

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

**DETERMINACIÓN DE PRECIOS ÓPTIMOS DE UNA CATEGORÍA PARA
UNA CADENA DE SUPERMERCADO**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

GUSTAVO ARIEL CRUZ VARGAS

**PROFESOR GUÍA:
LUIS ABURTO LAFOURCADE**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
RICARDO MONTOYA MOREIRA
RENÉ CALDENTEY MORALES**

**SANTIAGO DE CHILE
ABRIL 2009**

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TITULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR: GUSTAVO CRUZ VARGAS
FECHA: 13/04/09
PROF. GUIA: SR. LUIS ABURTO L.

DETERMINACIÓN DE PRECIOS ÓPTIMOS DE UNA CATEGORÍA PARA UNA CADENA DE SUPERMERCADO

La presente memoria se centra en la determinación de precios, una de las principales decisiones tácticas que hoy en día deben tomar las cadenas de retail si se considera el gran impacto que genera en los resultados finales de las empresas y el incipiente crecimiento que hasta el año 2008 ha experimentado esta industria.

El principal objetivo es construir una metodología para la determinación de precios óptimos de una categoría para una cadena de supermercado a través de datos transaccionales que permita escalar un modelo de pricing, desde una sala de ventas a una cadena de supermercado. Además, se busca encontrar modelos y definir criterios que mejoren la estimación de elasticidades y agilicen el posterior modelamiento de optimización que entrega los precios óptimos para una categoría, logrando así aumentar los ingresos o márgenes, dependiendo del rol que cumplan las categorías.

Para lograr lo anterior se define una adaptación de la metodología KDD, extracción de conocimiento de bases de datos, la cual contempla en un principio la limpieza y preprocesamiento de los datos. A continuación se analizan distintos modelos de regresiones doble-log para la obtención de las elasticidades precio demanda, tanto directa como cruzada dentro de la categoría, parámetros que sirven de entrada para los modelos de optimización de precios. Para determinar el conjunto de precios que maximizan los ingresos o margen de la categoría se utilizan modelos matemáticos de optimización no lineal.

La metodología se validó con datos reales de la subcategoría pastas largas de la categoría fideos, dentro de un grupo de sucursales de una cadena de supermercados. Con estos datos se pudo determinar que el mejor modelo regresivo es el que incluye elasticidades cruzadas ya que con ellas se puede identificar sensibilidades de la demanda a los precios, productos sustitutos y productos complementarios, además este modelo de estimación de demanda presentó un error MAPE promedio de un 16%. El modelo de optimización que maximiza el ingreso determinó precios que permiten estimar aumentos en un 16% en el ingreso y en un 25% en el margen, mientras que el modelo de optimización que maximiza el margen determinó precios que permiten estimar aumentos en un 8% en el ingreso y en un 47% en el margen.

Como conclusión del trabajo realizado se puede establecer que se pueden reducir los costos de tiempo al aplicar la metodología por grupos de tiendas en vez de abarcar solo una sala de ventas. Además, utilizar modelos de elasticidades cruzadas que involucren dimensiones factoriales para su estimación mejoran la productividad y aseguran una mejor interpretación y análisis del comportamiento de los consumidores, lo cual se ve reflejado en los resultados de la optimización.

*A MIS PADRES
A MI ABUELA CARMEN (Q.E.P.D)
A MI AMIGO CLAUDIO (Q.E.P.D)*

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, Gustavo y Silvia, por todo el amor y confianza que me entregaron, por ellos soy la persona que soy y les estaré eternamente agradecidos por el mejor legado que me podrían haber dejado, una educación de excelencia.

A mis abuelos, en especial a mi Mamá Carmen, que aunque hoy no está presente, sus cariños y cuidados aun viven en mi corazón, gracias por siempre hacerme sentir como en mi hogar.

A mi gran amigo Claudio, por darle otro sentido a todo esto, porque siempre estuviste ahí cuando te necesité.

A mi polola Daniela, por quererme y estar a mi lado en cada etapa de este lindo proceso, por ser mi amiga y mi apoyo en todo momento.

A mi profesor guía Luis Aburto, por la dedicación, la exigencia y la confianza entregada que permitieron finalizar de buena manera este trabajo.

Finalmente, le agradezco a toda mi familia, hermanos, tíos primos y amigos por acompañarme y haberme ayudado a hacer de esta etapa una de las mejores de mi vida.

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN	4
1.1	Antecedentes generales.....	4
1.2	Descripción del Proyecto y Justificación	7
1.3	Objetivos	9
1.3.1	Objetivo General	9
1.3.2	Objetivos Específicos.....	9
1.4	Alcances	10
1.5	Resultados Esperados	10
2	MARCO CONCEPTUAL.....	11
2.1	Elasticidades	11
2.1.1	Elasticidad Precio de la Demanda	12
2.1.2	Principales Factores que Pueden Influir en la Elasticidad Precio de la Demanda	13
2.2	Series de Tiempo	13
2.3	Modelos para el Cálculo de Elasticidades	14
2.3.1	Modelos de Atributos.....	14
2.3.1.1	Regresiones Lineales.....	14
2.3.1.2	Regresiones Múltiples.....	14
2.3.1.3	Regresiones No Lineales	15
2.3.1.4	Logit Multinomial	15
2.4	Metodología KDD.....	18
3	METODOLOGÍA.....	19
4	ETAPAS METODOLOGÍA	20
4.1	Selección de Datos.....	20
4.1.1	Selección de Datos Generales.....	20
4.1.2	Selección de Cadena	20
4.1.3	Selección de Sucursales.....	20
4.1.4	Selección de Clientes.....	21
4.1.5	Selección de Categorías.....	21
4.1.6	Selección de Productos	22
4.2	Preprocesamiento de Datos.....	23
4.2.1	Datos Erróneos.....	23

4.2.2	Datos Faltantes	24
4.2.3	Variables Dummies Explicativas.....	24
4.3	Estimación del Modelo de Demanda.....	24
4.3.1	Escalamiento del Modelo para Obtención de Parámetros.	25
4.3.2	Transformación de Datos	32
4.3.3	Aplicación de Regresiones.....	33
4.3.4	Determinación de Variables Relevantes	33
4.3.5	Validación de Regresiones.....	34
4.3.6	Validación del Modelo.....	34
4.4	Optimización	35
4.4.1	Definición de Modelos de Optimización	35
4.4.1.1	Modelo Maximización de Ingresos.....	36
4.4.1.2	Modelo Maximización del Margen.....	37
4.4.1.3	Modelo Maximización de Unidades	37
4.4.1.4	Restricciones de los Modelos	37
4.4.1.5	Inputs de los Modelos.....	38
4.5	Interpretación y/o Evaluación	39
5	APLICACIÓN EMPÍRICA.....	40
5.1	Descripción de los Datos	40
5.2	Selección de Datos.....	41
5.2.1	Selección de Datos Generales.....	41
5.2.2	Selección de Cadena	41
5.2.3	Selección de Sucursal	41
5.2.4	Selección de Clientes.....	41
5.2.5	Selección de Categoría	42
5.2.6	Selección de Productos	43
5.3	Preprocesamiento de Datos.....	45
5.4	Análisis de la Categoría Fideos	47
5.5	Resultados.....	51
5.5.1	Segmentación de Sucursales	51
5.5.2	División Grupo-SKU	54
5.5.3	Bases Analíticas y Filtros en los Datos.....	57
5.5.4	Estimación de la Función de Demanda	59
5.5.5	Validación de Elasticidades.....	64
5.5.6	Aplicación del Modelamiento de Optimización.....	66

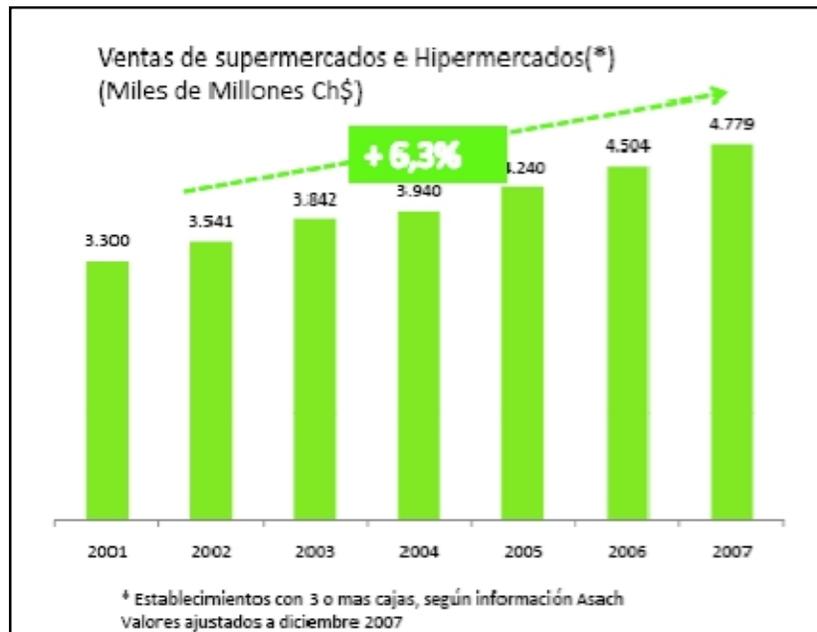
5.5.7	Interpretación y/o Evaluación	72
5.5.8	Factor de Proporcionalidad de la Demanda por Sucursales.....	74
5.6	Análisis de Modelos	76
5.6.1	Análisis de Sensibilidad	76
5.6.1.1	Modelo Maximización de Ingresos.....	77
5.6.1.2	Modelo Maximización de Margen.....	79
5.6.2	Limitaciones.....	80
5.7	Eficiencia Táctica: Pricing	83
6	CONCLUSIONES	85
6.1	Conclusiones.....	85
6.2	Recomendaciones de Negocio	88
6.3	Trabajos Futuros	89
7	BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN	91
8	ANEXOS	93
8.1	Anexo N°1: Correlaciones entre los Precios de los SKU	93
8.2	Anexo N°2: Correlaciones entre las Demandas y Precios de los SKU	94
8.3	Anexo N°3: Análisis de Residuos.....	97
8.4	Anexo N°4: Análisis de Regresiones.....	100
8.5	Anexo N°5: Transformación de Coeficientes.....	104
8.6	Anexo N°6: Test de Hipotesis sobre Coeficientes de la Regresión	105
8.7	Anexo N°7: Código Modelo Regresiones (Sintaxis Software SPSS)	108
8.8	Anexo N°8: Código Modelo Optimización (Software GAMS)	109

1 INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES GENERALES

La memoria se enmarca dentro de la industria del retail, específicamente en la industria supermercadista, la que al año 2008 ha crecido en gran medida, con tasas de crecimiento en las ventas de un 6,3%, lo cual es una tasa de crecimiento mayor a la del PIB ^[16], además la competencia se ha vuelto cada vez más intensa debido a la concentración, por lo que los márgenes que manejan son cada vez más bajos, cerca de un 5% de los ingresos por ventas. ^[18] Dado esto es que las empresas deben buscar nuevas estrategias que permitan aumentar estos márgenes.

Gráfico N°1: Crecimiento de las ventas de supermercados



Fuentes: AC Nielsen, Asach, INE, D&S, Planet Retail

El retail es una industria que emerge en Chile en los 90. Para 2006, se lo considera el sector más dinámico de la economía (después del negocio minero) por datos como los siguientes: uno de cada cuatro pesos que los chilenos ganan, lo gastan en una tienda del sector. ^[13]

Con las tecnologías disponibles en la actualidad es posible obtener de los datos generados a partir de las compras realizadas por los consumidores, patrones de comportamiento que permitan sustentar decisiones comerciales y de marketing. Actualmente, el desarrollo de las tarjetas de fidelización y de crédito

asociadas a las casas comerciales permite además un análisis preciso de los distintos segmentos. ^[15]

Una de las principales decisiones tácticas de marketing es la determinación de precios, hoy en día los retail fijan los precios de las categorías de acuerdo a los costos, la competencia o al lugar que quieren ocupar en el mercado, lo cual otorga el poder de decisión a los proveedores o hace que se pierdan opciones de diferenciación, mayores márgenes, etc. Sin embargo, se podría llegar a obtener mayores beneficios si la fijación de precios fuera en función del rol de cada categoría y de los gustos, preferencias y elasticidades que afectan en las decisiones de compra de los consumidores. ^[3]

Los grandes retailers poseen millares de productos (SKU), por lo que los agrupan en categorías, subcategorías y/o grupo de productos para tener un mayor control sobre ellos. Además, cada grupo posee un rol dentro de la tienda, lo que ayuda a focalizar las decisiones comerciales y de marketing aportando cada uno diferentes beneficios. Los roles que existen, sus características y el beneficio que aportan se muestran en la tabla n°1.

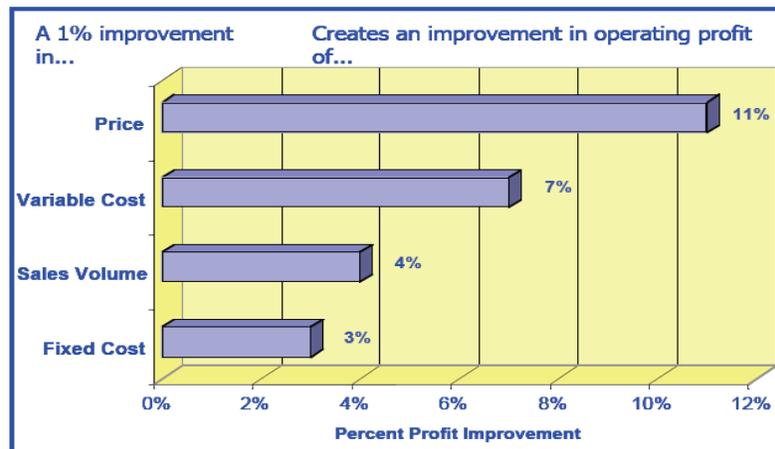
Tabla N°1: Roles de las Categorías

Nombre del Rol	Características del Rol	Beneficio del Retail
Destino	Categorías que establecen al distribuidor como la tienda de preferencia predominante, proporcionando al consumidor objetivo un valor superior y consistente.	 Unidades
Rutina	Categorías que establecen al distribuidor como la tienda de preferencia, proporcionando un valor consistente y competitivo al satisfacer las necesidades de rutina/abastecimiento del consumidor	 Ingresos
Conveniencia	Categorías administradas para reforzar la imagen del distribuidor como tienda de Servicio Completo, proporcionando un buen valor al consumidor objetivo al satisfacer necesidades de abastecimiento menos planificadas.	 Utilidades
Estacional	Categorías administradas para reforzar la imagen del distribuidor como tienda de preferencia, proporcionando un valor oportuno y competitivo al consumidor objetivo.	 Imagen

Fuente: Elaboración Propia

Aplicar buenas políticas de precios puede traer grandes beneficios, sobre todo si se tiene que el precio es la variable del marketing mix que afecta directamente los resultados de la empresa.^[10]

Gráfico N°2: Mejoramiento del beneficio dependiendo de la variable



Fuente: KSS Retail^[10]

Lo anterior, se ve reflejado en lo que señaló Silvio Rostagno, Gerente General D&S Retail Chile, en el evento de ICARE 2008: Futuro del Retail en Chile, quien enfatizó el nivel de competitividad que tiene la industria del retail en Chile, “esta intensidad competitiva no tiene ningún paragón”, a lo que agregó, “el factor precio sigue dominando por sobre los demás”.^[16]

Dentro de las soluciones que se plantean para poder estimar los precios para una categoría, existen parámetros que son fundamentales para poder definir los modelos que fijarán los precios, dichos parámetros son las elasticidades, las cuales involucran el grado de respuesta de la cantidad demandada frente a un cambio en el precio del bien, y por lo tanto, la variación del ingreso total que recibe el vendedor.^[2] Además existen estudios que indican que la inclusión de las elasticidades en los modelos permiten obtener mejores estimaciones que si no se incluyeran.^[14]

Debido a la gran relevancia en la estimación de estos parámetros es que esta memoria se centra en continuar estudios de trabajos anteriores sobre la estimación de precios. El aporte será que se extenderán los modelos anteriormente usados para ser aplicados no tan solo a una sala de ventas, sino a varias salas de una cadena de supermercado, de manera de hacer micro marketing, aprovechando mejor los datos, reduciendo los costos y el tiempo requerido para la estimación de las elasticidades y precios óptimos de una categoría.

1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN

Debido a que el precio es una de las variables más efectivas que los gerentes de las compañías pueden manipular para aumentar o disminuir la demanda en un corto plazo (como se vio anteriormente) es que investigadores han notado que problemas clásicos de optimización deben estar ligados a las actividades de marketing, sobre todo en las decisiones de precio.

Las empresas también están preocupadas por ello, las cuales si bien han invertido recursos y capacidades en estos problemas aún pierden dinero desaprovechando ventas o por exceso de inventario, debido a que aún no poseen buenas políticas de precios que permitan vender los productos en el momento deseado. Por lo anterior, muchos están dispuestos a investigar como la demanda afecta sus utilidades, revisar sus políticas de precios e invertir en metodologías de pricing que les ayuden a resolver dichos intereses.^[4]

Aunque en el último tiempo se ha trabajado mucho en las estrategias de precios, aun hay margen para mejorar lo que se ha hecho, sobre todo en el cálculo de las elasticidades entre los precios y las cantidades demandadas que son de vital importancia para la posterior obtención de precios óptimos.

Además, como una forma de generar beneficios en los ingresos y/o márgenes en las ventas del producto en el cual se aplican estas políticas, es que este trabajo busca establecer una metodología para el cálculo de elasticidades precio cruzadas que logren mejorar, agilizar y aprovechar el proceso de estimar el vector de precios óptimos.

Como se vio anteriormente, los supermercados aun fijan sus precios de acuerdo al costo de los productos, lo cual implica una fuerte dependencia de los proveedores, también existen otros que fijan sus precios de acuerdo a la competencia, lo que claramente se transforma en una pérdida de diferenciación y de conocimiento de los consumidores, solo los grandes retailers ocupan software para la estimación de precios pero aun falta entender lo que hay detrás de estos programas ya que se puede encontrar mucha información de los consumidores y utilizarla para mejorar las estrategias.

Es por esto que a través de datos transaccionales, se estudia el comportamiento de los clientes, de tal forma de conocer los factores que influyen en su decisión de compra y la sensibilidad que tiene el consumidor ante cambios en los precios de cada uno de los productos mediante la calibración de distintos modelos, en particular en este estudio se busca adaptar un modelo de regresiones y extenderlo para que pueda ser aplicado a varias salas de una cadena de supermercado.

Así mismo, se tiene que hoy en día, el pricing realizado en trabajos anteriores, ha dado buenos resultados, es decir, han logrado aumentar los

ingresos en cerca de un 30% tanto teóricamente como empíricamente, mientras que los márgenes teóricamente han sido mejorados en más de un 100% [3]. Sin embargo, estos modelos solo son aplicables a una sala de ventas, una categoría a la vez y no incorporan a la competencia, lo cual desaprovecha muchos datos que están a disposición y eleva los costos al querer reproducir la metodología en más salas de la cadena.

Es por ello que este trabajo intentará abordar los puntos antes mencionados, intentando reducir las horas hombre ingeniero que se necesitan para obtener los precios bases¹, no tan solo para una sala sino que para toda una cadena de supermercado, aprovechando mejor los datos y reduciendo costos y tiempos de respuesta al querer implementar políticas de precios en las salas de venta.

Para poder cumplir con lo anterior se debe establecer una metodología mediante la cual se extiendan los modelos de regresiones para el cálculo de elasticidades enfocándolos y agregándolos a un grupo de salas de una cadena de supermercado y luego optimizar los precios, por lo cual, esta es similar a trabajos anteriores, es decir, la metodología indicará cada paso para obtener, en primer lugar, el modelo agregado que estime las elasticidades y posteriormente la obtención de los precios deseados, para que en una segunda etapa se valide toda la metodología, aplicándola a datos transaccionales de un grupo de salas de un supermercado. Dentro de los pasos se aplican las etapas de selección, preprocesamiento y transformación de datos, para luego ser introducidos a los modelos construidos. Finalmente se realizará un análisis de los resultados de los modelos obteniendo conclusiones y recomendaciones.

¹ Precios Bases: Precio de un producto presentado al consumidor sin ser sometido a una variación debido a una acción comercial de promoción.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo General

Desarrollo de una metodología para la determinación de precios óptimos de una categoría para una cadena de supermercado a través de datos transaccionales que permita escalar un modelo de pricing, desde una sala de ventas a una cadena de supermercado.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Definir un modelo que permita aplicar, de manera rápida y eficiente, estrategias de precios dentro de una cadena de supermercado
- Determinar la relación existente entre el precio y la cantidad demandada a nivel de SKU mediante el modelo propuesto.
- Analizar posibles mejoras en el modelo de optimización ocupado en trabajos anteriores.
- Estimar los precios óptimos de una categoría y evaluar su implementación.
- Definir criterios o índices a observar al momento de decidir en qué categorías valdría la pena realizar pricing.
- Definir condiciones que deben cumplir las categorías que permitan la aplicabilidad y efectividad del modelo.

1.4 ALCANCES

- Los modelos se desarrollarán a nivel de sku.
- El modelo se calibrará con solo una categoría, debido al tiempo que se necesita para limpiar los datos.
- Los modelos se validarán con datos transaccionales de una cadena de supermercados enfocándose solo en un grupo de salas debido a la posibilidad de replicar el modelo.

1.5 RESULTADOS ESPERADOS

Se espera entregar:

- Una metodología adicional para calcular elasticidades cruzadas precio demanda, enfocada en toda la cadena.
- Mejoras de los modelos de optimización, ya sea modificando las funciones objetivos, restricciones o motor de optimización, de tal forma que entreguen buenos ajustes y predicciones.
- Precios óptimos que maximicen el margen o ingreso de una categoría.
- Criterios que respondan a la interrogante sobre a qué categorías convendría hacer pricing, a través de los datos transaccionales y como han sido las políticas de precios y sus resultados en el pasado.
- Una versión mejorada de la metodología y modelos desarrollados por memoristas o tesisistas anteriores.
- Una maqueta para diseño de aplicación que automatice algunas etapas, agilizando la obtención de los modelos y los precios óptimos.

2 MARCO CONCEPTUAL

A continuación se presentan las bases conceptuales del trabajo a realizar. En primer lugar se presentan una definición y características de las elasticidades, parámetros fundamentales dentro de la metodología y la optimización de precios, a continuación las series de tiempo, que sirven de guía en la limpieza y preprocesamiento de datos. Luego se muestran distintos modelos que abordan el problema del cálculo de las elasticidades y la estimación de demanda, de los cuales se escoge uno para la aplicación de la metodología.

2.1 ELASTICIDADES ^[23]

Es la razón formada entre el cambio proporcional de una variable con respecto del cambio proporcional de otra variable. En este contexto será la sensibilidad de la cantidad demandada a los cambios en los precios.

La elasticidad es usualmente expresada como un número negativo pero representado como un valor porcentual positivo. Es de aquí que a la elasticidad se le puede entender o definir como la variación porcentual de una variable x en relación a otra variable y .

Si la variación porcentual de la variable dependiente y es mayor a la variable independiente x , se dice que la relación es elástica, ya que la variable dependiente varía en mayor cantidad a la de la variable x . Al contrario, si la variación porcentual de la variable x es mayor a la de y , la relación es inelástica.

La inelasticidad o elasticidad de una variable en relación a otra refleja, que si es inelástica, la modificación en términos porcentuales que realiza la variable independiente sobre la dependiente es pequeña, en cambio si es elástica, la variación porcentual de la variable independiente sobre la dependiente es notoria.

Matemáticamente, podemos expresar la elasticidad como el cambio proporcional de una variable, y , relativamente a otra variable, x , lo cual de manera continua y discreta es:

$$E(y, x) = \frac{\frac{dy(x)}{y(x)}}{\frac{dx}{x}}$$

Forma continua

$$E(y, x) = \frac{\frac{\Delta y}{y}}{\frac{\Delta x}{x}}$$

Forma discreta

Ecuación 1

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

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

Casos teóricos:

4. Perfectamente elástico: El coeficiente es igual a infinito.
5. Perfectamente inelástico: El coeficiente es igual a cero ($E = 0$).

2.1.1 Elasticidad Precio de la Demanda

En una economía de mercado si subimos el precio de un producto o servicio, la cantidad demandada de éste bajará, y si bajamos el precio de ese producto o servicio, la cantidad demandada subirá. La elasticidad nos dirá en qué medida se ve afectada la demanda por las variaciones en el precio, puede haber productos o servicios para los cuales el alza de precio produce una variación pequeña de la cantidad demandada, esto es que los consumidores comprarán independientemente de las variaciones del precio, a este se le llama, inelasticidad. El proceso inverso, es cuando el producto o servicio es elástico, es decir, variaciones en el precio modifican mucho la cantidad demandada.

Conocer si nos encontramos ante un producto de alta o baja elasticidad es muy importante a la hora de tomar decisiones relativas a precios. Si nos encontramos ante un producto inelástico, sabemos que tenemos un amplio margen de subida de precios, y que una bajada de precios no serviría de nada. Si nos encontramos ante un precio elástico, sabemos que una bajada de precios disparará la demanda, y por lo tanto dará mejores resultados globales, mientras que una subida de precios puede suponer una caída súbita en las ventas.

Expresión matemática:

Matemáticamente se expresa de la siguiente manera, siendo: E_d la elasticidad, Q_d la cantidad demandada y P el Precio:

$$E_d = \frac{\% \text{ Variación porcentual en la cantidad demandada}}{\% \text{ Variación porcentual en el precio}} = \frac{\Delta Q_d / Q_d}{\Delta P / P}$$

Ecuación 2

La elasticidad de la demanda es el grado en que la cantidad demandada (Q), responde a las variaciones de precios (P) del mercado. En este caso, dados unos precios (P) y unas cantidades (Q) y un $(P * Q) = \text{Ingreso}$, tenemos que:

- Cuando la reducción del precio (P) hace que la cantidad demandada (Q) aumente tanto que la multiplicación de $(P * Q)$ sea mayor a la original, se presenta una demanda elástica.

- Cuando la reducción del precio (P) hace que la cantidad demandada (Q) aumente en proporciones iguales y $(P * Q)$ sea igual, la elasticidad es proporcional o igual a 1.

- Cuando la reducción del precio (P) hace que la cantidad demandada (Q) sea tan pequeña que la multiplicación de $(P * Q)$ es menor a la original, se afirma que la demanda de un bien es inelástica o rígida.

2.1.2 Principales Factores que Pueden Influir en la Elasticidad Precio de la Demanda

- La existencia de bienes sucedáneos o sustitutivos recíprocos, en mayor o menor medida.
- La proporción del ingreso del consumidor que dedica al gasto del bien objeto de análisis.
- El carácter complementario de algunos bienes con relación a otros más caros o más baratos.
- La mayor o menor durabilidad del bien objeto de análisis.
- La extensión del periodo considerado en el análisis.
- Los gustos y preferencias del consumidor.

2.2 SERIES DE TIEMPO

Las series de tiempo son un conjunto de mediciones de cierto fenómeno o experimento registradas secuencialmente en el tiempo.

Selección de un Modelo:

- Estos métodos utilizan datos históricos y los proyectan a futuro.
- Se debe tener en cuenta la disponibilidad de datos, el horizonte de tiempo y la exactitud que se requerirá para el análisis.

- Las componentes de una serie de tiempo son las siguientes: Ruido (parte aleatoria), Estacionalidad, Tendencia, Nivel (base), Outlayers.

2.3 MODELOS PARA EL CÁLCULO DE ELASTICIDADES

2.3.1 Modelos de Atributos

2.3.1.1 Regresiones Lineales ^[5]

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 (x1, x2, x3). 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.

$$Y = b_0 + b_1X + \varepsilon$$

Ecuación 3

Donde ε es el error asociado ($\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$)

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.

2.3.1.2 Regresiones Múltiples

En el caso más general de la regresión múltiple, existen dos o más variables independientes:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + \varepsilon$$

Ecuación 4

2.3.1.3 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 bastante complicado. 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 será utilizada más adelante es la función exponencial:

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

Ecuación 5

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 6

De esta manera es posible calcular la siguiente regresión lineal:

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

Ecuación 7

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, además es el utilizado por la mayoría de los memoristas en pricing y en la empresa para el cálculo de las elasticidades.

2.3.1.4 Logit Multinomial

Modelo que calcula la probabilidad de elegir una alternativa (producto) en función de los atributos de todas las alternativas disponibles.^[6]

$$p_k = \frac{e^{v_k}}{\sum_{j \in S_i} e^{v_j}} \quad u_k = v_k + \varepsilon \quad \varepsilon \sim iid \text{ doble exponencial}$$

Ecuación 8

Donde:

P_k : Probabilidad de escoger la alternativa k.
 v_k : Componente determinística de la utilidad
 S_i : Conjunto de alternativas del individuo i.
j: alternativas.

Además se tendrá que:

$$v_k^i = \sum_{l \in T} b_{lk} x_{lk}^i$$

Ecuación 9

Donde:

v_k^i : Utilidad que le proporciona la alternativa k al individuo i
 T : Conjunto de atributos
 b_{lk} : Peso del atributo l de la alternativa k
 x_{lk}^i : Valor observable del atributo l de la alternativa k para el cliente i.

Esta probabilidad se puede interpretar como la participación de mercado del producto k (S_i). El modelo se puede calibrar mediante una transformación quedando de la siguiente manera:

$$\ln\left(\frac{S_{it}}{\bar{S}}\right) = \alpha^* + \sum_k \beta_k \cdot (x_{kit} - \bar{x}) + \varepsilon^*$$

Ecuación 10

Donde:

α^* : intercepto
 x_{kit} : variable de tipo discreto o continua.
 β_k : parámetro a estimar. Peso del atributo correspondiente.
 S_{it} : participación de mercado del SKU i en el periodo t.
 \bar{S} : participación de mercado promedio de un SKU, para todo el periodo.
 \bar{x} : valor promedio para un SKU, para todo el periodo. Si la variable es discreta, este valor es cero. En cambio, si es continua, es el promedio.

Por otro lado el modelo es útil debido a que entrega una expresión conocida para el cálculo de elasticidades de la participación de mercado de un producto con respecto a una variable o atributo:

$$e_{s_i} = \beta_k (1 - s_i) x_{ki}$$

Ecuación 11

Sin embargo este modelo presenta el problema de independencia de alternativas irrelevantes (IIA), problema que hace disminuir en forma proporcional la participación de mercado de los productos al entrar uno nuevo al mercado, sin tomar en cuenta que unos podrían verse más o menos afectados de acuerdo a las similitudes en atributos del entrante. Este problema se soluciona en parte mediante la técnica de Logit anidados, donde las alternativas se clasifican según su interdependencia para crear nidos (grupos) donde no se produzca el problema de IIA.

Existen más modelos con los cuales se puede estimar las elasticidades de la demanda, entre ellos se encuentran los modelos bayesianos, sin embargo se dejarán fuera del alcance de esta memoria, considerando que dicha determinación de las elasticidades se realizará por medio de regresiones, esto debido a que no se ha probado que los ajustes en los modelos sean mejores con otros modelos, incluidos los presentados en este marco teórico, teniendo como foco la estimación de elasticidades para el cálculo de un vector de precios óptimos y no el de pronosticar la demanda.

2.4 METODOLOGÍA KDD

KDD es el proceso no-trivial de identificar patrones previamente desconocidos, válidos, nuevos, potencialmente útiles y comprensibles dentro de los datos. ^[21]

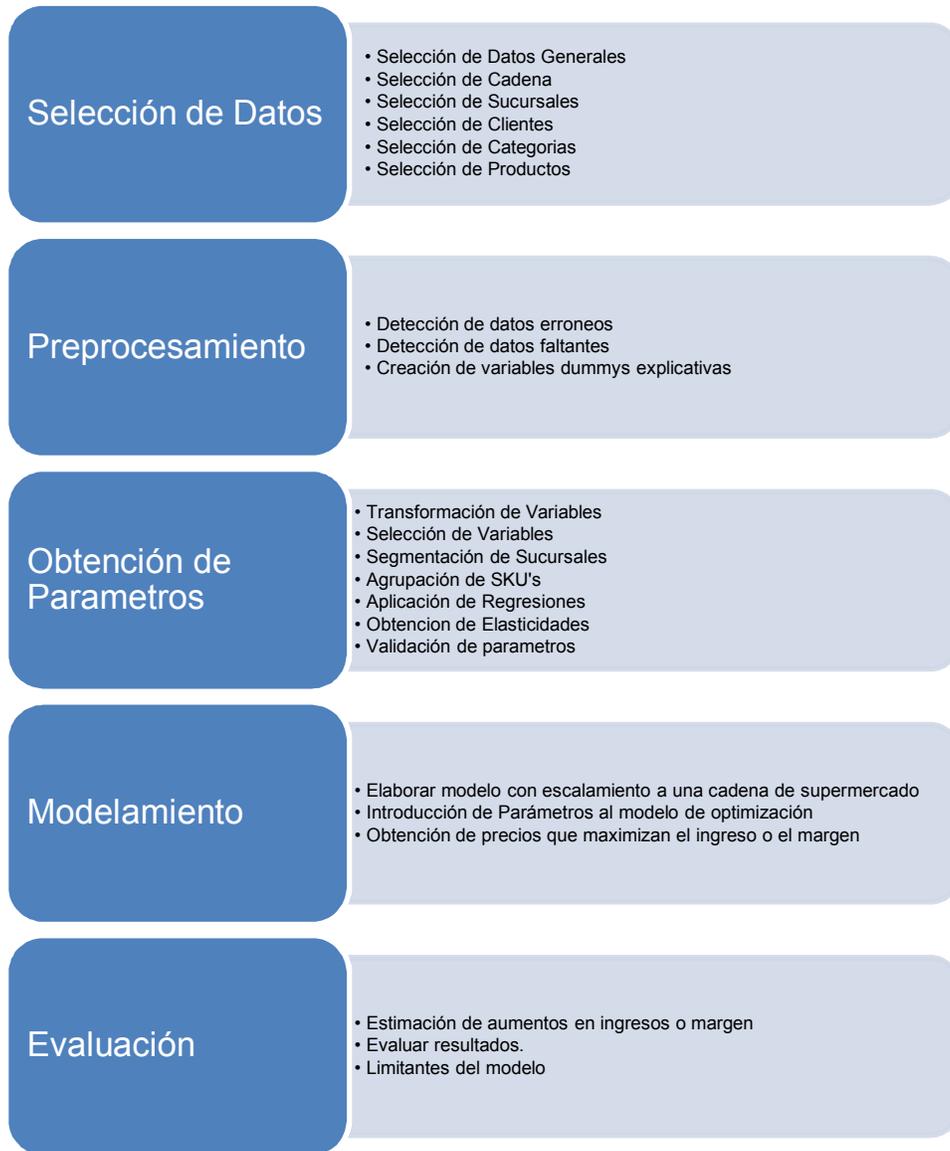
A continuación se presentan los pasos de la metodología, los cuales serán adaptados para el trabajo a realizar:

- *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.
- *Transformación*: 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.
- *Data mining*: En esta etapa se deben aplicar técnicas que permitan cumplir los objetivos del trabajo. Particularmente, 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 de la metodología KDD, esta se basa en 5 pasos, los cuales fueron descritos en el marco conceptual y que son adaptados para la aplicación en el trabajo.

Figura N°1: Metodología



Fuente: Elaboración Propia

4 ETAPAS METODOLOGÍA

A continuación se muestra el detalle de cada etapa adaptada para la obtención de los modelos y los precios óptimos:

4.1 SELECCIÓN DE DATOS

En esta primera etapa se debe Seleccionar el subconjunto de datos transaccionales de una empresa de retail que se utilizará para la validación de los modelos y que permitan cumplir los objetivos planteados. Por datos transaccionales se entienden los datos del Point Of Sales (POS), donde se registra la información de compra de los clientes, dentro de los que destacan: fecha de venta, sucursal, producto vendido, número de unidades vendidas, precios de venta y costo unitario del producto en esa fecha.

