrada para soportar este tipo de efectos, lo que se refleja en los resultados anómalos en aumento de ingresos y cantidades.

- **Sensibilidad en el límite inferior de los precios**

Dado que el margen en esta categoría es baja, al mover un poco el límite impuesto inicialmente se alcanzan rápidamente los precios mínimos. Por lo tanto, el rango de precios va entre el disminuir el precio actual en un 5% hasta el 20%. Este último implica disponer precios menores a los costos.

En el gráfico se pueden apreciar los resultados: ingresos, margen, unidades demandadas y precios óptimos, obtenidos al variar el límite inferior de los precios

GRÁFICO 25: SENSIBILIDAD LÍMITE INFERIOR PRECIO SUCURSAL INDEPENDENCIA MAX. UNIDADES



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Dada que la función que se está revisando es la de maximización de ingresos, los precios tienden a ser menores, lo que se refleja en la curva de precios, donde inicialmente parte con un precio bastante superior, pero luego va disminuyendo drásticamente, hasta alcanzar la cota inferior, que implica ser menor al costo (alrededor de un 10% menos que el precio actual).

Por lo que, aún cuando los ingresos totales y la cantidad demandada poseen su punto más alto, se sacrifica el margen, obteniendo menos que el que existe actualmente. Por

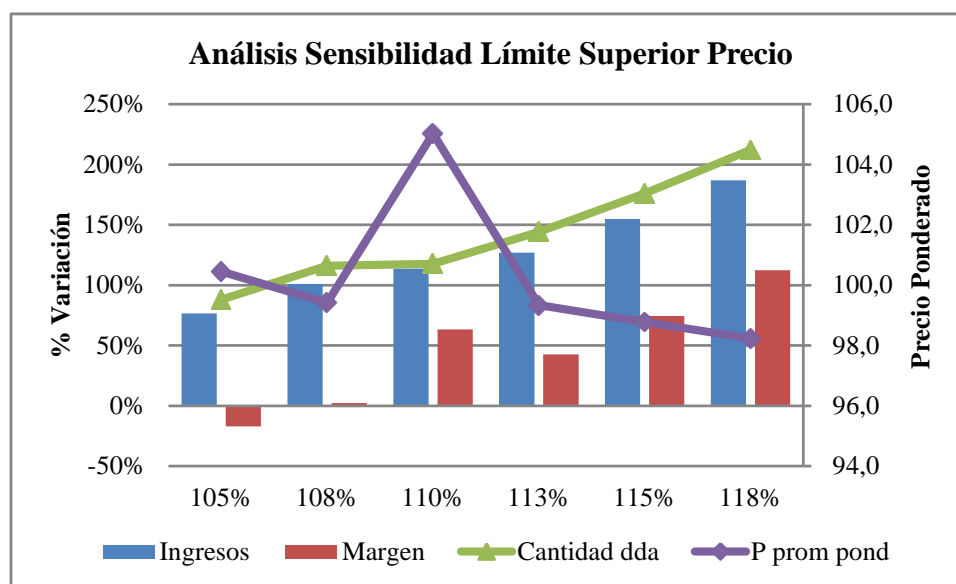
lo tanto, el no permitir que se venda bajo el costo, frena las unidades e ingresos vendidos, pero mantiene el margen en un límite aceptable para la cadena.

- **Sensibilidad en el límite superior de los precios**

El Gráfico 26, presenta, para la misma función objetivo anterior y la misma sucursal, el análisis de sensibilidad sobre el límite superior del precio.

De forma comparativa con el gráfico anterior, se ve como la cantidad demandada va en aumento mientras el precio disminuye. A pesar de que se permite que los precios puedan aumentar en un porcentaje mayor en cada paso, el precio promedio ponderado disminuye a partir de un 13% de aumento. Esto quiere decir que la función objetivo mantiene una condición mayor que la relajación de la restricción del límite superior.

GRÁFICO 26: SENSIBILIDAD LÍMITE SUPERIOR PRECIO SUCURSAL INDEPENDENCIA



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Al revisar cada producto en particular, varios de estos llegan al límite superior permitido, pero aquellos que atraen más unidades vendidas mantienen su comportamiento anterior de utilizar la restricción de límite inferior.

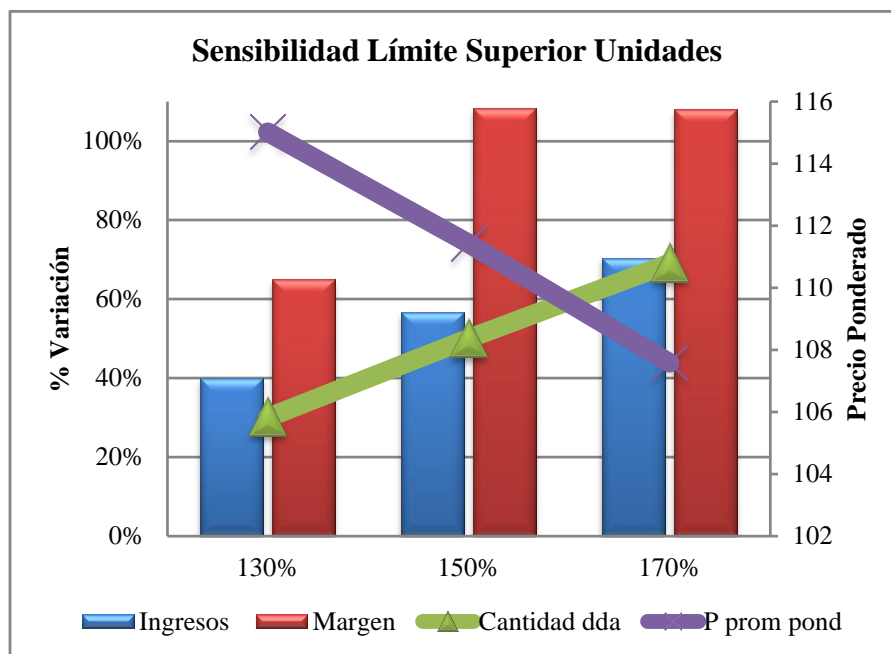
Con respecto al gráfico anterior, tanto las unidades, como los ingresos y el margen obtienen mejores resultados, aun cuando el precio ponderado final es mayor que el obtenido en el Gráfico 26 (\$98 y \$93 respectivamente).

- **Sensibilidad en el límite superior de unidades vendidas**

Al utilizar rangos de variación del 5% del precio base se obtienen crecimiento en los ingresos y en las ventas sobre el 60%. Este resultado puede no ser factible de forma

práctica, debido a temas logísticos, costos de inventario, ya que implica un aumento drástico en las unidades vendidas semanales. Por lo que conocer los resultados para precios, ingresos, unidades, permite observar si es posible que al restringir la cantidad de unidades en ventas, se obtengan resultados satisfactorios como los presentados sin restricciones de este tipo.

GRÁFICO 27: SENSIBILIDAD LÍMITE SUPERIOR UNIDADES VENDIDAS



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

El Gráfico 27 muestra como el único caso donde el margen es mayor al actual es aumentando las ventas actuales en un 70% como máximo, donde además se ve que la cantidad demandada aumenta hasta el tope permitido. En cambio el precio ponderado va de un rango entre \$103 a \$105 y luego vuelve al mismo precio.

En el caso de aumentar el inventario sólo un 50% con respecto al actual, el margen se sacrifica en demasía y los ingresos aumentan en un 30% (lo que corresponde alrededor de un millón de pesos en aumento). En el caso de aumentar las unidades en un 70%, aumenta las cantidades en casi el mismo porcentaje.

4.4. EVALUACIÓN ECONÓMICA PARA LA CADENA

La siguiente sección tiene como objetivo, evaluar los beneficios de esta política de pricing y el aporte que puede significar para la cadena en cuestión.

Primero, se va a evaluar el estado inicial de la cadena. La cadena de supermercados aplica los mismos precios para todas sus sucursales y los cambios entre de precios finales

entre éstas, se deben a la cantidad de socios que compran en el período de evaluación. Para poder hacer una evaluación correcta del estado actual de la cadena, se van a utilizar los precios promedios declarados para cada una de las sucursales y estimar los ingresos, unidades demandadas y margen obtenido por la cadena según estos precios.

La tabla 18 muestra un resumen de la situación actual de la cadena, para la semana en evaluación.

