



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

**MODELO DE FIJACIÓN DE PRECIOS ÓPTIMOS A PRODUCTOS DE CONTINUIDAD  
EN VESTUARIO FEMENINO**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL**

**STEFANO ANTONIO CIMMA SAONA**

**PROFESOR GUÍA:  
ALEJANDRA PUENTE CHANDÍA**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
CHRISTIAN DIEZ FUENTES  
CAROLINA SEGOVIA RIQUELME**

**SANTIAGO DE CHILE  
MARZO 2014**

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL  
TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL  
POR: STEFANO ANTONIO CIMMA SAONA  
FECHA: 07/03/2014  
PROFESOR GUÍA: ALEJANDRA PUENTE CH.

## **MODELO DE FIJACIÓN DE PRECIOS ÓPTIMOS A PRODUCTOS DE CONTINUIDAD EN VESTUARIO FEMENINO**

La determinación del precio en la industria del *retail* resulta ser una decisión sumamente importante. El tener una buena gestión permite mantenerse competitivo dentro de este rubro, el cual es el tercer más desarrollado de la región. Esta memoria propone determinar el precio óptimo para productos que representan, a nivel categoría, el 55% de las ventas anuales de la empresa, a través de un modelo que sugiera el precio a ofrecer al cliente. Actualmente, estos se determinan en base a la experiencia con productos similares, sin el sustento de un modelo matemático para el apoyo a la toma de decisiones.

El objetivo es generar un modelo de fijación de precios que permita estimar la demanda futura, para establecer un precio sugerido que mejore los ingresos actuales de la empresa. La metodología utilizada para alcanzar este objetivo es la realización de una segmentación de tiendas, determinando primero el número óptimo de *clústers*, aplicando la regla del codo en el historial de conglomeración, para luego, a través del método de K-medias, definir qué tiendas pertenecen a cada segmento. Esto sirve como *input* para la estimación de demanda utilizando series de tiempo, sometidas a criterios de ajuste para conocer su capacidad predictiva. Finalmente, la decisión óptima de precios, considera un modelo de maximización, que incluye la demanda estimada, fechas especiales y restricciones de precio, mediante el cual se obtienen los beneficios percibidos y se realiza un análisis de sensibilidad al modelo desarrollado en cada caso.

Los resultados entregan una segmentación de 4 *clústers* de tiendas. Por otro lado, se tienen ajustes de demanda con errores MAPE promedio de 15%, 20%, 16% y 20% para cada *clúster*, lo cual está dentro de los márgenes aceptables para modelos de este tipo. Finalmente, con la optimización de precios, se obtiene un aumento de los ingresos, para un periodo de 10 semanas, del 6,77%, lo que significa un beneficio de \$9 millones de pesos aproximadamente.

Se concluye que la segmentación permite determinar políticas de precio distintas entre un segmento y otro, con mejores resultados en aquellas que tienen mayores ventas. Sin embargo, también se tiene la limitante de no contar con información de costos y márgenes, por lo que se propone como trabajo futuro realizar un estudio similar incluyendo esta información.

## AGRADECIMIENTOS

En primer lugar agradecer a mis papás, Franco y María Luisa, y a mi hermana Rafaella, por su amor, cariño, apoyo, por creer en mí y estar conmigo siempre a lo largo de toda mi vida. El término de este ciclo en mi vida significa mucho, y gran parte del mérito es de ustedes, puesto que nadie nace sabiendo ser padre o madre, y creo que el trabajo que han hecho ustedes en cuanto a formación que nos han entregado a mi hermana y a mí, ha sido notable. Sin su constante esfuerzo y sacrificio no hubiese llegado donde estoy ahora. Les agradezco por la educación y los valores de excelencia que me entregaron, por el amor incondicional que me entregan día a día.

A mi polola, Jhanís Loyola, durante los más de 4 años que llevamos juntos he aprendido mucho de ti, me has hecho crecer como persona, has estado siempre conmigo, en las buenas y malas, y sobre todo en el comienzo de este trabajo, fuiste un pilar fundamental para sacarlo adelante cuando todo se veía oscuro, tus palabras, tus consejos, tu amor, me ayudaron a encontrar el camino para seguir adelante. Te agradezco por todos los momentos hermosos que hemos vivido juntos.

Agradezco también a mi familia: Abuelos/as, Tíos/as y Primos/as, por su cariño, preocupación, alegría, por sus palabras cuando las necesitaba. Son un ejemplo de unión y me siento muy feliz de tenerlos cerca.

A mis amigos que conocí durante estos 6 años: Felipe Vildoso, Rominna Jiménez, Reymundo (Pastor) Sánchez, Alina Roldán, Rurik Romero, Tania Ocampo. Junto a Pipe, Romi y Jhanís hicimos innumerables trabajos, dedicando hartas horas a la U y a perder el tiempo, pero también lo pasamos muy bien, y este último año el apoyo mutuo ayudó a que cada uno concluyera su trabajo con éxito.

Finalmente, a mi gran amigo Cristóbal Uribe, 11 años de amistad, que a pesar de que pueda pasar un tiempo sin vernos, la comunicación y confianza siempre está. Muchas gracias por la alegría y los buenos momentos vividos.

## DEDICATORIA

*A mi madre, María Luisa, y a mi padre, Franco.*

*Sin ellos no hubiese podido cumplir este sueño.*

## TABLA DE CONTENIDO

1.	INTRODUCCIÓN Y ANTECEDENTES GENERALES.....	1
1.1	Introducción .....	1
1.2	Antecedentes generales.....	2
2.	DESCRIPCION Y JUSTIFICACION DEL PROYECTO.....	4
2.1	Justificación de productos escogidos .....	6
3.	OBJETIVOS .....	9
3.1	Objetivo General .....	9
3.2	Objetivos Específicos.....	9
4.	ALCANCES.....	9
5.	RESULTADOS ESPERADOS .....	10
6.	MARCO CONCEPTUAL .....	10
6.1	<i>Pricing</i> /fijación de precios.....	10
6.1.1	Productos de moda .....	11
6.1.2	Productos de continuidad .....	11
6.2	Segmentación de tiendas .....	13
6.2.1	Métodos de segmentación.....	13
6.3	Estimación de demanda .....	15
6.3.1	Regresión lineal/múltiple .....	17
6.3.2	Regresión no lineal (multiplicativo).....	17
6.3.3	Regresión no lineal (exponencial) .....	17
6.3.4	Serie de tiempo .....	18
6.4	Errores de modelos .....	20
6.4.1	Desviación media absoluta (MAD): .....	20
6.4.2	Error Porcentual medio absoluto (MAPE):.....	20
6.4.3	Desviación porcentual media absoluta (PMAD): .....	20
7.	METODOLOGÍA.....	21
8.	ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE DATOS.....	27
8.1	Productos .....	27
8.2	Tiendas .....	29
9.	SEGMENTACIÓN DE TIENDAS.....	31
9.1	Tratamiento de datos.....	31

9.2	Resultados segmentación .....	32
9.2.1	Clustering jerárquico .....	32
9.2.2	K-medias con 4 <i>clúster</i> .....	33
9.2.3	K-medias con 5 <i>clúster</i> .....	36
10.	ESTIMACIÓN DE DEMANDA .....	39
10.1	Análisis de variables para productos agregados por tiendas.....	39
10.1.1	Regresión por SKU.....	39
10.1.2	Regresión por Artículo.....	41
10.1.3	Regresión por artículos agrupados según precio.....	42
10.1.4	Serie de tiempo para conjunto de artículos agrupados por precio .....	44
10.2	Estimación de demanda mediante series de tiempo para cada <i>clúster</i> de tiendas.....	54
10.2.1	<i>Clúster 1</i> .....	55
10.2.2	<i>Clúster 2</i> .....	55
10.2.3	<i>Clúster 3</i> .....	56
10.2.4	<i>Clúster 4</i> .....	57
11.	OPTIMIZACIÓN DE PRECIOS .....	58
11.1	<i>Clúster 1</i> .....	59
11.2	<i>Clúster 2</i> .....	65
11.3	<i>Clúster 3</i> .....	66
11.4	<i>Clúster 4</i> .....	67
12.	CONCLUSIONES .....	69
12.1	Trabajos futuros .....	72
13.	BIBLIOGRAFIA.....	74
14.	ANEXOS .....	76
14.1	Anexo A .....	76
14.2	Anexo B .....	77
14.3	Anexo C.....	79
14.4	Anexo D .....	80
14.4.1	Anexo D.1 .....	81
14.4.2	Anexo D.2 .....	82
14.4.3	Anexo D.3 .....	83
14.4.4	Anexo D.4 .....	84
14.5	Anexo E.....	85

14.6	Anexo F.....	91
14.7	Anexo G.....	95

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1:	Participación de mercado de los 3 principales formatos del <i>retail</i> .....	3
Figura 2:	Participación de mercado de las principales tiendas por departamento .....	3
Figura 3:	Precio promedio v/s unidades vendidas para 2 tiendas .....	6
Figura 4:	Participación de CORSETERÍA en ingresos (USD\$14,6MM) de la empresa, año 2012.....	7
Figura 5:	Participación de SOSTÉN en la categoría CORSETERÍA (USD\$8MM), año 2012 .....	7
Figura 6:	Participación de <i>DESIGN</i> en familia SOSTÉN (USD\$5,1MM), año 2012 .....	8
Figura 7:	Variación del precio en el tiempo .....	11
Figura 8:	Estacionalidad, <i>Markdowns</i> y <i>Markups</i> para SKU de continuidad.....	12
Figura 9:	Relación de la demanda con las principales variables que la influyen .....	16
Figura 10:	Etapas del proceso KDD .....	21
Figura 11:	Historial de conglomeración para la segmentación de tiendas .....	32
Figura 12:	Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto” .....	47
Figura 13:	Raíz del proceso ARMAX(1,0) con “fecha especial” .....	50
Figura 14:	Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio” .....	51
Figura 15:	Raíz del proceso ARMAX(1,0) sin “fecha especial” .....	52
Figura 16:	Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo” .....	53
Figura 17:	Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 1, “rango precio alto” .....	60
Figura 18:	Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 1, “rango precio medio”.....	61
Figura 19:	Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 1, “rango precio bajo”, restricción de precio flexibilizada.....	63
Figura 20:	Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 1, “rango precio bajo”, sin restricción de precio .....	64
Figura 21:	Dendograma de la segmentación de tiendas.....	76
Figura 22:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, <i>clúster</i> 1 .....	81
Figura 23:	Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio medio, <i>clúster</i> 1 .....	81
Figura 24:	Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio bajo, <i>clúster</i> 1 .....	81
Figura 25:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, <i>clúster</i> 2 .....	82
Figura 26:	Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio medio, <i>clúster</i> 2 .....	82
Figura 27:	Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio bajo, <i>clúster</i> 2 .....	82
Figura 28:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, <i>clúster</i> 3 .....	83
Figura 29:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio medio, <i>clúster</i> 3 .....	83
Figura 30:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio bajo, <i>clúster</i> 3 .....	83
Figura 31:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, <i>clúster</i> 4 .....	84
Figura 32:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio medio, <i>clúster</i> 4 .....	84
Figura 33:	Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio bajo, <i>clúster</i> 4 .....	84
Figura 34:	Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, <i>clúster</i> 1.....	85

Figura 35: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, <i>clúster</i> 1.....	85
Figura 36: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, <i>clúster</i> 1.....	86
Figura 37: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, <i>clúster</i> 2.....	86
Figura 38: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, <i>clúster</i> 2.....	87
Figura 39: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, <i>clúster</i> 2.....	87
Figura 40: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, <i>clúster</i> 3.....	88
Figura 41: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, <i>clúster</i> 3.....	88
Figura 42: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, <i>clúster</i> 3.....	89
Figura 43: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, <i>clúster</i> 4.....	89
Figura 44: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, <i>clúster</i> 4.....	90
Figura 45: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, <i>clúster</i> 4.....	90
Figura 46: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 2, “rango precio alto”.....	91
Figura 47: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 2, “rango precio medio”.....	91
Figura 48: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 2, “rango precio bajo”.....	92
Figura 49: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 3, “rango precio alto”.....	92
Figura 50: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 3, “rango precio medio”.....	93
Figura 51: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 3, “rango precio bajo”.....	93
Figura 52: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 4, “rango precio alto”.....	94
Figura 53: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 4, “rango precio medio”.....	94
Figura 54: Precio sugerido v/s demanda estimada <i>clúster</i> 4, “rango precio bajo”.....	95

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Estadísticos descriptivos para artículos, año 2012.....	27
Tabla 2: Estadísticos descriptivos de tiendas Flores, año 2012.....	29
Tabla 3: Suma y percentiles para las variables “Monto Anual” y “Unidades Anuales” para tiendas Flores, año 2012.....	30
Tabla 4: Número de tiendas asociadas a cada uno de los cuatro segmentos, método K-medias.....	33
Tabla 5: Tiendas pertenecientes a cada uno de los cuatro <i>clúster</i> , método K-medias.....	33
Tabla 6: Centros de los conglomerados de cada uno de los cuatro <i>clúster</i> , método K-medias.....	34
Tabla 7: Valor de las variables en los centros de cada uno de los cuatro <i>clúster</i> .....	35
Tabla 8: ANOVA para los indicadores de segmentación en 4 <i>clúster</i> , método K-medias.....	35
Tabla 9: Número de tiendas asociadas a cada uno de los cinco <i>clúster</i> con el método K-medias.....	36
Tabla 10: Tiendas pertenecientes a cada uno de los cinco <i>clúster</i> , método K-medias.....	36
Tabla 11: Centros de los conglomerados de cada uno de los 5 <i>clúster</i> , método K-medias.....	37
Tabla 12: Valor de las variables en los centros de cada uno de los cinco <i>clúster</i> .....	37
Tabla 13: ANOVA para los indicadores de segmentación para 5 <i>clúster</i> , método K-medias.....	37
Tabla 14: Regresión lineal 1 para un SKU.....	39
Tabla 15: Regresión lineal 2 para un SKU.....	40
Tabla 16: Regresión lineal 3 para un SKU.....	40
Tabla 17: Cálculo elasticidad precio del artículo “1287”.....	41
Tabla 18: Regresión para los artículos pertenecientes al grupo “Precio bajo”.....	43



Tabla 19: Regresión para los artículos pertenecientes al grupo “Precio medio” .....	43
Tabla 20: Regresión para los artículos pertenecientes al grupo “Precio alto” .....	43
Tabla 21: Correlograma para la serie de artículos “precio alto” .....	45
Tabla 22: Test de raíces unitarias para la serie de artículos “precio alto” .....	45
Tabla 23: Criterio de Schwartz para los procesos de rango alto con “fecha especial” .....	46
Tabla 24: Criterio de Schwartz para los procesos de rango alto sin “fecha especial” .....	46
Tabla 25: Comparativa modelos de artículos rango precio alto .....	46
Tabla 26: Coeficiente del proceso ARMAX(1,1) con “fecha especial” .....	47
Tabla 27: Correlograma para la serie de artículos “precio medio” .....	48
Tabla 28: Test de raíces unitarias para la serie de artículos “precio medio” .....	48
Tabla 29: Criterio de Schwartz para los procesos de rango medio con “fecha especial” .....	49
Tabla 30: Criterio de Schwartz para los procesos de rango medio sin “fecha especial” .....	49
Tabla 31: Comparativa modelos de artículos rango precio medio .....	49
Tabla 32: Coeficiente del proceso ARMAX(1,0) con “fecha especial” .....	50
Tabla 33: Criterio de Schwartz para los procesos de rango bajo con “fecha especial” .....	51
Tabla 34: Criterio de Schwartz para los procesos de rango bajo sin “fecha especial” .....	52
Tabla 35: Comparativa modelos de artículos rango precio bajo .....	52
Tabla 36: Coeficientes del proceso ARMAX(1,0) sin “fecha especial” .....	53
Tabla 37: Porcentaje de ventas para cada <i>clúster</i> .....	54
Tabla 38: Estimación de demanda <i>clúster</i> 1.....	55
Tabla 39: Estimación de demanda <i>clúster</i> 2.....	55
Tabla 40: Estimación de demanda <i>clúster</i> 3.....	56
Tabla 41: Estimación de demanda <i>clúster</i> 4.....	57
Tabla 42: Optimización <i>clúster</i> 1, artículos rango “precio alto” .....	60
Tabla 43: Optimización <i>clúster</i> 1, artículos rango “precio medio” .....	61
Tabla 44: Optimización <i>clúster</i> 1, artículos rango “precio bajo” .....	62
Tabla 45: Sensibilidad restricción precio, <i>clúster</i> 1, artículos rango de precios bajos.....	62
Tabla 46: Política óptima de precios <i>clúster</i> 2.....	65
Tabla 47: Política óptima de precios <i>clúster</i> 3.....	66
Tabla 48: Política óptima de precios <i>clúster</i> 4.....	67
Tabla 49: Ingresos actuales versus optimizados agregado por <i>clúster</i> para las 10 semanas de evaluación .....	68
Tabla 50: Regresión con elasticidad precio cruzada para dos artículos.....	77
Tabla 51: Estadísticos descriptivo semanales para artículos, año 2012 .....	79
Tabla 52: Demanda agregada conjunto de artículos analizados.....	95
Tabla 53: Precios semanales conjunto de artículos analizados .....	97

# 1. INTRODUCCIÓN Y ANTECEDENTES GENERALES

## 1.1 Introducción

En este proyecto se aborda el problema de la fijación de precios en un *retailer* especialista. Para esto, en primer lugar, se recaba información de la industria y la empresa, para conocer de mejor manera la dinámica de estas. Luego, se define y justifica el problema, con el objeto de focalizar toda la información adquirida, en un trabajo que aporte valor a la empresa. Enseguida, se definen los objetivos, alcances y resultados esperados del trabajo (capítulos 3, 4 y 5), para tener un marco de trabajo en el cual esté descrito, de manera clara, a qué se quiere llegar, cuáles son los límites en los que se enmarcará la memoria, y los entregables finales que se esperan obtener.

Una vez conseguido lo anterior, se definen el marco conceptual y metodología, de manera de tener claridad de los conceptos y teoría que se utiliza en el desarrollo este trabajo, detallando las herramientas, el orden, y los objetivos con los que estas son usadas. Debe existir consciencia de qué se está haciendo, cómo y para qué, preguntas que deben quedar satisfechas en estos dos capítulos.

Posteriormente, se procede a abordar el problema definido, donde se aplican tres modelos, cada uno asociado a un hito particular, sin el cual impide continuar con el modelo siguiente, los cuales son:

- Segmentación: Se determina el número óptimo de conglomerados, de manera que, utilizando el método de k-medias, se discriminen las tiendas de acuerdo a sus características particulares de acuerdo a las variables de segmentación usadas.
- Estimación de demanda: Se establecen tres rangos de precios y los artículos son agrupados de acuerdo a éstos, para luego, mediante series de tiempo, realizar el pronóstico para cada grupo de artículos y para cada segmento encontrado en la fase anterior, procurando obtener errores dentro de los rangos aceptables.
- Optimización de precios: A través de un modelo de maximización, se calculan los precios óptimos para cada uno de los casos en análisis, con el objetivo de mejorar la función objetivo con respecto al valor actual que se tiene de ésta. En caso de no conseguirlo, se realiza un análisis de sensibilidad a la restricción impuesta, de manera de encontrar bajo qué escenario se obtienen mejoras.

En estos capítulos (9, 10 y 11) se busca concretar los objetivos planteados y desarrollar los entregables propuestos, satisfaciendo los alcances definidos a priori.

Finalmente, se entregan las conclusiones obtenidas del trabajo, que determina las consecuencias, aprendizajes, en cuanto a problemas enfrentados y sus soluciones, mejores prácticas, y los trabajos futuros asociados a la línea de investigación que representen una mejora u otra manera de abordar el problema.

## **1.2 Antecedentes generales**

El trabajo de memoria se desarrolla en el marco de la industria del *retail*, en particular la empresa Flores Corp.

Se entiende por *retail*, según el Servicio Nacional del Consumidor<sup>1</sup>, al “comercio que vende productos o servicios directamente a consumidores finales, especificando ventas al detalle, aunque también mayoristas”, destacando entre estos actores a:

- Supermercados
- Tiendas por departamento
- Mejoramiento del Hogar
- Farmacias y perfumerías
- Comercio tradicional

Chile es el tercer país en América Latina con mayor desarrollo de la industria *retail*, superado sólo por Brasil y México. En Chile, la industria tuvo ventas totales en el año 2012 que alcanzaron los USD\$25.633 millones, lo que supone un aumento de un 13% con respecto al año anterior, con un total aproximado de cuatro millones de metros cuadrados construidos, lo cual se explica por los fuertes planes de inversión de las compañías que ha provocado un aumento del 30% de la superficie entre el año 2010 y 2012<sup>2</sup>.

Considerando el 100% como las ventas de los tres principales formatos existentes (supermercados, mejoramiento del hogar y tiendas por departamento), se presenta la participación de cada uno:

---

<sup>1</sup> <http://www.sernac.cl/educacion-para-el-consumo/guia-del-consumidor-responsable/mercado-del-retail-y-garantias/>. (Consulta: 03 Septiembre, 2013)

<sup>2</sup> CorpResearch S.A: [http://www.corpbancainversiones.cl/storage/CR\\_Inf\\_Sectorial\\_retail\\_0513.pdf](http://www.corpbancainversiones.cl/storage/CR_Inf_Sectorial_retail_0513.pdf). (Consulta: 05 Septiembre, 2013)

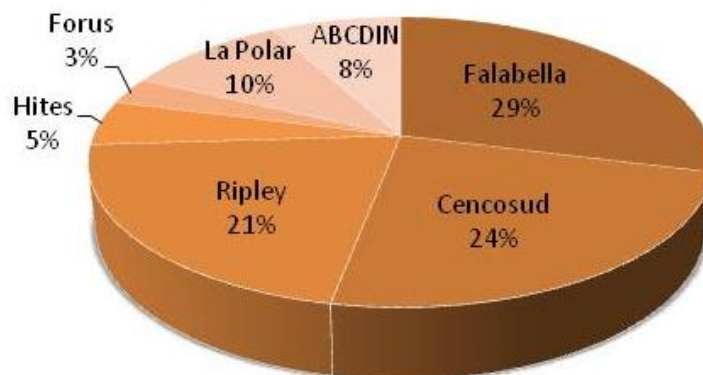
**Figura 1:** Participación de mercado de los 3 principales formatos del *retail*



Fuente: Elaboración propia en base a datos de “Retail - Análisis Sectorial – Mayo de 2013” CorpResearch S.A –

Dentro de las tiendas por departamento, en donde Flores tiene presencia, se divide el mercado según como se muestra en la Figura 2:

**Figura 2:** Participación de mercado de las principales tiendas por departamento



Fuente: Elaboración propia en base a datos de “Retail - Análisis Sectorial – Mayo de 2013” CorpResearch S.A –

Flores es una empresa de textil y moda en vestuario femenino interior y exterior que vende sus productos a través de sus 47 tiendas propias Flores y MOR (ubicadas principalmente en los centros comerciales del país) y en tiendas por departamento, tales como: Falabella, París, Ripley, La Polar, Hites, etc. Su oferta se basa en productos importados desde China, aunque también un porcentaje menor es de producción propia. La venta por SKU está muy atomizada, sin embargo, la familia de productos más importantes es la corsetería, que representa el 55% de las ventas anuales<sup>3</sup>, las cuales ascienden a USD \$14 millones.

<sup>3</sup> Fuente: Gerente de Administración y Finanzas, Enrique López (Consulta: 09 Abril, 2013).

Flores tiene una participación de mercado del 20% de manera consolidada, es decir, incluyendo sus ventas tanto en tiendas propias como a través de las cadenas de tiendas por departamento. Dentro de sus principales competidores se encuentra Caffarena, Intime, Triumph, Palmers, Kayser y Leonisa.

La fijación de precios es una actividad de una de las cuatro “P” del marketing: Precio. Si bien es posiblemente la que tiene un mayor impacto directo, a corto plazo, en las utilidades de un negocio, aún hay muchas empresas que no poseen políticas de precios basadas en modelos matemáticos que entreguen una solución óptima a la pregunta “¿Qué precio ofrecer al cliente?” cuya decisión es fundamental.

Actualmente la gestión de precios está siendo muy importante en variadas industrias, tales como la hotelería, aérea, cine, entre otros, reportando niveles de rentabilidad que sin el *revenue management* no obtendrían. En la industria del *retail* y en Flores en particular, el precio se basa en gran parte en lo que establece el mercado (como la competencia) y la experiencia con productos de temporadas anteriores. Es decir, si se pretende lanzar un producto con características similares a otro lanzado la temporada anterior, el cual tuvo un alto nivel de ventas, se fija un precio similar para ese nuevo SKU. Hasta ahora, en Flores no se había considerado desarrollar un modelo de optimización de precios y se ha basado últimamente en atraer a una masa de clientes a través de promociones, percibiendo un margen menor por cliente respecto de lo que podría generar si se enfocara en clientes con mayor disposición a pagar.

## 2. DESCRIPCION Y JUSTIFICACION DEL PROYECTO

Flores se encuentra en un proceso de decidir un cambio en el segmento objetivo de sus clientes, una decisión estratégica y compleja, pasando de apuntar al total del mercado (a través de descuentos y promociones) a un cliente fiel, con una mayor disposición a pagar, por ende, pudiendo cobrar precios más altos y ofreciendo un mayor beneficio a este segmento de clientes. Esta decisión trae dos consecuencias previsibles: aumento del valor de la boleta promedio (mayor margen) y disminución de la cantidad de clientes comprando productos (“Q”).

Este cambio genera la pregunta de si es o no una decisión conveniente, ¿es recomendable eliminar promociones, subir precios y premiar al cliente fiel? La respuesta no es obvia, y es aquí donde surge la necesidad de crear una política de precios, que apoye a la gerencia de marketing a definir su posición estratégica en el mercado, de acuerdo a las características de las distintas tiendas propias Flores, donde tampoco se posee un estudio que las identifique y analice. Por lo que, si no se usan modelos cuantitativos que respalden las decisiones, se podría estar decidiendo e implementando una estrategia de marketing errónea.

No todas las tiendas son iguales, esto puede ser explicado por:

- Variables demográficas: puede incluir clientes con diferentes disposiciones a pagar, monto destinado a la categoría dentro de la canasta familiar, frecuencia

de compra, etc., debido a la edad promedio de los clientes de una tienda o el nivel socioeconómico, entre otros.

- Variables geográficas: En Chile, dependiendo de la comuna en que se establezca una tienda, pueden llegar clientes con mayor o menor disposición a pagar o bien con distintos montos a destinar en la categoría de ropa interior femenina.

Por ello, es necesario segmentar las tiendas, para poder establecer un *pricing* diferenciado según el patrón de ventas de cada grupo. De esta manera, la empresa puede tomar acciones de precio apropiadas, que contribuyan a aumentar utilidades que no se tendrían sin este conocimiento, evitando la realización de ofertas de las cuales se desconoce el efecto que tiene, tanto en la variación de la demanda como en el ingreso de la empresa. Este trabajo permitirá a Flores conocer las características que distinguen a cada *clúster* y el precio sugerido para cada uno de ellos, en los periodos de evaluación analizados.

Se propone generar un modelo que entregue una política óptima de precios, con la que se pueda mejorar la variabilidad de éstos a lo largo de una temporada, aumentando los ingresos percibidos por la empresa y ajustando el precio según variaciones de demanda, ya sea en *markdown* o *markup*<sup>4</sup>. Lo anterior resulta factible en cuanto a disponibilidad de información, ya que se utiliza la base de datos transaccional tanto de las tiendas, como también de los productos comprados (para lo cual se usa una familia de productos), ambos provenientes desde el punto de venta (POS), principalmente utilizando el nivel de ventas y el precio de manera semanal.

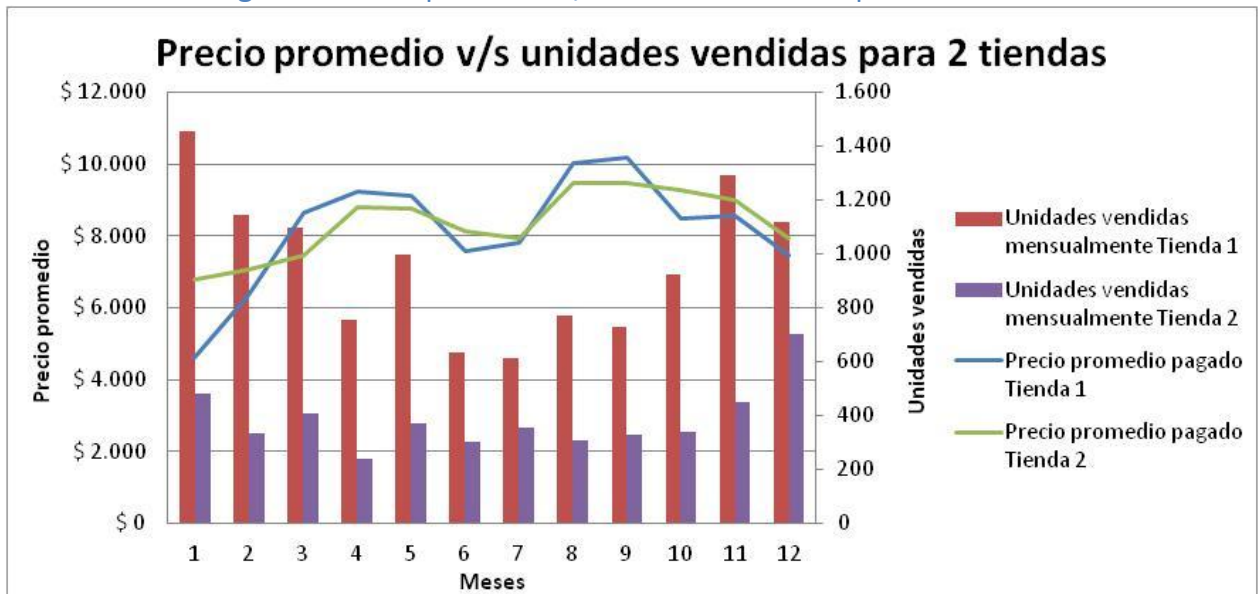
Por otro lado, es relevante conocer como varía la demanda de acuerdo a las variables más importantes que la determinan: estacionalidad, precio y promociones. De esta manera se permite reaccionar con anticipación a variaciones de ésta, ante cambios en las condiciones de mercado, y así adquirir un mayor control sobre las unidades que se venderán en un determinado periodo de tiempo (por ejemplo, la semana siguiente).

La Figura 3 presenta un gráfico donde se muestran dos tiendas con características similares, cuyos precios promedio mantienen una misma tendencia, sin embargo, la tienda dos tiene un número considerablemente menor de unidades vendidas a lo largo del año (Enero-Diciembre), generándose entonces la hipótesis, a ser corroborada, de que el precio puede no ser el adecuado:

---

<sup>4</sup> Referido a la disminución o incremento, respectivamente, del precio de venta de un producto, generalmente en términos de porcentaje.

**Figura 3: Precio promedio v/s unidades vendidas para 2 tiendas**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Estudios (como Smith and Achabal 1998) y empresas que venden softwares para la gestión de promociones y descuentos (Spotlight Systems, Inc., en 2002) han dado cuenta de la importancia de la gestión de precios al momento de hacer liquidaciones, exponiendo casos en los que las ventas aumentan entre un 10 y 20% y los márgenes en un 4%, es decir, ganando USD\$40 millones extra por cada USD\$1.000 millones en ventas. [6]

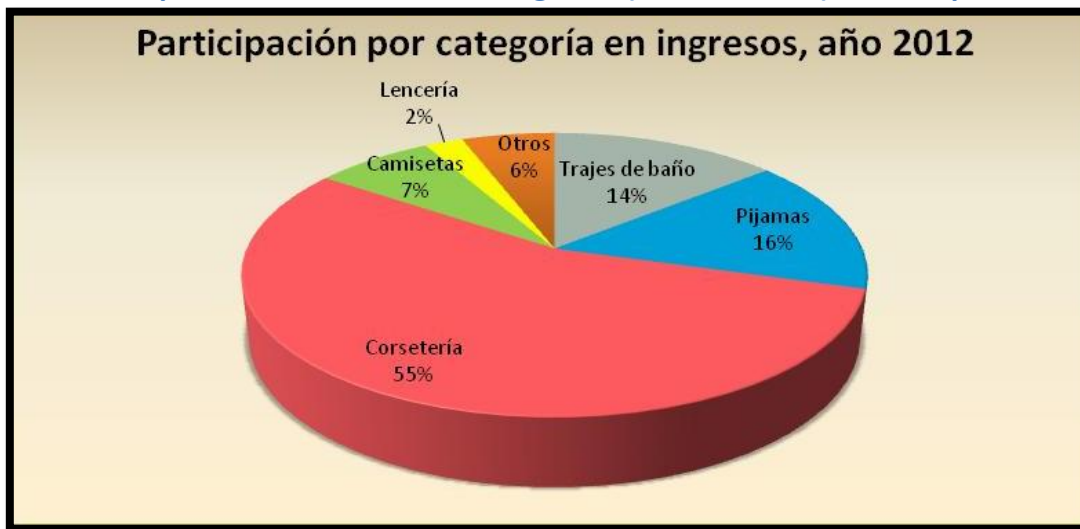
Para complementar la información anterior, según la compañía Daemon Quest (desarrolladora de planes comerciales y de marketing) en su publicación trimestral N°10 de Diciembre de 2006 señala que “Una buena estrategia de precios es aquella que logra comunicar al cliente el valor del precio que está pagando por un producto o servicio”, lo cual justifica que un cliente pague un precio mayor si realmente siente un valor agregado por el producto más allá de la función específica que cumple (prestigio, satisfacción personal, etc.). Por lo que es relevante caracterizar el comportamiento de los clientes dentro de un segmento de tiendas, y así se pueda, en estudios posteriores, enfocar esfuerzos en comunicar las necesidades que se están satisfaciendo con los productos, y cómo estos cumplen con sus expectativas: uso diario, uso específico (sport, maternal, etc.), moda o seducción. De esta manera se podrá ofrecer el producto que satisfaga una necesidad particular a un precio que justifique el valor que percibe el cliente.