4.1.1 Selección de Datos Generales

Se requieren datos transaccionales de por lo menos 18 meses, debido a la necesidad de conocer la historia del comportamiento del cliente frente a los precios y validar que este sea real. Sin embargo, se recomiendan datos de 24 meses, de manera de tener datos suficientes para identificar patrones de comportamientos mensuales y anuales, los cuales con 18 meses no es posible de ver. Se trabajará a nivel agregado para toda la cadena, por lo cual los datos que se usarán deben ser la suma de las cantidades de toda la cadena o los promedios de las cantidades de toda la cadena o grupos de salas, según corresponda.

4.1.2 Selección de Cadena

Dado que hasta ahora solo existen trabajos enfocados a una sala de ventas de alguna cadena de supermercado, para este trabajo se requiere tener datos de toda la cadena y sus sucursales. Para la elección de la cadena primará el juicio experto, disponibilidad de datos y requerimiento de la empresa involucrada.

Por lo tanto, se trabajará con datos agregados de toda la cadena o grupos de sucursales, por ejemplo: precios promedio en la cadena, cantidad vendida de cada SKU en toda la cadena, etc.

4.1.3 Selección de Sucursales

En la mayoría de los casos, dentro de las bases de datos se encuentran mezcladas todas las tiendas de una empresa de retail. En general, estas empresas poseen políticas de precios diferentes para cada tienda, debido a que

cada una se orienta a segmentos de clientes distintos. Sin embargo, como se quiere agilizar la aplicación de la metodología, se trabajará con la agregación de todas las sucursales en un principio, teniendo como alternativa trabajar con la agregación de grupos de tiendas para poder analizar por separado los distintos enfoques.

4.1.4 Selección de Clientes

Para determinar cuáles serán los clientes a estudiar, debido a que cada tipo de cliente posee diferentes sensibilidades a los precios, diferente costo en la atención y diferente tamaño de compra, se deben identificar los distintos tipos de clientes de la cadena, clientes mayoristas, minoristas, empresas, convenios, sus propias sucursales (traspasos internos), etc.

En este trabajo se busca observar el comportamiento de clientes finales, clientes que toman su decisión de compra observando precios de lista, por lo cual se debe recurrir a juicio de expertos, ya que ellos conocen cuales son los clientes de los que se tienen registro de sus transacciones y que poseen las características buscadas. Ellos indicarán como identificarlos dentro de las bases de datos.

4.1.5 Selección de Categorías

Se toma el supuesto que al escoger una categoría esta no es afectada por las políticas de pricing que se implanten en otras categorías (esto no siempre es cierto pero es necesario asumirlo, de lo contrario el problema se complicaría enormemente).

La categoría seleccionada debe cumplir con los siguientes criterios:

- Pertener a las 30 categorías con mayores transacciones: Se impone esta condición ya que como se vio en los antecedentes generales, las categorías cumplen diferentes roles dentro de la tienda. Si una categoría esta dentro de las 30 categorías con más transacciones indica que seguramente es una categoría generadora de movimiento, es decir, es por las cuales el cliente concurre a la tienda. Por lo cual posee mayor información sobre el comportamiento de los clientes y de cómo interactúan estos con los precios y demandas.
- Pertener a las 30 categorías con mayor monto total: Se impone esta condición ya que una categoría que este dentro de las 30 categorías que aportan mayor ingreso posee un rol de generadora de dinero y/o destino. Esto hace que las empresas de retail pongan especial cuidado en ellas, ya que mejorar la rentabilidad de éstas, podría generar un mayor impacto que trabajar con categorías que no cumplan esta condición.

- 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), lo que no permite realizar un estudio adecuado del comportamiento del precio.
- Poseer una desviación estándar de los precios en el tiempo alta: Es importante que las categorías que se estudien posean variaciones en sus precios en el periodo estudiado, ya que eso permitirá observar como la cantidad demandada reacciona ante estos cambios.
- Poseer un coeficiente de variación del precio alta dentro de la categoría: 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, de lo contrario, no sería posible 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.

4.1.6 Selección de Productos

En general, las categorías poseen una gran cantidad de SKU, a pesar de esto, en la mayoría de los casos cerca del 20% de ellos representan el 80% de las ventas, por lo que considerar solo estos para el análisis puede facilitar el trabajo sin perder información relevante. Por otro lado, como se trabajará a nivel agregado, es importante que los sku estén presentes en la mayoría de las salas de venta de la cadena.

El modo de selección de los SKU que conformarán esta sub-categoría se presenta a continuación:

Se calcula la suma del monto de cada SKU durante un periodo de tiempo (puede ser la suma sobre el último semestre o el último año). Luego se deben ordenar los SKU con respecto al monto en orden descendente y calcular que porcentaje de las ventas totales de la categoría representa cada SKU. De esa forma se seleccionan los primeros SKU que representen el 80% de las ventas totales.

Adicionalmente, se debe observar la presencia en sucursales de cada sku, por lo cual, para este caso particular, la selección final de los sku a estudiar, se impondrá presencia en 25 de las 26 principales salas de venta, debido a que se requiere que los modelos sean transversales a toda la cadena.

Los SKU que no son analizados, en general representan un muy pequeño porcentaje de las ventas (menos de un 1%), por lo que el gastar recursos en la determinación de esos precios no trae mayores beneficios a la empresa. De hecho, es posible que el rol que cumplan dentro de la categoría sea creadora de imagen y no generadora de movimiento o dinero. Sin embargo se toma como supuesto que estos productos y sus precios no afectan mayormente a la demanda de los si analizados. Es por ello que una buena política de precios para estos productos es basarse tanto en la competencia como en los proveedores. Al basarse en la competencia se minimiza el riesgo que los clientes se cambien de empresa por el precio, y basarse en los proveedores permite no vender productos bajo el costo evitando pérdidas.

De ahora en adelante se llamará categoría a la sub-categoría creada por los SKU seleccionados en este punto.

4.2 PREPROCESAMIENTO DE DATOS

Una vez seleccionados los datos que se utilizarán, se deben limpiar, detectando y tratando datos erróneos, datos faltantes, datos fuera de rango, etc. Todo ello con el objeto de eliminar factores que puedan influir en los resultados del estudio.

4.2.1 Datos Erróneos

En la mayoría de los retailers las transacciones 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 podría ocasionar que los datos a nivel agregado se vean afectados, lo cual influiría al momento de analizar las demandas en función de los precios. Debido a esto es que este tipo de transacciones no deben ser tomados en cuenta, eliminándolas de la base a estudiar.

Se debe verificar la existencia de outliers en los precios. Para ellos se pueden utilizar diagramas de cajas los cuales muestran la existencia de datos extremos y/o datos atípicos. Si estos existen, se deben reemplazar por el promedio semanal.

4.2.2 Datos Faltantes

En los datos transaccionales sólo se registra el precio de cada SKU si este se encuentra presente en al menos una transacción durante el día. En el caso que esto no ocurra, los precios del SKU en ese día se completan con el precio promedio móvil de 10 días.

Esto es, el promedio del precio de los 5 días antes y 5 días después del día faltante. En esas ocasiones la cantidad demandada es igual a 0. Sin embargo, en este estudio, es difícil que suceda esto debido que como se trabaja a nivel agregado de toda la cadena o grupo de salas, casi siempre existen transacciones dentro de cada día.

En el caso que existieran ventas iguales a cero o muy pequeñas en relación al promedio, se debe eliminar el día del análisis, más aún si esto afectara a la venta semanal, que será el nivel de agregación con el que se trabajará, se deberá eliminar toda la semana.

4.2.3 Variables Dummies Explicativas

Como una forma de explicar estacionalidades, peaks, o tendencias, se debe analizar el comportamiento de las demandas en caso de días feriados, sándwich, fin de mes, quincena, etc. Y si se observa que estos días pudieran afectarla se crean variables dummies explicativas para la semana en que se encuentre el tipo de día.

Cabe destacar que uno de los costos de trabajar con variables agregadas, es que se hace difícil identificar quiebres de stock, por lo cual no se verificará y tratarán dichos casos en profundidad.

4.3 ESTIMACIÓN DEL MODELO DE DEMANDA

En esta etapa las variables son transformadas con el objeto de ser introducidas en el modelo de determinación de precios.

No son los datos en sí los que serán introducidos al modelo de optimización (el cual será explicado más adelante), sino que serán parámetros que se obtendrán a partir de ellos. Estos parámetros son a nivel de SKU y se obtienen a partir de regresiones lineales. Los parámetros principales a obtener de las regresiones son las elasticidades propias y cruzadas, por lo cual también servirán para realizar un análisis de los sku y sus comportamientos.

4.3.1 Escalamiento del Modelo para Obtención de Parámetros.

El objetivo de este punto es determinar de la mejor manera la relación que existe entre la cantidad demandada semanal a nivel de SKU y las distintas variables que pudieran influir en ella.

De estudios anteriores se tiene que los modelos que arrojaron mejores resultados son regresiones doble Log, diferenciándose en las variables 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 mejoró sustancialmente los ajustes. Dado lo anterior es que se probará con modelos de regresión doble Log utilizando como variables independientes tanto el vector de precios de la categoría como variables dummies explicativas para la obtención de parámetros, pero ocupando las variables agregadas a nivel cadena o grupo de sucursales.

Las variables dummies a utilizar serán para identificar feriados, vísperas de feriado, fines de mes, quincenas, sándwich, aumentos o disminuciones importantes en los precios, etc.

Los modelos a probar serán regresiones doble log, es decir son relaciones lineales entre los logaritmos de las variables, sin embargo se diferenciarán en las variables independientes a utilizar.

Se probarán tres modelos, uno igual al de un estudio anterior aplicándolo para todos los sku y otros dos donde se modificarán las variables independientes y corriendo el modelo para grupos de sku. El detalle de los modelos se presenta a continuación:

- 1) Modelo de regresión doble log utilizando como variables independientes variables dummies que busquen explicar tendencias, peaks, estacionalidades, etc., además del vector de precios de la categoría y un término autorregresivo de la demanda, es decir se aplicará el mismo modelo del estudio anterior. Sin embargo, este modelo utilizaría muchas variables independientes en relación a la cantidad de datos con los que se dispone, lo cual da indicios de una sobreestimación y podría provocar errores de ajuste.

$$\ln(Q_i) = \alpha_i + \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \times \ln(P_j) + \sum_{l=1}^L \varepsilon_{il} \times \delta_l + \theta_i \times \ln(Q_i(t-1)) \quad \forall i$$

Ecuación 12

Donde:

Q_i : Demanda Semanal del SKU i

α_i : Coeficiente posicional de la demanda del SKU i

β_{ij} : Elasticidad Precio Cruzada entre la demanda del SKU i y el precio del SKU j

P_j : Precio del SKU j

ε_{il} : Coeficiente de proporcionalidad de la variable dummie l para el SKU i

δ_l : Variable dummie explicativa l

θ_i : Coeficiente de proporcionalidad del termino autorregresivo de SKU i

t : Semana t

Se realizaron pruebas para este modelo con datos de 36 sku de la categoría Fideos. A modo de ejemplo se muestra en la siguiente tabla los resultados obtenidos para 3 SKU.

Tabla N°2: Resultados Regresión

sku	FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÂ° 5 25X400GR	FIDEOS LUCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	
id	1655	2415	2387	
r	0,929	0,612	0,912	
r^2	0,894	0,455	0,883	
constante	(Constante)	11,0	-44,4	8,2
Inp1655	x1		34,7	14,1
Inp1689	x3	14,3	-28,3	
Inp1694	x6	-16,2		
Inp1702	x8		9,3	
Inp2369	x14			-9,1
Inp2372	x16	40,8	64,4	
Inp2373	x17	-43,3	-76,9	
Inp2374	x18	0,7		0,9
Inp2383	x19	18,6	27,2	
Inp2384	x20		-54,0	12,8
Inp2385	x21	-18,2	58,3	
Inp2386	x22	-5,9	-18,3	-11,7
Inp2387	x23	6,0		
Inp2394	x24			28,3
Inp2395	x25			
Inp2397	x26	2,0	-3,6	4,3
Inp2409	x28		34,6	
Inp2411	x30		-41,3	
Inp2412	x31			-40,0
Quincena	x37		-0,1	
Fin_Mes	x38	0,2		0,1
Feriado	x41			0,2
Sem_Sta	x42		-0,6	
F_Patrias	x43	-0,5		-0,7
Navidad	x44	0,6		0,5
Ini_Vaca	x46			-0,2
Vaca	x47	-0,2		
Inq(t-1)	x48	0,4		
Δp+	x49	0,1		
Δp-	x50	-0,2	-0,7	

Fuente: Elaboración Propia

Un segundo problema que se puede apreciar es la magnitud de las elasticidades lo cual podría venir explicado por la existencia de multicolinealidad entre las variables, debido a la alta correlación existente entre los precios de la

categoría, lo cual implicaría además que el signo de las elasticidades no sea el correcto. Lo anterior se refleja en los indicadores de Tolerancia y en el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) que entregan las regresiones lineales. La tolerancia es $1/FIV$ y el FIV es la comparación de las relaciones lineales entre las variables regresoras.

La varianza inflada se considera alta cuando supera el 10 que es el valor referencia, para la tolerancia será por tanto 0,1 el valor referencia.

Para las regresiones de este caso existen variables que superan por mucho el valor de referencia 10. A modo de ejemplo se presenta a continuación los resultados de la regresión para un SKU, donde los X_i son las variables dependientes correspondientes a los precios de los otros SKU y las variables dummies. Se puede apreciar el problema mencionado mediante los indicadores Tolerancia y FIV.

Tabla N°3: Resultados Regresión SKU 1655

Modelo	Coeficientes no estandarizados		T	Sig.	Estadísticos de colinealidad	
	B	Error típ.			Tolerancia	FIV
(Constante)	11,006	2,630	4,185	0,000		
x3	14,286	6,099	2,343	0,025	0,001	861,032
x6	-16,239	6,363	-2,552	0,015	0,001	946,499
x16	40,845	10,077	4,053	0,000	0,000	1612,704
x17	-43,314	9,996	-4,333	0,000	0,001	1592,966
x18	0,741	0,207	3,570	0,001	0,177	5,644
x19	18,649	5,003	3,727	0,001	0,004	236,697
x21	-18,214	5,887	-3,094	0,004	0,003	293,248
x22	-5,855	2,536	-2,309	0,027	0,016	61,313
x23	6,038	2,825	2,137	0,040	0,012	80,791
x26	1,985	0,614	3,230	0,003	0,112	8,923
x38	0,161	0,029	5,477	0,000	0,681	1,469
x43	-0,499	0,088	-5,697	0,000	0,840	1,190
x44	0,576	0,106	5,426	0,000	0,571	1,752
x47	-0,150	0,043	-3,497	0,001	0,348	2,877
x48	0,429	0,083	5,173	0,000	0,259	3,854
X49	0,129	0,076	1,692	0,099	0,568	1,760
X50	-0,240	0,114	-2,100	0,043	0,491	2,036

Variable dependiente: y1 ---> SKU 1655 FIDEOS CAROZZI SPAGUETTHI N°5

Fuente: Elaboración Propia

- 2) Para hacerse cargo de los problemas antes mencionados se proponen dos modelos, para los cuales, como una forma de seleccionar mejor las variables a introducir en los modelos, se deben analizar las correlaciones entre las demandas de los sku en estudio, luego se propone realizar una segmentación de las sucursales de mayor relevancia para la cadena, de esta forma se busca aplicar el modelo a grupos de sku donde el comportamiento de la demanda de los sku sean similares.

Luego de definir los segmentos, se debe crear un árbol de decisión que permita observar que atributos predominan en la elección de los sku por parte de los clientes, para que de alguna de esas formas se obtengan grupos de sku y correr modelos para cada grupo, reduciendo el número de variables independientes.

Adicionalmente se pretende sacar el término autorregresivo por dos motivos:

- i. El foco de estos modelos es la obtención de parámetros para que sean introducidos en un posterior modelo de optimización que entregue precios óptimos, por lo que agregar el término autorregresivo implicaría ampliar el foco hacia una predicción de demanda, lo cual se dejará fuera del alcance de este trabajo.
- ii. Análisis empíricos preliminares mostraron que los modelos de estimación de demanda ganaban poco en ajuste al introducir términos autorregresivos, por lo cual se decidió sacarlos y darle mayor peso a la varianza explicada por las variables asociadas a los precios.

a) Modelo calibrado solo con elasticidades propias

Este modelo incorpora como variable dependiente solo el precio propio de cada SKU, además de las dummies explicativas, es decir, se le dará mayor importancia explicativa al precio propio de cada SKU, sin poder observar relaciones de complementariedad y sustitución entre los SKU.

$$\ln(Q_i) = \alpha_i + \beta_i \times \ln(P_i) + \sum_{l=1}^L \beta_{il} \times \delta_l + \varepsilon$$

Ecuación 13

Donde:

Q_i : Demanda Semanal del SKU i

α_i : Coeficiente posicional de la demanda del SKU i

β_i : Elasticidad Precio Propia del SKU i

P_i : Precio del SKU i

β_{il} : Coeficiente de proporcionalidad de la variable dummie l para el SKU i
 δ_l : Variable dummie explicativa l
 ε : Error asociado a la regresión ($\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$)

b) Modelo calibrado con elasticidades cruzadas

El modelo a utilizar será el siguiente:

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

Ecuación 14

Donde:

Q_i : Demanda Semanal del SKU i
 α_i : Coeficiente posicional de la demanda del SKU i
 β_i : Elasticidad Precio Propia del SKU i
 P_i : Precio del SKU i
 β_{il} : Coeficiente de proporcionalidad de la variable dummie l para el SKU i
 δ_l : Variable dummie explicativa l
 ε : Error asociado a la regresión ($\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$)

Este modelo además, buscará corregir el problema de multicolinealidad entre las variables, para ello se propone realizar un análisis factorial con las variables que se utilizarán para la regresión (las que resulten significantes al realizar una regresión preliminar), guardar la matriz de coeficientes para el cálculo de puntuaciones factoriales, de tal manera de realizar la regresión utilizando como variables independientes los factores resultantes del análisis. (El análisis factorial asegura ortogonalidad entre los factores resultantes)

Con los resultados de la regresión con los factores, se deben calcular las elasticidades volviendo a las variables originales, esto debido a que los factores son formados como una combinación lineal de las variables iniciales y los coeficientes factoriales. Por lo tanto, con la matriz de coeficientes para el cálculo de puntuaciones factoriales se pueden transformar los parámetros de la regresión con factores, a parámetros de una regresión con las variables iniciales (precios y dummies). Por lo mismo es que se debe asegurar que en la regresión

con factores se incorpore la mayor cantidad de factores de tal modo de representar la mayor cantidad de varianza de los datos.²

Lo anterior se resume en las siguientes fórmulas:

- 1) Se deben calcular los factores:

$$F_i = \sum_{j=1}^n f_{ij} \times X_j$$

Ecuación 15

- 2) Se efectúa la regresión con los factores

$$Y_i = \alpha_i + \sum_{l=1}^N \gamma_{il} \times F_l + \varepsilon$$

Ecuación 16

- 3) Se calculan las elasticidades precio cruzadas, con la transformación inversa.

$$\beta_{ij} = \sum_{u=1}^U \gamma_{iu} \times f_{uj}$$

Ecuación 17

Donde:

F_i: factores obtenidos a través del análisis factorial.

f_{ij}: Coeficientes para el cálculo de puntuaciones factoriales.

X_j: Variables iniciales, logaritmos de los precios y dummies.

γ_{ij}: Coeficientes de la regresión usando los factores como v. i.

Y_i: Variable dependiente, logaritmo de la cantidad demandada.

β_{ij}: Elasticidades precio cruzadas corregidas mediante el análisis factorial.

Con lo anterior se busca reducir inconsistencias generadas por la alta correlación, obteniendo elasticidades con magnitudes parejas, signos correctos para observar efectos de sustitución y complementariedad y por último, que las variables que se encuentran correlacionadas aporten al modelo de manera similar. Un contra de la metodología

² Para mayor detalle ver anexo n°5

propuesta es el tiempo que se debe emplear debido a que el proceso debe realizarse por cada SKU en estudio, además se debe cuidar de utilizar como variables explicativas en la regresión con los factores, aquellos que expliquen un mayor porcentaje de la varianza. Sin embargo esto puede ser en parte automatizado para agilizar el proceso.

Dado todo lo anterior es que el trabajo se centrará en los dos últimos modelos, ya que se espera conseguir mejores resultados y con mayor justificación matemática.

Un factor importante a considerar para evaluar los modelos, es el signo de los coeficientes que entregan. Dentro de todas las categorías, existen productos de los cuales se conocen sus sustitutos y complementarios, por lo cual, es posible verificar si el modelo está entregando resultados acorde a la realidad verificando que los signos de estos coeficientes estén correctos. Si el signo del coeficiente es positivo, entonces los productos son sustitutos y es negativo si éstos son complementarios.

En segundo lugar se debe observar el R^2 de los modelos. Este indicador muestra el porcentaje de variabilidad de la variable dependiente que puede ser representada por las variables independientes.

Por último se debe tomar en cuenta el error de pronóstico de los modelos, evaluando estos en un conjunto de test, que servirá para evaluar la predicción.

4.3.2 Transformación de Datos

En general, las políticas de precios en los retailers varían a lo menos en periodos de una semana, esto ocasionado por los altos costos en logística y/o por el alto tiempo requerido para transformar los sistemas. Por ello, para la realización de este trabajo los datos diarios se deben transformar a datos semanales.

Como input para los modelos de obtención de coeficientes a nivel de SKU se necesitan:

- El logaritmo natural del precio promedio semanal de cada SKU: Se obtiene calculando el promedio simple de los precios diarios para cada semana y de cada SKU y luego aplicando logaritmo natural.
- El logaritmo natural de la demanda semanal de cada SKU: Se obtiene tomando la suma de las unidades vendidas diarias para cada semana y para cada SKU, finalmente se aplica el logaritmo natural.

4.3.3 Aplicación de Regresiones

De los datos disponibles (18 meses), se utilizan los datos de los primeros 14 meses para las regresiones, los otros datos disponibles serán de utilidad para validar los parámetros y los modelos que se obtengan.

Los datos son ingresados al software SPSS, donde se obtienen las regresiones. El método utilizado para “regresionar” es el método BACKWARD. En este método se introducen en el modelo todas las variables y se van suprimiendo si cumplen una serie de condiciones definidas a priori hasta que no se pueden eliminar más, es decir ninguna variable cumpla la condición impuesta; específicamente utiliza como criterio de ingreso de una variable independiente al modelo el test de hipótesis F, el cual prueba la hipótesis nula que los coeficientes de las variables del modelo son iguales a 0. Es decir, se remueven del modelo las variables que con probabilidad mayor a 0.1 su coeficiente es igual a 0.

Como se definió anteriormente, se deben correr regresiones preliminares para determinar variables relevantes, luego un análisis factorial con dichas variables, para que finalmente se corra la regresión definitiva con factores que entregaran coeficientes que serán transformados para obtener las elasticidades.

4.3.4 Determinación de Variables Relevantes

Antes de aplicar las regresiones a los datos, se debe tener en cuenta que las variables a utilizar deben ser independientes entre sí, de no serlo se produce un problema de multicolinealidad lo cual arrojaría resultados erróneos. Por lo mismo se deben analizar las correlaciones entre los precios y tratar de agrupar los SKU según la similitud, adicionalmente se puede tratar de agrupar los SKU mediante los atributos más importantes en los que se fijarían los clientes para la elección de compra, esto último mediante un árbol de decisión.

Una vez construidos los grupos se tendrán distintos modelos para cada uno de ellos con variables independientes específicas para cada grupo.

4.3.5 Validación de Regresiones

Se debe verificar en cada regresión que el ajuste del modelo (R^2) sea significativo, que alguna medida de error, como MAPE³, no sea tan alto, que el resultado este acorde con lo que sucede realmente en el mercado (las elasticidades directas posean signos negativos al igual que las elasticidades cruzadas con productos complementarios y que las elasticidades cruzadas con productos sustitutos sean positivas), y que los residuos cumplan los supuestos de la regresión lineal. Si alguno de estos factores no se cumple, se deben analizar los datos y ver el porqué de ello, de manera de resolverlo y volver a regresar.

Para la verificación de que los residuos cumplan con los supuestos de la regresión lineal se debe analizar el estadístico Durbin - Watson para observar que no exista autocorrelación y graficar las distribuciones de éstos, de manera de observar si se distribuyen según una normal de media 0 y desviación σ^2 .

4.3.6 Validación del Modelo

Una vez realizadas las regresiones se tienen los parámetros que entran al modelo de optimización. Sin embargo, no se conoce con certeza que estos representen las elasticidades de la categoría y el mercado real. Es por ello que se debe realizar un análisis de los parámetros a través del tiempo, de manera de corroborar que las regresiones estén entregando parámetros adecuados, que representen el comportamiento de los clientes. Este análisis consiste en obtener los parámetros en diferentes periodos de tiempo y compararlos de manera de verificar que estos sean constantes en el tiempo. De ser así, entonces es posible afirmar que el mercado es estable y que los consumidores no cambian su comportamiento, por lo que se aceptan los coeficientes obtenidos.

Los periodos de tiempos que se utilizan para este análisis son periodos de 1 año desfasados por 3 meses. Por ejemplo, si el año que se utilizó para las regresiones es desde Enero del 2007 a junio del 2008, entonces los 3 periodos para la validación serán Enero a Diciembre del 2007, Abril del 2007 a Marzo del 2008 y Julio 2007 a Junio 2008. Luego, se obtienen los parámetros para cada periodo.

Con el objeto de observar la estabilidad de los parámetros se calcula el coeficiente de variación de cada uno de ellos para cada SKU. Este indicador muestra que porcentaje de la media se encuentra en la desviación estándar, por lo que a menor coeficiente de variación, más homogéneos son los parámetros. Este coeficiente se calcula dividiendo la desviación estándar por la media, Esto se ve en la ecuación 18.

³ MAPE: Indicador que muestra el error porcentual de la estimación y se calcula como el promedio del valor absoluto de los errores porcentuales en cada punto estimado.

$$CV = \frac{S}{|\bar{X}|}$$

Ecuación 18

Cabe destacar que el coeficiente es independiente del signo de la media (\bar{X}).

Es posible graficar un histograma de los coeficientes de variación que permita identificar outliers, es decir, coeficientes de variación que se alejan considerablemente de la media indicando variaciones de los parámetros fuera de lo normal.

La existencia de estos outliers se pueden deber a:

- Los signos de los coeficientes cambian a través del tiempo: Esto es causado por cambios en el comportamiento del SKU durante los periodos en estudio (varía su política de precios, varía su share, etc.). En estos casos se debe observar la serie de tiempo de su comportamiento tanto en el precio, share y cantidad demandada, con el objeto de comprender estos cambios.
- Algún SKU que está dentro de la regresión (variable independiente) ha variado su comportamiento a través del tiempo: En estos casos se debe ver si al eliminar ese SKU de la regresión los resultados sufren un cambio considerable. Si no es así, entonces se debe eliminar este SKU de la regresión.

En conclusión, se rechazan los coeficientes si éstos se alejan de la media, realizando los tratamientos nombrados anteriormente.

4.4 OPTIMIZACIÓN

En esta sección se explican los modelos construidos, determinando los inputs y outputs de cada uno de ellos.

4.4.1 Definición de Modelos de Optimización

Con el objeto de cumplir con los objetivos planteados se crean 3 modelos, los cuales reflejan el beneficio que se busca maximizar dependiendo del rol de las categorías. El primero maximiza el ingreso de la categoría, el segundo modelo maximiza el Margen y último modelo maximiza las unidades demandadas de la categoría, 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 deben aplicar a cada grupo de sku, formados a partir del árbol de decisión, por separado.

Cabe destacar que estos modelos son construidos en el programa GAMS con la ayuda de la herramienta de optimización de éste. El solver utilizado para la resolución del problema es MINOS 5.5, el cual permite maximizar funciones tanto lineales como no lineales y que posean restricciones de igualdad y desigualdad.⁴

A continuación se definen los 3 modelos en forma matemática:

4.4.1.1 Modelo Maximización de Ingresos

La función objetivo del este modelo es la maximización de los ingresos de la categoría, lo cual responde al enfoque de una categoría cuyo rol es de rutina. (La categoría en estudio es considerada de rutina) En la ecuación 19 es posible observar la función objetivo.

Ecuación 19: Función Objetivo Modelo Optimización de Ingresos

$$\begin{aligned} & \text{Max } f(\vec{p}) \\ f(\vec{p}) &= \sum_{i=1}^N p_i \times q_i \end{aligned}$$

Fuente: Elaboración Propia

Donde p_i es el precio del sku i y q_i es la cantidad demandada del sku i , cantidad que es función de los precios de la categoría y cuya estructura dependerá del modelo de obtención de parámetros a ocupar, es decir, puede tomar dos formas:

$$a) \quad q_i = \left(\exp(\alpha_i) \times p_i^{\beta_i} \times \prod_{l=1}^L \exp(D_l \times \beta_{il}) \right)$$

Si se utiliza el modelo de regresión con elasticidades propias, ó

$$b) \quad q_i = \left(\exp(\alpha_i) \times \prod_{j=1}^J p_j^{\beta_{ij}} \times \prod_{l=1}^L \exp(D_l \times \beta_{il}) \right)$$

Si se utiliza el modelo de regresión con elasticidades cruzadas.

Donde, β_{ij} son las elasticidades o parámetros obtenidos mediante las regresiones y D_l son las variables dumies referentes a semanas especiales.

⁴ Los códigos de los modelos se puede ver en el anexo n°8.

4.4.1.2 Modelo Maximización del Margen

La función objetivo del este modelo es la maximización del margen de la categoría, lo cual responde al enfoque de una categoría cuyo rol es de conveniencia. En la ecuación 20 es posible observar la función objetivo.

Ecuación 20: Función Objetivo Modelo Optimización del Margen

$$\begin{aligned} & \text{Max } f(\vec{p}) \\ f(\vec{p}) &= \sum_{i=1}^N (p_i - c_i) \times q_i \end{aligned}$$

Fuente: Elaboración Propia

Donde c_i son los costos del sku i , y el q_i también depende del modelo regresivo como se vió anteriormente.

4.4.1.3 Modelo Maximización de Unidades

La función objetivo del este modelo es la maximización de las unidades demandadas de la categoría, lo cual responde al enfoque de una categoría cuyo rol es de destino. En la ecuación 21 es posible observar la función objetivo.

Ecuación 21: Función Objetivo Modelo Optimización de Unidades

$$\begin{aligned} & \text{Max } f(\vec{p}) \\ f(\vec{p}) &= \sum_{i=1}^N q_i \end{aligned}$$

Fuente: Elaboración Propia

4.4.1.4 Restricciones de los Modelos

Cada modelo se encuentra sometido a 3 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, una buena cota podría venir dada por el precio de la competencia. La segunda restricción indica que el precio debe ser mayor a cierto porcentaje del costo promedio del SKU. La última restricción indica que las cantidades demandadas deben ser mayores o iguales a cero. Las restricciones que debe satisfacer el modelo se muestran en la figura n°2.

Figura N°2: Restricciones modelo optimización.

$$\begin{aligned} & s. a. \\ & p_i \leq Cte1 \times \ddot{p}_i \\ & -p_i \leq Cte2 \times c_i \\ & -q_i \leq 0 \end{aligned}$$

Fuente: Elaboración Propia

Donde \ddot{p}_i son los precios promedio de los sku en la última semana del periodo de evaluación.

4.4.1.5 Inputs de los Modelos

Como se puede deducir los inputs de los modelos son los siguientes:

- Vector con los α_i : Constantes de cada regresión, la dimensiones del vector es de nx1, donde n es el número de SKU del grupo producto estudiado.
- Matriz con los β_{ij} : La dimensión de la matriz es de nxm, donde m es la suma de la cantidad de SKU y la cantidad de variables dummies del modelo.
- Vector del precio promedio a nivel de SKU: precios promedios de cada SKU de la última semana del periodo de evaluación. La dimensión del vector es de nx1.
- Vector de los costos promedios a nivel de SKU: Costo promedio de la última semana para cada SKU. La dimensión del vector es de nx1.
- Vector de precios otros grupos de la categoría: Precios promedio de los otros grupos de la categoría que se definirán con un árbol de decisión. La dimensión es de (# de grupos en la categoría – 1)x1.
- Vector con parámetros de dummies según la semana: Parámetros binarios que indican el tipo de semana en la que se realizará pricing. La dimensión del vector es de (# de variables dummies)x1

4.5 INTERPRETACIÓN Y/O EVALUACIÓN

En esta etapa se deben analizar los resultados obtenidos al aplicar la metodología planteada.

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.

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

Del primer modelo es posible esperar que los precios se bajen hasta que, si bien se venda un alto volumen, el precio no permita mejorar el ingreso, llegando así al óptimo.

El segundo modelo, al maximizar el margen, debiera aumentar los precios y el tercer modelo debiera disminuir los precios aun más que en el primer modelo, sacrificando el margen.

Entre el modelo de maximización de ingresos y el modelo de maximización de margen se espera que el origen un mayor ingreso sea el primero y el que origine mayor margen sea el segundo.

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

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.

5 APLICACIÓN EMPÍRICA

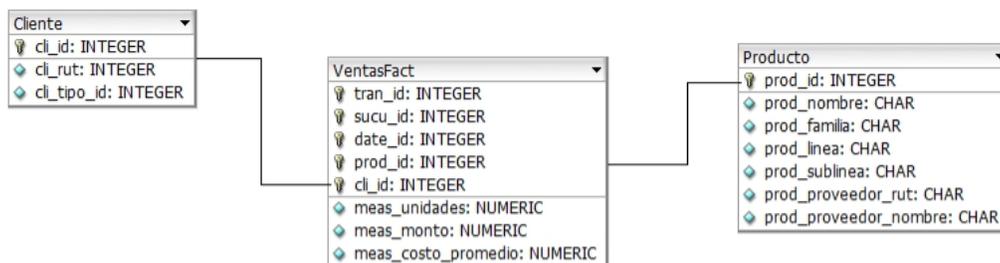
En este capítulo se busca probar empíricamente, por medio de datos transaccionales, la metodología propuesta anteriormente. Para ello se utilizan una base de datos de un supermercado mayorista.

5.1 DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Se disponen de datos transaccionales desde 01/01/2007 hasta el 30/06/2008 de un Supermercado mayorista, correspondientes a 78 semanas. Las tablas de la base de datos que serán utilizadas serán VentasFact, donde se encuentran los datos, es decir precio de venta, costo del SKU, cliente, sucursal, etc., la tabla Productos, donde se encuentran los ID de los productos, sus características y a la categoría a la que pertenecen, y finalmente la tabla Cliente, donde se encuentran los clientes y su caracterización en tipos de clientes.

La figura n°3 muestra el modelo de datos utilizando, observándose como estas tablas se relacionan.

Figura N°3: Modelo Relacional de Datos



Fuente: Elaboración Propia

En la siguiente tabla se muestra un resumen de datos disponibles, considerando solo el año 2007 y a los clientes tipo socios.

Tabla N°4: Datos disponibles

Resumen de Datos	
N° de sucursales	37
N° de sublineas	486
N° de Productos	7566
N° de Transacciones	4758738

Fuente: Elaboración Propia

5.2 SELECCIÓN DE DATOS

5.2.1 Selección de Datos Generales

De los datos disponibles, se utilizarán 14 meses para el análisis y calibración de modelos, dejando los últimos 4 meses para la validación de los mismos.

Esto permite tener una cantidad de semanas suficientes para poder analizar el comportamiento de los clientes y permite, en caso que sea necesario, eliminar semanas que tengan problemas con los datos.

5.2.2 Selección de Cadena

La disponibilidad de datos y el requerimiento de la empresa hicieron que la elección de la cadena sea un supermercado mayorista.

5.2.3 Selección de Sucursal

La empresa de retail estudiada posee 37 sucursales, debido a la transversalidad que se le quiere dar a los modelos es que se ocuparán las variables agregadas considerando las 26 sucursales de mayor relevancia, sin embargo la agregación se hará por grupos de salas, los cuales se obtendrán al realizar una segmentación de las sucursales en función de las variables relevantes de la categoría. A modo de analogía, los modelos se calibrarán para varios centros de distribución (grupo-salas). No obstante, se pretende incluir de algún modo una diferenciación por sala a la hora de obtener el vector de precios óptimos.