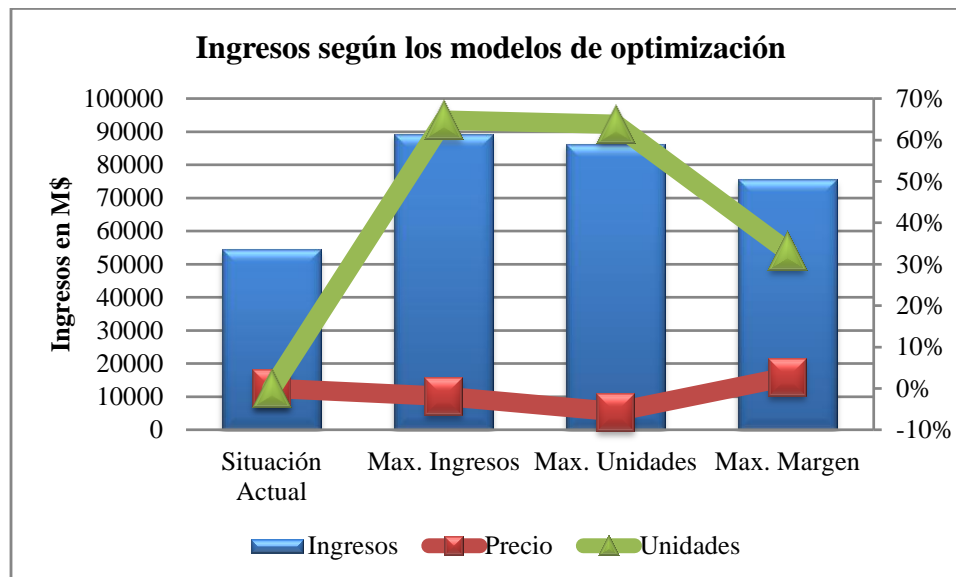
TABLA 18: SITUACIÓN ACTUAL DE LA CADENA

Situación actual de la Cadena	
Ingresos	\$ 54.514.553
Unidades	511.272
Margen	\$ 3.660.889
Precio Ponderado	\$ 107

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

En el gráfico 20 podemos ver cómo cambian los resultados de los ingresos de la cadena según los modelos de optimización aplicados y la variación de los precios y unidades demandadas.

GRÁFICO 28: INGRESOS DE LA CADENA PARA LOS MODELOS DE OPTIMIZACIÓN



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Los modelos de maximización de ingresos y unidades predicen aumentos en las cantidades cercanos al 70%, lo mismo para los ingresos. En cambio la función de optimización de margen revela aumentos menores al 50% para todos los indicadores, con precio levemente superior, estrategia que puede ser utilizada en sucursales con menor

sensibilidad al precio. Además se debería utilizar para categorías con rol de conveniencia, aun cuando sacrifica fuertemente las unidades demandadas.

Si se realiza la evaluación con los datos que se poseen actualmente (sin restringir las unidades vendidas), la cadena al aplicar la política de pricing sobre la categoría yogurt, según el modelo de maximización de unidades o de ingresos (correspondientes a una categoría de destino) aumentaría sus ingresos a nivel de cadena en alrededor de un 60% y las ventas por sobre el 64%, o sea pasaría de vender medio millón de unidades a la semana a más de 800mil.

Estos beneficios no consideran los costos asociados a la implementación del pricing, ya que, dado los sistemas informáticos que se utilizan actualmente para imponer los precios semanales iguales para todas las sucursales, es necesario adecuarlos para poder fijar los nuevos precios y distribuirlos a través de las distintas sucursales, implicando un costo extra que no ha sido cuantificado.

Si se impone una restricción sobre las unidades vendidas, como en el análisis de sensibilidad de la sección anterior, imponiendo un máximo sobre las ventas actuales de un 50% o 70% se espera que los resultados sean muy distintos.

Como se ha visto a lo largo del análisis de resultados, las funciones de maximización de ingresos y unidades se parecen bastante y por lo tanto, si se permite aumentar las unidades en un máximo de 70%, los ingresos lo harán en un rango similar. Dado que no fue un problema explorado en este trabajo, se analiza como una posible mejora para trabajos futuros.

Por lo tanto, si los modelos de optimización se mantienen con las restricciones expuestas inicialmente los ingresos que obtendría la cadena, sumando los resultados para cada sucursal, son los presentados en la tabla 21.

TABLA 21: INGRESOS DE LA CADENA SEGÚN LOS 3 MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

Ingresos		
Max. Ingresos	Max. Unidades	Max. Margen
\$ 89.354.283	\$ 86.272.947	\$ 75.691.452

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

Por lo tanto, la cadena de supermercados, con su política actual de precios (igual para todas las sucursales) pierde alrededor de 30 millones de pesos semanales al no considerar las particularidades de cada sala y optimizar los precios bases de ventas.

5. CONCLUSIONES

5.1. CONCLUSIONES DEL TRABAJO

El objetivo general de este trabajo, la obtención de precios bases óptimos, fue logrado con éxito, ya que se presenta el desarrollo y aplicación de una metodología detallada que permite los resultados buscados. La estimación de demanda, fundamental en el desarrollo del trabajo, se basa en la utilización de modelos jerárquicos Bayesianos, que permite captar la heterogeneidad entre sucursales y por ende, aumentar el conocimiento acerca del comportamiento del consumidor.

A través de los datos transaccionales y un grupo de testeo elegido al azar, se demuestra que el modelo de estimación de demanda utilizado se ajusta y pronostica de manera muy cercana a la demanda real, obteniéndose matrices de elasticidad robustas. El modelo jerárquico Bayesiano utilizado, relaciona regresiones doble log entre la cantidad demandada con los precios de cada grupo con regresiones lineales entre las elasticidades de cada producto con variables demográficas a nivel de sucursal. De esta forma se obtienen las elasticidades precio propia y cruzada buscadas, además de parámetros de información de variables de la población.

La metodología utilizada para el cálculo de las elasticidades precio descrita durante el trabajo, hace más eficiente el trabajo de pricing, ya que los resultados son más confiables, con mejores indicadores tanto cualitativos como cuantitativos y se obtiene un conocimiento más integral de la sensibilidad del producto y el comportamiento del consumidor, lográndose así un objetivo no especificado.

De forma inherente a la metodología, se logran los objetivos específicos más básicos. Se obtienen las elasticidades precio tanto propia como cruzada para cada sucursal, así como los precios que mejoran los niveles de ingreso, unidades y margen de la categoría, para esto se definen variables demográficas y transaccionales más relevantes para el estudio de la heterogeneidad entre sucursales. Según lo visto en las secciones 4.3.1 y 4.3.2, esta diferencia entre sucursales es relevante al revisar los resultados de las sensibilidades de los productos, por lo que es importante y agrega más valor analizar y optimizar a nivel de sucursal.

Se realizó también una comparación tanto cualitativa como cuantitativa entre modelos regresivos OLS y modelos jerárquicos Bayesianos y a nivel de cadena versus sucursales. Este objetivo debía evaluar el aporte a la metodología de pricing de un nuevo modelo de estimación de demanda. Queda claro que el nuevo modelo introduce mejoras tanto en la obtención de información de comportamiento y sensibilidad, como en el ajuste y estimación de la demanda. Esto permite a su vez cumplir con otro objetivo haciendo una

comparación simple, pero detallada, de las diferencias entre sucursales tanto para modelos de estimación de demanda, como los resultados de la optimización.

Finalmente se evaluó el beneficio económico que trae para la cadena de supermercados implementar las políticas de pricing expuestas en el trabajo. Se obtiene un crecimiento de ingresos y ventas cercanos al 60%. Estos resultados son muy sensibles al límite superior del precio. En trabajo futuro se propone darle mayor prioridad al modelo de optimización, para determinar restricciones que consideren la posibilidad real de aumento de los niveles de inventario que son necesarios para cumplir con los resultados propuestos.

Una parte fundamental para que este tipo de estudios logren resultados exitosos es la calidad de los datos con que se trabaja. No es suficiente conocer los tratamientos para procesar los datos, sino también reconocer cuándo se está frente a una situación muy irregular, para atacarla con la estrategia correcta. Estos problemas surgen porque las bases de datos de las empresas no tienen como objetivo ser utilizada para investigación. Gran parte del trabajo realizado (cerca de un tercio del tiempo) se detuvo en la limpieza y tratamiento de los datos, punto importante a evaluar en este tipo de estudios, sobre todo porque en un mercado tan dinámico como el retail es fundamental poseer la información de la forma más rápida y clara posible.

Como una forma de fortalecer los datos transaccionales obtenidos, se incorporan variables dummies, que reflejan estacionalidades, peaks, tendencias, a los modelos propuestos y también variables demográficas y transaccionales para cada sucursal, que logran jerarquizar los modelos, lográndose calibrar las elasticidades con mayor información y obteniendo resultados más robustos.

La metodología desarrollada para la obtención de precios óptimos de una categoría, se construye bajo dos enfoques fundamentales. La definición de los modelos de estimación de demanda y la calibración de esos parámetros para luego introducirlos en modelos de optimización. En este caso en particular, se obtiene información detallada para entender la sensibilidad del consumidor frente a variaciones en el precio y más aún, según las características del cliente, se reflejan diferencias entre estas estimaciones.

Con este modelo se obtienen distintos output. El primero son las relaciones entre los productos, de acuerdo a si son sustitutos, complementarios o la intensidad de su sensibilidad al precio. En segundo caso se obtiene información de cómo se afectan las elasticidades de los productos frente a características de la población.