## 2.1 Justificación de productos escogidos

Corsetería es la principal categoría en cuanto a ventas que ofrece Flores, representando poco más del 55% de las ventas anuales. Dentro de esta categoría, debido a que se requería el análisis para un producto de alto impacto en la empresa, se decidió trabajar con la familia “sostén”, que representa el 63% de los ingresos de corsetería. La ocasión de uso más importante es la definida por la empresa como

“*design*”<sup>5</sup>, que equivale al 60% de la familia “sostén”. Gráficamente, la justificación para el uso de estos productos se puede ver en las Figuras 4, 5 y 6:

**Figura 4: Participación de CORSETERÍA en ingresos (USD\$14,6MM) de la empresa, año 2012**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Figura 5: Participación de SOSTÉN en la categoría CORSETERÍA (USD\$8MM), año 2012**

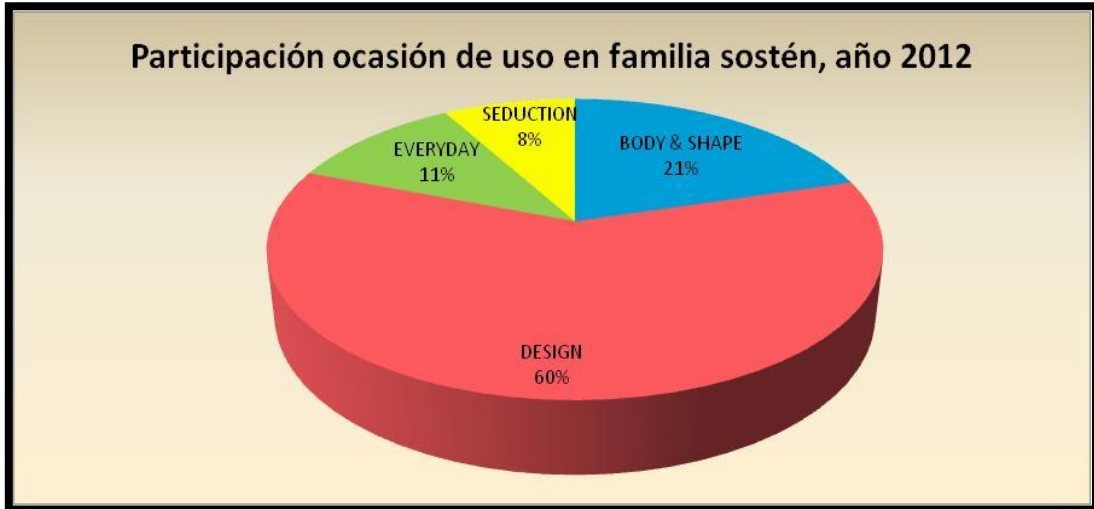


Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

<sup>5</sup> Otras ocasiones de uso son: *Body & Shape, Everyday* y *Seduction*.



Figura 6: Participación de *DESIGN* en familia SOSTÉN (USD\$5,1MM), año 2012



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En suma, *design* representa MM \$1.400 en ventas para Flores, pero dada la alta cantidad de SKU en este grupo y los objetivos de este trabajo, se considera el 80% de los productos de continuidad con más ventas (201 SKU, que representan MM\$606 en ventas para el año 2012), cuya presencia en góndola es por un periodo superior a 1 año (2011 y 2012).

### **3. OBJETIVOS**

#### **3.1 Objetivo General**

Generar un modelo de fijación de precios, para productos de continuidad en vestuario femenino, que permita aumentar los ingresos de la empresa, definiendo a qué precio vender un producto en cada *clúster* de tiendas, en los periodos de evaluación.

#### **3.2 Objetivos Específicos**

- Segmentar las tiendas Flores según el patrón de venta semanal que se presente en ellas.
- Especificar un modelo de estimación de demanda que se ajuste a los resultados reales de la empresa y tenga buena capacidad predictiva.
- Determinar el precio óptimo que se le debe ofrecer al cliente en cada periodo de planificación y en cada segmento de tiendas.

### **4. ALCANCES**

- Este trabajo se desarrolla para su aplicación en productos de continuidad en vestuario femenino dentro de las tiendas propias Flores, y busca plantear una propuesta de mejora para la empresa, no así la implementación de ésta.
- No se incluirá en el análisis la disponibilidad de inventario en tienda, asumiéndose que siempre estará en góndola en el momento que el cliente decide comprarlo.
- Los datos con los que no se pudo contar para el desarrollo de este trabajo (como costos y márgenes), no se incluirán dentro de los modelos aplicados en este.
- No considera el estudio del efecto de productos sustitutos fuera de la categoría en estudio, tampoco el de los precios de la competencia, debido a la amplitud de información que se requeriría recabar.
- Esta memoria no considera la canibalización de la demanda en el desarrollo de la política de precios, es decir, el que se produzca una diferencia de precios entre dos sucursales cercanas que provoque que la demanda se concentre en una de ellas.

- El proyecto se realiza para una familia de productos determinada, siendo el procedimiento replicable para otros productos de continuidad de acuerdo a sus parámetros particulares.
- Así mismo, la metodología y modelos aplicados, no aseguran un resultado óptimo en productos de moda o perecibles, por lo que este trabajo no aborda la entrega de una política de precios para ese tipo de productos.

## 5. RESULTADOS ESPERADOS

- Una segmentación clara y diferenciada de las tiendas Flores existentes, mostrando las características del comportamiento que se presenta en cada una y el valor de las variables “ticket promedio”, “Monto anual”, “Unidades anuales”, “Metros cuadrados” y “número de clientes” en el centro de cada *clúster*.
- Modelo de predicción de demanda estadísticamente válido. Es decir, que se ajuste a la demanda real y tenga una capacidad de predicción con un error MAPE aceptable (menor a 30%), de acuerdo a trabajos en esta área realizados con anterioridad, de manera de poder utilizarlo como el principal *input* para determinar la política óptima de precios.
- Un modelo de optimización que entregue el precio que la empresa debería cobrar a los clientes para mejorar sus ingresos, dados ciertos parámetros de estimación de demanda de un producto, y que pueda ser fácilmente modificable para adaptarse a las variaciones de demanda y/o para ser replicable en otros productos.

## 6. MARCO CONCEPTUAL

### 6.1 *Pricing*/fijación de precios

Se define como<sup>6,7</sup>: el marco de fijación de precios que establece el precio inicial para un producto y la dirección propuesta para los movimientos de precios a lo largo del tiempo, esto considerando variables como el inventario, fechas especiales dentro del año, porcentaje de descuento (propio y de la competencia), elasticidad precio de la demanda, etc. Sus objetivos son: Entregar mayor valor al cliente, aumentar los beneficios de la empresa, aumentar los niveles de eficiencia y eficacia dentro del dinamismo del mercado, logrando adaptarse a los cambios de manera rápida y certera.

---

<sup>6</sup> Fuente: <http://www.promonegocios.net/precio/estrategias-precios.html>. (Consulta: 29 Junio, 2013)

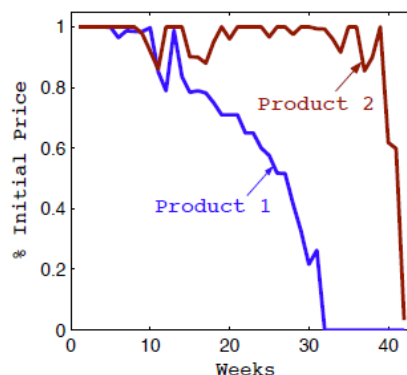
<sup>7</sup> Fuente: “Pricing: Nuevas estrategias de precios”, José de Jaime Eslava, tercera edición, 2012 (Consulta: 03 Marzo, 2014)

Según tipo de productos, se puede caracterizar el *pricing* en dos conjuntos: productos de moda y de continuidad.

### 6.1.1 Productos de moda

Para estos productos, una relación importante a estudiar es la que existe entre el precio y el tiempo transcurrido desde que el producto ingresa al mercado:

Figura 7: Variación del precio en el tiempo



Fuente: Revenue Management y Políticas Dinámicas de Precios, René Caldentey, 2009. [3]

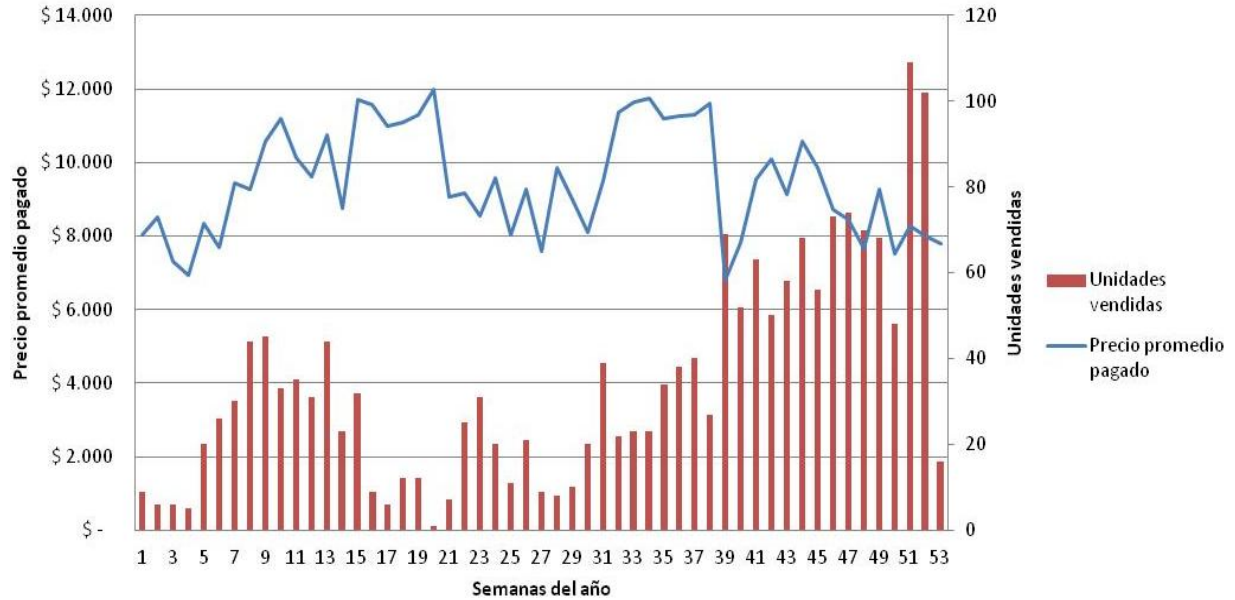
En este caso, a modo general, se mantiene una política de *markdown*, dado que existe una “fecha de vencimiento” que provoca que, mientras más tiempo transcurra, menor sea su valor comercial ([5] y [9]), hasta que, cuando se acaba la temporada, si existiese inventario restante, se debe vender a precio de salvataje.

### 6.1.2 Productos de continuidad

En el caso de los productos de continuidad, si bien no existe el concepto de perecibilidad, si puede producirse una estacionalidad en donde los clientes pierdan, en cierto grado, la sensibilidad al precio, por lo que también es muy importante tener en consideración tanto el *markdown* como el *markup*, ya que para este tipo de productos, los movimientos de precio pueden ser bidireccionales. Además, dado que son productos que permanecen todo el año en góndola, es importante considerar que el horizonte de evaluación tiende a ser infinito, puesto que existe reposición de productos, por lo que el objetivo no es eliminar el inventario al final de una temporada, como ocurre con los productos de moda.

A continuación se observa el siguiente gráfico que muestra dos estacionalidades en la demanda, representada por el gráfico de barras color rojo, a lo largo del año 2012 (una más marcada hacia final de año) para el SKU 7801563232029 “Sostén Jacquard Copa Preformada”, así como también diversos aumentos y disminuciones en el precio, representados por el gráfico de línea, cuya escala se encuentra en el eje vertical primario en el lado izquierdo de la figura:

Figura 8: Estacionalidad, *Markdowns* y *Markups* para SKU de continuidad



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Determinar una política de precios que mejore los ingresos, implica calcular el precio óptimo que se debe cobrar en un intervalo de tiempo para un determinado horizonte, que en el caso de los productos de continuidad es infinito, por el hecho de permanecer siempre en góndola, tomando en cuenta además ciertas variables externas (como las mencionadas al comienzo de esta sección). Para lograr esta optimización, se debe maximizar una función objetivo, que queda definida como:

$$I_{total} = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [(p_{i,t} * q_{i,t}) - c_{i,t}] \quad (1)$$

Asumiendo  $p_{i,j}; q_{i,j}; c_{i,t} \geq 0 \forall i, j$

Donde:

$I_{total}$  = Margen bruto.

$N$  = Total de productos.

$T$  = Total de periodos de planificación.

$p_{i,j}$  = Precio del producto  $i$  en el periodo  $j$ .

$q_{i,j}$  = Demanda estimada del producto  $i$  en el periodo  $j$ .

$c_{i,t}$  = Costo del producto  $i$  en el periodo  $j$ .

Sin embargo, para el caso de este trabajo, el costo no será incluido, ya que no es una fuente de información disponible.

Además, esta función de maximización va asociada a restricciones, como las de precio, en donde se exija que el óptimo esté dentro de un rango, ya sea por especificaciones de la empresa debido a márgenes, imagen, y/o por el comportamiento histórico del producto, que provoca la imposibilidad de subir o bajar el precio abruptamente en el corto plazo.

## 6.2 Segmentación de tiendas

Las empresas usualmente segmentan para agrupar, dentro de un universo heterogéneo, características similares, para poder tener mayor conocimiento, manejo y control, de variables que no dependen absolutamente de la empresa, pero que sí pueden tener un grado de influencia en éstas según las decisiones que adopte. En este caso, la segmentación se realiza por tiendas, ya que se requiere conocer el patrón de ventas que se presenta en cada una de ellas y poder clasificarlas según diversas variables, con el objetivo de focalizar los esfuerzos según las necesidades particulares de cada tipo de tienda. Para el análisis, el conocimiento de las características particulares de cada *clúster*, arrojado por la segmentación, sirve como *input* para fijar precios distintos que se ajusten a estas características.

### 6.2.1 Métodos de segmentación

#### 6.2.1.1 Conglomerado en dos fases (o bietápico)

Este método tiene como principal característica el poder determinar el número óptimo de *clúster* dentro de una base de datos de acuerdo a las variables continuas o categóricas que se incluyan en el análisis. Este método asume que todas las variables son independientes, lo que le posibilita aplicar una distribución normal multinomial conjuntas en ambos tipos de variables.

Además, este método asume que las variables continuas tienen una distribución normal y las categóricas una distribución multinomial, aunque se ha demostrado empíricamente que este algoritmo es robusto aún si no se cumplen a cabalidad estos supuestos.

Dentro de los mecanismos de cálculo de distancia, para determinar la similaridad entre conglomerados, los más utilizados son la log-verosimilitud y la euclidiana, aunque esta última aplica sólo cuando todas las variables son continuas<sup>8</sup>.

En caso de no conocerse el número óptimo de segmentos (o un número inicial), se determina la cantidad óptima mediante los criterios de información akaike/bayesiano (AIC o BIC), siendo el óptimo aquel modelo que minimice el valor de estos criterios, definidos según las siguientes expresiones:

$$\text{AIC} = N * \text{Ln} \left( \frac{\sigma^2}{N} \right) + 2 * k \quad (2)$$

$$\text{BIC} = N * \text{Ln} \left( \frac{\sigma^2}{N} \right) + k * \text{Ln}(N) \quad (3)$$

---

<sup>8</sup> Fuente: SPSS Statistics Base User's Guide 17.0. <http://web.udl.es/Biomath/Bioestadistica/SPSS/v17/SPSS%20Statistics%20Base%20User's%20Guide%2017.0.pdf>. (Consulta: 30 Octubre, 2013).

Donde:  $N$  = Cantidad de datos u observaciones  
 $\sigma^2$  = Suma de cuadrados residuales  
 $k$  = Número de parámetros a ser estimados

### 6.2.1.2 Conglomerados jerárquicos

Otro método es el de conglomerados jerárquicos, el cual se subdivide en dos<sup>9</sup>:

- Aglomerativo: La base comienza con tantos conglomerados como datos se tengan, es decir, 1 segmento por cada observación. La iteración de este método busca juntar *clústers*, minimizando alguna medida de distancia o de similitud.
- Divisivo: De manera inversa al caso anterior, la base comienza siendo 1 solo segmento, mientras que en cada iteración, el método busca dividir en una mayor cantidad de grupos, para que al final del proceso se tengan tantos *clústers* como casos disponibles.

Este método permite la construcción de árboles denominados “dendogramas” (como el que se observa en el Anexo A), en los cuales se puede observar el proceso de segmentación, mostrándose en cada iteración, los casos que fueron aglomerados o divididos, según sea el método utilizado.

Para determinar la cantidad de *clúster* al final del proceso, se puede:

- i. Dejar que el proceso fluya hasta que aglomere 1 solo *clúster* o divida la base completamente (según el caso).
- ii. Fijar el número de *clúster* deseado antes de comenzar el proceso de segmentación.
- iii. Determinar a través de una medida de significancia, que no existe la homogeneidad necesaria para agrupar 2 *clústers* en uno solo, o visto desde el otro método subdividido, que no existe la heterogeneidad suficiente para dividir 1 *clúster* en dos diferentes.

Para medir la distancia entre dos conglomerados, existen diversos métodos, entre los que se encuentran<sup>10</sup>:

- a) Vecino más cercano: Mide la distancia existente entre 2 *clústers* como la distancia entre los casos más cercanos de cada grupo.
- b) Vecino más lejano: Mide la distancia existente entre 2 *clústers* como la distancia entre los casos más lejanos de cada grupo.
- c) Vinculación inter-grupos: Mide la distancia entre 2 *clústers* como la distancia promedio entre todos los casos de cada grupo.

<sup>9</sup> Fuente: <http://www.ugr.es/~gallardo/pdf/cluster-3.pdf> Universidad de Granada, España. (Consulta: 24 Octubre, 2013)

<sup>10</sup> Fuente: <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/GuiaSPSS/22conglj.pdf> Departamento de estadística, Universidad Carlos III, Madrid, España. (Consulta: 24 Octubre, 2013)

- d) Agrupación de centroides: Mide la distancia entre 2 *clúster* como la distancia mínima entre los centroides de cada grupo.
- e) Método de Ward: Mide la distancia entre 2 *clúster* como la mínima varianza (suma del error al cuadrado) existente entre ellos.
- f) Agrupación de medianas: Se calcula la distancia entre 2 *clúster* considerando la media de los centroides, recibiendo la misma ponderación independiente del tamaño del grupo.

### 6.2.1.3 Conglomerado de K-medias

Este método considera  $K$  *clúster* para la base de casos y los agrupa según la cercanía presentada (en general utiliza la distancia cuadrática euclídea) de modo tal que se minimice el promedio de la diferencia entre cada elemento dentro del segmento con el promedio de éste, el cual está definido por todos los casos pertenecientes al segmento. Se le asigna *a priori* el número de grupos que se desea obtener al final de las iteraciones, por lo que es necesario tener conocimiento de este parámetro antes de utilizar este método.

Un aspecto relevante de este método es que al entregar los centros de los *clúster* para cada variable, es posible reconocer cuál de ellas tiene un mayor impacto en cada grupo y saber cómo cambia una variable al pasar de un segmento a otro.

Por otro lado, mediante el test ANOVA es posible saber la significancia de las variables a la hora de hacer la segmentación, donde, para cada una, su p-valor debe ser menor al 5% si se espera una significancia del 95%. De esta manera se puede determinar que los centros de los *clúster* para las distintas variables tienen una media estadísticamente distinta.

## 6.3 Estimación de demanda

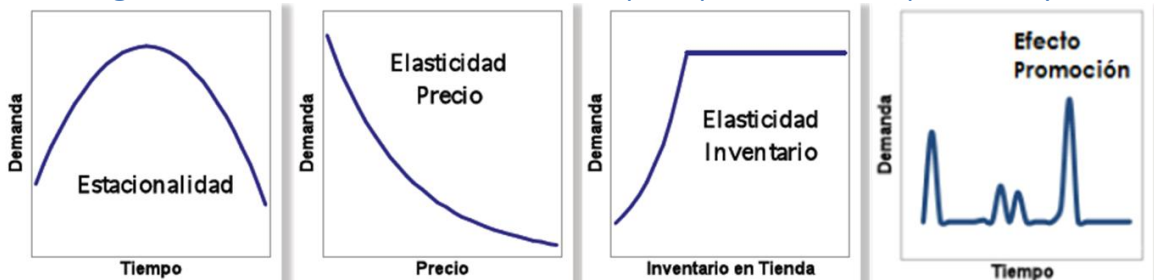
Es una variable sumamente importante en la industria del *retail*, debido a que determina cuánto van a comprar los clientes, y se asocia tanto al precio del producto, de manera inversa, como a los ingresos percibidos, de manera directa, producto de la multiplicación de la demanda y el precio.

La demanda es una variable dependiente que la caracterizan principalmente 5 variables independientes: el tiempo transcurrido de la temporada, el precio establecido para un producto, el inventario disponible para determinado SKU, las promociones asociadas a los productos y fechas especiales durante el año (Navidad, día de la madre, etc.). En particular, los productos de continuidad no se ven afectados por la variable “tiempo transcurrido de la temporada” puesto su característica es el estar durante todo el año en venta, siendo esta variable más relevante en el análisis de los productos de moda.



En los siguientes gráficos se ilustra la relación existente entre la demanda y cuatro de las principales variables que la determinan:

Figura 9: Relación de la demanda con las principales variables que la influyen



Fuente: Revenue Management y Políticas Dinámicas de Precios, René Caldentey, 2009. [3]

De esta gráfica se puede observar que la demanda tiene una función Gaussiana a lo largo del tiempo, esto puede deberse a que en un comienzo, en los productos de moda, los precios son muy altos debido a la exclusividad del nuevo producto lanzado, lo cual sobrepasa la disposición a pagar de muchos consumidores, y al final de la temporada debido a que los productos caen en obsolescencia y hay muy poca variedad.

En tanto, los productos de continuidad también pueden tener cierta estacionalidad, dada, por ejemplo, por eventos especiales (Navidad, día de la madre/padre, año nuevo, fiestas patrias, halloween, etc.).

A su vez, la demanda aumenta conforme disminuye el precio, debido a que un menor precio atrae una mayor cantidad de consumidores con disposición a pagarlo. Es por esto que cuando se estima una función de demanda dependiente exclusivamente del precio, en la teoría se debe tener una función estrictamente decreciente [10].

Al aumentar el inventario también aumenta la demanda, pero hasta cierto punto dado que existe un máximo potencial de clientes, cuyo presupuesto es limitado al igual que el espacio que tiene la empresa para mostrar y almacenar sus productos.

El efecto de la promoción de descuento en precio en la demanda es más variable, dado que esto depende del monto del descuento y de la percepción del cliente acerca de la liquidación. Es cierto que siempre aumenta la demanda ante un descuento de precio, dado que es conocida la existencia en el *retail* de un segmento de consumidores muy sensibles al precio y liquidaciones que constantemente buscan promociones para efectuar sus compras.

El efecto de las fechas especiales es similar al gráfico de promociones, puesto que se presentan aumentos de ventas en la semana en que se celebra una festividad y en ocasiones también en las semanas anteriores.

Actualmente, Flores estima la demanda comparando con periodos anteriores y aplicando el método *Delphi* (juicio de expertos). Sin embargo este mecanismo tiene un bajo poder de reacción para determinar variaciones en los precios y se pueden cometer errores. Es por esto que es preciso generar un modelo que estime con alto grado de

certeza la demanda futura esperada que permita reaccionar ante cambios, los cuales ocurren con bastante frecuencia por ser una industria muy dinámica.

A continuación se presentan tres regresiones útiles para el cálculo de la demanda [2], en las cuales se pueden incluir variables independientes como las expuestas en la Figura 9.

### 6.3.1 Regresión lineal/múltiple

Este modelo es comúnmente utilizado para estimar demanda debido a que su dificultad no es alta y existen variadas herramientas que hacen posible su aplicación. Así, se define la regresión lineal cuando es una variable explicativa o independiente y la regresión múltiple cuando son dos o más:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^I (\beta_i * X_i) + \varepsilon \quad (4)$$

### 6.3.2 Regresión no lineal (multiplicativo)

En el caso que existan variables que no presenten linealidad entre sí y que provoque deficiencia en la estimación de la regresión lineal, es más apropiado utilizar este modelo para que el ajuste sea mayor:

$$Y = \beta_0 * \prod_{i=1}^I X^{\beta_i} + \varepsilon \quad (5)$$

### 6.3.3 Regresión no lineal (exponencial)

Otro modo de estimar la demanda, con efectos no lineales entre las variables independientes, se define como:

$$Y = e^{(\beta_0 + \sum_{i=1}^I \beta_i * X_i)} + \varepsilon \quad (6)$$

Este modelo en particular es también conocido como ln-lineal, y para el caso de la estimación de demanda utilizando el precio como variable independiente, el coeficiente  $\beta$  representa la elasticidad precio de la demanda, por lo que al incluir el precio de otros productos en la estimación, se tiene la elasticidad precio cruzada, lo cual es una forma de medir el efecto sustitución de un producto con otros de su misma categoría (la que se utiliza para este trabajo).

Para los tres modelos expuestos, se tiene:

$Y$  = Variable dependiente a estimar (demanda)

$X$  = Conjunto de variables explicativas (precio, tiempo, inventario, descuento)

$\beta_k$  = Parámetros del modelo, que indican el grado de influencia de las variables independientes sobre la dependiente.

$i$  = Número de variables independientes del modelo  
 $\varepsilon$  = Error del modelo.

### 6.3.4 Serie de tiempo

Las series de tiempo son un conjunto de observaciones históricas de un fenómeno utilizadas para estimar las futuras, compuestas de una o más de las siguientes componentes: autorregresiva, medias móviles, ruido blanco, estacionalidad, tendencia, etc., donde dependiendo de la componente, se forman modelos AR(p), MA(q), ARMA(p,q)s, etc. [4]

#### 6.3.4.1 Modelo ARMA/ARIMA/ARMAX/ARIMAX

El modelo ARIMA propuesto por George Box y Gwilym Jenkins en la década de los 70 se utiliza para analizar y predecir series. Su uso se amplió en la década de los 80 con el avance en computación y optimización. Este modelo entrega buenos resultados para predicciones en corto plazo, sin embargo, no es trivial determinar el modelo que mejor se adecúe a los datos disponibles<sup>11</sup>.

Su origen proviene del modelo ARMA, el cual está compuesto por un proceso autorregresivo (AR) y otro de medias móviles (MA), definidos como sigue:

$$AR(p): Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \Leftrightarrow Y_t = C + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$MA(q): Y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \Leftrightarrow Y_t = \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (8)$$

Donde:

$Y_t$  = Variable a pronosticar

$C$  = Constante

$\varepsilon_t$  = Término de error, "ruido blanco"

$p$  = Orden del proceso autorregresivo

$q$  = Orden del proceso de medias móviles

$\varepsilon_t$  = Errores cometidos por el modelo

$\phi_p$  = Parámetros del proceso autorregresivo

$\theta_q$  = Parámetros del proceso de medias móviles

De esta manera, el modelo autorregresivo realiza predicciones basado en las observaciones anteriores de la serie, mientras que el modelo de medias móviles, lo hace en función de los errores cometidos en los periodos pasados. Luego, bajo las mismas variables, se define el modelo ARMA:

<sup>11</sup> Carlos Maté, Departamento de Organización Industrial, Universidad Pontificia Comillas, Madrid  
[http://www.upcomillas.es/presim/documentos/pred\\_clasi\\_03.pdf](http://www.upcomillas.es/presim/documentos/pred_clasi_03.pdf). (Consulta: 04 Noviembre, 2013)

$$ARMA(p, q): Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Una de las condiciones del modelo ARMA, es que la serie en estudio sea estacionaria, es decir, que cada observación tenga la misma media y varianza que cualquier otra.

En caso de que esto no ocurra, la serie puede modelarse mediante un proceso ARIMA(p,d,q) que solucione el problema de tendencia, transformando la serie mediante el cálculo de la diferencia entre una observación y “d” observaciones anteriores, hasta que sea estacionaria [14]. De esta manera se define:

$$\nabla^d X_t = X_t - X_{t-d} \quad (10)$$

En general, “d” toma los valores de 0,1 ó 2 y, en particular, d=1 cuando la serie presenta tendencia lineal y d=2 cuando esta es cuadrática.

Es importante además, definir las seis propiedades de un buen modelo ARMA/ARIMA<sup>12</sup>:

1. Parsimonia: El modelo se ajusta a la serie de datos con la menor cantidad de coeficientes posibles, el objetivo es que sea lo más sencillo posible y no incluir elementos innecesarios.
2. Estacionariedad: El test de raíces unitarias permite conocer si una serie es estacionaria o no. Como se explicó anteriormente, se puede modificar la serie en caso que no lo sea para que se cumpla esta propiedad.
3. Coeficientes calculados: Deben ser significativamente distintos de 0 y no tener una alta correlación entre sí.
4. Residuos: Deben ser ruido blanco (se pueden utilizar test t o chi-cuadrado).
5. Ajuste: Que el modelo se ajuste de buena manera a los datos de los cuales se generó.
6. Predicción: Debe entregar buenas predicciones. Se puede evaluar tomando un periodo de prueba.

Los modelos ARMAX y ARIMAX se refieren a la existencia de una o más variables exógenas en los modelos ARMA y ARIMA respectivamente, a las cuales también se les calcula el coeficiente  $\phi$  que las acompaña, donde evidentemente el signo de este indica si la variable afecta positiva o negativamente a la demanda. En efecto, se espera que si es el precio la variable externa, el coeficiente sea negativo, mientras que si es una fecha especial, éste sea positivo.

---

<sup>12</sup> Carlos Maté, Departamento de Organización Industrial, Universidad Pontificia Comillas, Madrid. [http://www.upcomillas.es/presim/documentos/pred\\_clasi\\_03.pdf](http://www.upcomillas.es/presim/documentos/pred_clasi_03.pdf). (Consulta: 06 Noviembre, 2013).

## 6.4 Errores de modelos

Para determinar el error de pronóstico en los modelos de estimación de demanda, y poder verificar cuál se ajusta mejor a los datos reales de la empresa (de manera de tener un modelo confiable en el que sustentan los resultados obtenidos, para la determinación de precios óptimos), se presentan tres medidas, que se explicarán a continuación:

**6.4.1 Desviación media absoluta (MAD):** Se compara la demanda real con respecto a la pronosticada en cada uno de los periodos y se suman como valores absolutos, dividiéndose luego por el total de periodos:

$$\text{MAD} = \frac{\sum_{i=1}^N |D_i - F_i|}{N} \quad (11)$$

**6.4.2 Error Porcentual medio absoluto (MAPE):** Se calcula el valor absoluto de los porcentajes de error en el pronóstico de todos los periodos y luego el promedio de todas estas desviaciones:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^N \left| \frac{D_i - F_i}{D_i} \right|}{N} \quad (12)$$

**6.4.3 Desviación porcentual media absoluta (PMAD):** Es una medida más global, en donde se suman las diferencias entre los valores reales y pronosticados de todos los periodos y se divide por la suma de la demanda real de todos los periodos:

$$\text{PMAD} = \frac{\sum_{i=1}^N |D_i - F_i|}{\sum_{i=1}^N |D_i|} \quad (13)$$

En las 3 medidas se utiliza la siguiente notación:

**$D_i$  = Demanda Real en el periodo  $i$**

**$F_i$  = Demanda Pronosticada en el periodo  $i$**

**$N$  = Número total de periodos evaluados**

El MAPE es el principal indicador a utilizar en este trabajo para medir el error en el ajuste y en el pronóstico del modelo de estimación de demanda, entendiéndose que lo ideal es que su valor sea menor al 20-30% para que la predicción del modelo no se vea muy distorsionada.

## 7. METODOLOGÍA

Se aplica la metodología que establece el proceso KDD (*Knowledge Discovery in Databases*), el cual se define como<sup>13,14</sup>: “Proceso no automático e iterativo de extracción de información o conocimiento relevante desde una base de datos cuya información no es fácilmente observable a priori”.

Este proceso tiene una estructura lógica de cinco etapas que deben ser desarrolladas de manera consecutiva, con el fin de que se mantenga un orden y finalmente se puedan obtener los resultados esperados. Dicha estructura se diagrama como se muestra en la siguiente figura:

Figura 10: Etapas del proceso KDD



Fuente: Elaboración propia en base a información recabada del Departamento de Sistemas Informáticos y Computación de la *Universitat Politècnica de València*

Para este trabajo se incluye al proceso KDD una etapa precedente a las expuestas en la figura 10, denominada “definición del problema de negocio”, en la cual se determina el problema a abordar (de acuerdo a lo definido en la sección 2 de este trabajo), lo cual es necesario para discernir los datos y modelos a aplicar, para luego llegar a una solución que resuelva el problema.

Es importante utilizar esta metodología ya que entrega un procedimiento estructurado que es requerido para:

- i) Extraer información de una base de datos transaccionales, la cual no es fácilmente analizable sin un tratamiento de éstos.
- ii) Generar modelos, patrones y propuestas a través de modelos matemáticos, específicamente los definidos en el marco conceptual.
- iii) Evaluar e interpretar los resultados obtenidos, cuantificando los beneficios potenciales y verificando el cumplimiento de los resultados esperados en base a los objetivos propuestos.

<sup>13</sup> Fuente: <http://www.webmining.cl/2011/01/proceso-de-extraccion-de-conocimiento/>. (Consulta: 02 Julio, 2013)

<sup>14</sup> Fuente: Análisis exploratorio de datos, Estadística para la economía y gestión, Sebastián Maldonado, Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Chile, 2010. (Consulta: 03 Marzo, 2014)

Para entender mejor las etapas del proceso KDD, se entrega una definición de cada una (basada en la caracterización que desarrolla la empresa consultora WebMining Consultores Limitada<sup>15</sup>) y su aplicación específica al proyecto en desarrollo:

1. **Selección de datos:** “En esta etapa se determinan las fuentes de datos y el tipo de información a utilizar. Es la etapa donde los datos relevantes para el análisis son extraídos desde la o las fuentes de datos.”

En este trabajo se toma como base de datos la información transaccional proporcionada por la empresa desde el punto de ventas (POS) durante los años 2011 y 2012, además de la entregada por gerencia. Entre estos datos se encuentra:

- Segmentación: Para la cual se requiere información semanal de las tiendas con transacciones en el año 2012 y que se encuentren en funcionamiento a finales de 2013.
  - Nombre de la tienda.
  - Unidades vendidas.
  - Monto desembolsado por los clientes en una compra.
  - Precio promedio pagado por los clientes en una compra.
  - Metros cuadrados construidos.
  - Número de clientes que realizan una compra.
- Estimación de demanda: Es necesaria la información semanal de los productos de continuidad con los que se va a trabajar, entre la que se encuentra:
  - Precio del producto (ticket promedio pagado por el producto/artículo).
  - Precio de los demás productos/artículos.
  - Fechas especiales (por ejemplo Navidad).
  - Promociones de precio en el tiempo.
  - Ventas reales.
- Optimización de precios: Los principales *inputs* son:
  - Los provenientes de la fuente de POS, tales como:
    - Rango de precios disponibles.
    - Precio del producto semanal (ticket promedio).
  - Los provenientes de la etapa de estimación de demanda, tales como:
    - La construcción del modelo de estimación de demanda desarrollado.
    - Coeficientes estimación de demanda de cada producto/artículo/conjunto de artículos.
    - Demanda estimada de cada producto/artículo/conjunto de artículos.

Se considera la información de manera semanal, entendiendo que es el periodo comúnmente utilizado en investigaciones desarrolladas que aluden a la periodicidad de

---

<sup>15</sup> Fuente: <http://www.webmining.cl/2011/01/proceso-de-extraccion-de-conocimiento/>. (Consulta: 02 Julio, 2013)

cambio de precio [6] y de reposición de inventario [7], además por ser un periodo que va en la línea de la evaluación semanal de ventas y proyecciones que se realiza a nivel gerencial en la empresa, lo que permite generar suficientes etapas en el modelo de *pricing* como para tener una base *train* que permita ajustar el modelo de manera que las proyecciones que realice en la base *test* tengan buenos indicadores de pronóstico.