5.2.4 Selección de Clientes

También es importante considerar que este supermercado vende productos tanto a clientes socios, institucionales, no socios, etc. Dado que se dispone de mayor información para los clientes socios, es que se trabajará con los datos de ellos, los cuales pueden ser identificados por el `cli_tipo_id = 1`.

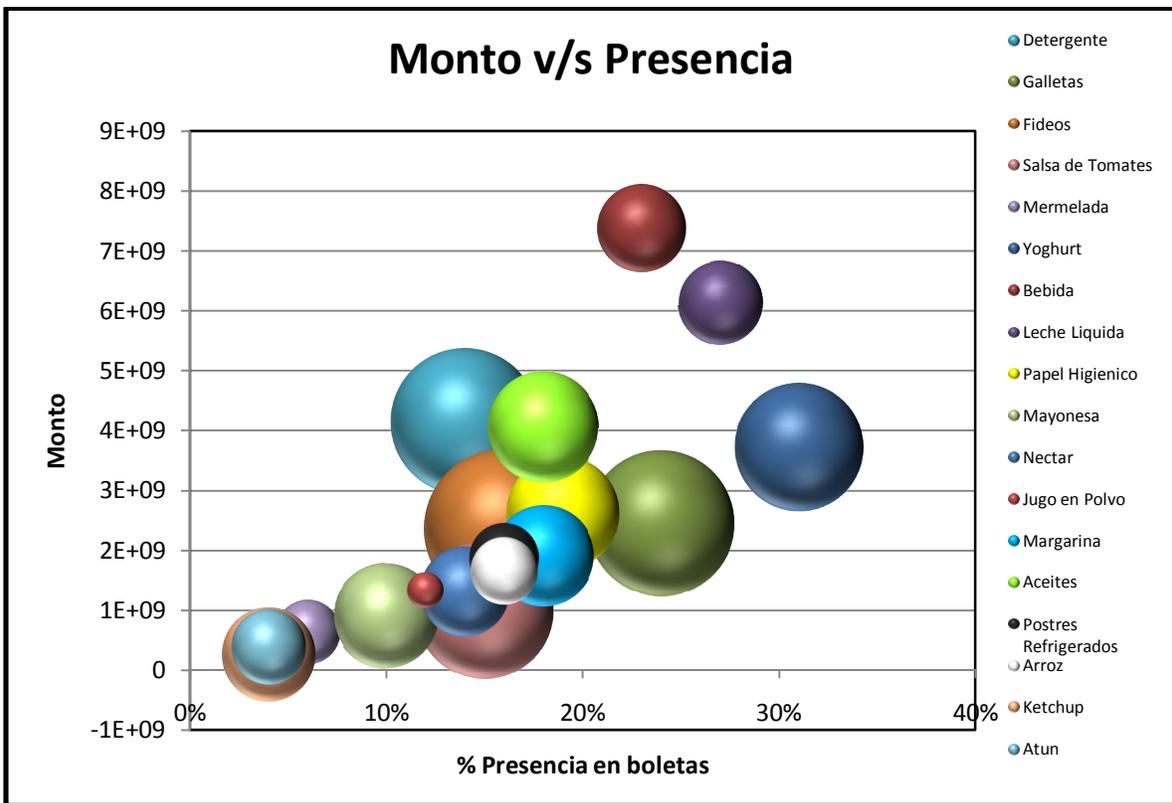
5.2.5 Selección de Categoría

Se utilizarán las categorías nivel 3, ya que a este nivel es posible suponer que las categorías son independientes entre sí, es decir, la demanda de una no se ve afectada por efectos de la otra, como cambios de precios, promociones, etc. Y dentro de ellas los productos son sustitutos, esto es, dentro de la categoría la demanda de un SKU se ve influenciada por variaciones en otro.

En el gráfico n°3 se observan las categorías según su presencia en boleta y porcentaje del monto total que representan en la tienda, además del surtido de precios que ofrecen, definido por el tamaño de la burbuja.

Las categorías que mejor cumplen con los criterios impuestos en la metodología son yogurt, leches y bebidas, sin embargo estas categorías ya fueron tratadas en estudio anteriores por los que se decidió escoger una categoría que les siguiese y donde fuera factible realizar pruebas en sala con los precios.

Gráfico N°3: Análisis categorías: Monto V/s % Presencia en Boletas



*El tamaño de la burbuja corresponde al coeficiente de variación en los precios, lo que se puede interpretar como una medida de la amplitud del surtido ofrecido

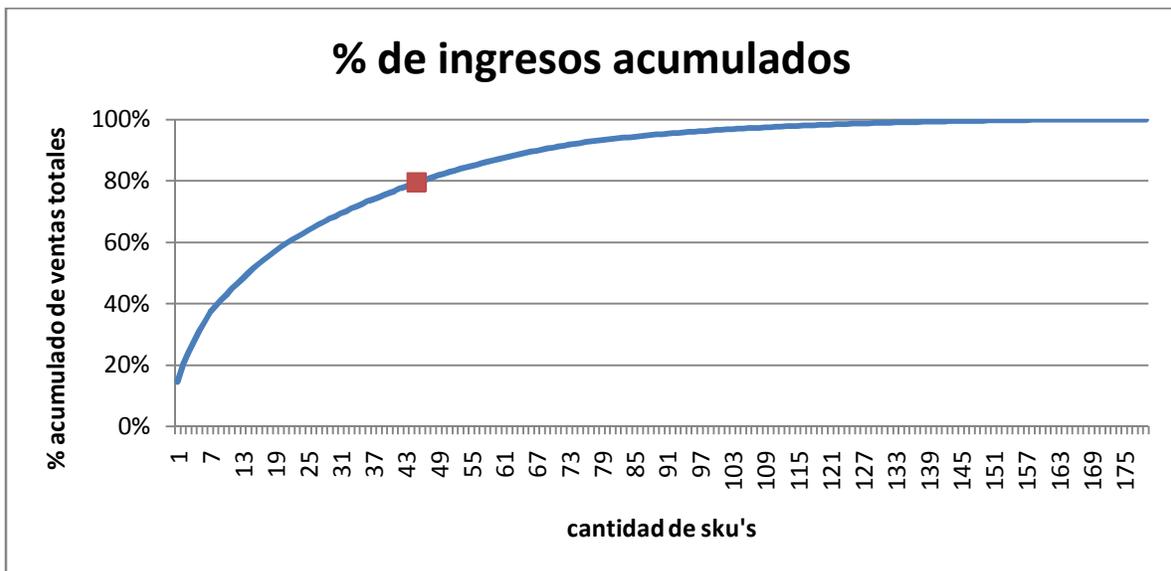
Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, se escoge Fideos ya que es una de las categorías con alta presencia, lo que permite poseer gran información de la reacción de los clientes a los precios ya que en más del 15% de las boletas se encuentra esta categoría, por otro lado presenta un nivel de ventas medio y un alto surtido de precios a ofrecer.

5.2.6 Selección de Productos

Se puede observar del gráfico, que alrededor de 46 SKU representan el 80% de la venta, sin embargo, de esos 46 solo 36 se encuentran presentes en la mayoría de las salas de la cadena, por lo cual serán esos 36 SKU los que se utilizarán para el estudio, los cuales representan cerca de 70% de los ingresos totales.

Gráfico N°4: Análisis SKU Relevantes



Fuente: Elaboración Propia

A continuación se muestra el resumen de los SKU seleccionados.

Tabla N°5: Productos a Estudiar, datos a nivel cadena

sku	Nombre	% monto tot	transacciones
2415	FIDEOS LUCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	14,53%	157357
1655	FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÂ° 5 25X400GR	5,73%	68573
2409	FIDEOS LUCHETTI N56 ESPIRALES 400G	3,74%	56477
2417	FIDEOS LUCHETTI N77 TALLARIN 400G	3,68%	47766
2373	FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N5 SPAGHETTI 400G	3,43%	64530
2394	FIDEOS LUCHETTI N88 CORBATAS 400G	3,19%	48530
1702	FIDEOS CAROZZI SURTIDO ALMACENERO 3X4KLS	2,77%	19133
2387	FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	2,14%	48516
1687	FIDEOS CAROZZI TALLARIN 87 25X400GR	1,91%	24905
2412	FIDEOS LUCHETTI N33 QUIFAROS 400G	1,83%	28337
1691	FIDEOS CAROZZI ESPIRAL 30X400GR	1,78%	26591
2414	FIDEOS LUCHETTI N51 CABELLITOS 400G	1,78%	28243
2410	FIDEOS LUCHETTI N47 CANUTO RALLADO 400G	1,78%	27804
1707	FIDEOS CAROZZI CORBATA 25X400GRS	1,67%	25032
2398	PASTINA LUCHETTI N81 MARIPOSA 250G	1,67%	36078
2416	FIDEOS LUCHETTI N78 TALLARIN 400G	1,48%	20825
2368	FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N77 TALLARI 400G	1,36%	29741
2369	FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N56 ESPIRAL 400G	1,31%	32522
2418	FIDEOS LUCHETTI N1 CABELLO LARGO 400G	1,30%	19681
2386	FIDEOS ROMANO N77 TALLARIN 400G	1,22%	30094
2367	FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N88 CORBATA 400G	1,17%	30236
2384	FIDEOS ROMANO N56 ESPIRAL 400G	1,00%	27599
2324	PASTINA LUCHETTI CARACOLITO # 35 48X250G	0,99%	21837
1689	FIDEOS CAROZZI FETUCCINE 88 25X400GR	0,95%	13058
1694	FIDEOS CAROZZI RIGATONI 30X400G	0,91%	14208
2372	FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N33 QUIFARO 400G	0,88%	22295
2323	PASTINA LUCHETTI DEDALITOS #31 48X250G	0,85%	18404
2383	FIDEOS ROMANO N33 QUIFARO 400G	0,82%	22635
2370	FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N51 CABELLI 400G	0,81%	21381
2411	FIDEOS LUCHETTI N42 MOSTACHOLI 400G	0,80%	12662
2397	PASTINA LUCHETTI N21 MARIA 250G	0,70%	15524
1697	FIDEOS CAROZZI MOSTACCIOLI 30X400GRS	0,70%	10361
2395	FIDEOS LUCHETTI N83 CORBATITAS 400G	0,70%	10768
2374	LASAGÁ'A LUCHETTI PRECOCIDA 400G	0,68%	13654
2385	FIDEOS ROMANO N51 CABELLITO 400G	0,67%	19828
1693	FIDEOS CAROZZI QUIFARO 30X400GRS	0,65%	10256

Fuente: Elaboración Propia

5.3 PREPROCESAMIENTO DE DATOS

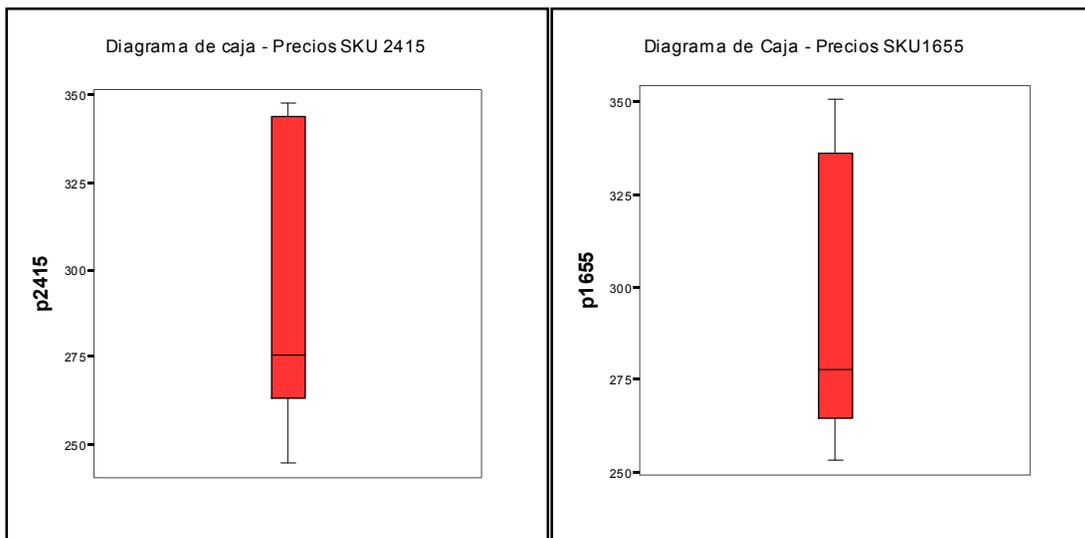
En esta etapa se aplican los pasos descritos en la metodología, a continuación se muestran los principales resultados.

Dado que se trabaja con datos agregados de toda la cadena, para la categoría Fideos no se tienen semanas sin información, por lo que se procedió a revisar la existencia de datos fuera de rango mediante diagramas de cajas e histogramas, los cuales mostraron que no se presentaba este problema en los datos.

A modo de ejemplo se muestra el diagrama para 2 sku.

Gráfico N°5: *Boxplot Precios SKU2415*

Gráfico N°6: *Boxplot Precios SKU1655*



Fuente: Elaboración Propia

Fuente: Elaboración Propia

Se elimina la última semana del periodo de evaluación por no estar completa lo que hacía que la demanda de esa semana fuera muy baja con respecto a las demás semanas.

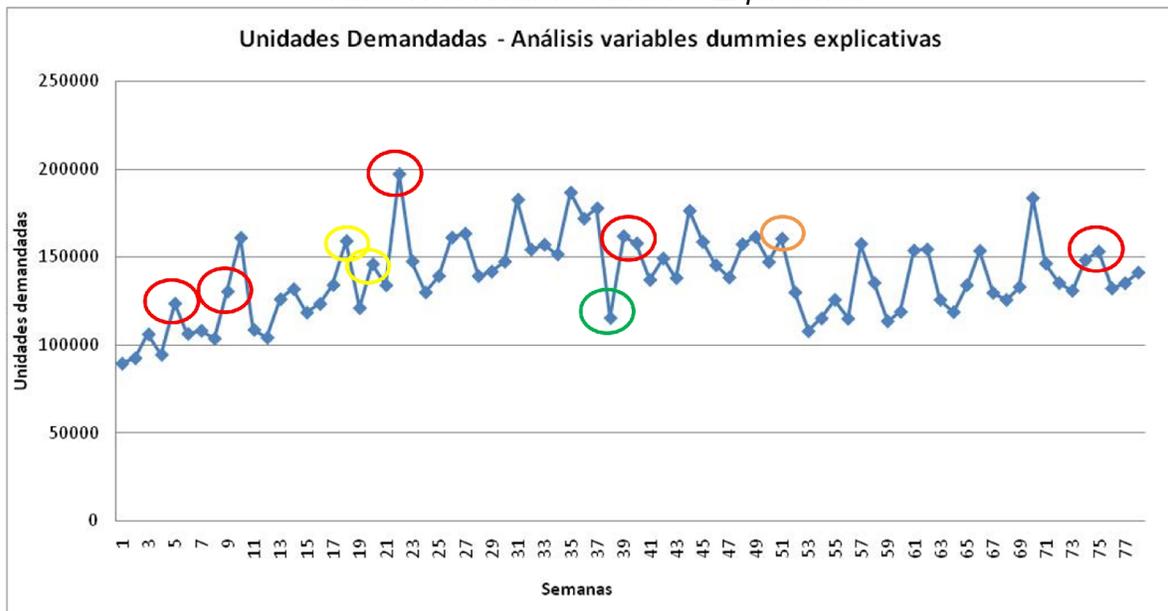
Luego se analizan las series de ventas de los sku y de la categoría en general para crear variables dummies explicativas, que rescataran tendencias, estacionalidades, peaks, etc.

Del análisis se estableció que las variables a crear son para identificar:

- Fines de Mes
- Quincenas
- Feriados
- Vísperas de Feriados
- Sándwich
- Vacaciones (invierno y verano)
- Feriados importantes (Semana Santa, Navidad, Año Nuevo)

A modo de ejemplo, se grafica la serie de la demanda semanal a nivel cadena, identificando alguna de las variables antes mencionadas, de lo cual se puede apreciar que podrían rescatar peaks de la demanda.

Gráfico N°7: Análisis Variables Explicativas



- | | |
|--|--|
| — Fin de Mes | — Fiestas Patrias |
| — Feriados | — Navidad |

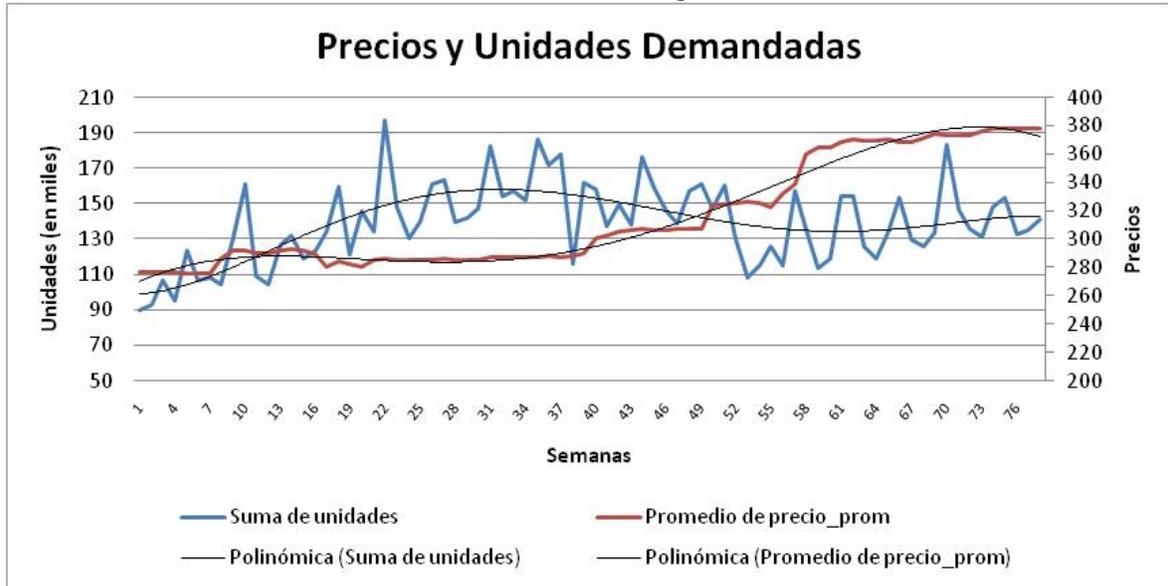
Fuente: Elaboración Propia

Por lo tanto estos días serían representados con una variable dummy cada uno, tomando el valor 1 si en la semana se identifica algún día de los presentados anteriormente y 0 si no.

5.4 ANÁLISIS DE LA CATEGORÍA FIDEOS

Una vez procesados los datos y creado las variables explicativas, se procede a describir el comportamiento de la categoría en el tiempo.

Gráfico N°8: Análisis Categoría Fideos



Fuente: Elaboración Propia

Del gráfico se puede observar, mediante las líneas de tendencia, que en tramos de la serie se refleja la sensibilidad de la demanda frente al precio, ya que existe una relación inversa, es decir, cuando el precio baja, la demanda sube y cuando el precio aumenta la demanda tiende a disminuir.

A continuación se pueden observar estadísticos descriptivos para los precios de los sku en estudio, de donde se puede apreciar que muchos presentan promedios similares y solo uno con un precio notoriamente más alto, el sku 1702 que corresponde a un surtido de fideos. Además la mayor variación de precios en el tiempo al mirar las desviaciones estándar es de \$75, sin considerar el sku antes mencionado. Por otro lado se tiene que el precio promedio de los SKU en estudio es de \$315,2, con una desviación estándar promedio de \$38, lo cual entrega un coeficiente de variación de los precios a nivel cadena de un 12%.

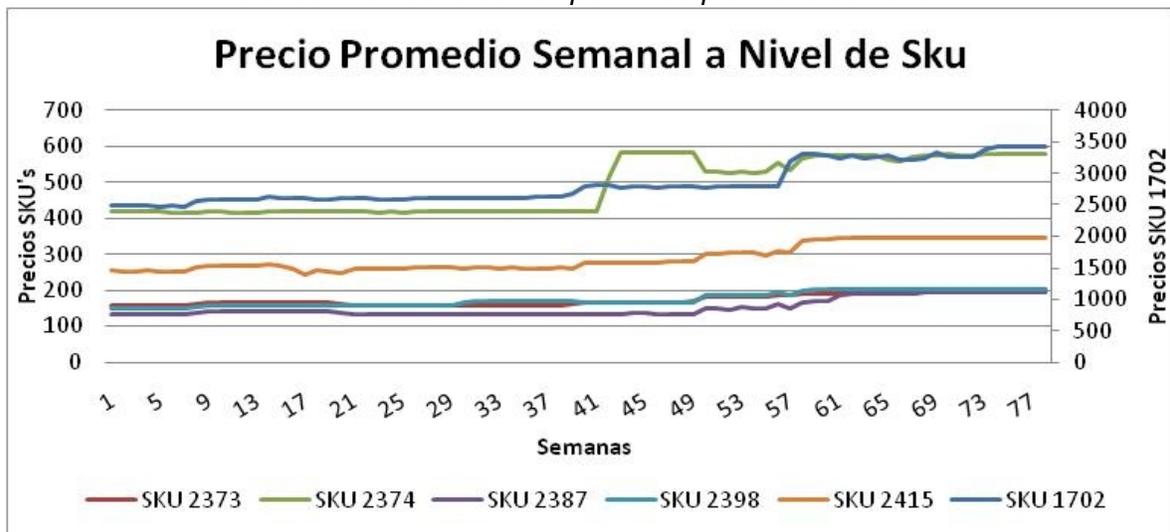
Tabla N°6: Estadísticos Descriptivos Precios SKU

SKU	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.	Coef Var	SKU	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.	Coef Var
p1655	253,2	350,7	293,1	36,5	0,12	p2383	132,2	196,2	152,4	24,9	0,16
p1687	251,5	351,1	293,2	35,5	0,12	p2384	132,1	194,6	152,2	24,6	0,16
p1689	252,6	350,9	292,7	35,8	0,12	p2385	131,9	194,7	151,6	24,2	0,16
p1691	252,6	350,4	292,6	36	0,12	p2386	131,2	196,8	151,7	24,5	0,16
p1693	252,4	351	292,4	35,9	0,12	p2387	132,3	194,9	152,1	24,3	0,16
p1694	252,5	352,4	292,5	35,7	0,12	p2394	244,8	347,7	291,6	36,8	0,13
p1697	249,5	351,4	292,6	36,1	0,12	p2395	249,1	348,6	292	36,8	0,13
p1702	2458,7	3417,7	2829,6	319,3	0,11	p2397	149,9	201,4	174,3	18,6	0,11
p1707	252,6	349,9	292,7	35,9	0,12	p2398	150,1	200,8	174,3	18,5	0,11
p2323	150,1	201,9	174,4	18,6	0,11	p2409	245,5	347,5	291,5	36,9	0,13
p2324	149,9	201,5	174,5	18,6	0,11	p2410	247	348,1	291,8	36,8	0,13
p2367	158,5	202	174,5	16,2	0,09	p2411	247,6	348,3	291,4	36,5	0,13
p2368	158,5	202,7	174,6	16,3	0,09	p2412	245,1	346,8	291,2	36,5	0,13
p2369	158,6	202,3	174,5	16,2	0,09	p2414	244	347,7	291,3	36,5	0,13
p2370	158,2	201,7	174,4	16,2	0,09	p2415	244,5	347,7	291,7	36,9	0,13
p2372	157,8	202,5	174,5	16,3	0,09	p2416	247,6	348,4	291,8	36,8	0,13
p2373	158,5	202,8	174,5	16,3	0,09	p2417	246,1	348,8	291,9	36,9	0,13
p2374	415,9	584,2	489,8	75,8	0,15	p2418	245,6	347	291,3	36,7	0,13

Fuente: Elaboración Propia

Mediante el siguiente gráfico, que muestra los precios semanales de 6 sku, a modo de ejemplo, se puede ver que los precios están correlacionados, es decir, las políticas de pricing efectuadas por el supermercado es igual dentro de toda la categoría, subiendo todos los precios de todos los SKU de manera muy similar. El SKU 1702 se grafica en un eje secundario por tener un precio mayor y quedar fuera de la escala.

Gráfico N°9: Serie de tiempo Precio promedio semanal



Fuente: Elaboración Propia

En la tabla n°7 se pueden ver los estadísticos descriptivos de las cantidades demandadas semanales a nivel de SKU. Los SKU que poseen mayores ventas son el SKU 2415, 2373 y 1655, con un promedio semanal de 22.106, 9.899 y 9.534 unidades respectivamente en toda la cadena. Los que poseen menores ventas son el SKU 2395, 2374 y 1702 con solo una cantidad demandada promedio semanal de 1.072, 655 y 547 unidades respectivamente.

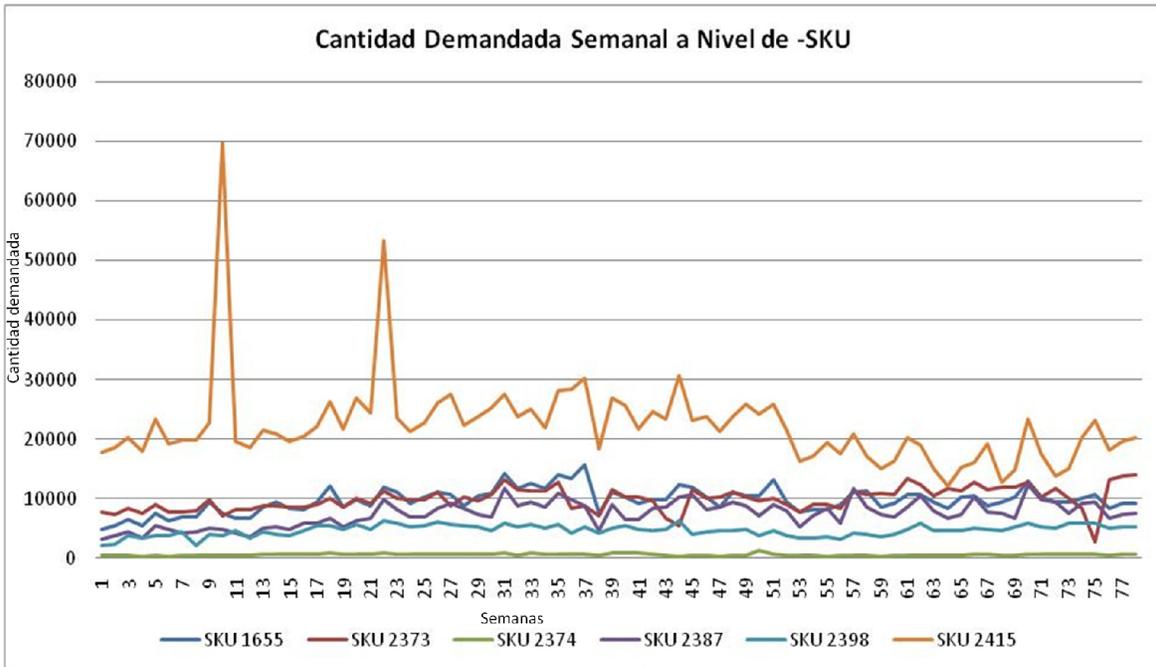
Tabla N°7: Estadísticos Descriptivos Demanda Semanal por SKU

SKU	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.	Coef Var	SKU	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.	Coef Var
q1655	4770	15590	9639	2060	0,21	q2383	1075	4860	2824	981	0,35
q1687	1400	5760	3311	831	0,25	q2384	1220	5945	3406	1101	0,32
q1689	670	2620	1631	452	0,28	q2385	1080	3580	2265	619	0,27
q1691	1450	4351	3054	617	0,20	q2386	1505	7910	4307	1557	0,36
q1693	470	2405	1118	336	0,30	q2387	3235	12440	7541	2115	0,28
q1694	695	3215	1544	427	0,28	q2394	1745	7747	5322	915	0,17
q1697	545	2455	1149	305	0,27	q2395	640	1850	1083	285	0,26
q1702	46	1393	552	272	0,49	q2397	1182	2778	1910	390	0,20
q1707	1070	4174	2841	634	0,22	q2398	2064	6414	4709	967	0,21
q2323	1134	3930	2443	578	0,24	q2409	4621	8395	6077	918	0,15
q2324	1188	4278	2837	673	0,24	q2410	1960	4240	2829	516	0,18
q2367	2300	5105	3473	666	0,19	q2411	375	2115	1308	366	0,28
q2368	2385	6490	3926	873	0,22	q2412	1880	4440	2898	512	0,18
q2369	2649	5275	3819	655	0,17	q2414	245	4335	2875	571	0,20
q2370	1455	3310	2318	406	0,18	q2415	12220	69725	22342	7681	0,34
q2372	530	4085	2621	591	0,23	q2416	1250	4505	2327	707	0,30
q2373	2805	14120	10001	1975	0,20	q2417	2730	9055	5923	1233	0,21
q2374	315	1435	661	200	0,30	q2418	665	3695	2101	422	0,20

Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente gráfico es posible observar la serie de tiempo de la cantidad demandada semanal de 6 SKU. Acá también se ve que los SKU 2415, 2373 y 1655 superan las ventas de los demás. Estos corresponden a Spaghetti N°5, de tres marcas distintas, y lo anterior permite intuir que los precios de estos SKU's influyan sobre las demandas de los demás.

Gráfico N°10: Serie de tiempo cantidad demandada semanal



Fuente: Elaboración Propia

5.5 RESULTADOS

5.5.1 Segmentación de Sucursales

Si bien la idea de ahorrar tiempo en la obtención de los precios en un principio se enfocó en modelos agregados a nivel cadena, se propone escalarlos a nivel grupos de salas, esto porque no todas las sucursales están enfocadas a los mismos clientes, por lo que las estrategias de precios deben ser distintas en cada caso.

Debido a esto es que se realiza una segmentación no jerárquica de las principales sucursales de la cadena en estudio. La técnica utilizada es k-medias, la cual requiere establecer a priori el número de segmentos a formar. Para tener una idea de que numero utilizar, se realiza previamente una segmentación jerárquica, la cual mediante un dendograma permite intuir el número de clúster a utilizar.

Las variables de segmentación son escogidas de modo que no influya el tamaño de cada sucursal, de este modo las variables escogidas fueron las siguientes:

- Precio promedio Ponderado de los SKU en cada sucursal. (Pre_Prom_Pond)
- Presencia en ticket de la categoría en cada sucursal. (Pres_Ticket)
- Porcentaje que representa la categoría fideos del total de la sucursal. (Fideos_Total)
- Porcentaje de variación al corregir precio promedio por precio promedio ponderado de los SKU en cada sucursal. (Porc_b_p_p)

Sin embargo, antes de realizar la segmentación se deben normalizar las variables y analizar las correlaciones entre las variables para no ocupar aquellas que se encuentran altamente correlacionadas para discriminar entre segmentos. La tabla de correlaciones que se muestra a continuación, muestra que existe alta correlación entre las variables Pre_Prom_Pond y Porc_b_p_p con una correlación negativa de -0,97, por otro lado las variables Pres_Ticket y Fideos_Total también presenta alta correlación positiva (0,61).

Tabla N°8: Correlación entre variables

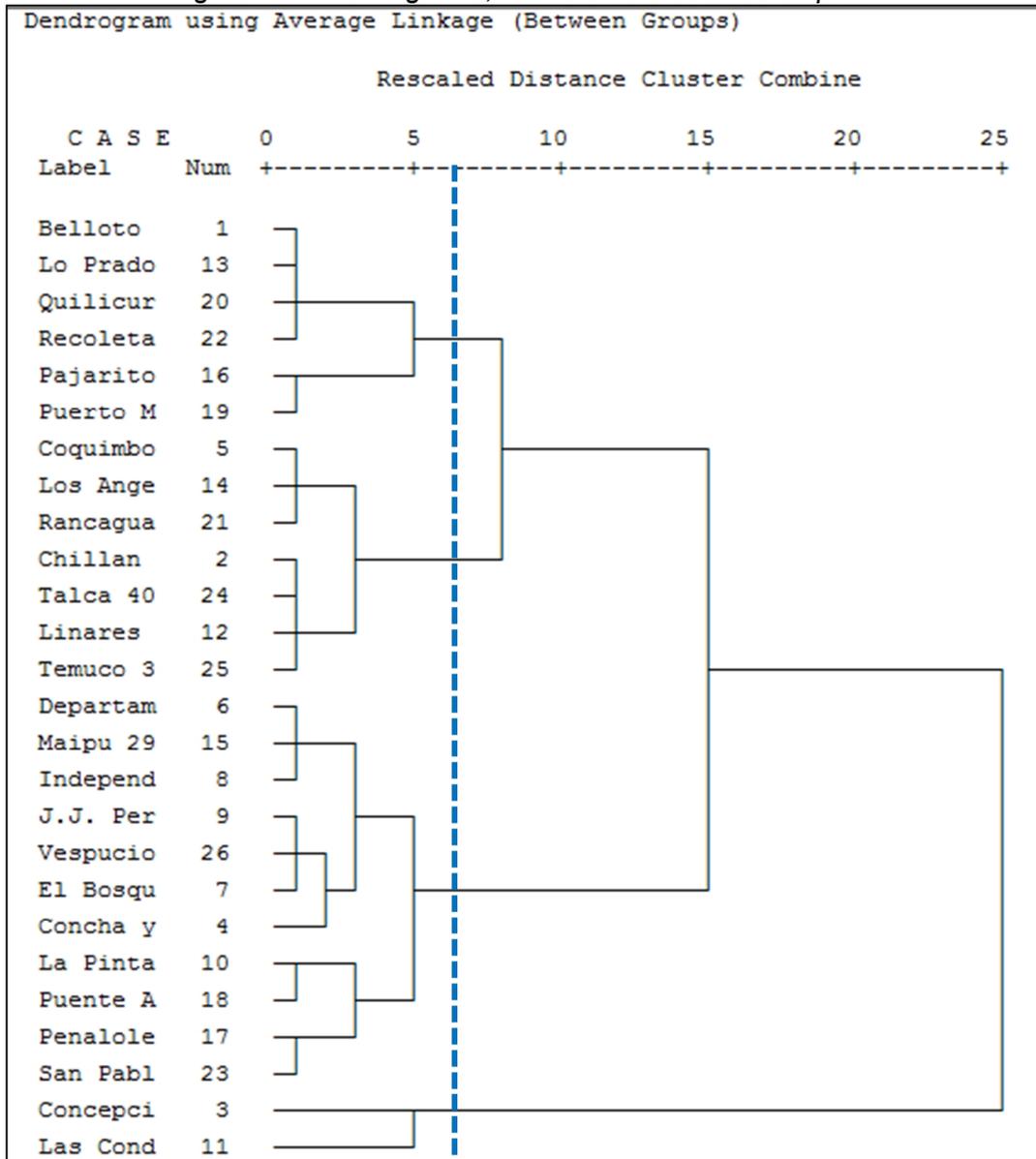
Correlaciones	porc_b_p_p	z_pres_ticket	z_fideos_total	pre_prom_pond
porc_b_p_p	1	0,138	0,042	-0,966
z_pres_ticket	0,138	1	0,608	-0,198
z_fideos_total	0,042	0,608	1	-0,017
pre_prom_pond	-0,966	-0,198	-0,017	1

Fuente: Elaboración Propia

Debido a lo señalado previamente, es que se escogen solo dos variables para la segmentación de las sucursales, las cuales son Pres_Ticket y Porc_b_p_p.

Con las variables seleccionadas, se analiza el dendograma obtenido a partir de una segmentación jerárquica, el cual indica que el número de clúster potencial es de 4.

Figura N°4: Dendograma, Análisis de Clúster Jerárquico



Fuente: Elaboración Propia

Con este número de clúster se procede a segmentar las sucursales mediante el análisis k-medias, el cual arrojó los siguientes resultados:

Tabla N°9: Número de sucursales en cada clúster

Conglomerado	Casos
1	6
2	8
3	3
4	9

Fuente: Elaboración Propia

De la tabla anterior se puede observar que el número de sucursales en cada segmento es relativamente homogéneo en relación a otros k-medias que se utilizaron con 3 y 5 segmentos, ya que estos casos dejaban un clúster con sólo una sucursal.