Los resultados establecen que un tipo de consumidor no posee la misma sensibilidad sobre todos los productos, sino más bien, posee características particulares frente a cada uno de ellos. Por ejemplo las comunas con mayor ingreso promedio no son insensibles a cambios en el precio para todos los productos, sino que son más selectivos; frente a los

productos más vendidos poseen menor sensibilidad al cambio del precio, porque van a comprarlos de todas formas, ya que son productos que cumplen un rol básico en su canasta.

Este último análisis es uno de los más relevantes de este trabajo, ya que se gana considerablemente en interpretación de las relaciones entre productos y su comportamiento frente a distintos tipos de consumidores. Esto permite abarcar mayor heterogeneidad que se ve reflejado en los precios óptimos calculados, que permiten mejorar los rendimientos de la categoría, además de entregar soluciones particulares para cada sucursal.

Se utilizan 3 modelos de optimización, donde la diferencia viene dada por la función objetivo a maximizar. Ésta depende del rol y la estrategia que se quiera seguir para cada categoría. El primer modelo maximiza los ingresos, el segundo las unidades, que es el más relevante para la categoría seleccionada, y por último el margen. Todos los modelos reciben como inputs las elasticidades dadas por el modelo de estimación de demanda y las restricciones se basan en el rango de precios en que se puede mover los precios, tanto límite inferior, dado por el costo, como límite superior.

Es posible ver en los resultados, que se consideran las sensibilidades de los productos frente a cambios en los precios, disminuyendo aquellos precios en los cuales los productos son más sensibles (magnitud de la elasticidad más alta) y aumentando los precios de los productos menos sensibles. Esto ocurre para los 3 modelos de optimización probados, adaptándose al comportamiento del consumidor frente a cambios en el precio.

Para el caso de la categoría yogurt, el aplicar modelo de maximización de ingresos se observa un aumento de los ingresos cercano al 64%, al igual que los modelos de maximización de unidades, que presentan un resultado un poco mayor. Este último modelo castiga de forma más fuerte el margen, pero entrega los mejores resultados, con el menor precio ponderado, incluso bajo un 2% del precio actual de la cadena. Dado que la categoría es de destino, los precios bajos sirven para atraer mayor demanda y se cumple el objetivo de aumentar las unidades demandadas.

Los resultados de la optimización muestran que actualmente los precios se escogen bajo criterios no matemáticos, obteniéndose indicadores de ingresos altamente mejorables. Aplicando un vector de precios óptimos idénticos a todas las sucursales, se obtiene un crecimiento, tanto en ingresos como en ventas, de un 40%, siendo un gran progreso con respecto a la situación actual.

De acuerdo a los resultados obtenidos en la estimación de demanda, se encontró que las elasticidades de cada producto son una desviación de la que se obtienen a nivel agregado de cadena, por lo tanto, la aplicación de precios diferentes en cada sucursal se hace evidente. Al agregar la opción de implementar esta asignación particular para cada sucursal, se produce un nuevo crecimiento en los resultados de alrededor de un 15%. Por lo

tanto, identificar las diferencias entre sucursales y aplicar políticas de acuerdo a sus necesidades implicarían un aumento de alrededor del 65% para la cadena según los indicadores más importantes para esta categoría.

Estos resultados tanto de ingresos y unidades están muy por sobre los beneficios actuales, lo que puede implicar deficiencias en las restricciones impuestas para la optimización, pero que dado el análisis de sensibilidad presentado y a pesar de poner más restricciones, se mantienen por sobre el 50%.

De todas formas, es importante recalcar la importancia de aplicar herramientas técnicas a la asignación de precios a los productos, ya que se revelan falencias actuales en la implementación de precios y cualquier criterio de optimización que se pueda aplicar sobre pricing, implica una mejora relevante para la cadena de supermercados.

5.2. RECOMENDACIONES DE NEGOCIO

Según los resultados obtenidos en los modelos de optimización y principalmente en el de estimación de demanda, se recomienda utilizar modelos que maximizan ventas (de acuerdo al rol de la categoría) implementados con modelos jerárquicos Bayesianos, ya que logran captar efectos sobre las sensibilidades de los productos que otros modelos no permiten.

La heterogeneidad entre sucursales es muy notoria, por lo que aplicar políticas iguales para todas, como se hace actualmente, no permite introducir este tipo de características y por lo tanto, no hay una mayor cercanía con el cliente, ni se obtienen todos los beneficios que se podrían conseguir al rescatar las diferencias y similitudes entre sucursales.

Según los resultados obtenidos, la cadena de supermercado, sólo al aplicar optimización sobre los precios, aumentaría sus ingresos en un 40%, mientras que al hacerse cargo de las particularidades de cada sala de ventas, se obtiene un crecimiento cercano al 65% (30 millones más de ingresos). Por lo tanto, la aplicación de precios iguales a lo largo de las sucursales implica una pérdida semanal para la cadena de alrededor de 15 millones de pesos.

Además de estos modelos se obtienen salidas adicionales que permiten tomar acciones novedosas, más allá de la estrategia de precios. Hay un mayor conocimiento de cómo interactúan los productos e incluso más allá, como se ven afectados en sus demandas, por la zona demográfica donde se encuentra la sucursal que lo vende.

El modelo de maximización de unidades es el que se recomienda aplicar en este caso, o sea, en categorías que cumplan con el rol de destino, ya que es una categoría generadora de ventas y de gran movimiento dentro de las salas de ventas. De los productos de la categoría que se incluyeron en este estudio también se puede hacer una nueva categorización de sus roles, ya que, el análisis que se puede hacer con las variables demográficas incluidas permite descubrir que no todos los productos tienen las mismas características y que no todos entregan el mismo valor a la cadena.

Finalmente, es importante destacar que de todos los outputs obtenidos en los distintos modelos (estimación de demanda, optimización), los precios son los que finalmente se deben aplicar de forma directa en las sucursales, entregándole a cada una de ellas su propio vector de precios bases óptimos, según las ganancias que la cadena pretenda obtener, ya que se debe tener en cuenta el costo asociado a la implementación de esas políticas diferenciadas.

A pesar de que el resultados más importante es el anterior, también se puede rescatar información relevante desde los modelos jerárquicos bayesianos principalmente de las características de cada sucursal y de los posibles roles que los productos juegan dentro de la categoría. Además las matrices de elasticidades propias y cruzadas permiten observar relaciones entre los productos, por lo que se pueden crear estrategias adicionales, como por ejemplo promociones, packs de productos, etc. que generan beneficios no cuantificados a toda la cadena de suministros, incluyendo a la cadena de supermercados.

5.3. TRABAJOS FUTUROS

Dentro de las principales perspectivas de trabajo futuro, para metodologías de pricing basadas en modelos jerárquicos bayesianos, se encuentra el análisis del riesgo asociado a cada parámetro obtenido.

Dado que las matrices de elasticidad están formadas por parámetros que son la media muestral de la distribución obtenida empíricamente (resultado a posteriori), es claro que los valores que finalmente poseen estas matrices tienen una varianza asociada. Por lo tanto, existe una incertidumbre de cuán sensible es la estimación de demanda frente a parámetros con varianzas muy grandes, por lo que sería interesante evaluarla y conocer cuánto afecta finalmente a los resultados de optimización entregados.

Este mismo análisis puede indicar los problemas de significancia que se presentaron. Dado que los valores, en magnitud, de las elasticidades son cercanos a 0 y la varianza no fue cuantificada en este trabajo, se presentan muchos parámetros que tienen posibles valores tanto positivos como negativos. El tipo de criterio que se utilizó para

definir la significancia (intervalo creíble) permitió que muchos parámetros tuvieran ese problema. Por lo tanto al cuantificar la varianza se podrían buscar otros criterios para definir variables significativas.

Dentro de esta misma línea, otra variable que es interesante de analizar son las unidades vendidas. Para este trabajo, los modelos de optimización no tenían tope de ventas y al analizar un pequeño caso de sensibilidad asociada a esta variable, disminuyen proporcionalmente a la restricción, los beneficios obtenidos por los distintos modelos de optimización. Además, se podrían comparar las sensibilidades entre modelos, ya que se podría dar casos en que a pesar de restringir las unidades, éstas no logren su cota superior dentro de los resultados (caso maximización margen) o que los precios se comporten de forma errática dentro de la solución.

Otro análisis de sensibilidad que se podría realizar es sobre las variables demográficas determinadas. Para este problema se tomó como nivel mínimo geográfico la comuna donde se encuentra la sucursal, pero eso no necesariamente es suficiente, puede ser importante definir un terreno más pequeño, que permita obtener valores más cercanos a los que representan el comportamiento del consumidor que acude a esa sucursal. Además se pueden ir variando las variables que se utilizan y analizar cómo cambian las sensibilidades al precio de los productos en cada caso.