- 2. Preprocesamiento:** “Esta etapa consiste en la preparación y limpieza de los datos extraídos desde las distintas fuentes de datos en una forma manejable, necesaria para las fases posteriores. Se utilizan diversas estrategias para manejar datos faltantes o en blanco, datos inconsistentes o que están fuera de rango, obteniéndose al final una estructura de datos adecuada para su posterior transformación.”

Dado que la base manejada en un comienzo incorporaba todos los SKU con ventas, se limpia la base de manera de dejar solo los productos necesarios para la estimación de demanda, es decir, los productos de continuidad de la categoría “corsetería”, familia de productos “sostén” y ocasión de uso “*design*” con ventas entre el año 2011 y 2012 que representaran el 80% de éstas. De esta manera, se eliminan de la base SKU de temporada (cuya duración es de 6 meses), de otras categorías que no están incluidas en el análisis y también los productos que representan el 20% más bajo de ventas, que incluyen productos con ventas inferiores a los \$100.000 anuales.

Luego, para los casos existentes de datos faltantes en las unidades vendidas para un producto y una semana particular, se estableció con la empresa que esto ocurre cuando el producto no tiene ventas en dicha semana, por lo que ese dato se completa con el número cero. En cuanto a los datos inconsistentes, como una venta de “-1” unidades, ocurrida porque no hubo ventas de un producto en una semana determinada, pero si hubo devolución de uno comprado en una semana anterior, se establece que la venta fue de cero unidades.

En cuanto a datos faltantes o inconsistentes en la variable del precio del producto, se utilizó el promedio móvil entre el precio pagado por el producto la semana anterior y la semana siguiente al dato erróneo.

De la misma manera con la base de tiendas, se consideran las que tienen transacciones durante el año 2012, excluyéndose las que comenzaron su venta al público en el transcurso de ese año (tiendas nuevas), por no proporcionar la información suficiente como para segmentarlas. Para esta base no existieron datos faltantes o inconsistentes, por lo que no fue necesario completarla manualmente.

- 3. Transformación:** “Consiste en el tratamiento preliminar de los datos, transformación y generación de nuevas variables a partir de las ya existentes con una estructura de datos apropiada. Aquí se realizan operaciones de agregación o normalización, consolidando los datos de una forma necesaria para la fase siguiente.”



Para la base de productos, son necesarias operaciones de agregación de datos, puesto que el análisis se realiza primero a nivel de SKU, luego a artículos (SKU que son el mismo modelo de ropa, en distinto color y/o talla) y finalmente a conjuntos de artículos, los cuales se agrupan según el rango de precios al cual pertenece cada artículo, determinado por el promedio que presenta a lo largo del periodo de evaluación (75 semanas).

Por otro lado, para la segmentación de tiendas, se normalizan las variables divisivas, es decir, se transforman para que adquieran un valor entre 0 y 1 en cada caso, para lo cual se utiliza el valor mínimo y máximo de las 38 observaciones:

$$\varpi = \frac{\omega - MIN(rango)}{MAX(rango) - MIN(rango)} \quad (14)$$

Donde  $\omega$  corresponde al valor original de una variable para una tienda determinada y  $\varpi$  es el valor normalizado para la misma variable en esa observación. De esta manera, las 5 variables que determinan la segmentación de la base, quedan en escala [0,1], lo que permite fácilmente comparar variables que originalmente tienen distinta escala.

- 4. Data Mining:** “Es la fase de modelamiento propiamente tal, en donde métodos cuantitativos son aplicados con el objetivo de extraer patrones previamente desconocidos, válidos, nuevos, útiles y comprensibles, que están contenidos u “ocultos” en los datos.”

Dado que este proyecto tiene 3 etapas, las cuales están ligadas entre sí, dependiendo una de otra para poder realizarse, es necesario detenerse en cada uno para entender cómo se procesa la información utilizando los modelos matemáticos propuestos para esto:

- 4.1 Segmentación: A través del programa estadístico SPSS se lleva a cabo esta parte de la metodología. En primera instancia, dado que no se conoce el número óptimo de segmentos que tiene la base de tiendas, se utiliza la técnica de conglomerados jerárquicos para determinarlo. Con este método se obtiene el historial de conglomeración y el dendograma, *outputs* que al analizarlos da indicios de cuál es la cantidad óptima de *clúster*. Si no hay claridad sobre esto, no deben existir más de 2 o 3 opciones de cuánto es lo ideal.

Ya sea teniendo o no este número, se procede a utilizar la técnica de k-medias. Se ingresa el número de conglomerados óptimo (o una de las opciones que se tenga) y, a través de SPSS, se obtiene la tabla ANOVA, los conglomerados de pertenencia y los centros de los conglomerados finales, con el objetivo de conocer la significancia de las variables incluidas en la segmentación, saber a qué *clúster* pertenece cada tienda y poder determinar, a través de cada variable de segmentación, qué característica tiene cada conglomerado.

Esta segmentación sirve como *input*, para que en la próxima etapa, se estime la demanda teniendo conocimiento del *clúster* en el que se vendió un determinado producto, con el fin de que pueda ser realizada de manera diferenciada y así también entregar una política de precios según segmentos.

- 4.2 Estimación de demanda: Para que el modelo se ajuste mejor a la demanda y tenga mayor capacidad de predicción, se estiman distintos modelos, con el objeto de conocer el comportamiento de cada variable en la demanda. Primero se desarrollan regresiones lineales para los productos desagregados a nivel de SKU, para poder determinar cómo afecta el precio, las fechas especiales y las liquidaciones a la demanda. Luego, se agregan los datos de SKU en artículos (dado que las ventas por SKU son bajas) y se desarrolla una regresión logaritmo natural-lineal para conocer tanto la elasticidad precio propia de un artículo como la elasticidad precio cruzada.

Finalmente, los artículos se agrupan según el precio que presentan y se realizan regresiones lineales a cada conjunto de artículos, así como también se aplica el método de series de tiempo para explicar la demanda de un periodo a través de las observaciones y/o errores anteriores. Para esto se trabaja con procesos ARMAX, con la variable externa del precio, y en los casos que se presenta una estacionalidad en la fecha especial, se agrega esta variable también.

De esta etapa se espera obtener el modelo que mejor se ajuste a la demanda real de la empresa, de manera de poder cumplir con el segundo de los objetivos específicos planteados, que a la empresa le sirva para futuras estimaciones de demanda, y también utilizarlo en este trabajo como un *input* para la optimización de precios a realizar en la siguiente fase.

- 4.3 *Pricing*: Una vez obtenida una buena estimación de demanda, se procede a calcular el precio óptimo a cobrar en cada periodo. El cual se determina a través de una maximización de los ingresos (precio multiplicado por demanda) utilizando para la demanda el modelo de predicción desarrollado.

Se define también el rango de precios en el cual se puede encontrar el precio óptimo, intervalo que proviene de la desviación estándar del precio de los artículos a lo largo del periodo de evaluación.

Utilizando la herramienta Solver, de la planilla de cálculo Excel, se obtiene la política óptima de precios para las semanas siguientes a un periodo actual predeterminado y se compara con los precios reales que estableció la empresa y la demanda estimada asociada a estos valores, obteniéndose la diferencia porcentual de ambos casos.

La política óptima de precios no es única, se desarrolla una para cada segmento de tiendas y artículos/conjunto de artículos que se definan,

completando una política variada para la empresa que permita mejorar los ingresos según las características de los artículos y de las tiendas donde se venden.

**5. Interpretación y Evaluación:** “Se identifican los patrones obtenidos y se da una interpretación de éstos.”

Esta etapa va enlazada a las anteriores, ya que se debe realizar una interpretación y descripción de los distintos segmentos de tiendas encontrados, mostrando sus principales características y las variables que destacan dentro de cada uno. Posteriormente es requisito evaluar los resultados obtenidos tanto en estimación de demanda como en optimización de precios, donde para el primer caso, se obtengan errores aceptables, y en el segundo, se obtengan mejoras acordes a las que se obtienen en trabajos similares realizados anteriormente.

Además, un análisis de sensibilidad permite evaluar la estabilidad de los resultados y cómo se comportan ante variaciones en alguno de sus parámetros y/o restricciones.

Finalmente, se justifica el uso de esta metodología primero porque el manejo de datos se hace con una base muy amplia, los cuales no están completos en su totalidad, ni con la estructura requerida para la metodología propuesta.

Por otro lado, es necesario encontrar información dentro de bases de datos que a simple vista no resulta ser obvia, quedando de manifiesto que esta metodología es útil para tal efecto, entregando en detalle un procedimiento ordenado para poder limpiar la información, y luego utilizar modelos que sean aplicados a los datos disponibles de manera flexible, ya que no limita en cuanto a la cantidad o tipo de modelo a utilizar.

## 8. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE DATOS

### 8.1 Productos

Como se menciona anteriormente, se utiliza la información transaccional de la empresa Flores, tanto de tiendas como de productos, en un periodo comprendido de 75 semanas entre el 2011 y 2012.

La empresa realizó una caracterización de la familia de productos “sostén”, definiendo 4 ocasiones de uso:

1. *Everyday*: productos de uso diario.
2. *Design*: Productos de moda, perecibles, duran 6 meses en el mercado.
3. *Body & Shape*: Tienen alguna funcionalidad específica: deportivos, maternal, etc.
4. *Seduction*: Productos para ocasión que incluyen transparencias, encajes, etc.

Para el desarrollo de este trabajo, se utiliza la familia de productos “sostén”, pertenecientes a la categoría “corsetería”, cuya ocasión de uso denominada por la empresa sea “*design*”, debido a que de las 4, es la que más ventas genera para la empresa. Ahora bien, esta ocasión de uso es considerada de “moda”, como bien dice su descripción, sin embargo, a aquellos productos que tienen éxito en el mercado y obtienen ventas superiores al promedio, son dejados por un tiempo mayor al presupuestado (la decisión se toma a juicio experto dentro de la empresa).

Lo anterior puede ser corroborado en la base transaccional, donde productos etiquetados como “*design*” en el maestro de productos, tienen ventas durante un periodo superior a 1 año, en contraste con que la temporada tiene una duración de sólo 6 meses. De este modo, se consideran productos que comenzaron sus ventas durante el año 2011 y sus ventas continuaron durante todo el 2012.

Así, se obtuvo una base con 201 SKU que, al ser un número muy grande para su tratamiento y no poseer las ventas suficientes por cada producto, se agruparon por “artículos”, en donde se unifican los SKU que solo se diferencian en color y tallas, quedando finalmente 28 artículos.

Definido esto, se obtienen los estadísticos descriptivos de cada artículo para las variables “monto” y “unidades vendidas”, los que se muestran en la Tabla 1:

**Tabla 1: Estadísticos descriptivos para artículos, año 2012**

Estadísticos descriptivos							
	N	Suma Monto	Media Monto	Desv. típ. Monto	Suma Unidades	Media Unidades	Desv. típ. Monto
Artículo_1	53	\$2.439.579	\$46.030	\$54.709	1.066	14	13,05
Artículo_2	53	\$16.252.335	\$306.648	\$354.567	5.151	69	76,34
Artículo_3	53	\$3.293.685	\$62.145	\$48.504	729	10	6,88
Artículo_4	53	\$23.115.604	\$436.143	\$349.071	7.590	101	91,08
Artículo_5	53	\$3.156.016	\$59.547	\$28.681	773	10	4,50

Estadísticos descriptivos							
	N	Suma Monto	Media Monto	Desv. típ. Monto	Suma Unidades	Media Unidades	Desv. típ. Monto
Artículo_6	53	\$173.489.592	\$3.273.389	\$986.786	21.921	292	107,84
Artículo_7	53	\$80.527.460	\$1.519.386	\$435.205	12.655	169	65,82
Artículo_8	53	\$34.974.040	\$659.888	\$516.273	5.961	79	66,80
Artículo_9	53	\$63.699.340	\$1.201.874	\$555.548	8.559	114	56,02
Artículo_10	53	\$13.643.393	\$257.423	\$248.155	5.781	77	73,03
Artículo_11	53	\$38.852.626	\$733.068	\$503.190	11.249	150	113,21
Artículo_12	53	\$1.071.755	\$20.222	\$19.859	359	5	4,09
Artículo_13	53	\$1.493.271	\$28.175	\$33.848	450	6	6,79
Artículo_14	53	\$8.590.609	\$162.087	\$165.945	1.329	18	25,14
Artículo_15	53	\$2.798.643	\$52.805	\$44.140	631	8	6,09
Artículo_16	53	\$14.509.577	\$273.766	\$132.179	3.237	43	19,16
Artículo_17	53	\$35.975.192	\$678.777	\$494.781	3.910	52	47,63
Artículo_18	53	\$6.426.999	\$121.264	\$93.152	1.784	24	19,00
Artículo_19	53	\$3.841.608	\$72.483	\$97.224	1.233	16	17,91
Artículo_20	53	\$1.674.498	\$31.594	\$25.629	360	5	3,93
Artículo_21	53	\$4.917.227	\$92.778	\$106.203	1.539	21	21,83
Artículo_22	53	\$1.512.064	\$28.530	\$34.373	321	4	7,19
Artículo_23	53	\$17.834.229	\$336.495	\$336.009	5.151	69	66,08
Artículo_24	53	\$13.635.115	\$257.266	\$95.122	3.064	41	19,35
Artículo_25	53	\$18.713.045	\$353.076	\$160.456	4.591	61	37,52
Artículo_26	53	\$11.336.200	\$213.891	\$150.567	2.620	35	32,93
Artículo_27	53	\$3.988.152	\$75.248	\$44.321	943	13	8,55
Artículo_28	53	\$15.709.335	\$296.403	\$176.992	3.457	46	27,50

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Donde “N” es la cantidad de semanas del año 2012, “suma (\$)” son los ingresos percibidos por todos los SKU pertenecientes al artículo comprados durante el año, y “media” es el promedio semanal del monto percibido por los distintos SKU que conforman el artículo, también de manera anual.

Si bien la desviación típica es alta en ambas variables (del mismo orden que la media o cercano en la mayoría de los casos), esto es consistente con los datos, debido a que en la mayoría de los artículos se venden montos altos en algunas semanas, mientras que en otras no, debido a la estacionalidad presentada en época navideña.

Por otro lado, debido a que se observa una notoria diferencia entre el precio promedio entre unos artículos y otros, y en consecuencia enriquecer el análisis, de manera de poder optimizar el precio de una manera más focalizada, se diferencian los artículos según el precio promedio presentado a lo largo de las 75 semanas analizadas, creándose 3 grupos según el rango de precios:

- Rango de precios altos: aquellos artículos cuyo precio promedio es igual o superior a \$10.000.
- Rango de precios medios: Aquellos artículos cuyo precio promedio está entre \$8.000 y \$9.999, incluyendo los valores extremos.
- Rango de precios bajos: aquellos artículos cuyo precio promedio es igual o inferior a \$7.999.

También es muy notoria la diferencia existente entre las ventas anuales superando una diferencia de más de 10 veces entre unos artículos y otros. Es por esto que al agrupar los artículos en rangos de precio se decide establecer el criterio de incluir aquellos artículos que tengan un promedio igual o superior a 15 unidades vendidas semanales, ya que, por otro lado, se requieren ventas altas para poder tener buen ajuste en los modelos. Con esto, resultan finalmente 19 artículos (MM\$518) con los que se trabaja en la estimación de demanda mediante series de tiempo.

En el Anexo C se tiene el estadístico descriptivo para los mismos artículos pero ordenada de manera semanal (en vez de hacerlo por artículo como lo fue en la tabla 1), de modo de ver las diferencias existentes en el horizonte de evaluación.

## 8.2 Tiendas

Son 38 tiendas Flores a considerar en la segmentación. Los datos mostrados a continuación corresponden a los estadísticos descriptivos de éstas, considerando la categoría *corsetería*, familia *sostén*, incluyendo las 4 ocasiones de uso, de donde se pueden sacar unas primeras conclusiones, las que serán reforzadas en la sección de segmentación de tiendas:

**Tabla 2: Estadísticos descriptivos de tiendas Flores, año 2012**

Estadísticos descriptivos					
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
<b>Unidades Anuales</b>	38	2.960	14.587	7.129	2.943
<b>Monto Anual</b>	38	MM\$21,9	MM\$110,3	MM\$57,97	MM\$23,31
<b>Precio promedio</b>	38	\$7.592	\$9.263	\$8.367	\$402

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En la Tabla 2 se aprecia una gran diferencia entre el mínimo y el máximo para las variables *“Unidades Anuales”* y *“Monto Anual”* lo que indica que existen tiendas que venden pocas unidades, bajo monto o ambos, respecto de otras tiendas, observándose también una alta desviación estándar para ambas variables, que es del mismo orden del mínimo.

En tanto, para la variable *“Precio promedio”* ocurre lo contrario, la diferencia entre mínimo y máximo no es muy alta, viéndose esto avalado por la desviación estándar, que en contraste a las otras dos variables, tiene un orden de magnitud mucho menor al mínimo. Esto permite generar la hipótesis de que el precio es relativamente estable en todas las tiendas, pero dado que las unidades y monto varían entre unas tiendas y otras

de manera considerable, es posible que el precio no esté correctamente determinado en algunas tiendas, o que sea efecto de la diferencia de tamaño existente entre unas y otras, que provoca un mayor número de clientes en las más grandes. Por esto, se incluirán estas variables en la segmentación, de manera de poder conocer las características particulares de cada una.

**Tabla 3: Suma y percentiles para las variables “Monto Anual” y “Unidades Anuales” para tiendas Flores, año 2012**

<b>Estadísticos</b>			
		Venta Anual	Unidades Anuales
<b>Suma</b>		\$2.203.202.647	270.907
	25%	\$40.724.476	5.051
<b>Percentiles</b>	50%	\$54.570.235	6.589
	75%	\$76.451.288	9.257
	100%	\$110.324.723	14.587

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Considerando que el mínimo que vende una tienda es \$22MM anuales aprox., se puede observar que los dos primeros percentiles se concentran en un rango mucho menor de ventas percibidas en el año [22MM-54MM], mientras que los dos últimos percentiles tienen ventas mucho mayores, encontrándose en el rango de [55MM-110MM] representando poco más del doble de ventas, lo que permite tener una idea de que en la segmentación deberían encontrarse al menos 2 *clúster* con estas características.

Además, se puede testear la hipótesis de que al realizar la segmentación, es consecuente que el segmento cuyas ventas sean más altas, tenga un menor número de tiendas que aquel *clúster* que tenga ventas más bajas, puesto que el tamaño del rango del primer percentil es menor al del segundo, lo que indica que las tiendas con menores ventas son más parecidas, mientras que en el segundo percentil podría existir más de un segmento.

## 9. SEGMENTACIÓN DE TIENDAS

Para la realización de esta segmentación, se consideran las mismas 38 tiendas propias con las que se realizó el análisis descriptivo en la sección 8.2, y que es la cantidad para la cual se tiene información suficiente para el año calendario 2012. De esta manera, se utilizan 5 variables que determinan el *clúster* de una tienda:

- Unidades vendidas.
- Ventas totales.
- Ticket promedio.
- Número de clientes.
- Metros cuadrados de la tienda.

La herramienta a utilizar, es el software SPSS. Debido a que no se conoce a priori el número de segmentos en la base de tiendas, se utiliza el método de *clúster* jerárquico, que permite conocer la cantidad óptima de *clúster*, para luego aplicar el método de k-medias, que entrega los centros de cada *clúster* y el test ANOVA, que indica la significancia de las variables utilizadas para caracterizar y diferenciar un segmento de otro.

Es importante recalcar que, si bien la segmentación se realiza considerando las 5 variables expuestas, de estas se utilizan solo dos (unidades vendidas y ticket promedio) para que en el siguiente paso de estimación de demanda, se diferencie cuál pertenece a cada *clúster*. Sin embargo, es conveniente hacerlo con las cinco, ya que es información útil para que se puedan desagregar las tiendas de acuerdo a las características que presenten, lo que permite a la empresa tomar acciones futuras teniendo conocimiento de la relación existente entre distintas variables (y cual tiene un mayor predominio sobre las otras) dentro de cada segmento.

### 9.1 Tratamiento de datos

Se vincula a la etapa tres de la metodología KDD (denominada de transformación), ya que los datos son tratados de manera que estén con una estructura apropiada para la siguiente etapa.

En esta etapa, se trabaja con los datos de manera anual, puesto que interesa conocer el comportamiento global de las tiendas durante un año, con el objeto de obtener un número aceptable de segmentos para la fase siguiente. Luego, las variables son normalizadas, para que se facilite la comparación entre éstas. Para realizar esta normalización, se aplica la fórmula 14, dejando las variables en una escala común de 0 a 1, permitiendo comparar las distintas variables y determinar la similitud o diferencia entre los distintos *clúster* en cada una de ellas de manera independiente. [8]



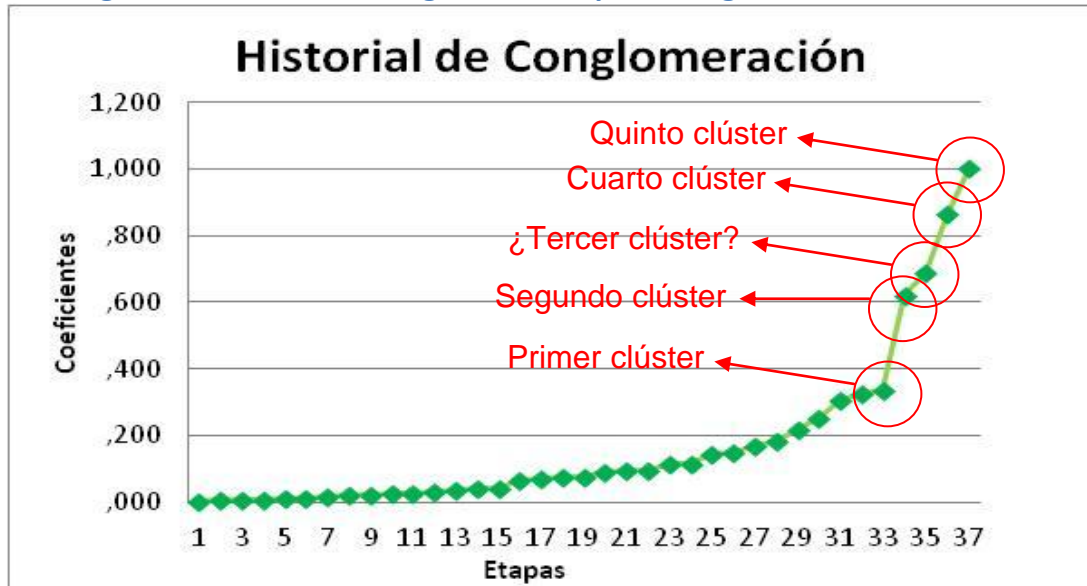
## 9.2 Resultados segmentación

Se vincula a la etapa cuatro del proceso KDD, ya que es la aplicación de un método inteligente para desarrollar la segmentación de tiendas. A medida que se obtienen los resultados, esta fase se entrelaza con la número cinco, puesto que se da una interpretación que permite explicar las características propias de cada segmento encontrado, evaluando finalmente la clusterización que mejor se ajusta a los datos del problema.

### 9.2.1 Clustering jerárquico

Al aplicar el método jerárquico, el resultado fue la segmentación de la base de tiendas, donde, para conocer el número óptimo de *clúster*, se grafica el historial de conglomeración, que se presenta a continuación:

Figura 11: Historial de conglomeración para la segmentación de tiendas



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De la Figura 11 se puede observar que el análisis jerárquico sugiere que al menos son 4 *clúster* de tiendas existentes en la base, pero no queda claro cuál es el óptimo. Esto debido a que cada uno puede ser identificado por la diferencia en el coeficiente de conglomeración al pasar de una etapa a otra, ya que este dígito representa la distancia ya sea entre 2 *clúster*, entre 1 *clúster* y un caso, o entre 2 casos, por lo que si este coeficiente es muy alto, indica que hay poca semejanza entre los datos (tiendas en este caso) que se quieren unir y deben ser tratados como segmentos distintos. Sin embargo, como se mencionó, no queda claro si el óptimo son 4 o 5. Este criterio es conocido como “regla del codo”, debido a que muestra tantos segmentos como puntos de inflexión se observen en el gráfico [8].

Lo que se realiza a continuación es el análisis de k-medias en los dos casos, es decir, imponiendo que son 4 los segmentos existentes en primera instancia, para luego comparar los resultados cuando se segmenta en 5 grupos.

En el Anexo A puede encontrarse el dendograma de la segmentación, del cual se obtiene una conclusión similar al del historial de conglomeración.

### 9.2.2 K-medias con 4 *clúster*

Dado el resultado anterior, aplicando el método de K-medias, y definiendo que son 4 los *clúster* que se desean obtener, se obtiene lo siguiente:

**Tabla 4: Número de tiendas asociadas a cada uno de los cuatro segmentos, método K-medias**

Número de casos en cada conglomerado	
Conglomerado	Casos
1	7
2	11
3	10
4	10
Casos totales	38

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De lo anterior, las tiendas se organizan según como sigue:

**Tabla 5: Tiendas pertenecientes a cada uno de los cuatro *clúster*, método K-medias**

<i>Clúster 1</i>	<i>Clúster 2</i>	<i>Clúster 3</i>	<i>Clúster 4</i>
Vespucio	Pje Matte	Est.Central	Valdivia
Cousino	P.Alto Shopping	AMaipu	La Serena
Apumanque	Moneda	Portal Bulnes	Puerto Montt
Concepcion	Antofagasta	Subcentro	Los Ángeles
Oeste	Los Andes	Quilin	Los Dominicos
Quilicura	Sur Sn Bernardo	Tobalaba	APrat
Mall del Centro	Punta Arenas	Viña del Mar	Curico
----	Ñuñoa	Norte	Melipilla
----	La Dehesa	Marina Arauco	Rodoviario
----	Talca Flores	Temuco	Vitacura
----	Calama	----	----

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En la Tabla 6 se muestran los centros de cada *clúster* correspondiente a cada una de las variables que los identifica:

**Tabla 6: Centros de los conglomerados de cada uno de los cuatro *clúster*, método K-medias**

	Conglomerados			
	1	2	3	4
<b>Unidades Anuales</b>	0,7777	0,2375	0,4394	0,1176
<b>Monto Anual</b>	0,8349	0,3099	0,4845	0,1397
<b>Ticket promedio</b>	0,4030	0,7259	0,3926	0,2892
<b>Mt2</b>	0,58	0,28	0,38	0,39
<b>Clientes</b>	0,87	0,29	0,51	0,14

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De la tabla anterior, se observa que el primer *clúster* posee un número mucho mayor de unidades y monto vendido anualmente en comparación a los demás, siendo su ticket promedio bajo (0,4) pero no el menor de todos. Además, posee el conjunto de tiendas de mayor tamaño, lo que puede explicar el alto número de clientes que las visitan.

El segundo conglomerado posee ventas en unidades y monto bajos respecto de los demás grupos, sin embargo, haciendo la misma comparación, su ticket promedio es el más alto. Además, son tiendas pequeñas, lo que evidencia cierta correlación entre el tamaño de la tienda y las ventas.

En tanto, el tercer *clúster* cuenta con tiendas cuyo ticket promedio es similar el del conjunto 1, pero con unidades y monto anual mucho menor, pero así también lo es el tamaño de la tienda en metros cuadrados y cantidad de clientes.

Finalmente, el conglomerado número 4, presenta valores bajos para la mayoría de sus variables, ya que si bien no son tiendas muy pequeñas, las ventas en monto y unidades durante un año son las más bajas de la base disponible, lo que representa una baja rentabilidad por metro cuadrado, y aunque el ticket promedio también es el más bajo, no provoca que aumente la cantidad de clientes que compran.

En resumen, se les puede asignar un nombre que represente las características de esta segmentación propuesta:

- Segmento 1: “Venta masiva”, tiendas grandes de alta recaudación.
- Segmento 2: “Exclusivas”, tiendas caras y más pequeñas.
- Segmento 3: “Tiendas promedio”
- Segmento 4: “Ventas bajas”, precio bajo y pocos clientes genera una baja recaudación.

Para que se entienda de mejor manera la explicación anterior, se presenta el valor aproximado para cada variable no normalizada en el centro de cada *clúster*.

**Tabla 7: Valor de las variables en los centros de cada uno de los cuatro *clúster***

<b>Centros de los conglomerados finales</b>				
	<b>Conglomerados</b>			
	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
<b>Unidades Anuales</b>	12.002	5.721	8.069	4.327
<b>Monto Anual</b>	MM\$95,7	MM\$49,3	MM \$64,7	MM\$34,2
<b>Ticket promedio</b>	\$8.266	\$8.805	\$8.248	\$8.076
<b>Mt2</b>	98,7	64,2	75,7	76,85
<b>Clientes</b>	11.044	5.536	7.625	4.111

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Todo el análisis presentado tiene sentido si las variables propuestas para realizar la segmentación efectivamente sirven para diferenciar un *clúster* de otro, es por esto que se procede a analizar los estadísticos arrojados por el test ANOVA del método K-medias, el cual se presenta a continuación:

**Tabla 8: ANOVA para los indicadores de segmentación en 4 *clúster*, método K-medias**

<b>ANOVA</b>						
	<b>Conglomerado</b>		<b>Error</b>		<b>F</b>	<b>Sig.</b>
	<b>Media</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>gl</b>		
	<b>cuadrática</b>		<b>cuadrática</b>			
<b>Unidades Anuales</b>	0,679	3	0,010	34	69,037	0,00
<b>Monto Anual</b>	0,720	3	0,012	34	59,132	0,00
<b>Ticket promedio</b>	0,379	3	0,030	34	12,792	0,00
<b>Mt2</b>	0,134	3	0,036	34	3,751	0,02
<b>Clientes</b>	0,808	3	0,012	34	67,699	0,00

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Es importante observar la significancia de cada una de las variables de segmentación, en la que se puede observar que las cinco tienen una significancia menor a 0,05, lo cual permite concluir que hay evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis nula de que las medias de las variables de los cuatro *clúster* son iguales y aceptar la hipótesis alternativa de que las medias son estadísticamente distintas para las 5 variables.

Dado el resultado del análisis de conglomerados jerárquicos, el siguiente paso es realizar el mismo procedimiento, pero esta vez incluyendo 5 conglomerados, de modo de poder definir, con los resultados entregados por el método k-medias, si las variables son significativas para dividir la base en cinco grupos y posteriormente determinar qué segmentación es más conveniente utilizar en la estimación de demanda.

### 9.2.3 K-medias con 5 *clúster*

Se realiza entonces el procedimiento del método K-medias, ahora incorporando la condición de que conforme 5 conglomerados. De esta manera, se obtiene el número de casos para cada segmento:

**Tabla 9: Número de tiendas asociadas a cada uno de los cinco *clúster* con el método K-medias**

Número de casos en cada conglomerado	
Conglomerado	Casos
1	7
2	10
3	5
4	12
5	4
Casos totales	38

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Para el conglomerado 1 se mantuvo la misma cantidad de tiendas: 7. Mientras que para los demás segmentos el número de tiendas varió, ya sea aumentando (segmento 4) o disminuyendo (segmentos 2 y 3), lo cual implica que los segmentos son totalmente distintos y que las características pueden ser muy distintas a la segmentación anterior. La distribución de tiendas pertenecientes a cada *clúster* se entrega en la Tabla 10:

**Tabla 10: Tiendas pertenecientes a cada uno de los cinco *clúster*, método K-medias**

<i>Clúster 1</i>	<i>Clúster 2</i>	<i>Clúster 3</i>	<i>Clúster 4</i>	<i>Clúster 5</i>
Vespucio	Est.Central	La Serena	Pje Matte	Puerto Montt
Cousino	AMaipu	Los Ángeles	P.Alto Shopping	Los Dominicos
Apumanque	Portal Bulnes	Curico	Moneda	APrat
Concepcion	Subcentro	Rodoviario	Antofagasta	Melipilla
Oeste	Quilin	Vitacura	Valdivia	----
Quilicura	Tobalaba	----	Los Andes	----
Mall del Centro	Viña del Mar	----	Sur Sn Bernardo	----
----	Norte	----	Punta Arenas	----
----	Marina Arauco	----	Ñuñoa	----
----	Temuco	----	La Dehesa	----
----	----	----	Talca Flores	----
----	----	----	Calama	----

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En efecto, se observa que el segmento que era el “3”, ahora es el “2”, mientras que el *clúster* “4” se dividió para formar el “3” y el “5”, excepto por la tienda “Valdivia” que pasó a formar parte del segmento “4”, el cual, en el procedimiento anterior, era el *clúster* “2”.

De la misma manera, se presentan los centros de los *clúster* para cada variable incluida en esta nueva segmentación:

**Tabla 11: Centros de los conglomerados de cada uno de los 5 *clúster*, método K-medias**

<b>Centros de los conglomerados finales</b>					
	Conglomerados				
	1	2	3	4	5
<b>Unidades Anuales</b>	0,777	0,439	0,115	0,237	0,091
<b>Monto Anual</b>	0,834	0,484	0,136	0,307	0,109
<b>Ticket promedio</b>	0,403	0,392	0,329	0,698	0,21
<b>Mt2</b>	0,58	0,38	0,59	0,28	0,16
<b>Clientes</b>	0,87	0,51	0,14	0,29	0,11

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

El análisis de las características de los segmentos 1, 2, 4 y 5 es muy similar al expuesto en la sección 9.2.2 para los *clúster* 1, 3, 2 y 4 respectivamente, agregándose en este caso el segmento 3, muy similar al 5, pero con una superficie mayor para sus tiendas.

En este caso, los centros de los segmentos para cada variable no normalizada son los siguientes:

**Tabla 12: Valor de las variables en los centros de cada uno de los cinco *clúster***

<b>Centros de los conglomerados finales</b>					
	Conglomerados				
	1	2	3	4	5
<b>Unidades Anuales</b>	12.002	8.069	4.297	5.716	4.018
<b>Monto Anual</b>	MM\$95,7	MM\$64,7	MM\$33,9	MM\$49	MM\$31,5
<b>Ticket promedio</b>	\$8.266	\$8.248	\$8.142	\$8.759	\$7.943
<b>Mt2</b>	98,7	75,7	99,85	64,2	50,4
<b>Clientes</b>	11.044	7.625	4.111	5.536	3.827

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Nuevamente, es necesario verificar la significancia de las variables utilizadas en la segmentación, para lo cual se presenta la tabla ANOVA, en donde el p-valor de cada una entrega la información buscada:

**Tabla 13: ANOVA para los indicadores de segmentación para 5 *clúster*, método K-medias**

<b>ANOVA</b>						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
<b>Unidades Anuales</b>	0,513	4	0,010	33	53,252	0,00
<b>Monto Anual</b>	0,545	4	0,012	33	45,863	0,00

ANOVA							
	Conglomerado		Error		F	Sig.	
	Media	gl	Media	gl			
	cuadrática		cuadrática				
<b>Ticket promedio</b>	0,272	4	0,032	33	8,484	0,00	
<b>Mt2</b>	0,204	4	0,024	33	8,429	0,00	
<b>Clientes</b>	0,613	4	0,011	33	53,621	0,00	

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Para esta segmentación con 5 conglomerados, también resultan ser significativas las 5 variables utilizadas para segmentar la base de 38 tiendas, ya que la significancia (p-valor) resulta ser menor al 5%, lo que permite rechazar la hipótesis nula de que las medias entre cada *clúster* son iguales, dejando la hipótesis alternativa de que son estadísticamente distintas.