Por otro lado se puede analizar cuál de las dos variables de segmentación discrimina más, esto con la ayuda de la siguiente tabla:

Tabla N°10: ANOVA

ANOVA	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
porc_b_p_p	0,339	3	0,024	22	14,198	2,2945E-05
z_pres_ticket	0,777	3	0,013	22	57,929	1,3212E-10

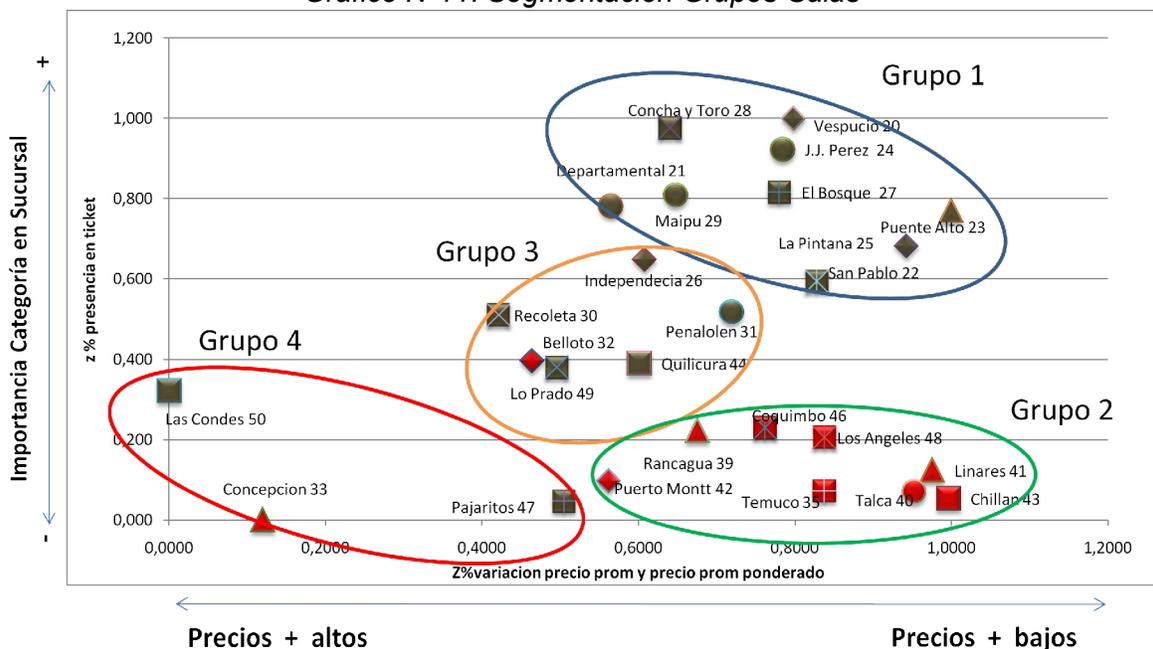
Fuente: Elaboración Propia

La variable que más discrimina es Pres_Ticket, ya que el estadístico F es mayor en la tabla ANOVA presentada anteriormente.

En resumen se obtuvieron 4 grupos de salas, los cuales quedaron agrupados según las variables de segmentación y como era de esperar según otras variables no incluidas en el análisis, esto ya que en el grupo 1(azul) quedaron mayoritariamente sucursales de la zona sur de Santiago, en el grupo 3(naranja) se agruparon mayoritariamente sucursales de la zona norte de Santiago, el grupo 2(verde) quedó compuesto mayoritariamente de sucursales regionales. Por otro lado se aprecia, como era de esperar, que la sucursal Las Condes queda muy cercana al eje vertical, debido a que esta sucursal en particular presenta una política de precios más alta que las demás y además se venden más los productos más caros.

Lo anterior y la división de los grupos de salas se puede apreciar en el siguiente gráfico, donde es importante señalar que el color de las sucursales graficadas indica su localización, así los puntos rojos son sucursales regionales, mientras que los puntos verdes pertenecen a la región metropolitana.

Gráfico N°11: Segmentación Grupos-Salas



Fuente: Elaboración Propia

Esta segmentación permite ahorrar tiempo en la estimación de estrategias de precios y ocupación de horas hombre. Los modelos planteados en estudios anteriores se enfocaban en solo una sala de venta, por lo cual la replicación implicaría multiplicar la cantidad de horas trabajadas por cada sucursal, con esta segmentación se puede abordar el problema desde otra perspectiva y multiplicar las horas hombres solo por el número de grupos que se obtienen de la segmentación.

El trabajo de aquí en adelante se centrará en el grupo 1 (azul), pudiendo replicarse toda la metodología a los demás grupos.

5.5.2 División Grupo-SKU

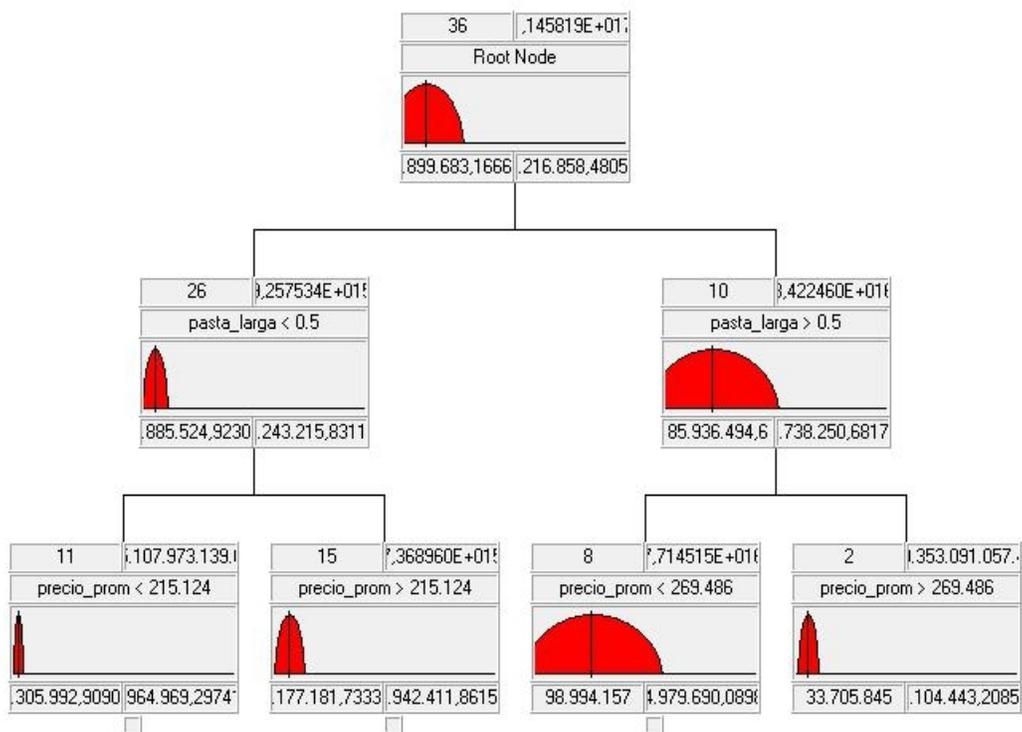
Con la segmentación de salas presentada previamente, se continúa con la metodología, la cual señala que para evitar que los modelos de regresiones que se deben calibrar, tengan demasiadas variables independientes (lo cual provoca un error de ajuste, al ajustarse a un promedio), se deben dividir los SKU en estudio en distintos mercados. Para ello se construye un árbol de decisión, que intente predecir las ventas de los SKU y a la vez entregue información relevante sobre que variables predominan a la hora de estimar dichas ventas.

Las variables escogidas son los atributos de los SKU en estudio, los cuales están determinados por:

- Marca: Luchetti, Carozzi, Napoli y Romano.
- Tipo Pasta: Pastas Largas, Pastas Cortas, Pastina y Surtido.
- Formato: 250 grs., 400 grs. y 4000 grs.
- Precio Promedio

Como resultado del árbol de decisión⁵, se determinó que la principal variable de estimación es la de Tipo de Pasta, seguida por el Precio Promedio de los SKU.

Figura N°5: Árbol de Decisión por Atributos⁶



Fuente: Elaboración Propia

De esta forma los SKU quedan divididos en 4 grupos, los cuales se definen a continuación:

⁵ El árbol de decisión fue construido con el software Date Engine.

⁶ El árbol posee muchas más ramas hacia abajo, sin embargo fue podado para una mejor visualización.

Tabla N°11: Fideos Pastas Largas

Fideos Pastas Largas	SKU
FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÂ° 5 25X400GR	1655
FIDEOS CAROZZI TALLARIN 87 25X400GR	1687
FIDEOS CAROZZI FETUCCINE 88 25X400GR	1689
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N77 TALLARI 400G	2368
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N5 SPAGHETI 400G	2373
FIDEOS ROMANO N77 TALLARIN 400G	2386
FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	2387
FIDEOS LUCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	2415
FIDEOS LUCHETTI N78 TALLARIN 400G	2416
FIDEOS LUCHETTI N77 TALLARIN 400G	2417

Fuente: Elaboración Propia

Tabla N°12: Fideos Pastas Cortas

Fideos Pastas Cortas	SKU
FIDEOS CAROZZI ESPIRAL 30X400GR	1691
FIDEOS CAROZZI QUIFARO 30X400GRS	1693
FIDEOS CAROZZI RIGATONI 30X400G	1694
FIDEOS CAROZZI MOSTACCIOLI 30X400GRS	1697
FIDEOS CAROZZI CORBATA 25X400GRS	1707
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N88 CORBATA 400G	2367
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N56 ESPIRAL 400G	2369
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N33 QUIFARO 400G	2372
LASAGÃ‘A LUCHETTI PRECOCIDA 400G	2374
FIDEOS ROMANO N33 QUIFARO 400G	2383
FIDEOS ROMANO N56 ESPIRAL 400G	2384
FIDEOS LUCHETTI N88 CORBATAS 400G	2394
FIDEOS LUCHETTI N83 CORBATITAS 400G	2395
FIDEOS LUCHETTI N56 ESPIRALES 400G	2409
FIDEOS LUCHETTI N47 CANUTO RALLADO 400G	2410
FIDEOS LUCHETTI N42 MOSTACHOLI 400G	2411
FIDEOS LUCHETTI N33 QUIFAROS 400G	2412

Fuente: Elaboración Propia

Tabla N°13: Fideos Pastinas

Fideos Pastinas	SKU
PASTINA LUCHETTI DEDALITOS #31 48X250G	2323
PASTINA LUCHETTI CARACOLITO # 35 48X250G	2324
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N51 CABELLI 400G	2370
FIDEOS ROMANO N51 CABELLITO 400G	2385
PASTINA LUCHETTI N21 MARIA 250G	2397
PASTINA LUCHETTI N81 MARIPOSA 250G	2398
FIDEOS LUCHETTI N51 CABELLITOS 400G	2414
FIDEOS LUCHETTI N1 CABELLO LARGO 400G	2418

Fuente: Elaboración Propia

Tabla N°14: Fideos Surtido

Fideos Surtido	SKU
FIDEOS CAROZZI SURTIDO ALMACENERO 3X4KLS	1702

Fuente: Elaboración Propia

Efectuada la división de la categoría Fideos, se debe proceder con la obtención de los parámetros, para ello se analizará, solo el grupo-pasta Fideos pastas largas, dado que la metodología es replicable a los demás grupos.

5.5.3 Bases Analíticas y Filtros en los Datos

Antes de proceder a obtener los parámetros mediante los modelos propuestos, se deben crear las bases analíticas para dicho proceso. Estas bases deberán formarse por cada grupo de salas y cada grupo pasta.

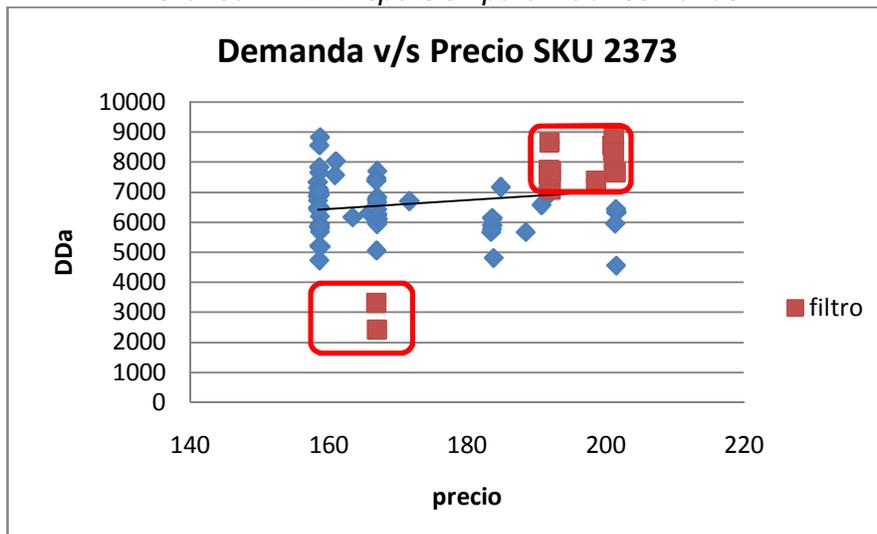
En ellas se deben considerar las semanas a estudiar, las cantidades demandadas, los precios y costos de cada SKU, además de los logaritmos de las variables nombradas para poder introducir las a los modelos.

Una vez que se crean las bases, se propone filtrar ciertas semanas en los datos de cada SKU que pudieran afectar negativamente en la calibración de los modelos y por ende en la obtención de parámetros coherentes. Es por ello que se propone revisar gráficos de dispersión para cada SKU, para mostrar la distribución de puntos formado por cada cantidad demandada y su precio.

En el gráfico n°12 se muestra lo anterior, con el cual se puede observar la correlación entre ambas variables de cada SKU, la cual se espera que sea negativa, al subir los precios debiera bajar la cantidad demandada. Si no es así, se propone filtrar semanas que pudieran distorsionar esta correlación. Para ellos una propuesta es eliminar las semanas del SKU que correspondan al 10% de las

semanas con mayor demanda y que estén asociadas al 10% de los precios más altos. Por otro lado se pueden filtrar las semanas de los SKU que correspondan al 10% de las semanas con menor demanda y que estén asociadas al 10% de los precios más bajos, esto debido a que posiblemente durante esas semanas existieron quiebres de stock en la demanda.

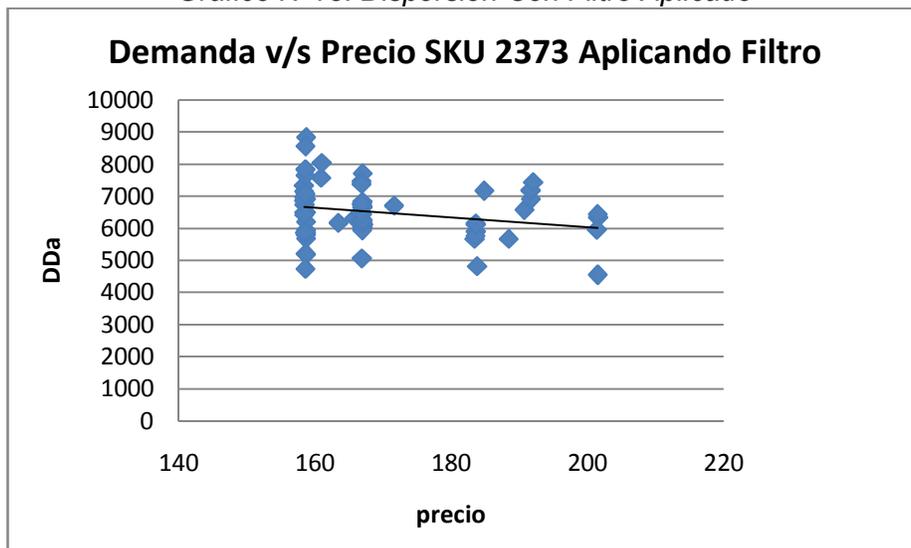
Gráfico N°12: *Dispersión para filtrar semanas*



Fuente: *Elaboración Propia*

Del gráfico anterior se puede observar que la correlación sería positiva, lo cual llevaría a obtener una elasticidad propia del SKU 2373 positiva, lo cual es inconsistente en miras de los modelos regresivos y la optimización de precios. Es por ellos que se aplica el filtro nombrado logrando mejorar la inconsistencia y obteniendo mejores datos para la calibración.

Gráfico N°13: *Dispersión Con Filtro Aplicado*



Fuente: *Elaboración Propia*

5.5.4 Estimación de la Función de Demanda

Como se mencionó anteriormente, se trabaja con datos a nivel agregado grupo-sala 1 y con los SKU pertenecientes al grupo-pasta Pastas Largas, añadiendo como variables explicativas al modelo, los precios promedio de los grupos pastas cortas, pastinas y surtido, con el afán de mejorar el ajuste del modelo y observar efectos de sustitución y complementariedad entre los grupo pastas.

Con el objeto de obtener los parámetros a nivel de SKU se aplican los modelos definidos en la metodología.

1. El primer modelo consiste en efectuar regresiones utilizando como variables independientes sólo el precio propio de cada SKU además de las dummies semanales explicativas.
2. El segundo modelo consiste en correr regresiones preliminares para obtener variables relevantes y luego realizar un análisis factorial sobre aquellas variables, de tal modo de efectuar regresiones utilizando como variables independientes las dimensiones factoriales, lo anterior para evitar problemas de multicolinealidad debido a la alta correlación entre los SKU⁷. Finalmente se debe calcular las elasticidades mediante una forma inversa a la que se obtuvieron las dimensiones factoriales mediante los coeficientes factoriales.

A partir del primer modelo se obtienen sólo elasticidades propias, mientras que con el segundo, se obtiene elasticidades cruzadas con todas aquellas variables precio que resultaron ser significativas.

Como resultado de ambas formas de llevar a cabo las regresiones, se tiene que la primera forma no entrega información sobre efectos de sustitución y complementariedad entre los SKU, efectos que si logra rescatar el segundo modelo.

⁷ En los anexos n° 1 y n°2 es posible observar las altas correlaciones entre los precios de los SKU, en el anexo n°3 el análisis de los residuos y en el n°4 el análisis de los resultados de las regresiones.

Tabla N°15: Coeficientes Regresión, Modelo Elasticidades Propias

Producto	R ²	MAPE	SKU	alpha	Variables Precios									Variables Dummies								
					lnp1655	lnp1687	lnp1689	lnp2368	lnp2373	lnp2386	lnp2387	lnp2415	lnp2416	lnp2417	Fin_Mes	Feriado	F_Patrias	Navidad	ln_Vaca	Vaca		
FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÂ° 5 25X400GR	0,46	10,1%	lnp1655	10,6	-0,468												0,1307	-0,271	0,4331	-0,211		
FIDEOS CAROZZI TALLARIN 87 25X400GR	0,50	17,2%	lnp1687	11,4		-0,858											0,2865			0,1881	-0,281	
FIDEOS CAROZZI FETUCCINE 88 25X400GR	0,54	20,2%	lnp1689	11,2			-0,887										0,148				-0,379	
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N77 TALLARI 400G	0,42	21,0%	lnp2368	10,4				-0,509									0,1438				-0,194	
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N5 SPAGHETTI 400G	0,30	15,0%	lnp2373	13,0					-0,825								0,097				-0,326	
FIDEOS ROMANO N77 TALLARIN 400G	0,42	23,0%	lnp2386	10,9						-0,776							0,2436				-0,332	
FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	0,30	18,0%	lnp2387	11,5							-0,742						0,102				-0,148	
FIDEOS LUCCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	0,70	25,0%	lnp2415	16,4								-1,226					0,0925	0,0707	-0,208	0,2026	0,1038	-0,11
FIDEOS LUCCHETTI N78 TALLARIN 400G	0,67	23,4%	lnp2416	14,2									-1,257				0,1599				0,2054	-0,499
FIDEOS LUCCHETTI N77 TALLARIN 400G	0,25	11,3%	lnp2417	13,0										-0,855				-0,522			0,265	-0,177

Fuente: Elaboración Propia

De la tabla anterior se puede apreciar que las elasticidades propias son consistentes ya que todas son negativas, lo cual implica que al subir el precio de los SKU se espera que la demanda caiga. En cuanto a las variable dummies, se puede observar que las significativas fueron las que representan a las semanas con de fin de mes, feriados, fiestas patrias, navidad y vacaciones, siendo fin de mes y vacaciones las que explican variaciones en la demanda en casi todos los SKU.

A continuación se realizaron las regresiones con el segundo modelo, el cual considera una regresión preliminar, sin análisis factorial, la cual como se explicó previamente entrega coeficientes errados en magnitud y signo debido a la alta correlación entre la variables explicativas lo cual es reforzado por el indicador FIV, indicador que para la mayoría de los coeficientes es mucho mayor al valor de referencia. Por otro lado, en la regresión preliminar algunos de los coeficientes que representan las elasticidades propias son eliminados por no ser significativos lo cual dificultaría la posterior optimización.

Tabla N°16: Coeficientes Regresión Preliminar

Producto	R2	SKU	alpha	Variables Precios											Variables Dummies									
				lnp1655	lnp1687	lnp1689	lnp2368	lnp2373	lnp2386	lnp2387	lnp2415	lnp2416	lnp2417	lnppc	lnpastina	lnps	Quincena	Fin_Mes	Sandwich	Sem_Sta	F_Patrias	Navidad	Año_N	ln_Vaca
FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÂ° 5 25X400GR	0,62	lnp1655	10,7		-7,28							-16,80	18,26		5,72			0,07	0,20	-0,46	0,38	-0,18		-0,19
FIDEOS CAROZZI TALLARIN 87 25X400GR	0,70	lnp1687	6,1		-5,76							3,65	-7,29	8,08	1,30			0,16	0,25	-0,26	-0,57	0,29		-0,26
FIDEOS CAROZZI FETUCCINE 88 25X400GR	0,68	lnp1689	-6,5		-13,14	10,33	4,28					-23,55	23,62	-7,46	3,20	3,89				0,36				0,37
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N77 TALLARI 400G	0,41	lnp2368	12,4		-33,36	34,65	-2,02											0,11						-0,21
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N5 SPAGHETTI 400G	0,48	lnp2373	13,4		-17,28	5,21	15,37	-4,52										0,09			-0,36			
FIDEOS ROMANO N77 TALLARIN 400G	0,58	lnp2386	-6,5		-15,81		4,58	-2,62				-30,25	34,89		8,41	2,77			0,30		-0,47			-0,34
FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	0,30	lnp2387	7,7		-3,03			-1,36							4,57						-4,32			-0,19
FIDEOS LUCCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	0,76	lnp2415	18,4		-4,69							-16,79	17,64		2,42			0,07	0,19	-0,17	-0,33	0,31		-0,10
FIDEOS LUCCHETTI N78 TALLARIN 400G	0,78	lnp2416	12,1					-1,88							-7,47	8,70			0,33		-0,32			-0,41
FIDEOS LUCCHETTI N77 TALLARIN 400G	0,29	lnp2417	12,9												3,08	-4,32							0,31	-0,19

Fuente: Elaboración Propia

Mención aparte merecen las elasticidades cruzadas con respecto a los otros grupos de pastas, donde se puede apreciar que la mayoría de los sku presenta efectos de complementariedad con los otros tipos de pastas, lo cual implicaría que los clientes compran distintos tipos de pastas. Esto no se aleja mucho de la realidad.

Cabe destacar que existen relaciones de sustitución y complementariedad dentro del grupo de SKU analizado, debido a que los clientes del supermercado utilizado para la aplicación empírica son mayoristas, por lo cual suelen llevar SKU de distinto tipo para abastecer sus propios negocios.

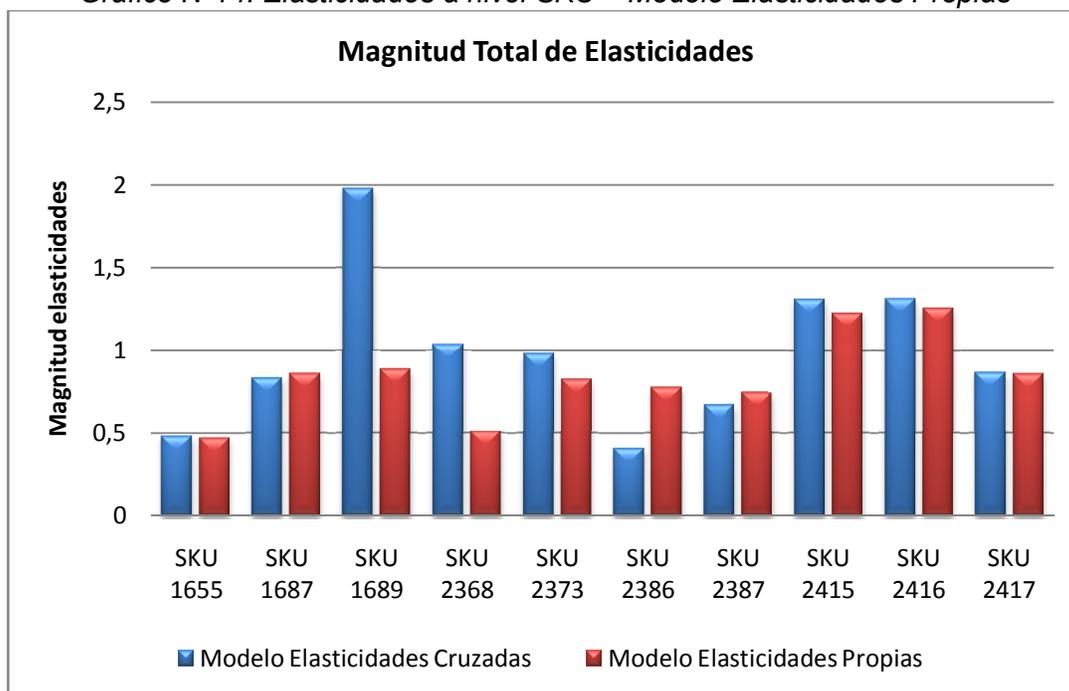
A modo de ejemplo se pueden nombrar los siguientes ejemplos que son consistentes con la realidad y la intuición:

- Fideos Napoli Spaghetti N°5 es sustituto de Carozzi Spaghetti N°5
- Fideos Luchetti Spaghetti N°5 es complementario de Luchetti Tallarin N°78

Continuando con el análisis, se crea un indicador que representa la elasticidad que cada SKU posee con su propio precio para el primer modelo y un indicador que representa la elasticidad con todos los precios para el segundo modelo.

Este se calcula sumando todas las elasticidades que influyen en la cantidad demandada de cada SKU para el caso del segundo modelo, para el primero solo se utiliza la elasticidad propia. El gráfico n°14 muestran este indicador.

Gráfico N°14: Elasticidades a nivel SKU – Modelo Elasticidades Propias



Fuente: Elaboración Propia

Se puede ver que si bien existen elasticidades que en magnitud son comparables, existen otras que son muy diferentes, lo cual puede explicar que muchas veces el precio no dependerá solamente de variaciones en el precio propio sino más bien en las variaciones de los precios de los productos sustitutos y complementarios. A modo de ejemplo se puede observar que el SKU 1689 depende fuertemente de las variaciones en los precios de los SKU 2373 y del Surtido.

Además se pueden definir (observando los cambios en la magnitud) tres grupos de productos, los de baja elasticidad, los de media y los de alta. Además dichos grupos no difieren en demasía entre modelos.

Para el primer modelo se tiene que los SKU con baja elasticidad son el SKU 1655 y 2368, mientras que los SKU 2387, 1687, 2368 y 1655 poseen elasticidad media y el resto posee alta elasticidad.

Para el segundo modelo se tiene que los SKU con baja elasticidad son el SKU 1655 y 2386, mientras que los SKU 2387, 1687, 2368 y 2417 poseen elasticidad media y el resto posee alta elasticidad.

Es importante tener en cuenta esta información al observar los resultados de los modelos de optimización.

Principales Resultados

- Dentro del grupo pastas largas de la categoría fideos existen mayores relaciones de complementariedad que de sustitución. Existen efectos de sustitución con los otros grupos de patas, todo lo anterior refleja el comportamiento de los clientes mayoristas dentro de la cadena e supermercado.
- Se puede ver que existen relaciones de complementariedad en fideos de distinto tipo dentro de las mismas marcas, lo que es una oportunidad de negocio para los proveedores o para el mismo retail, ya que pueden realizar acciones comerciales como por ejemplo packs de productos con el fin de incrementar las ventas.
- Existen 3 grupos de productos, uno de baja elasticidad, unos de media y otros de alta elasticidad, lo cual es relevante tener en cuenta cuando se realice la optimización.

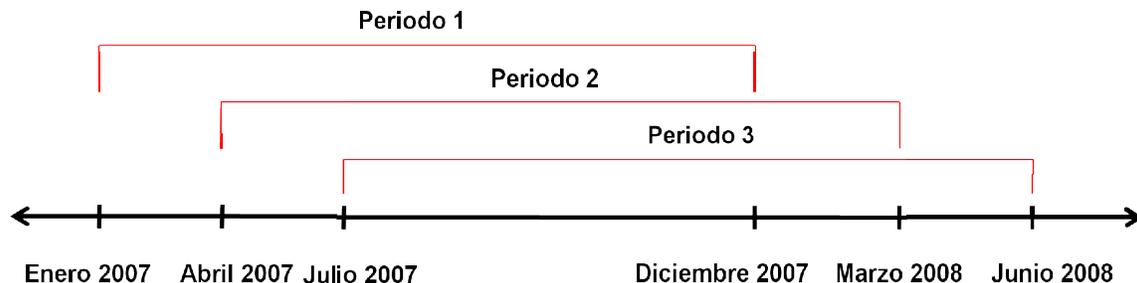
5.5.5 Validación de Elasticidades

Como se explicó en la metodología, a priori no se conoce si los parámetros obtenidos representan realmente el mercado, por lo cual, se debe hacer un análisis de estos durante el tiempo.

La idea es comprobar la hipótesis que las elasticidades entre los SKU permanecen constantes durante el tiempo. De ser así, es posible creer que los coeficientes obtenidos pueden ser aceptables. Si no se cumple la hipótesis, entonces no es posible afirmar que los coeficientes representan realmente el mercado y cada vez que se quiera aplicar el modelo se deberán obtener nuevos coeficientes aplicando las regresiones a nivel de SKU.

Para este análisis se necesitan diferentes periodos de tiempo conformados por la misma cantidad de días. Los periodos de tiempos que se utilizan para este análisis son periodos de 1 año desfasados por 3 meses. Por ejemplo, si el año que se utilizó para las regresiones es desde Enero del 2007 a junio del 2008, entonces los 3 periodos para la validación serán Enero a Diciembre del 2007, Abril del 2007 a Marzo del 2008 y Julio 2007 a Junio 2008. En la figura n°6 es posible visualizar los periodos.

Figura N°6: Periodos Utilizados para Validación de Elasticidades



Fuente: Elaboración Propia

Se agrega un periodo más en el estudio, “Todos”, que contempla el periodo utilizado para obtener las elasticidades que servirán de inputs para el modelo de optimización (conjunto training), este periodo va desde Enero de 2007 a Febrero del 2008, lo que permite visualizar de mejor manera la variación de las elasticidades. El periodo restante es utilizado en la validación de pronóstico de los modelos (conjunto test).

Una vez definidos los periodos se obtienen las regresiones y con ello las elasticidades para cada uno de los 10 SKU. Además se obtiene el coeficiente de variación de los parámetros para cada SKU. Lo anterior se realiza sólo para el

segundo modelo debido a que hay más parámetros involucrados. En la tabla n°16 es posible ver los resultados mencionados anteriormente.

Tabla N°18: Coeficientes Resultado Análisis de Elasticidades

sku 1655		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	10,606	12,394	11,821	11,518	0,064
p1655	-0,097	-0,162	-0,139	-0,127	0,207
p1687	-0,089	-0,154	-0,132	-0,119	0,219
p2415	-0,099	-0,165	-0,142	-0,130	0,203
p2416	-0,099	-0,164	-0,142	-0,130	0,203
ppastina	-0,095	-0,159	-0,139	-0,126	0,208

sku 1687		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	11,519	17,772	12,186	10,933	0,241
p1687	-0,169	-0,377	-0,189	-0,144	0,484
p2416	-0,182	-0,392	-0,202	-0,159	0,457
ppcorta	-0,179	-0,387	-0,198	-0,154	0,463
ppastina	-0,166	-0,376	-0,187	-0,144	0,488
psurtido	-0,136	-0,349	-0,159	-0,119	0,559

sku 1689		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	9,555	10,329	8,905	7,801	0,117
p1687	-0,646	-0,650	-0,551	-0,117	0,516
p1689	-0,133	-0,149	-0,112	-0,052	0,379
p2373	-3,262	-3,206	-2,803	-0,521	0,532
p2415	0,129	0,107	0,113	-0,016	0,801
p2416	0,117	0,095	0,103	-0,017	0,826
ppcorta	-0,271	-0,284	-0,230	-0,070	0,460
ppastina	-0,504	-0,511	-0,428	-0,095	0,511
psurtido	2,598	2,522	2,246	0,408	0,532

sku 2368		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	12,396	15,975	9,835	11,250	0,212
p1655	0,711	0,412	0,656	1,105	0,398
p1689	0,721	0,421	0,663	1,118	0,396
p2368	-1,228	-1,253	-0,915	-1,548	0,209
p2373	-1,240	-1,263	-0,925	-1,564	0,209

sku 2373		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	13,240	14,632	12,774	13,799	0,059
p1655	0,638	0,578	0,680	1,579	0,547
p1687	-0,216	-0,280	-0,193	-0,252	0,163
p1689	0,638	0,578	0,679	1,578	0,547
p2373	-2,040	-2,111	-2,058	-4,173	0,405

sku 2386		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	9,363	11,278	13,025	13,805	0,166
p1687	-0,057	-0,007	-0,149	-0,166	0,801
p2373	-0,061	-0,010	-0,149	-0,168	0,767
p2386	-0,061	-0,013	-0,150	-0,168	0,750
p2415	-0,069	-0,117	-0,158	-0,178	0,371
p2416	-0,069	-0,117	-0,158	-0,178	0,371
ppastina	-0,065	-0,113	-0,155	-0,174	0,383
psurtido	-0,023	-0,074	-0,122	-0,127	0,561

sku 2387		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	11,341	10,521	12,391	10,691	0,075
p1687	-0,169	-0,129	-0,218	-0,135	0,251
p2386	-0,169	-0,129	-0,218	-0,135	0,252
p2387	-0,169	-0,129	-0,218	-0,135	0,252
ppastina	-0,165	-0,126	-0,215	-0,130	0,261

sku 2415		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	16,721	17,010	19,342	18,981	0,074
p1687	-0,324	-0,337	-0,442	-0,424	0,157
p2415	-0,330	-0,343	-0,450	-0,433	0,157
p2416	-0,330	-0,343	-0,449	-0,433	0,157
ppastina	-0,324	-0,338	-0,444	-0,426	0,158

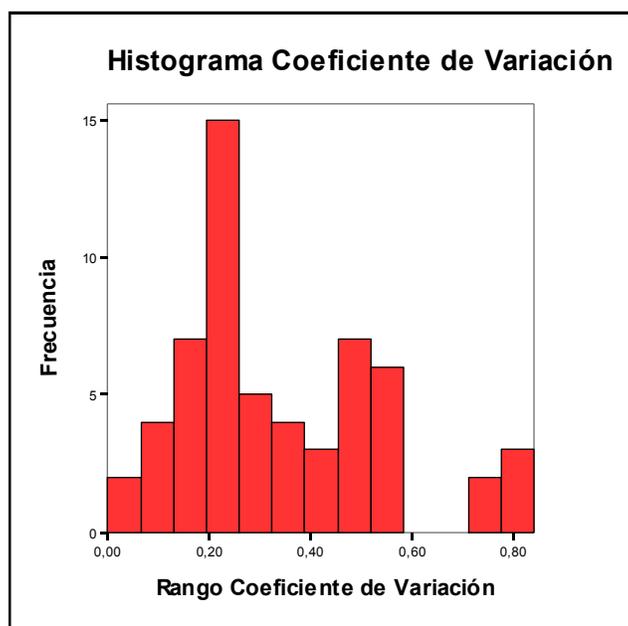
sku 2416		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	14,177	13,892	18,732	17,336	0,149
p2386	-0,327	-0,314	-0,536	-0,470	0,264
p2416	-0,336	-0,322	-0,547	-0,481	0,263
ppcorta	-0,333	-0,320	-0,545	-0,479	0,264
ppastina	-0,318	-0,306	-0,535	-0,467	0,277

sku 2417		Periodo1	Periodo2	Periodo3	Coeficiente de Variación
Todos	Coeficiente	Coeficiente	Coeficiente		
constante	12,901	14,530	13,809	11,897	0,086
p2417	-0,289	-0,389	-0,346	-0,231	0,220
ppcorta	-0,291	-0,391	-0,348	-0,233	0,217
ppastina	-0,282	-0,382	-0,338	-0,223	0,226

Fuente: Elaboración Propia

Las columnas coeficiente de la tabla n°18 representan los coeficientes betas de las regresiones, o lo que es lo mismo las elasticidades, para cada SKU en los periodos respectivos. La última columna representa el coeficiente de variación para cada parámetro.