Hay un análisis interesante de revisar y que no se ha tomado en cuenta hasta el momento que tiene que ver con los quiebres de stock. En esta oportunidad, los quiebres de stock fueron reemplazados por promedios móviles, pero sería importante realizar un filtro de datos anterior a la aplicación del modelo, de forma de captar el comportamiento real del consumidor frente a esta situación.

Hay información que podría ser agregada a los modelos de estimación de demanda, debido a que no se poseen los datos reales o son escasos dentro de las bases de la cadena. De esta forma, los modelos no han logrado captar los efectos de promociones u ofertas en la sensibilidad al precio de cada producto. Esto ha ocasionado que los rangos de precios que se utilicen sean pequeños (5%), por lo que incluir información del comportamiento de la demanda frente a variaciones más grandes de precio podría permitir analizar rangos superiores de movilidad de precio y tener una comprensión mayor de la influencia de los descuentos promocionales en la demanda.

No se ha considerado la influencia que la competencia posee sobre las políticas de precio o sobre el comportamiento del consumidor, por lo que sería interesante realizar un acercamiento acerca de cómo los precios de la competencia, su cercanía geográfica al local en cuestión o alguna actividad promocional realizada, puedan afectar los resultados de la estimación de demanda.

Frente a las variables demográficas, habría sido interesante llevar a cabo un trabajo más empírico, con observaciones directas en una sala de ventas. Sería interesante implementar las políticas de precio diferenciadas por sucursal y observar si los consumidores se comportaban según lo estimado por los modelos.

Finalmente, un tema que está fuera del alcance de esta memoria es mejorar la metodología de optimización que actualmente se utiliza. Como se pudo ver en el trabajo descrito, la optimización se hace de forma individual entre sucursales, olvidándose nuevamente de la posible interacción que existe entre ellas.

Por lo tanto sería interesante revisar nuevos casos de optimización, donde la función objetivo implique maximizar beneficios de forma global, obteniendo un precio base óptimo para toda la cadena y que cada sucursal se pueda desviar de ese precio. De esta forma se tendrían que agregar nuevas restricciones o relaciones entre sucursales, que den cuenta de la interacción que ocurre entre ellas y que al ir relajando estas restricciones el problema se convierte en uno individual por sucursal. Este tipo de análisis no es complejo de hacer, pero requiere tiempo para definir criterios óptimos para las restricciones que permitan asociar la demanda entre sucursales.

6. BIBLIOGRAFÍA

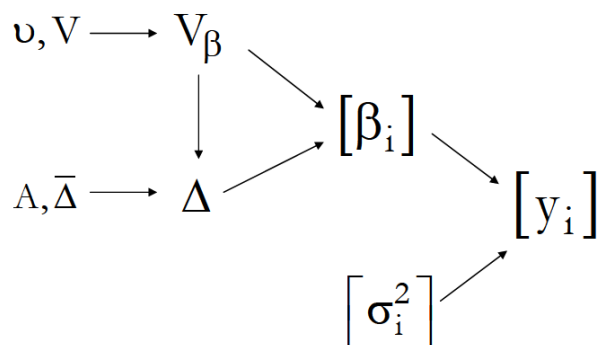
- [1] Alcaide J. Los nuevos consumidores y sus exigencias. *CEIN 5 de Mayo 2009* <<http://www.slideshare.net/marketingdeservicios/los-nuevos-consumidores-clientes-y-sus-exigencias>> [Consulta en línea: Noviembre 2009]
- [2] Andrades P. (2005) Percepción del consumidor sobre la imagen global de precio en cadenas de supermercado. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Universidad de Chile.
- [3] Bell D. (2004) An Empirical Analysis of Determinants of Retailer Pricing Strategy. *Marketing Science, Vol. 23, No. 1, pp. 28–49.*
- [4] Bustos C. (2006). Determinación de precios base para una categoría de productos. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Universidad de Chile.
- [5] Cruz G. (2009). Determinación de precios óptimos de una categoría para una cadena de supermercados. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Universidad de Chile.
- [6] Deloitte, Estudio anual 2009 del retail en América Latina <http://www.deloitte.com/view/es_CL/cl/servicios/101b00ebfbd46210VgnVCM200000bb42f00aRCRD.htm> [Consulta en línea: Abril 2020]
- [7] Diario Financiero Online. Miércoles 30 de Septiembre 2009. Novedades <<http://www.capital.cl/novedades/30-09-ventas-de-supermercado-subieron-6-7-en-agosto-3.html>> [Consulta en línea: Noviembre 2009]
- [8] Ellickson P., Misra S. (2008), Supermarket Pricing Strategies. *Marketing Science, Vol.27, No 5, pp. 811-828.*
- [9] Fayyad, U. Piatetsky-Shapiro G., Smyth P. (1996) From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine, AAAI.*
- [10] Galbiati J. Apunte “Series de Tiempo” <http://www.jorgegalbiati.cl/enero_07/Series.pdf> [Consulta en línea: Noviembre 2009]
- [11] Gelman A., Carlin J., Stern H., and Rubin D. Bayesian Data Analysis, 1ª Edición 2008.
- [12] Greene W. Econometric Analysis. 5ª edición 2003.
- [13] Hoch S., Kim B., Montgomery A., Rossi P. (1995) Determinants of Store-Level Price Elasticity. *Journal of Marketing Research, Vol. 32, No 1, pp.17-29.*
- [14] Koop G., <<http://personal.strath.ac.uk/gary.koop/bayes3.html>> (clases en línea) [Consulta: Octubre 2009]
- [15] MBE. Clases Método Silhouette [Diapositivas]. Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [16] Montgomery A. (1997). Creating Micro-Marketing Pricing Strategies Using Supermarket Scanner Data. *Marketing Science; Vol. 16, No. 4, pp. 315-337.*
- [17] Montgomery A. (1999). Estimating Price Elasticities with Theory-Based Priors. *Journal of Marketing Research; Vol 36, No 4, pp. 413-423.*
- [18] Montgomery A. (2002). Reflecting Uncertainty about Economic Theory when Estimating Consumer Demand. *Advances in Econometrics.*

- [19] Montoya R. 2009. Apuntes IN58A: Gestión Comercial [Diapositivas] Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [20] Pizarro C. 2009. Apuntes IN547: Gestión de Retail. [Clases] Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [21] Reibstein & Gatignon (1983) Optimal Product Line Pricing-The Influence of Elasticities and Cross Elasticities. *Journal of Marketing Research*, Vol. 21, No. 3, pp. 259-267.
- [22] Revista Capital. Edición N°247, Marzo 2009. Reportaje: “El Informe Retail”.
- [23] Rossi P., Allenby G. (2003) Bayesian Statistics and Marketing. *Marketing Science*, Vol. 22, No. 3, pp. 304-328.
- [24] Rossi P., Allenby G., McCulloch R. “Bayesian Statistics and Marketing” Libro [Borrador], Octubre 2009
- [25] Rossi P. “Analyzing Marketing Data with an R-based Bayesian Approach” [Diapositivas]
- [26] Rostagno, S.2008. Gerente General D&S Retail Chile. El Futuro del Retail en Chile, ICARE 2008.
- [27] Thompson O., Jakovljevic P.J. April 4, 2006. The Rise of Price Management. [En Línea] <<http://www.technologyevaluation.com/>> [Consulta: Noviembre 2009]
- [28] Villamán F. (2010). Modelo para Fijación de Precios Base de una Categoría de Productos en un Supermercado. Memoria de Ingeniería Civil Industrial y Tesis de Magíster de Gestión de Operaciones. Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Chile
- [29] Weintraub A. 2008. Apuntes IN47A: Gestión de Operaciones [Diapositivas], Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile
- [30] Wikipedia. Palabra Clave: Elasticidad <http://es.wikipedia.org/wiki/Elasticidad_economía> [Consulta en Línea: Noviembre 2009]
- [31] Wikipedia Palabra Clave: Outlier <<http://en.wikipedia.org/wiki/Outlier>> [Consulta en línea: Noviembre 2009]
- [32] Wikipedia Palabra Clave: MAE <http://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_error> [Consulta en línea: Mayo 2010]
- [33] Wikipedia Palabra Clave: MAPE <<http://en.wikipedia.org/wiki/MAPE>> [Consulta en línea: Mayo 2010]
- [34] Wikipedia Palabra Clave: Regresión No Lineal <http://en.wikipedia.org/wiki/Nonlinear_regression> [Consulta en línea: Mayo 2010]

7. ANEXOS

7.1. ANEXO A: SECUENCIA PARA LA OBTENCIÓN DE DISTRIBUCIONES

ILUSTRACIÓN 6: SECUENCIA



FUENTE: LIBRO "BAYESIAN STATISTICS AND MARKETING"