Dados los resultados de ambos procedimientos de segmentación, que permite entender la base de tiendas como 4 ó 5 *clúster* de manera correcta, se determina que la segmentación a usar para la estimación de demanda es la de 4 conglomerados, dado que son solo 2 variables de segmentación las que se utilizan en la estimación de demanda, por lo que utilizar una mayor cantidad de segmentos, puede provocar resultados similares entre dos *clúster* (en este caso, entre el 3 y el 5). Por lo demás, como se mencionó en los alcances (sección 4), la metodología propuesta no posee resultados certeros en el caso que existan bajas unidades vendidas, por lo que se considera adecuado hacer pronóstico solo para 1 *clúster* con demanda baja y no para 2, donde no se espera un aporte significativo de este segundo cálculo.

## 10. ESTIMACIÓN DE DEMANDA

Un nuevo método es utilizado en la etapa de *data mining*, esta vez con el objetivo de poder anticiparse a la demanda en los periodos siguientes y, posteriormente, evaluar la calidad de la predicción según los indicadores obtenidos.

Para comenzar, se necesita conocer el comportamiento de los datos y las variables a partir de los cuales se va a realizar pronóstico, para lo cual se realiza primero este análisis para la información agregada en cuanto a tiendas, para luego, desarrollar la estimación de demanda y diferenciarla según *clúster* de tienda a través de series de tiempo.

### 10.1 Análisis de variables para productos agregados por tiendas

El desarrollo de este análisis se realiza a través de modelos sencillos de aplicar, como son las regresiones lineales y ln-lineales, para conocer cómo afectan determinadas variables en la demanda, la relación existente entre variables, la elasticidad precio en cada producto, etc., y de esta manera poder determinar qué información va a utilizarse en la estimación de demanda.

#### 10.1.1 Regresión por SKU

Se realizan regresiones para los SKU más vendidos dentro de los 201 disponibles en la base transaccional, con el objetivo de conocer el comportamiento que tiene la demanda respecto del precio pagado, considerando variables como:

- Unidades vendidas: Variable dependiente
- Precio promedio pagado (Ticket promedio): Variable independiente
- Fecha especial por Festividad (Variable Dummy): Variable independiente
- Descuento del producto (Variable Dummy): Variable independiente

Estas dos últimas variables se utilizan para eliminar efectos poco intuitivos como podría ser que para determinada festividad se tenga una menor elasticidad al precio y haya mayor disposición a pagar, observándose el efecto de que el precio sube, y la demanda también.

Se entrega a continuación una muestra de 3 regresiones para 3 SKU distintos:

**Tabla 14: Regresión lineal 1 para un SKU**

	<b>Coefficientes</b>	<b>Error típico</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Probabilidad</b>
<b>Intercepción</b>	50,11	26,48	1,89	0,06
<b>Precio</b>	-0,002	0,002	-0,72	0,47
<b>Fecha Especial</b>	72,27	15,52	4,65	0,00002
<b>Descuento</b>	-2,67	9,79	-0,27	0,78

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa



Donde para este SKU (Tabla 14) se tiene un  $R^2=28,97\%$ , lo que indica que sólo un bajo porcentaje de la varianza está explicada en la regresión.

**Tabla 15: Regresión lineal 2 para un SKU**

	<b>Coefficientes</b>	<b>Error típico</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Probabilidad</b>
<b>Intercepción</b>	36,7	13,7	2,6	0,01
<b>Precio</b>	-0,001	0,001	-1,09	0,28
<b>Fecha Especial</b>	56,6	5,5	10,2	0,0
<b>Descuento</b>	-0,4	3,8	-0,1	0,9

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En este caso hay un  $R^2$  mayor, siendo igual a 69,43%.

**Tabla 16: Regresión lineal 3 para un SKU**

	<b>Coefficientes</b>	<b>Error típico</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Probabilidad</b>
<b>Intercepción</b>	19,0	18,8	1,0	0,3
<b>Precio</b>	0,0006	0,002	0,3	0,7
<b>Fecha Especial</b>	63,2	11,3	5,6	0,0
<b>Descuento</b>	-4,8	7,9	-0,6	0,5

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Esta regresión tiene un  $R^2=35,52\%$ , el cual es bajo, implicando que la regresión explica muy poca varianza de la variable dependiente: la demanda.

Pero además del grado de explicación de varianza que pueda tener una regresión, es importante analizar los resultados obtenidos, los cuales muestran coeficientes poco intuitivos y niveles de confianza muy bajos, quedando muy lejos del 95%, lo que imposibilita estimar la variable dependiente a través de las independientes. De hecho, a todos los SKU que se les realizó regresión, los " $\beta$ " muestran el signo negativo para el precio, que indica que a mayor precio menor demanda, sin embargo, se observa un p-valor que va desde el 28% hasta el 75%, muy superiores al 5%. En tanto, la variable "descuento de precio", muestra un coeficiente beta negativo en todos los casos, lo cual resulta ser contra intuitivo, ya que al tomar el valor "1", provoca una disminución de la demanda, cuando en realidad la intuición dice que debería aumentarla, dado que los precios caen. Por último, la variable "Fecha especial" es la única que muestra resultados acordes a lo esperado, con coeficientes positivos y niveles de confianza superiores al 95%.

A partir del análisis recién presentado, se decide agrupar los SKU en artículos, que representan los distintos SKU que son el mismo modelo, pero distinta talla y color, de manera de tener una base transaccional más acotada y con mayor número de ventas semanales.

### 10.1.2 Regresión por Artículo

Una vez hecha la agrupación de los 201 SKU, se tiene entonces la base transaccional para 28 artículos por un periodo de 75 semanas, dejando fuera las semanas cuyas ventas eran difíciles de estimar por la baja cantidad (en algunos casos nula) y el alto error asociado a pequeñas diferencias existentes entre pronóstico y datos reales.

Se utilizó una regresión In-lineal, tal como se explicó en la metodología, con el objetivo de detectar la elasticidad precio y elasticidad precio cruzada de cada artículo, de manera de poder explicar el aumento o disminución de demanda a través de la variación del precio propio y de los demás artículos. Por ejemplo, para una regresión cuya variable dependiente es la demanda del producto  $i$ , se utilizan como variables independientes los precios de los 28 artículos, es decir, tanto el precio del mismo producto  $i$ , como también el de los  $j \neq i$ .

En la siguiente tabla se presenta un ejemplo de una regresión para el artículo "1287", mostrándose 12 elasticidades cruzadas, pero que representan de buena manera las 15 faltantes, incluidas en el Anexo B:

**Tabla 17: Cálculo elasticidad precio del artículo "1287"**

<b>ARTICULO "1287"</b>		
<b>Variables</b>	<b>Beta</b>	<b>Sig.</b>
<b>(Constante)</b>	2,806	0,388
<b>Elasticidad propia 1287</b>	-0,001	0,002
<b>Elast. cruzada 1481</b>	0,000	0,263
<b>Elast. cruzada 1483</b>	0,000	0,138
<b>Elast. cruzada 1485</b>	4,219•E-005	0,885
<b>Elast. cruzada 2223</b>	0,000	0,577
<b>Elast. cruzada 2233</b>	1,295•E-005	0,974
<b>Elast. cruzada 2430</b>	0,000	0,452
<b>Elast. cruzada 2479</b>	7,981•E-005	0,554
<b>Elast. cruzada 2481</b>	9,344•E-005	0,568
<b>Elast. cruzada 3311</b>	0,000	0,709
<b>Elast. cruzada 10002</b>	0,000	0,266
<b>Elast. cruzada 10004</b>	0,000	0,011
<b>Elast. cruzada 10714</b>	0,000	0,050

Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

El resultado de lo anterior, refleja que existe una significancia mayor al 5% e incluso al 10% para gran parte de los coeficientes, lo que permite concluir que los resultados no son confiables ni el modelo es el adecuado para realizar estimaciones.

En el anexo B se observa la regresión In-lineal completa para los artículos "1287" y "2233", de bajas y altas ventas respectivamente, de donde se muestran los

coeficientes y significancias explicados a partir de los cuales se llega al mismo análisis expuesto.

Posteriormente, aun cuando se agruparon los SKU en 28 artículos, existen varios cuyas ventas son muy bajas, por lo que se estableció el criterio de realizar el análisis de series de tiempo para aquellos que posean un promedio de ventas semanales igual o superior a 15 unidades. Así, son 19 los artículos (MM\$518) con los que se trabaja.

Al momento de realizar el análisis de serie de tiempo (cuya explicación se encuentra en la sección 10.1.4), sólo a 5 de estos se pudieron representar sus datos mediante un modelo de serie de tiempo, ya que los 14 restantes presentan un MAPE promedio del 40% lo que imposibilita asegurar la asertividad de las predicciones que se realicen.

### **10.1.3 Regresión por artículos agrupados según precio**

Dado lo anterior, y como fue explicado en el análisis descriptivo de productos, sección 8.1, se agruparon los 19 artículos en tres conjuntos de acuerdo al criterio de precio promedio (ticket promedio) presentado a lo largo de las 75 semanas de evaluación. De esta manera, se definen los tres grupos como sigue:

- Artículos cuyo precio promedio es menor o igual a \$7.999, se denominan de “precio rango bajo”.
- Artículos cuyo precio promedio está en el rango entre \$8.000 y \$9.999, se denominan de “precio rango medio”.
- Artículos cuyo precio promedio es mayor o igual a \$10.000, se denominan de “precio rango alto”.

Así, en el primer grupo fueron incluidos 7 artículos, en el segundo 7, y en el tercero 5, a los cuales se le aplicó una regresión lineal incluyendo las siguientes variables:

- Precio propio
- Precio de otro grupo (1)
- Precio de otro grupo (2)
- Dummy que indica semanas de fechas especiales
- Dummy que indica semanas con descuentos de precio

Los resultados de estas regresiones se exponen en las tablas número 18, 19 y 20, donde se agrega el coeficiente beta de la regresión en la primera columna, seguido por la desviación estándar, el estadístico t y el p-valor, este último para determinar la significancia estadística de los coeficientes (cuando es menor a 0,05).

Con un  $R^2$  igual a 61,44%, la de los productos del rango “precio bajo” es:

**Tabla 18: Regresión para los artículos pertenecientes al grupo “Precio bajo”**

	<b>Coefficientes</b>	<b>Error típico</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Probabilidad</b>
<b>Intercepción</b>	1109,7	355,7	3,12	0,002
<b>Precio bajo</b>	0,15	0,076	2,07	0,042
<b>Precio medio</b>	-0,22	0,063	-3,42	0,001
<b>Precio alto</b>	0,008	0,069	0,11	0,909
<b>Fecha esp.</b>	433,7	151	2,87	0,005
<b>Descuento</b>	327,2	117,7	2,78	0,007

Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Con un  $R^2$  igual a 75,31%, la de los productos del rango “precio medio” es:

**Tabla 19: Regresión para los artículos pertenecientes al grupo “Precio medio”**

	<b>Coefficientes</b>	<b>Error típico</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Probabilidad</b>
<b>Intercepción</b>	906	206	4,4	0,00004
<b>Precio bajo</b>	0,036	0,04	0,8	0,4
<b>Precio medio</b>	-0,081	0,04	-1,8	0,066
<b>Precio alto</b>	-0,009	0,04	-0,2	0,8
<b>Fecha esp.</b>	482	80,7	5,9	0,0000001
<b>Descuento</b>	228	64,6	3,5	0,00075

Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Con un  $R^2$  igual a 48,33%, la de los productos del rango “precio alto” es:

**Tabla 20: Regresión para los artículos pertenecientes al grupo “Precio alto”**

	<b>Coefficientes</b>	<b>Error típico</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Probabilidad</b>
<b>Intercepción</b>	1511	255	5,9	0,0000001
<b>Precio bajo</b>	0,07	0,05	1,4	0,15
<b>Precio medio</b>	-0,09	0,04	-2,3	0,02
<b>Precio alto</b>	-0,06	0,04	-1,4	0,16
<b>Fecha esp.</b>	440	88	5,0	0,000004
<b>Descuento</b>	-126	64	-2,0	0,05

Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

De donde se puede observar que el rango “precio medio” es el que presenta un mejor comportamiento, entregando resultados de betas intuitivos y significativos para el intercepto, precio propio, fecha especial y descuento de precio, y corroborando la poca influencia del precio de artículos de otros rangos, lo que puede ser explicado por el foco de clientes al que apunta cada rango de artículos. Además, es el conjunto de artículos que presenta el mejor ajuste entre las regresiones de los 3 grupos. Sin embargo, es necesario realizar la estimación para los 3 conjuntos de artículos, por lo que se realiza a continuación el análisis de series de tiempo.

En el Anexo G se encuentran los datos trabajados tanto para estas regresiones, como también para las series de tiempo desarrolladas en la sección siguiente (10.1.4).

#### **10.1.4 Serie de tiempo para conjunto de artículos agrupados por precio**

Para realizar el análisis de series de tiempo, se va estudiar el caso en que la variable exógena es solo “precio” y cuando son “precio” y “fecha especial”, siendo esta última una variable dummy que indica la fiesta de Navidad. La razón de realizar estos dos casos es que no en todas las series de demanda se observa un aumento relevante en las ventas para estas fechas, por lo que, dependiendo del ajuste y la capacidad de pronóstico del modelo, se determina si se utiliza o no “fecha especial” como variable externa.

Además, es importante destacar que para calibrar el modelo se usaron 64 semanas, con el fin de dejar las otras 11 para validar la capacidad de predicción del modelo. Sin embargo, la observación número 75 finalmente no es considerada puesto que presenta un valor inconsistente en todos los conjuntos de artículos, lo que provoca un aumento excesivo del MAPE validación. Por lo tanto, para la validación del modelo de estimación de demanda y para el de fijación de precios se utilizan las 10 semanas siguientes a la actual (semanas 65-74), por lo que es importante evaluar el MAPE en este horizonte de tiempo.

##### ***10.1.4.1 Artículos pertenecientes al rango de precios altos***

Se presenta a continuación el correlograma para la serie de 75 semanas de los artículos de “precio rango medio” que incluye la autocorrelación (AC) y correlación parcial (PAC). El objetivo es poder determinar hasta cuántos coeficientes son significativos para agregar al análisis de los procesos ARMAX(p,q):

**Tabla 21: Correlograma para la serie de artículos “precio alto”**

Sample: 1 75

Included observations: 75

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.593	0.593	27.447	0.000
		2	0.313	-0.059	35.220	0.000
		3	0.277	0.178	41.370	0.000
		4	0.217	-0.019	45.194	0.000
		5	0.150	0.017	47.043	0.000
		6	0.090	-0.035	47.716	0.000
		7	0.011	-0.071	47.727	0.000
		8	-0.015	0.001	47.746	0.000
		9	-0.063	-0.085	48.095	0.000
		10	-0.070	0.025	48.527	0.000
		11	-0.026	0.040	48.586	0.000
		12	-0.056	-0.060	48.869	0.000
		13	-0.172	-0.156	51.618	0.000
		14	-0.240	-0.108	57.073	0.000
		15	-0.205	0.002	61.110	0.000
		16	-0.250	-0.155	67.209	0.000
		17	-0.240	0.028	72.967	0.000
		18	-0.279	-0.163	80.862	0.000
		19	-0.255	0.037	87.550	0.000
		20	-0.173	0.010	90.694	0.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Para poder modelar un proceso, es fundamental que la serie sea estacionaria, tal como es explicado en la sección 6.3.4 del marco conceptual, para esto se aplica el test de raíces unitarias utilizando la prueba Augmented Dickey-Fuller, cuya hipótesis nula es que la serie tiene una raíz unitaria, por lo que, para que sea estacionaria, esta debe ser rechazada, lo que significa que la probabilidad sea menor a 0,05 considerando la tabla MacKinnon. De esta manera, se muestra en la Tabla 22 los resultados obtenidos:

**Tabla 22: Test de raíces unitarias para la serie de artículos “precio alto”**

<b>Hipótesis nula: La serie tiene una raíz unitaria</b>	
Probabilidad	0,003
Test Dickey-Fuller	-3,932
Valor crítico del test al 1%	-3,521
Valor crítico del test al 5%	-2,901
Valor crítico del test al 10%	-2,588

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Se concluye que la hipótesis nula se rechaza con un nivel de confianza del 95% (e incluso del 99%), ya que la probabilidad equivale a 0,3%, mucho menor al 5% y además, el valor absoluto del t-estadístico es mayor al valor crítico de la tabla MacKinnon al nivel del 10%, 5% y 1%, lo que indica que estadísticamente la serie no posee raíces unitarias y por ende es estacionaria.

De esta manera se calcula el siguiente coeficiente, el cual tiene el mismo valor para los artículos pertenecientes a los 3 rangos de precio:

$$\frac{1,96}{\sqrt{75}} = 0,226 \quad (15)$$

El cual determina que se deben incluir tantos coeficientes al modelo ARMAX(p,q) como valores de autocorrelación parcial mayores a 0,226 existan. Por lo que, del correlograma se observa que el óptimo de coeficientes a incluir es 1, quedando los procesos ARMAX(0,1), ARMAX(1,0) y ARMAX(1,1), entre los cuales se determina cuál se ajusta mejor a la serie de datos disponible.

Para definir esto, se utiliza el criterio de Schwartz, el cual se obtiene dentro del *output* del programa EViews al calcular los coeficientes y sus respectivas significancias para cada uno de los 3 procesos. De esta manera, considerando los casos con y sin la fecha especial como variable externa, los resultados de este criterio son los siguientes:

**Tabla 23: Criterio de Schwartz para los procesos de rango alto con “fecha especial”**

ARMAX (p,q)	0	1
0	--	12,35
1	12,20	12,07

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Tabla 24: Criterio de Schwartz para los procesos de rango alto sin “fecha especial”**

ARMAX (p,q)	0	1
0	--	12,71
1	12,56	12,62

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Tal como se puede apreciar en ambas tablas, el objetivo es elegir aquel que minimice el criterio, por lo que, para los artículos de rango precio alto, se obtiene un proceso ARMAX(1,1) cuando se agrega la variable “fecha especial”, y un proceso ARMAX(1,0) cuando no se hace. Sin embargo, en el modelo ARMAX(1,1), el criterio de Schwartz mejora, lo cual se ve reforzado por los valores de R<sup>2</sup>, MAPE\_calibración y MAPE\_validación, los cuales son:

**Tabla 25: Comparativa modelos de artículos rango precio alto**

Variable	Con “fecha especial”	Sin “fecha especial”
R <sup>2</sup>	75,11%	53,57%
MAPE_calibración	12,25%	13,82%
MAPE_validación (4 semanas)	11,01%	11,01%
MAPE_validación (10 semanas)	10,78%	13,47%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Con esto, se concluye que para los artículos en el rango de precios altos, se utiliza como variable externa el precio y la fecha especial para la estimación de demanda diferenciada por cada *clúster*.

El valor de los coeficientes para el proceso ARMAX(1,1), todos estadísticamente significativos, se presentan en la Tabla 26:

**Tabla 26: Coeficiente del proceso ARMAX(1,1) con “fecha especial”**

Variable	Coeficiente	P-valor
C	1.112	0,0000
AR(1)	0,868	0,0000
MA(1)	-0,615	0,0004
Precio	-0,051	0,0013
Fecha especial	506	0,0000

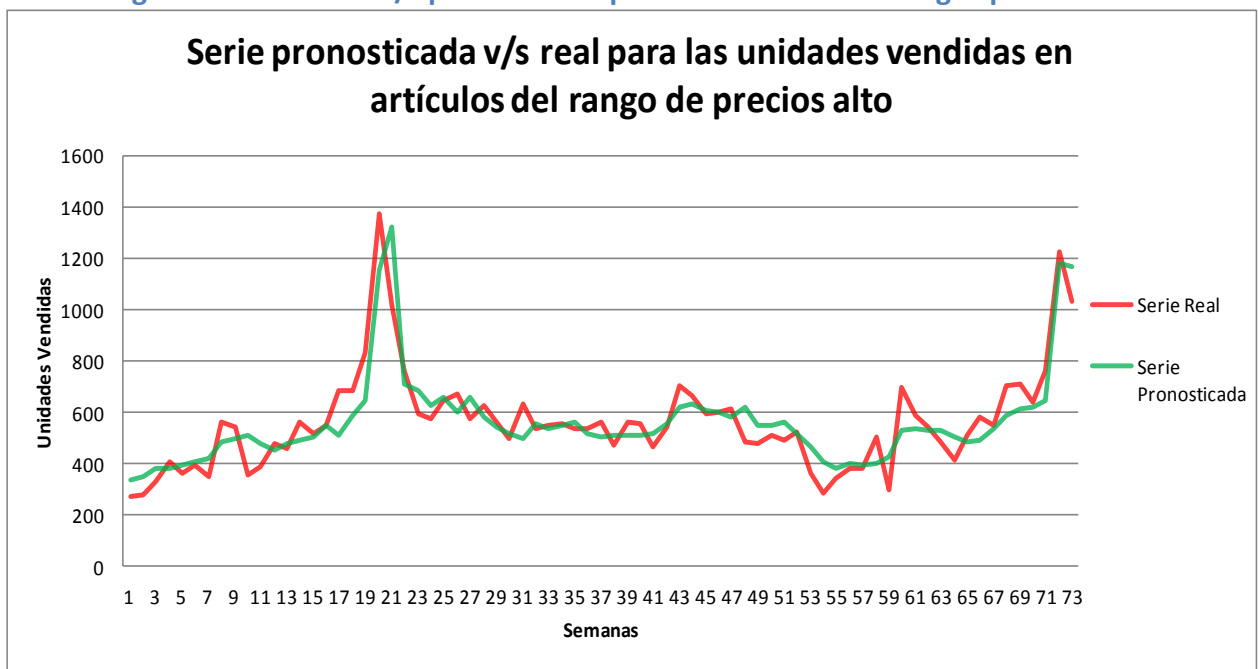
Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

La serie queda determinada entonces por:

$$Y_t = 1.112 + 0,86 * Y_{t-1} - 0,61 * \varepsilon_{t-1} - 0,051 * Precio + 506 * FechaEspecial \quad (16)$$

En la Figura 12 se presenta la gráfica comparativa entre la serie real y la pronosticada por este modelo:

**Figura 12: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Los dos *peaks* observados corresponden a las festividades navideñas, correspondientes a la de los años 2011 y 2012, por lo que se puede ver que con la variable, el modelo pronostica de manera acertada las ventas en estas fechas.

De esta manera se tiene un modelo de predicción para los productos del rango precio alto, y será esta la metodología a seguir para el cálculo de la estimación de la demanda en cada *clúster* para este conjunto de artículos. A continuación se procede a realizar la estimación de demanda para los artículos del rango de precios medio.



### 10.1.4.2 Artículos pertenecientes al rango de precios medios

De la misma forma que el caso anterior, el correlograma de la serie es el siguiente:

**Tabla 27: Correlograma para la serie de artículos “precio medio”**

Sample: 1 75

Included observations: 75

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.862	0.862	58.033	0.000	
2	0.740	-0.012	101.41	0.000	
3	0.678	0.165	138.30	0.000	
4	0.621	0.003	169.63	0.000	
5	0.558	-0.008	195.30	0.000	
6	0.507	0.023	216.84	0.000	
7	0.483	0.078	236.63	0.000	
8	0.454	-0.005	254.38	0.000	
9	0.410	-0.035	269.09	0.000	
10	0.365	-0.031	280.91	0.000	
11	0.336	0.026	291.10	0.000	
12	0.305	-0.023	299.62	0.000	
13	0.219	-0.218	304.07	0.000	
14	0.143	-0.041	306.01	0.000	
15	0.092	-0.042	306.83	0.000	
16	0.057	0.019	307.15	0.000	
17	0.019	-0.025	307.19	0.000	
18	-0.011	0.003	307.20	0.000	
19	-0.035	-0.033	307.32	0.000	
20	-0.067	-0.043	307.80	0.000	

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Se aplica el test de raíces unitarias utilizando la prueba Augmented Dickey-Fuller, de esta manera se puede comprobar que la serie sea estacionaria. En la siguiente tabla se encuentran los resultados obtenidos:

**Tabla 28: Test de raíces unitarias para la serie de artículos “precio medio”**

<b>Hipótesis nula: La serie tiene una raíz unitaria</b>	
Probabilidad	0,108
Test Dickey-Fuller	-3,123
Valor crítico del test al 1%	-4,086
Valor crítico del test al 5%	-3,472
Valor crítico del test al 10%	-3,163

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De la Tabla 28, se concluye que la hipótesis nula no puede ser rechazada a nivel de confianza del 95%, ya que la probabilidad equivale a 10,87% > 5% y además, el valor absoluto del t-estadístico es menor al valor crítico de la tabla MacKinnon al nivel del 5%, sin embargo, el resultado obtenido permite rechazar la hipótesis nula con un nivel de confianza del 89%, lo cual si bien no es lo ideal, es aceptable. Por lo demás, se evaluará para cada proceso ARMAX(p,q) que se obtenga, que cumpla con ser estacionario.

Utilizando el coeficiente calculado igual a 0,226, se observa del correlograma que el óptimo de coeficientes a incluir es 1, quedando las opciones de ARMAX(0,1), ARMAX(1,0) y ARMAX(1,1).

Al igual que en el caso de los artículos de rango precio alto, se realiza el análisis tanto para el caso con y sin fecha especial en la variable externa. Luego, utilizando el programa EViews, se calcula el valor para el criterio de Schwartz en ambos casos, el cual muestra el proceso que mejor se ajusta a los datos en cada situación, los cuales se presentan en las siguientes tablas:

**Tabla 29: Criterio de Schwartz para los procesos de rango medio con “fecha especial”**

ARMAX (p,q)	0	1
0	--	12.50
1	12.14	12.16

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Tabla 30: Criterio de Schwartz para los procesos de rango medio sin “fecha especial”**

ARMAX (p,q)	0	1
0	--	12.77
1	12.50	12.56

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Nuevamente, se busca elegir el proceso que minimice el criterio, por lo que, para los artículos de rango precio medio, se obtiene en ambos casos un proceso ARMAX(1,0), sin embargo, cuando se agrega la variable externa fecha especial, el criterio de Schwartz mejora, lo cual se ratifica por los valores de  $R^2$ , MAPE\_calibración y MAPE\_validación, los cuales son:

**Tabla 31: Comparativa modelos de artículos rango precio medio**

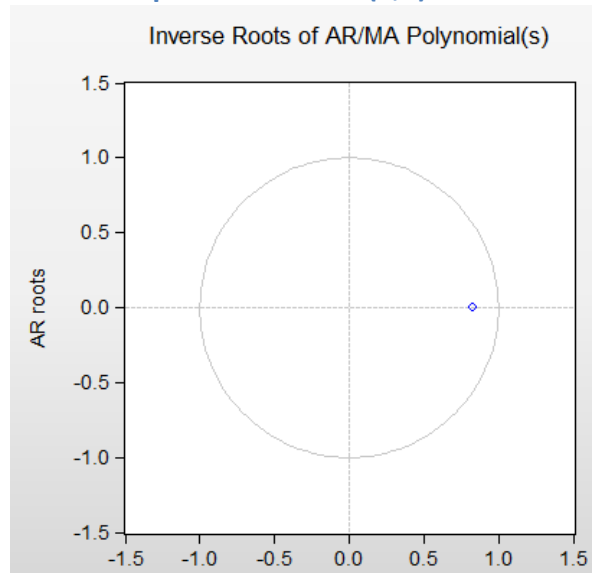
Variable	Con “fecha especial”	Sin “fecha especial”
$R^2$	87,31%	80,55%
MAPE_calibración	15,33%	15,91%
MAPE_validación (4 semanas)	18,35%	20,25%
MAPE_validación (10 semanas)	26,08%	22,62%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Dado el resultado anterior, se utiliza el proceso ARMAX(p,q) con las variables externas de “precio” y “fecha especial” en la estimación de demanda de cada segmento, para los artículos pertenecientes al rango de precio medio.

Sin embargo, es necesario mostrar que este proceso es estacionario, para lo cual se muestra el círculo unitario donde se observa que las raíces están dentro de este, lo que verifica que cumple la condición buscada:

**Figura 13: Raíz del proceso ARMAX(1,0) con “fecha especial”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Además, se presenta el cálculo del coeficiente para este proceso, con su respectiva significancia, lo cual permite dar forma y hacer predicciones para esta serie:

**Tabla 32: Coeficiente del proceso ARMAX(1,0) con “fecha especial”**

Variable	Coeficiente	P-valor
C	1.018	0,0000
AR(1)	0,83	0,0000
Precio	-0,06	0,0003
Fecha especial	406	0,0000

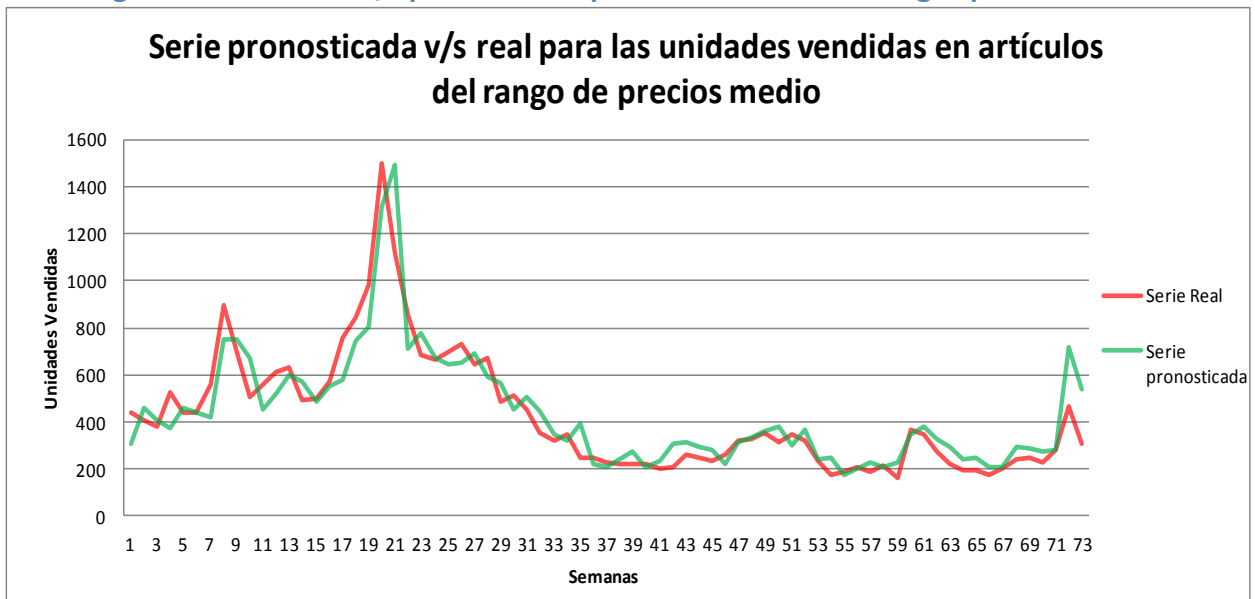
Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Se observa que, tal como puede intuirse, la variable precio tiene signo negativo, lo cual significa que la demanda disminuye al aumentar el precio, cumpliéndose esta característica para todos los procesos calculados. Además, existe significancia para todos los coeficientes al tener un p-valor menor al 5%. Por lo tanto, esta serie queda representada por:

$$Y_t = 1.018 + 0,83 * Y_{t-1} - 0,066 * Precio + 407 * FechaEspecial \quad (17)$$

Se muestra el gráfico comparativo entre la serie de datos reales y la pronosticada por el modelo, tanto para la calibración como para la validación de éste, lo que implica que está incluido desde la semana 2 hasta la 74 (la semana 1 no se pronostica puesto que no hay datos o historia previa, sino que esta es utilizada para calibrar en la semana 2):

**Figura 14: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De esta manera se tiene un modelo de serie de tiempo para el rango de precio medio, con un buen ajuste y pronóstico, donde cada estimación es explicada a partir del periodo (semana) anterior. Es por esto que la siguiente fase, al igual que con los artículos del rango de precios alto, es generar la estimación de demanda diferenciándola según segmento de tiendas.

#### 10.1.4.3 Artículos pertenecientes al rango de precios bajos

En este caso se procede de igual manera que los artículos de rango medio de precios, puesto que el test de raíces unitarias indica que el nivel de confianza para que la serie sea estacionaria es del 81%, por lo que se comprobará en el proceso óptimo de esta serie de datos, que cumpla la condición.

De esta manera, del correlograma se obtiene, al igual que en los dos casos anteriores, que el óptimo de coeficientes a considerar es 1, quedando los procesos ARMAX(0,1), ARMAX(1,0) y ARMAX(1,1) como opciones.

Por ende, se analiza el criterio de Schwartz, de manera de poder elegir el proceso que presente un mejor ajuste:

**Tabla 33: Criterio de Schwartz para los procesos de rango bajo con “fecha especial”**

ARMAX (p,q)	0	1
0	--	13,42
1	12,66	12,63

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Tabla 34: Criterio de Schwartz para los procesos de rango bajo sin “fecha especial”**

ARMAX (p,q)	0	1
0	--	13,49
1	12,74	12,79

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En este caso ocurre una excepción, puesto que si bien el modelo que incluye la fecha especial es capaz de predecir mejor que aquel que no la incluye, esto ocurre exclusivamente cuando no se considera la fecha especial en el pronóstico (pronóstico de 4 semanas), ya que al incluirse, el modelo ARMAX(p,q) que incluye la fecha especial, arroja errores muy altos, estos indicadores pueden observarse en la siguiente tabla:

**Tabla 35: Comparativa modelos de artículos rango precio bajo**

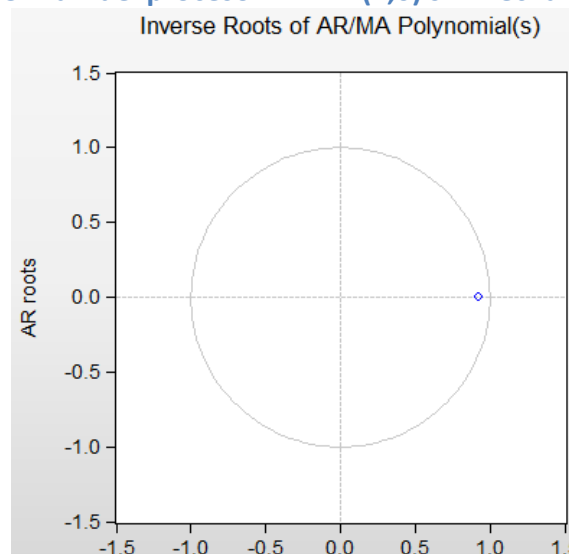
Variable	Con “fecha especial”	Sin “fecha especial”
R <sup>2</sup>	88,94%	86,02%
MAPE_calibración	15,17%	17,23%
MAPE_validación (4 semanas)	14,58%	21,69%
MAPE_validación (10 semanas)	44,67%	28,08%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De la última métrica presentada en la tabla anterior, se determina que para este rango de precios se utiliza el modelo ARMAX(1,0) incluyendo solo la variable externa del precio. De todas maneras el modelo no se ve perjudicado puesto que un R<sup>2</sup> del 86% es muy alto, implicando que el modelo explica buena parte de la varianza de los datos, además considerando que sus valores de ajuste y predictivos están en un rango aceptable del 15-30%.