Gráfico N°15: Histograma de Coeficientes de Variación



Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico n°15 se muestra un histograma de los coeficientes de variación de todos los parámetros obtenidos en las regresiones de los 10 SKU. Se puede observar que éstos se concentran aproximadamente en el valor 0.2, lo cual indica que la desviación de parámetros es aproximadamente un 20% de la media.

Existen algunos parámetros que presentan un comportamiento distinto a lo largo del tiempo lo cual se ve reflejado en cambios de signos de sus parámetros y por ende coeficientes de variación más altos.

Adicionalmente se puede realizar un test de hipótesis sobre diferencia de medias en los coeficientes obtenidos de las regresiones mediante dimensiones factoriales, lo cual da como resultados que la mayoría de ellos son significativamente similares entre periodos bajo un 95% de confianza, asumiendo normalidad.⁸

5.5.6 Aplicación del Modelamiento de Optimización

En este punto se muestran los resultados obtenidos al aplicar los 3 modelos de optimización a los SKU que representan al grupo pastas largas de la categoría fideos, tomando como input los parámetros encontrados con cada uno de los modelos de regresiones planteados anteriormente.

⁸ Los resultados del test de hipótesis pueden verse en el anexo n° 6

Cabe destacar que los límites de los precios se determinan, por juicio de experto, como por ejemplo un porcentaje del costo promedio de cada SKU como límite inferior y el límite superior como un porcentaje razonable y aplicable en sala del precio promedio a nivel de SKU de la última semana del periodo de evaluación. Para este caso se utilizó una banda de precios en torno al precio promedio actual de cada SKU de un 8% adicional para el límite superior y un 8% por debajo del precio actual para el límite inferior.

Los resultados obtenidos se comparan con la última semana normal del periodo en estudio, la cual forma parte del conjunto test, es decir no fue utilizada para los modelos de regresiones, sino que para validarlas y obtener errores de pronósticos.

Tabla N°19: Situación Actual y Situación Luego de Aplicar Modelo Optimización y Elasticidades Propias

SKU	P actual	Q actual	Costos	P ING	% P	Q ING	% Q	P MG	% P2	Q MG	% Q2	P Qt	% P3	Q Qt	% Q3
FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÁ* 5 25X400GR	\$ 346	2690	\$ 301	\$ 374	8%	2471	-8%	\$ 374	8,0%	2471	-8%	\$ 319	-8,0%	2663	-1%
FIDEOS CAROZZI TALLARIN 87 25X400GR	\$ 347	625	\$ 306	\$ 374	8%	559	-11%	\$ 374	8,0%	559	-11%	\$ 319	-8,0%	642	3%
FIDEOS CAROZZI FETUCCINE 88 25X400GR	\$ 347	535	\$ 306	\$ 374	8%	394	-26%	\$ 374	8,0%	394	-26%	\$ 319	-8,0%	454	-15%
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N77 TALLARI 400G	\$ 201	2460	\$ 182	\$ 217	8%	2158	-12%	\$ 217	8,0%	2158	-12%	\$ 185	-8,0%	2342	-5%
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N5 SPAGHETI 400G	\$ 201	7670	\$ 182	\$ 217	8%	5053	-34%	\$ 217	8,0%	5053	-34%	\$ 185	-8,0%	5768	-25%
FIDEOS ROMANO N77 TALLARIN 400G	\$ 192	1245	\$ 170	\$ 207	8%	865	-31%	\$ 207	8,0%	865	-31%	\$ 177	-8,0%	979	-21%
FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	\$ 192	2835	\$ 170	\$ 207	8%	1904	-33%	\$ 207	8,0%	1904	-33%	\$ 177	-8,0%	2144	-24%
FIDEOS LUCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	\$ 346	7195	\$ 310	\$ 318	-8%	10855	51%	\$ 374	8,0%	8918	24%	\$ 318	-8,0%	10855	51%
FIDEOS LUCHETTI N78 TALLARIN 400G	\$ 346	760	\$ 310	\$ 318	-8%	1051	38%	\$ 374	8,0%	859	13%	\$ 318	-8,0%	1051	38%
FIDEOS LUCHETTI N77 TALLARIN 400G	\$ 346	2775	\$ 311	\$ 374	8%	2783	0,3%	\$ 374	8,0%	2783	0%	\$ 318	-8,0%	3191	15%
PPRom/suma Q	\$ 286	28790		\$ 298	4,1%	28092	-2%	\$ 309	8,0%	25963	-10%	\$ 264	-8,0%	30089	5%
Ingresos	\$ 7.869.504			\$ 8.252.500	5%			\$ 8.116.100	3%			\$ 8.057.400	2,4%		
Margen	\$ 974.421			\$ 874.590	-10%			\$ 1.399.100	44%			\$ 227.110	-77%		
Unidades	28790			28092	-2%			25963	-10%			30089	5%		
Precio promedio Ponderado	\$ 273			\$ 294	7%			\$ 313	14%			\$ 268	-2,0%		
# precios Lsuperior 1.15*pact				8				10				0			
# precios Linferior 0.85*pact				2				0				10			

Fuente: Elaboración Propia

Tabla N°20: Situación Actual y Situación Luego de Aplicar Modelo Optimización y Elasticidades Cruzadas

SKU	P actual	Q actual	Costos	P ING	% P	Q ING	% Q	P MG	% P2	Q MG	% Q2	P Qt	% P3	Q Qt	% Q3
FIDEOS CAROZZI SPAGHETTI NÁ* 5 25X400GR	\$ 346	2690	\$ 301	\$ 374	8%	2547	-5%	\$ 374	8,0%	2507	-7%	\$ 374	8,0%	2588	-4%
FIDEOS CAROZZI TALLARIN 87 25X400GR	\$ 347	625	\$ 306	\$ 319	-8%	637	2%	\$ 319	-8,0%	618	-1%	\$ 319	-8,0%	637	2%
FIDEOS CAROZZI FETUCCINE 88 25X400GR	\$ 347	535	\$ 306	\$ 374	8%	509	-5%	\$ 374	8,0%	308	-42%	\$ 374	8,0%	499	-7%
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N77 TALLARI 400G	\$ 201	2460	\$ 182	\$ 185	-8%	2961	20%	\$ 217	8,0%	1993	-19%	\$ 185	-8,0%	2961	20%
FIDEOS NAPOLI CANDIALLI N5 SPAGHETI 400G	\$ 201	7670	\$ 182	\$ 185	-8%	7349	-4%	\$ 217	8,0%	5298	-31%	\$ 185	-8,0%	7349	-4%
FIDEOS ROMANO N77 TALLARIN 400G	\$ 192	1245	\$ 170	\$ 207	8%	1145	-8%	\$ 207	8,0%	1121	-10%	\$ 177	-8,0%	1169	-6%
FIDEOS ROMANO N5 SPAGHETTI 400G	\$ 192	2835	\$ 170	\$ 207	8%	2127	-25%	\$ 207	8,0%	2127	-25%	\$ 177	-8,0%	2246	-21%
FIDEOS LUCHETTI N5 SPAGHETTI 400G	\$ 346	7195	\$ 310	\$ 374	8%	10174	41%	\$ 374	8,0%	9650	34%	\$ 318	-8,0%	10727	49%
FIDEOS LUCHETTI N78 TALLARIN 400G	\$ 346	760	\$ 310	\$ 318	-8%	939	24%	\$ 374	8,0%	890	17%	\$ 318	-8,0%	990	30%
FIDEOS LUCHETTI N77 TALLARIN 400G	\$ 346	2775	\$ 311	\$ 374	8%	2912	4,9%	\$ 374	8,0%	2912	5%	\$ 318	-8,0%	3050	10%
PPRom/suma Q	286	28790		\$ 292	1,9%	31300	9%	\$ 304	6,1%	27425	-5%	\$ 275	-4,1%	32214	12%
Ingresos	\$ 7.869.504			\$ 9.123.298	16%			\$ 8.535.500	8%			\$ 8.565.500	8,8%		
Margen	\$ 974.421			\$ 1.219.800	25%			\$ 1.428.000	47%			\$ 404.000	-59%		
Unidades	28790			31300	9%			27425	-5%			32214	12%		
Precio promedio Ponderado	\$ 273			\$ 291	7%			\$ 311	14%			\$ 266	-2,6%		
# precios Lsuperior 1.08*pact				6				9				2			
# precios Linferior 0.92*pact				4				1				8			

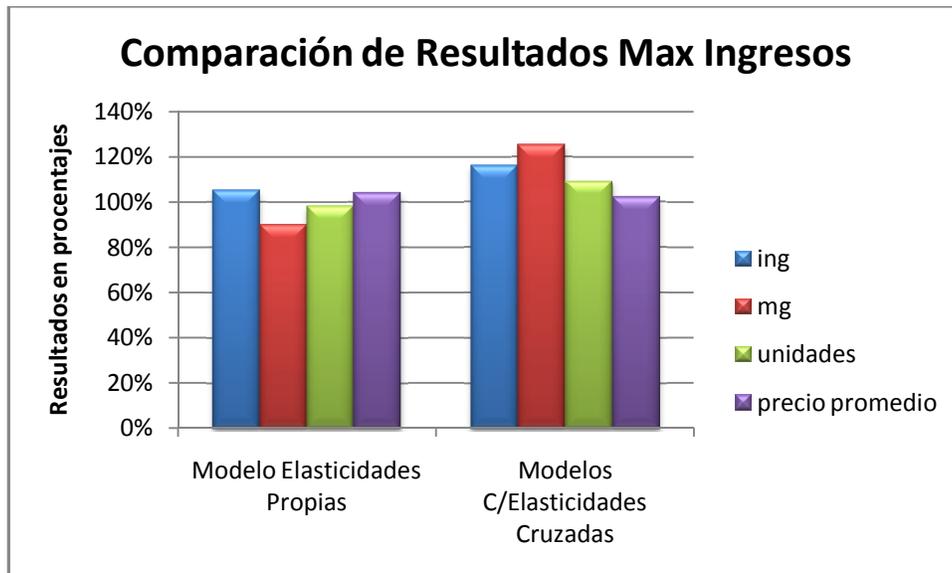
Fuente: Elaboración Propia

En las tablas anteriores es posible observar lo que ocurre con la variable precio, ingresos, margen y cantidad demandada de la categoría, de donde se puede rescatar, que tal como se esperaba, el modelo que maximiza ingresos es el que entrega mayores ingresos, el que maximiza margen entrega mayor margen y el que maximiza unidades retorna mayor cantidad, sacrificando margen.

Un aspecto interesante es que en el primer modelo, al maximizar los ingresos, los SKU a los cuales el modelo disminuye los precios son aquellos que presentan elasticidades propias menores a -1 y sube los precios a los SKU con elasticidades propias mayores a -1. Esto es coherente ya que si se piensa maximizar ingresos se disminuye el precio a aquellos SKU en los que se causara mayor impacto en la demanda.

Lo anterior ocurre en ambos modelos, sin embargo bajo el modelo de elasticidades cruzadas se obtiene mejores resultados lo cual es atribuible a que se captan los efectos en la demanda de los SKU causados por los otros SKU de la categoría. Dichas diferencias en los resultados se pueden apreciar en el siguiente gráfico, donde en el eje vertical, el 100% representa la situación actual con la que se comparan los resultados. Es fácil darse cuenta que los resultados son mejores al maximizar ingresos con el modelo de elasticidades cruzadas.

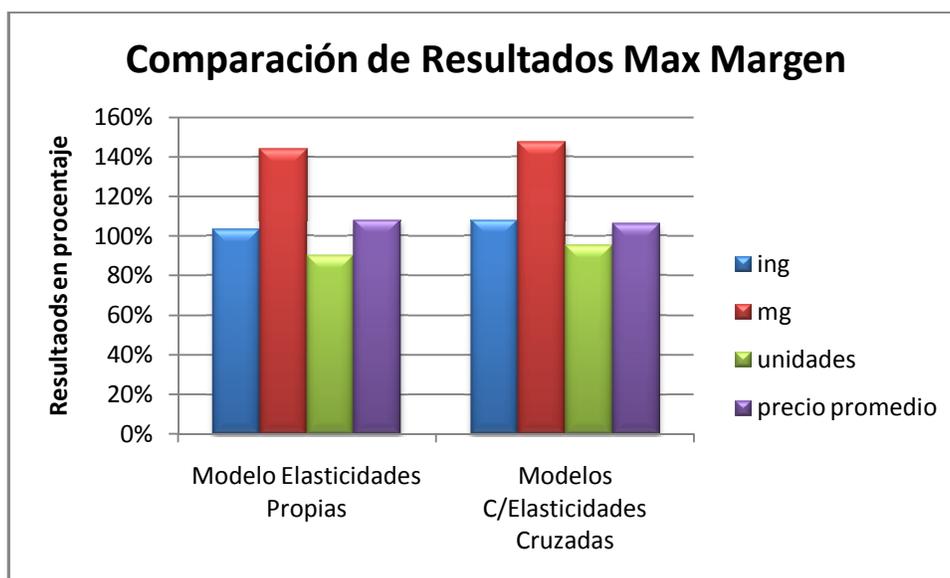
Gráfico N°16: Comparación de Resultados Maximización de Ingresos



Fuente: Elaboración Propia

Por otro lado, se tiene que cuando se maximiza el margen los modelos entregan resultados bastante similares, ya que para aumentar el margen de la categoría los modelos suben los precios a todos o casi todos los SKU, los resultados se pueden ver en el gráfico n°17

Gráfico N°17: Comparación de Resultados Maximización de Margen



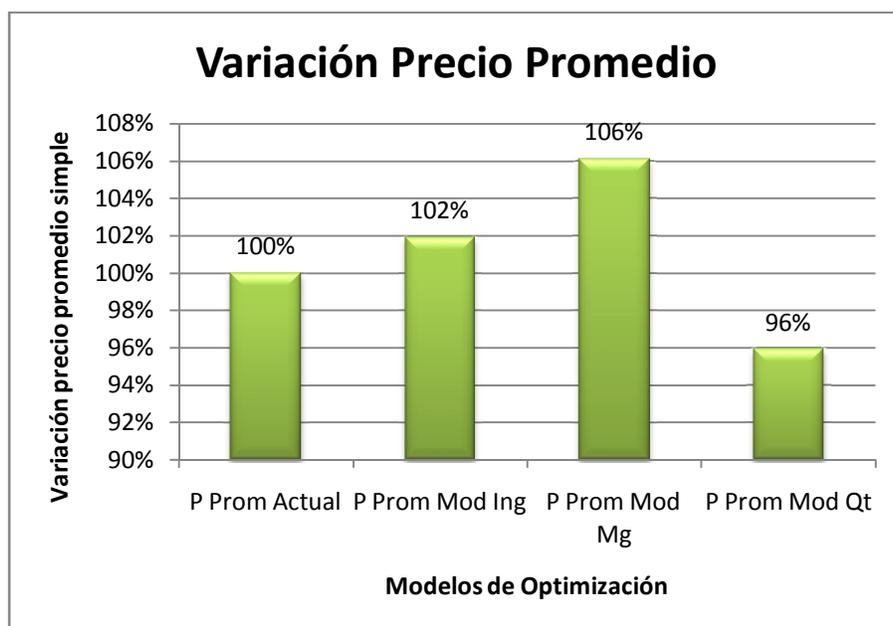
Fuente: Elaboración Propia

Dado lo anterior es que se recomienda utilizar el modelo de elasticidades cruzadas para obtener precios óptimos que entreguen mejores resultados.

Para lo siguiente, se analizarán los resultados obtenidos con el modelo de elasticidades cruzadas, poniendo énfasis en la maximización de ingresos debido a que es la función objetivo asociada al rol de la categoría en estudio, rutina.

En el gráfico n°18 se muestran las variaciones de los precios promedios simples de cada modelo de optimización en comparación a la situación actual. Se puede ver que el modelo de maximización de ingresos aumenta el precio promedio en sólo un 2%, el modelo de maximización del margen, por su parte, lo aumenta en un 6% y el modelo de maximización de unidades tiende a disminuirlo en un 4%. Estos efectos suceden debido a la cercanía o lejanía del punto óptimo para cada modelo.

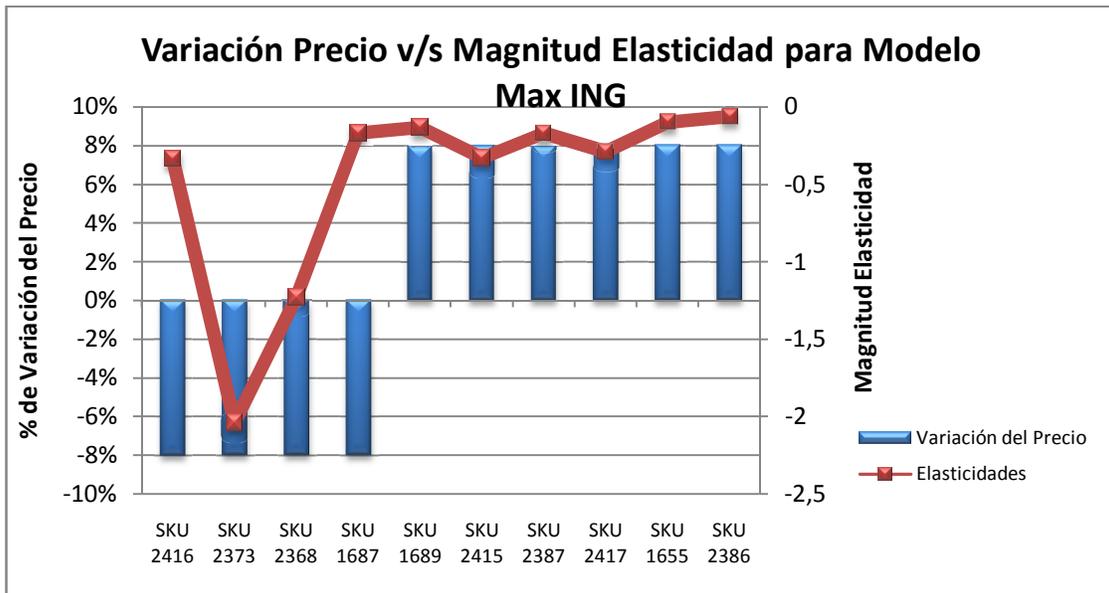
Gráfico N°18: Variación Precio Promedio para cada Modelo



Fuente: Elaboración Propia

En los siguientes gráficos se muestran los cambios en los precios para cada SKU al aplicar cada modelo y las elasticidades de cada uno. En el gráfico n°19 se puede ver como el modelo tiende a aumentar los precios a aquellos SKU que presentan elasticidades propias de menor magnitud, llegando al límite superior en 6 SKU, aumentándolos en un 8% (recordar que el límite superior de los precios es 1,08 el precio promedio). Existen 4 SKU que llega al límite inferior, siendo estos los que presentan, en general, las elasticidades propias de mayor magnitud. Dentro de estos SKU existe uno, SKU 1687, que presenta elasticidad propia de baja magnitud, sin embargo la disminución en el precio puede deberse a que es el SKU que afecta a más SKU dentro del grupo pastas largas. Por lo tanto el modelo utiliza, en general, como criterio para decidir a que SKU aumentar o disminuir los precios la magnitud de las elasticidades y la influencia de los efectos cruzados de estas.

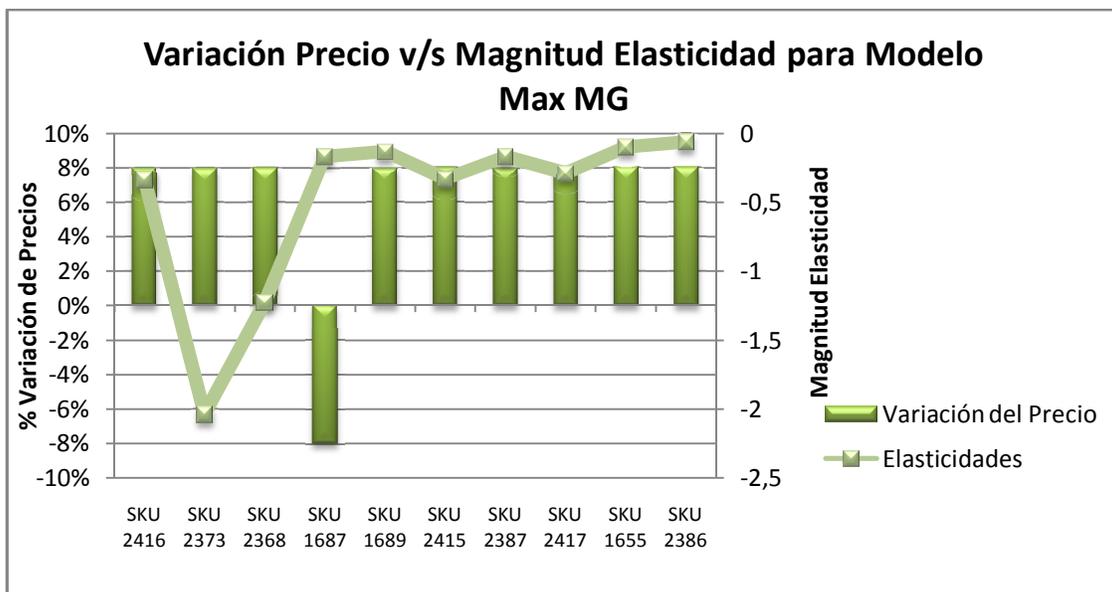
Gráfico N°19: Variación Precio para Modelo Max Ingresos



Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente gráfico se aprecia una situación distinta a la anterior, debido que el modelo aumenta los precios de los SKU de tal modo de aumentar así el margen, solo un SKU, el SKU 1687, ve reducido su precio y esto puede ser explicado ya que es el SKU que afecta a gran parte de los demás SKU con efectos de complementariedad, lo cual indicaría que al bajar el precio de este, la demanda de los demás SKU subiría, y dado que están con precios más altos, se ganan puntos de margen.

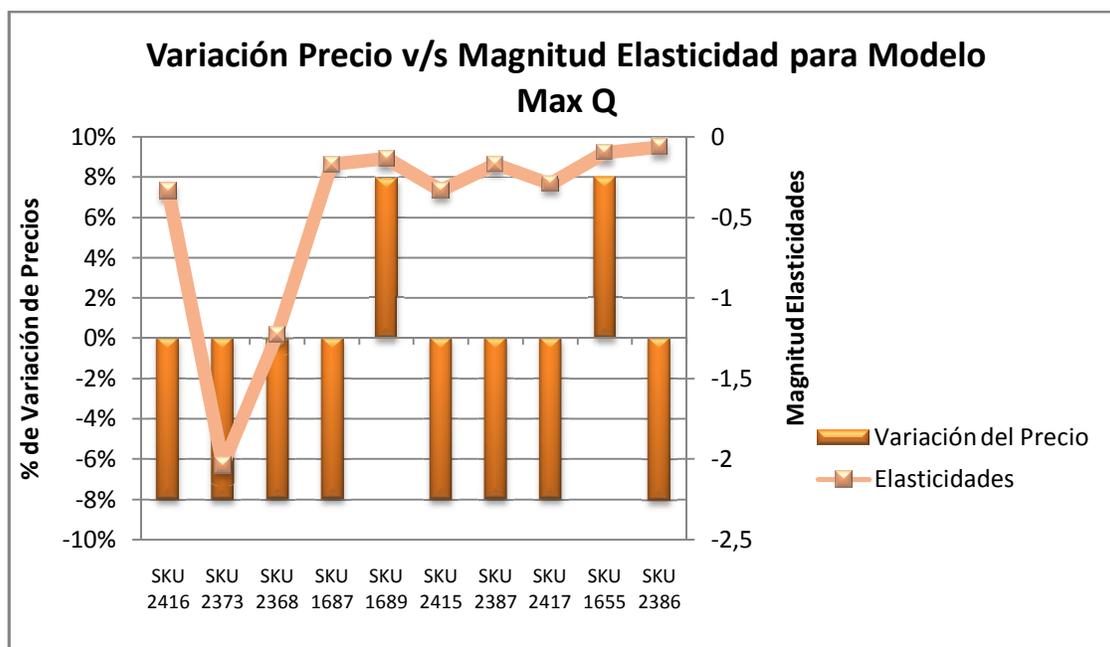
Gráfico N°20: Variación Precio para Modelo Max Margen



Fuente: Elaboración Propia

Por último se presenta el gráfico para el modelo de maximización de las unidades demandadas, del cual se puede observar que la mayoría de los SKU reduce sus precios, sacrificando margen, con el fin de aumentar rápidamente las unidades demandadas. Solo 2 SKU suben sus precios lo cual puede ser explicado debido a que estos dos SKU (1689 y 1655) presentan efectos de sustitución con otros otros SKU, es decir al subir el precio de estos aumenta la demanda de otros SKU, aumentando así la demanda total.

Gráfico N°21: Variación Precio para Modelo Max Unidades Demandadas de la Categoría



Fuente: Elaboración Propia

5.5.7 Interpretación y/o Evaluación

En el gráfico n°22 se pueden observar los resultados de los ingresos, cantidad demandada y precio promedio ponderado de la categoría al aplicar los 3 modelos al tipo pastas largas de la categoría en estudio.

Se puede ver que para los 3 modelos los ingresos obtenidos son superiores a los ingresos que se obtienen actualmente. El modelo que maximiza los ingresos es el modelo que aumenta en mayor magnitud los ingresos con un 16%.

El modelo de maximización de margen varía los precios de forma de aumentar el precio promedio ponderado en un 14% (y el precio promedio simple en un 6,1%) y con ello la cantidad demandada disminuye en 5%. Esto causa finalmente un aumento de un 8% en el ingreso.

Gráfico N°22: Variación Precio para Modelo Max Unidades Demandadas de la Categoría

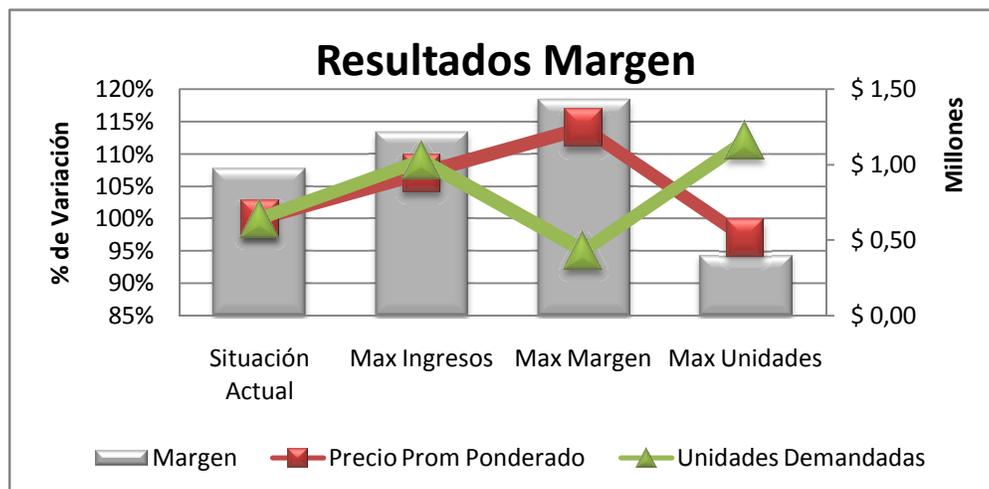


Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico n°23 se muestran los resultados en los márgenes para cada modelo. Como era de esperar, el modelo que entrega un mayor margen es el modelo que se aplicaría las categorías cuyo rol es el de conveniencia, debido al considerable aumento en todos los precios de la categoría, provocando un aumentando en el margen de un 47%, sin embargo este modelo sacrifica la cantidad demandada.

El modelo de maximización de ingresos origina un aumento de un 25% en el margen, mientras que el modelo que maximiza unidades lo hace sacrificando el margen en un 59%.

Gráfico N°23: Variación Precio para Modelo Max Unidades Demandadas de la Categoría



Fuente: Elaboración Propia

5.5.8 Factor de Proporcionalidad de la Demanda por Sucursales

Este factor se presenta como una forma de obtener de manera aproximada, dada la optimización, el porcentaje de la demanda y por ende del ingreso o margen, que corresponde a cada sucursal. Se calcula como el promedio del share de cada sku para cada sucursal en un periodo de tiempo, lo cual por la ley de los grandes números es representativo de la proporcionalidad a estimar. Por lo tanto dicho factor puede quedar representado como sigue:

Ecuación 22: Función Objetivo Modelo Optimización de Unidades

$$SU_{si} = \bar{X} \pm \frac{1,96 \times \sigma}{\sqrt{T}}$$

Donde:

\bar{X} : Promedio semanal del share de un sku en todas las sucursales en evaluación en un periodo de tiempo T.

σ : Desviación estándar de los share en el periodo de evaluación .

1,96: Factor , que al asumir distribución normal por ley de los grandes numeros, permite encontrar un intervalo al 95% de confianza.

Lo cual indica que con un 95% de confianza el promedio podría variar en 1,96 veces la desviación estándar sobre la raíz del periodo de tiempo utilizado. Lo cual, para este caso, implica errores muy pequeños, dada las bajas desviaciones estándar y la cantidad de semanas a utilizar.

Para el caso del grupo de salas con las que se trabajó se tienen los siguientes parámetros de la tabla n° 21.

Tabla N°21: Parámetros de Participación de SKU en Sucursales

SKU \ Sucursales	Concha y Toro	Departamental	El Bosque	J.J. Perez	La Pintana	Maipu	Puente Alto	San Pablo	Vespucio	TOTAL
SKU 1655	14%	12%	15%	14%	4%	19%	5%	7%	9%	100%
SKU 1687	14%	12%	18%	14%	5%	18%	3%	7%	8%	100%
SKU 1689	14%	11%	13%	16%	5%	19%	4%	8%	11%	100%
SKU 2368	9%	5%	11%	13%	13%	11%	13%	10%	14%	100%
SKU 2373	10%	5%	13%	11%	11%	11%	13%	9%	16%	100%
SKU 2386	9%	5%	7%	8%	14%	19%	18%	9%	13%	100%
SKU 2387	10%	4%	6%	9%	14%	18%	17%	7%	16%	100%
SKU 2415	13%	11%	8%	13%	9%	15%	8%	8%	15%	100%
SKU 2416	14%	10%	7%	15%	7%	16%	6%	11%	13%	100%
SKU 2417	12%	12%	8%	13%	9%	13%	8%	8%	18%	100%

Fuente: Elaboración Propia

Existe un error asociado a cada porcentaje de participación, este error fue definido en la metodología y aunque es muy pequeño es bueno tenerlo presente.

Tabla N°22: Errores de Participación de SKU en Sucursales

SKU \ Sucursales	Concha y Toro	Departamental	El Bosque	J.J. Perez	La Pintana	Maipu	Puente Alto	San Pablo	Vespucio
SKU 1655	± 1,1%	± 0,7%	± 0,8%	± 0,6%	± 0,4%	± 0,7%	± 0,5%	± 0,4%	± 0,5%
SKU 1687	± 1,1%	± 0,9%	± 1,1%	± 1,1%	± 0,6%	± 1,0%	± 0,4%	± 0,6%	± 0,6%
SKU 1689	± 1,0%	± 1,0%	± 0,9%	± 1,0%	± 0,7%	± 1,3%	± 0,5%	± 0,7%	± 0,9%
SKU 2368	± 0,6%	± 0,5%	± 1,1%	± 1,0%	± 0,7%	± 0,8%	± 0,7%	± 0,6%	± 0,9%
SKU 2373	± 0,6%	± 1,4%	± 0,8%	± 0,9%	± 0,6%	± 0,5%	± 0,8%	± 0,4%	± 0,8%
SKU 2386	± 0,9%	± 0,7%	± 0,5%	± 1,0%	± 0,7%	± 1,1%	± 0,9%	± 0,6%	± 0,9%
SKU 2387	± 0,8%	± 0,3%	± 0,6%	± 1,0%	± 0,7%	± 0,6%	± 0,9%	± 0,5%	± 0,6%
SKU 2415	± 0,7%	± 0,4%	± 0,3%	± 0,9%	± 0,3%	± 0,5%	± 0,3%	± 0,3%	± 0,3%
SKU 2416	± 0,7%	± 0,8%	± 0,6%	± 0,8%	± 0,5%	± 0,7%	± 0,5%	± 0,6%	± 0,7%
SKU 2417	± 0,6%	± 0,8%	± 0,5%	± 1,1%	± 0,7%	± 0,6%	± 0,4%	± 0,4%	± 0,9%

Fuente: Elaboración Propia

A modo de ejemplo, del modelo de optimización de ingresos resulta que los \$9.117.430 que se obtienen como ingresos debido a la variación de precios, la distribución de estos por sucursales se puede ver en la siguiente tabla.

Tabla N°23: Errores de Participación de SKU en Sucursales

Sucursales	Ingreso
Concha y Toro	\$ 1.107.500
Departamental	\$ 857.540
El Bosque	\$ 908.700
J.J. Perez	\$ 1.156.400
La Pintana	\$ 813.140
Maipu	\$ 1.355.100
Puente Alto	\$ 830.160
San Pablo	\$ 749.220
Vespucio	\$ 1.339.600

Fuente: Elaboración Propia

Principales Resultados

- Los modelos de optimización generar mejores resultados son los modelos que incluyen elasticidades cruzadas debido a la captación de efectos de sustitución y complementariedad.
- El modelo con solo elasticidades propias al maximizar ingresos aumenta los precios de los SKU cuyas elasticidades son de mayor magnitud ($e < -1$) y aumenta los precios a aquellos que presentan elasticidades más pequeñas ($-1 < e < 0$)
- El modelo que determina los precios tales que se obtenga un mayor ingreso es el modelo de maximización de ingresos con elasticidades cruzadas, obteniendo en el caso del grupo pastas largas de la categoría fideos un aumento de un 16%, mientras que con el modelo de elasticidades propias se obtiene solo un 5% de aumento en el ingreso .

- El modelo que determina los precios tales que se obtenga un mayor margen es el modelo de maximización de margen con elasticidades cruzadas, sin embargo la diferencia no es tan notoria como en el caso anterior, debido a que en ambos casos la mayoría de los precios son incrementados al límite, obteniendo un aumento de un 47% con el modelo con elasticidades cruzadas y un aumento de un 44% con el modelo de elasticidades propias.
- La aplicación de uno u otro modelo dependerá del rol que cumpla la categoría que se desee estudiar o las decisiones tácticas y/o estratégicas de la empresa.

5.6 ANÁLISIS DE MODELOS

5.6.1 Análisis de Sensibilidad

Se realizó un análisis de sensibilidad, para los modelos de optimización que debieran ser más utilizados, maximización de ingresos y maximización de margen, sobre los parámetros que son determinados por juicio de experto o por juicios del investigador, es decir, los límites de los precios. El objetivo es observar las variaciones que sufren los resultados, tanto el precio como el ingreso y el margen, al variar las restricciones superiores e inferiores de los precios.

Es importante recordar que el límite inferior del precio debe ser superior a cierto porcentaje sobre el costo para generar margen, este límite inicialmente es de un 92% del precio actual de cada SKU, quedando todos estos por sobre el costo. El objetivo de este análisis es ver los beneficios que traería permitir disminuir los precios en un mayor porcentaje y que consecuencias traería si no es posible vender bajo el costo e incluso que se exija vender sobre cierto porcentaje.

El límite superior se refiere a que los precios no pueden superar una cota por efectos de la competencia, es decir, si los precios son superiores a cierto límite, los consumidores no comprarán en esa tienda y se irán a la competencia.