7.2. ANEXO B: GRUPOS DE PRODUCTOS

TABLA 19: DETALLE DE CADA GRUPO DE PRODUCTOS

Grupo	prod_id	Nombre del Producto	Unidades	Precio_prom
1+1 cereal	5284	YOGHURT SOPROLE 1+1 ZUCARITA CUCH 24X140	845616	\$ 230
1+1 cereal	5286	YOGHURT SOPROLE 1+1 CHOC KRISPI24X140G	975951	\$ 230
1+1 soprole	5277	YOGHURT SOPROLE 1+1 CHOCKOS 32X150G	3141417	\$ 194
1+1 soprole	5289	YOGHURT SOPROLE 1+1 ZUCARITAS 32X150G	3108788	\$ 194
1+1 top	8743	YOGHURT SOPROLE 1+1 CUCHARA FRUT 32X145G	158012	\$ 218
1+1 top	8744	YOGHURT SOPROLE 1+1TRIPLE PINA 32X145GR	45764	\$ 217
1+1 top	9823	YOGHURT 1+1 CHIP CHOCOLATE CUCHA 32X140G	142354	\$ 217
1+1 top	9824	YOGHURT 1+1 CHIP MANJAR CUCHARA 32X140GR	107330	\$ 218
Batido Alerce	6711	YOGHURT ALERCE FRUTILLA 48X125GR	437872	\$ 75
Batido Alerce	6712	YOGHURT ALERCE FRAMBUESA 48X125GR	421110	\$ 75
Batido Alerce	6713	YOGHURT ALERCE PINA 48X125GR	421947	\$ 75
Batido Alerce	6737	YOGHURT ALERCE DAMASCO 48X125GR	394629	\$ 75
Batido Nestle	1915	YOGHURT NESTLE FRUTILLA 125CM3	7170814	\$ 74
Batido Nestle	1916	YOGHURT NESTLE DAMASCO 125CM3	5039875	\$ 74
Batido Nestle	1917	YOGHURT NESTLE VAINILLA 125CM3	3558013	\$ 74
Batido Nestle	1918	YOGHURT NESTLE PINA 125CM3	1512998	\$ 75
Batido Nestle	1919	YOGHURT NESTLE PLATANO 125CM3	1121085	\$ 75
Batido Nestle	15600	YOGHURT NESTLENARANJA PLATANO 48X120GR	963137	\$ 73
Batido Nestle	15601	YOGHURT NESTLEBATIDO CHIRIMOYA48X125GR	943309	\$ 73

Grupo	prod_id	Nombre del Producto	Unidades	Precio_prom
Batido Soprole	1560	YOGHURT SOPROLE BATIDO FRUTILLA 175G	460136	\$ 154
Batido Soprole	1561	YOGHURT SOPROLE BATIDO PINA 175G	229446	\$ 154
Batido Soprole	1562	YOGHURT SOPROLE BATIDO DAMASCO 175G	328370	\$ 154
Batido Soprole	1563	YOGHURT SOPROLE BATIDO VAINILLA 175G	255289	\$ 154
Batido Soprole	1564	YOGHURT SOPROLE BATIDO FRAMBUESA 175G	186432	\$ 155
Batido Soprole	1565	YOGHURT SOPROLE BATIDO CHIRIMOYA 175G	310102	\$ 154
Batifrut	11355	YOGHURT SOPROLE BATIFRUT MORA 36X170GR	129760	\$ 241
Batifrut	11356	YOGHURT SOPROLE BATIFRUT FRUTILL 36X170.	271638	\$ 240
Batifrut	11357	YOGHURT SOPROLE BATIFRUT PINA 36X170GR	101786	\$ 239
Batifrut	11358	YOGHURT SOPROLE BATIFRUT DURAZNO 36X170G	179271	\$ 239
Batifrut	11359	YOGHURT SOPROLE BATIFRUT PAPAYA 36X170GR	41379	\$ 244
Batifrut	11628	YOGHURT BATIFRUT FRUTOS TROPICALES36X170	30072	\$ 240
Batifrut	11629	YOGHURT BATIFRUT FRUTOS SILVESTRES36X170	36966	\$ 240
Batifrut	11630	YOGHURT BATIFRUT PEACH MELBA 36X170GR	31576	\$ 242
Bolsa Calo	1694	YOGHURT CALO FRUTILLA BOLSA 1L	8474	\$ 531
Bolsa Calo	1695	YOGHURT CALO MORA BOLSA 1L	16801	\$ 527
Bolsa Calo	1696	YOGHURT CALO VAINILLA BOLSA 1L	16450	\$ 527
Bolsa Calo	1697	YOGHURT CALO DAMASCO BOLSA 1L	13299	\$ 527
Bolsa Calo	10837	YOGHURT CALO FRAMBUESA BOLSA 6X1LT	11032	\$ 529
Bolsa Soprole	8996	YOGHURT SOPROLE BOLSA DAMASCO 8X1L	19728	\$ 699
Bolsa Soprole	8998	YOGHURT SOPROLE BOLSA FRUTILLA 8X1LT.	27878	\$ 702
Cereal Nestlé	3620	YOGHURT + CEREAL NESQUICK 36X142G	81006	\$ 180
Cereal Nestlé	3621	YOGHURT + CEREAL TRIX 36X142G	74336	\$ 180
Cereal Nestlé	3622	YOGHURT + CEREAL ZUCOSOS 36X142G	175261	\$ 183
Cereal Nestlé	3628	YOGHURT + CEREAL CHOCAPIC 36X142G	441667	\$ 183
Cereal Nestlé	11954	YOGHURT CEREAL MILO NESTLE 36X142GR	386746	\$ 183
Diet Soprole	1591	YOGHURT SOPROLE DIET FRUTILLA 165G	111287	\$ 219
Diet Soprole	1592	YOGHURT SOPROLE DIET PINA 165G	48471	\$ 223
Diet Soprole	1593	YOGHURT SOPROLE DIET VAINILLA 165G	45059	\$ 224
Diet Soprole	1594	YOGHURT SOPROLE DIET DURAZNO 165G	63684	\$ 223
Gold	10967	YOGHURT SOPROLE GOLD LUCUMA NUEZ 36X170G	136154	\$ 292
Gold	10968	YOGHURT SOPROLE GOLD 36X170GR	767851	\$ 293
Gold	10969	YOGHURT SOPROLE GOLD CHOC NARANJ 36X170G	63212	\$ 291
Gold	10970	YOGHURT SOPROLE GOLD STRACCIETEL 36X170G	153747	\$ 293
Huesitos	9212	YOGHURT SOPROLE HUESITOS PINA 36X125GR	46432	\$ 89
Huesitos	9213	YOGHURT SOPROLE HUESITOS FRUTILLA 36X125	100121	\$ 88
Huesitos	9214	YOGHURT SOPROLE HUESITOS VAINILLA 36X125	41503	\$ 89
Huesitos	9215	YOGHURT SOPROLE HUESITOS DAMASCO 36X125G	58330	\$ 89
Light Colun	6704	YOGHURT COLUN LIGHT MORA 48X125GR	156088	\$ 92
Light Colun	6705	YOGHURT COLUN LIGHT DAMASCO 48X 125GR	157672	\$ 92
Light Colun	6706	YOGHURT COLUN LIGHT FRUTILLA 48X125GR	182027	\$ 92

Grupo	prod_id	Nombre del Producto	Unidades	Precio_prom
Next Trozos	1614	YOGHURT SOPROLE NEXT TROZOS FRUTI 165G	130609	\$ 233
Next Trozos	1615	YOGHURT SOPROLE NEXT TROZOS FRAMB 165G	11072	\$ 234
Next Trozos	1616	YOGHURT SOPROLE NEXT TROZOS DURAZNO 165G	116128	\$ 233
Next Trozos	1617	YOGHURT SOPROLE NEXT TROZOS PAPAYA 165G	63250	\$ 236
Pack Nestle	4782	PACK YOGHURT+CEREALES NESTLE 12X5X142G	63584	\$ 920
Pack Soprole	8104	YOGHURT SOPROLE 1+1 PACK SEMANAL 5X5UN	200976	\$ 1,028
Pequegurt	7998	YOGHURT CALAN PEQUEGURT VAINILLA 48X120C	2187594	\$ 74
Pequegurt	7999	YOGHURT CALAN PEQUEGURT FRUTILLA 48X120C	3420392	\$ 74
Pequegurt	8001	YOGHURT CALAN PEQUEGURT DAMASCO 48X120CC	2790468	\$ 74
Pequegurt	8002	YOGHURT CALAN PEQUEGURT CHIRIMOYA 48X120	2365248	\$ 74
Pequegurt	12308	YOGHURT CALAN PEQUEGURT PLATANO 48X120GR	1074806	\$ 75
Yoghito	9174	YOGHURT SOPROLE YOGHITO VAINILLA 36X125G	4858968	\$ 78
Yoghito	9175	YOGHURT SOPROLE YOGHITO FRUTILLA 36X125G	9911871	\$ 78
Yoghito	9176	YOGHURT SOPROLE YOGHITO DAMASCO 36X125GR	6742488	\$ 78
Yoghito	9177	YOGHURT SOPROLE YOGHITO PLATANO 36X125GR	2142493	\$ 78

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.3. ANEXO C: TABLAS DE CORRELACIÓN VARIABLES DEMOGRÁFICAS Y TRANSACCIONALES.