En este caso el proceso también es estacionario:

**Figura 15: Raíz del proceso ARMAX(1,0) sin “fecha especial”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Los coeficientes del proceso son los siguientes:

**Tabla 36: Coeficientes del proceso ARMAX(1,0) sin “fecha especial”**

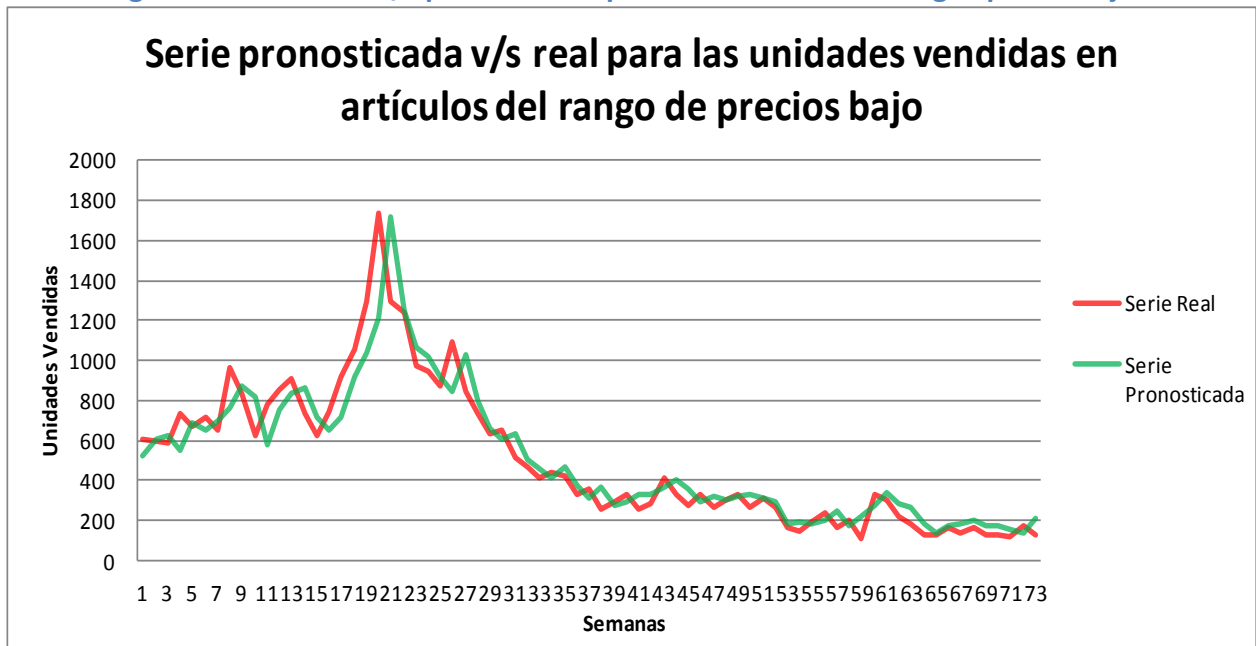
Variable	Coefficiente	P-valor
C	951	0,001
AR(1)	0,92	0,000
Precio	-0,06	0,015

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

La Tabla 36 muestra una significancia estadística para los 3 coeficientes, dados los p-valor menores a 0,05. Además, los coeficientes resultan intuitivos, ya que el del precio tiene un valor negativo y es pequeño en valor absoluto, lo cual indica que se requiere una variación alta del precio para que ocurra un cambio significativo en la demanda, lo cual es intuitivo puesto que ante, por el contrario ejemplo, ante una variación de \$10 en el precio, no se espera un gran cambio en la demanda.

En tanto, el ajuste y pronóstico del modelo, se puede ver graficado en la figura mostrada a continuación:

**Figura 16: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Es importante notar que hacia las últimas semanas no se produce un alza en las ventas como se ven en los conjuntos de artículos anteriormente modelados, es por esta razón que al pronosticar con la variable “fecha especial” aumentaba de modo considerable el error. Esta situación puede deberse a un caso aislado de baja venta en esa fecha, sin embargo, para futuras estimaciones, será importante el conocimiento del negocio y la competitividad de la empresa para poder anticiparse o no a un *peak* de ventas y de esa manera poder pronosticar utilizando el modelo adecuado.

Al no agregarse la variable externa “fecha especial” ocurre que el modelo pronostica con una semana de retardo el *peak* de ventas en el ajuste, situación similar ocurría en los pronósticos de los artículos anteriores, sin embargo no era tan notorio, puesto que en la semana donde ocurre la máxima demanda, el pronóstico se acercaba igualmente a la realidad.

Una vez modelados los 3 tipos de artículos de manera agregada, se procede a desagregar la información para cada *clúster* de tiendas y replicar la metodología tratada en esta sección, a los conjuntos de artículos de los 4 segmentos de tiendas.

## 10.2 Estimación de demanda mediante series de tiempo para cada *clúster* de tiendas

El procedimiento mostrado para el análisis de series de tiempo es replicable para los 3 conjuntos de artículos en cada uno de los 4 *clúster* (es decir, 12 casos) puesto que de los datos disponibles, se puede apreciar que su comportamiento en cada segmento es similar, por lo que se tratarán los de rango de precios alto y medio incluyendo la variable externa “precio” y “fecha especial” mientras que los de rango de precios bajo se incluye solo la variable “precio”.

En las siguientes sub secciones se presenta un cuadro resumen, para cada tipo de artículo en cada segmento, del proceso óptimo, con sus principales indicadores, el valor de sus coeficientes y el nivel de significancia de éstos.

Las ventas presentadas a lo largo del horizonte de evaluación de 75 semanas por cada uno de los segmentos, están detalladas en la Tabla 37:

**Tabla 37: Porcentaje de ventas para cada *clúster***

Porcentaje de ventas	
<i>Clúster 1</i>	49,5%
<i>Clúster 2</i>	15%
<i>Clúster 3</i>	28%
<i>Clúster 4</i>	7,5%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En el Anexo D se incluye el test de raíces unitarias para los procesos ARMAX(p,q) óptimos a utilizar en la estimación de demanda para cada segmento, donde se puede observar todos los modelos cumplen con ser estacionarios, teniendo sus raíces dentro del círculo unitario.

### 10.2.1 Clúster 1

Tabla 38: Estimación de demanda *clúster 1*

	Rango precio alto	Rango precio medio	Rango precio bajo
<b>Proceso óptimo</b>	ARMAX(1,1)	ARMAX(1,0)	ARMAX(1,0)
<b>Indicadores</b>			
R <sup>2</sup>	77,96%	87,12%	86,04%
MAPE <sub>calibración</sub>	11,83%	15,19%	16,89%
MAPE <sub>validación</sub>	10,44%	26,12%	27,93%
<b>Coefficientes</b>			
C	563,13	515,52	545,57
Precio	-0,0275	-0,035	-0,0412
Fecha especial	232,73	196,2	---
AR(1)	0,858	0,825	0,918
MA(1)	-0,543	---	---
<b>Significancia</b>			
C	0,0000	0,0000	0,0002
Precio	0,0003	0,0002	0,0020
Fecha especial	0,0000	0,0000	---
AR(1)	0,0000	0,0000	0,0000
MA(1)	0,0015	---	---

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Los datos de este segmento presentan buenos indicadores de ajuste y pronóstico para los procesos ARMAX(p,q) óptimos de cada rango de precios, siendo los errores inferiores a 30% y con valores de R<sup>2</sup> superiores al 75%, además de coeficientes intuitivos y significativos, la mayoría de ellos con un p-valor igual a 0,0000<5%. Sin embargo, al observar la diferencia existente entre MAPE calibración y validación, se detecta un leve sobre ajuste en los rangos de precio medio y bajo que provoca que el de validación (base test) aumente por sobre el de calibración (base *train*).

Con esta estimación, ya se tiene el *input* para poder realizar el modelo de optimización de precios en este *clúster* de tiendas.

### 10.2.2 Clúster 2

Tabla 39: Estimación de demanda *clúster 2*

	Rango precio alto	Rango precio medio	Rango precio bajo
<b>Proceso óptimo</b>	ARMAX(1,1)	ARMAX(1,0)	ARMAX(1,0)
<b>Indicadores</b>			
R <sup>2</sup>	69,73	81,6%	82,68%
MAPE <sub>calibración</sub>	15,32%	22,1%	22,54%
MAPE <sub>validación</sub>	14,15%	35,72%	40,42%
<b>Coefficientes</b>			
C	186,7	179,51	132,24
Precio	-0,0081	-0,0112	-0,007



	Rango precio alto	Rango precio medio	Rango precio bajo
<b>Fecha especial</b>	70,441	59,4	---
<b>AR(1)</b>	0,885	0,718	0,902
<b>MA(1)</b>	-0,702	---	---
<b>Significancia</b>			
<b>C</b>	0,0000	0,0000	0,0034
<b>Precio</b>	0,0002	0,0003	0,0700
<b>Fecha especial</b>	0,0000	0,0005	---
<b>AR(1)</b>	0,0000	0,0000	0,0000
<b>MA(1)</b>	0,0000	---	---

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En cuanto a pronóstico, el error sobrepasa el valor límite esperado (30%) para los artículos del rango de precios medio y bajo, esto se explica dado que este *clúster* es el que presenta las segundas ventas más bajas y representa tan solo el 15% de las ventas, lo que provoca que el error en 1 unidad del pronóstico, equivalga a un porcentaje mayor de error. Además, producto de que el modelo pueda “memorizar” las variables en la base *train*, que provoque un sobre ajuste, el error de pronóstico se ve incrementado. Se realiza el modelo de optimización de precios usando igualmente estos modelos, sin embargo, utilizando el conocimiento del negocio, hay que evaluar si los resultados distan de la realidad o no.

### 10.2.3 Clúster 3

**Tabla 40: Estimación de demanda clúster 3**

	Rango precio alto	Rango precio medio	Rango precio bajo
<b>Proceso óptimo</b>	ARMAX(1,1)	ARMAX(1,1)	ARMAX(1,1)
<b>Indicadores</b>			
<b>R<sup>2</sup></b>	64,4%	88,94%	81,59%
<b>MAPE<sub>calibración</sub></b>	15,04%	15,22%	18,42%
<b>MAPE<sub>validación</sub></b>	10,3%	32,83%	28,99,%
<b>Coeficientes</b>			
<b>C</b>	301,08	281,37	226,4
<b>Precio</b>	-0,0137	-0,0199	-0,0135
<b>Fecha especial</b>	156,5	144,19	---
<b>AR(1)</b>	0,861	0,946	0,939
<b>MA(1)</b>	-0,723	-0,418	-0,222
<b>Significancia</b>			
<b>C</b>	0,0000	0,0000	0,0182
<b>Precio</b>	0,0156	0,0000	0,1155
<b>Fecha especial</b>	0,0000	0,0000	---
<b>AR(1)</b>	0,0000	0,0000	0,0000
<b>MA(1)</b>	0,0000	0,0116	0,1301

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Para este *clúster*, cuyas ventas equivalen al 28% se tiene un pronóstico dentro de los rangos aceptables en el MAPE validación, bordeando el límite superior. Algunos

de sus coeficientes no son significativos al 95%, sino que al 85%, sin embargo, se considera un modelo apto para poder pronosticar, aunque cuidando que no entregue errores más elevados o resultados poco intuitivos, sobre todo en cuanto al coeficiente del precio.

#### 10.2.4 Clúster 4

**Tabla 41: Estimación de demanda clúster 4**

	Rango precio alto	Rango precio medio	Rango precio bajo
<b>Proceso óptimo</b>	ARMAX(1,1)	ARMAX(1,1)	ARMAX(1,1)
<b>Indicadores</b>			
<b>R<sup>2</sup></b>	62,9%	77,88%	77,18%
<b>MAPE<sub>calibración</sub></b>	17,34%	18,58%	23,87%
<b>MAPE<sub>validación</sub></b>	17,57%	34,29%	27,43%
<b>Coeficientes</b>			
<b>C</b>	81,06	68,84	82,07
<b>Precio</b>	-0,0039	-0,0046	-0,0079
<b>Fecha especial</b>	53,45	31,01	---
<b>AR(1)</b>	0,88	0,94	0,964
<b>MA(1)</b>	-0,803	-0,557	-0,485
<b>Significancia</b>			
<b>C</b>	0,0000	0,0000	0,0229
<b>Precio</b>	0,0211	0,0032	0,0048
<b>Fecha especial</b>	0,0000	0,0004	---
<b>AR(1)</b>	0,0000	0,0000	0,0000
<b>MA(1)</b>	0,0000	0,0013	0,0005

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

El segmento número 4, con el 7,5% de las ventas, tiene un mejor ajuste y pronóstico del que se esperaba, con todos los coeficientes estadísticamente significativos en los 3 conjuntos de artículos. Aunque el error MAPE sea más alto en algunos casos que el de otros artículos (esperable dadas las bajas unidades vendidas), igualmente mantiene factible el pronóstico con los procesos de series de tiempo calculados, ya que solo los artículos de rango precio medio superan el 30%, lo cual si bien no es el ideal y habría que estar atento con este valor en un pronóstico futuro si se llegase a implementar este modelo, se considera aceptable en este caso.

No se aplican procesos SARMAX en estimación de demanda debido a tres razones. Primero, el modelo planteado se hace cargo de la estacionalidad presentada, realizando un buen pronóstico de esta. Luego, la estacionalidad no provoca procesos no estacionarios, que es justamente el problema que se busca resolver al incluir la componente de estacionalidad. Finalmente, existe una insuficiencia de datos, puesto que la estacionalidad se produce cada 12 meses, es decir, 52 semanas aproximadamente, lo que significa tener información de al menos 150 – 200 semanas para observar el ajuste resultante.

En el Anexo E se encuentra la gráfica comparativa entre la demanda actual y la demanda estimada para cada caso dentro de los 4 segmentos, donde se puede comprobar que, si bien se tiene una buena estimación para el cuarto *clúster*, es el que presenta mayores diferencias respecto de la serie original.

## 11. OPTIMIZACIÓN DE PRECIOS

Finalmente, el último modelo utilizado en la etapa de *data mining*, se aplica una vez determinada la estimación de demanda para cada conjunto de artículos, en los 4 segmentos de tiendas. Se determina en esta sección la política óptima de precios que se debiese adoptar en la empresa, para que, en la etapa de evaluación, se determine si efectivamente genera (y cuánto) un aumento de ingresos, para así cumplir con el tercer objetivo específico y finalmente con el objetivo general de este trabajo.

En primera instancia se determina la función objetivo que se pretende maximizar, para luego explicar cómo se construye ésta a partir de los modelos de series de tiempo, cuáles son las restricciones que se aplican y su flexibilidad, para finalmente realizar la maximización, analizar sus resultados y ver el comportamiento de este al estudiar la sensibilidad de los parámetros.

De esta manera, la función objetivo queda representada por:

$$\text{Max } Q(P_{\text{óptimo}_t}) * P_{\text{óptimo}_t} \quad (18)$$

Donde  $Q(P_{\text{óptimo}_t})$  es la función de demanda generada por el modelo de series de tiempo, evaluado en el precio óptimo que surge de la maximización, la cual se construye en su forma general mediante la siguiente expresión:

$$Q_t(P_{\text{óptimo}_t}) = C + \phi_{\text{precio}} * P_{\text{óptimo}_t} + \phi_{\text{FechaEsp}} * \text{FechaEsp} + \phi_{t-1} * \text{ResEstructural}_{t-1} + \varepsilon_{t-1} * \text{ResEstático} \quad (19)$$

Donde:

- $\text{ResEstructural}_t = Q_t - C - \phi_{\text{precio}} * P_{\text{óptimo}_t} - \phi_{\text{FechaEsp}} * \text{FechaEsp}$
- $\text{ResEstático}_t = Q_t - C - \phi_{\text{precio}} * P_{\text{óptimo}_t} - \phi_{\text{FechaEsp}} * \text{FechaEsp} - \varepsilon_{t-1} * \text{ResEstático}_{t-1}$
- $\phi_{\text{precio}}$  = Coeficiente entregado por el modelo de estimación de demanda para la variable precio.
- $\phi_{\text{FechaEsp}}$  = Coeficiente entregado por el modelo de estimación de demanda para la variable dummy fecha especial.
- $\phi_{t-1}$  = Coeficiente entregado por el modelo de estimación de demanda para el parámetro autorregresivo.
- $\varepsilon_{t-1}$  = Coeficiente entregado por el modelo de estimación de demanda para el parámetro de medias móviles.

En el caso que no sean requeridos todos los parámetros, por ejemplo, en un ARMAX(1,0) no se requiere la componente de medias móviles, se elimina dicha componente de la fórmula 19.

De esta manera la función objetivo queda definida, quedando sólo parámetros conocidos en ella a excepción del precio óptimo, que es justamente lo que se busca conocer, para lo cual a continuación se define un rango en el cual este puede tomar un valor determinado.

Entonces, la restricción al precio queda definida como:

$$P_{\text{mínimo}} \leq P_{\text{óptimo}_t} \leq P_{\text{regular}} \quad (20)$$

Sin embargo, dado que el precio regular no es evidente en la base, puesto que esta muestra un grupo de artículos que a su vez presentan el ticket promedio, es decir, lo que efectivamente el cliente paga por un producto (no el precio lista que aparece impreso y adjunto al producto), se define el precio regular y el precio mínimo:

$$P_{\text{regular}} = P_{\text{máximo}} \quad (21)$$

$$P_{\text{mínimo}} = P_{\text{regular}} * \%dcto \quad (22)$$

Donde  $P_{\text{máximo}}$  es el precio máximo en la serie de precios de las 75 semanas para el rango de precios a evaluar. Además, se define el porcentaje de descuento máximo que debiera tener el producto para establecer el precio mínimo del rango:

$$\%dcto = \frac{\sigma}{P_{\text{promedio}}} \quad (23)$$

Donde  $\sigma$  es la desviación estándar y  $P_{\text{promedio}}$  el precio promedio, ambos referidos al conjunto de los 75 precios disponibles para la misma cantidad de semanas. De acuerdo a esto, se estableció un porcentaje de descuento máximo del 10% en el caso de los artículos de rango de precios alto y bajo, mientras que un 15% para los de precio medio.

De esta manera, la política óptima de precios, para cada segmento y conjunto de artículos por rango de precios, se muestran en los siguientes puntos:

## 11.1 Clúster 1

La Tabla 42 muestra los precios óptimos sugeridos, la demanda estimada para esos precios, los ingresos en el periodo pronosticado, y el porcentaje de variación respecto de los ingresos originales, además, se ajusta el precio sugerido a uno más comercial, dejando los valores terminados ya sea en “490” o “990”:

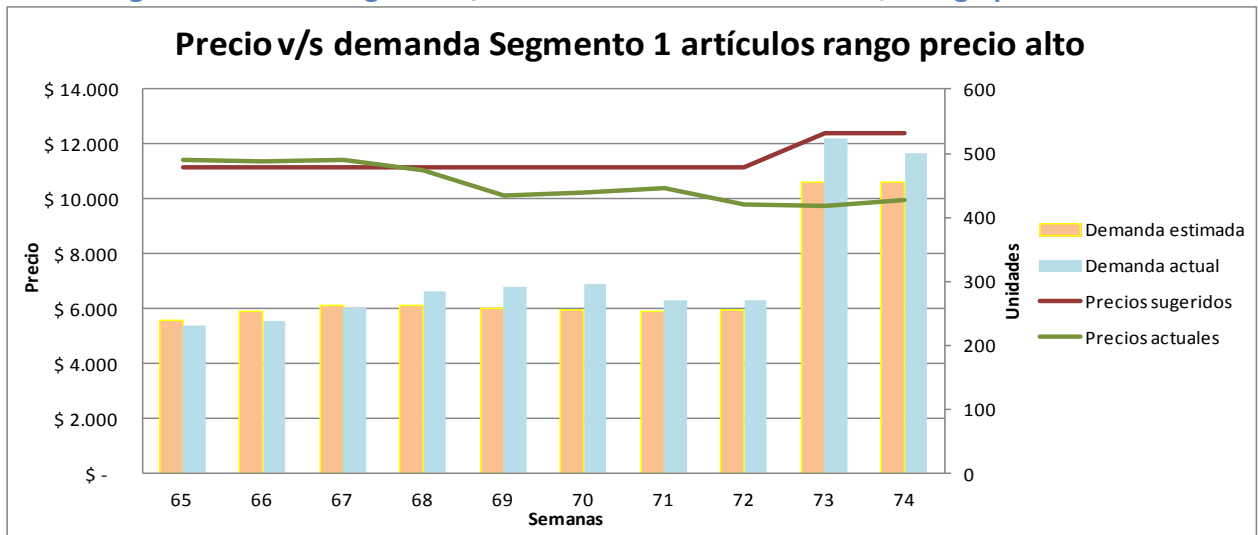
**Tabla 42: Optimización *clúster* 1, artículos rango “precio alto”**

Rango precios altos	Situación Optimizada	Situación actual
Precio Máximo	\$12.400	---
Porcentaje descuento máximo	10%	---
Precio Mínimo	\$11.160	---
Precio óptimo semana 1-8	\$11.160	[\$9.800-\$11.440]
Precio óptimo comercial	\$10.990	---
Demanda promedio	255	267
Precio óptimo semana 9-10	\$12.400	[\$9.700-\$9.990]
Precio óptimo comercial	\$12.490	---
Demanda promedio	454	512
Ingresos	MM\$34	MM\$32,9
$\Delta\%$ Ingresos		3,19%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

El modelo sugiere un alza de precios cuando llega la fiesta de Navidad, lo cual es debido a la alta demanda que se experimenta en esta fecha, que conlleva a que un aumento de precios provoque una baja de clientes manteniendo una demanda superior a las semanas precedentes (situación que está graficada en la Figura 17). En suma, el modelo aumenta en un 3,2% los ingresos para los artículos de este segmento, mediante una estabilización de precios, lo cual es esperable para productos de continuidad, sin tantas bajas como se observa en los datos de precios actuales.

**Figura 17: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster* 1, “rango precio alto”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En la Figura 17, el primer eje vertical (izquierda), corresponde al de los precios, representados por los gráficos de línea, mientras que el segundo eje vertical (derecha), muestra la escala de valores de las unidades vendidas estimadas, tanto las actuales como las pronosticadas según precio óptimo, representadas a su vez por los gráficos de barra.

De la misma manera se tiene la tabla para los artículos de rango de precios medio:

**Tabla 43: Optimización clúster 1, artículos rango “precio medio”**

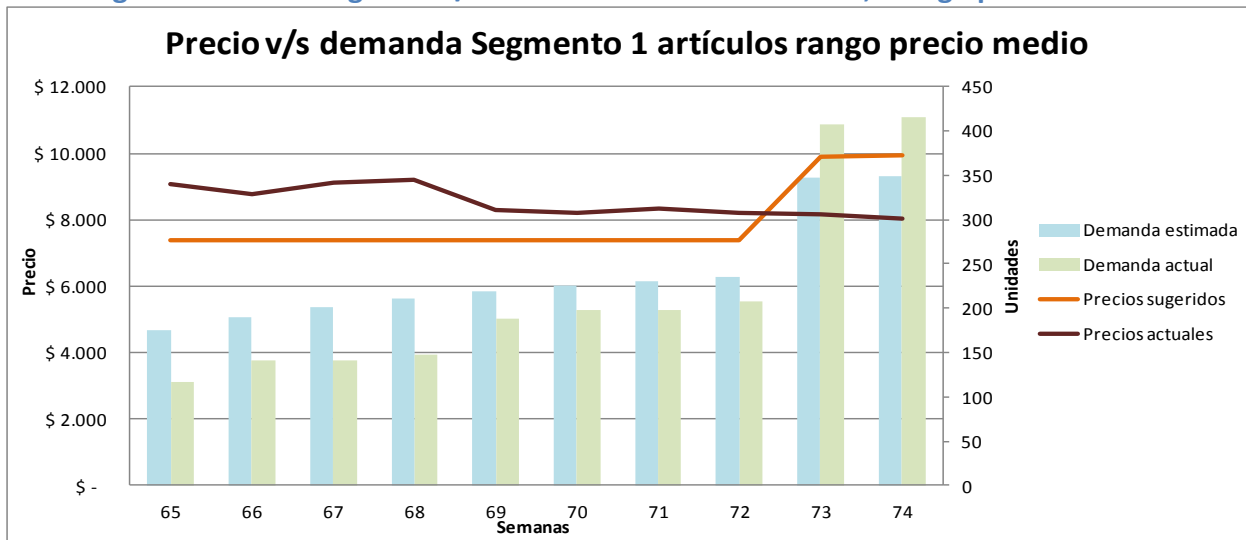
Rango precios medio	Situación Optimizada	Situación actual
Precio Máximo	\$10.566	---
Porcentaje descuento máximo	15%	---
Precio Mínimo	\$8.981	---
Precio semana 1-8	\$8.981	[\$8.100-\$9.900]
Precio comercial	\$8.990	---
Demanda promedio	156	167
Precio semana 9-10	\$9.950	[\$9.700-\$9.990]
Precio comercial	\$9.990	---
Demanda promedio	348	412
Ingresos	MM\$18,101	MM\$18,160
$\Delta\%$ Ingresos		-0,32%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De la tabla lo primero que se observa es que los ingresos no mejoran, pero al mismo tiempo el precio optimizado se encuentra siempre en el mínimo del rango, entendiéndose que al realizar un análisis de sensibilidad y relajar la restricción de precios, la situación optimizada va a mejorar. Por ejemplo, al flexibilizar el porcentaje de descuento, dejándolo como 2 veces la desviación estándar dividido el precio promedio, es decir:  $\%dcto = \frac{2*\sigma}{p_{promedio}}$ , el precio sugerido disminuye, pero la variación de ingresos ahora es positiva, alcanzando el 6,89%, debido a que los ingresos aumentan hasta MM\$19,41 versus los MM\$18,16 actuales.

Con esta última restricción, la comparación de precios óptimos semanales y demanda se ve reflejada en la siguiente gráfica:

**Figura 18: Precio sugerido v/s demanda estimada clúster 1, “rango precio medio”**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Donde igualmente se propone una política de precios más constante con un aumento de precios hacia la llegada de la fecha especial, asumiendo que con esto la

demanda se ve disminuida, pero no así los ingresos que, como se mencionó, al relajar la restricción de precios se obtiene un aumento del 6,89%.

De esta manera, el intervalo de confianza para obtener variaciones positivas de ingreso, se encuentra entre [\$6.210;\$8.890] para las primeras 8 semanas, en tanto, para las semanas 9 y 10, dentro de un rango de [\$9.900;\$9.950].

Finalmente, para el conjunto de artículos pertenecientes al rango de precios bajos, en donde el precio óptimo puede encontrarse entre [\$7.819,\$8.688], como resultado del porcentaje de descuento calculado (10%) según las ecuaciones presentadas al comienzo de esta sección, la tabla siguiente muestra los principales parámetros del modelo de optimización:

**Tabla 44: Optimización *clúster* 1, artículos rango “precio bajo”**

Rango precios bajo	Situación Optimizada	Situación actual
Precio Máximo	\$8.688	---
Porcentaje descuento máximo	10%	---
Precio Mínimo	\$7.819	---
Precio semana 1-8	\$7.819	[\$6.700-\$7.500]
Precio comercial	\$7.990	---
Demanda promedio	94	126
Precio semana 9-10	\$7.819	[\$6.800-\$7.000]
Precio comercial	\$7.990	---
Demanda promedio	138	174
Ingresos	MM\$8,06	MM\$9,5
$\Delta\%$ Ingresos		-15,06%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Nuevamente la variación de ingresos en la situación optimizada no mejora la situación actual, sin embargo, el precio óptimo también se mantuvo en el valor mínimo del rango (\$7.819), lo que supone que al flexibilizar la restricción la función objetivo mejora.

La Tabla 45 muestra el resultado del análisis de sensibilidad para la restricción de precio en este caso, considerando dos escenarios:

- El porcentaje de descuento calculado como  $\%dcto = \frac{2*\sigma}{P_{promedio}}$ .
- Eliminando la restricción de precios.

**Tabla 45: Sensibilidad restricción precio, *clúster* 1, artículos rango de precios bajos**

Rango precios bajo	Restricción flexibilizada	Sin restricción
Precio Máximo	\$8.688	---
Porcentaje descuento máximo	20%	---
Precio Mínimo	\$6.951	---
Precio semana 1-8	\$6.951	[\$4.500-\$5.500]
Precio comercial	\$6.990	\$4.490, \$4.990, \$5.490

Rango precios bajo	Restricción flexibilizada	Sin restricción
Demanda promedio	131	211
Precio semana 9-10	\$6.951	[\$5.500-\$5.600]
Precio comercial	\$6.990	\$5.490
Demanda promedio	175	233
Ingresos	MM\$9,7	MM\$11,13
Δ% Ingresos con respecto a la situación actual	2,2%	17,2%

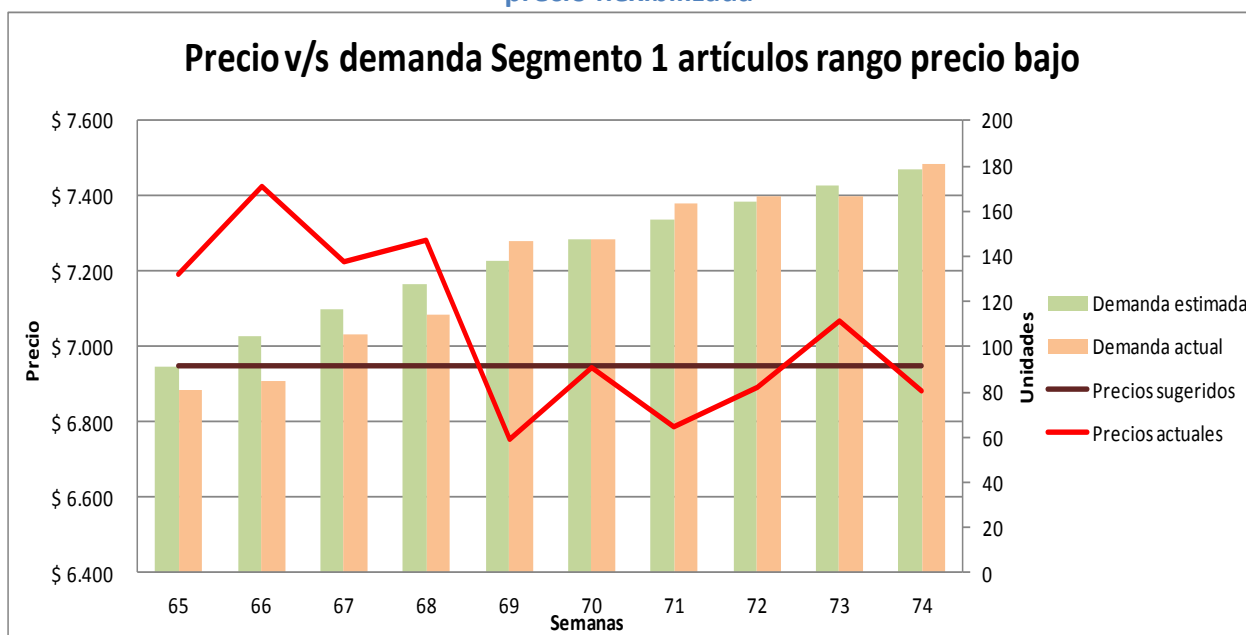
Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Considerando los resultados presentados en la tabla, se observa entonces que efectivamente en el primer análisis la restricción de precios estaba muy elevada, provocando que la demanda disminuya en exceso y los ingresos calculados no superen los actuales, sin embargo, al flexibilizarla de acuerdo a la condición planteada, inmediatamente los precios optimizados disminuyen, lo cual se traduce en una demanda estimada mayor, lo que contribuye finalmente a que se tenga un aumento, aunque pequeño, de los ingresos, subiendo en un 2,2% desde MM\$9,5 a MM\$9,7.

Al eliminar la restricción de precios, se muestra que los precios óptimos de cada semana disminuyen aún más, en contraste de un nuevo aumento en el pronóstico de demanda, lo que se traduce finalmente en un aumento del 17,2% de los ingresos con respecto a la situación actual determinando un crecimiento del monto vendido desde MM\$9,5 a MM\$11,13.

Los gráficos siguientes muestran las dos situaciones de sensibilidad, con los precios y demandas estimados contrastados con lo que se tiene actualmente:

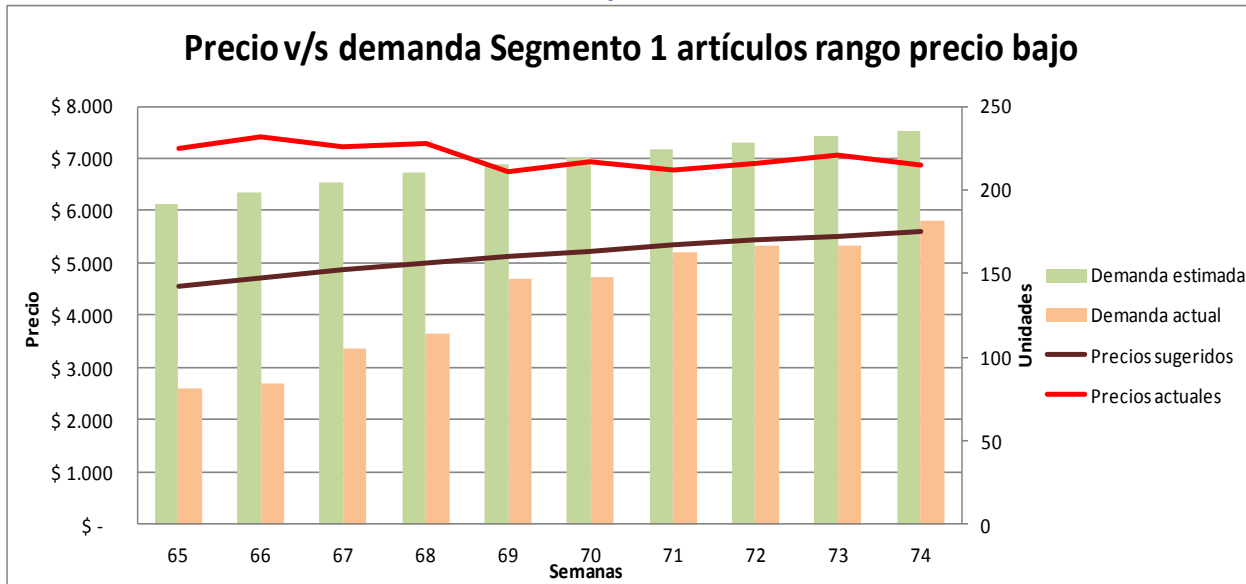
**Figura 19: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 1*, “rango precio bajo”, restricción de precio flexibilizada**



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa



Figura 20: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 1*, “rango precio bajo”, sin restricción de precio



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Si bien en el primer gráfico podría dar la impresión de que la serie “precios actuales” es distinta a la del segundo, se debe notar que su eje correspondiente (vertical izquierdo) tiene escala distinta, mientras que uno lo hace cada \$200, el otro lo hace cada \$1.000, sin embargo, la serie es la misma.