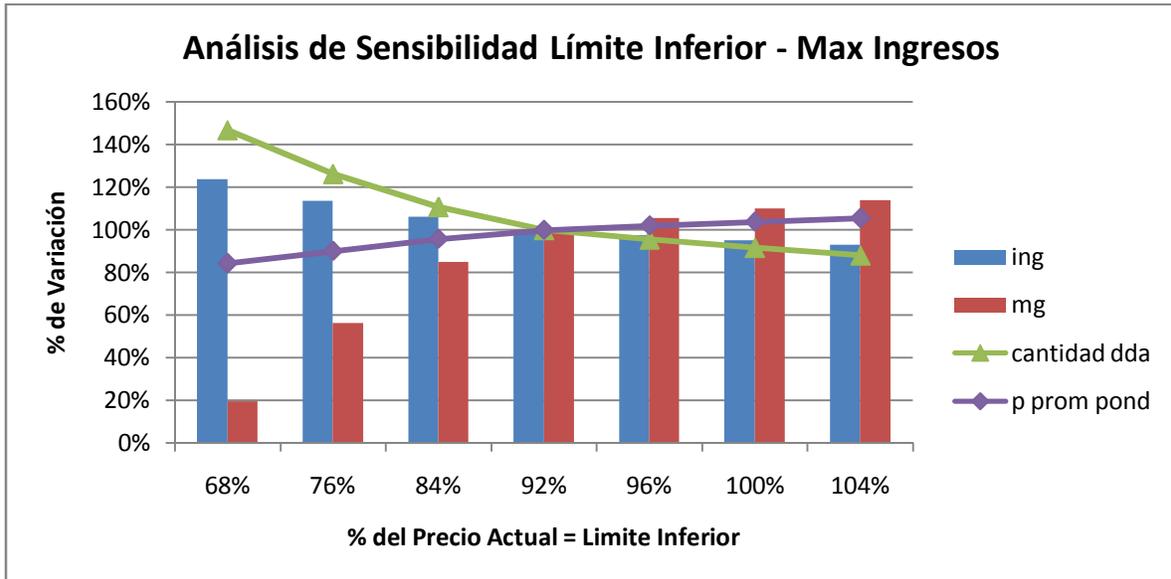
Inicialmente el precio se encuentra restringido por el precio promedio actual aumentado en un 8% y este porcentaje es el que se analizará.

El objetivo de este análisis es ver qué resultados se obtienen si se aumentan más los precios, arriesgando quizás que un porcentaje de clientes se vaya a la competencia.

5.6.1.1 Modelo Maximización de Ingresos

- **Sensibilidad en el Límite inferior de los Precios**

Gráfico N°24: Variación Precio v/s Variación del Límite Inferior – Modelo Max Ingresos



Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico anterior se pueden apreciar los resultados: ingresos, margen, cantidad demandada y precio promedio ponderado de la categoría, obtenidos al variar el límite inferior en este modelo. Se puede ver que si se relaja la restricción, determinando como límite inferior el 84% del precio actual, entonces se logra un aumento en los ingresos de un 6% y una disminución del margen en un 15%, debido a que los precios se encontrarían por debajo de los costos.

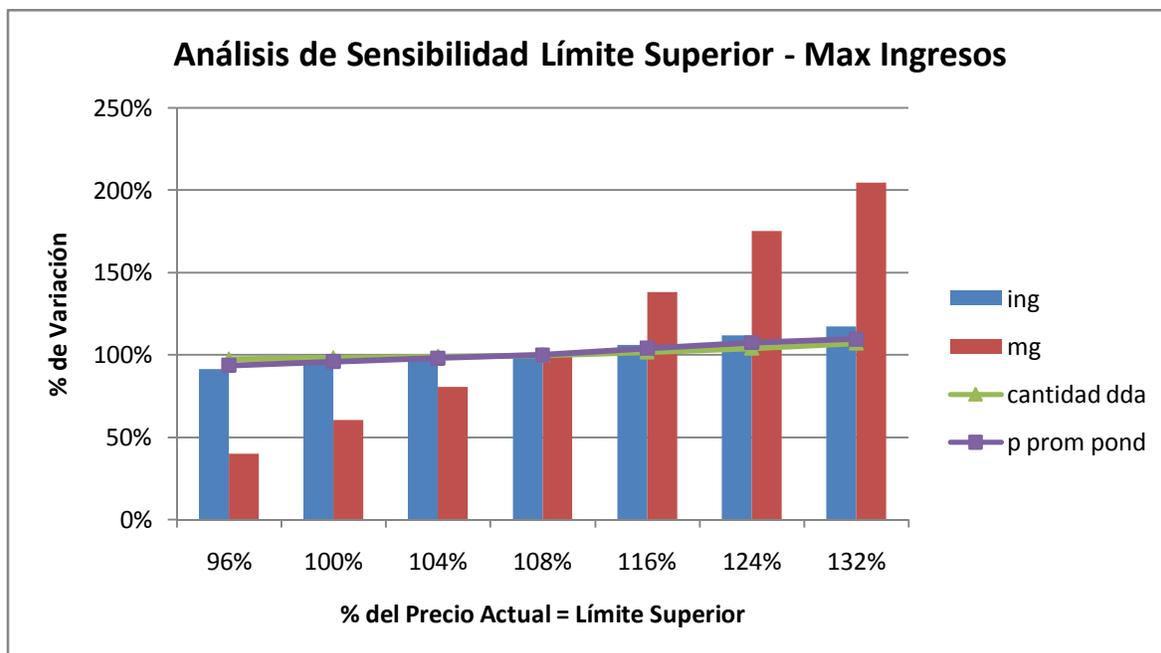
Es posible observar también que si se relaja la restricción a más de un 84% del precio actual, los beneficios ingresos siguen en aumento pero se sacrifica en demasía el margen.

El no permitir que se pueda vender a precios bajo el costo, provoca que el ingreso y el margen obtenido en el modelo creado disminuyan con respecto a la situación actual.

Además se tiene que los resultados son peores al disminuir el intervalo en el que se pueden modificar los precios.

- **Sensibilidad en el Límite Superior de los Precios**

Gráfico N°25: Variación Precio v/s Variación del Límite Superior – Modelo Max Ingresos



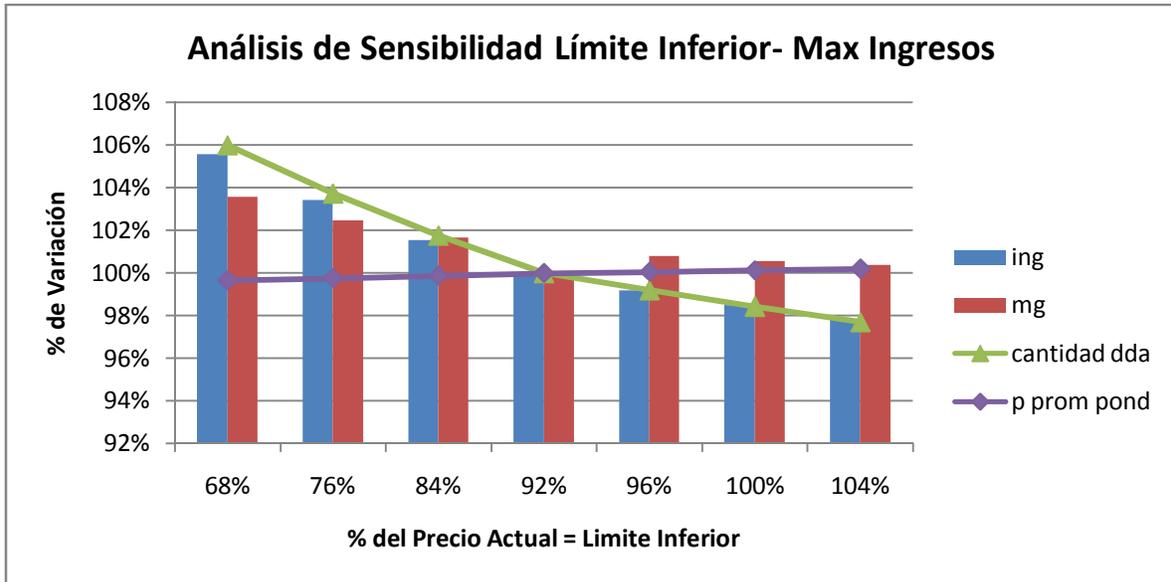
Fuente: Elaboración Propia

El gráfico anterior muestra los resultados sobre el ingreso y el margen al modificar el límite superior de los precios en este modelo. Si el límite se mueve en porcentajes cercanos al utilizado inicialmente no se obtienen cambios significativos en los resultados. Sin embargo, si se amplía el rango de precios en más de un 10% del límite inicial aproximadamente, se puede apreciar que se comienza a obtener mejores resultados en cuanto al margen, debido a que el modelo suele subir los precios para mejorar los ingresos lo cual por efectos de sustitución y complementariedad produce el crecimiento en la demanda de los SKU con demanda alta.

5.6.1.2 Modelo Maximización de Margen

- **Sensibilidad en el Límite inferior de los Precios**

Gráfico N°26: Variación Precio v/s Variación del Límite Inferior – Modelo Max Ingresos

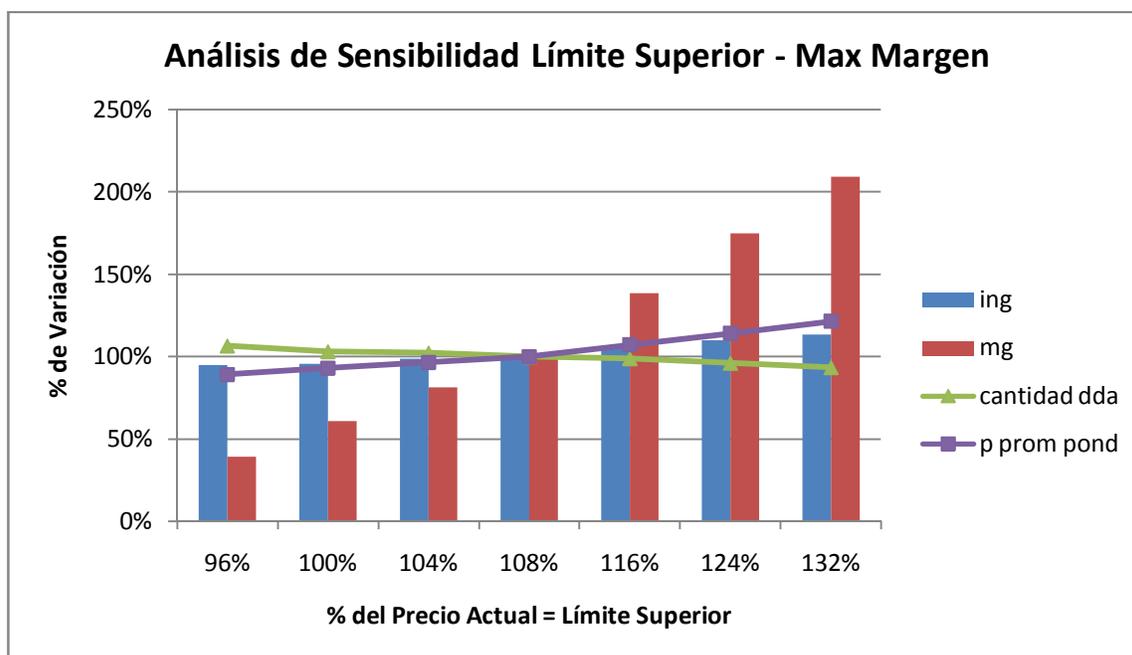


Fuente: Elaboración Propia

El gráfico anterior muestra los resultados; ingresos, margen, cantidad demandada y precio promedio ponderado de la categoría, al variar el límite inferior para este modelo. En él es posible ver que si bien existen diferencias al variar este límite, estas diferencias son muy pequeñas, lo cual se debe a que el modelo busca subir siempre los precios de tal manera de aumentar el margen de la categoría. Al permitir disminuir los precios en un 68% del precio actual solo se logra un aumento de un 6% del ingreso y de un 4% del margen con respecto a la situación con el límite inicial. Por otro lado si se disminuye el rango de variación de los precios se observa una disminución en los ingresos y un aumento en el margen obtenido.

- **Sensibilidad en el Límite Superior de los Precios**

Gráfico N°27: Variación Precio v/s Variación del Límite Superior – Modelo Max Margen



Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico n°27 es posible ver los resultados que se obtienen al variar el límite superior en este modelo. Al permitir subir los precios se ve un rápido incremento en el margen y precio promedio, manteniendo casi estables los ingresos, sin embargo al acotar el rango de movimientos de precios el margen disminuye considerablemente sin afectar en demasía el margen.

5.6.2 Limitaciones

En esta etapa, se realiza un análisis de los limitantes de las etapas involucradas en la metodología para la obtención de precios óptimos.

Una primera limitante se relaciona con el tiempo necesario para llevar a cabo toda la metodología, si bien se hace cargo de obtener los precios para toda una cadena de supermercados, son muchas las etapas a considerar, y se debe tener en cuenta que:

- La selección de datos y el preprocesamiento de datos requieren aproximadamente el 30% del tiempo total.
- La obtención de parámetros y los análisis involucrados representan aproximadamente el 50% del tiempo total.

- Finalmente, el modelamiento y la evaluación requieren aproximadamente el 20% del tiempo total.

Bajo la anterior distribución, la metodología actual demora cerca de 3 semanas en entregar resultados, lo cual es considerado un tiempo elevado para el dinamismo del sector es decir cerca de 135 horas hombre.

Una forma de reducir el tiempo empleado es automatizar las etapas costosas en tiempo mediante macros o software que agilicen el proceso, de esta forma se plantean las siguientes etapas y requerimientos para disminuir las horas hombres:

1. Selección de SKU: Se pueden determinar las consultas necesarias a la base de datos para analizar de forma rápida y efectiva cual categoría y SKU entraran en el análisis dejando como parámetro el porcentaje de la venta que represente el conjunto.
2. Segmentación de Salas: Dada la categoría a analizar, se deben calcular las variables de segmentación propuestas y correr en un software la segmentación, lo cual no tarda mucho tiempo.
3. División en grupos de SKU: Mediante la creación de macros es posible crear la matriz de atributos necesaria para construir un árbol de decisión en un software.
4. Bases Analíticas: Se deben construir bases analíticas para cada SKU y grupo de salas por lo cual es recomendable establecer un procedimiento de consultas a las bases de datos estandarizado. Esta etapa actualmente es muy costosa en tiempo.
5. Filtros: Dados los tipos de filtros que se proponen, se pueden construir gráficos automatizados que permitan observar los puntos que serán eliminados para realizar un análisis posterior, y dejar a criterio del usuario los datos a eliminar.
6. Regresiones: Se puede automatizar las regresiones preliminares mediante códigos, para este caso podría usarse un código en la sintaxis de SPSS. Luego se debieran generar bases analíticas más pequeñas para el cálculo de las dimensiones factoriales y las respectivas regresiones, lo cual toma como input la matriz de coeficientes factoriales, y las variables independientes que son significativas a partir de las regresiones preliminares. Finalmente se puede automatizar el cálculo de las elasticidades con la transformación explicada, lo cual toma como input los coeficientes de la regresión con dimensiones factoriales y la matriz de coeficientes factoriales.

7. Presentación de Elasticidades: Se debe mostrar la matriz de elasticidades destacando las elasticidades propias y las relaciones de sustitución y complementariedad para facilitar la interpretación y la toma de decisiones en torno a esta.
8. Optimización: Se debe utilizar el código propuesto para la optimización o generar una heurística de tal modo de encontrar los precios óptimos para el problema de optimización no lineal.

Se estima que con automatizaciones como las planteadas anteriormente podría reducirse el tiempo de la aplicación de la metodología a 7 días.

Existe una segunda limitante, y tiene relación con los modelos de optimización aplicados debido a que, dadas la forma de las funciones objetivos planteadas, los precios óptimos estimados en la mayoría de los casos activan las restricciones de los límites de precios tanto inferior como superior. Es por esto que el juicio experto para establecer dichos límites cobra real importancia en estos modelos y transforma estas restricciones en parámetros críticos, de los cuales dependerán los resultados que se obtengan. Dado lo anterior es que cobra relevancia realizar un estudio del comportamiento de los consumidores frente a distintos niveles de cambio en los precios, donde se podría incluir relaciones entre los precios de la competencia para observar por ejemplo a qué nivel de cambio en los precios, los consumidores comienzan a percibir una diferenciación con una tienda de la competencia. Otro caso que se podría analizar sería a qué nivel de cambio en los precios los consumidores posponen la compra o compran en otro lugar.

Se podría plantear en futuros trabajos una nueva forma de las funciones objetivos que aseguren concavidad para evitar la limitante antes mencionada.

5.7 EFICIENCIA TÁCTICA: PRICING

De manera adicional a la metodología planteada se presentan indicadores que podrían servir de guía para establecer las categorías que requieren seguir una estrategia de precios.

Para ello se deben reconocer los roles de las categorías (Destino, Rutina, Conveniencia), para poder diferenciar los objetivos que tuvieron posibles estrategias de precios en el tiempo. Para ello se miden ciertos indicadores a través de datos históricos transaccionales.

A modo de ejemplo se plantean los siguientes indicadores por cada rol de categorías, los cuales deben ser medidos en dos periodos de tiempo similares (ej.: el mismo mes para dos años) y observar sus variaciones.

Figura N°7: Indicadores y Fronteras Generadoras de Alarmas en Pricing por Rol de Categorías

<ul style="list-style-type: none"> ■ Destino: 		<p style="text-align: center;"><u>Indicadores</u></p> <p>Δ% Precio oferta Δ% Presencia Δ% Monto Δ% Contribución</p>	<p style="text-align: center;"><u>Frontera</u></p> <p>Δ-% Presencia < -1% Δ-% Monto < -5% Δ-% Contribución < -10%</p>
<ul style="list-style-type: none"> ■ Rutina 		<p style="text-align: center;"><u>Indicadores</u></p> <p>Δ% Precio oferta Δ% Monto Δ% Contribución</p>	<p style="text-align: center;"><u>Frontera</u></p> <p>Δ-% Monto < -5% Δ-% Contribución < -5%</p>
<ul style="list-style-type: none"> ■ Conveniencia* 		<p style="text-align: center;"><u>Indicadores</u></p> <p>Δ% Precio oferta Δ% Contribución</p>	<p style="text-align: center;"><u>Frontera</u></p> <p>Δ-% Contribución < -20%</p>

Fuente: Elaboración Propia

Donde presencia es la cantidad de transacciones del total en las que aparece la categoría en evaluación, monto es el ingreso generado por la categoría y contribución viene dada por el margen que genera la categoría.

Las fronteras planteadas para generar alarmas que sirvan en la toma de decisiones sobre a qué categorías realizar pricing fueron establecidas de acuerdo al los datos históricos con los que se contaba y bajo juicio experto.

A continuación se presenta una tabla con categorías y los indicadores planteados.

Tabla N°24: Indicadores de Alarmas de Pricing por Rol de Categorías

Categoría	ROL	Presencia en ticket	Δ-%Poferta	Δ-%Monto	Δ-%Contribución	Status
GALLETAS	Rutina	22.4%	14.1%	-1.1%	44.6%	OK
AZUCAR	Rutina	18.0%	-9.9%	-25.7%	15.0%	Revisar
MARGARINA	Rutina	17.7%	39.2%	22.9%	30.8%	OK
PAPEL HIGIENICO	Rutina	17.4%	12.4%	-5.2%	8.2%	Revisar
ACEITES COMESTIBLES	Rutina	16.9%	52.5%	-8.1%	-3.1%	Revisar
BEBIDA	Rutina	16.7%	17.1%	-6.0%	6.9%	Revisar
POSTRE REFRIGERADO	Rutina	15.4%	5.7%	10.5%	18.4%	OK
SALSA DE TOMATES	Rutina	13.9%	16.9%	27.6%	7.6%	OK
VIENESAS	Rutina	13.4%	18.9%	10.0%	52.3%	OK
ARROZ	Rutina	13.4%	72.9%	27.8%	97.3%	OK
DETERGENTE	Rutina	12.6%	8.3%	-2.8%	125.3%	OK
NECTAR	Rutina	12.0%	8.7%	-13.4%	-9.7%	Revisar
QUESO	Rutina	11.9%	8.5%	-6.3%	-8.9%	Revisar
TE	Rutina	10.6%	0.5%	10.5%	26.7%	OK
JUGO EN POLVO	Rutina	10.6%	-5.9%	24.3%	51.4%	OK
CHOCOLATE	Rutina	10.1%	2.5%	6.5%	29.4%	OK

Categoría	Rol	Presencia	Δ%Poferta	Δ%Monto	Δ%Contribución	Δ-%Presencia	Status
YOGHURT	Destino	29.3%	20.7%	-0.5%	20.6%	1.0%	OK
LECHE LIQUIDA	Destino	24.0%	0.9%	-7.4%	-13.6%	0.9%	Revisar

Categoría	Rol	Presencia en Ticket	Δ-%Poferta	Δ-%Contribución	Status
CIGARRILLO	CONVENIENCIA	6,7%	6,6%	60,9%	OK
HARINA	CONVENIENCIA	8,5%	44,4%	-8,6%	OK
MANTEQUILLA	CONVENIENCIA	9,6%	-2,5%	59,6%	OK
PAÑALES DESECHABLES	CONVENIENCIA	7,9%	3,9%	14,7%	OK
CAFE	CONVENIENCIA	7,8%	-2,3%	47,7%	OK
MANJAR	CONVENIENCIA	8,8%	21,7%	-9,5%	OK
JUGO	CONVENIENCIA	9,5%	7,4%	24,9%	OK
MAYONESA	CONVENIENCIA	8,5%	6,9%	11,9%	OK
PAPAS FRITAS	CONVENIENCIA	8,5%	-15,1%	-20,5%	Revisar
LECHES EN POLVO	CONVENIENCIA	3,9%	5,7%	-53,6%	Revisar
BEBIDA LACTEA	CONVENIENCIA	8,4%	5,4%	-1,8%	OK
CARAMELOS	CONVENIENCIA	9,7%	-5,4%	11,4%	OK
JAMONADA	CONVENIENCIA	4,1%	18,2%	16,9%	OK
JUREL EN CONSERVA	CONVENIENCIA	3,3%	16,5%	88,5%	OK
MERMELADA	CONVENIENCIA	6,8%	-3,8%	11,7%	OK
PATE	CONVENIENCIA	8,9%	13,3%	8,1%	OK
MANTECA	CONVENIENCIA	5,1%	49,1%	106,3%	OK
BIZCOCHOS	CONVENIENCIA	8,7%	11,5%	1,5%	OK
CREMA DE LECHE	CONVENIENCIA	5,2%	10,4%	-7,4%	OK
DURAZNO EN CONSERVA	CONVENIENCIA	4,7%	11,1%	-32,4%	Revisar
CERVEZA	CONVENIENCIA	1,9%	7,4%	47,5%	OK

Fuente: Elaboración Propia

6 CONCLUSIONES

6.1 CONCLUSIONES

El principal objetivo buscado en este trabajo fue logrado ya que se presenta una metodología detallada para la obtención de precios óptimos, la cual permite la aplicación sobre datos agregados de grupos de sucursales y por ende puede reducir tiempos y costos de ejecución.

Dentro de los objetivos logrados es importante mencionar que se logra una mejora en eficiencia y productividad dada la manera en que son calculadas las elasticidades dentro de la categoría, lo que permite obtener resultados más confiables. Sin embargo existe un costo en tiempo de ejecución en esta etapa que se contradice con el objetivo de rapidez pero que se enmarca en el aumento de la eficiencia y la entrega de mejores resultados.

Inherente a la metodología, se logran los objetivos del cálculo de elasticidades tanto propias como cruzadas, así como los precios que mejoran los niveles de ingreso y margen de la categoría. Por último, se hacen recomendaciones sobre indicadores que podrían ayudar a la toma de decisiones sobre las categorías a las que se debería realizar estrategias de precios como las desarrolladas en este trabajo, lo cual da por logrado el último objetivo.

Debido a problemas de coordinación y tiempo, resultó infactible la prueba del modelo en una sala de ventas real, sin embargo se deja propuesto para futuros trabajos llevar a cabo un estudio completo sobre el comportamiento del consumidor frente a la aplicación de estas estrategias.

Para este tipo de estudios es de suma importancia la calidad de datos, ya en estudios anteriores se concluyó lo importante que son los datos y los tratamientos que se requieren para poder realizar análisis correctos. Esto se debe a que, en general, las empresas no crean sus bases de datos con este tipo de objetivos, sino más bien con el fin de registrar sus ventas y realizar análisis simples de ventas y crecimiento. Sin embargo, en el último tiempo son más las empresas que se han dado cuenta del valor de los datos y la información que se puede obtener de ellos.

Si bien las bases de datos están más adecuadas para análisis como los descritos en este trabajo, aun así se necesita efectuar limpiezas y tratamiento de los datos, lo cual se debe tener en cuenta cada vez que se realicen estos estudios ya que la limpieza, y el preprocesamiento de datos en conjunto con crear las bases analíticas necesarias utilizan cerca del 30% del tiempo, lo que no es menor si se trata de metodologías nuevas y largas, más aun en un mercado tan dinámico como es el Retail.

Como una forma de ahorrar tiempo mediante suavizaciones de la demanda, en este trabajo se busco explicar comportamientos del consumidor frente a los precios mediante la incorporación de variables dummies que reflejaran peaks, estacionalidades, etc. a los modelos propuestos, que estiman la demanda semanal y sirven para la calibración de parámetros que en este caso son las elasticidades.

Se construye una metodología para la estimación de precios de una categoría, mostrando el tratamiento de los datos, los modelos desarrollados y la forma como deben ser utilizados. Todo esto es aplicable a tiendas donde se venden productos exhibiéndolos en góndolas con sus precios de lista. Dado esto, los compradores toman la decisión de compra con respecto a la utilidad que les proporciona cada SKU, la cual depende de varias variables dentro de las cuales se encuentra el precio y otros atributos propios de cada SKU. Así se tiene información valiosa y necesaria para entender cuan sensibles son los consumidores frente a cambios en los precios, tanto de los SKU que quieren comprar a priori como de los de la competencia, sustitutos y complementarios y como estos pueden influir en mayor o menor grado en la decisión de compra.

La metodología propuesta, se probó con datos transaccionales agregados de una categoría de un grupo de salas de una cadena de supermercados de la región metropolitana. Para lo cual se realizó una segmentación de las salas de venta de la cadena, para de este modo crear distintas estrategias de precios en cada grupo de salas estimado, abarcando toda la cadena y no solo una sala en específico, lo cual mejora considerablemente los costos de horas hombres necesarios para llevar a cabo una estrategia de precios a nivel cadena, adaptándose mucho mejor al dinamismo de la industria.

Adicionalmente se dividen los SKU de acuerdo al atributo más relevante a la hora de estimar las ventas de los mismos, lo cual sirve para reducir las variables explicativas, en este caso los precios, de los modelos y mejorar el grado de ajuste. Para la categoría estudiada esta división se realizó de acuerdo al atributo tipo de pastas.

A través de los datos transaccionales se demuestra que los dos modelos creados para obtener las elasticidades se ajustan y pronostican de manera muy similar a la demanda real. Ambos modelos son regresiones doble-log, es decir, relacionan el logaritmo natural de la cantidad demandada con el o los precios de los SKU de la categoría en estudio. Estos modelos, mediante regresiones lineales obtienen los parámetros que deben ser utilizados como input para los modelos de optimización. El primer modelo solo utiliza elasticidades propias mientras que el segundo utiliza elasticidades cruzadas, y por ende este modelo arroja un output más, los productos sustitutos, complementarios y la intensidad de ambos dentro de la categoría estudiada.

Este segundo modelo que incorpora elasticidades cruzadas, utiliza previamente un análisis factorial para evitar la alta correlación entre los precios

(alta dependencia entre las variables explicativas invalidarían las regresiones). Gracias a este análisis se logra mejorar las elasticidades obtenidas corrigiendo problemas con altas magnitudes, cambios de signo y por último, logra que precios que están muy correlacionados aporten a los modelos de manera similar. Este es uno de los resultados más relevantes de este trabajo ya que se gana en interpretabilidad de las relaciones entre productos y por ende los precios óptimos calculados permiten mejores rendimientos de la categoría.

Se crean 3 modelos de optimización, donde las grandes diferencias están marcadas por las funciones objetivo, la cuales dependen del rol y la estrategia que se quiera seguir para cada categoría. El primer modelo maximiza los ingresos, el segundo maximiza el margen y el tercero las unidades demandadas. Todos los modelos de optimización reciben como inputs las elasticidades dadas por los dos modelos regresivos planteados con anterioridad. Las restricciones de los modelos vienen dadas por el rango de precios dentro del que pueden variar los precios para encontrar el óptimo.

Se pudo mostrar que los modelos al tener como input el comportamiento del consumidor frente a cambios en el precio, permiten observar oportunidades de aumentar los beneficios que no son observados actualmente. Además se pudo demostrar que los modelos de optimización entregan mejores resultados teniendo como inputs los modelos regresivos que utilizan elasticidades cruzadas por sobre los que entregan solo las elasticidades propias, debido a que logran captar mejor los efectos de otros SKU o tipos de SKU sobre la demanda de cada producto, aunque se debe tener en cuenta el costo en tiempo que significa estimar los modelos con elasticidades cruzadas por sobre los con solo elasticidades propias. El cálculo de los modelos con elasticidades cruzadas según la metodología propuesta toma cerca de 10 veces más que el de los modelos con elasticidades propias solamente.

Es posible ver que los modelos, en general, toman en cuenta la sensibilidad 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 (magnitud de la elasticidad baja), esto indica que los modelos se adaptan al comportamiento de los clientes y se puede ver reflejado en los mayores beneficios que se logran obtener al aplicar los modelos a las distintas categorías.

Para el caso de la categoría fideos y el tipo de producto pastas largas, al aplicar el modelo de maximización de ingresos y usando elasticidades cruzadas, se pudo observar que entrega precios tales que se estima un aumento en un 16% en el ingreso y un 25% en el margen con respecto a una semana histórica.

El modelo de maximización de margen usando elasticidades cruzadas entrega precios tales que se estima un aumento de un 8% en los ingresos y de un 48% en el margen.

El último modelo de maximización de unidades sacrifica margen con tal de entregar precios bajos que maximicen la cantidad demandada, estimando un aumento en aproximadamente un 12%.

Se puede observar que al aplicar los dos primeros modelos, maximización de ingresos y de margen, se obtienen precios tales que permiten aumentar los beneficios de la categoría, sin embargo, se debe tener en cuenta que en la mayoría de los casos, los precios determinados activan las restricciones de límite de precios, por lo cual cobra real importancia la fijación de estos precios límites, teniendo cuidado de que estos límites no sean muy extremos ya que no se conoce la reacción de los clientes frente a cambios muy drásticos y como la proyección del ingreso y margen se realiza con respecto a una regresión, está podría sufrir cambios notorios ante estas variaciones.

Dado lo último es que se recomienda un estudio de la aplicación de estas metodologías en una sala de ventas real, donde se analice el comportamiento de los clientes, ya que solo de los modelos teóricos no es posible comprobar lo anterior.

Se realizó un análisis de sensibilidad sobre los dos principales modelos de optimización y los límites inferior y superior de los precios, con el cual se pudo observar que son sensibles a estos parámetros. Es por esto que cobra mayor importancia la ayuda de la experiencia de proveedores, competencia, etc. que se resume en un buen juicio experto que determine límites de acuerdo al mercado y que evite caer en pérdidas en vez de beneficios al aplicar la metodología.

Finalmente, se entregan etapas críticas que ameritan la incorporación de automatizaciones con el fin de acelerar el proceso de obtención de precios, dentro de estas las más importantes tienen que ver con la obtención de las bases analíticas y los filtros necesarios para tener una mejor calidad de datos y con la obtención de los parámetros previo análisis factorial. Estas etapas son mucho más críticas que el correr los modelos de optimización, los cuales una vez que se definían los input ocupaban una cantidad de tiempo muy pequeña (solo segundos).

6.2 RECOMENDACIONES DE NEGOCIO

Se recomienda utilizar los modelos que maximizan beneficios utilizando elasticidades cruzadas, ya que logran captar efectos que entregan precios que permiten estimar mayores beneficios que si solo se usaran elasticidades propias, asumiendo el costo de tiempo debido a que se obtiene mejores resultados y salidas adicionales que permiten tomar acciones adicionales a la estrategia de precios.

El modelo de maximización de ingresos es recomendable aplicar a categorías que cumplan con el rol de rutina, es decir, a aquellas categorías generadoras de ingreso y movimiento dentro de la sala de ventas.

Por otro lado, es recomendable aplicar el modelo de maximización de margen a categorías que cumplan el rol de conveniencia dentro de la sala, es decir, las contribuidoras de utilidades dentro del retail.

Una última recomendación es utilizar los outputs de los modelos regresivos, es decir, la tabla de elasticidades propias y cruzadas, ya que con el conocimiento de los efectos de los precios de ciertos productos sobre otros se pueden crear estrategias adicionales a las de precios, como por ejemplo promociones, packs de productos, etc. que generen beneficios adicionales tanto a los proveedores como a la cadena de retail.

6.3 TRABAJOS FUTUROS

Sería interesante observar cuales son los resultados si esta metodología es aplicada a una categoría de productos con características diferentes que pueda ser, por ejemplo, categorías con rol de destino o de conveniencia. De esta forma, será posible determinar a qué tipo de categorías es aplicable la metodología propuesta.

Agregar variables de marketing (promociones, ofertas, etc.) al modelo econométrico utilizado para obtener los parámetros. Ello permitirá obtener mejores aproximaciones de la reacción de los clientes frente al precio. Sin embargo, esto puede no ser fácil ya que ese tipo de información es escasa actualmente dentro de las cadenas de retail.

Sería interesante probar nuevos modelos, más complejos (por ejemplo, un modelo bayesiano, el cual permitiría actualizar información sobre los parámetros con información contenida en las observaciones), con el fin de obtener mejores aproximaciones al estimar las elasticidades y quizás mejorar en función de estas la segmentación de salas de venta.

Los modelos propuestos, al calibrarse de manera agregada, no logran captar ciertos efectos en la demanda que pueden causar problemas en encontrar elasticidades consistentes, como por ejemplo quiebres de stock. Sería interesante incluir un análisis de quiebres de stock para filtrar los datos previa aplicación de la metodología propuesta para mejorar los resultados y acercarse más al real comportamiento de los consumidores.

Otro aspecto a considerar en futuros trabajos podría ser la de estimación de precios enfocándose en segmentos de clientes, esto debido a la implementación al

desarrollo de los clubes de fidelización de crédito asociados a los retail lo cual permitiría realizar análisis enfocados en los distintos tipos de clientes.

Es fundamental aplicar los modelos en una sala de venta real y observar que sucede con la demanda. Debido a que no se conoce el real efecto que tendrá el determinar precios fuera de los rangos históricos manejados en el mercado.

Fuera del alcance de este trabajo se encuentra la determinación de precios para productos nuevos, ya que no se tiene historia del comportamiento de la demanda. Una forma de resolverlo podría ser mediante un modelo de atributos, que permitiera determinar las elasticidades precio-atributo y de esta forma asociar las elasticidades al producto nuevo. Luego de ello sería posible aplicar los modelos de optimización planteados en este trabajo.