TABLA 20: CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES DEMOGRÁFICAS

		Elderly	Education	Ethnic	Income	Fam_Size	Work_Wom	House_Val
Elderly	Pearson Correlation	1	,415*	-,264	,117	-,548**	-,054	-,622**
	Sig. (2-tailed)		,035	,192	,568	,004	,794	,001
	N	26	26	26	26	26	26	26
Education	Pearson Correlation	,415*	1	-,203	,639**	-,578**	,591**	-,309
	Sig. (2-tailed)	,035		,320	,000	,002	,001	,125
	N	26	26	26	26	26	26	26
Ethnic	Pearson Correlation	-,264	-,203	1	-,286	,452*	,087	,114
	Sig. (2-tailed)	,192	,320		,157	,020	,673	,579
	N	26	26	26	26	26	26	26
Income	Pearson Correlation	,117	,639**	-,286	1	-,233	,543**	,069
	Sig. (2-tailed)	,568	,000	,157		,252	,004	,739
	N	26	26	26	26	26	26	26
Fam_Size	Pearson Correlation	-,548**	-,578**	,452*	-,233	1	-,062	,352
	Sig. (2-tailed)	,004	,002	,020	,252		,762	,078
	N	26	26	26	26	26	26	26
Work_Wom	Pearson Correlation	-,054	,591**	,087	,543**	-,062	1	,025
	Sig. (2-tailed)	,794	,001	,673	,004	,762		,902
	N	26	26	26	26	26	26	26
House_Val	Pearson Correlation	-,622**	-,309	,114	,069	,352	,025	1
	Sig. (2-tailed)	,001	,125	,579	,739	,078	,902	
	N	26	26	26	26	26	26	26

*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

TABLA 21: CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES DEMOGRÁFICAS Y TRANSACCIONALES

		Correlations					
		Ticket_Prom	Precio_Prom	Ventasxm2	Income	Fam_Size	Work_Wom
Ticket_Prom	Pearson Correlation	1	-,290	,668**	,194	,144	,146
	Sig. (2-tailed)		,229	,002	,426	,556	,551
	N	19	19	19	19	19	19
Precio_Prom	Pearson Correlation	-,290	1	-,350	,640**	-,286	,505*
	Sig. (2-tailed)	,229		,141	,003	,235	,027
	N	19	19	19	19	19	19
Ventasxm2	Pearson Correlation	,668**	-,350	1	-,118	,475*	,096
	Sig. (2-tailed)	,002	,141		,630	,040	,697
	N	19	19	19	19	19	19
Income	Pearson Correlation	,194	,640**	-,118	1	-,069	,441
	Sig. (2-tailed)	,426	,003	,630		,780	,059
	N	19	19	19	19	19	19
Fam_Size	Pearson Correlation	,144	-,286	,475*	-,069	1	,162
	Sig. (2-tailed)	,556	,235	,040	,780		,508
	N	19	19	19	19	19	19
Work_Wom	Pearson Correlation	,146	,505*	,096	,441	,162	1
	Sig. (2-tailed)	,551	,027	,697	,059	,508	
	N	19	19	19	19	19	19

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.4. ANEXO D: ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS VARIABLES DEMOGRÁFICAS Y TRANSACCIONALES

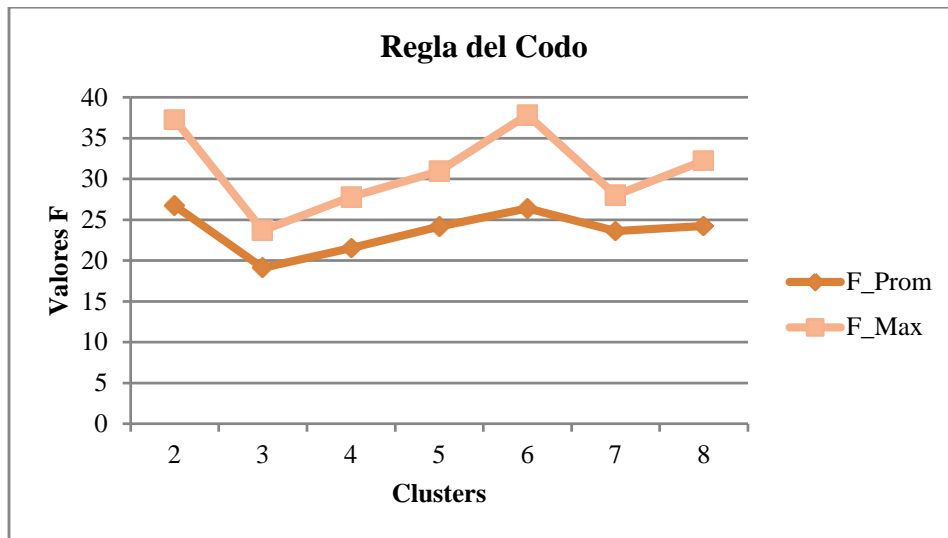
TABLA 22: ESTADÍSTICOS VARIABLES DE SEGMENTACIÓN

	VARIABLES	DEFINICIÓN	PROMEDIO	DES_V_EST	MAX	MIN
Transaccionales	Ticket_Prom	Boleta promedio de la sucursal	\$ 24.974	7.883	\$ 41.188	\$ 9.262
	Precio_Pond	Precio ponderado de todos los productos	\$ 396	40	\$ 510	\$ 341
	Transxm2	Total Transacciones /m2 de la sucursal	292	89	482	154
	Ventasxm2	Ventas totales /m2 de la sucursal	\$ 7.122.527	2.684.501	\$ 11.548.423	\$ 2.775.409
	Pres_Yogurt	Presencia de yogurt en boletas	30%	0,07	42%	17%
Demográficas	Antigüedad	% de la población sobre 65 años	7%	0,03	3%	15%
	Educación	% de la población con grado universitario	19%	0,09	7%	54%
	Indígena	% de la población con ascendencia étnica	3%	0,03	1%	13%
	Ingresos	Logaritmo natural del ingreso promedio	5,77	0,14	5,6	6,3
	Fam_Tam	% de familias con 5 miembros o más	27%	0,03	22%	35%
	Mujeres_Trab	% de mujeres que trabajan	34%	0,05	27%	48%
	Casa Propia	% de casas o departamento propio	72%	0,06	61%	84%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

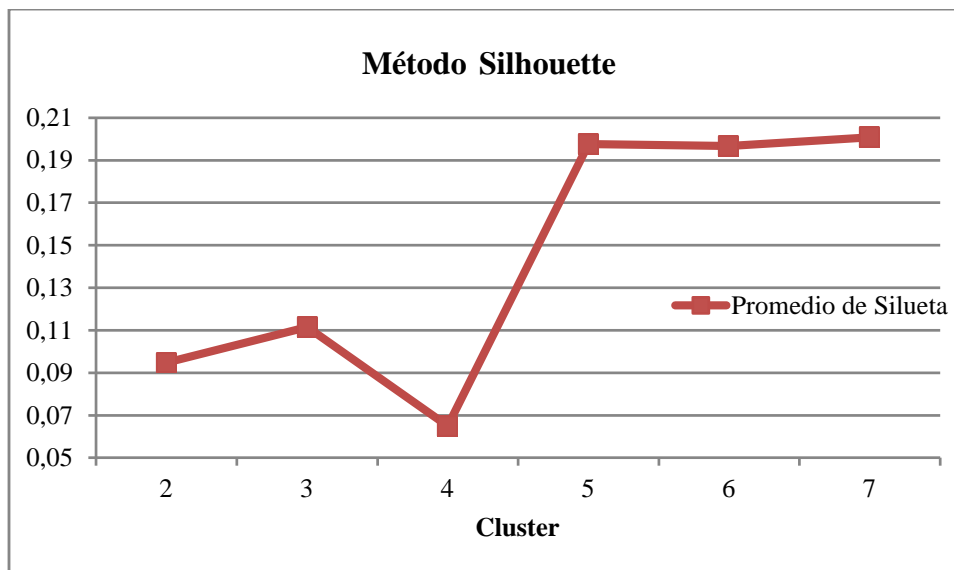
7.5. ANEXO E: REGLAS DE SEGMENTACIÓN

GRÁFICO 28: REGLA DEL CODO



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

GRÁFICO 29: MÉTODO DE SILOHUETTE



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.6. ANEXO F: RESUMEN GRUPOS DE SUCURSALES