En este caso, contrario a los dos anteriores, no se propone un aumento de precios para la temporada navideña (fecha especial) puesto que, para estos productos, no se produce un *shock* de ventas comparado a lo que ocurre en los artículos de rango de precios “medio” y “alto”, por lo que subir el precio, provocaría una baja en las ventas que, esta vez, no sería conveniente para optimizar los ingresos. Sin embargo, se mantiene consistente la política de mantener una mayor estabilidad en los precios establecidos, sugiriendo para éstos, en el caso de eliminar la restricción, un aumento paulatino, dado por el aumento intrínseco de la demanda.

El intervalo de confianza bajo el cual se obtiene un resultado positivo es [\$4.560;\$7.040] con ingresos entre 0 y 17%.

El análisis para el resto de los *clúster* es análogo a este, por lo que se presenta una tabla, para cada segmento, que contiene de manera más compacta la información respectiva al precio sugerido para cada segmento y conjunto de artículos, observándose en el Anexo F un mayor detalle respecto a las gráficas de precio y demanda.

## 11.2 Clúster 2

Tabla 46: Política óptima de precios clúster 2

Rango de artículos	Precios Bajos	Precios Medios	Precios Altos
Precio Máximo	\$10.281	\$12.503	\$14.674
Porcentaje dcto. máximo	10%	15%	10%
Precio Mínimo	\$9.253	\$10.628	\$13.207
Precio semana 1-8	\$9.253	\$10.628	\$13.207
Precio comercial	\$9.490	\$10.490	\$12.990
Demanda promedio	35	52	80
Precio semana 9-10	\$9.253	\$10.628	\$14.674
Precio comercial	\$9.490	\$10.490	\$14.490
Demanda promedio	49	118	138
Ingresos optimización	MM\$3,47	MM\$6,9	MM\$12,52
Ingresos actuales	MM\$3,64	MM\$7,045	MM\$11,95
Δ% Ingresos con respecto a la situación actual	-4,57	-1,99%	4,85%
Ingresos restricción relajada	MM3,67	MM\$7,61	MM\$12,71
Ingresos restricción eliminada	MM\$3,76	MM\$7,73	MM\$12,74
Δ% Ingresos con restricción relajada	0,97%	7,98%	6,38%
Δ% Ingresos sin restricción	3,29%	9,73%	6,6%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En la Tabla 46 se ratifica nuevamente el hecho de que las restricciones en primera instancia son muy elevadas, lo que quiere decir que el precio actual establecido es muy alto, puesto que al relajar las restricciones ocurre en todos los casos un aumento de ingresos.

Es importante notar que si bien al relajar la restricción (o eliminarla), el aumento del monto en ventas no es una cantidad considerable, si alcanza los porcentajes que usualmente se logran en mejoras en trabajos de este tipo, que varían entre un 5 y 15%. Sin embargo, a pesar de presentar resultados normales, también hay que recordar que la estimación de demanda para los artículos del rango de precios medio y bajo presentó altos errores, por lo que se debe ser cuidadoso a la hora de querer tomar decisiones, sobre todo si los resultados entregados distan de lo que usualmente se obtiene.

El intervalo de confianza para tener una variación positiva de ingresos, para los artículos del rango de precios medio es [\$7.090;\$10.960] en las semanas 1-8 y [\$10.550;\$10.570] para las 9 y 10. En tanto, para los artículos con rango de precios bajos el intervalo es de [\$6.190;\$8.630] en las 10 semanas.

### 11.3 Clúster 3

Tabla 47: Política óptima de precios clúster 3

Rango de artículos	Precios Bajos	Precios Medios	Precios Altos
Precio Máximo	\$8.637	\$10.503	\$12.327
Porcentaje dcto. máximo	10%	15%	10%
Precio Mínimo	\$7.773	\$8.928	\$11.094
Precio semana 1-8	[\$7.773,\$8.300]	\$8.928	[\$11.094, \$11.350]
Precio comercial	\$7.990, \$8.490	\$8.990	\$10.990, \$11.490
Demanda promedio	102	105	150
Precio semana 9-10	\$8.325	\$10.503	\$12.327
Precio comercial	\$8.490	\$10.490	\$12.490
Demanda promedio	113	216	288
Ingresos optimizados	MM\$8,4	MM\$12,04	MM\$20,46
Ingresos actuales	MM\$8,26	MM\$11,92	MM\$19,64
Δ% Ingresos con respecto a la situación actual	1,78%	1,02%	4,15%
Ingresos restricción relajada	MM8,43	MM\$12,56	MM\$20,463
Ingresos restricción eliminada	MM\$8,435	MM\$12,58	MM\$20,97
Δ% Ingresos con restricción relajada	2,1%	5,39%	4,17%
Δ% Ingresos sin restricción	2,13%	5,52%	6,76%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

A partir de esta tabla, se ve que para este *clúster*, en los artículos de rango de precios medio y bajo, al relajar la restricción utilizando dos desviaciones estándar queda muy cerca del óptimo, debido a que comparando este resultado con el que se obtiene al eliminar la restricción, no varía mucho los ingresos calculados, aumentando de MM\$12,56 a MM\$12,58 y de MM\$8,43 a MM\$8,435 respectivamente.

Se observa una mejora más importante en cuanto a ingreso y porcentaje para los artículos de rango alto, lo cual es positivo ya que son los que representan mayores ventas, por lo tanto tienen un impacto mayor para la empresa.

Además, señalar que a pesar de que en la estimación de demanda los artículos de rango medio de precios presentaban un error levemente elevado, los resultados de la política óptima de precios y de la variación porcentual de ingresos se mantiene dentro de los márgenes normales comparado con artículos que presentaron un error menor.

## 11.4 Clúster 4

Tabla 48: Política óptima de precios clúster 4

Rango de artículos	Precios Bajos	Precios Medios	Precios Altos
Precio Máximo	\$8.127	\$9.883	\$11.599
Porcentaje dcto. máximo	10%	15%	10%
Precio Mínimo	\$7.314	\$8.400	\$10.439
Precio semana 1-8	\$7.314	\$8.400	[\$10.439, \$11.100]
Precio comercial	\$7.490	\$8.490	\$10.490, \$10.990
Demanda promedio	23	31	40
Precio semana 9-10	\$7.314	\$9.883	\$11.599
Precio comercial	\$7.490	\$9.990	\$12.490
Demanda promedio	32	54	89
Ingresos optimizados	MM\$1,78	MM\$1,122	MM\$5,48
Ingresos actuales	MM\$1,9	MM\$1,119	MM\$5,22
Δ% Ingresos con respecto a la situación actual	-6,06%	0,26%	4,93%
Ingresos restricción relajada	MM1,92	MM\$1,131	MM\$5,48
Ingresos restricción eliminada	MM\$1,99	MM\$1,131	MM\$5,72
Δ% Ingresos con restricción relajada	1,18%	1,09%	5,01%
Δ% Ingresos sin restricción	4,88%	1,09%	9,44%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Salvo los artículos de rango de precios medios, en este segmento, que posee las menores ventas (solo un 7,5% del total), se obtienen mejoras porcentuales acordes a la de los *clúster* anteriores, aunque, dado que los montos manejados son menores, el aumento de ingreso no haya sido muy considerable, rondando el rango de \$100.000-\$500.000. Por esto es recomendable utilizar esta metodología para pronosticar productos con altas ventas, ya que, en segmentos con mayores ventas, las mejoras bordean, e incluso superan, el millón de pesos.

En la Tabla 49 se presenta un resumen de la información de los conjuntos de artículos, agregados por *clúster*, de manera de poder dimensionar el monto de ingreso que se aumenta para cada uno, y para la empresa. Las condiciones de optimización a utilizar para este cuadro, son las que entregan un mejor resultado del modelo, es decir, para este análisis, flexibilizando la restricción de precios.

El intervalo de confianza, de los artículos con rango de precios bajo, para que haya una variación positiva de ingresos entre 0 y 4,88%, debe estar entre: [\$4.600;\$6.760].

**Tabla 49: Ingresos actuales versus optimizados agregado por *clúster* para las 10 semanas de evaluación**

	<b>Ingresos actuales</b>	<b>Ingresos optimizados</b>	<b>%Δ Ingresos</b>
<b>Clúster 1</b>	MM\$60,6	MM\$65,1	7,43%
<b>Clúster 2</b>	MM\$22,6	MM\$24,2	7,08%
<b>Clúster 3</b>	MM\$39,8	MM\$42,0	5,53%
<b>Clúster 4</b>	MM\$8,2	MM\$8,8	7,32%
<b>Total</b>	MM\$131,2	MM\$140,1	6,78%

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

En la tabla anterior queda en evidencia que, si bien en 3 de los 4 *clúster* el porcentaje de aumento es por sobre el 7%, es en el *clúster* 1 (el de mayor ventas, representando el 49,5% de las ventas) donde el incremento del monto es notoriamente mayor, bordeando los 5 millones. Este es un resultado importante, puesto que indica la conveniencia a utilizar la metodología propuesta en esta memoria con productos que tengan altas unidades vendidas, de manera que tanto los errores en la estimación de demanda sean bajos (recordar que alcanzan un MAPE cercano al 10%), como también los ingresos optimizados, sean mayores en cuanto a cantidad.

En el Anexo F pueden encontrarse los gráficos de precios (actuales y sugeridos) y demanda (actual y estimada) para los conjuntos de artículos en cada segmento de tiendas, entregando como resultado los presentados en esta sección para los *clúster* 2, 3 y 4.

## 12. CONCLUSIONES

En cuanto al objetivo general de esta memoria, se logra desarrollar un modelo de fijación de precios que acude a la estimación de demanda para calcular la función objetivo. Se generó una política distinta para cada uno de los cuatro *clúster* de tiendas en los tres conjuntos de artículos definidos, pronosticando un aumento de los ingresos respecto a lo que se tiene actualmente, de 9 millones de pesos aprox. (6,77%), para los doce casos planteados, incluyendo 10 semanas de evaluación, siendo éstos los que continuaban a las 64 semanas utilizadas para calibrar el modelo.

En tanto, la metodología particular aplicada en este trabajo, marca claramente tres fases a cumplir, cada una con un hito muy importante traducido en los objetivos específicos que, sin la obtención de éstos, condiciona el poder seguir adelante con las demás fases. Esto le entrega mayor orden al trabajo, puesto que, quien lo desarrolla conoce lo que debe trabajar primero para poder continuar. De esta manera no se produce un avance a ciegas, probando por dónde se podría avanzar, sin saber si es el camino correcto o no.

Ha quedado demostrado, tanto en este trabajo como en estudios anteriores, que el procesamiento de los datos es una parte fundamental de los proyectos de *data mining*, puesto que de no hacerse bien, puede provocar un sesgo en los datos que reducen las probabilidades de éxito. El mayor problema de los datos utilizados, fueron las bajas unidades vendidas que presentaban ciertos SKU denominados de continuidad en algunas semanas, debiéndose completar la base con valores cero, puesto que no se registraban transacciones. Es por esto que como solución, se consideró la agregación de los datos como ya fue explicado en el desarrollo de este documento.

La segmentación de tiendas resulta ser un análisis muy importante para identificar las características principales de cada *clúster* y en un futuro la empresa pueda implementar propuestas que mejoren los resultados, haciendo hincapié en evaluar y encontrar mecanismos para abordar las debilidades que presenten cada uno (bajas ventas, precios muy altos, pocos clientes, baja rentabilidad por metro cuadrado, bajo margen, etc.), por lo que, si bien fueron empleadas 5 variables para segmentar, se utilizaron solo dos, el precio y las unidades vendidas, para caracterizar cada segmento para los fines de este trabajo. Sin embargo este análisis puede ser aprovechado, por ejemplo, para determinar la rentabilidad por metro cuadrado de las tiendas, y enfocar los esfuerzos en mejorarlo.

En tanto, la estimación de demanda mediante series de tiempo presenta coeficientes acordes a los esperados, entregando para el precio un valor negativo entre -0,1 y 0 dependiendo del caso, lo cual es coherente con lo esperado, puesto que se necesita una variación de alrededor de \$1.000 para que las ventas se vean afectadas en unidades considerables (mayores a 10). Además, posee un valor consistente para la variable "fecha especial", con valores variantes, siempre positivos, entre 30 y 250 dependiendo de cada *clúster*, puesto que exclusivamente en esta fecha (Navidad) los clientes tienden a aumentar el consumo, por lo que, al ser esta una *dummy*, con valor 0 cuando no es fecha especial, el modelo predice más ventas al llegar a la festividad

(cuando toma el valor 1). Se presenta también una significancia estadística para estas variables, mostrando que son confiables y aptas para pronosticar.

Por otro lado, el modelo de estimación de demanda presenta los mejores resultados principalmente en aquellos segmentos y grupo de artículos en el que se tienen mayores ventas, como lo son el *clúster* 1 y 3 (49,5% y 28% de las ventas respectivamente) y en los artículos catalogados en rango de precios altos, donde el error MAPE es incluso inferior al 15%, mientras que en los de menores ventas bordea el 30%. Es por esto que se recomienda utilizar este tipo de productos en análisis posteriores, si la empresa se propone implementar el uso de esta metodología para estimar su demanda futura, ya que de esta manera, se obtendrán resultados más cercanos a la realidad.

Al realizar el análisis de elasticidades cruzadas, se encontró muy poca explicación de parte del precio de un artículo en la demanda de otro, lo que se interpreta como que no existe efecto sustitución entre unos artículos y otros. Lo anterior no es del todo intuitivo, sobre todo considerando que los artículos analizados corresponden a la misma ocasión de uso, lo que induce a pensar que en una compra un cliente que quiere un producto para un uso específico, tiene que decidir entre varias opciones. Una opción alternativa es que, a pesar de pertenecer a la misma ocasión de uso, tengan atributos distintos, lo que provoque que realmente exista sustitución, pero no mediante el precio.

Además, la metodología propuesta, también entrega mejores resultados en cuanto a incremento en el ingreso mientras mayor sea el volumen de unidades vendidas. A pesar de que al hacer el análisis utilizando el porcentaje de aumento de los ingresos, este permanece constante a lo largo de los segmentos, alcanzando un 7%, este valor no es el mismo al realizar el análisis por monto, puesto que para los productos con mayores unidades (y mayor monto vendido) este porcentaje significa un aumento mucho mayor respecto de los que tienen menores ventas. Es así como se observan variaciones que van desde los MM\$0,6 hasta bordear los MM\$5. Ahora bien, si el análisis se extiende a más productos, se pueden obtener mayores incrementos potenciales de ingresos.

Si bien en algunos casos se logró una mejora en los ingresos, gracias a la realización de un análisis de sensibilidad a la restricción propuesta, esto determina que no hay que quedarse solamente con el primer resultado encontrado, ya que existen variados escenarios al momento de analizar un problema. Dependiendo de las políticas internas de cada empresa, se pueden ajustar las restricciones de manera de ofrecer precios que se ajusten también a la estrategia de la organización y a la imagen de marca que se quiere entregar al cliente.

Otra conclusión importante, es el hecho de que se determinaron precios sugeridos inferiores, en la mayoría de las semanas, para todos los casos en estudio, lo que se traduce en una política de precios actual muy elevada. Esto provoca una merma en la demanda real versus la potencial que podría llegar a tener la empresa. Sin embargo, tal como se menciona en la sección siguiente de trabajos futuros, esto debe ser corroborado al realizar el análisis con los márgenes que entrega cada producto,

puesto que la empresa tiene costos marginales de sus productos mayores a cero, lo cual puede incrementar los precios al maximizar utilidades en vez de ingresos.

Además, los precios sugeridos por el modelo, presentan una estabilidad mayor en su valor respecto de los precios actuales, lo cual es positivo y esperable, puesto que, contrario a los productos de moda, los de continuidad no son perecibles, por lo que su valor comercial no cae a medida que transcurre una temporada, es decir, no se vuelven obsoletos, permanecen siempre en góndola, por lo que, si bien la empresa puede realizar promociones para llamar la atención del cliente, no debe ocurrir que el precio decaiga a lo largo del año.

Es importante recordar que en este trabajo no se incluyó el efecto de los precios de la competencia, lo que puede provocar que al agregarlos, los resultados varíen, puesto que es un factor que afecta en la decisión de compra de un consumidor frente a dos productos similares, vendidos por dos marcas distintas.

Es necesario recalcar la importancia que está tomando hoy en día el análisis de datos, la búsqueda de información y de parámetros de comportamiento a partir de estos, representan una fuente para mejorar la eficiencia y es por esto que muchas empresas ya cuentan con un área de *Business Intelligence*, no sólo para entender el proceso de compra y de toma de decisiones de los clientes, sino que también para conocer características propias del negocio que dan sustento a decisiones operativas, tácticas y estratégicas. Además, no es sólo en la industria del *retail* (en sus distintos formatos) en los que ha ido adquiriendo cada vez mayor importancia, sino que también en muchas otras: la industria aérea, telecomunicaciones, hotelera, cines, etc. En este sentido, el precio adquiere la ventaja de ser una variable absolutamente controlable por la empresa, generando con esto la oportunidad de llegar a distintos tipos de clientes, cuyas necesidades son distintas (exclusividad, economía, rapidez), de manera rentable, aprovechando los excedentes generados al satisfacer estas necesidades.

En el mismo sentido de lo expuesto anteriormente, se sugiere la realización de un análisis de clientes, de manera de poder contar con una base segmentada de éstos y generar análisis en el que se cruce información, por ejemplo, de qué tipo (o segmento) de clientes compra determinado producto, y en cuál *clúster* de tiendas realiza la acción, de manera de focalizar aun más las acciones comerciales para distintos clientes en las tiendas y para los productos que correspondan.

Finalmente, se recomienda a la empresa mantener un registro semanal de las actividades promocionales, incluyendo los porcentajes de descuento y en qué tienda se aplicó, de manera de poder desarrollar un pronóstico más acabado que aborde mayor cantidad de información y se acerque mejor a la realidad de cada tienda. Además, un registro más detallado de las devoluciones efectuadas, donde se muestre la fecha (semana) en que comprado el producto devuelto, con el objetivo de poder eliminar la observación sin provocar un sesgo en los datos.



## 12.1 Trabajos futuros

Dada las limitaciones de información existentes para el desarrollo de esta memoria, sería interesante estudiar esta metodología incluyendo variables como el costo de los distintos productos, margen de cada tienda e inventario, con el objetivo de incluir los costos dentro de la función objetivo y poder optimizar también los márgenes, que significa finalmente las utilidades de la empresa. Esto permitiría determinar qué productos (o artículos) son más rentables de vender en cuánto al margen y unidades vendidas que se tengan, y tomar acciones comerciales a partir de esto, como por ejemplo darles una mejor ubicación dentro de la tienda o incentivar la venta de este producto al personal encargado.

Por otro lado, el tener información sobre inventario permite realizar predicciones ajustándose mucho más a la realidad de la empresa, debido a que la capacidad de venta de un artículo particular no es ilimitada, se puede optimizar la venta en los periodos de evaluación minimizando los quiebres o exceso de inventario.

Esto es factible de realizar determinando un costo por quiebre de *stock*, que se incluya en la función objetivo, debido a la demanda insatisfecha, la mala imagen con la que podría quedarse el cliente sobre la marca (o la empresa), el aumento en la participación de la competencia, etc., o bien un costo de sobre *stock*, ya sea por vender los productos remanentes a costo de salvataje, o estableciendo un valor al espacio en bodega, etc. Además, incluyendo restricciones de inventario de manera de no vender una cantidad de productos de la que no se tiene disponibilidad.

Lo anterior genera una gran oportunidad en el área de logística de poder planificar el inventario existente en cada tienda (agrupadas por *clúster* para facilitar el tratamiento de datos), y como fin último, el poder determinar, en base a modelos matemáticos de predicción, la cantidad óptima de existencias que la empresa debiera importar desde China, puesto que dado el tiempo que toma la reposición de los productos, alrededor de seis meses, el error de comprar un número muy bajo puede traducirse en grandes pérdidas por quiebre de *stock* hasta que llegue el próximo embarque, y por otro lado, un exceso de inventario, genera costos adicionales de almacenaje y transporte, costo de oportunidad de tener en góndola un producto más rentable, etc.

Es interesante también el desarrollar esta metodología utilizando productos de los que se tenga información histórica de entre 3 y 5 años, y que no sean estacionarios debido a la estacionalidad que presenten, de manera que se justifique el uso de modelos de series de tiempo que se hagan cargo de este problema, como lo son los procesos SAR, SMA, SARMA, SARIMA, etc., con esto, se podría predecir con mayor exactitud tanto las unidades como la semana en la que se produce una estacionalidad, disminuyendo el desfase observado en el pronóstico de demanda.

Se propone también, en la medida que la información esté disponible, el análisis del efecto sustitución por productos vendidos en la competencia, analizando la elasticidad precio cruzada de la demanda ante variaciones en los precios que ofrecen las empresas que venden productos similares.

Otro aspecto a mejorar en cuanto a lo estudiado en este trabajo es el utilizar productos con una mayor cantidad de unidades vendidas, con el objetivo de no requerir agrupar los SKU en artículos y los artículos unirlos según el precio que presenten, en los rangos bajo, medio o alto. Esto daría la ventaja de tener políticas de precio más focalizadas en cada producto, puesto que al agregar los datos se pierde información del comportamiento particular de un SKU dentro de un *clúster*, ya que, por ejemplo, si bien los artículos agrupados poseen un comportamiento similar, al promediar los precios semanales, se pierde la variabilidad de alguno que tenga un alza o una baja mayor que el resto, por lo que, sumado a esto, se pueden estudiar modelos que entreguen buenos resultados cuando las ventas son bajas, por ejemplo, utilizando otros criterios de error, que no entregue uno de un 50% cuando fueron vendidas 4 unidades y el modelo pronostica 6.

Finalmente, estudiar la determinación de precios para una categoría distinta a la de corsetería, sería importante para determinar el nivel de confianza en la metodología, para que pueda ser replicada en cualquier otro producto de continuidad que venda la empresa, e incluso poder extenderlo a otros formatos de *retail* que aun no hayan sido estudiados.

### 13. BIBLIOGRAFIA

- [1] Awi Federgruen; Aliza Heching; 1997; "Combined Pricing and Inventory Control under Uncertainty"; Operations Research, Volume 47, Number 3, pgs 454-475.
- [2] Bolton, Ruth N.; 1989; "The Robustness of Retail-Level Price Elasticity Estimates"; Journal of Retailing, Volume 65, Number 2, pgs. 193-219.
- [3] Caldenteu, René; 2009; "Revenue Management y Políticas Dinámicas de Precios". Ingeniería para el retail: Creando valor desde los datos. Seminario Organizado por el Centro de Retail (CERET), NYU & U. de Chile, Santiago, Noviembre 11, 2009.
- [4] Cruz Vargas, Gustavo Ariel; 2009. "Determinación de precios óptimos de una categoría para una cadena de supermercado". Memoria Ingeniería Civil Industrial, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile.
- [5] Lara Vallejos, Brenda Elizabeth; 2010. "Pricing dinámico para productos de moda en tiendas por departamento usando información transaccional de clientes". Memoria Ingeniería Civil Industrial, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile.
- [6] Smith, Stephen A.; Agrawal Narendra; 2009; "Clearance Pricing in Retail Chains"; Springer Science+Business Media, LLC 2008.
- [7] Smith, Stephen A.; Agrawal Narendra; 2000; "Management of Multi-Item Retail Inventory Systems with Demand Substitution"; Operations Research, Volume 48, Number 1, pgs. 50-64.
- [8] Solervicens Rojas, Mauricio Javier; 2009. "Determinación de surtido para la gestión de categoría en una cadena de tiendas de especialidad". Memoria Ingeniería Civil Industrial, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile.
- [9] Vásquez Drouilly, Jacqueline Andrea; 2009. "Modelo de pricing dinámico para productos de moda en una tienda por departamento". Memoria Ingeniería Civil Industrial, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile.
- [10] Xin Chen; David Simchi-Levi; 2004; "Coordinating Inventory Control and Pricing Strategies with Random Demand and Fixed Ordering Cost: The Infinite Horizon Case"; Mathematics of Operations Research, Volume 29, Number 3, pgs. 698-723.
- [11] Educación para el consumo; Guía del Consumidor Responsable; Mercado del Retail y Garantías; SERNAC; <http://www.sernac.cl/educacion-para-el-consumo/guia-del-consumidor-responsable/mercado-del-retail-y-garantias/>; Fecha de consulta: 03 Septiembre 2013.

[12] Manual del usuario de “SPSS Statistics Base User's Guide 17.0”; <http://web.udl.es/Biomath/Bioestadistica/SPSS/v17/SPSS%20Statistics%20Base%20User's%20Guide%2017.0.pdf>; Fecha de consulta: 30 Octubre 2013.

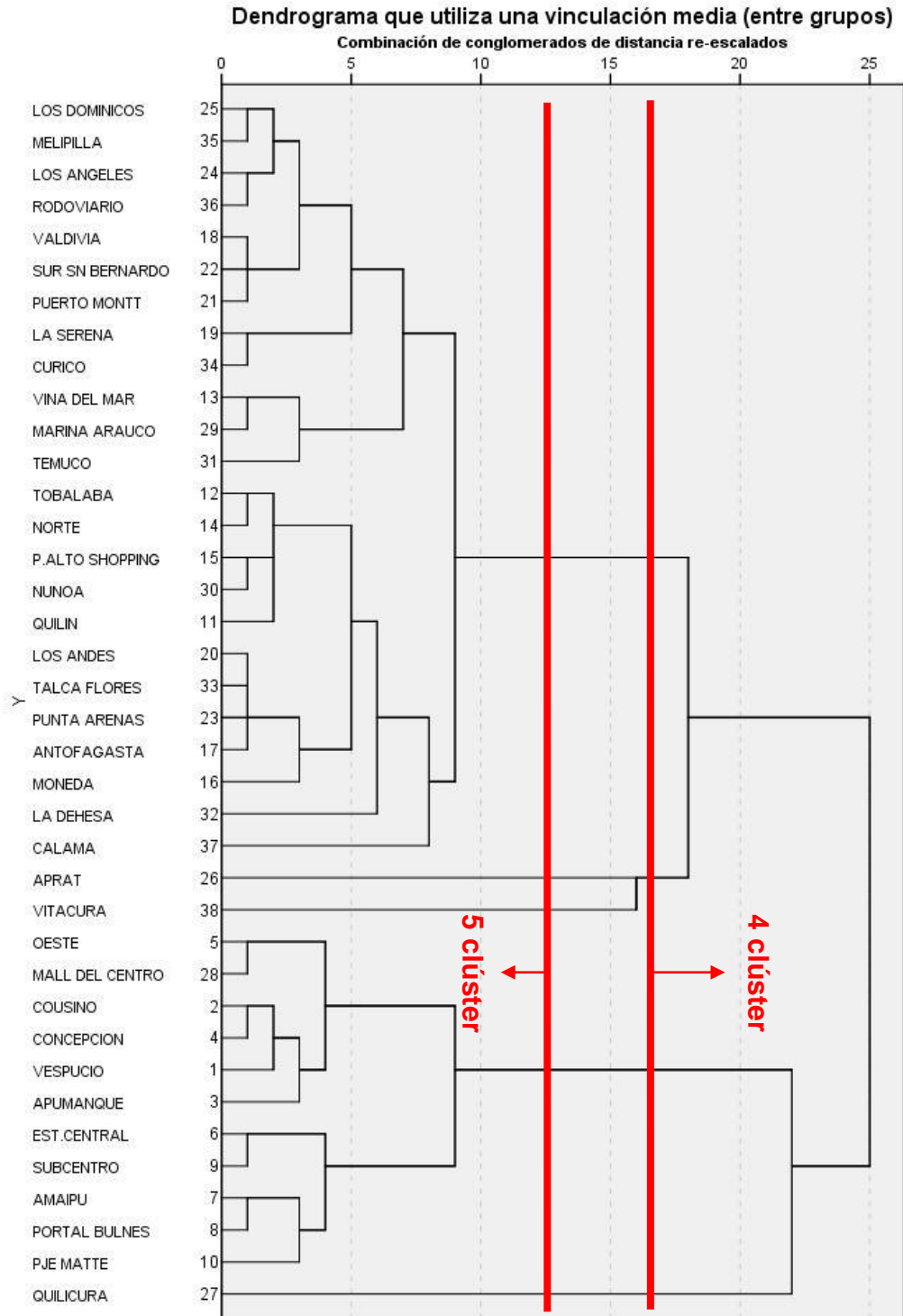
[13] Marín Diazaraque, Juan Miguel; “Análisis de conglomerados (II): El procedimiento *Conglomerados jerárquicos*”; Capítulo 22; páginas: 475-511; Departamento de estadística, Universidad Carlos III, Madrid, España; <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/GuiaSPSS/22conglj.pdf>; Fecha de visita: 24 Octubre 2013.

[14] Gaete Villegas, Jorge Alejandro; 2009; “Desarrollo de un sistema de apoyo a la toma de decisiones para el manejo de productos y tiendas en una cadena de retail a partir de datos transaccional de ventas y características de tiendas”. Memoria Ingeniería Civil Industrial, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile.

# 14. ANEXOS

## 14.1 Anexo A

Figura 21: Dendrograma de la segmentación de tiendas



Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

El dendograma anterior apoya la conclusión obtenida del historial de conglomeración, puesto que si bien sugiere 5 segmentos, tampoco es claro que puedan ser 4 e incluso 3, puesto que deben ser contadas las líneas horizontales que interceptan la vertical (línea roja), por lo que en definitiva, lo más aconsejable es utilizar el método de k-medias y utilizar la cantidad de conglomerados de acuerdo a la significancia de las variables al momento de segmentar.

## 14.2 Anexo B

**Tabla 50: Regresión con elasticidad precio cruzada para dos artículos**

ARTICULO "1287"			ARTICULO "2233"		
Variables	Beta	Sig.	Variables	Beta	Sig.
(Constante)	2,806	0,388	(Constante)	6,756	0,000
Elasticidad propia 1287	-0,001	0,002	Elasticidad propia 2233	0,000	0,156
Elast. cruzada 1481	0,000	0,263	Elast. cruzada 1287	1,178E-005	0,887
Elast. cruzada 1483	0,000	0,138	Elast. cruzada 1481	0,000	0,134
Elast. cruzada 1485	4,219E-005	0,885	Elast. cruzada 1483	8,521E-005	0,172
Elast. cruzada 2223	0,000	0,577	Elast. cruzada 1485	-3,464E-005	0,743
Elast. cruzada 2233	1,295E-005	0,974	Elast. cruzada 2223	-4,771E-005	0,635
Elast. cruzada 2430	0,000	0,452	Elast. cruzada 2430	0,000	0,078
Elast. cruzada 2479	7,981E-005	0,554	Elast. cruzada 2479	0,000	0,020
Elast. cruzada 2481	9,344E-005	0,568	Elast. cruzada 2481	-3,312E-005	0,578
Elast. cruzada 3311	0,000	0,709	Elast. cruzada 3311	4,736E-005	0,641
Elast. cruzada 10002	0,000	0,266	Elast. cruzada 10002	6,393E-005	0,641
Elast. cruzada 10004	0,000	0,011	Elast. cruzada 10004	-3,382E-005	0,352
Elast. cruzada 10714	0,000	0,050	Elast. cruzada 10714	1,047E-005	0,757
Elast. cruzada 10764	7,408E-005	0,507	Elast. cruzada 10764	-3,594E-005	0,376
Elast. cruzada	7,113E-	0,682	Elast. cruzada	7,693E-005	0,226

ARTICULO "1287"			ARTICULO "2233"		
Variables	Beta	Sig.	Variables	Beta	Sig.
10784	005		10784		
Elast. cruzada	0,000	0,054	Elast. cruzada	6,668E-005	0,439
10802			10802		
Elast. cruzada	7,332E-	0,642	Elast. cruzada	-8,061E-006	0,888
10854	005		10854		
Elast. cruzada	1,279E-	0,842	Elast. cruzada	-4,383E-005	0,066
11013	005		11013		
Elast. cruzada	0,000	0,347	Elast. cruzada	1,843E-005	0,739
11044			11044		
Elast. cruzada	-8,683E-	0,230	Elast. cruzada	-2,551E-005	0,330
11054	005		11054		
Elast. cruzada	0,000	0,016	Elast. cruzada	-2,496E-005	0,583
11144			11144		
Elast. cruzada	-7,417E-	0,223	Elast. cruzada	4,354E-006	0,843
11154	005		11154		
Elast. cruzada	0,000	0,217	Elast. cruzada	2,574E-005	0,696
20483			20483		
Elast. cruzada	0,000	0,351	Elast. cruzada	-3,924E-005	0,648
20494			20494		
Elast. cruzada	-8,395E-	0,711	Elast. cruzada	-9,366E-005	0,259
_20504	005		20504		
Elast. cruzada	0,000	0,024	Elast. cruzada	4,597E-005	0,378
0513			20513		
Elast. cruzada	0,000	0,048	Elast. cruzada	5,452E-005	0,225
20524			20524		
Elast. cruzada	0,000	0,432	Elast. cruzada	1,324E-005	0,882
20534			20534		

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

De la tabla 49 se observa que para la mayoría de los artículos, la significancia de la elasticidad cruzada es mayor a 0,05 e incluso a 0,1, lo que no permite tener un nivel de confianza de un 95% o 90% en los coeficientes presentados, los cuales por sí solos tienen valores muy pequeños, tendiendo a 0. Por lo que se concluye entonces que no existe un efecto directo entre el precio de un artículo y la demanda de otro.