7 BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN

- [1] Araya C. 2001. Determinación de precios para productos de marca privada en supermercados Economax. Memoria Ingeniería Civil Industrial. Universidad de Chile.
- [2] Bosch M. 2007. Apuntes IN58A: Gestión Comercial [Diapositivas], Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [3] Bustos C. 2006. Determinación de precios base para una categoría de productos. Memoria Ingeniería Civil Industrial. Universidad de Chile.
- [4] Elmaghraby W., Keskinocak P. Octubre 2003. Dynamic Pricing in the Presence of Inventory Considerations: Research Overview. *School of Industrial and Systems Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta.*
- [5] Fernández V. & Hernández M. 2006. Apuntes IN540: Métodos Estadísticos para Economía y Gestión. Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [6] Guadagni & Little. 1983. A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data, *Marketing Science, Vol. 2, No. 3, pp. 203-238.*
- [7] Kamakura & Russell. 1989. A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure. *Journal of Marketing Research, Vol. 26, No. 4, pp. 379-390.*
- [8] Montgomery A., 1997. Creating Micro-Marketing Pricing Strategies Using Supermarket Scanner Data, *Marketing Science, Vol. 16, No. 4, pp. 315-337.*
- [9] Moreno A., 2001. Modelos Multivariantes Para Variables Ordinales: Aplicaciones en Estudios de Calidad de Servicio, Tesis doctoral Facultad de Informática, Universidad Politécnica de Madrid pp. 9-19.
- [10] Phinney, B. 2006. Improve Competitive Positioning Through Optimization. [En Línea] <<http://www.kssretail.com>> [Consulta: Agosto 2008]
- [11] Phinney, B. 2008. Price Optimization: Executing Strategy. [En Línea] <<http://www.kssretail.com>> [Consulta: Agosto 2008]
- [12] Pizarro C. 2007. Apuntes IN547: Gestión de Retail. [Diapositivas], Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [13] Ramos, M. 2007. Informe Retail, Consejo Asesor Presidencial: Trabajo y Equidad.
- [14] Reibstein & Gatignon. 1983. Optimal Product Line Pricing- The Influence of Elasticities and Cross Elasticities. *Journal of Marketing Research, Vol. 21, No. 3. (Aug., 1984), pp. 259-267*

- [15] Retail Business Intelligence. . [En Línea] , <<http://www.sonda.com>> [Consulta: Agosto 2008]
- [16] Rostagno, S.2008. Gerente General D&S Retail Chile. El Futuro del Retail en Chile, ICARE 2008.
- [17] Thompson O., Jakovljevic P.J. April 3, 2006. The Case for Pricing Management. . [En Línea] <<http://www.technologyevaluation.com>> [Consulta: Agosto 2008]
- [18] Thompson O., Jakovljevic P.J. April 4, 2006. The Rise of Price Management . [En Línea] <<http://www.technologyevaluation.com>> [Consulta: Agosto 2008]
- [19] Train K. 2002. Discrete Choice Model, pp: 80-100.
- [20] Villaman F, 2008. Tesista terminando tema de pricing.
- [21] Weber R. 2008. Apuntes IN60E: Aplicación de minería de datos en la empresa. [Diapositivas], Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [22] Weintraub A. 2006. Apuntes IN47A: Gestión de Operaciones. [Diapositivas], Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [23] Wikipedia. Palabra Clave: elasticidad. [En Línea] <[http://es.wikipedia.org/wiki/Elasticidad %28economía%29](http://es.wikipedia.org/wiki/Elasticidad_%28economía%29)> [Consulta: Agosto 2008]

8 ANEXOS

8.1 ANEXO N°1: CORRELACIONES ENTRE LOS PRECIOS DE LOS SKU

Tabla N°25: Correlación Entre los Precios del Grupo-Pastas Largas

Correlaciones		p1655	p1687	p1689	p2368	p2373	p2386	p2387	p2415	p2416	p2417	p prom p. corta	p prom pastina	p prom surtido
p1655	Correlación de Pearson	1,00	0,99	1,00	0,97	0,97	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p1687	Correlación de Pearson	0,99	1,00	0,99	0,98	0,98	0,96	0,96	0,99	0,99	0,99	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p1689	Correlación de Pearson	1,00	0,99	1,00	0,97	0,97	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p2368	Correlación de Pearson	0,97	0,98	0,97	1,00	1,00	0,96	0,96	0,96	0,96	0,96	0,97	0,97	0,92
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p2373	Correlación de Pearson	0,97	0,98	0,97	1,00	1,00	0,96	0,96	0,96	0,96	0,96	0,97	0,97	0,92
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p2386	Correlación de Pearson	0,95	0,96	0,95	0,96	0,96	1,00	1,00	0,95	0,95	0,95	0,95	0,96	0,92
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p2387	Correlación de Pearson	0,95	0,96	0,95	0,96	0,96	1,00	1,00	0,95	0,95	0,95	0,95	0,96	0,92
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p2415	Correlación de Pearson	1,00	0,99	1,00	0,96	0,96	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
p2416	Correlación de Pearson	1,00	0,99	1,00	0,96	0,96	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00
p2417	Correlación de Pearson	1,00	0,99	1,00	0,96	0,96	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00
p prom p. corta	Correlación de Pearson	1,00	1,00	1,00	0,97	0,97	0,95	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00
p prom pastina	Correlación de Pearson	0,99	0,99	0,99	0,97	0,97	0,96	0,96	0,99	0,99	0,99	0,99	1,00	0,96
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00
p prom surtido	Correlación de Pearson	0,96	0,96	0,96	0,92	0,92	0,92	0,92	0,96	0,96	0,96	0,96	0,96	1,00
	Sig. (bilateral)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

Fuente: Elaboración Propia

De la tabla anterior se puede observar que existe alta correlación entre todos los precios, razón por la cual podría traer problemas llevar a cabo regresiones tomando estos precios como variables independientes, es por ello que se efectúa un análisis factorial previo a la regresión.

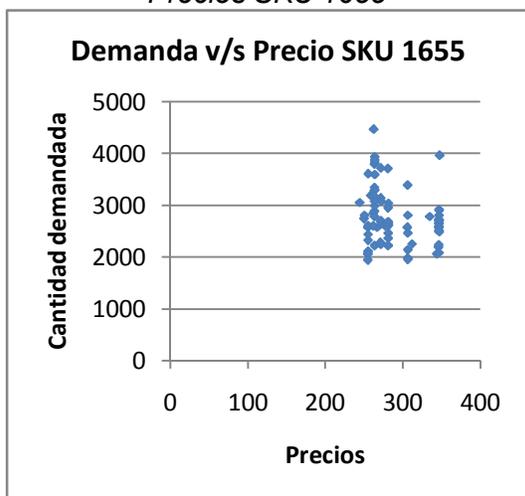
La alta correlación se puede deber, en gran medida, a que los precios son manejados mediante los costos que imponen los proveedores, por lo cual son estos últimos los que manejan las variaciones de precio, las que además son implementadas en toda la categoría casi al mismo tiempo.

Es importante destacar que existen 2 proveedores para el grupo de SKU en estudio, y uno de ellos maneja 3 de las 4 marcas con las que se trabaja, lo cual es otro factor a considerar para la explicación de la alta correlación entre los precios.

8.2 ANEXO N°2: CORRELACIONES ENTRE LAS DEMANDAS Y PRECIOS DE LOS SKU

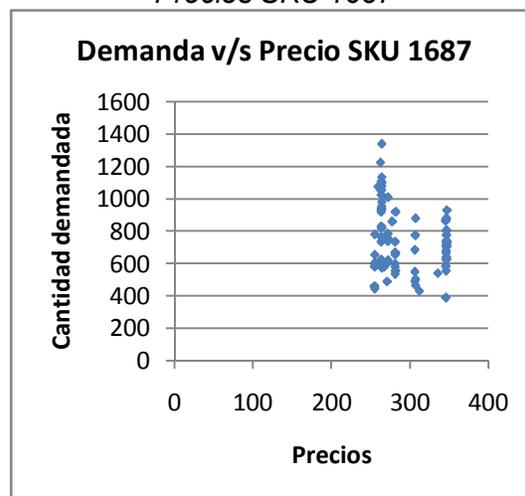
Los gráficos que se muestran a continuación reflejan la dispersión de la demanda de cada SKU versus sus precios propios, esto da una idea de cómo deben ser las elasticidades propias de los SKU, sin embargo, se puede apreciar que en la varios de ellos se ve que se forman grupos de puntos, los cuales disminuyen la cantidad demandada a medida que el precio aumenta. Por otro lado hay gráficos en que los puntos forman una nube difusa, lo cual puede deberse a que deben existir otra variables que expliquen dicho fenómeno en los datos.

Gráfico N°28: Dispersión Demanda v/s Precios SKU 1655



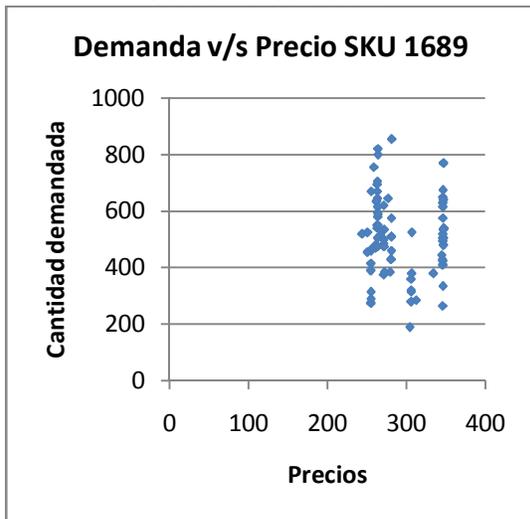
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°29: Dispersión Demanda v/s Precios SKU 1687



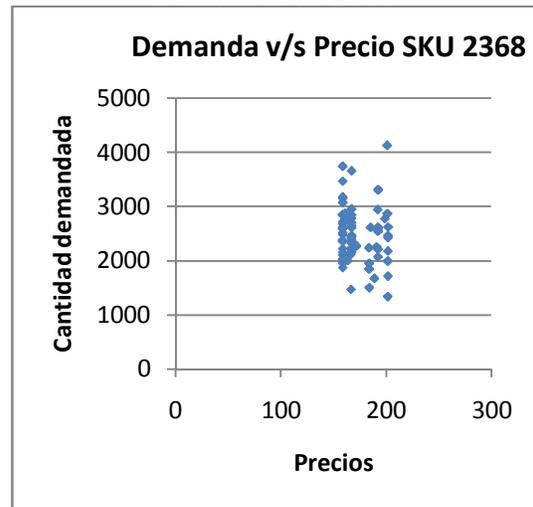
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°30: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 1689*



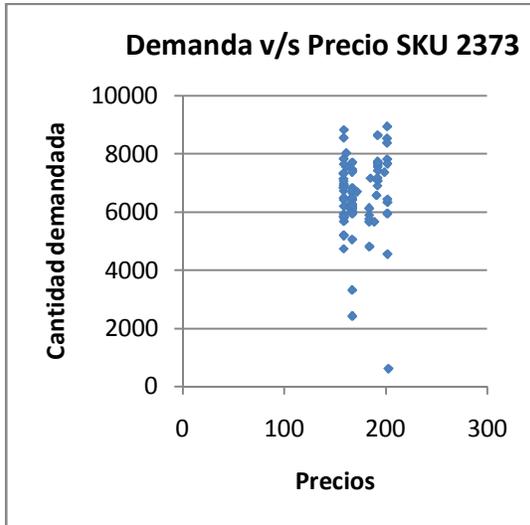
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°31: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2368*



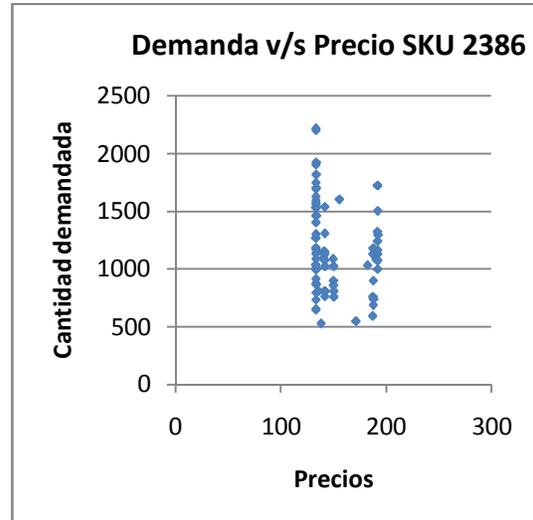
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°32: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2373*



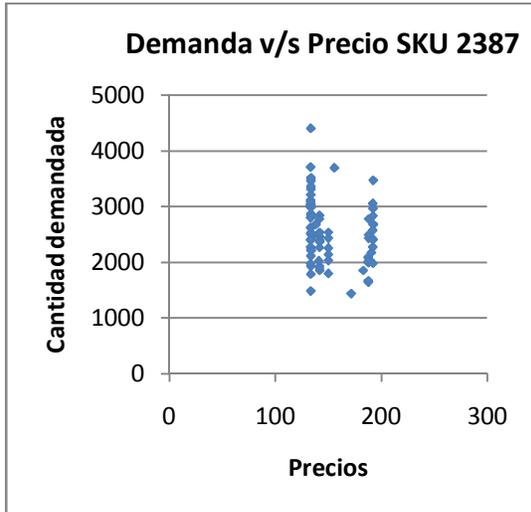
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°33: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2386*



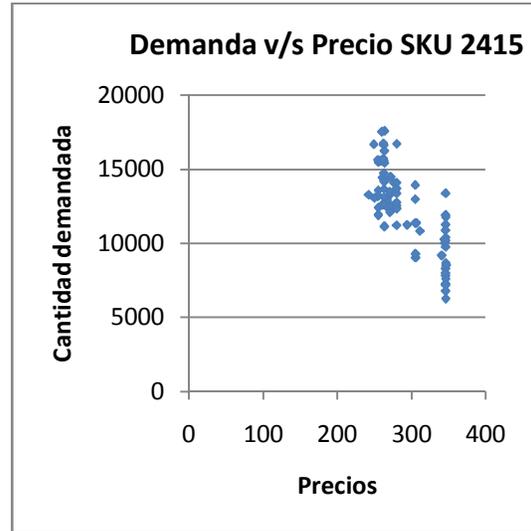
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°34: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2387*



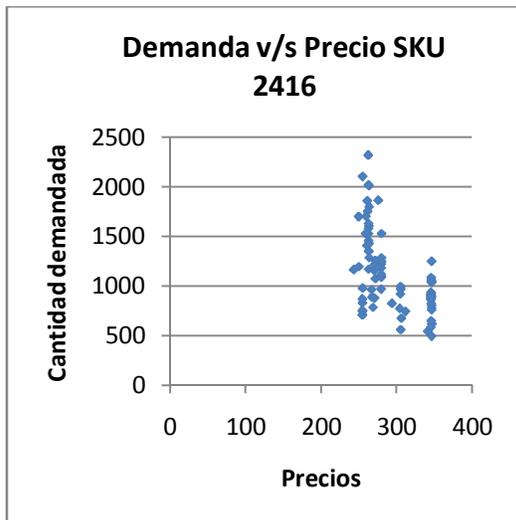
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°35: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2415*



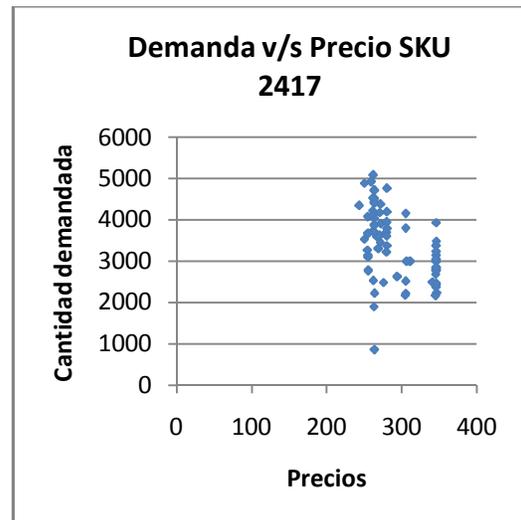
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°36: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2416*



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°37: *Dispersión Demanda v/s Precios SKU 2417*



Fuente: Elaboración Propia

8.3 ANEXO N°3: ANÁLISIS DE RESIDUOS

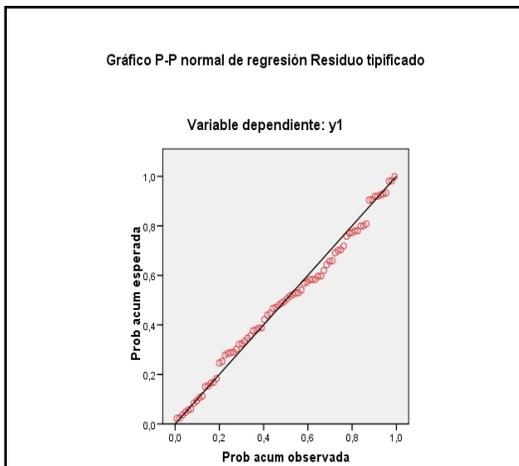
Los gráficos que se muestran a continuación muestran la probabilidad acumulada observada v/s el valor teórico de probabilidad acumulada que corresponde a cada puntuación típica en una curva normal con media 0 y desviación típica 1. Por ello, la diagonal muestra un grupo de valores que se distribuyen perfectamente según una normal de media 0 y $\sigma^2 = 1$.

Los círculos rojos muestran como se distribuyen los residuos de la regresión, por lo que mientras más cerca de la diagonal se encuentren representan que más se acerca a una normal.

Se puede ver que para la gran mayoría de las regresiones es posible suponer que los residuos se distribuyen de manera normal, ya que en todos los casos los círculos rojos se encuentran cerca de la diagonal, los que se salen de la diagonal puede deberse al mal ajuste del modelo, R^2 muy bajo.

Por otro lado se debe observar el estadístico Durbin-Watson, estadístico que verifica la hipótesis nula de que los residuos de una regresión son independientes, en contra de la hipótesis de que los residuos sigan un proceso autorregresivo de 1° orden. El estadístico de Durbin-Watson tiene un rango entre 0 y 4: un valor próximo a 2 indica escasa autocorrelación; un valor entre 2 y 0 indica una autocorrelación positiva mientras que un valor entre 2 y 4 indica una autocorrelación negativa.

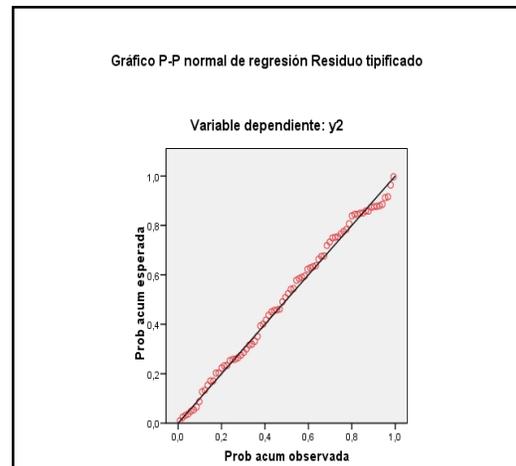
Gráfico N°38: Análisis de Residuos SKU
1655



Estadístico D-W=1,6

Fuente: Elaboración Propia

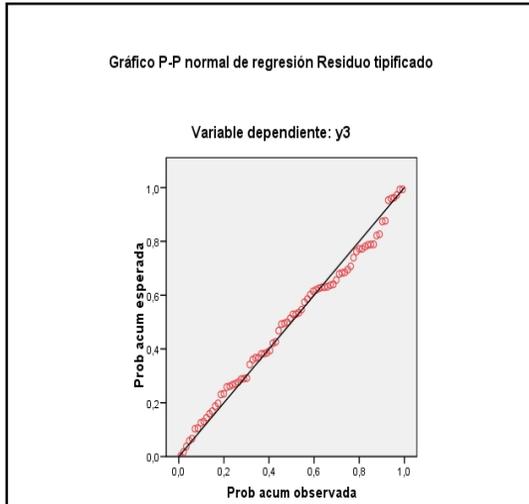
Gráfico N°39: Análisis de Residuos SKU
1687



Estadístico D-W=1,9

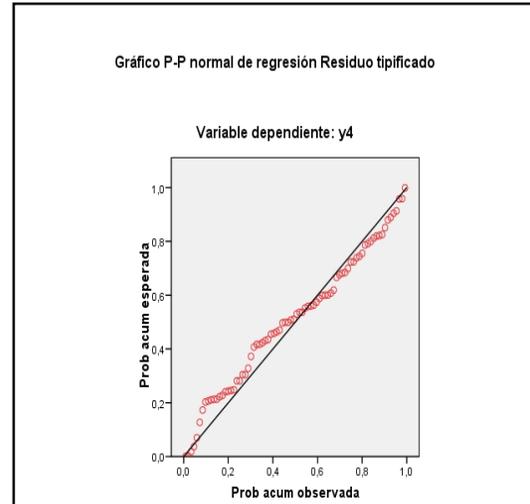
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°40: Análisis de Residuos SKU
1689



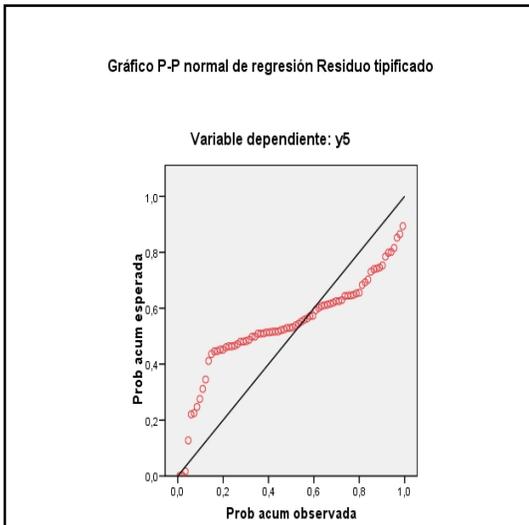
Estadístico D-W=1,5
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°41: Análisis de Residuos SKU
2368



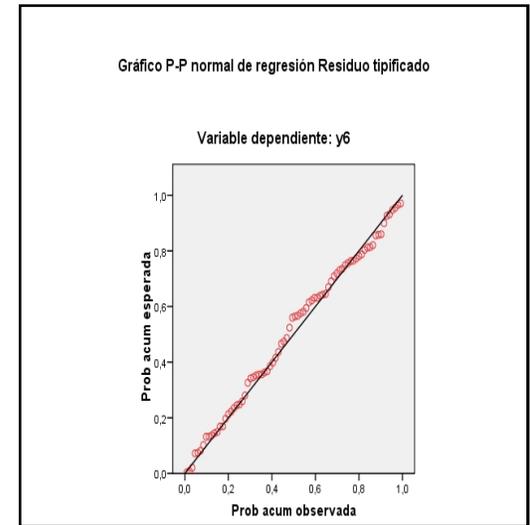
Estadístico D-W=2,1
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°42: Análisis de Residuos SKU
2373



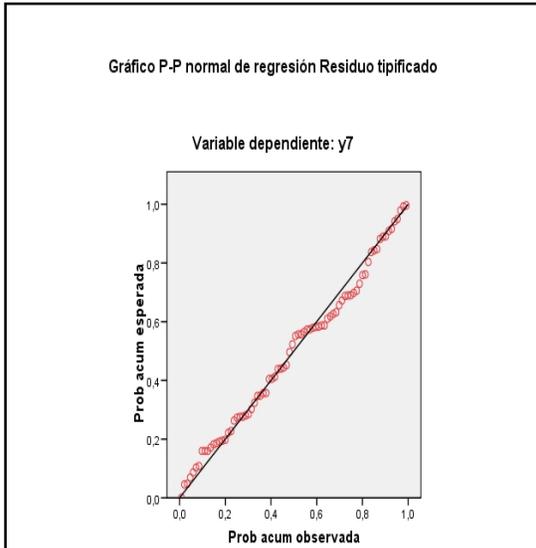
Estadístico D-W=1,8
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°43: Análisis de Residuos SKU
2386



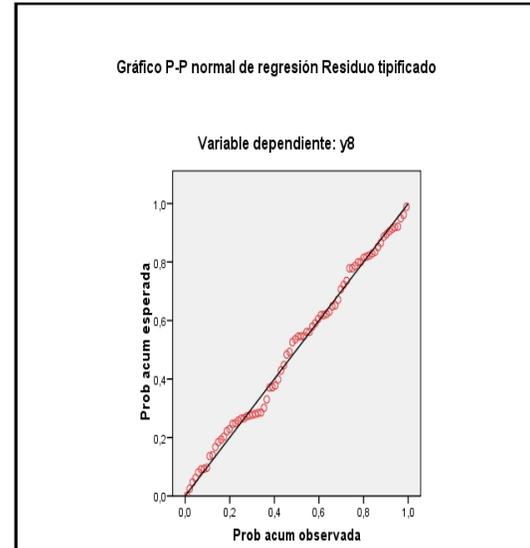
Estadístico D-W=2,1
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°44: Análisis de Residuos SKU
2387



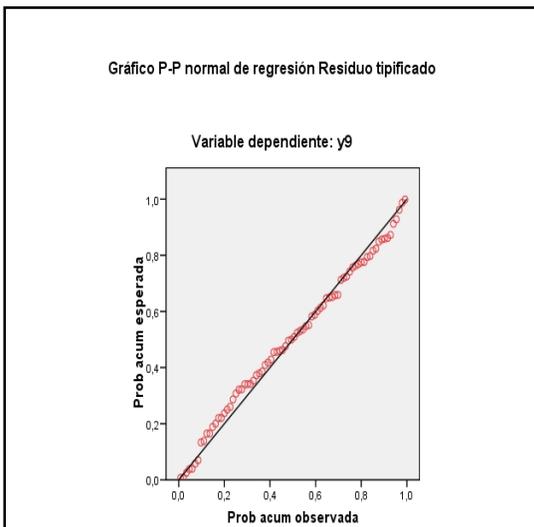
Estadístico D-W=2
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°45: Análisis de Residuos SKU
2415



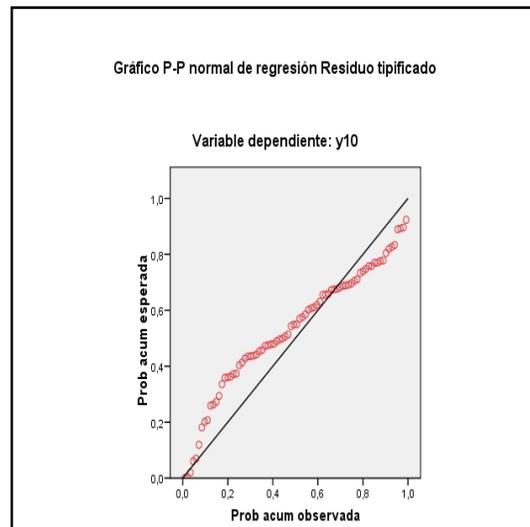
Estadístico D-W=1,9
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°46: Análisis de Residuos SKU
2416



Estadístico D-W=1,6
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°47: Análisis de Residuos SKU
2417



Estadístico D-W=1,7
Fuente: Elaboración Propia

8.4 ANEXO N°4: ANÁLISIS DE REGRESIONES

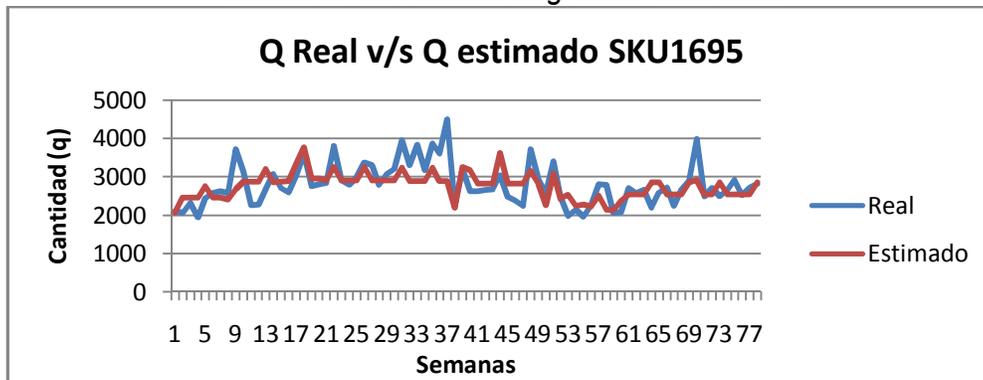
Los siguientes gráficos muestran los resultados de las regresiones para cada SKU, donde los primeros 14 meses corresponden a los usados en el conjunto training por lo que de la semana 58 en adelante se pueden apreciar el comportamiento del modelo en el conjunto test.

Se observa que las regresiones permiten obtener una buena aproximación de la variable dependiente, si bien las dummies permitieron captar ciertos fenómenos específicos, no se logran captar el total de estos.

El SKU que posee menos representación con la regresión (lo que también se puede ver con el R^2) es el 2387 y el 2417. Esto se debe ya que la curva del $\ln(q)$ es muy inestable y la regresión no es capaz de capturar ello.

Cabe mencionar que para estas regresiones los indicadores de multicolinealidad, Tolerancia y FIV, están todos dentro del rango de referencia.

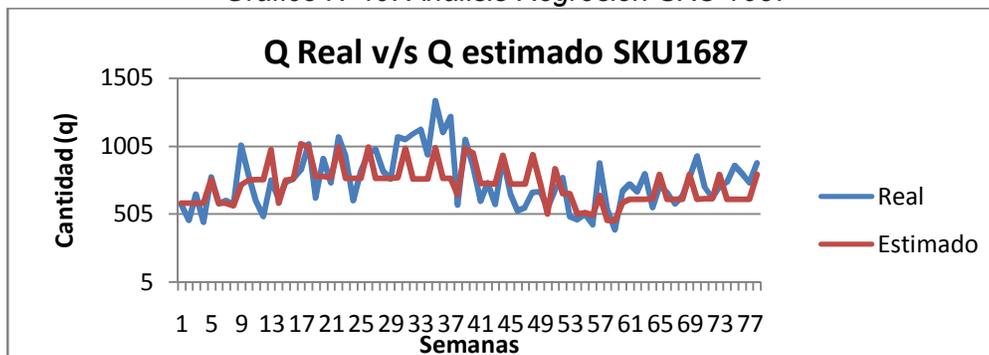
Gráfico N°48: Análisis Regresión SKU 1695



MAPE: 9,1%

Fuente: Elaboración Propia

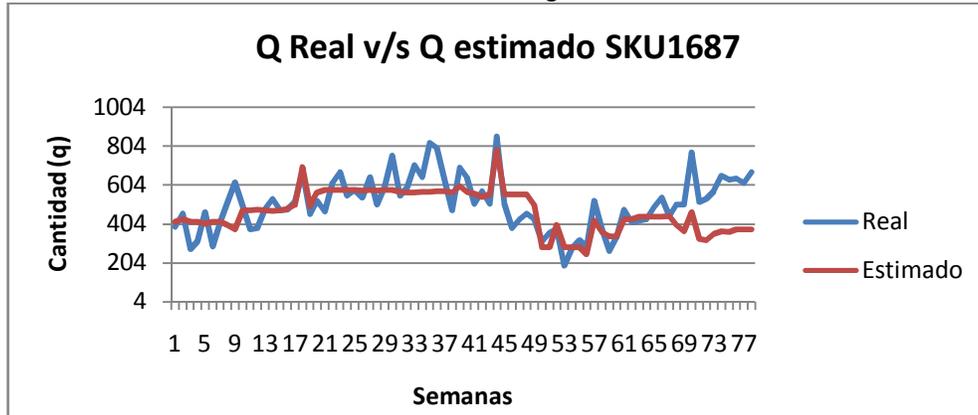
Gráfico N°49: Análisis Regresión SKU 1687



MAPE: 13,8%

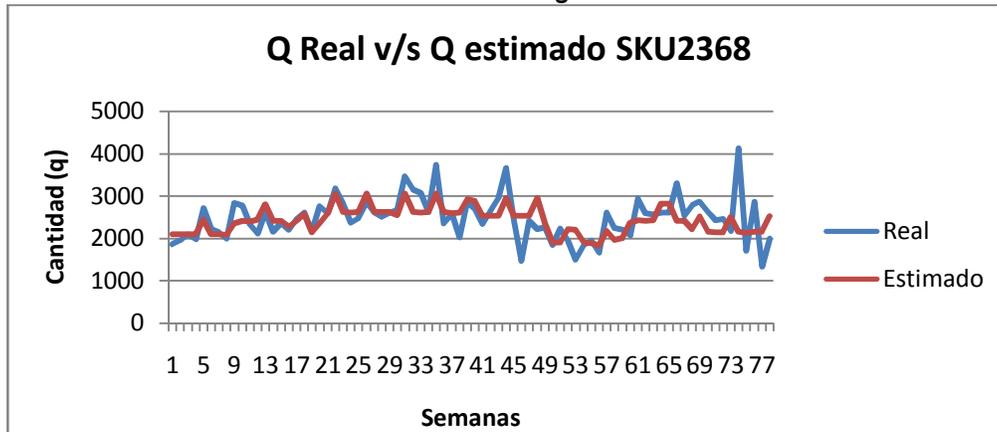
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°50: Análisis Regresión SKU 1689



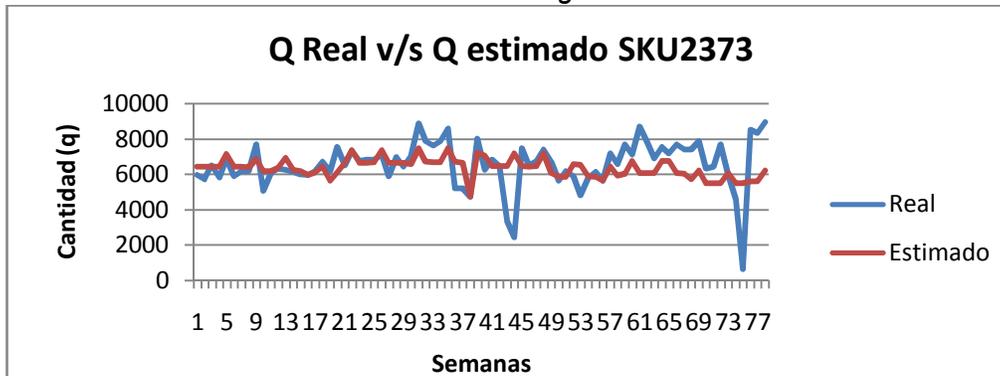
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°51: Análisis Regresión SKU 2368



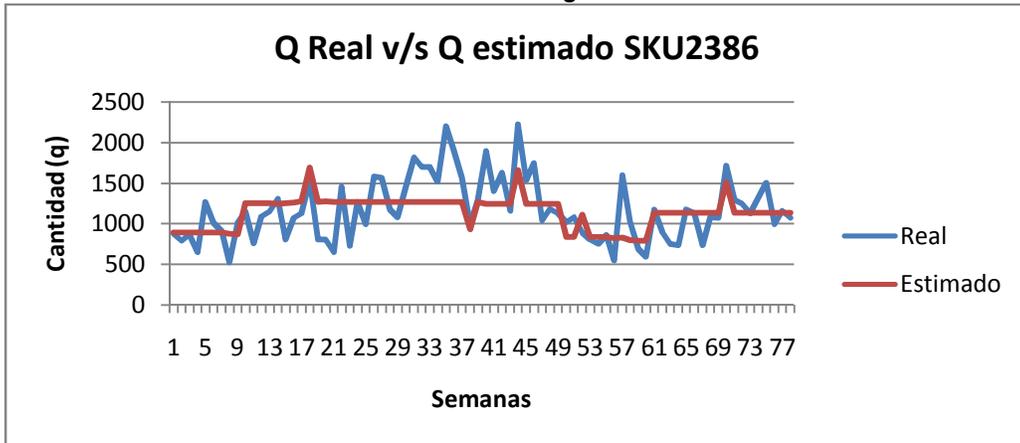
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°52: Análisis Regresión SKU 2373



Fuente: Elaboración Propia

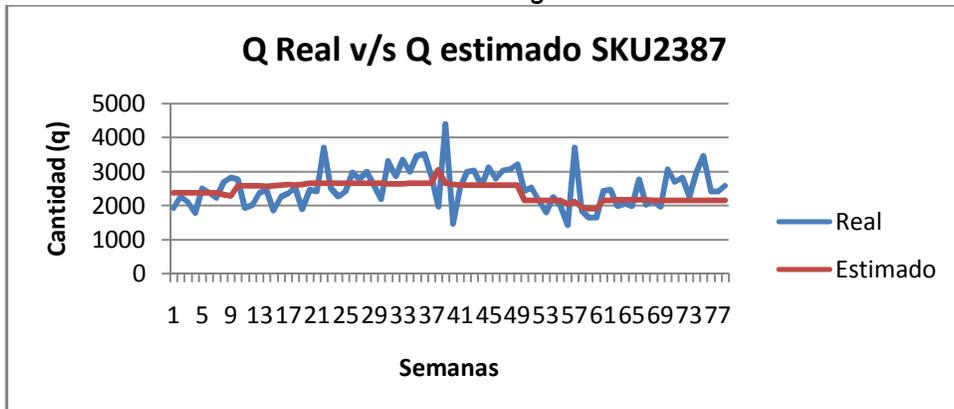
Gráfico N°53: Análisis Regresión SKU 2386