TABLA 23: GRUPOS DE SUCURSALES

N° de Sucursal	sucu_id	Sucursal o Grupo
1	1	Vespucio
2	2	Departamental
3	3+10	San Pablo + Maipú
4	4+8	Puente Alto + El Bosque
5	5+6	JJ Perez + La Pintana
6	7	Independencia
7	9	Concha y Toro
8	11	Recoleta
9	12	Peñalolén
10	13	Belloto
11	15+24	Temuco + Los Ángeles
12	16	Rancagua
13	17	Talca
14	18+22	Linares + Coquimbo
15	21	Quilicura
16	23	Pajaritos
17	25	Lo Prado
18	19+26	Puerto Montt + Las Condes

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.7. ANEXO G: MATRIZ ELASTICIDAD PARA 5000 ITERACIONES

TABLA 24: MATRIZ ELASTICIDAD 5000 ITERACIONES

Producto	alpha	Variables Precios																		
		1+1 cereal	1+1 soprole	1+1 top	batidoalerce	batidonestle	batidosoprole	batifrut	bolsacalo	bolsasoprole	cereal	dietsoprole	gold	huesitos	lightcolun	packnestle	packsoprole	pequegurt	trozosnext	yoghito
1+1 cereal	17.91	0.34	-1.80	-0.01	-0.16	0.19	-0.79	-0.72	1.23	0.55	-0.36	1.59	1.86	-1.43	-2.70	-1.00	-0.01	-0.46	0.30	0.36
1+1 soprole	20.03	0.15	-2.02	2.72	-0.36	1.31	0.33	0.78	-3.53	-0.52	0.47	-0.68	-0.81	-0.38	-0.57	-0.49	-0.13	0.34	1.14	1.34
1+1 top	7.52	1.50	-4.40	-1.99	0.05	0.87	-2.96	2.26	3.80	-3.54	-1.08	1.62	4.29	-1.17	-3.47	0.12	0.88	-2.13	2.35	1.00
batidoalerce	2.37	-1.06	-3.41	-0.53	-4.78	5.93	-1.83	0.58	6.07	5.36	1.75	-3.88	1.67	-2.39	2.96	-2.92	-0.15	-1.10	-3.54	0.70
batidonestle	27.11	0.25	-1.07	-0.50	0.54	-2.93	-0.85	-0.01	-1.73	-1.18	1.30	0.85	2.19	0.03	0.01	-0.36	0.12	0.29	-2.14	2.41
batidosoprole	17.47	0.51	-2.66	3.34	-1.11	2.32	-0.06	-0.01	-0.51	-0.68	0.58	-0.55	0.02	-0.37	-1.49	-0.50	-0.05	-0.39	-0.91	1.02
batifrut	30.06	0.77	-1.19	4.72	-0.44	1.14	0.19	0.53	-2.26	-0.60	1.17	-1.91	-1.00	-0.27	-1.47	-1.92	-1.17	0.29	0.51	-0.23
bolsacalo	44.36	-1.76	4.06	2.85	0.91	1.31	-1.44	-0.59	-12.07	-2.70	2.81	-4.28	3.54	0.56	5.73	-0.66	1.09	-1.20	-0.48	-2.16
bolsasoprole	-8.35	-2.13	0.20	3.91	-0.34	0.48	-1.80	0.63	1.58	-0.45	5.60	1.00	-1.97	-2.92	-0.18	-4.53	1.30	0.55	2.32	-1.12
cereal	2.53	-0.81	-0.04	2.38	0.18	1.20	-1.58	1.41	-0.94	1.39	-1.40	0.73	-0.84	1.78	0.22	0.26	-2.16	-1.36	1.42	-0.65
dietsoprole	31.74	0.93	-2.06	0.54	-2.73	2.35	-2.68	-0.07	-1.78	-1.73	0.89	-0.57	1.39	-1.33	-2.13	-2.99	1.26	-0.38	5.26	2.61
gold	16.69	-0.59	-0.01	0.65	-0.89	0.82	0.03	0.47	0.69	-0.18	0.37	2.20	-0.20	-0.32	-2.62	0.08	-1.54	-0.57	-0.69	0.23
huesitos	2.91	2.26	-4.54	-0.75	-0.94	-0.48	-4.12	4.36	-3.06	6.55	3.23	-6.82	-2.31	-8.34	3.18	-2.94	-3.47	-1.10	15.76	3.51
lightcolun	-2.33	0.14	-3.15	5.89	-1.03	5.33	-0.51	-0.84	2.20	-0.77	1.09	-3.19	-0.60	-2.07	1.47	-1.46	-0.75	-0.16	1.58	-0.64
packnestle	-6.54	0.67	-4.43	3.80	1.19	0.85	2.23	-0.88	9.04	-6.77	0.78	-5.70	5.06	-1.29	3.20	-2.46	0.13	-2.15	-2.78	2.68
packsoprole	25.51	-0.29	-0.21	-2.28	-1.42	0.82	-2.19	-1.28	1.65	2.17	1.33	0.96	4.17	-0.84	-1.35	-1.59	-1.49	-0.04	-3.47	0.80
pequegurt	18.47	0.67	0.30	2.88	-1.04	3.27	0.86	0.61	5.70	-2.12	1.36	-2.03	-0.34	-1.53	-3.27	-0.38	-1.89	-6.29	-1.98	2.44
trozosnext	16.37	0.91	-2.31	-2.07	-3.05	1.71	-1.65	0.10	4.35	-6.37	2.19	6.36	2.45	-3.69	-3.14	-3.42	0.95	2.00	1.39	1.55
yoghito	24.27	0.69	-1.76	2.32	-0.72	1.71	-0.90	-0.24	-0.97	-0.01	1.59	0.17	1.18	-0.94	-1.82	-1.07	-1.20	-0.45	1.14	-1.34

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.8. ANEXO H: ESTABILIDAD MATRIZ CON 5000 ITERACIONES

TABLA 25: ESTABILIDAD PARÁMETROS ELASTICIDAD CON 5000 ITERACIONES

	intercepto	1+1 cereal	1+1 soprole	1+1 top	batidoalerce	batidonestle	batidosoprole	batifrut	bolsacalo	bolsasoprole	cereal	dietsoprole	gold	huesitos	lightcolun	packnestle	packsoprole	pequegurt	trozosnext	yoghito
1+1 cereal	70%	48%	6%	1003%	34%	9%	10%	20%	107%	50%	19%	5%	21%	23%	11%	28%	709%	11%	23%	2%
1+1 soprole	83%	20%	6%	13%	31%	2%	17%	6%	62%	62%	23%	6%	23%	25%	36%	14%	90%	13%	26%	7%
1+1 top	205%	5%	4%	26%	133%	15%	8%	0%	63%	2%	27%	5%	4%	7%	7%	248%	8%	2%	7%	18%
batidoalerce	425%	27%	21%	58%	0%	6%	3%	72%	17%	6%	28%	17%	2%	1%	20%	27%	189%	41%	65%	50%
batidonestle	35%	15%	19%	56%	13%	5%	0%	5%	62%	1%	1%	16%	2%	104%	1709%	35%	50%	7%	20%	3%
batidosoprole	31%	8%	1%	2%	9%	1%	102%	363%	118%	19%	3%	12%	135%	13%	3%	12%	141%	10%	23%	1%
batifrut	50%	4%	4%	7%	20%	4%	45%	3%	87%	14%	6%	15%	8%	23%	14%	3%	5%	39%	159%	73%
bolsacalo	21%	1%	11%	18%	6%	16%	1%	14%	9%	45%	23%	1%	30%	51%	2%	102%	19%	37%	146%	31%
bolsasoprole	21%	2%	13%	20%	48%	44%	19%	12%	23%	68%	2%	46%	18%	8%	9%	1%	10%	10%	1%	20%
cereal	684%	2%	29%	2%	39%	14%	8%	4%	249%	42%	1%	14%	27%	7%	103%	25%	2%	1%	1%	0%
dietsoprole	66%	6%	8%	19%	7%	1%	3%	80%	146%	5%	48%	27%	25%	12%	3%	8%	5%	8%	21%	26%
gold	151%	0%	694%	41%	4%	6%	219%	2%	451%	58%	22%	10%	118%	74%	10%	99%	9%	24%	155%	106%
huesitos	84%	14%	31%	504%	57%	60%	1%	5%	41%	9%	12%	4%	24%	2%	37%	12%	7%	1%	8%	7%
lightcolun	176%	161%	41%	36%	3%	3%	55%	36%	25%	100%	40%	37%	52%	7%	12%	19%	12%	205%	19%	56%
packnestle	263%	41%	9%	15%	8%	3%	10%	4%	29%	2%	26%	14%	3%	1%	0%	11%	46%	23%	36%	6%
packsoprole	71%	12%	250%	5%	18%	28%	2%	1%	167%	1%	13%	20%	7%	17%	21%	10%	7%	9%	32%	45%
pequegurt	108%	6%	92%	13%	2%	0%	23%	10%	43%	22%	5%	16%	59%	3%	14%	1%	10%	2%	25%	6%
trozosnext	16%	26%	19%	7%	13%	15%	11%	302%	39%	13%	13%	0%	31%	4%	3%	3%	18%	7%	20%	24%
yoghito	7%	0%	3%	1%	7%	3%	0%	18%	21%	267%	2%	27%	7%	2%	0%	0%	1%	6%	9%	3%