### 14.3 Anexo C

**Tabla 51: Estadísticos descriptivo semanales para artículos, año 2012**

	<b>N</b>	<b>Suma</b>	<b>Media</b>	<b>Desv. típ.</b>
<b>Semana_1</b>	28	\$ 18.531.860	\$ 661.852	\$ 812.685
<b>Semana_2</b>	28	\$ 16.300.711	\$ 582.168	\$ 637.512
<b>Semana_3</b>	28	\$ 15.562.848	\$ 555.816	\$ 635.619
<b>Semana_4</b>	28	\$ 15.944.273	\$ 569.438	\$ 689.456
<b>Semana_5</b>	28	\$ 19.017.437	\$ 679.194	\$ 752.272
<b>Semana_6</b>	28	\$ 15.416.394	\$ 550.586	\$ 581.587
<b>Semana_7</b>	28	\$ 17.296.201	\$ 617.721	\$ 649.166
<b>Semana_8</b>	28	\$ 15.634.590	\$ 558.378	\$ 623.826
<b>Semana_9</b>	28	\$ 16.605.794	\$ 593.064	\$ 561.590
<b>Semana_10</b>	28	\$ 16.303.576	\$ 582.271	\$ 641.219
<b>Semana_11</b>	28	\$ 13.708.158	\$ 489.577	\$ 524.754
<b>Semana_12</b>	28	\$ 13.633.280	\$ 486.903	\$ 580.287
<b>Semana_13</b>	28	\$ 13.609.911	\$ 486.068	\$ 598.690
<b>Semana_14</b>	28	\$ 11.939.115	\$ 426.397	\$ 572.562
<b>Semana_15</b>	28	\$ 12.317.283	\$ 439.903	\$ 633.180
<b>Semana_16</b>	28	\$ 12.245.216	\$ 437.329	\$ 638.186
<b>Semana_17</b>	28	\$ 10.777.443	\$ 384.909	\$ 594.253
<b>Semana_18</b>	28	\$ 12.257.212	\$ 437.758	\$ 680.673
<b>Semana_19</b>	28	\$ 12.728.852	\$ 454.602	\$ 715.452
<b>Semana_20</b>	28	\$ 10.392.179	\$ 371.149	\$ 634.216
<b>Semana_21</b>	28	\$ 10.506.039	\$ 375.216	\$ 640.208
<b>Semana_22</b>	28	\$ 12.610.680	\$ 450.381	\$ 736.549
<b>Semana_23</b>	28	\$ 10.883.853	\$ 388.709	\$ 681.381
<b>Semana_24</b>	28	\$ 9.824.995	\$ 350.893	\$ 646.882
<b>Semana_25</b>	28	\$ 10.496.538	\$ 374.876	\$ 673.412
<b>Semana_26</b>	28	\$ 11.816.053	\$ 422.002	\$ 797.386
<b>Semana_27</b>	28	\$ 10.137.771	\$ 362.063	\$ 584.669
<b>Semana_28</b>	28	\$ 10.977.781	\$ 392.064	\$ 695.810
<b>Semana_29</b>	28	\$ 10.378.057	\$ 370.645	\$ 666.797
<b>Semana_30</b>	28	\$ 10.702.105	\$ 382.218	\$ 732.151
<b>Semana_31</b>	28	\$ 10.830.287	\$ 386.796	\$ 765.945
<b>Semana_32</b>	28	\$ 8.317.243	\$ 297.044	\$ 637.043
<b>Semana_33</b>	28	\$ 6.895.915	\$ 246.283	\$ 486.051
<b>Semana_34</b>	28	\$ 7.878.144	\$ 281.362	\$ 635.900
<b>Semana_35</b>	28	\$ 9.130.066	\$ 326.074	\$ 706.674
<b>Semana_36</b>	28	\$ 8.900.098	\$ 317.861	\$ 749.075
<b>Semana_37</b>	28	\$ 10.324.891	\$ 368.746	\$ 822.806
<b>Semana_38</b>	28	\$ 6.523.307	\$ 232.975	\$ 523.676
<b>Semana_39</b>	28	\$ 12.132.871	\$ 433.317	\$ 824.168
<b>Semana_40</b>	28	\$ 11.036.505	\$ 394.161	\$ 726.852



	<b>N</b>	<b>Suma</b>	<b>Media</b>	<b>Desv. típ.</b>
<b>Semana _41</b>	28	\$ 10.448.430	\$ 373.158	\$ 752.456
<b>Semana _42</b>	28	\$ 8.746.836	\$ 312.387	\$ 616.116
<b>Semana _43</b>	28	\$ 7.395.269	\$ 264.117	\$ 548.636
<b>Semana _44</b>	28	\$ 8.937.476	\$ 319.196	\$ 727.412
<b>Semana _45</b>	28	\$ 9.483.422	\$ 338.694	\$ 828.221
<b>Semana _46</b>	28	\$ 9.348.257	\$ 333.866	\$ 807.449
<b>Semana _47</b>	28	\$ 9.875.876	\$ 352.710	\$ 803.666
<b>Semana _48</b>	28	\$ 9.852.568	\$ 351.877	\$ 883.455
<b>Semana _49</b>	28	\$ 9.338.807	\$ 333.529	\$ 803.745
<b>Semana _50</b>	28	\$ 10.611.054	\$ 378.966	\$ 948.820
<b>Semana _51</b>	28	\$ 17.060.010	\$ 609.286	\$ 1.587.597
<b>Semana _52</b>	28	\$ 13.625.885	\$ 486.639	\$ 1.338.025
<b>Semana _53</b>	28	\$ 2.221.737	\$ 79.348	\$ 219.053

Fuente: Elaboración propia en base a datos proporcionados por la empresa

Donde “N” son los 28 artículos a utilizar, “suma (\$)” son los ingresos percibidos por todos los productos comprados, y “media” es el promedio del monto percibido por los distintos artículos en una semana, es decir, al igual que en la tabla 1, se cumple que:  $\frac{\text{suma}(\$)}{N} = \text{media}$ .

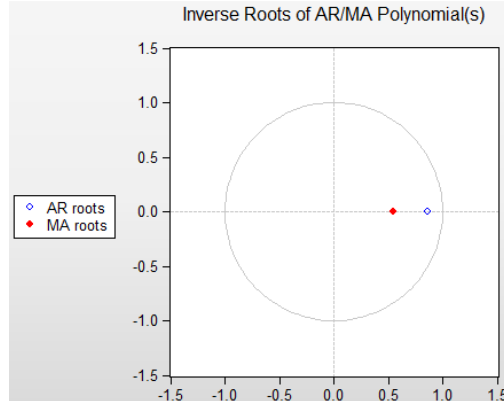
Si bien la desviación típica es alta (en la mayoría de los casos más alta que la media), esto es consistente con los datos, debido a que en gran parte de las semanas se vende un monto muy alto de un artículo (ejemplo: \$ 2.795.764) y un monto muy bajo de otro (ejemplo: \$ 20.332).

#### 14.4 Anexo D

A continuación se presenta el test de raíces unitarias para los conjuntos de artículos de precios altos, medios y bajos, dividiéndose en 4 sub títulos (D.1, D.2, D.3 y D.4) para diferenciar los resultados de cada *clúster*, de donde se obtiene que todos los procesos analizados en este trabajo son estacionarios.

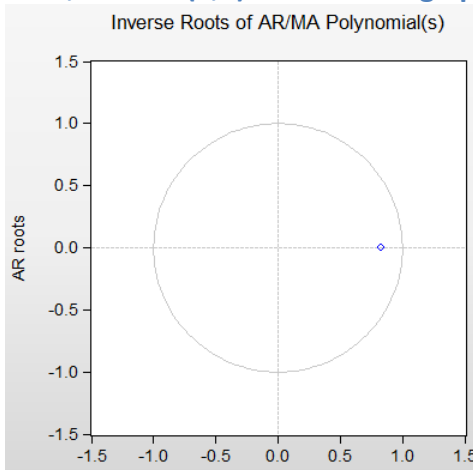
#### 14.4.1 Anexo D.1

Figura 22: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, *clúster 1*



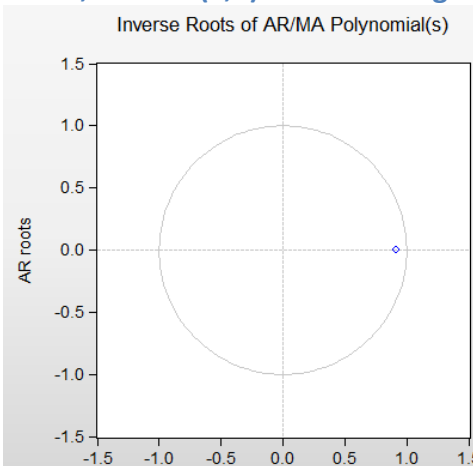
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 23: Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio medio, *clúster 1*



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

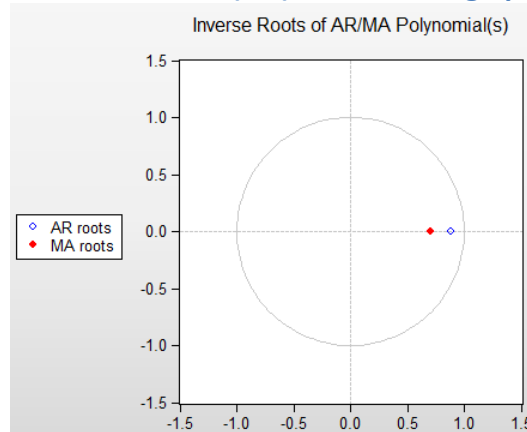
Figura 24: Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio bajo, *clúster 1*



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

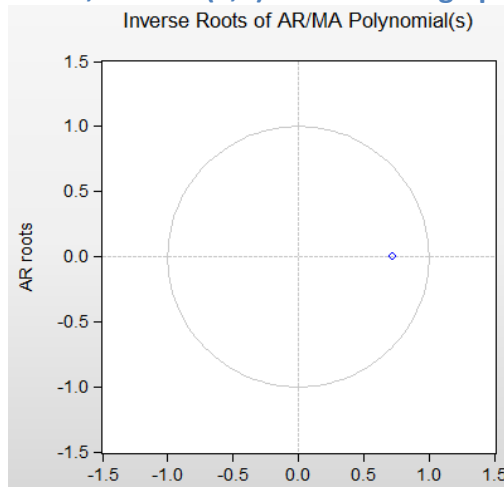
#### 14.4.2 Anexo D.2

**Figura 25: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, clúster 2**



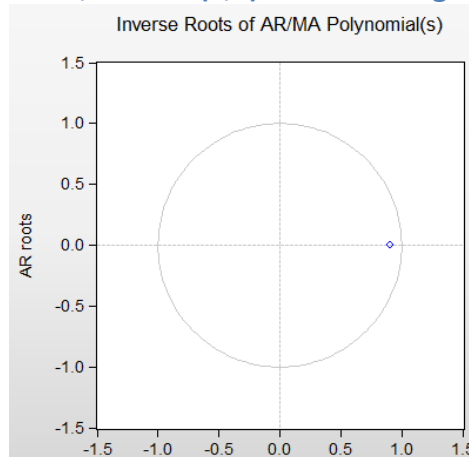
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Figura 26: Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio medio, clúster 2**



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

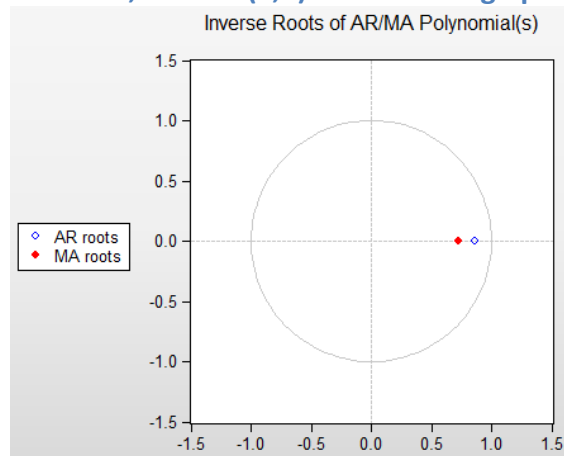
**Figura 27: Raíces unitarias, ARMAX(1,0) artículos rango precio bajo, clúster 2**



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

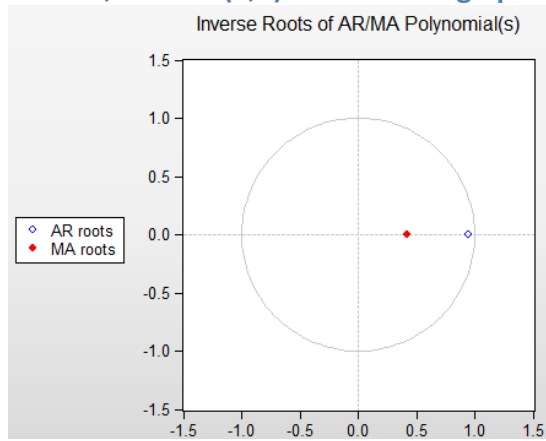
### 14.4.3 Anexo D.3

**Figura 28: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, clúster 3**



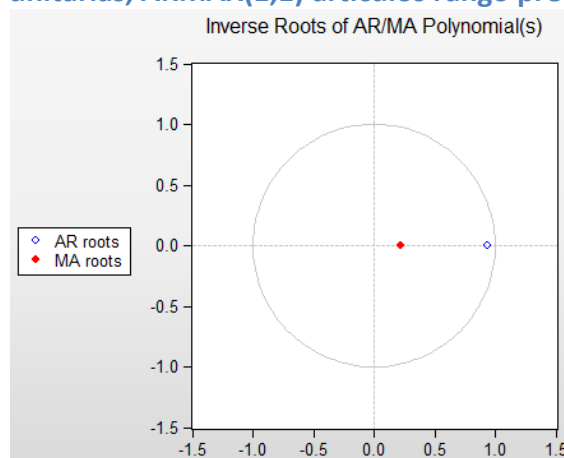
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Figura 29: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio medio, clúster 3**



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

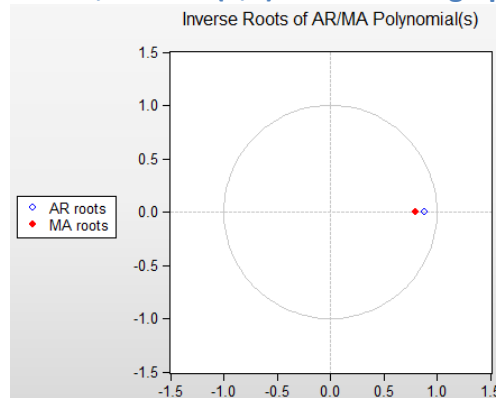
**Figura 30: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio bajo, clúster 3**



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

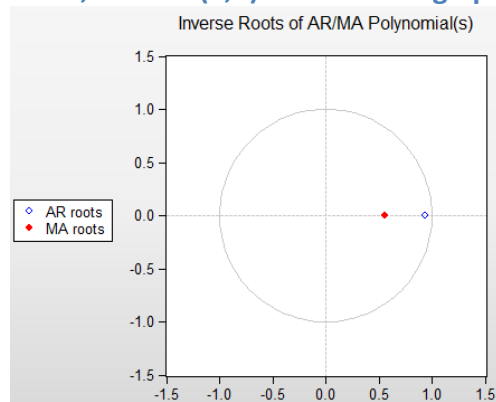
#### 14.4.4 Anexo D.4

**Figura 31: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio alto, *clúster 4***



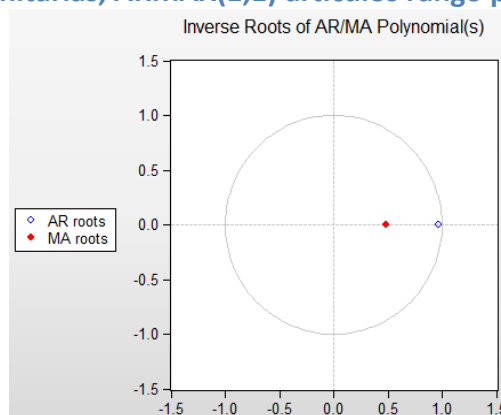
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Figura 32: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio medio, *clúster 4***



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Figura 33: Raíces unitarias, ARMAX(1,1) artículos rango precio bajo, *clúster 4***

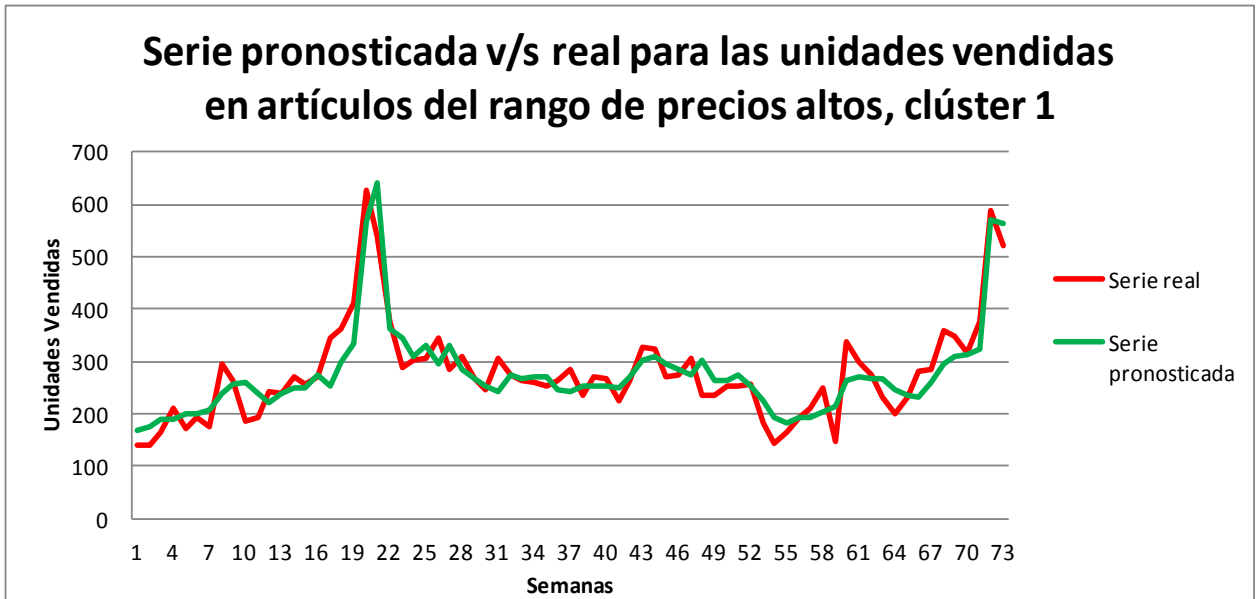


Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Los gráficos muestran que todos los procesos son estacionarios, al encontrarse sus raíces dentro del círculo unitario, lo que indica que su distribución de probabilidad es la misma para todas las observaciones.

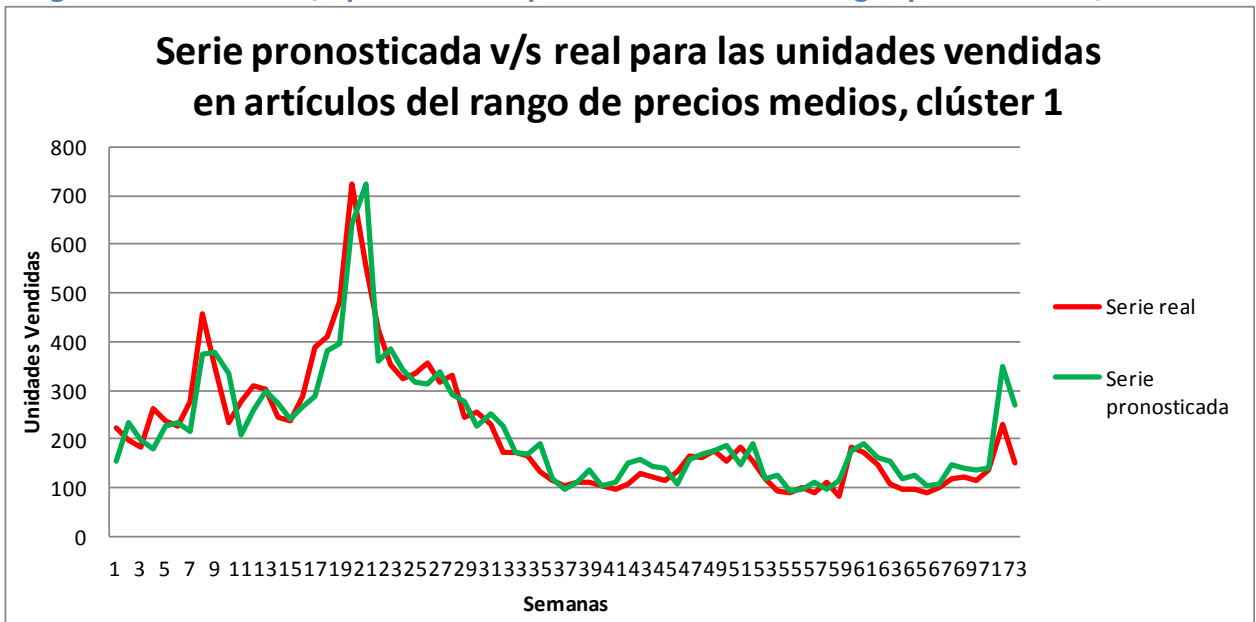
## 14.5 Anexo E

Figura 34: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, clúster 1



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 35: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, clúster 1



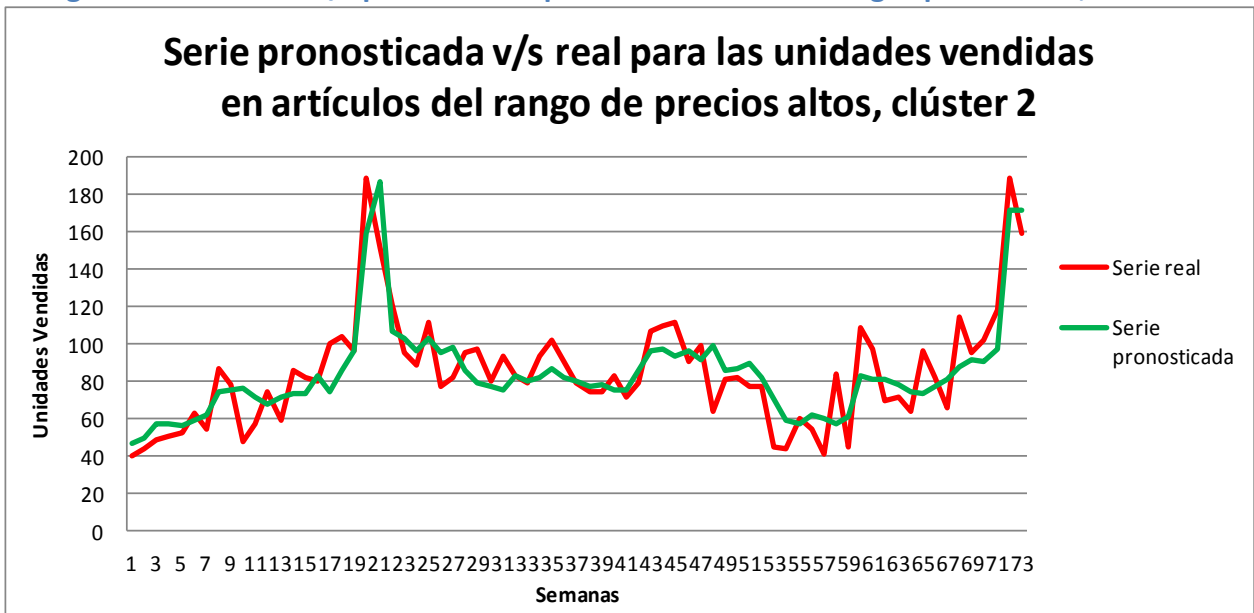
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 36: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, *clúster 1*



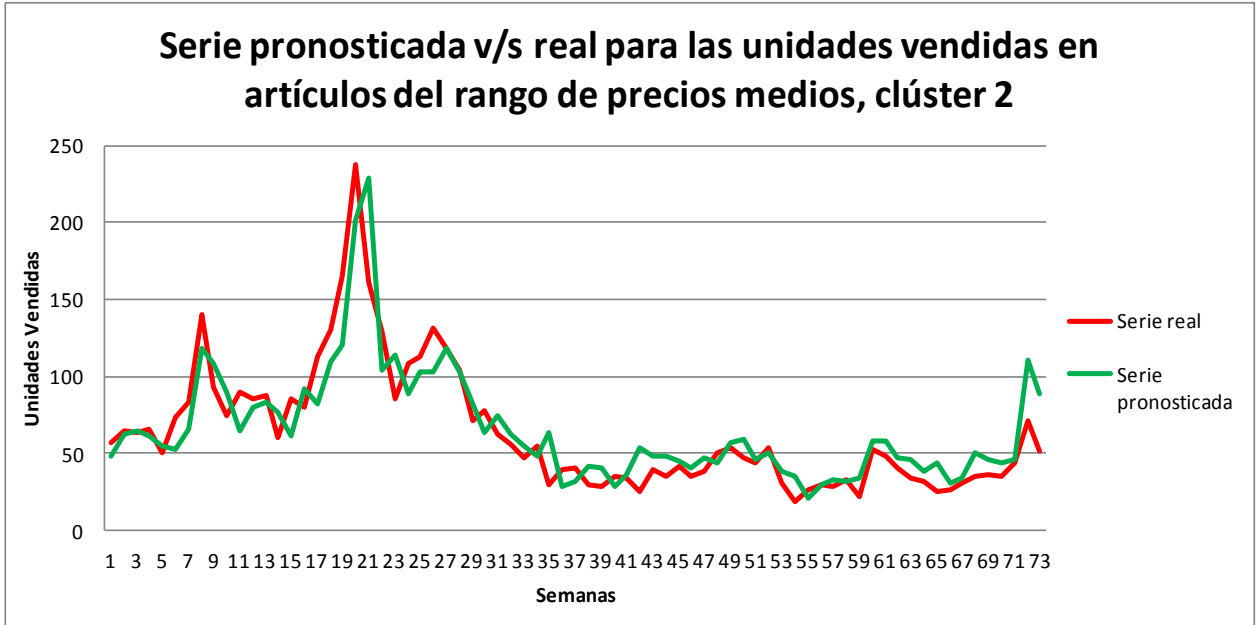
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 37: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, *clúster 2*



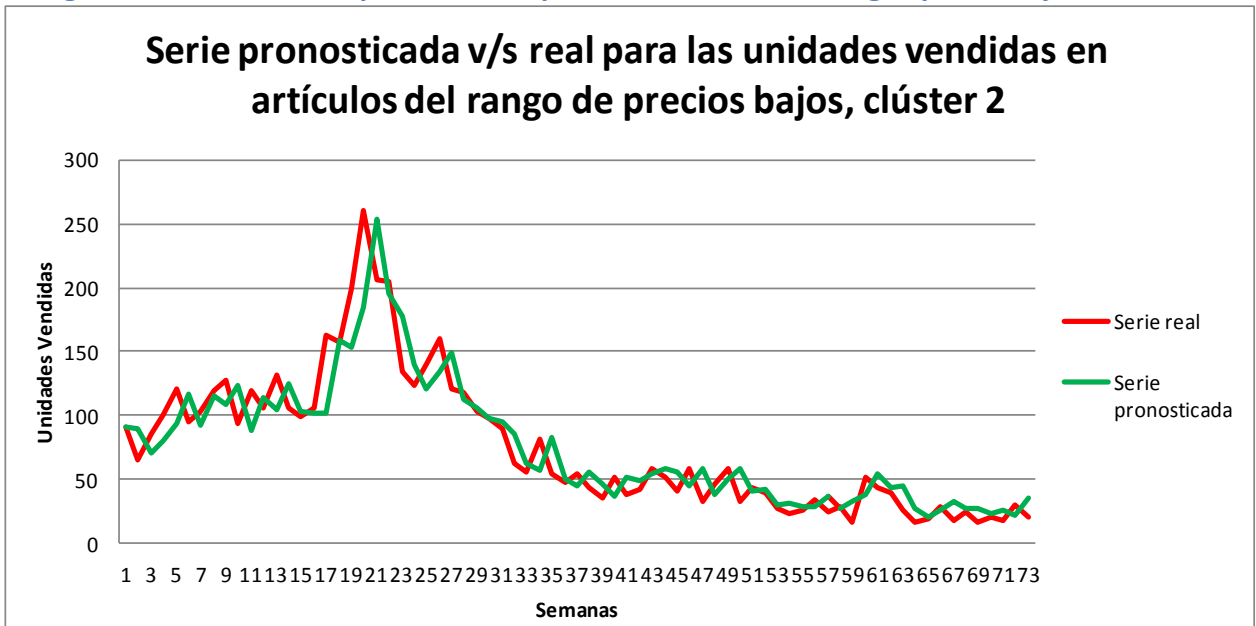
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 38: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, *clúster 2*



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

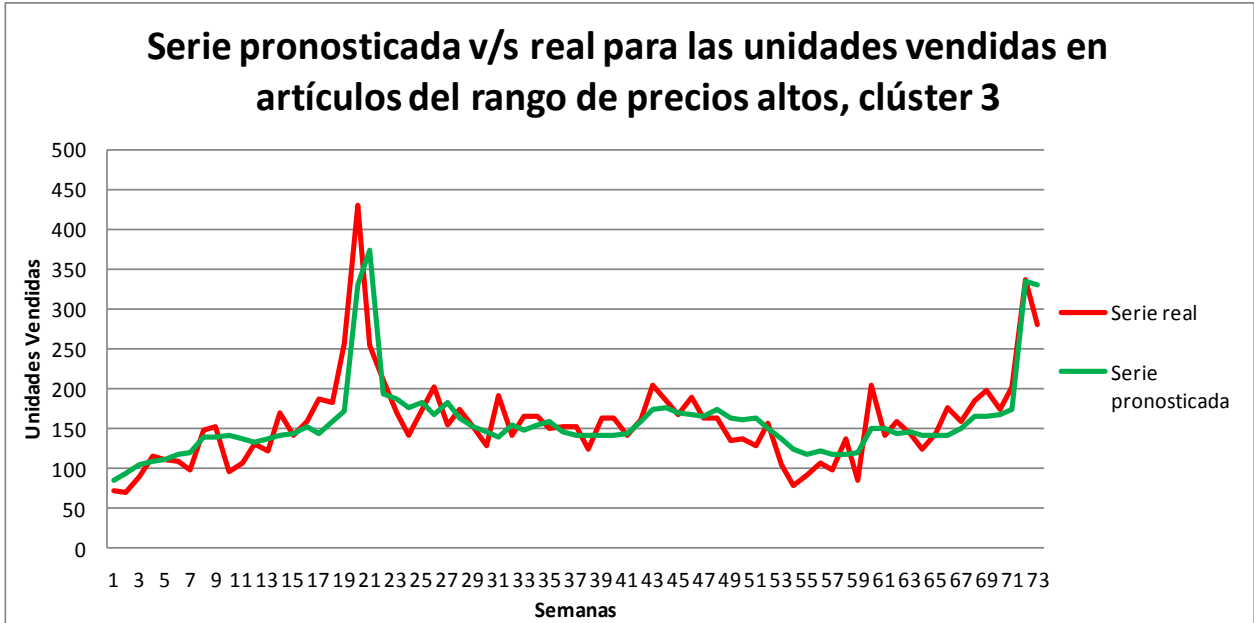
Figura 39: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, *clúster 2*



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

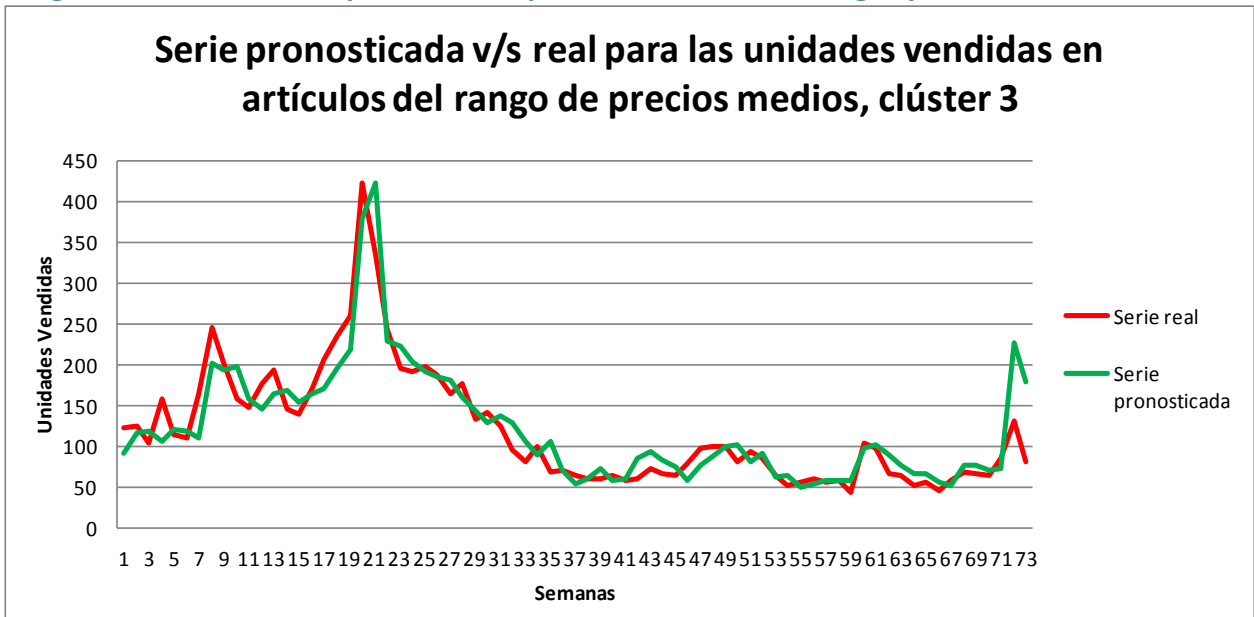


Figura 40: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, clúster 3



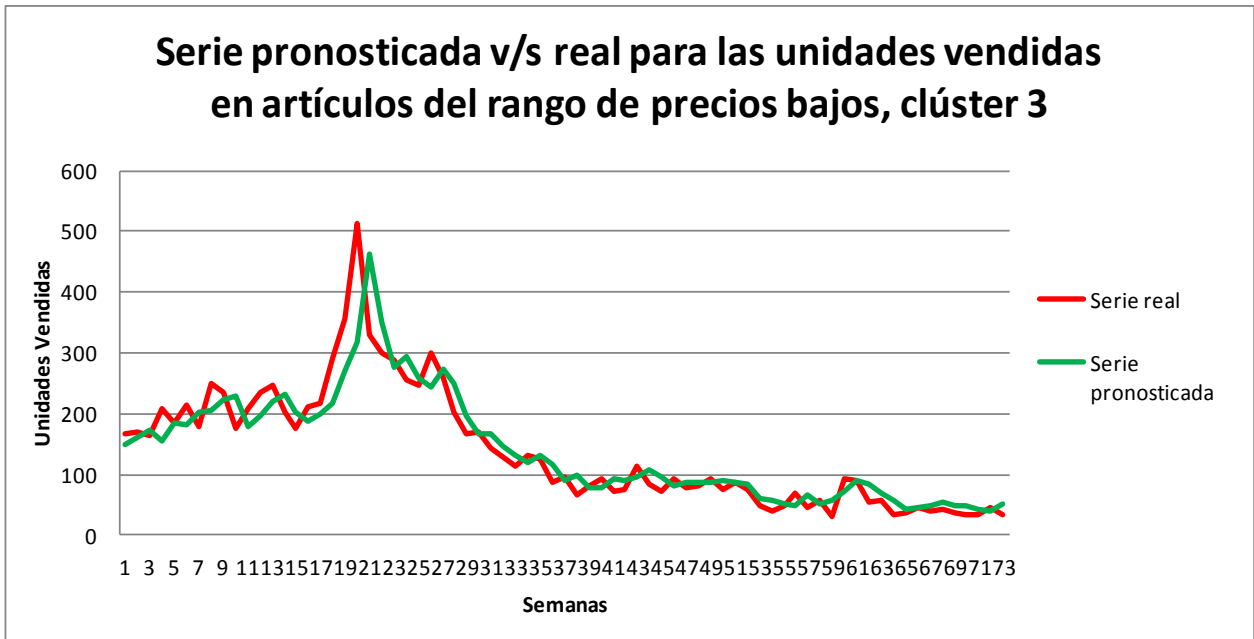
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 41: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio medio”, clúster 3