MAPE: 17%

Fuente: Elaboración Propia

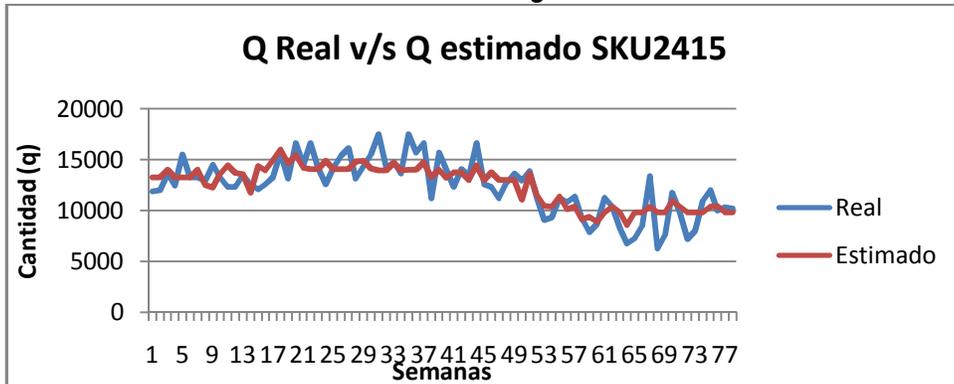
Gráfico N°54: Análisis Regresión SKU 2387



MAPE: 15%

Fuente: Elaboración Propia

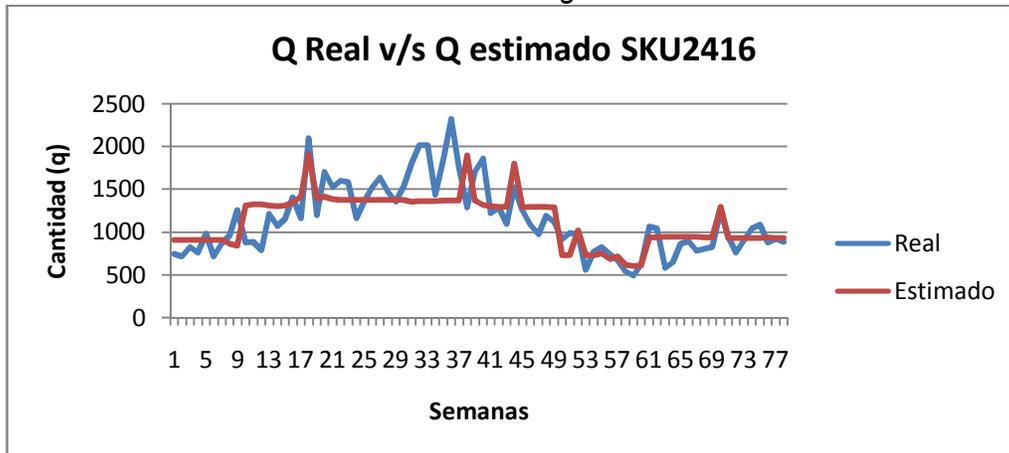
Gráfico N°55: Análisis Regresión SKU 2415



MAPE: 19,7%

Fuente: Elaboración Propia

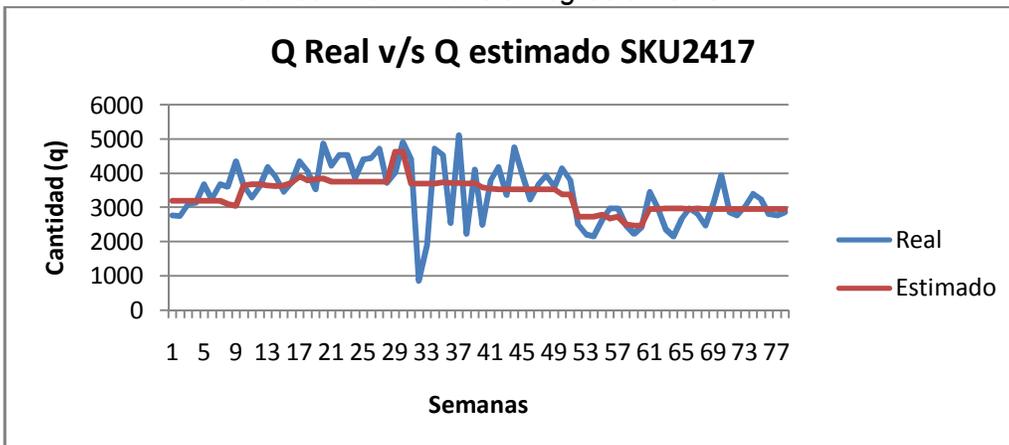
Gráfico N°56: Análisis Regresión SKU 2416



MAPE: 15%

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico N°57: Análisis Regresión SKU 2417



MAPE: 11,4%

Fuente: Elaboración Propia

8.5 ANEXO N°5: TRANSFORMACIÓN DE COEFICIENTES

Cuando se obtienen dimensiones factoriales, estas son mediante transformaciones lineales de las variables. En este caso, las variables dependientes X_i representan los logaritmos de los precios de los SKU, y con ellas se requiere explicar el logaritmo de la demanda de cada uno Y_i . Los F_i representan las dimensiones factoriales, con las cuales se busca realizar una regresión lineal asegurando la independencia de las variables explicativas. La transformación lineal para la construcción de las dimensiones factoriales se realiza mediante coeficientes factoriales denotados por f_{ij} .

$$F_i = f_{i1}X_1 + f_{i2}X_2 \dots + f_{in}X_n$$

Por lo tanto, al realizar la regresión con las dimensiones factoriales como variables dependientes se obtiene lo siguiente:

$$Y_i = \alpha_i + \gamma_{i1}F_1 + \gamma_{i2}F_2 \dots + \gamma_{in}F_n + \varepsilon$$

Luego, al reemplazar los factores con la transformación lineal se puede expresar la regresión de la siguiente manera:

$$Y_i = \alpha_i + \gamma_{i1}(f_{11}X_1 + \dots + f_{1n}X_n) + \dots + \gamma_{in}(f_{n1}X_1 + \dots + f_{nn}X_n) + \varepsilon$$

Finalmente, si se factoriza por las variables dependientes X_i se obtienen los coeficientes de una regresión sin las dimensiones factoriales.

$$Y_i = \alpha_i + \underbrace{(\gamma_{i1}f_{11} + \dots + \gamma_{in}f_{n1})}_{\beta_{i1}}X_1 + \dots + \underbrace{(\gamma_{i1}f_{1n} + \dots + \gamma_{in}f_{nn})}_{\beta_{in}}X_n + \varepsilon$$

Donde los β_{ii} representan las elasticidades cruzadas precio demanda.

Cabe destacar que se debe tener el cuidado de incluir todas las dimensiones factoriales en la regresión de no ser así se debe iterar de tal forma de incluir la mayor cantidad de factores que expliquen la mayor cantidad de varianza, para así reducir el error asociado.

Para los casos mostrados en este trabajo esta metodología arrojó buenos resultados, peor podría esperarse que en otros casos no ocurriera lo mismo.

8.6 ANEXO N°6: TEST DE HIPOTESIS SOBRE COEFICIENTES DE LA REGRESIÓN

Se realiza un test de hipótesis sobre la diferencia de medias de los coeficientes obtenidos mediante una regresión con dimensiones factoriales, donde si se cumple que:

$$\frac{|\hat{\gamma}_i - \hat{\gamma}_j|}{\sqrt{\hat{\sigma}_i^2 + \hat{\sigma}_j^2}} \sim < 2$$

$\hat{\gamma}_i$: Media del coeficiente de la regresión en el periodo i

$\hat{\sigma}_i^2$: Varianza del coeficiente de la regresión en el periodo i

Se puede asumir que no existe diferencia significativa entre los coeficientes bajo un 95% de confianza, asumiendo normalidad.

Los resultados de los test se pueden ver a continuación:

Tabla N°26: Resultados Test de Hipótesis Diferencia de Medias entre Coeficientes

SKU 1655				SKU 1687			
Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2	Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	12.39	2.20	0.23	(Constante)	17.77	3.69	1.38
f1	-0.72	0.40	0.23	f1	-1.81	0.61	1.38
f4	-0.31	0.14	0.05	f3	0.35	0.14	0.61
f5	0.33	0.08	0.84	f6	-0.51	0.14	0.44
f6	-0.26	0.07	0.19	f7	-0.41	0.08	0.24
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3	Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	11.82	1.05	0.21	(Constante)	12.19	1.68	0.56
f1	-0.62	0.19	0.26	f1	-0.88	0.28	0.61
f4	-0.32	0.13	0.07	f3	0.24	0.12	0.20
f5	0.23	0.08	0.17	f6	-0.42	0.13	0.63
f6	-0.24	0.07	0.88	f7	-0.39	0.08	0.19
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3	Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	11.52	0.94	0.37	(Constante)	10.93	1.51	1.72
f1	-0.56	0.17	0.39	f1	-0.65	0.25	1.75
f4	-0.31	0.13	0.02	f3	0.27	0.13	0.41
f5	0.25	0.09	0.65	f6	-0.54	0.13	0.18
f6	-0.33	0.07	0.70	f7	-0.36	0.08	0.43

SKU 1689

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	10.33	4.07	0.33
f1	-2.04	0.57	0.61
f2	-0.70	0.16	0.07
f3	0.31	0.12	0.07
f4	1.03	0.37	0.28
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	8.90	1.47	0.47
f1	-1.63	0.35	2.64
f2	-0.69	0.10	1.04
f3	0.30	0.10	0.97
f4	0.90	0.25	2.08
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	7.80	1.84	0.57
f1	-0.44	0.28	2.51
f2	-0.53	0.12	0.90
f3	0.45	0.12	0.81
f4	0.15	0.26	1.94

SKU 2368

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	15.97	2.38	2.02
f1	-1.66	0.47	1.86
f2	-0.07	0.05	1.57
f3	0.27	0.04	0.20
f4	0.42	0.19	0.10
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	9.84	1.87	0.53
f1	-0.51	0.40	0.61
f2	-0.19	0.05	0.43
f3	0.28	0.05	0.48
f4	0.40	0.19	0.66
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	11.25	1.88	1.56
f1	-0.88	0.45	1.20
f2	-0.23	0.08	1.63
f3	0.24	0.07	0.34
f4	0.68	0.37	0.60

SKU 2373

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	14.63	1.77	0.82
f1	-1.15	0.34	0.77
f2	-0.26	0.09	0.09
f3	-0.19	0.08	0.25
f4	-0.55	0.19	0.03
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	12.77	1.42	0.53
f1	-0.81	0.28	0.83
f2	-0.25	0.09	0.70
f3	-0.23	0.09	0.12
f4	-0.56	0.19	1.46
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	13.80	1.31	0.38
f1	-1.15	0.29	0.00
f2	-0.15	0.11	0.80
f3	-0.24	0.10	0.36
f4	-1.18	0.38	1.48

SKU 2386

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	11.28	2.29	0.54
f1	-0.68	0.40	0.54
f3	0.40	0.16	0.27
f4	-0.34	0.13	0.34
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	13.03	2.29	0.28
f1	-0.98	0.40	0.21
f3	0.33	0.17	0.42
f4	-0.28	0.15	0.72
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	13.81	1.55	0.91
f1	-1.08	0.26	0.85
f3	0.42	0.13	0.13
f4	-0.41	0.12	0.39

SKU 2387

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	10.52	3.62	0.48
f1	-0.52	0.70	0.48
f2	0.17	0.09	0.30
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	12.39	1.34	0.98
f1	-0.87	0.25	1.00
f2	0.13	0.10	0.82
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	10.69	1.11	0.04
f1	-0.54	0.21	0.03
f2	0.24	0.10	0.58

SKU 2415

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	17.01	1.73	1.16
f1	-1.34	0.31	1.17
f2	0.18	0.09	0.72
f4	-0.08	0.08	0.63
f6	0.30	0.08	0.14
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	19.34	1.01	0.26
f1	-1.76	0.18	0.29
f2	0.28	0.10	0.02
f4	-0.16	0.10	0.50
f6	0.31	0.10	0.31
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	18.98	0.92	1.01
f1	-1.69	0.17	0.99
f2	0.28	0.10	0.69
f4	-0.24	0.10	1.17
f6	0.36	0.10	0.47

SKU 2416

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	13.89	3.94	1.16
f1	-1.25	0.73	1.15
f2	-0.44	0.11	0.87
f3	0.45	0.14	0.36
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	18.73	1.37	0.78
f1	-2.15	0.25	0.79
f2	-0.31	0.10	0.49
f3	0.38	0.11	0.13
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	17.34	1.17	0.84
f1	-1.89	0.21	0.83
f2	-0.38	0.09	0.43
f3	0.40	0.12	0.24

SKU 2417

Periodo1	Coef	SE	Test p1-p2
(Constante)	14.53	4.21	0.15
f1	-1.17	0.77	0.15
f3	0.25	0.11	0.08
Periodo2	Coef	SE	Test p2-p3
(Constante)	13.81	2.18	0.66
f1	-1.04	0.40	0.65
f3	0.27	0.13	0.18
Periodo3	Coef	SE	Test p1-p3
(Constante)	11.90	1.91	0.57
f1	-0.69	0.34	0.56
f3	0.30	0.12	0.28

Fuente: Elaboración Propia

Se puede apreciar que la gran mayoría de los coeficientes no presentan una diferencia significativa entre los distintos periodos, por lo cual se puede asumir estabilidad en el comportamiento de los consumidores.

8.7 ANEXO N°7: CÓDIGO MODELO REGRESIONES (SINTAXIS SOFTWARE SPSS)

(Fuente: Elaboración propia)

* Regresión Lineal

* MACRO definition.

```
DEFINE lirdoall(!POSITIONAL !TOKENS(1) !POSITIONAL !TOKENS(1) !POSITIONAL
!TOKENS(1) !POSITIONAL !TOKENS(1) )
DO IF $CASENUM=1.
!DO !i=1 !to !1.
!LET !yvar=!concat('y', !i).
!let !r=!length(!concat(!blanks(!i), !blanks(!2))).
!LET !xvar1=!concat('x', !r).
!let !s=!length(!concat(!blanks(!i), !blanks(!3))).
!LET !xvar2=!concat('x', !s).
!LET !xvar4=!concat(!xvar1, " ").
!LET !xvar5=!concat(!xvar2, " ").
!LET !xvar6=!concat(!xvar4,!xvar5).

WRITE OUTFILE "c:\windows\temp\alltests.sps"
/"REGRESSION"
/" /DESCRIPTIVES MEAN STDDEV"
/" /STATISTICS COEFF CI R ANOVA"
/" /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/" /NOORIGIN
/" /DEPENDENT "!quote(!yvar)
/" /METHOD=BACKWARD f1 f2 f3 f4 f5 f6 f7 f8 f9 f10 f11 f12 f13 f14 f15 f16 f17 f18 f19 f20 f21 f22
f23 f24 "!quote(!xvar6)
/" /RESIDUALS DURBIN NORM(ZRESID)" .
```

* seleccione algunos descriptives&statistics,

* modificarlos si es necesario, tener cuidado con el / y " .

!DOEND.

END IF.

EXECUTE.

INCLUDE FILE="c:\windows\temp\alltests.sps".

!ENDDDEFINE.

* MACRO call: macroname 'numero de variables dependientes', numero de variable independiente donde comienza p+, numero de variable independiente donde comienza p-.

* La siguiente llamada creara y corra un archivo de sintaxis que desarrollara 36 regresiones.

SET MPRINT=yes.

LIRDOALL 10 24 34.

SET MPRINT=no.

8.8 ANEXO N°8: CÓDIGO MODELO OPTIMIZACIÓN (SOFTWARE GAMS) (Fuente: Adaptación trabajos anteriores)

El código que se presenta a continuación se programó en el software GAMS. Este se puede generalizar para cualquier número de SKU con sólo introducir los datos correspondientes. Además sirve para la optimización de los tres modelos solo con cambiar el nombre de la variable que representa la función objetivo correspondiente.

Sets

```
i Skus /K1, K2, K3, K4, K5, K6, K7, K8, K9, K10/  
s Dumis /Quincena, Fin_Mes, Sandwich, Vispera, Feriado, Sem_Sta, F_Patrias, Navidad, Ano_N, Ini_Vaca, Vacas/  
j otras pastas /pc, ptina, surt/  
su sucursales /s1,s2,s3,s4,s5,s6,s7,s8,s9/ ;
```

Parameters

```
pact(i) limite sup stock  
/ K1 346.4807941  
K2 346.5415575  
K3 346.6371816  
K4 201.3455884  
K5 201.4005991  
K6 192.0604622  
K7 192.123553  
K8 345.9150729  
K9 345.9858318  
K10 345.8682401 /
```

```
PO(j) / pc 5.75  
ptina 5.46  
surt 8.12 /
```

alfa(i) alfa de los i Precios

```
/ K1 10.6061430705  
K2 11.5191044938  
K3 9.5550305409  
K4 12.3960421155  
K5 13.2398140431  
K6 9.3633751067  
K7 11.3410208491  
K8 16.7208205340  
K9 14.1770409999  
K10 12.9011531587 /
```

lb(i) lowerBound de los i Precios

```
/ K1 5.802678238  
K2 5.817307864  
K3 5.818178342  
K4 5.298614058  
K5 5.300042208  
K6 5.228605955  
K7 5.229537895  
K8 5.833390506  
K9 5.831746333  
K10 5.83382363 /
```

ub(i) upperBound de Precios i in cases

```
/ K1 346.6  
K2 346.6  
K3 346.3  
K4 201.2  
K5 201.1  
K6 192.0  
K7 191.9  
K8 345.8  
K9 345.5  
K10 345.9
```

/

costo(i) Costos de Precios i in cases

```
/ K1 301.0776058  
K2 305.5146354  
K3 305.780695  
K4 181.8721337  
K5 182.1320599  
K6 169.5750794  
K7 169.7331869  
K8 310.4678415
```

K9 309.9577981
 K10 310.6023417

/

D(s) dumies explicativas d in cases

/ Quincena 0
 Fin_Mes 0
 Sandwich 0
 Vispera 0
 Feriado 0
 Sem_Sta 0
 F_Patrias 0
 Navidad 0
 Ano_N 0
 Ini_Vaca 0
 Vacas 0/;

Table beta(i,*) Betas de los Precios

	CK1	CK2	CK3	CK4	CK5	CK6	CK7	CK8	CK9	CK10	CK11	CK12	CK13	CK14	CK15	CK16	CK17	CK18
CK19																		
K1	-0.097	-0.089	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.099	-0.099	0.000	0.000	-0.095	0.000	0.000	0.114	0.137	0.000
0.000	0.000	-0.272	0.314	-0.175	0.000	-0.182												
K2	0.000	-0.169	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.182	0.000	-0.179	-0.166	-0.136	0.000	0.257	-0.005	0.000
0.000	-0.246	-0.167	0.500	0.000	0.000	-0.300												
K3	0.000	-0.646	-0.133	0.000	-3.262	0.000	0.000	0.000	0.129	0.117	0.000	-0.271	-0.504	2.598	0.000	0.000	0.346	0.000
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.239												
K4	0.711	0.000	0.721	-1.228	-1.240	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.155	0.000	0.000
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.177												
K5	0.638	-0.216	0.638	0.000	-2.040	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.105	0.000	0.000
0.000	0.000	-0.343	0.000	0.000	0.000	0.000												
K6	0.000	-0.057	0.000	0.000	-0.061	-0.061	0.000	-0.069	-0.069	0.000	0.000	0.000	-0.065	-0.023	0.000	0.000	0.290	0.000
0.000	0.000	-0.308	0.000	0.000	0.000	-0.363												
K7	0.000	-0.169	0.000	0.000	0.000	-0.169	-0.169	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.165	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
0.000	0.000	0.142	0.000	0.000	0.000	-0.123												
K8	0.000	-0.324	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.330	-0.330	0.000	0.000	0.000	-0.324	0.000	0.055	0.000	0.106	0.000
0.000	-0.136	-0.040	0.265	0.000	0.000	-0.101												
K9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.327	0.000	0.000	-0.336	0.000	-0.333	-0.318	0.000	0.000	0.000	0.000	0.332	0.000
0.000	0.000	0.336	0.000	0.000	0.000	-0.443												
K10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.289	-0.291	-0.282	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.211	-0.181;												

Table part(i,su) participacion sku en sucu

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
K1	0.144	0.122	0.151	0.135	0.040	0.191	0.054	0.071	0.091
K2	0.142	0.120	0.181	0.143	0.054	0.184	0.028	0.066	0.082
K3	0.140	0.107	0.126	0.155	0.052	0.186	0.039	0.083	0.111
K4	0.094	0.052	0.115	0.131	0.132	0.105	0.132	0.102	0.137
K5	0.103	0.053	0.126	0.113	0.109	0.108	0.132	0.094	0.161
K6	0.086	0.048	0.065	0.079	0.136	0.187	0.176	0.088	0.135
K7	0.100	0.040	0.063	0.085	0.140	0.176	0.168	0.069	0.160
K8	0.128	0.108	0.084	0.132	0.085	0.154	0.076	0.077	0.155
K9	0.142	0.097	0.070	0.151	0.072	0.160	0.065	0.114	0.129
K10	0.119	0.117	0.079	0.129	0.087	0.129	0.082	0.083	0.175 ;

VARIABLES

P(i) Precios de los i Sku en Pesos

Q(i) Q del Sku i

Ing Ingreso

Ing1 ingreso sucu1

Ing2 ingreso sucu2

Ing3 ingreso sucu3

Ing4 ingreso sucu4

Ing5 ingreso sucu5

Ing6 ingreso sucu6

Ing7 ingreso sucu7

Ing8 ingreso sucu8

Ing9 ingreso sucu9

Qt Q Categoria

Mt Margen Categoria

PP precio cat

Equations

lower(i) Cota Inferior Precios

upper(i) Cota Superior Precios

KK1 Q del Sku 1

KK2 Q del Sku 2

KK3 Q del Sku 3

KK4 Q del Sku 4

KK5 Q del Sku 5

KK6 Q del Sku 6

KK7 Q del Sku 7

KK8 Q del Sku 8

KK9 Q del Sku 9

KK10 Q del Sku 10

ingreso Ingreso de la Categoria funcion Objetivo

ingreso1 ingreso sucu1

ingreso2 ingreso sucu2

ingreso3 ingreso sucu3
ingreso4 ingreso sucu4
ingreso5 ingreso sucu5
ingreso6 ingreso sucu6
ingreso7 ingreso sucu7
ingreso8 ingreso sucu8
ingreso9 ingreso sucu9
*ingresoW Ingreso de Watts
QTotal Q de la Categoría
pprom precio prom cat
*QWatts Q de Watts
Margen Margen de la Categoría ;

lower(i).. P(i) =g= log(0.92*pact(i));
upper(i).. P(i) =l= log(1.32*pact(i));

KK1.. Q("K1") =e=

exp(alfa("K1")+P("K1")*beta("K1","CK1")+P("K2")*beta("K1","CK2")+P("K3")*beta("K1","CK3")+P("K4")*beta("K1","CK4")+P("K5")*beta("K1","CK5")+P("K6")*beta("K1","CK6")+P("K7")*beta("K1","CK7")+P("K8")*beta("K1","CK8")+P("K9")*beta("K1","CK9")+P("K10")*beta("K1","CK10")+PO("pc")*beta("K1","CK11")+PO("ptina")*beta("K1","CK12")+PO("surt")*beta("K1","CK13")+D("Quincena")*beta("K1","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K1","CK15")+D("Sandwich")*beta("K1","CK16")+D("Vispera")*beta("K1","CK17")+D("Feriado")*beta("K1","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K1","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K1","CK20")+D("Navidad")*beta("K1","CK21")+D("Ano_N")*beta("K1","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K1","CK23")+D("Va cas")*beta("K1","CK24"));

KK2.. Q("K2") =e=

exp(alfa("K2")+P("K1")*beta("K2","CK1")+P("K2")*beta("K2","CK2")+P("K3")*beta("K2","CK3")+P("K4")*beta("K2","CK4")+P("K5")*beta("K2","CK5")+P("K6")*beta("K2","CK6")+P("K7")*beta("K2","CK7")+P("K8")*beta("K2","CK8")+P("K9")*beta("K2","CK9")+P("K10")*beta("K2","CK10")+PO("pc")*beta("K2","CK11")+PO("ptina")*beta("K2","CK12")+PO("surt")*beta("K2","CK13")+D("Quincena")*beta("K2","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K2","CK15")+D("Sandwich")*beta("K2","CK16")+D("Vispera")*beta("K2","CK17")+D("Feriado")*beta("K2","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K2","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K2","CK20")+D("Navidad")*beta("K2","CK21")+D("Ano_N")*beta("K2","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K2","CK23")+D("Va cas")*beta("K2","CK24"));

KK3.. Q("K3") =e=

exp(alfa("K3")+P("K1")*beta("K3","CK1")+P("K2")*beta("K3","CK2")+P("K3")*beta("K3","CK3")+P("K4")*beta("K3","CK4")+P("K5")*beta("K3","CK5")+P("K6")*beta("K3","CK6")+P("K7")*beta("K3","CK7")+P("K8")*beta("K3","CK8")+P("K9")*beta("K3","CK9")+P("K10")*beta("K3","CK10")+PO("pc")*beta("K3","CK11")+PO("ptina")*beta("K3","CK12")+PO("surt")*beta("K3","CK13")+D("Quincena")*beta("K3","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K3","CK15")+D("Sandwich")*beta("K3","CK16")+D("Vispera")*beta("K3","CK17")+D("Feriado")*beta("K3","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K3","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K3","CK20")+D("Navidad")*beta("K3","CK21")+D("Ano_N")*beta("K3","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K3","CK23")+D("Va cas")*beta("K3","CK24"));

KK4.. Q("K4") =e=

exp(alfa("K4")+P("K1")*beta("K4","CK1")+P("K2")*beta("K4","CK2")+P("K3")*beta("K4","CK3")+P("K4")*beta("K4","CK4")+P("K5")*beta("K4","CK5")+P("K6")*beta("K4","CK6")+P("K7")*beta("K4","CK7")+P("K8")*beta("K4","CK8")+P("K9")*beta("K4","CK9")+P("K10")*beta("K4","CK10")+PO("pc")*beta("K4","CK11")+PO("ptina")*beta("K4","CK12")+PO("surt")*beta("K4","CK13")+D("Quincena")*beta("K4","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K4","CK15")+D("Sandwich")*beta("K4","CK16")+D("Vispera")*beta("K4","CK17")+D("Feriado")*beta("K4","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K4","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K4","CK20")+D("Navidad")*beta("K4","CK21")+D("Ano_N")*beta("K4","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K4","CK23")+D("Va cas")*beta("K4","CK24"));

KK5.. Q("K5") =e=

exp(alfa("K5")+P("K1")*beta("K5","CK1")+P("K2")*beta("K5","CK2")+P("K3")*beta("K5","CK3")+P("K4")*beta("K5","CK4")+P("K5")*beta("K5","CK5")+P("K6")*beta("K5","CK6")+P("K7")*beta("K5","CK7")+P("K8")*beta("K5","CK8")+P("K9")*beta("K5","CK9")+P("K10")*beta("K5","CK10")+PO("pc")*beta("K5","CK11")+PO("ptina")*beta("K5","CK12")+PO("surt")*beta("K5","CK13")+D("Quincena")*beta("K5","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K5","CK15")+D("Sandwich")*beta("K5","CK16")+D("Vispera")*beta("K5","CK17")+D("Feriado")*beta("K5","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K5","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K5","CK20")+D("Navidad")*beta("K5","CK21")+D("Ano_N")*beta("K5","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K5","CK23")+D("Va cas")*beta("K5","CK24"));

KK6.. Q("K6") =e=

exp(alfa("K6")+P("K1")*beta("K6","CK1")+P("K2")*beta("K6","CK2")+P("K3")*beta("K6","CK3")+P("K4")*beta("K6","CK4")+P("K5")*beta("K6","CK5")+P("K6")*beta("K6","CK6")+P("K7")*beta("K6","CK7")+P("K8")*beta("K6","CK8")+P("K9")*beta("K6","CK9")+P("K10")*beta("K6","CK10")+PO("pc")*beta("K6","CK11")+PO("ptina")*beta("K6","CK12")+PO("surt")*beta("K6","CK13")+D("Quincena")*beta("K6","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K6","CK15")+D("Sandwich")*beta("K6","CK16")+D("Vispera")*beta("K6","CK17")+D("Feriado")*beta("K6","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K6","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K6","CK20")+D("Navidad")*beta("K6","CK21")+D("Ano_N")*beta("K6","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K6","CK23")+D("Va cas")*beta("K6","CK24"));

KK7.. Q("K7") =e=

exp(alfa("K7")+P("K1")*beta("K7","CK1")+P("K2")*beta("K7","CK2")+P("K3")*beta("K7","CK3")+P("K4")*beta("K7","CK4")+P("K5")*beta("K7","CK5")+P("K6")*beta("K7","CK6")+P("K7")*beta("K7","CK7")+P("K8")*beta("K7","CK8")+P("K9")*beta("K7","CK9")+P("K10")*beta("K7","CK10")+PO("pc")*beta("K7","CK11")+PO("ptina")*beta("K7","CK12")+PO("surt")*beta("K7","CK13")+D("Quincena")*beta("K7","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K7","CK15")+D("Sandwich")*beta("K7","CK16")+D("Vispera")*beta("K7","CK17")+D("Feriado")*beta("K7","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K7","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K7","CK20")+D("Navidad")*beta("K7","CK21")+D("Ano_N")*beta("K7","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K7","CK23")+D("Va cas")*beta("K7","CK24"));

KK8.. Q("K8") =e=

exp(alfa("K8")+P("K1")*beta("K8","CK1")+P("K2")*beta("K8","CK2")+P("K3")*beta("K8","CK3")+P("K4")*beta("K8","CK4")+P("K5")*beta("K8","CK5")+P("K6")*beta("K8","CK6")+P("K7")*beta("K8","CK7")+P("K8")*beta("K8","CK8")+P("K9")*beta("K8","CK9")+P("K10")*beta("K8","CK10")+PO("pc")*beta("K8","CK11")+PO("ptina")*beta("K8","CK12")+PO("surt")*beta("K8","CK13")+D("Quincena")*beta("K8","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K8","CK15")+D("Sandwich")*beta("K8","CK16")+D("Vispera")*beta("K8","CK17")+D("Feriado")*beta("K8","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K8","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K8","CK20")+D("Navidad")*beta("K8","CK21")+D("Ano_N")*beta("K8","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K8","CK23")+D("Va cas")*beta("K8","CK24"));

KK9.. Q("K9") =e=

exp(alfa("K9")+P("K1")*beta("K9","CK1")+P("K2")*beta("K9","CK2")+P("K3")*beta("K9","CK3")+P("K4")*beta("K9","CK4")+P("K5")*beta("K9","CK5")+P("K6")*beta("K9","CK6")+P("K7")*beta("K9","CK7")+P("K8")*beta("K9","CK8")+P("K9")*beta("K9","CK9")+P("K10")*beta("K9","CK10")+PO("pc")*beta("K9","CK11")+PO("ptina")*beta("K9","CK12")+PO("surt")*beta("K9","CK13")+D("Quincena")*beta("K9","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K9","CK15")+D("Sandwich")*beta("K9","CK16")+D("Vispera")*beta("K9","CK17")+D("Feriado")*beta("K9","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K9","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K9","CK20")+D("Navidad")*beta("K9","CK21")+D("Ano_N")*beta("K9","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K9","CK23")+D("Va cas")*beta("K9","CK24"));

KK10.. Q("K10") =e=

exp(alfa("K10")+P("K1")*beta("K10","CK1")+P("K2")*beta("K10","CK2")+P("K3")*beta("K10","CK3")+P("K4")*beta("K10","CK4")+P("K5")*beta("K10","CK5")+P("K6")*beta("K10","CK6")+P("K7")*beta("K10","CK7")+P("K8")*beta("K10","CK8")+P("K9")*beta("K10","CK9")+P("K10")*beta("K10","CK10")+PO("pc")*beta("K10","CK11")+PO("ptina")*beta("K10","CK12")+PO("surt")*beta("K10","CK13")+D("Quincena")*beta("K10","CK14")+D("Fin_Mes")*beta("K10","CK15")+D("Sandwich")*beta("K10","CK16")+D("Vispera")*beta("K10","CK17")+D("Feriado")*beta("K10","CK18")+D("Sem_Sta")*beta("K10","CK19")+D("F_Patrias")*beta("K10","CK20")+D("Navidad")*beta("K10","CK21")+D("Ano_N")*beta("K10","CK22")+D("Ini_Vaca")*beta("K10","CK23")+D("Vacas")*beta("K10","CK24"));

pprom.. PP =e= sum(i,exp(P(i)))/10;

*minimoQ(i).. exp(Q(i)) =g= 0;

*lowerQCat.. (exp(15.21189549 - 1.59*log((sum(i,exp(P(i)))/10)) - 11.11*P("K1") - 1.1862*P("K2") + 1.14276*P("K3") + 0.141*P("K8") + 1.43944*P("K9") + 0.06144*D("Fin_Mes") + 0.0945*D("Sandwich") - 0.11016*D("Sem_Sta") - 0.27657*D("F_Patrias") + 0.161226*D("Navidad") - 0.13355*D("Ano_N") - 0.1622*D("Vacas")))*0.945 =l= sum(i,exp(Q(i)));

*upperQCat.. (exp(15.21189549 - 1.59*log((sum(i,exp(P(i)))/10)) - 11.11*P("K1") - 1.1862*P("K2") + 1.14276*P("K3") + 0.141*P("K8") + 1.43944*P("K9") + 0.06144*D("Fin_Mes") + 0.0945*D("Sandwich") - 0.11016*D("Sem_Sta") - 0.27657*D("F_Patrias") + 0.161226*D("Navidad") - 0.13355*D("Ano_N") - 0.1622*D("Vacas")))*0.9 =g= sum(i,exp(Q(i)));

*upperQCat.. (exp(35.26 - 0.749*log((sum(i,exp(P(i)))/11)) - 3.513*P("K6")))+1201*1.055 =g= sum(i,exp(Q(i)));

*lowerQCat.. 68235*0.8 =l= sum(i,exp(Q(i)));

*upperQCat.. 36000 =g= sum(i,Q(i));

```

ingreso1.. lng1 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s1')*Q(i));
ingreso2.. lng2 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s2')*Q(i));
ingreso3.. lng3 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s3')*Q(i));
ingreso4.. lng4 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s4')*Q(i));
ingreso5.. lng5 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s5')*Q(i));
ingreso6.. lng6 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s6')*Q(i));
ingreso7.. lng7 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s7')*Q(i));
ingreso8.. lng8 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s8')*Q(i));
ingreso9.. lng9 =e= sum(i, exp(P(i))*part(i,'s9')*Q(i));
ingreso.. lng =e= sum((i,su),exp(P(i))*part(i,su)*Q(i));
*ingresoW.. lngW =e= exp(P("K6"))*exp(Q("K6"))+exp(P("K7"))*exp(Q("K7"))+exp(P("K8"))*exp(Q("K8"))+exp(P("K11"))*exp(Q("K11"));
QTotal.. Qt =e= sum(i,Q(i));
*QWatts.. Qw =e= exp(Q("K6"))+exp(Q("K7"))+exp(Q("K8"))+exp(Q("K11"));
Margen.. Mt =e= sum(i,(exp(P(i))-costo(i))*Q(i));
*MargenW.. Mw =e= (exp(P("K6")) - exp(costo("K6")))*Q("K6")+ (exp(P("K7")) - exp(costo("K7")))*Q("K7")+ (exp(P("K8")) - exp(costo("K8")))*Q("K8")+ (exp(P("K11")) - exp(costo("K11")))*Q("K11");
Model Pricing / all /;
Pricing.optfile= 0;
solve Pricing maximizing Mt using nlp;
Pricing.optfile= 1;
FILE MOPT /minos5.opt/;
PUT MOPT;
PUT "scale all variables";
PUTCLOSE;
solve Pricing maximizing Mt using nlp;

```