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.9. ANEXO I: RESUMEN ELASTICIDADES POSITIVAS 5000 ITERACIONES

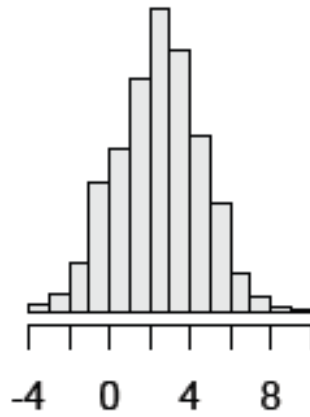
TABLA 26: RESUMEN ELASTICIDADES POSITIVAS

	Sucursales																			Suma de +	
Producto	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19		
1+1 cereal				+	+		+														3
1+1 soprole																					0
1+1 top		+					+	+	+	+	+		+	+		+	+	+	+		12
batidoalerce																					0
batidonestle																					0
batidosoprole																				+	1
batifrut							+														1
bolsacalo										+		+	+		+		+	+	+		7
bolsasoprole						+														+	2
cereal																					0
dietsoprole																					0
gold																					0
huesitos																	+				1
lightcolun		+	+		+		+	+							+				+	+	8
packnestle											+						+	+		+	4
packsoprole											+				+						2
pequegurt																					0
trozosnext		+	+		+		+	+	+		+	+		+	+	+	+				12
yoghito																					0

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

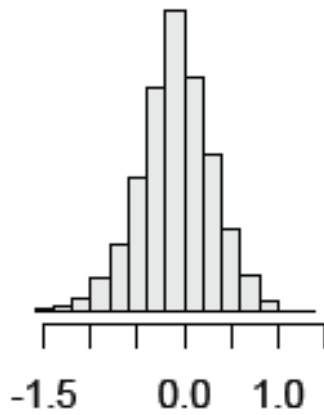
7.10. ANEXO J: HISTOGRAMAS DE PARÁMETROS EN ANÁLISIS DE PRODUCTO YOGHITO

GRÁFICO 30: HISTOGRAMA INTERCEPTO PRODUCTO 1+1 SOPROLE



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

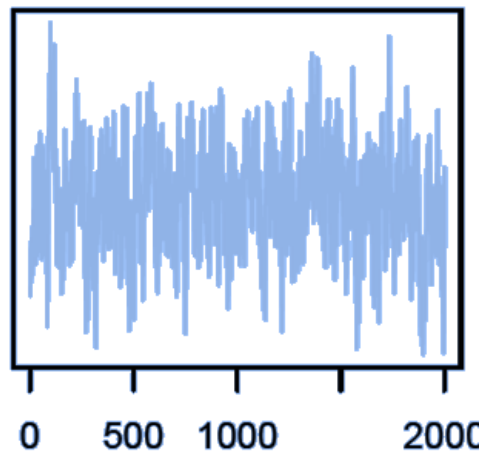
GRÁFICO 31: HISTOGRAMA ELASTICIDAD PROPIA 1+1 SOPROLE



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

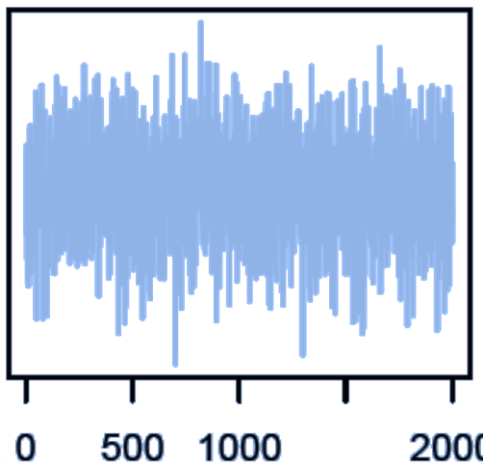
7.11. ANEXO K: GRÁFICOS DE CONVERGENCIA EN ANÁLISIS PRODUCTO YOGHITO

GRÁFICO 32: GRÁFICO CONVERGENCIA INTERCEPTO PRODUCTO 1+1 SORPOLE



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

GRÁFICO 33: GRÁFICO CONVERGENCIA ELASTICIDAD PROPIA PRODUCTO 1+1 SOPROLE



FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.12. ANEXO L: COMPARACIÓN ESTIMACIÓN DE DEMANDA, SEGÚN VARIABLES SIGNIFICATIVAS.

	Matriz Completa				Matriz Significativa			
	Grupo Calibrar		Grupo Testeo		Grupo Calibrar		Grupo Testeo	
	R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE
Sucursal 1	0,62	22%	0,36	29%	NA	114%	NA	94%
Sucursal 2	0,49	31%	0,35	37%	NA	137%	NA	87%
Sucursal 3	0,64	17%	0,46	21%	NA	110%	NA	81%
Sucursal 4	0,66	20%	0,50	27%	NA	92%	NA	84%
Sucursal 5	0,64	17%	0,51	26%	NA	89%	NA	86%
Sucursal 6	0,53	23%	0,48	28%	NA	111%	NA	110%
Sucursal 7	0,45	25%	0,31	34%	NA	100%	NA	103%
Sucursal 8	0,53	25%	0,24	30%	NA	113%	NA	109%
Sucursal 9	0,52	26%	0,34	30%	NA	117%	NA	122%
Sucursal 10	0,48	31%	0,34	40%	NA	116%	NA	117%
Sucursal 11	0,58	25%	0,35	37%	NA	105%	NA	106%
Sucursal 12	0,57	22%	0,35	28%	NA	130%	NA	130%
Sucursal 13	0,53	27%	0,38	29%	NA	93%	NA	94%
Sucursal 14	0,56	23%	0,36	33%	NA	92%	NA	180%
Sucursal 15	0,50	23%	0,31	28%	NA	97%	NA	121%
Sucursal 16	0,53	25%	0,30	36%	NA	97%	NA	99%
Sucursal 17	0,48	26%	0,38	30%	NA	149%	NA	103%
Sucursal 18	0,52	32%	0,38	38%	NA	120%	NA	90%
Promedio	0,55	24%	0,37	31%	NA	110%	NA	106%

7.13. ANEXO M: DETALLES DE RESULTADOS DE MARGEN PARA LOS 3 MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

TABLA 27: RESULTADOS MARGEN PARA LOS MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

Sucursal	Margen		
	Max. Ingresos	Max. Unidades	Max. Margen
Vespucio	\$ 699.021	\$ 323.072	\$ 1.258.513
Departamental	\$ 201.444	\$ 201.444	\$ 764.738
San Pablo + Maipú	\$ 1.203.673	\$ 444.876	\$ 1.528.630
Puente Alto + El Bosque	\$ 715.208	\$ 535.215	\$ 1.883.309
JJ Perez + La Pintana	\$ 622.389	\$ 330.076	\$ 3.659.073
Independencia	\$ 712.325	\$ 342.326	\$ 944.318
Concha y Toro	\$ 1.246.625	\$ 1.246.625	\$ 1.469.567
Recoleta	\$ 535.137	\$ 243.086	\$ 687.046
Peñalolén	\$ 164.002	\$ 213.011	\$ 589.526
Belloto	\$ 143.658	\$ 124.108	\$ 405.563
Temuco + Los Ángeles	\$ 242.247	\$ 242.247	\$ 1.680.956
Rancagua	\$ 186.443	\$ 186.443	\$ 778.307

Talca	\$	487.149	\$	487.149	\$	1.458.321
Linares + Coquimbo	\$	341.188	\$	263.137	\$	785.076
Quilicura	\$	153.077	\$	126.608	\$	695.190
Pajaritos	\$	391.803	\$	150.200	\$	493.045
Lo Prado	\$	109.943	\$	105.022	\$	379.428
Las Condes	\$	417.261	\$	417.261	\$	578.974
Total Cadena	\$	8.572.594	\$	5.981.905	\$	20.039.581

FUENTE ELABORACIÓN PROPIA

7.14. ANEXO N: RESULTADOS OPTIMIZACIÓN SUCURSAL INDEPENDENCIA

TABLA 28: RESULTADOS OPTIMIZACIÓN SUCURSAL INDEPENDENCIA

	Sucursal Independencia				
	Max Ingresos	Max Unidades	Max Margen	Actual	Real
Ingreso	\$ 6.789.560	\$ 6.483.340	\$ 6.108.768	\$ 3.032.085	\$ 2.116.530
Unidades	60.063	61.731	51.608	28.354	19.221
Margen	\$ 712.325	\$ 342.326	\$ 877.478	\$ 209.505	\$ 141.515
P. Ponderado	113	105	118	107	107
P. Promedio	251	252	255	257	257