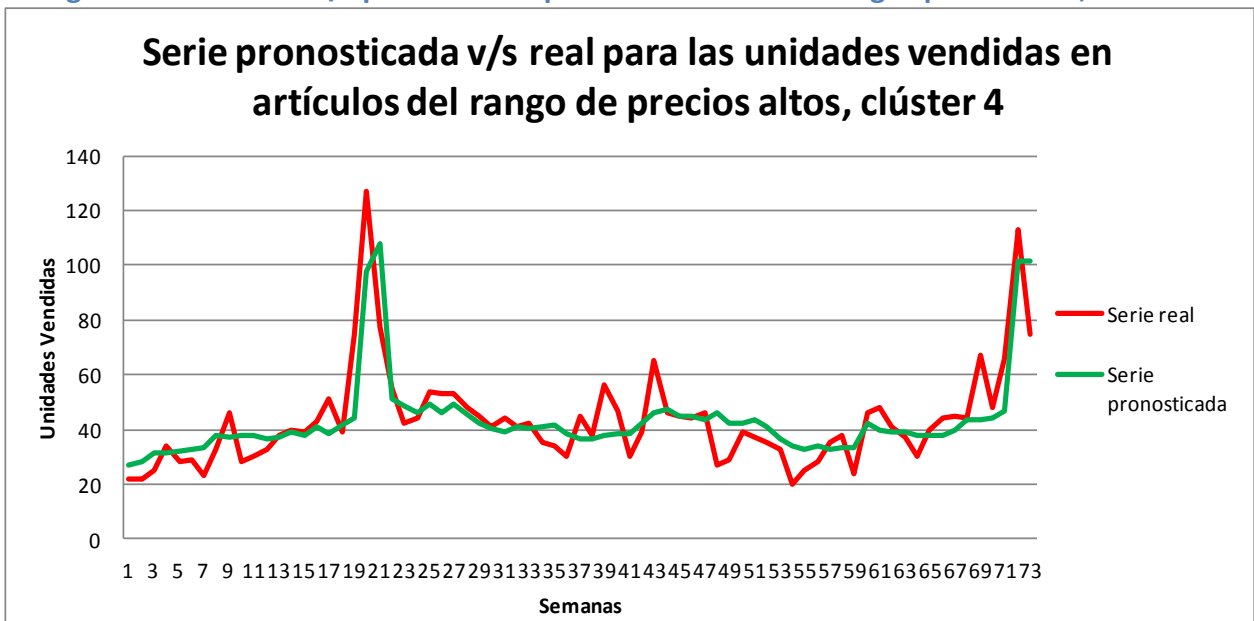
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 42: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio bajo”, clúster 3



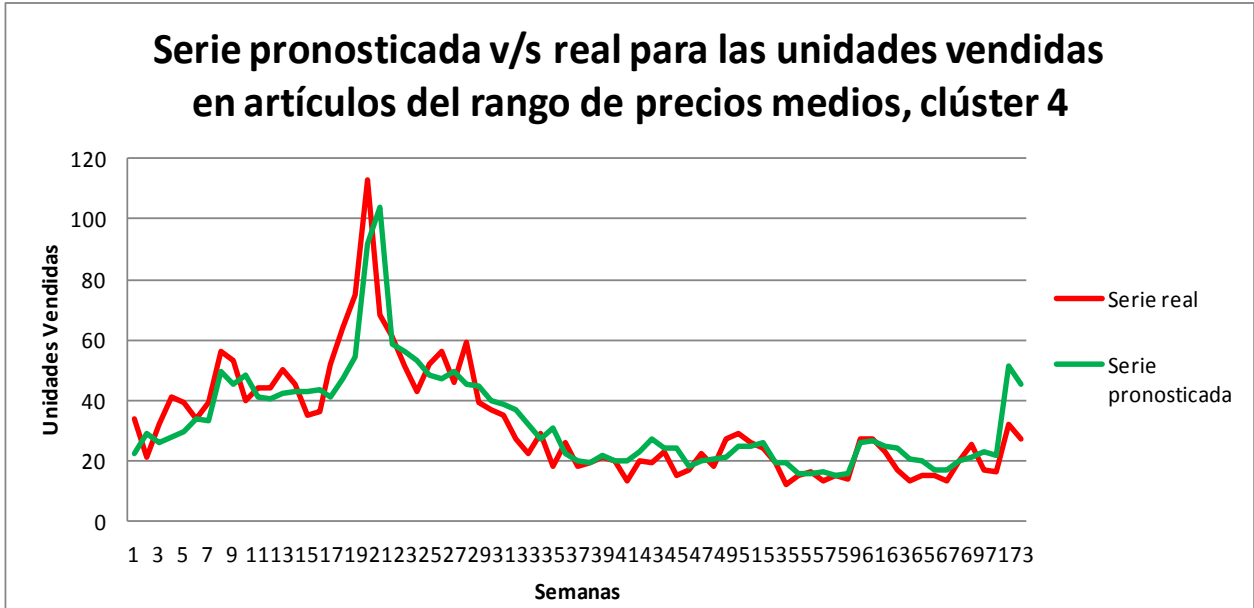
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 43: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango “precio alto”, clúster 4



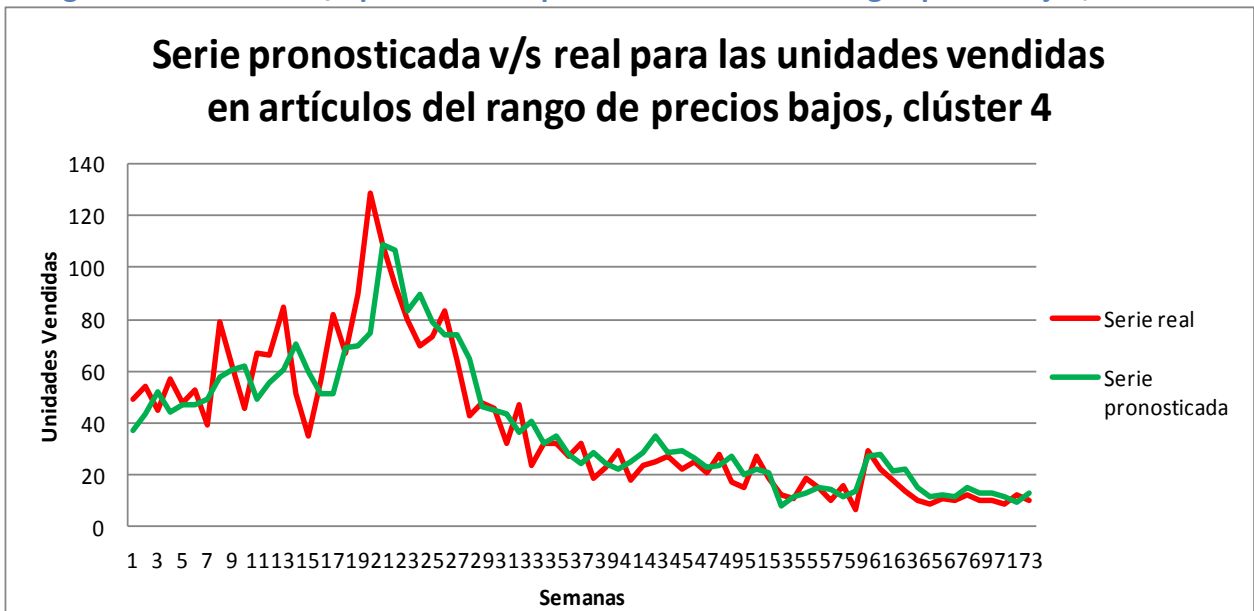
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 44: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango "precio medio", clúster 4



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

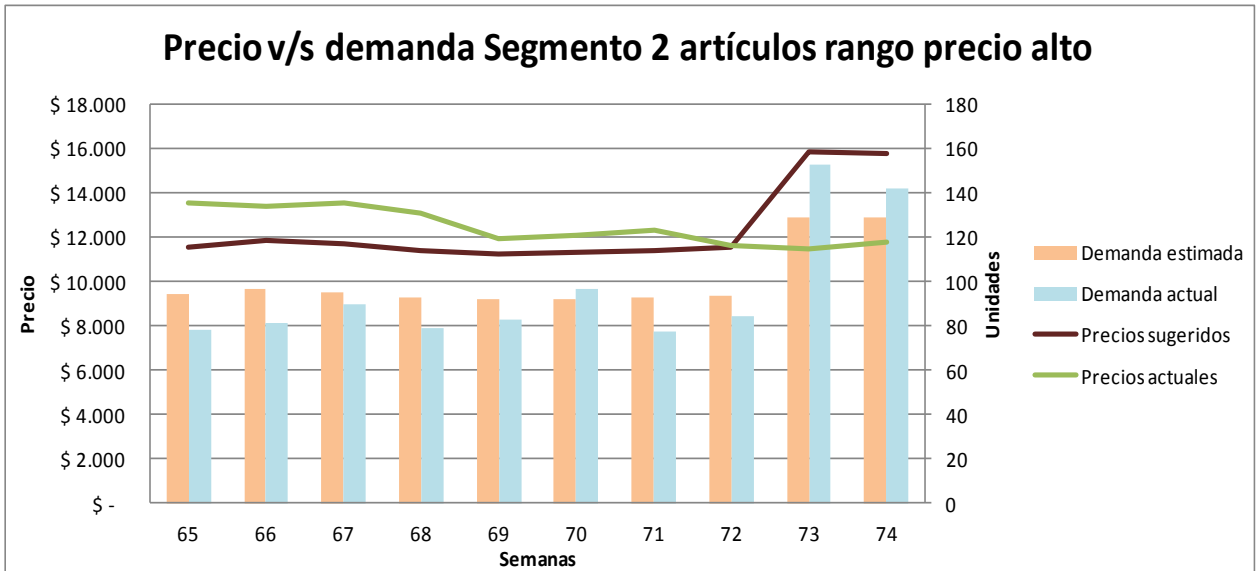
Figura 45: Serie real v/s pronosticada para los artículos del rango "precio bajo", clúster 4



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

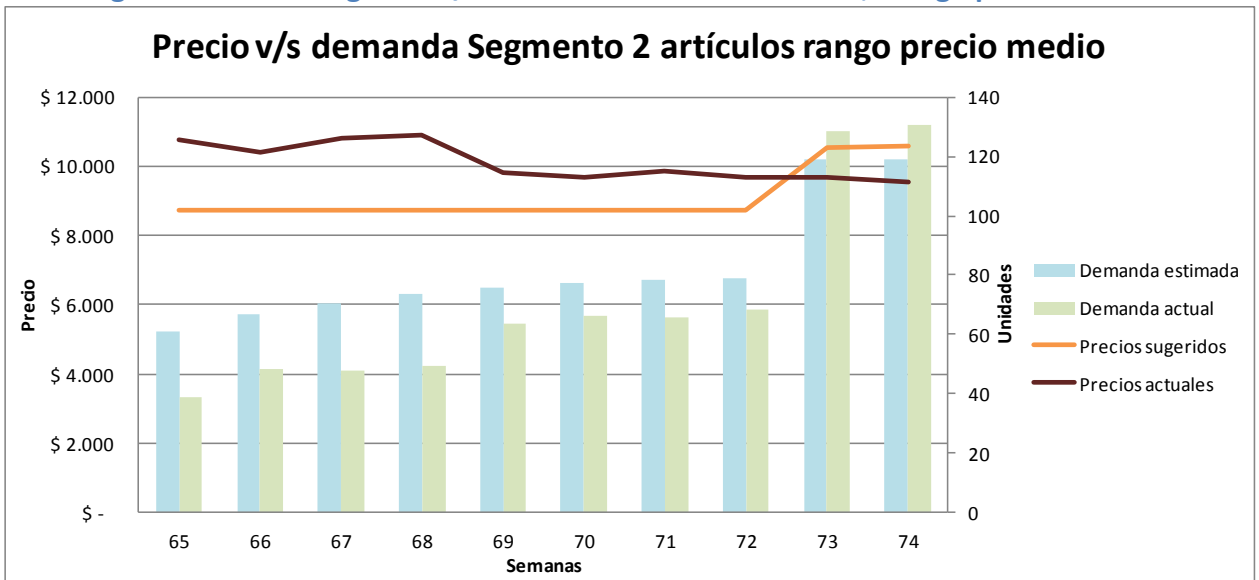
## 14.6 Anexo F

Figura 46: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 2, "rango precio alto"*



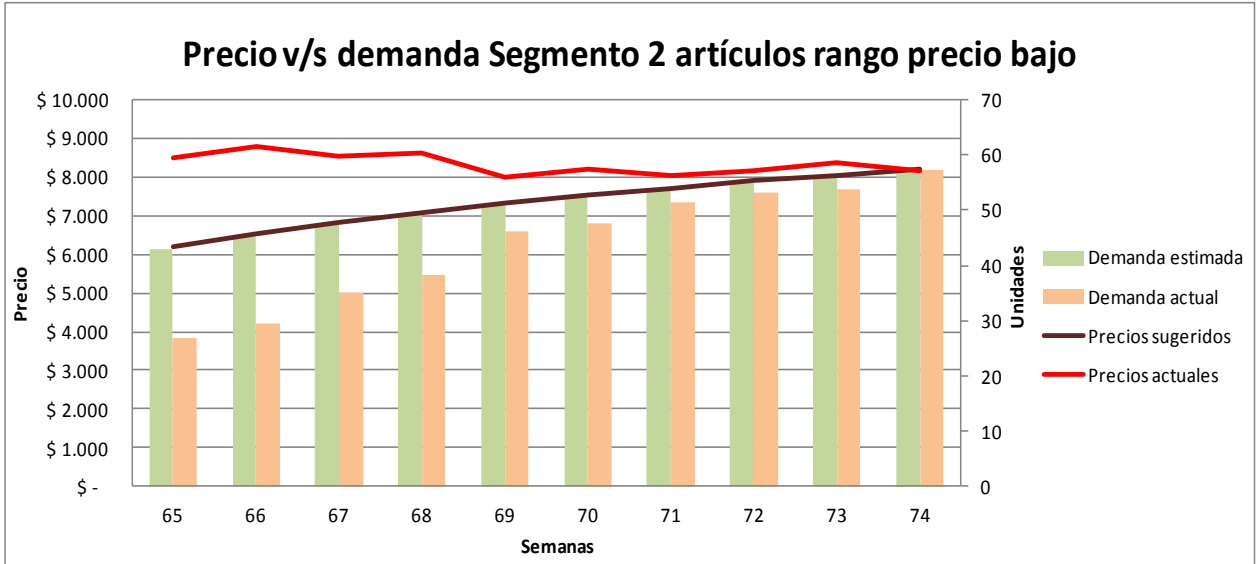
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 47: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 2, "rango precio medio"*



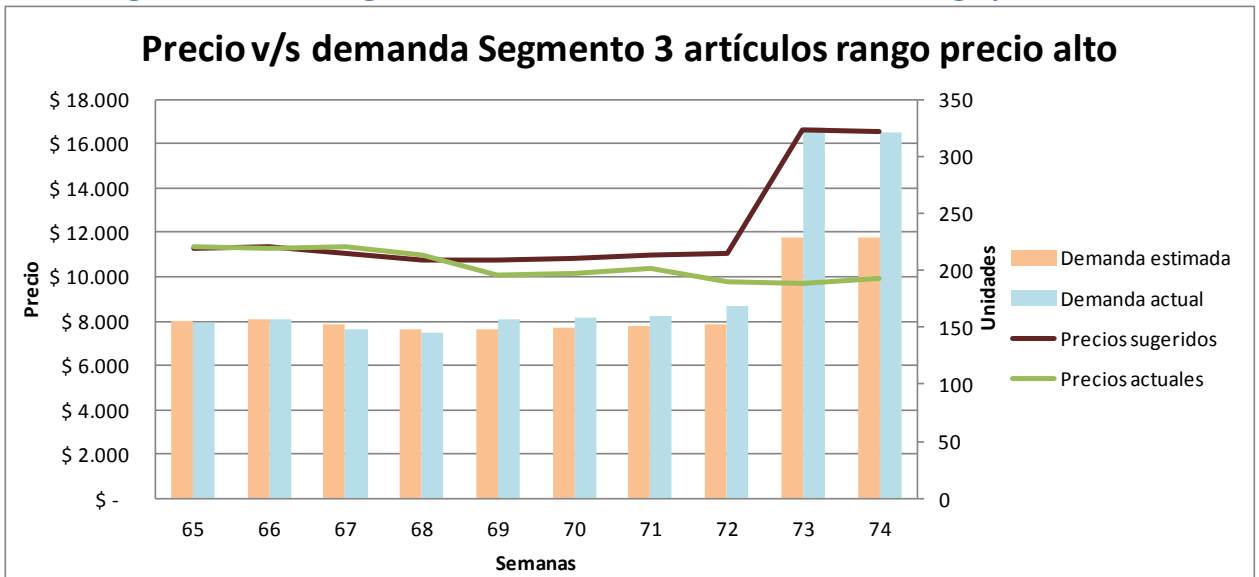
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 48: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 2*, "rango precio bajo"



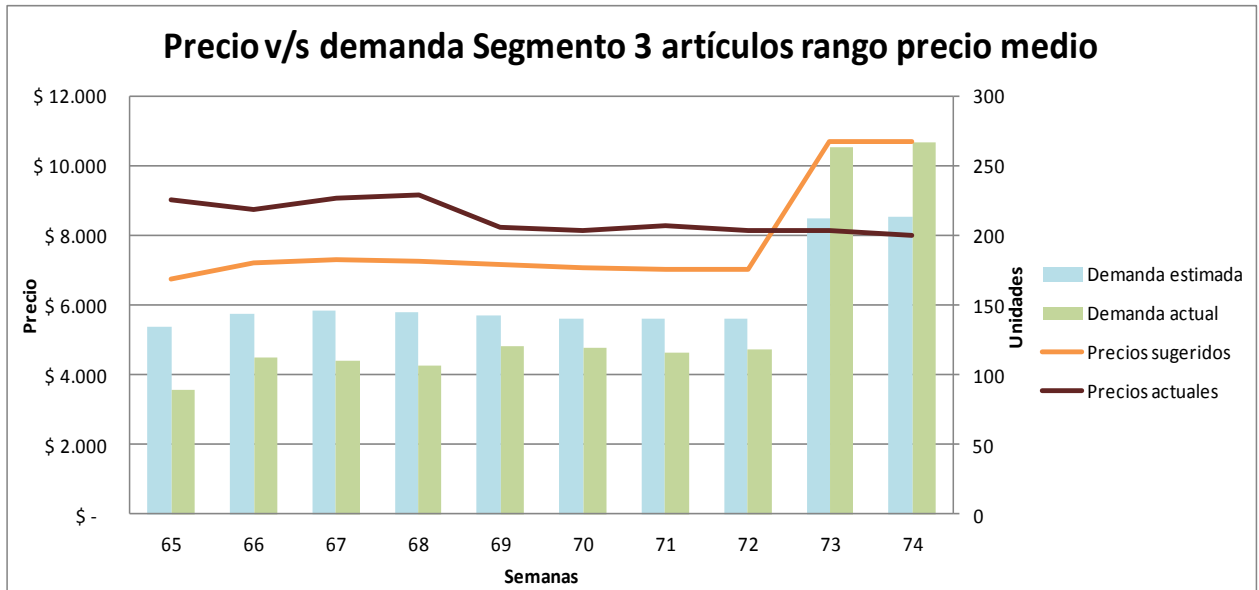
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 49: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 3*, "rango precio alto"



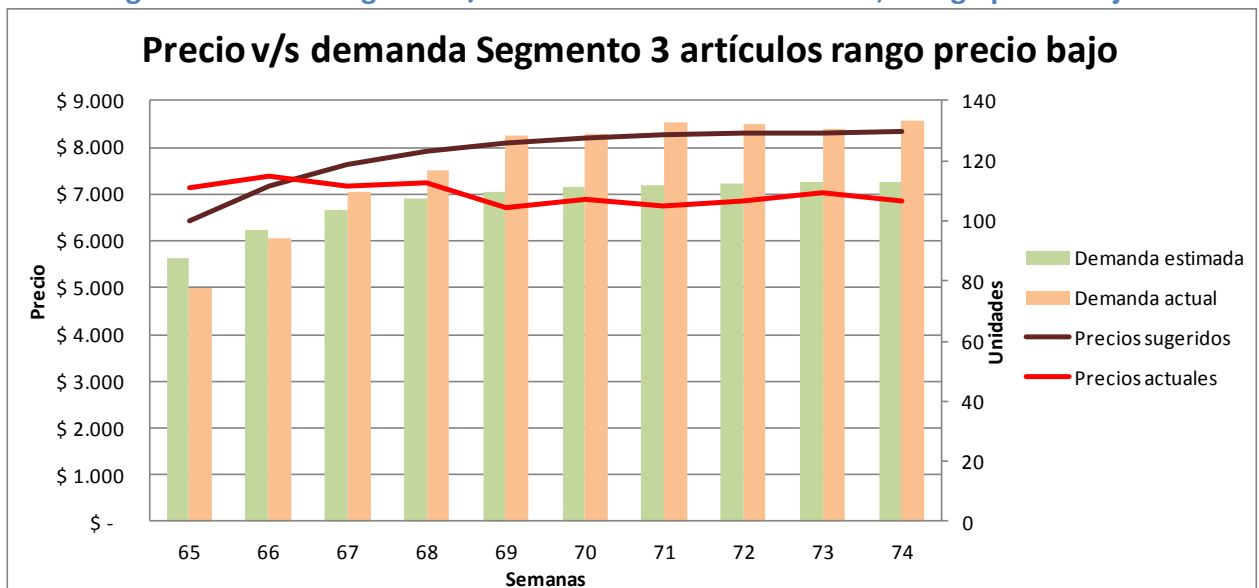
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 50: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 3, "rango precio medio"*



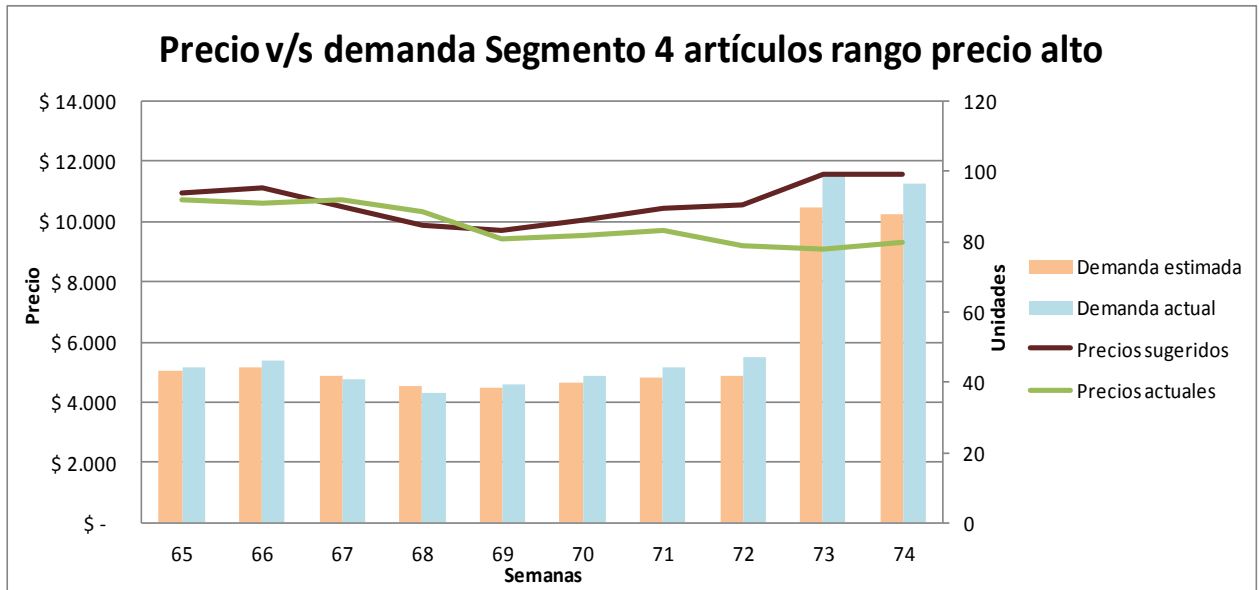
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 51: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 3, "rango precio bajo"*



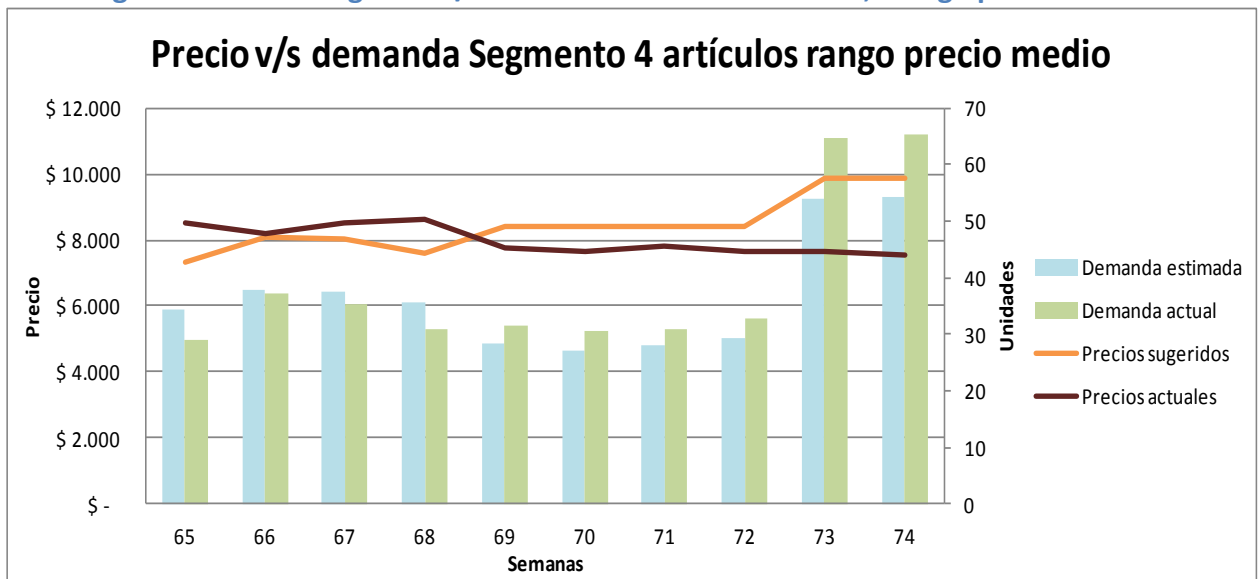
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 52: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 4, "rango precio alto"*



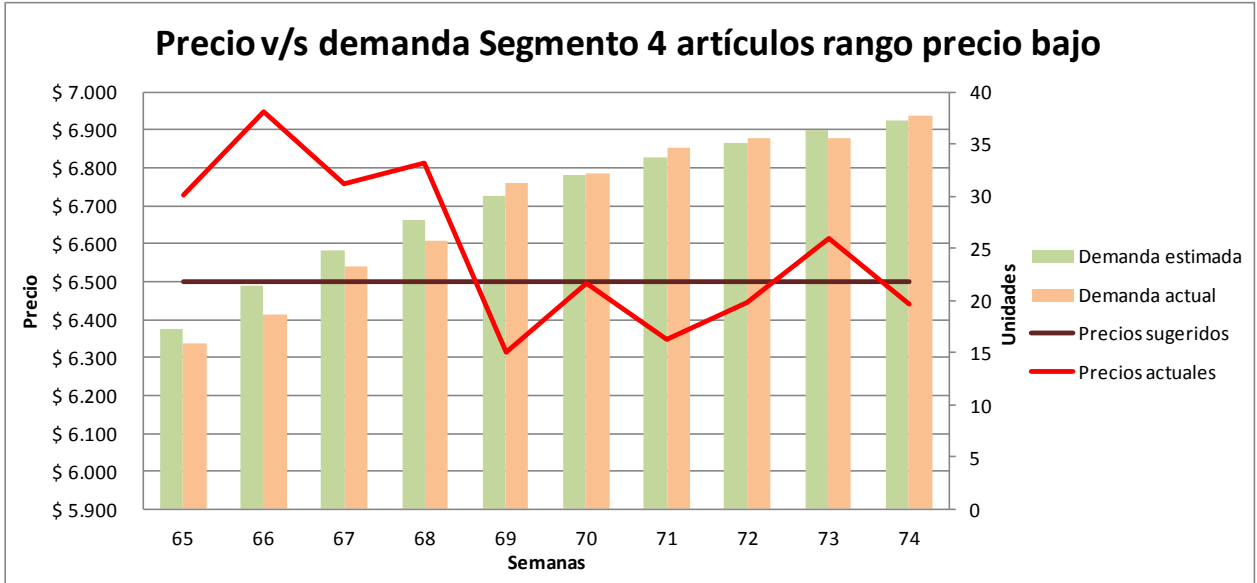
Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 53: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 4, "rango precio medio"*



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

Figura 54: Precio sugerido v/s demanda estimada *clúster 4*, “rango precio bajo”



Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

En la mayoría de los casos se tiene una política de precios sugerida estable a través de las semanas a excepción de los dos últimos periodos, donde se estima conveniente subir el precio de los productos, esto debido a que al ser una fecha especial como Navidad, la demanda se incrementa y, a pesar de que el precio es más elevado, los productos se van a demandar igual en alta cantidad, provocando el aumento de los ingresos.

## 14.7 Anexo G

Tabla 52: Demanda agregada conjunto de artículos analizados

Semanas	Demanda artículos del rango de precios bajo	Demanda artículos del rango de precios medio	Demanda artículos del rango de precios alto
1	533	275	373
2	609	438	272
3	592	408	277
4	590	382	328
5	736	529	409
6	665	443	366
7	714	443	394
8	649	562	353
9	960	897	565
10	832	696	541
11	619	507	359
12	779	560	386
13	852	615	478
14	904	632	457



Semanas	Demanda artículos del rango de precios bajo	Demanda artículos del rango de precios medio	Demanda artículos del rango de precios alto
15	733	496	566
16	624	497	521
17	741	575	553
18	917	757	683
19	1051	841	688
20	1298	985	837
21	1733	1497	1374
22	1295	1119	1023
23	1242	859	763
24	969	684	596
25	948	666	578
26	872	697	647
27	1093	729	676
28	848	643	574
29	734	671	629
30	633	489	562
31	651	511	496
32	515	451	635
33	466	352	539
34	413	321	551
35	441	347	555
36	421	248	540
37	330	250	538
38	355	226	561
39	258	221	472
40	293	221	564
41	326	224	560
42	252	202	469
43	284	211	542
44	410	260	704
45	326	245	664
46	271	236	595
47	330	264	599
48	269	321	616
49	298	328	489
50	329	355	482
51	262	312	510
52	308	347	495
53	264	319	524
54	165	233	363
55	145	176	288
56	196	186	342
57	238	207	380
58	162	189	383
59	204	217	508

Semanas	Demanda artículos del rango de precios bajo	Demanda artículos del rango de precios medio	Demanda artículos del rango de precios alto
60	107	161	301
61	331	366	698
62	304	345	586
63	221	277	543
64	186	223	484
65	128	193	417
66	129	194	511
67	161	177	584
68	137	203	553
69	161	243	703
70	131	250	710
71	129	231	639
72	120	282	761
73	170	464	1228
74	130	309	1037
75	26	28	169

Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa

**Tabla 53: Precios semanales conjunto de artículos analizados**

Semanas	Precios artículos del rango de precios bajo	Precios artículos del rango de precios medio	Precios artículos del rango de precios alto
1	\$7.649	\$9.427	\$11.078
2	\$7.721	\$9.237	\$11.265
3	\$7.570	\$8.856	\$11.166
4	\$6.988	\$8.914	\$10.652
5	\$7.529	\$9.130	\$10.820
6	\$7.921	\$9.881	\$11.146
7	\$7.872	\$9.729	\$11.122
8	\$7.869	\$9.865	\$11.181
9	\$5.906	\$6.493	\$9.924
10	\$6.817	\$7.953	\$10.286
11	\$6.620	\$7.830	\$10.452
12	\$7.217	\$8.648	\$10.528
13	\$7.356	\$8.924	\$10.841
14	\$7.223	\$8.667	\$10.726
15	\$7.345	\$9.095	\$10.504
16	\$7.345	\$9.063	\$10.872
17	\$6.695	\$8.039	\$10.217
18	\$6.876	\$7.772	\$11.111
19	\$6.342	\$7.265	\$10.560
20	\$5.972	\$7.025	\$9.816
21	\$6.459	\$7.140	\$10.570
22	\$5.175	\$5.858	\$8.204

<b>Semanas</b>	<b>Precios artículos del rango de precios bajo</b>	<b>Precios artículos del rango de precios medio</b>	<b>Precios artículos del rango de precios alto</b>
23	\$5.115	\$5.668	\$8.436
24	\$7.185	\$6.297	\$9.144
25	\$5.808	\$6.304	\$9.673
26	\$5.778	\$6.446	\$8.761
27	\$5.897	\$6.865	\$9.831
28	\$6.276	\$7.005	\$9.091
29	\$6.764	\$7.549	\$10.206
30	\$7.732	\$8.773	\$11.129
31	\$7.971	\$9.220	\$11.689
32	\$8.064	\$9.063	\$11.926
33	\$8.183	\$9.062	\$11.467
34	\$8.221	\$9.285	\$11.712
35	\$8.208	\$9.478	\$11.414
36	\$7.765	\$8.877	\$11.176
37	\$8.490	\$9.718	\$11.896
38	\$8.933	\$10.621	\$12.227
39	\$8.766	\$10.613	\$12.360
40	\$8.731	\$10.065	\$12.078
41	\$8.889	\$10.541	\$12.246
42	\$8.905	\$10.633	\$12.365
43	\$7.879	\$9.289	\$11.173
44	\$6.732	\$8.224	\$9.859
45	\$6.935	\$8.278	\$9.943
46	\$6.719	\$8.319	\$10.527
47	\$6.691	\$9.111	\$10.535
48	\$7.084	\$8.774	\$10.800
49	\$6.861	\$8.899	\$10.092
50	\$6.727	\$8.660	\$10.736
51	\$7.027	\$8.540	\$10.510
52	\$6.501	\$9.098	\$10.102
53	\$7.108	\$8.992	\$10.722
54	\$8.767	\$10.388	\$11.842
55	\$8.607	\$10.396	\$12.611
56	\$8.414	\$10.778	\$12.623
57	\$8.569	\$10.836	\$12.309
58	\$8.646	\$10.780	\$12.517
59	\$8.796	\$10.825	\$12.495
60	\$8.826	\$10.864	\$12.750
61	\$6.556	\$8.425	\$10.184
62	\$6.645	\$8.428	\$10.968
63	\$7.186	\$8.992	\$11.381
64	\$6.869	\$9.099	\$11.438
65	\$7.395	\$9.340	\$11.763
66	\$7.636	\$9.020	\$11.666
67	\$7.428	\$9.392	\$11.765

<b>Semanas</b>	<b>Precios artículos del rango de precios bajo</b>	<b>Precios artículos del rango de precios medio</b>	<b>Precios artículos del rango de precios alto</b>
<b>68</b>	\$7.487	\$9.457	\$11.384
<b>69</b>	\$6.942	\$8.529	\$10.390
<b>70</b>	\$7.139	\$8.429	\$10.506
<b>71</b>	\$6.980	\$8.564	\$10.694
<b>72</b>	\$7.084	\$8.414	\$10.090
<b>73</b>	\$7.269	\$8.404	\$10.007
<b>74</b>	\$7.078	\$8.277	\$10.259
<b>75</b>	\$7.561	\$8.417	\$10.786

Fuente: Elaboración Propia en base a datos proporcionados por la empresa